

PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE POMOĆU METODA VREMENSKIH SERIJA

Novaković, Nora

Master's thesis / Diplomski rad

2023

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:145:169553>

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

Download date / Datum preuzimanja: **2025-01-09**



Repository / Repozitorij:

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



Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku

Ekonomski fakultet u Osijeku

Diplomski studij, Logistički menadžment

Nora Novaković

**PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE POMOĆU METODA
VREMENSKIH SERIJA**

Diplomski rad

Osijek, 2023. godina

Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku
Ekonomski fakultet u Osijeku
Diplomski studij, Logistički menadžment

Nora Novaković

**PROGNOZIRANJE POTRAŽNJE POMOĆU METODA
VREMENSKIH SERIJA**

Diplomski rad

Kolegij: Logističko planiranje u opskrbnom lancu

JMBAG: 0010226533

e-mail: novakovic.upravni@gmail.com

Mentor: prof.dr.sc. Davor Dujak

Osijek, 2023. godina

Josip Juraj Strossmayer University of Osijek
Faculty of Economics in Osijek
Graduate Study (Logistics management)

Nora Novaković

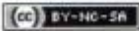
DEMAND FORECASTING USING TIME SERIES METHODS

Graduate paper

Osijek, 2023.

IZJAVA

O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI, PRAVU PRIJENOSA INTELKTUALNOG 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 mojim istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu. Potvrđujem poštivanje nepovredivosti autorstva te točno citiranje radova drugih autora i referiranje na njih.
2. Kojom izjavljujem da je Ekonomski fakultet u Osijeku, bez naknade u vremenski i teritorijalno neograničenom opsegu, nositelj svih prava intelektualnoga vlasništva u odnosu na navedeni rad pod licencom *Creative Commons Imenovanje – Nekomercijalno – Dijeli pod istim uvjetima 3.0 Hrvatska*. 
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 visokom obrazovanju i znanstvenoj djelatnosti, NN 119/2022).
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: Nora Novaković

JMBAG: 0010226533

OIB: 76431106911

e-mail za kontakt: novakovic.upravni@gmail.com

Naziv studija: Diplomski studij, Logistički menadžment

Naslov rada: Predviđanje potražnje pomoću metoda vremenskih serija

Mentor/mentorica rada: Prof.dr.sc. Davor Dujak

U Osijeku, 11.09.2023. godine

Potpis Nora Novaković

SAŽETAK

Maloprodajni svijet podložan je promjenama, nepredvidljivosti i kompleksnosti zbog promjena ponašanja i preferencija kod potrošača. Te dinamične promjene primjetne su u različitim kategorijama proizvoda, količinama, trendovima... Sukladno tome, poduzeća se nastoje prilagoditi potrošačima gdje iznimno važnu ulogu i sve veće značenje dobiva predviđanje potražnje koje predstavlja temelj strateških i operativnih planova. Dvije metode koje se mogu koristiti prilikom izrade prognoza su kvalitativne i kvantitativne. Kvalitativne metode koriste se u tradicionalnom predviđanju i uključuju puno iskustva, intuicije i subjektivnosti. Kvantitativne metode koriste podatke i analitičke alate za predviđanje i vrste su metoda koje se koriste u softveru za automatsko predviđanje potražnje. U radu su primijenjene metode vremenskih serija kao najpoznatija kvantitativna metoda, kako bi se stvorila prognoza na temelju prikupljenih podataka. Prilikom izračuna prognoze potražnje, primijenjeno je sedam metoda vremenskih serija za poduzeće Decathlon čija potražnja za ženskim tajicama pokazuje blagi rastući trend. Kao kriterij odabira optimalne metode prognoziranja potražnje korišten je izračun mjere grešaka prognoze.

KLJUČNE RIJEČI: Lanac opskrbe, prognoziranje potražnje, kvalitativne metode prognoziranja, kvantitativne metode prognoziranja, analiza vremenskih serija

ABSTRACT

The retail world is subject to change, unpredictability and complexity due to changes in consumer behavior and preferences. These dynamic changes are noticeable in different product categories, quantities, trends... Accordingly, companies try to adapt to consumers, where demand forecasting, which is the basis of strategic and operational plans, plays an extremely important role and becomes increasingly important. The two methods that can be used when making forecasts are qualitative and quantitative. Qualitative methods are used in traditional forecasting and involve a lot of experience, intuition and subjectivity. Quantitative methods use data and analytical tools for forecasting and are the types of methods used in automatic demand forecasting software. In this work, time series methods were applied as the best-known quantitative method, in order to create a forecast based on the collected data. When calculating the demand forecast, seven time series methods were applied for Decathlon, whose demand for women's tights shows a slight upward trend. The calculation of the measure of forecast errors was used as a criterion for selecting the optimal demand forecasting method.

KEY WORDS: Supply chain, demand forecasting, qualitative forecasting methods, quantitative forecasting methods, time series analysis

SADRŽAJ

1. Uvod	1
2. METODOLOGIJA RADA.....	2
2.1. Predmet rada.....	2
2.2. Metode istraživanja	2
2.3. Hipoteze istraživanja	2
2.4. Izvor istraživanja	3
3. Prognoziranje potražnje.....	4
3.1. Pojam prognoziranja potražnje u opskrbnom lancu.....	4
3.2. Metode prognoziranja potražnje.....	7
3.2.1. Kvalitativne metode	8
3.2.2. Kvantitativne metode	10
3.2.2.1. Naivna metoda.....	11
3.2.2.2. Metoda prosjeka	11
3.2.2.3. Metoda pomičnog prosjeka	12
3.2.2.4. Ponderirani pomični prosjek.....	12
3.2.2.5. Metoda eksponencijalnog izgladivanja	13
3.2.2.6. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom.....	14
3.2.2.7. Metoda linearnog trenda.....	15
3.2.2.8. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti.....	16
3.3. Izračunavanje točnosti prognoze	18
4. Prognoziranje potražnje na primjeru Decathlona	20
4.1. Primjena metoda vremenskih serija	22
4.2.1. Metoda prosjeka	24
4.2.2. Metoda pomičnog prosjeka	27
4.2.3. Metoda ponderiranog pomičnog prosjeka	30
4.2.4. Jednostavno eksponencijalno izgladivanje.....	32
4.2.5. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom ili Holt-ov model.....	37
4.2.6. Metoda linearnog trenda.....	38
4.2.7. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti.....	40

5. Usporedba metoda vremenskih serija.....	45
6. Rasprava	48
6.1. Testiranje hipoteza	48
6.2. Prijedlozi za poboljšanje	48
7. Zaključak.....	50
Literatura.....	51
Popis slika.....	53
Popis grafikona	54

1. Uvod

Bez potražnje, nema posla. A bez dubokog razumijevanja potražnje, poduzeća ne mogu donositi ispravne odluke na pitanja poput koliko je jedinica potrebno imati pri ruci kako se ne bi dogodila *stock-out* situacija, gdje očekujete biti za godinu dana... Prognoziranje potražnje je jedna od ključnih sastavnica poslovanja velikog broja poduzeća koja pružaju svojim kupcima različite proizvode i usluge. No, uz rastuće, varijabilne tržišne zahtjeve, personalizirane razine usluga koju potrošači sve više traže, potrebno je brzo reagirati kako bi se istaknuli u svojim sektorima. Zato se naglasak stavlja na predviđanje kako bi se zadovoljila određena razina potražnje.

Tehnike predviđanja omogućuju prevođenje mnoštva informacija dostupnih u bazama podataka u strategije koje mogu pružati određenu konkurentsku prednost. Tvrtke imaju vrijedne informacije o svom potencijalu na trenutnom tržištu, kao i na drugim tržištima, tako da se mogu donositi informirane odluke o strategijama poslovanja, cijenama... U radu će se objasniti dva glavna pristupa predviđanju potražnje: kvalitativne i kvantitativne metode. Kvalitativno predviđanje razrađuje predviđanja o budućoj potražnji na temelju stručnog mišljenja konzultanata, stručnjaka ili zaposlenika s velikim iskustvom u određenoj industriji. Delphi metoda, istraživanje tržišta i ispitivanje fokusnih grupa su samo neke od kvalitativnih metoda. S druge strane, metode vremenskih serija, odnosno kvantitativne metode daju predviđanja o budućoj potražnji na temelju analize prošlih povijesnih podataka. Takvi podaci mogu otkriti sezonske obrasce i promjenjive trendove koji bi potencijalno mogli utjecati na proizvodnju i prodaju, pa mogu pomoći tvrtkama u donošenju odluka temeljenih na podacima. Stoga, na temelju prikupljenih podataka o prodaji ženskih tajica poduzeća Decathlon za razdoblje od 5 godina, provedeni su izračuni primjenom metoda vremenskih serija sa ciljem pronalaska optimalne metode za predviđanje potražnje spomenutog proizvoda.

Međutim, prilikom predviđanja potražnje postoje izvori pogrešaka i neizvjesnosti koji mogu utjecati na točnost i pouzdanost predviđanja. Stoga, kombiniranje metoda predviđanja potražnje uključuje korištenje više metoda za predviđanje buduće potražnje. Ideja iza ovog pristupa je iskoristiti prednosti svake metode i smanjiti slabosti ili ograničenja svake pojedinačne metode.

2. METODOLOGIJA RADA

2.1.Predmet rada

Ovaj rad istražuje primjenu metoda vremenskih serija prilikom prognoziranja potražnje. Potražnja predstavlja jedan od osnovnih pojmova u ekonomiji, kojim se označava željena i moguća količina dobara ili usluga koje kupci planiraju kupiti po određenoj cijeni. Imajući u vidu da pravovremeno predviđanje potražnje ima ključnu ulogu u upravljanju tvrtkama i njihovim zalihama, cilj ovog istraživanja je analizirati učinkovitost metoda vremenskih serija upravo iz ovog aspekta. Odnosno, naglasak će se staviti na identifikaciju optimalnih modela vremenskih serija za predviđanje potražnje, evaluaciju njihove točnosti i primjenjivost dobivenih prognoza u procesima donošenja poslovnih odluka.

2.2.Metode istraživanja

Primjenjujući induktivno-deduktivnu metodu, rad započinje teorijskom podlogom, odnosno predstavljanjem utvrđenih te istraživanjem novih spoznaja i zakonitosti za dokazivanje i provjeravanje postavljenih hipoteza. Povijesnom metodom, metodom analize i deskripcije te komparativnom metodom obrađuju se prikupljeni podaci. Nad spomenutim podacima primjenjuju se statističko-matematičke metode: metoda pomičnog prosjeka, metoda ponderiranog pomičnog prosjeka, jednostavno eksponencijalno zaglađivanje, linearna regresija, Holtov model, Wintersov model uz njihov grafički prikaz. Istraživanje se zaključuje metodom dokazivanja kojom se potvrđuju ili metodom opovrgavanja kojom se testiraju hipoteze.

2.3. Hipoteze istraživanja

U radu se istražuju sljedeće hipoteze:

H1 – Pri predviđanju potražnje za određenim proizvodom modeli s manjim brojem varijabli mogu biti korisni u okruženjima gdje je potražnja manje volatilna, čak i ako imaju veće pogreške u predviđanju. Složenost modela i broj uključenih varijabli ne dovode nužno do boljih predviđanja.

H2- S obzirom na trend i sezonalnost potražnje za proizvodom, Holt-Wintersova metoda će dati optimalne rezultate predviđanja potražnje.

2.4.Izvor istraživanja

Za potrebe ovog rada korišteni su sekundarni izvori, odnosno različita stručna literatura poput knjige Briš Alić i dr. (2022), Jacobs, F., R. (2018), te Steveneson (2014). Knjige se bave temom operacijskog menadžmenta čiji se pristupi i fokus mogu razlikovati. Autori opisuju teorije, alate upravljanja operacijama i lancem opskrbe, istražuju ključne aspekte poslovanja poput strategija, planiranja, organizacije i kontrole. Briš Alić i dr. obrađuju temu s perspektive hrvatskog tržišta, dok Jacobs, F., R. i Steveneson donose sveobuhvatan pristup upravljanja operacijama. Prikupljeni podaci o prodaji ženskih tajica poduzeća Decathlon su korišteni za potrebe istraživačkog dijela rada.

3. Prognoziranje potražnje

Prognoziranje uključuje donošenje najbolje moguće prosudbe o nekom budućem događaju. U današnjem poslovnom svijetu koji se ubrzano mijenja, takve prosudbe mogu predstavljati razliku između uspjeha i neuspjeha. Gotovo svaka razina poslovanja poduzeća koristi neku vrstu predviđanja od top menadžmenta za donošenje dugoročnih strateških odluka, preko srednjeg menadžmenta koji koriste predviđanja prodaje za izradu proračuna svojih odjela do svakodnevnih operativnih zadataka vođeni planom nabave, planom proizvodnje, planom radne snage i financijskog plana. Predviđanje potražnje je temelj za donošenje najvažnijih odluka.

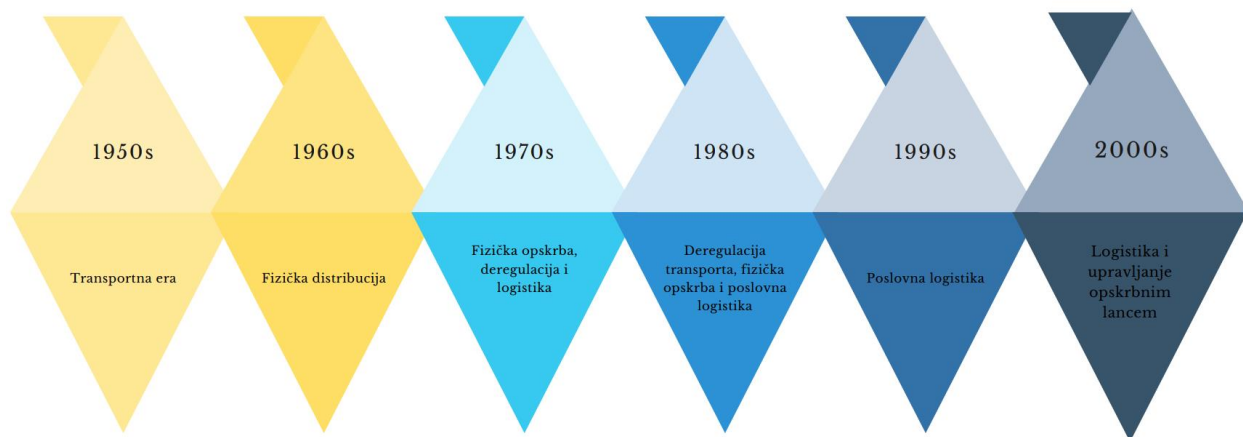
3.1. Pojam prognoziranja potražnje u opskrbnom lancu

Sve veća ponuda proizvoda koja je dovela do uvođenja proizvoda s kratkim životnim ciklusom, pa time i povećanim očekivanjima kupaca, uz sveprisutnu snažnu konkurenciju je usmjerila mnoga poduzeća da unaprijede svoje opskrbe lance. U svakom poduzeću sirovine i materijali putuju od proizvođača, preko dobavljača, distributera i trgovca do krajnjeg kupca. Stoga, upravljanje lancem opskrbe je skup pristupa koji se koriste za učinkovitu integraciju dobavljača, proizvođača, skladišta i trgovina, tako da se roba proizvodi i distribuira u pravim količinama, na pravim lokacijama i u pravo vrijeme, kako bi se minimizirao cijeli sustav troškova uz zadovoljavanje zahtjeva razine usluge (Simchi-Levi, D, Kaminsky, P., Simchi-Levi, E., 2003).

Nakon industrijske revolucije, mnogi opskrbni lanci izlaze izvan lokalnih ograničenja jer nakon postavljanja željeznica, prijevoz robe postaje efikasniji i jeftiniji na veće udaljenosti. Od izuma motora s unutarnjim izgaranjem i automobila u kasnom 19. stoljeću, počinju se razvijati kamioni kako bi omogućili brži prijevoz robe cestom čime se dolazi do koncepta "fizička distribucija". Gotovo sve transakcije i vođenje evidencije obavljali su se ručno. Međutim, tijekom tog vremena, kompjuterizacija ovih podataka otvorila je vrata velikoj prilici za inovacije u logističkom planiranju, od nasumičnog skladištenja u skladištima do optimizacije zaliha i rutiranja kamiona. Informatizacija podataka počela je pojednostavljivati logistiku i stvorila prilike u mnogim područjima uključujući točnije predviđanje, bolje skladištenje skladišta i upravljanje zalihama.

Sva ova povijest prikazana slikom 1. dovodi nas do sadašnjosti i kontinuirane transformacije u globalnim opskrbnim lancima (Prilagođeno prema Muddassir, 2022).

Slika 1. Kronološka evolucija koncepata logistike i lanca opskrbe



Izvor: Muddassir, A. (2023). Evolution of Supply Chain Management and Logistics, SCM DOJO Blog, prema <https://www.scmdojo.com/history-and-evolution-of-supply-chain-and-logistics/> (20.06.2023.)

U opskrbnim lancima informacija je moć koja omogućuje da se efikasno i učinkovito vodi posao, bude ispred konkurencije u sve složenijem okruženju. Upravo predviđanja potražnje igraju središnju ulogu u poduzećima. Temelj strateških i planskih odluka svakog poslovanja sjedi u predviđanju potražnje. Proces analiziranja i razumijevanja trenutnih i prošlih informacija kako bi se razumjeli budući obrasci kroz znanstveni i sustavni pristup naziva se predviđanje. A proces procjene buduće potražnje za proizvodom u smislu jedinice ili novčane vrijednosti naziva se predviđanje potražnje (Juneja P., 2020).

Prekomjerne zalihe (*overstock*) i *out-of-stock* (*stockouts*) vrlo su ozbiljni problemi za trgovce. Prekomjerne razine zaliha mogu uzrokovati gubitak prihoda zbog kapitala poduzeća vezanog za višak zaliha. Višak zaliha također može dovesti do povećanja troškova skladištenja, rada te smanjenja kvalitete i pogoršanja ovisno o vrsti proizvoda. Proizvodi kojih nema na zalihama mogu rezultirati gubitkom prodaje i smanjenim zadovoljstvom kupaca i lojalnošću trgovine. Ako kupci

ne mogu pronaći proizvode na policama koje traže, mogli bi se prebaciti na drugog konkurenta. Prodaja i gubitak kupaca ključni su problem za trgovce na malo. S obzirom na konkurenciju i financijska ograničenja u maloprodajnoj industriji, vrlo je važno imati točan sustav predviđanja potražnje i kontrole zaliha za upravljanje učinkovitim operacijama.

Steve Jobs je jednom rekao: “Naš je posao shvatiti što će oni htjeti prije nego što to učine“ (Insider, 2019). Stoga, ne postoji univerzalno dogovoren način predviđanja potražnje jer različite situacije podložne su različitim procesima. Međutim, postoje neke dosljedne značajke uspješnih predviđanja. Proces prognoziranja se sastoji od šest različitih koraka:

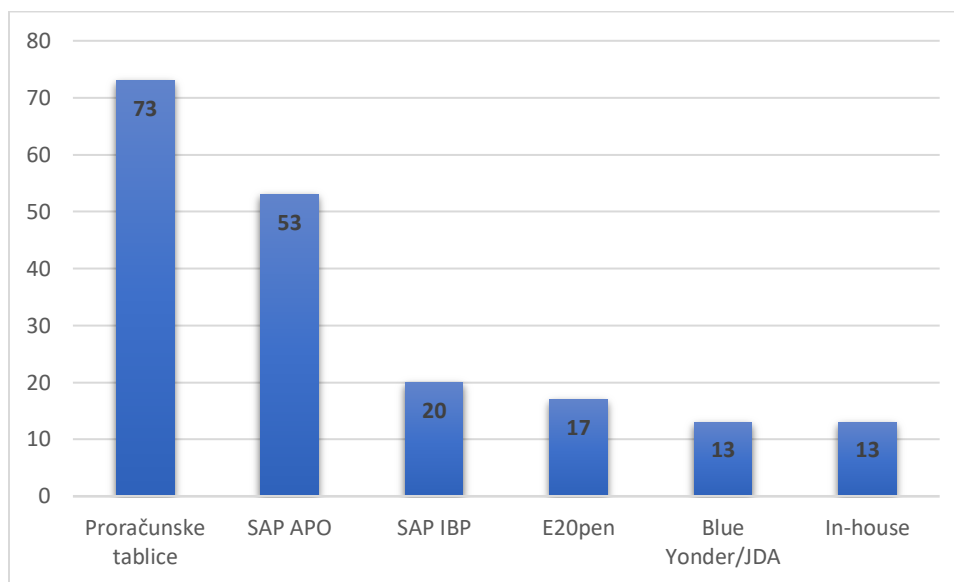
1. Određivanje svrhe, odnosno jasno razumijevanje ciljeva koji će pružati smjernice za kasnije odluke. Parametri mogu varirati od planiranja dugoročne ili kratkoročne potražnje, lansiranja proizvoda na određeni tržišni segment, planiranja potpunog predstavljanja...
2. Odabir, obrada i analiza podataka. Ponekad to izgleda kao brda kvantitativnih podataka iz baza podataka, proračunskih tablica i ERP sustava ; ponekad izgleda kao kvalitativna mišljenja stručnjaka. A postoji mnogo vrsta informacija između. Neki se procesi predviđanja oslanjaju isključivo ili prvenstveno na jedan izvor i vrše prilagodbe pomoću drugih informacija. Ali prije nego što se dizajnira proces predviđanja, potrebno je znati koje su informacije dostupne.
3. Nakon što su dobivene informacije koje su potrebne, može se generirati prognoza primjenom jedne ili više kvantitativnih i kvalitativnih tehnika predviđanja. Svaka metoda ima svoje prednosti i na dionicima je da odaberu koji im način najbolje odgovara.
4. Izrada prognoze.
5. Tumačenje rezultata gdje se odgovara na pitanja poput kolika je točnost prognoze, koji podaci se nisu uključili, a mogli su biti važni, gdje najčešće dolazi do pogreške, koliko su točna bila slična generirana predviđanja u prošlosti
6. Praćenje rezultata. Učenje iz pogrešaka i propusta, gdje prognoze nisu uspjele, koliko se na njih možemo osloniti pri donošenju odluka. I naravno, kontinuirano traženje načina za poboljšanje (Jenkins A., 2022).

3.2. Metode prognoziranja potražnje

Prema Prester (2018/2019) metode predviđanja mogu se razvrstati u dvije osnovne skupine: kvalitativne i kvantitativne. Obje metode predviđanja imaju prednosti i slabosti. Iako su kvantitativne metode objektivne i dosljedne, one zahtijevaju podatke u mjerljivom obliku kako bi se stvorila prognoza. Također, kvantitativne metode su onoliko dobre koliko su vjerodostojni i potpuni podaci na kojima se temelje. Kvalitativne metode, s druge strane, imaju prednost jer mogu uključiti "iznutra" informacije u posljednjem trenutku u prognozu, kao što je oglas, kampanja konkurenta, snježna oluja koja odgađa isporuku ili toplinski val povećava prodaju sladoleda. Svaka metoda ima svoje mjesto, a dobar prognostičar nauči se oslanjati na obje (Reid, 2013). U nastavku detaljnije će se spomenute metode jasnije približiti, objasniti.

Destino M., Fischer J., Müllerklein D., Trautwein V., (2021) ističu kako unatoč prednostima koje moderni informatički sustavi za planiranje opskrbnog lanca nude, velika većina poduzeća još uvijek koristi ručne ili zastarjele metode, kao što je ilustrirano na slici 2. Gotovo tri četvrtine funkcija opskrbnog lanca oslanja se na najjednostavniju metodu: proračunske tablice. Osim toga, više od polovice koristi SAP Advanced Planning and Optimization (APO), popularnu, ali zastarjelu aplikaciju za planiranje opskrbnog lanca koju je SAP predstavio 1998. i koju će prestati podržavati 2027.

Slika 2. Metode upravljanja opskrbnim lancem i planiranje



Izvor: Destino M., Fischer J., Müllerklein D., Trautwein V. (2022)., To improve your supply chain modernize your supply chain, Mckinsey, prema

https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/business_functions/operations/our_insights/to_improve_your_supply_chain_modernize_your_supply_chain_it/svgz-supplychainit-ex1.svgz?cq=50&cpy=Center

(20.06.2023.)

3.2.1. Kvalitativne metode

Kvalitativne metode predviđanja su prvenstveno subjektivne i oslanjaju se na ljudsku prosudbu. One su najprikladnije kada je dostupno malo povijesnih podataka ili kada stručnjaci imaju tržišne informacije koje mogu utjecati na prognozu. Također u situacijama kada nemamo dovoljno vremena za detaljno prikupljanje i analize, prilikom mijenjanja političkih i ekonomskih uvjeta te najnovije informacije još nisu dostupne, uvođenje novih proizvoda... U takvim slučajevima, prema Stevensonu (2015), Heizer, Render i Munson (2016), ali i prema Renderu (2018) prognoze se temelje na:

- ❖ Delphi metoda predstavlja iterativni grupni proces koji omogućuje stručnjacima izradu prognoza. Ova metoda uključuje kruženje niza upitnika među ispitanicima, odnosno postoje tri različite vrste sudionika u Delphi procesu: donositelji odluka, osoblje i ispitanici. Grupa za donošenje odluka obično se sastoji od 5 do 10 stručnjaka koji će izraditi stvarnu

prognozu. Osoblje pomaže donositeljima odluka pripremajući, distribuirajući, prikupljajući i sažimajući niz upitnika i rezultate istraživanja. Ispitanici su skupina ljudi koji posjeduju znanje i sposobnost značajnog doprinosa. Odgovori su anonimni, što potiče iskrene odgovore i smanjuje rizik da će mišljenje jedne osobe prevladati. U Delphi metodi, kada se dobiju rezultati prvog upitnika, rezultati se sumiraju, a upitnik se modificira. I sažetak rezultata i novi upitnik zatim se šalju istim ispitanicima na novi krug odgovora. Ispitanici, nakon što vide rezultate iz prvog upitnika, mogu stvari gledati drugačije i mogu modificirati svoje izvorne odgovore. Ovaj se proces ponavlja s nadom da će se postići konsenzus.

- ❖ Mišljenje rukovoditelja odnosno mala grupa menadžera više razine (npr. u marketingu, operacijama i financijama) koja se sastaje i zajednički razvija prognozu. Ovaj se pristup često koristi kao dio dugoročnog planiranja i razvoja novih proizvoda. Ima prednost okupljanja značajnog znanja i talenata različitih menadžera. Međutim, postoji rizik da će gledište jedne osobe prevladati i mogućnost da raspršivanje odgovornosti za prognozu na cijelu grupu može rezultirati manjim pritiskom za izradu dobre prognoze.
- ❖ Mišljenje prodajnog osoblja često su dobar izvor informacija zbog svog izravnog kontakta s potrošačima. Često su svjesni bilo kakvih planova koje klijenti možda planiraju za budućnost. Postoji, međutim, nekoliko nedostataka korištenja mišljenja prodajnog osoblja. Jedan je da članovi osoblja možda nisu u stanju razlikovati između onoga što bi klijenti željeli učiniti i onoga što će zapravo učiniti. Drugi je da su ti ljudi ponekad previše pod utjecajem nedavnih iskustava. Stoga, nakon nekoliko razdoblja niske prodaje, njihove procjene mogu postati pesimistične. Nakon nekoliko razdoblja dobre prodaje, oni mogu biti previše optimistični. Osim toga, ako se prognoze koriste za utvrđivanje prodajnih kvota, doći će do sukoba interesa jer je u prednosti prodavača dati niske procjene prodaje.
- ❖ Istraživanje tržišta budući da su potrošači ti koji u konačnici određuju potražnju, čini se prirodnim tražiti njihov doprinos. Ovom se metodom prikupljaju podaci od kupaca ili potencijalnih kupaca u vezi s njihovim budućim planovima za kupnju. Može pomoći ne

samo u pripremi prognoze nego i u poboljšanju dizajna proizvoda i planiranju novih proizvoda.

3.2.2. Kvantitativne metode

Kvantitativne metode predviđanja koriste se povijesnom potražnjom za izradu prognoze. Temelje se na pretpostavci da je prošlost potražnje dobar pokazatelj buduće potražnje. Ovo su najjednostavnije metode za implementaciju i mogu poslužiti kao dobra polazna točka za prognozu potražnje. Prema Briš Alić, M. i dr., (2022) razlikujemo asocijativne modele i modele vremenskih serija.

Asocijativni modeli uključuju varijable ili čimbenike koji mogu utjecati na količinu koja se predviđa. Na primjer, asocijativni model za prodaju kosilica za travu može koristiti čimbenike kao što su početak izgradnje novih stanova, proračun za oglašavanje i cijene konkurenata.

Modeli vremenskih serija predviđaju na temelju pretpostavke da je budućnost funkcija prošlosti. Drugim riječima, promatraju što se dogodilo tijekom određenog vremenskog razdoblja i koriste niz prošlih podataka kako bi napravili prognozu (Heizer, Render i Munson, 2016).

Prema Briš Alić, M. i dr., (2022), vremenska serija se može definirati kao niz kronološki poredanih podataka koji mogu sadržavati jednu ili više komponenti. Komponente vremenski serija su:

1. Trend koji se odnosi na dugoročno kretanje podataka prema gore ili dolje. Primjeri takvih kretanja su promjene u populaciji, promjene u prihodima te kulturalne promjene.
2. Sezonalnost koja se odnosi na kratkoročne, prilično redovite varijacije koje se uglavnom odnose na čimbenike kao što su godišnja doba ili doba dana.
3. Ciklusi su varijacije u obliku valova koji traju više od godine dana. Često su povezani s različitim ekonomski, političkim i poljoprivrednim uvjetima
4. Nepravilne varijacije predstavljaju varijacije koje nastaju zbog izvanrednih okolnosti kao što su teški vremenski uvjeti, štrajkovi ili pak velike promjene u proizvodu ili usluzi. Nepravilne varijacije ne odražavaju tipična ponašanja i njihovo uključivanje u nizove može iskriviti cjelokupnu sliku. Kada je god to moguće, ove varijacije treba identificirati i ukloniti iz podataka.

5. Slučajne varijacije, odnosno preostale varijacije koje ostanu nakon što su ostala ponašanja uzeta u obzir

Sukladno komponentama vremenskih serija i podacima o prošlim prodajama, sljedeće razrađene metode vremenskih serija i njihove formule biti će korištene kako bi predvidjeli nadolazeću prodaju sportske odjeće u nastavku.

3.2.2.1. Naivna metoda

Najlakši i najnaivniji način za predviđanje vrijednosti vremenske serije je misliti da će neposredna budućnost biti ista kao i neposredna prošlost. Prema Briš Alić, M. i dr., (2022) naivna metoda pretpostavlja da će prognozirana vrijednost u budućem razdoblju biti jednaka stvarnoj vrijednosti prethodnog razdoblja. Jedna od prednosti naivne metode je to što je vrlo jednostavna. Dobro funkcionira kada postoji mala varijacija od jednog razdoblja do drugog. No, većinu vremena koristimo ovu metodu za procjenu izvedbe predviđanja drugih, kompliciranijih modela predviđanja (Reid, 2013).

Matematička formula za naivnu prognozu glasi:

$$F_{t+1} \text{ (prognoza za sljedeće razdoblje)} = A_t \text{ (stvarna vrijednost tekućeg razdoblja, t)}$$

3.2.2.2. Metoda prosjeka

Jedan od jednostavnijih modela je metoda prosjeka gdje se prognoza radi jednostavnim uzimanjem prosjeka povijesnih podataka za n razdoblja.

Matematički ju možemo izraziti na sljedeći način (Reid, 2013):

$$F_{t+1} = \frac{\sum A_t}{n}$$

gdje je: F_{t+1} = prognoza za sljedeće razdoblje)

A_t = stvarna vrijednost tekućeg razdoblja

n = broj razdoblja korištenih u pomičnom prosjeku

3.2.2.3. Metoda pomičnog prosjeka

Kada je potražnja za proizvodima stalna tijekom vremena, korisna metoda prognoziranja je metoda pomičnog prosjeka. Metoda pomičnog prosjeka koristi nekoliko stvarnih prethodnih podataka kako bi prognozirala vrijednost budućeg razdoblja. Na taj se način nastoje ukloniti ili ublažiti slučajna povećanja ili smanjenja prognoze koja koristi samo jedno razdoblje. Kako vremenska razdoblja prolaze, u izračunu se koriste podaci najnovijih razdoblja, a izbacuju podaci najstarijih promatranih razdoblja. Metoda pomičnih prosjeka pretpostavlja da su sva promatrana razdoblja jednako važna za izračun prognozirane vrijednosti te svim promatranim razdobljima dodjeljuje jednaku težinu, odnosno ponder. Kod ove metode općenito vrijedi da što je duže razdoblje uprosječivanja, to je sporije reagiranje na promjenu potražnje. Duža razdoblja u prognozi imaju svoje prednosti i nedostatke. Temeljna prednost je u tome što se dužim razdobljem osigurava stabilnost u prognozi potražnje, a nedostatak je da se sporije reagira na stvarne promjene potražnje (Jacobs, B. Case, 2018).

Prema Jacobs, B. Case (2018) jednadžba za jednostavni pomični prosjek izgleda ovako:

$$F_{t+1} = \frac{\sum A_t}{n}$$

gdje je: F_{t+1} = prognoza za sljedeće razdoblje

A_t = stvarna vrijednost tekućeg razdoblja

n = broj razdoblja korištenih u pomičnom prosjeku

3.2.2.4. Ponderirani pomični prosjek

Težinski pomični prosjek koristi se kod relativno stabilne industrije koja dozvoljava korištenje tako jednostavne metode te kada postoji trend u podacima. Metoda je skoro ista kao i prethodna metoda pomičnog prosjeka, samo što se ovdje zadnjim podacima pridjeljuje težina (Prester, 2014). Težinski pomični prosjek dopušta da se na svaki element stavi bilo koja težina ili ponder, ali da njihov zbroj na kraju bude jednak jedan. Iskustvo i metoda pokušaja i pogrešaka najjednostavniji su način odabira težina. U pravilu su noviji podaci najvažniji pokazatelj onoga što se može očekivati u budućnosti i stoga bi trebali imati veću težinu. Prihod prošlog mjeseca ili kapacitet

tvornice, primjerice, bili bi bolja procjena za idući mjesec nego prihod ili kapacitet tvornice od prije nekoliko mjeseci.

Jednadžba za ponderirani pomični prosjek izgleda (Prester, 2014):

$$F_{t+1} = C_t * D_t$$

gdje je: F_{t+1} = prognoza za sljedeće razdoblje

C_t = dodijeljena težina

D_t = ostvarena prodaja u periodu t

Ponderirani pomični prosjek ima definitivnu prednost nad jednostavnim pomičnim prosjekom zbog toga što je u stanju razlikovati učinak prošlih podataka. Međutim, on nije tako jednostavan i njegovo je korištenje skuplje od metode eksponencijalnog izgladivanja koji ćemo obraditi u nastavku (Stevenson, 2015).

3.2.2.5. Metoda eksponencijalnog izgladivanja

U prethodnim metodama predviđanja najvećim nedostatkom smatra se potreba stalnog čuvanja velike količine povijesnih podataka pa je osmišljena metoda eksponencijalnog izgladivanja. Kako se u metodama pomičnih prosjeka doda svaki novi podatak, najstarije se opažanje odbaci i izračuna se novo predviđanje. U mnogim primjenama najnoviji podaci bolji su pokazatelj budućnosti od onih u daljoj prošlosti. Ako je premisa o opadanju važnosti podataka sa starenjem istih valjana, tada bi upotreba eksponencijalnog izgladivanja mogla biti najlogičnije i najjednostavnije rješenje. (Jacobs, B. Case, 2018).

Osnovna formula za eksponencijalno izgladivanje vrlo je jednostavna i glasi:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1})$$

gdje je: F_t = Prognoza za razdoblje t

F_{t-1} = Prognoza za prethodno razdoblje, t-1

A_{t-1} = Stvarna potražnja za prethodno razdoblje

α = Konstanta izgladivanja ($0 \leq \alpha \leq 1$)

Stoga, metodi eksponencijalnog izgladivanja, za predviđanje budućnosti potrebna su samo tri podatka: najnovije predviđanje, stvarna potražnja u razdoblju obuhvaćenom predviđanjem i konstanta izgladivanja alfa. Konstanta izgladivanja definira razinu izgladivanja i brzinu reakcije na razlike između predviđanja i stvarnih pojavnosti (Jacobs, B.Case, 2018). Što je njezina vrijednost bliža nuli, to će se prognoza sporije prilagođavati pogreškama prognoze (tj., izgladivanje je veće). Suprotno tome, što je vrijednost bliža 1,00, to je veća osjetljivost na promjene potražnje (manje izgladivanje) (Stevenson, 2015).

Jacobs i B.Case (2018) u svojoj knjizi navode šest osnovnih razloga popularnosti tehnike eksponencijalnog izgladivanja, a to su:

1. Eksponencijalni modeli začuđujuće su točni.
2. Formuliranje eksponencijalnog modela dosta je jednostavno.
3. Korisnik može razumjeti kako model funkcionira.
4. Za korištenje modela nije potrebno mnogo računanja.
5. Potrebe računalne pohrane razmjerno su male zbog ograničenog korištenja prošlih podataka.
6. Testovi točnosti, odnosno ispitivanje uspješnosti metode, jednostavno je za izračunati

3.2.2.6. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom

Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom ili Holt-ova metoda upotpunjuje oblik metode jednostavnog eksponencijalnog zagladivanja. Uzlazni ili silazni trend u prikupljanju podataka tijekom niza vremenskih razdoblja uzrokuje da eksponencijalno predviđanje kasni za stvarnim stanjem. Eksponencijalno izgladivana predviđanja mogu se donekle ispraviti dodavanjem prilagodbe s obzirom na trend. Da bi se ispravio trend, trebat će nam dvije konstante izgladivanja. Pored konstante izgladivanja α , jednadžba također koristi i konstantu izgladivanja β koja smanjuje učinak pogreške i javlja se između stvarnog stanja i predviđanja (Jacobs i B.Case, 2018).

Prema Heizer i dr. (2017), ideja je izračunati eksponencijalno izgladjeni prosjek podataka i zatim prilagoditi pozitivno ili negativno kašnjenje u trendu. Nova formula je:

$$FIT_t = L_t + T_t$$

gdje je: FIT_t = prognoza uključujući trend

L_t = eksponencijalno izgladjena razina prognoze

T_t = eksponencijalno izgladjeni trend

Uz eksponencijalno izgladivanje prilagođeno trendu, procjene su i za prosjek i za trend izgladjen. Ovaj postupak zahtijeva dvije konstante izgladivanja: α za prosjek i β za trend ($0 \leq \alpha, \beta \leq 1$). Zatim izračunavamo prosjek svakog razdoblja:

$$F_t = \alpha * (A_{t-1}) + (1 - \alpha) * (F_{t-1} + T_{t-1})$$

ili

$F_t = \alpha$ (zadnje razdoblje stvarne potražnje) + $(1 - \alpha)$ (zadnje razdoblje prognoze + posljednje razdoblje procjene trenda)

i trend svakog razdoblja:

$$T_t = \beta (F_t - F_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

ili

$T_t = \beta$ (Prognoza ovog razdoblja - Prognoza posljednjeg razdoblja) + $(1 - \beta)$ (Procjena trenda zadnjeg razdoblja)

3.2.2.7. Metoda linearnog trenda

Prema Russel, R., S. i Taylor, B., W. (2011), linearna regresija je metoda predviđanja u kojoj se razvija matematički odnos između potražnje i nekog drugog čimbenika koji uzrokuje ponašanje potražnje. Međutim, kada se pojavi potražnja očiti trend tijekom vremena, linija regresije najmanjih kvadrata ili linija linearnog trenda, koja povezuje potražnju s vremenom, može se

koristiti za predviđanje potražnje. Linearna linija trenda povezuje zavisnu varijablu, koja je za naše potrebe potražnja, s jednom nezavisnom varijablom, vremenom, u obliku linearne jednačbe:

$$y = a + b * x$$

gdje je: y = prognoza potražnje

a = sjecište Y- osi

b = nagib pravca

x = vremensko razdoblje

gdje se parametri a i b linearne linije trenda mogu izračunati korištenjem formula najmanjih kvadrata za linearnu regresiju :

$$a = \bar{y} - b\bar{x}$$

$$b = \frac{\sum xy - n\bar{x}\bar{y}}{\sum x^2 - n\bar{x}^2}$$

gdje je: n = broj razdoblja;

$$\bar{x} = \frac{\sum x}{n} = \text{prosječna vrijednost } x \text{ vrijednosti};$$

$$\bar{y} = \frac{\sum y}{n} = \text{prosječna vrijednost } y \text{ vrijednosti}$$

3.2.2.8. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti

Holt (1957.) i Winters (1960.) proširili su Holtovu metodu kako bi obuhvatili i sezonske promjene. Holt-Wintersova sezonska metoda sastoji se od jednačbe prognoze i tri jednačbe izgladivanja — jedna za razinu, jedna za trend i jedna za sezonsku komponentu, s odgovarajućim parametrima izgladivanja α , β i γ ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$) generirajući sljedeće jednačbe:

$$L_t = \alpha \left(\frac{A_t}{S_t} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$S_{t+p} = \gamma \left(\frac{A_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_t$$

$$F_t = (L_t + T_t)S_{t+1}$$

gdje je:

F_t = prognoza za vremensko razdoblje t ;

L_t = eksponencijalno izgladen prosjek;

T_t = eksponencijalno izgladen trend;

S_t = sezonska procjena; α = konstanta izgladivanja alfa;

β = konstanta izgladivanja beta;

γ = konstanta izgladivanja gama;

A_t = stvarna potražnja u razdoblju t

Najjednostavnije rečeno, prvo uklanjamo sezonalnost iz podataka, odnosno desezoniraju se originalni podatci o potražnji. Zatim izgladujemo te podatke kao što smo već naučili; konačno, stavljamo sezonalnost natrag kako biste odredili prognozu (Fitzsimmons, J., A., Fitzsimmons, M, J., 2011).

3.3. Izračunavanje točnosti prognoze

Prema Jacobs, F., R., Chase R. B. (2018) kada se koristi riječ pogreška, misli se na razliku između predviđene vrijednosti i onoga što se stvarno dogodilo. U statistici se te pogreške zovu reziduali. Dok god je predviđena vrijednost unutar granica pouzdanosti, ne radi se o pogrešci. Međutim, u uobičajenoj uporabi razliku se naziva pogreškom. Stoga sva predviđanja svakako sadrže određenu pogrešku. Pogreška prognoze je razlika između stvarne vrijednosti i prognozirane vrijednosti za određeno razdoblje. Nekoliko termina koji se koriste za opisivanje stupnja pogreške jesu standardna pogreška, srednja kvadratna pogreška i prosječno apsolutno odstupanje.

U radu će se primijeniti tri različite mjere za pogreške pri predviđanju, a to su:

- ✓ Prosječno apsolutno odstupanje (engl. Mean Absolute Deviation – MAD)

$$MAD = \frac{\sum |A_t - F_t|}{n}$$

- ✓ Prosječno kvadratno odstupanje (Mean Squared Error - MSE)

$$MSE = \frac{\sum |A_t - F_t|^2}{n-1}$$

- ✓ Prosječna apsolutna pogreška u postocima (Mean absolute percent error - MAPE)

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|A_t - F_t|}{A_t} * 100}{n}$$

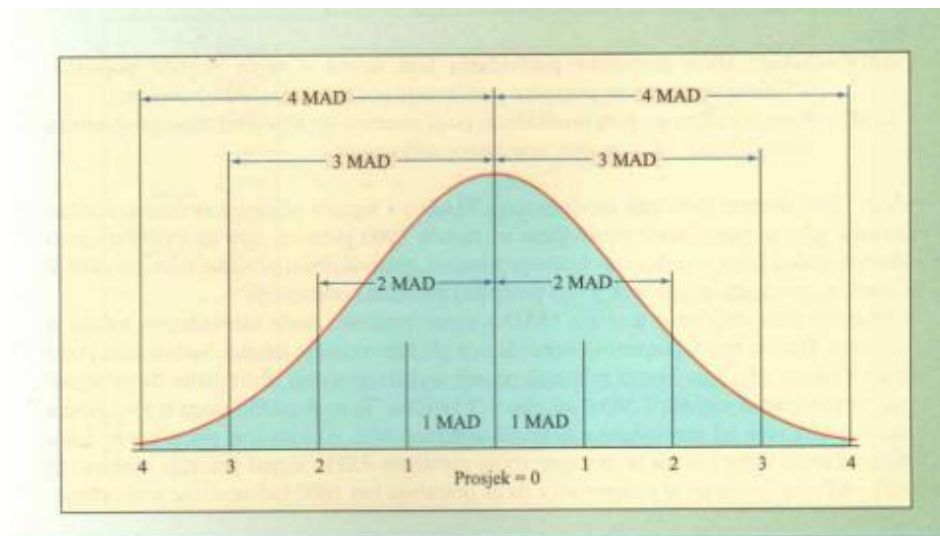
Prema Briš Alić, M. i dr. (2022), ove mjere točnosti predviđanja pokazuju koliko dobro metoda predviđanja može predvidjeti povijesne vrijednosti vremenske serije. Što su niže vrijednosti ovih mjera, to je model predviđanja točniji. No, međutim, prognostičke pogreške je također potrebno pratiti i analizirati budući da se tako dobiva informacija o tome izvide li se prognoze na zadovoljavajući način. Jedan od načina praćenja prognoze je tzv. prateći signal. Mjera koja pokazuje koliko dobro prognoza prognozira stvarne vrijednosti. Računa se kao kvocijent kumulativne pogreške i prosječnog apsolutnog odstupanja pogrešaka razdoblja.

$$PS = \frac{\sum SV_r - P_r}{PAOP_r}$$

Pozitivan prateći signal pokazuje da je stvarna vrijednost veća od prognozirane vrijednosti. Negativan prateći signal pokazuje da je stvarna vrijednost manja od prognozirane vrijednosti. Dobar prateći signal, tj. onaj koji ima nisku kumulativnu pogrešku, ima podjednako pozitivnih i negativnih pogrešaka. Drugim riječima, mala odstupanja su dopuštena, ali pozitivne i negativne pogreške bi trebale biti u ravnoteži kako bi prateći signal bio oko nule. Konstantna tendencija prognoze da bude veća ili manja od stvarne vrijednosti (što je u situaciji velike apsolutne kumulativne pogreške) naziva se pristranom greškom.

Prateći signal broj je prosječnih apsolutnih odstupanja da je vrijednost predviđanja iznad ili ispod stvarnog stanja. Vrijednost 0 bila bi idealna; granice od ± 4 ili 5 MAD-a često se koriste za raspon prihvatljivih vrijednosti signala za praćenje što prikazuje slika 4 (Jacobs, F., R., Chase R. B., 2018).

Slika 3 Normalna distribucija s prosjekom 0 i prosječnim apsolutnim odstupanjem (MAD) = 1



Izvor: Jacobs, F., R., Chase R. B. (2018:458)

4. Prognoziranje potražnje na primjeru Decathlona

Decathlon Grupa je francuska tvrtka koja se bavi proizvodnjom i prodajom sportske odjeće i opreme. Danas, jedan od najvećih trgovačkih lanaca sportske opreme i odjeće na svijetu. Prisutan u mnogim zemljama kao što su Nizozemska, Singapur, Kolumbija, Australija, Njemačka, Maroko, Irska, odnosno u 60 zemalja u kojima se nalazi 1.747 trgovina. Što se tiče Hrvatske, prva poslovnica otvorena je u Zagrebu (2014. godine), a kasnije se otvaraju i u Splitu, Zadru, Puli, Osijeku, Varaždinu (Decathlon.hr, 2023).

Decathlonova misija je "učiniti sport dostupnim mnogima." Njihov uspjeh temelji se na kombinaciji visokokvalitetnih proizvoda, pristupačnih cijena te snažne marketinške strategije koja promovira sport i aktivan način života. Decathlon je poznat po svojem posvećenom pristupu korisnicima te se trudi pružiti širok asortiman proizvoda za sve vrste sportaša, od rekreativnih do profesionalnih. Iz tog razloga prepustio se i proizvodnji spomenute robe i opreme, te danas broji 60 vlastitih brand-ova. Američki nogomet, pećanje, kriket, mačevanje, hokej, golf, klizanje, surfanje i mnogi drugi sportovi za koje se može opremiti u Decathlonu (Decathlon.hr, 2023).

Koristeći SWOT analizu, tablicom prikazat će se čimbenici unutarnjeg i vanjskog okruženja sa svrhom definiranja elemenata koji bi mogli utjecati na buduće poslovanje Decathlon Grupe.

Tablica 1 SWOT analiza poduzeća Decathlon

SNAGE	SLABOSTI
<ul style="list-style-type: none"> - Dizajn, proizvodnja i distribucija za više od 60 različitih sportova po privlačnim cijenama te prisutnosti u raznim zemljama - Kontinuirano istraživanje, razvoj novih proizvoda - Kontinuirana obuka i razvoj zaposlenika - online i offline kanale prodaje = optimalno iskustvo kupovine kupaca - njegovanje ključnih partnerstva sa sportskih događajima 	<ul style="list-style-type: none"> - niske cijene = niska kvaliteta - generičke marke = manja lojalnost kupaca
MOGUĆNOSTI	PRIJETNJE
<ul style="list-style-type: none"> - potencijal rasta na tržištima kao što su Kina, Indija i Brazil - razvoj tehnologije – nosivi uređaji i praćenje fitness napretka - omicanje trendova prema ekološki prihvatljivijim proizvodima 	<ul style="list-style-type: none"> - Konkurenti poput Nike, Adidas i Puma (financijska sredstva, prepoznatljivost) - Povećanje internetske prodaje (slični proizvodi)

Izvor: prilagođeno prema GintusBlog (2023).

Decathlon pruža odličan primjer za tvrtke u industriji maloprodaje sportske opreme. Fokusirajući se na inovacije, pristupačnost i razumijevanje prema kupcima, Decathlon se uspješno razlikuje od konkurencije i proširuje svoje tržišno prisustvo. Decathlon demonstrira da je moguće postići globalni uspjeh istovremeno osiguravajući pozitivan utjecaj na okoliš i društvo, zahvaljujući kontinuiranim inovacijama i predanosti održivosti (GitnuBlog, 2023).

4.1.Primjena metoda vremenskih serija

U svrhu ovog istraživanja obuhvaćeni su podaci o prodaji ženskih tajica pod punim imenom "Tajice za fitness 100 slim fit ženske crne" za razdoblje od pet godina, od 2018. godine do 2022. godine. Jedan od najprodavanijih proizvoda u svakom Decathlonu otkad postoje u ponudi iako se rjeđe koriste za bilo kakav trening nego se uglavnom nose za svakodnevnu upotrebu, "za po kući". Dolaze u 7 veličina: XS, S, M, L, XL, 2XL i 3XL. Kako bi se ispitala vjerodostojnost metoda vremenskih serija, prve četiri godine koristit će se za prognoziranje potražnje, dok će peta godina, poslužiti kao usporedba između rezultata dobivenih u istraživanju i stvarne prodaje. (Decathlon, 2023).

Tablica 2 prikazuje prikupljene podatke o ostvarenoj prodaji (Decathlon, 2023), odnosno prodanim količinama u razdoblju od 5 godina upravo iz razloga što se kroz određeni vremenski period mogu uočiti određeni obrasci ponašanja kao što će se vidjeti u grafikonu. Unatoč korištenju samo podataka o prodaji u ovom istraživanju, preporučuje se uključivanje cjelokupne potražnje i podataka o izgubljenim prodajama kako bi se bolje zadovoljila buduća potražnja.

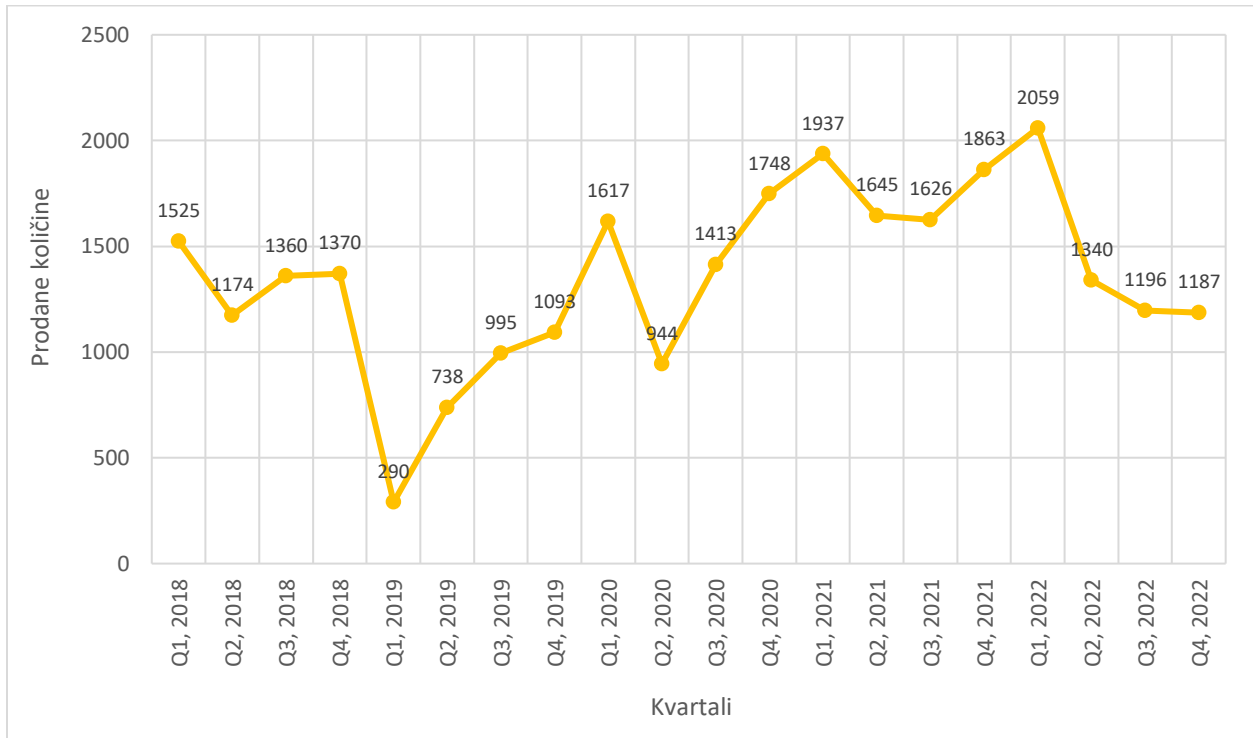
Tablica 2 Podaci o prodaji ženskih tajica tijekom razdoblja od 5 godina

2018.		2019.		2020.		2021.		2022.	
Kvartal	Prodana količina	Kvartal	Prodana količina	Kvartal	Prodana količina	Kvartal	Prodana količina	Kvartal	Prodana količina
I	1525	I	290	I	1617	I	1937	I	2059
II	1174	II	738	II	944	II	1645	II	1340
III	1360	III	995	III	1413	III	1626	III	1196
IV	1370	IV	1093	IV	1748	IV	1863	IV	1187

Izvor: izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon predstavlja pregled kretanja prodanih količina kroz navedena 20 kvartala. Gledajući kretanje krivulje mogu se uočiti blagi rastući trend, uz određene sezonske varijacije u prvom kvartalu koje označavaju najveću prodaju tijekom godine, uz poneke oscilacije poput prvog kvartala u 2019. godine gdje je zabilježena *out of stock* situacija. Kvartal sa drugom najvišom prodajom je četvrti kvartal, dok je drugi kvartal je u svim promatranim godinama onaj koji bilježi pad razine prodaje sa iznimkom 2019. godine.

Grafikon 1 Prodana količina ženskih tajica tijekom razdoblja od 20 kvartala



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

U skladu sa vrstom potražnje za određenim proizvodom, primjenjuju se različite, odnosno odgovarajuće metode vremenskih serija za predviđanje potražnje. Nisu sve metode prikladne za predviđanje prognoze kada su prisutni trendovi ili sezonalnost u podacima jer u suprotnome se dolazi do pogrešnih prognoza. No, kako bi se i ta tvrdnja potvrdila, istraživanje će obuhvatiti prethodno definirane metode vremenskih serija.

4.2.1. Metoda prosjeka

Primjenom metode prosjeka sa svrhom generiranja prognoze potražnje znači da je prognoza jednaka prosjeku povijesnih podataka za n razdoblja. Prema tome, prognoza za sedmo razdoblje se izračunava prema sljedećoj formuli:

$$F_7 = \frac{\sum A_t}{n} = \frac{1.525,00+1.174,00+1.360,00+1.370,00+290,00+738,00}{7} = 1.076,17$$

Tablica 3 prikazati će vrijednosti prognoze dobivene za petnaest promatranih vremenskih razdoblja primjenom metode prosjeka. Vrijednost prognoze za I. kvartal 2022. godine iznosi 1.333,63 komada ženskih tajica. Kako bi se utvrdilo odstupanje prognozirane vrijednosti u odnosu na stvarnu vrijednost, u stupcu D prikazana je pogreška prognoze koja predstavlja razliku između stvarne vrijednosti i prognozirane vrijednosti. U radu će se primijeniti tri različite mjere za pogreške pri predviđanju, a to su prosječno apsolutno odstupanje, prosječno kvadratno odstupanje i prosječna apsolutna pogreška u postocima. Kvocijent kumulativne apsolutne pogreške i broja promatranih razdoblja se primjenjuje za izračun prosječnog apsolutnog odstupanja (MAD) čije se vrijednosti nalaze u stupcu H. Prosječno kvadratno odstupanje (MSE) čije se vrijednosti nalaze u stupcu I, kvocijent su kumulativne kvadrirane pogreške i broja promatranih razdoblja. Stupac J predstavlja vrijednosti prosječne apsolutne pogreške u postocima (MAPE), odnosno kvocijent kumulativne postotne apsolutne pogreške i broja promatranih razdoblja. No, prognostičke pogreške je također potrebno pratiti i analizirati budući da se tako dobiva informacija o tome izvode li se prognoze na zadovoljavajući način. Stoga, prateći signal je mjera koja će se primijeniti kao način praćenja prognoze. Prateći signal mjeri se kao kvocijent kumulativne pogreške i srednjeg apsolutnog odstupanja čije vrijednosti prikazuje stupac K.

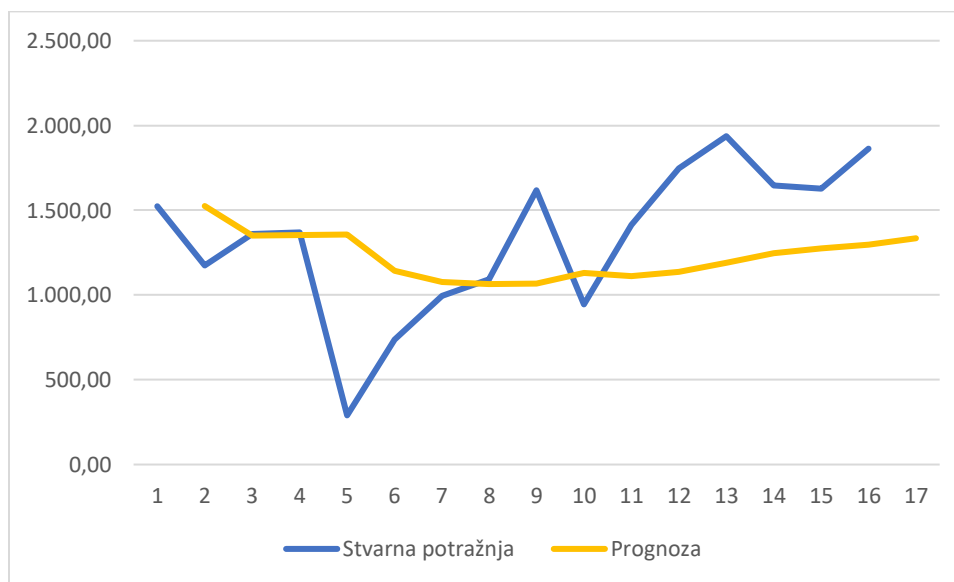
Tablica 3 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode prosjeka

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
GODINA	Razdoblje (kvartali)	Stvarna potražnja	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
2018	1	1.525,00									
	2	1.174,00	1.525,00	-351,00	351,00	123.201,00	29,90%	351,00	123.201,00	29,90%	-1,00
	3	1.360,00	1.349,50	10,50	10,50	110,25	0,77%	180,75	61.655,63	15,33%	-1,88
	4	1.370,00	1.353,00	17,00	17,00	289,00	1,24%	126,17	41.200,08	10,64%	-2,56
2019	5	290,00	1.357,25	-1.067,25	1.067,25	1.139.022,56	368,02%	361,44	315.655,70	99,98%	-3,85
	6	738,00	1.143,80	-405,80	405,80	164.673,64	54,99%	370,31	285.459,29	90,98%	-4,85
	7	995,00	1.076,17	-81,17	81,17	6.588,03	8,16%	322,12	238.980,75	77,18%	-5,83
	8	1.093,00	1.064,57	28,43	28,43	808,18	2,60%	280,16	204.956,09	66,52%	-6,60
2020	9	1.617,00	1.068,13	548,88	548,88	301.263,77	33,94%	313,75	216.994,55	62,45%	-4,14
	10	944,00	1.129,11	-185,11	185,11	34.266,12	19,61%	299,46	196.691,39	57,69%	-4,96
	11	1.413,00	1.110,60	302,40	302,40	91.445,76	21,40%	299,75	186.166,83	54,06%	-3,95
	12	1.748,00	1.138,09	609,91	609,91	371.989,10	34,89%	327,95	203.059,76	52,32%	-1,75
2021	13	1.937,00	1.188,92	748,08	748,08	559.628,67	38,62%	362,96	232.773,84	51,18%	0,48
	14	1.645,00	1.246,46	398,54	398,54	158.832,91	24,23%	365,70	227.086,08	49,11%	1,57
	15	1.626,00	1.274,93	351,07	351,07	123.251,15	21,59%	364,65	219.669,30	47,14%	2,54
	16	1.863,00	1.298,33	564,67	564,67	318.848,44	30,31%	377,99	226.281,24	46,02%	3,94
2022	17		1.333,63								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 2 prikazuje prognozu generiranu metodom prosjeka i stvarnu potražnju

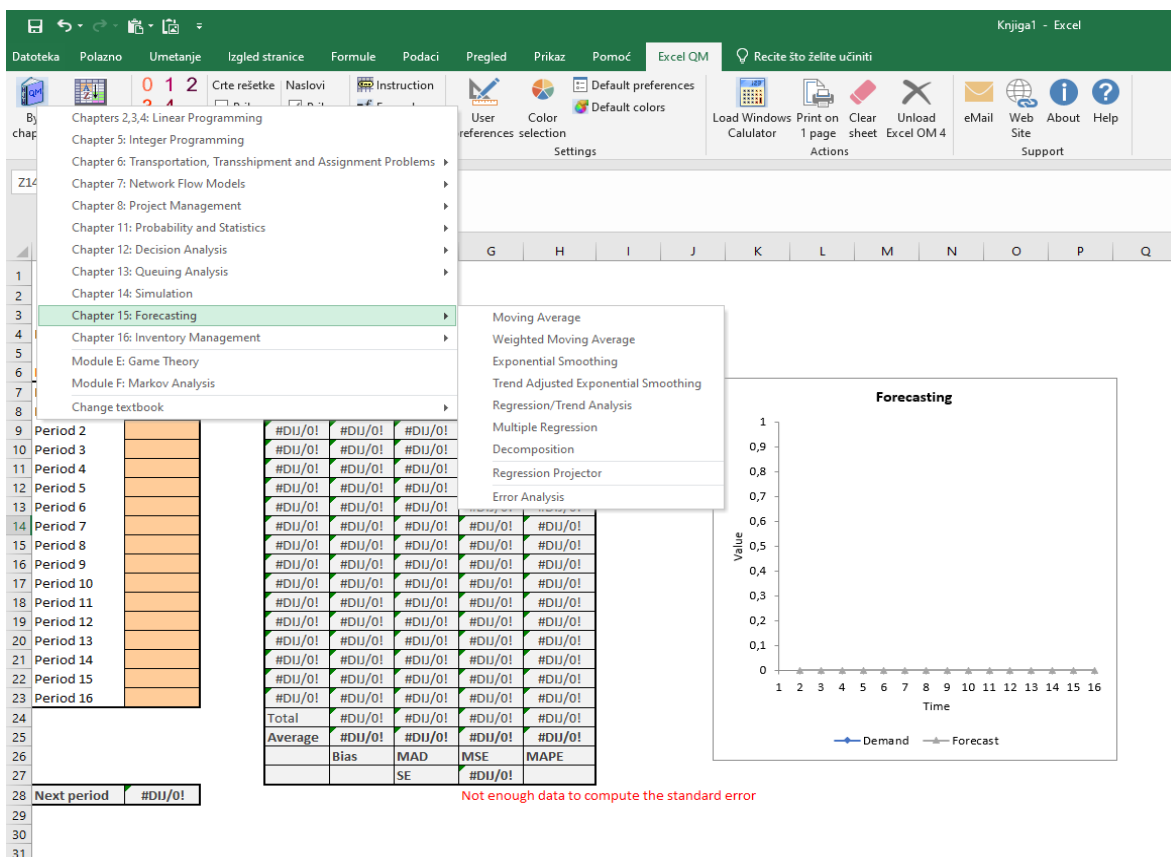
Grafikon 2 Usporedba stvarne potražnje i prognoze dobivene metodom prosjeka



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

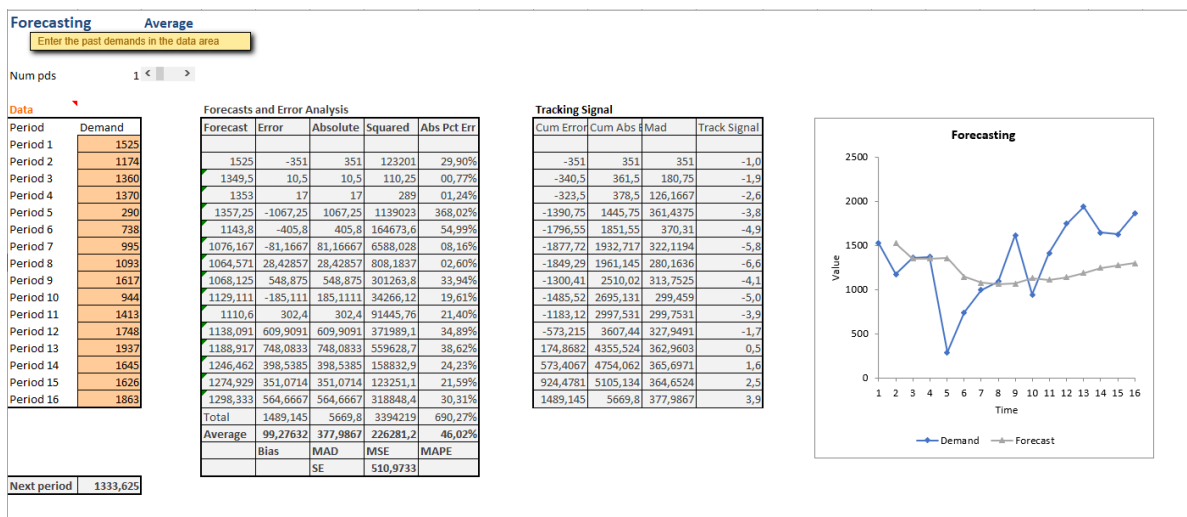
Među mnogim dodacima koje pruža MS Excel, postoji i dodatak pod nazivom „QM Excel“ što je skraćena koja se odnosi na "Quantitative Methods for Excel" ili "Kvantitativne metode za Excel" koji korisniku omogućuje izvršavanje funkcija kvantitativne analize čiji vizualni prikaz pruža slika 5. Ovaj dodatak omogućuje korisnicima da lako primjenjuju različite statističke metode, matematičke modele, vremenske serije, optimizaciju, simulaciju i druge kvantitativne tehnike izravno unutar Excel tablica. To može biti od velike koristi u područjima poput operacijskog istraživanja, financija, ekonomije, zaliha, lanaca opskrbe i drugih područja gdje je potrebno obraditi i analizirati velike količine podataka. U radu će se iskoristiti kako bi se dodatno provjerile dobivene vrijednosti primijenjenih metoda, u ovome slučaju metode prosjeka koje su prikazane slikom 6.

Slika 4 Programski dodatak QM Excel - Metode prognoziranja



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Slika 5 Vrijednost dobivene metodom prosjeka pomoću QM Excel-a



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

4.2.2. Metoda pomičnog prosjeka

Metoda pomičnog prosjeka je vrsta aritmetičkog prosjeka, no jedina razlika što je to „pokretni“ prosjek jer kako se nižu novi podaci, stariji se odbacuju. Odnosno u ovome primjeru uzima se razdoblje od 3, 6 i 9 mjeseci za čiji će se podskup podataka računati prosjek. Primjenjujući tromjesečni pomični prosjek znači da računamo prognozu tek za četvrto razdoblje pomoću sljedeće formule:

$$F_4 = \frac{\sum A_t}{n} = \frac{1.525,00 + 1.174,00 + 1.360,00}{3} = 1.353,00$$

U Tablici 4 su prikazane prognozirane vrijednosti za sva preostala razdoblja putem upotrebe tromjesečnog pomičnog prosjeka

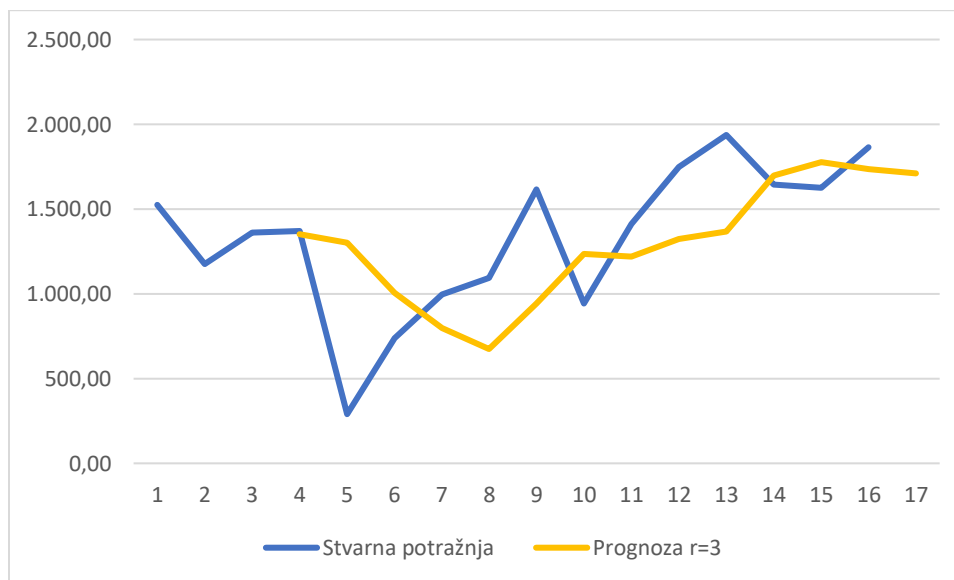
Tablica 4 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode pomičnog prosjeka

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
GODINA	Razdoblje (kvartali)	Stvarna potražnja	Prognoza r=3	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
2018	1	1.525,00									
	2	1.174,00									
	3	1.360,00									
	4	1.370,00	1.353,00	17,00	17,00	289,00	1,24%	17,00	289,00	1%	1,00
2019	5	290,00	1.301,33	-1.011,33	1.011,33	1.022.795,11	348,74%	257,08	255.771,03	87%	-3,87
	6	738,00	1.006,67	-268,67	268,67	72.181,78	36,40%	259,40	219.053,18	77%	-4,87
	7	995,00	799,33	195,67	195,67	38.285,44	19,66%	248,78	188.925,22	68%	-4,29
	8	1.093,00	674,33	418,67	418,67	175.281,78	38,30%	273,05	186.976,16	63%	-2,38
2020	9	1.617,00	942,00	675,00	675,00	455.625,00	41,74%	323,29	220.557,26	61%	0,08
	10	944,00	1.235,00	-291,00	291,00	84.681,00	30,83%	319,70	205.459,90	57%	-0,83
	11	1.413,00	1.218,00	195,00	195,00	38.025,00	13,80%	307,23	188.716,41	53%	-0,23
	12	1.748,00	1.324,67	423,33	423,33	179.211,11	24,22%	317,79	187.852,29	50%	1,11
2021	13	1.937,00	1.368,33	568,67	568,67	323.381,78	29,36%	338,69	199.146,42	49%	2,72
	14	1.645,00	1.699,33	-54,33	54,33	2.952,11	3,30%	316,82	184.054,55	45%	2,74
	15	1.626,00	1.776,67	-150,67	150,67	22.700,44	9,27%	304,95	172.529,25	43%	2,35
	16	1.863,00	1.736,00	127,00	127,00	16.129,00	6,82%	293,09	162.102,57	40%	2,88
2022	17		1.711,33								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 3 predstavlja usporedbu stvarne potražnje i prognoziranih vrijednosti kao rezultat primjene tromjesečnog pomičnog prosjeka.

Grafikon 3 Usporedba stvarne potražnje i prognoze ostvarene metodom pomičnog prosjeka

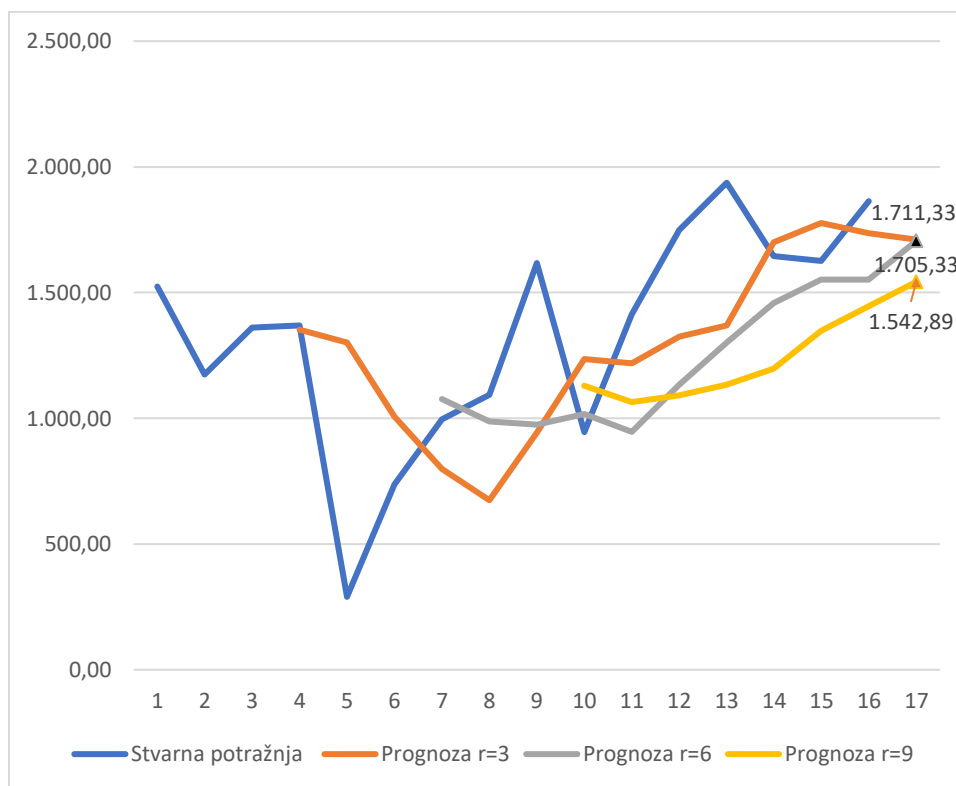


Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 4 predstavlja odnos stvarne potražnje i prognoziranih vrijednosti kao rezultat primjene metode pomičnog prosjeka s različitim brojem razdoblja. Iz grafikona se može primijetiti što je pomični prosjek duži, to je kašnjenje veće, odnosno reakcija na promjenu potražnje sporija.

Prognoza za I. kvartal 2022. godine za $t=3$ iznosi 1.542,89 komada ženskih tajica, dok za $t=6$ i $t=9$ iznosi 1.705,33 i 1.711,33 gdje je razlika neznčajna. No, uspoređujući $t=3$ i $t=6$, razlika iskazana u postotku iznosi oko 10%, stoga nije u potpunosti svejedno s kojim će se podskupom razdoblja računati buduća potražnja.

Grafikon 4 Odnos stvarne potražnje i prognoze generirane pomičnim prosjekom sa različitim podskupom razdoblja



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Pomični prosjeci s različitim vremenskim okvirima mogu pružiti različite informacije. Dulji pomični prosjek, može poslužiti kao vrijedan uređaj za izgladivanje kada pokušavate procijeniti dugoročne trendove. Kraći pomični prosjek, pomnije će pratiti nedavnu akciju cijene i stoga se često koristi za procjenu kratkoročnih obrazaca. Svaki pomični prosjek može poslužiti kao pokazatelj potpore i otpora, a svaki se također često koristi kao kratkoročni cilj cijene ili ključna

razina. Dva pomična prosjeka također se mogu koristiti u kombinaciji za generiranje onoga što mnogi trgovci doživljavaju kao snažan "crossover" signal za trgovanje. Metoda križanja uključuje kupnju ili prodaju kada kraći pomični prosjek prelazi dulji pomični prosjek. (Fidelity, 2023.)

4.2.3. Metoda ponderiranog pomičnog prosjeka

Ponderirani pomični prosjek, poput pomičnog prosjeka, daje prioritet najnovijim podacima umjesto ranijim, prošlim podacima u određenom vremenskom razdoblju. Sukladno tome, metoda dodjeljuje pondere podacima, odnosno kako bi se naglasio značaj i utjecaj, novim podacima dodjeljuju se veći ponderi u odnosu s prošlim. U ovome slučaju odabrani su ponderi $C1=0,10$ $C2=0,20$ $C3=0,30$ $C4=0,40$ jer zbroj težina, tj. pondera treba biti jednak 1 ili 100%. Uzimajući u obzir četiri postavljena pondera, peto razdoblje je razdoblje za koje se može krenuti računati prognoza prema sljedećoj formuli:

$$F_{t+1} = \sum C_t A_t = 0,10 * 1.525,00 + 0,20 * 1.174,00 + 0,30 * 1.360,00 + 0,40 * 1.370 = 1343,30$$

Primjenjujući formulu ponderiranog pomičnog prosjeka i na ostala razdoblja, u tablici 5 su prikazane dobivene vrijednosti prognoze.

Tablica 5 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode ponderiranog pomičnog prosjeka

GODINA	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
	Razdoblje (kvartali)	Stvarna potražnja	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
2018	1	1.525,00									
	2	1.174,00									
	3	1.360,00									
	4	1.370,00									
2019	5	290,00	1.343,30	-1.053,30	1.053,30	1.109.440,89	363,21%	263,33	277.360,22	91%	-4,00
	6	738,00	916,40	-178,40	178,40	31.826,56	24,17%	246,34	228.253,49	77%	-5,00
	7	995,00	792,20	202,80	202,80	41.127,84	20,38%	239,08	197.065,88	68%	-4,30
	8	1.093,00	814,40	278,60	278,60	77.617,96	25,49%	244,73	180.001,89	62%	-3,07
2020	9	1.617,00	912,30	704,70	704,70	496.602,09	43,58%	302,23	219.576,92	60%	-0,15
	10	944,00	1.247,50	-303,50	303,50	92.112,25	32,15%	302,37	205.414,18	57%	-1,15
	11	1.413,00	1.180,80	232,20	232,20	53.916,84	16,43%	295,35	190.264,44	53%	-0,40
	12	1.748,00	1.281,10	466,90	466,90	217.995,61	26,71%	310,95	192.785,46	50%	1,13
2021	13	1.937,00	1.473,60	463,40	463,40	214.739,56	23,92%	323,65	194.614,97	48%	2,51
	14	1.645,00	1.676,20	-31,20	31,20	973,44	1,90%	301,15	179.719,46	44%	2,60
	15	1.626,00	1.730,00	-104,00	104,00	10.816,00	6,40%	287,07	167.654,93	42%	2,36
	16	1.863,00	1.706,10	156,90	156,90	24.617,61	8,42%	278,39	158.119,11	40%	3,00
2022	17		1.755,70								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Međutim, kako bi se uklonila moguća pogreška ljudskog inputa prilikom određivanja težine tj. pondera, unose se potrebni podaci, ograničenja u programski dodatak „Solver“ koji pruža optimalne pondere $C_1=0,02$ $C_2=0,18$ $C_3=0,20$ $C_4=0,60$ koji kulminiraju vrijednostima u tablici 6.

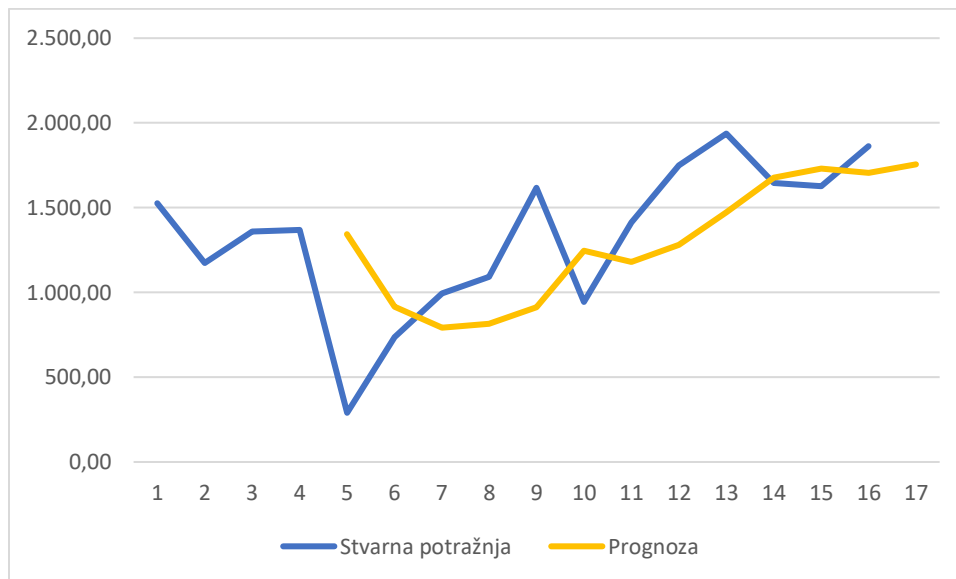
Tablica 6 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode ponderiranog pomičnog prosjeka (Solver)

GODINA	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
	Razdoblje (kvartali)	Stvarna potražnja	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
2018	1	1.525,00									
	2	1.174,00									
	3	1.360,00									
	4	1.370,00									
2019	5	290,00	1.328,93	-1.038,93	1.038,93	1.079.374,83	358,25%	259,73	269.843,71	90%	-4,00
	6	738,00	729,02	8,98	8,98	80,60	1,22%	209,58	215.891,09	72%	-4,91
	7	995,00	777,84	217,16	217,16	47.159,34	21,83%	210,84	187.769,13	64%	-3,85
	8	1.093,00	801,76	291,24	291,24	84.821,47	26,65%	222,33	173.062,32	58%	-2,35
2020	9	1.617,00	997,94	619,06	619,06	383.233,75	38,28%	271,92	199.333,75	56%	0,36
	10	944,00	1.381,30	-437,30	437,30	191.231,01	46,32%	290,30	198.433,44	55%	-1,17
	11	1.413,00	1.110,66	302,34	302,34	91.409,94	21,40%	291,50	187.731,09	51%	-0,13
	12	1.748,00	1.358,01	389,99	389,99	152.090,08	22,31%	300,45	184.491,00	49%	1,17
2021	13	1.937,00	1.516,82	420,18	420,18	176.551,83	21,69%	310,43	183.829,40	46%	2,49
	14	1.645,00	1.788,51	-143,51	143,51	20.593,85	8,72%	297,59	171.272,82	44%	2,11
	15	1.626,00	1.724,02	-98,02	98,02	9.608,28	6,03%	283,34	159.725,35	41%	1,87
	16	1.863,00	1.693,33	169,67	169,67	28.788,57	9,11%	275,76	150.996,24	39%	2,54
2022	17		1.771,17								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Usporedbu između stvarne potražnje i prognoziranih vrijednosti primjenjujući metodu ponderiranog pomičnog prosjeka prikazuje grafikon 5.

Grafikon 5 Prognoza ostvarena metodom pomičnog ponderiranog prosjeka u odnosu na stvarnu potražnju



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

4.2.4. Jednostavno eksponencijalno izgladivanje

Najjednostavniji oblik eksponencijalnog izgladivanja s obzirom da modelira jednu komponentu, koristi samo jedan težinski parametar, odnosno konstantu izgladivanja: alfa ($\alpha = 0.1$).

Za generiranje prognoze za drugo razdoblje koristi se naivne metode, a zatim za treće razdoblje, formula za određivanje prognoze metodom jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja je:

$$F_t = F_{t-1} + \alpha(A_{t-1} - F_{t-1}) = 1.525,00 + 0,1*(1.174,00-1.525,00) = 1.489,90$$

U tablici 7 se nalazi prikaz preostalih dobivenih vrijednosti prognoze metodom eksponencijalnog izgladivanja.

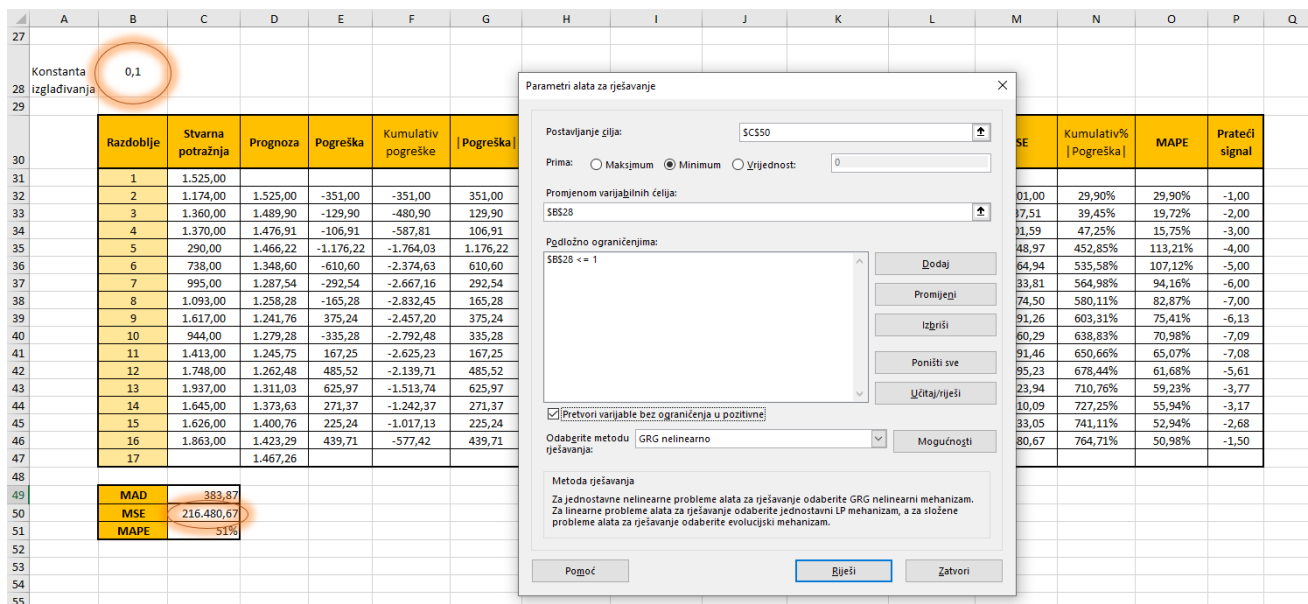
Tablica 7 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode jednostavno eksponencijalno izgladivanje

	A	B	C	D	F	G	H	J	L	O	P
GODINA	Razdoblje (kvartali)	Stvarna potražnja	$\alpha = 0,1$	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
2018	1	1.525,00									
	2	1.174,00	1.525,00	-351,00	351,00	123.201,00	29,90%	351,00	123.201,00	29,90%	-1,00
	3	1.360,00	1.489,90	-129,90	129,90	16.874,01	9,55%	240,45	70.037,51	19,72%	-2,00
	4	1.370,00	1.476,91	-106,91	106,91	11.429,75	7,80%	195,94	50.501,59	15,75%	-3,00
2019	5	290,00	1.466,22	-1.176,22	1.176,22	1.383.491,14	405,59%	441,01	383.748,97	113,21%	-4,00
	6	738,00	1.348,60	-610,60	610,60	372.828,82	82,74%	474,93	381.564,94	107,12%	-5,00
	7	995,00	1.287,54	-292,54	292,54	85.578,12	29,40%	444,53	332.233,81	94,16%	-6,00
	8	1.093,00	1.258,28	-165,28	165,28	27.318,69	15,12%	404,64	288.674,50	82,87%	-7,00
2020	9	1.617,00	1.241,76	375,24	375,24	140.808,60	23,21%	400,96	270.191,26	75,41%	-6,13
	10	944,00	1.279,28	-335,28	335,28	112.412,52	35,52%	393,66	252.660,29	70,98%	-7,09
	11	1.413,00	1.245,75	167,25	167,25	27.971,97	11,84%	371,02	230.191,46	65,07%	-7,08
	12	1.748,00	1.262,48	485,52	485,52	235.732,97	27,78%	381,43	230.695,23	61,68%	-5,61
2021	13	1.937,00	1.311,03	625,97	625,97	391.839,76	32,32%	401,81	244.123,94	59,23%	-3,77
	14	1.645,00	1.373,63	271,37	271,37	73.643,82	16,50%	391,78	231.010,09	55,94%	-3,17
	15	1.626,00	1.400,76	225,24	225,24	50.731,51	13,85%	379,88	218.133,05	52,94%	-2,68
	16	1.863,00	1.423,29	439,71	439,71	193.347,43	23,60%	383,87	216.480,67	50,98%	-1,50
2022	17		1.467,26								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

No, može se primijetiti kako su vrijednosti pratećeg signala izvan optimalnog intervala, tj. kontrolne granice od ± 4 MAD-a. Na početku preispitivanja uzroka tih kretanja, krećemo od same konstante izgladivanja koja je rezultat ljudskog inputa. U MS Excelu postoji programski dodatak „Solver“ kojemu se može prepustiti i određivanje optimalne konstante izgladivanja na temelju raspoloživih podataka. No, ponajprije je potrebno definirati određene uvjete. U ćeliju „postavljanje cilja“ označava se ćelija gdje je izračunata prosječna kvadratna pogreška sa svrhom njenog minimiziranja. S obzirom da se konstanta izgladivanja kreće u intervalu od 0 do 1, potrebno je unijeti ta ograničenja čiji vizualni prikaz predstavlja slika 7.

Slika 6 Primjena programskog alata Solver s ciljem optimiziranja konstante izgladivanja



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Nakon unesenih podataka, „Solver“ nastojeći minimizirati prosječnu kvadriranu pogrešku, daje optimalnu konstantu izgladivanja $\alpha = 0,56$ i dobivene prognozirane vrijednosti primjenjujući eksponencijalno izgladivanje što je prikazano slikom 8. Potražnja za period $t = 17$, prije korištenja alata Solver iznosi 1.467,26 komada ženskih tajica, a nakon korištenja 1.772,67 komada.

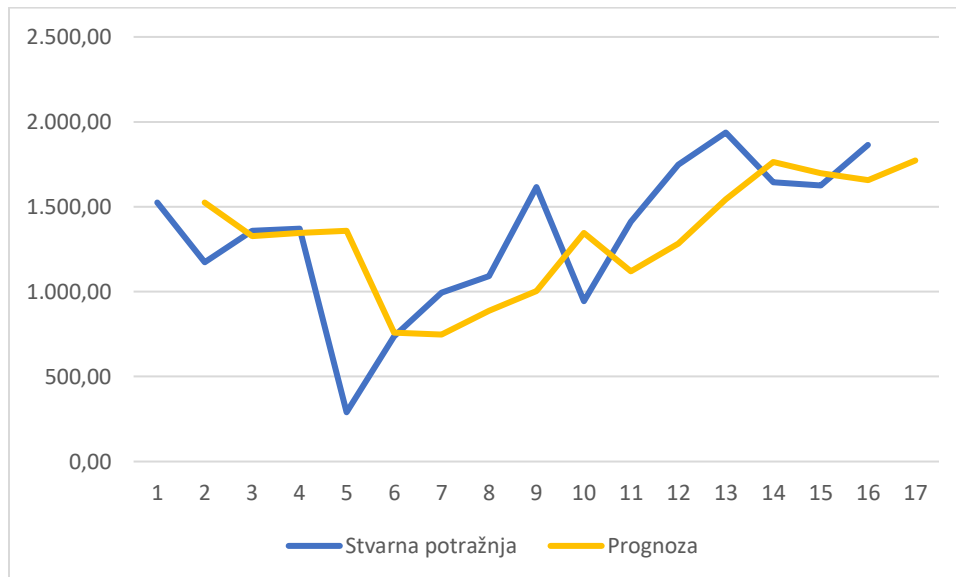
Slika 7 Predviđanje prognoze metodom eksponencijalnog izgladivanja (Solver)

Konstanta izgladivanja	0,56059072										
Razdoblje	Stvarna potražnja	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal	
1	1.525,00										
2	1.174,00	1.525,00	-351,00	351,00	123.201,00	29,90%	351,00	123.201,00	29,90%	-1,00	
3	1.360,00	1.328,23	31,77	31,77	1.009,16	2,34%	191,38	62.105,08	16,12%	-1,67	
4	1.370,00	1.346,04	23,96	23,96	574,03	1,75%	135,58	41.594,73	11,33%	-2,18	
5	290,00	1.359,47	-1.069,47	1.069,47	1.143.770,90	368,78%	369,05	317.138,77	100,69%	-3,70	
6	738,00	759,94	-21,94	21,94	481,19	2,97%	299,63	253.807,26	81,15%	-4,63	
7	995,00	747,64	247,36	247,36	61.187,52	24,86%	290,92	221.703,97	71,77%	-3,92	
8	1.093,00	886,31	206,69	206,69	42.721,90	18,91%	278,88	196.135,10	64,22%	-3,34	
9	1.617,00	1.002,18	614,82	614,82	378.006,98	38,02%	320,88	218.869,08	60,94%	-0,99	
10	944,00	1.346,84	-402,84	402,84	162.281,03	42,67%	329,98	212.581,52	58,91%	-2,18	
11	1.413,00	1.121,01	291,99	291,99	85.256,90	20,66%	326,18	199.849,06	55,09%	-1,31	
12	1.748,00	1.284,70	463,30	463,30	214.648,90	26,50%	338,65	201.194,50	52,49%	0,10	
13	1.937,00	1.544,42	392,58	392,58	154.118,48	20,27%	343,14	197.271,50	49,80%	1,25	
14	1.645,00	1.764,50	-119,50	119,50	14.279,54	7,26%	325,94	183.195,19	46,53%	0,94	
15	1.626,00	1.697,51	-71,51	71,51	5.113,41	4,40%	307,77	170.475,07	43,52%	0,77	
16	1.863,00	1.657,42	205,58	205,58	42.262,59	11,03%	300,95	161.927,57	41,36%	1,47	
17		1.772,67									
MAD	300,95										
MSE	161.927,57										
MAPE	41%										

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 6 predstavlja usporedbu stvarne potražnje i prognoziranih vrijednosti kao rezultat primjene metode eksponencijalnog izgladivanja uz konstantu izgladivanja $\alpha = 0,56$.

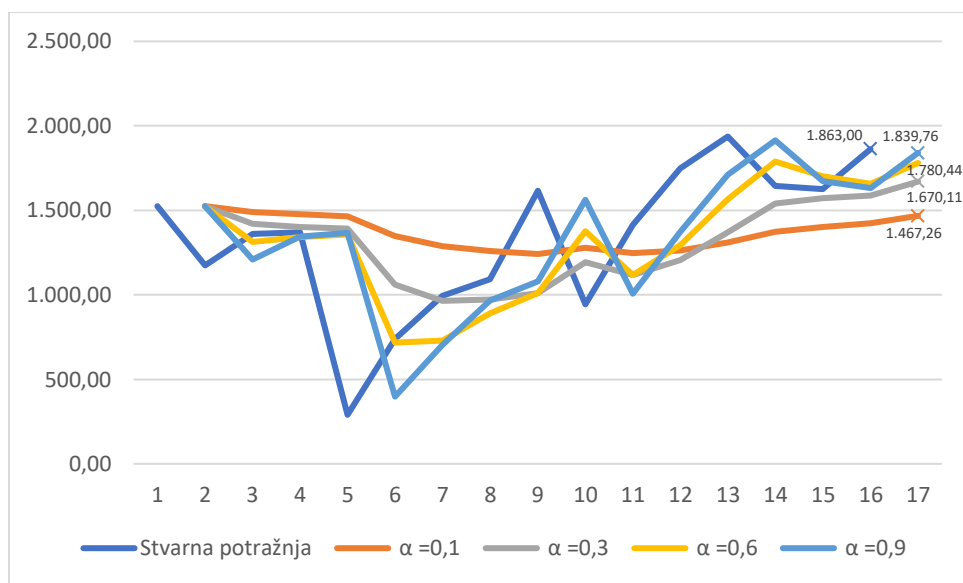
Grafikon 6 Prognoza ostvarena metodom eksponencijalnog izgladivanja u odnosu na stvarnu potražnju



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Primjenjujući metodu eksponencijalnog izgladivanja s konstantama izgladivanja, može se primijetiti da što je konstanta izgladivanja veća, to je reakcija na promjenu potražnje brža što prikazuje grafikon 7.

Grafikon 7 Prognoza generirana metodom eksponencijalnog izgladivanja primjenjujući različite konstante izgladivanja



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Niže alfa vrijednosti proizvode glatkije prilagođene linije jer daju veću težinu prošlim promatranjima, usrednjavajući fluktuacije tijekom vremena. Više vrijednosti stvaraju nazubljeniju liniju jer imaju veću težinu trenutnih podataka, što smanjuje stupanj prosjeka prema starijim podacima. Iako brzo reagiranje na promjenjive uvjete zvuči kao pozitivan atribut, postavljanje previsoke alfa konstante izgladivanja može proizvesti nepravilna predviđanja jer model reagira na nasumične fluktuacije (šum). Suprotno tome, alfa koja je preniska uzrokuje kašnjenje između promjene uvjeta i njihovog utjecaja na predviđanja. (Frost J., 2021.)

4.2.5. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom ili Holt-ov model

Dvostruko eksponencijalno izgladivanje, koristi se za predviđanje podataka vremenske serije koji imaju linearni trend, ali ne i sezonski obrazac. Stoga, ova metoda koristi dva parametra izgladivanja: α za razinu ($\alpha = 0,4$) i β za trend ($\beta = 0,3$). No, najprije kako bi predvidjeli potražnju pomoću ove metode, računaju se potrebni koeficijenti a i b koji će ujedno predstavljati nulto razdoblje za L (razina) stupac i T (trend). U ovome slučaju a=919,425 i b=48,729. Raspoložive podatke uvrštavamo u sljedeće jednadžbe za izračun razine i trenda kako bi smo ostvarili predviđanje prognoze za prvo razdoblje:

$$L_1 = \alpha(A_1) + (1 - \alpha)(L_0 + T_0) = 0,4 * 1.525,00 + (1-0,4) (919,425 + 48,739) = 1.190,89$$

$$T_1 = \beta(L_1 - L_0) + (1 - \beta)T_0 = 0,3 * (1.190,89 - 919,425) + (1-0,3) * 48,74 = 115,55$$

Holtov model za nadolazeće periode prognozu izračunava kao zbroj razine i trenda iz prethodnog razdoblja, te vrijednosti prognoziranje potražnje za sva ostala razdoblja prikazane su u tablici 8.

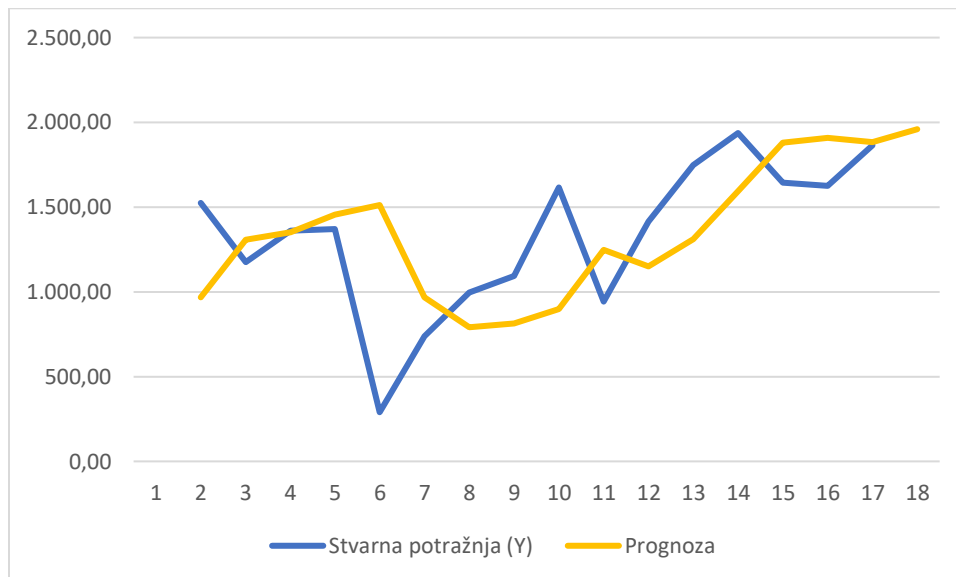
Tablica 8 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode eksponencijalno izgladivanje s trendom

GODINA	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
	Razdoblje (X)	Stvarna potražnja (Y)	XY	X ²	L	T	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal
	0				919,425	48,72941									
2018	1	1.525,00	1.525,00	1,00	1.190,89	115,55	968,15	556,85	556,85	310.077,01	36,51%	556,85	310.077,01	36,51%	1,00
	2	1.174,00	2.348,00	4,00	1.253,47	99,66	1.306,44	-132,44	132,44	17.541,29	11,28%	689,29	327.618,30	47,80%	0,62
	3	1.360,00	4.080,00	9,00	1.355,87	100,48	1.353,12	6,88	6,88	47,28	0,51%	348,08	163.832,79	24,15%	1,24
	4	1.370,00	5.480,00	16,00	1.421,81	90,12	1.456,36	-86,36	86,36	7.457,54	6,30%	260,84	111.707,71	18,20%	1,32
2019	5	290,00	1.450,00	25,00	1.023,16	-56,51	1.511,93	-1.221,93	1.221,93	1.493.123,19	421,36%	501,11	457.061,58	118,99%	-1,75
	6	738,00	4.428,00	36,00	875,19	-83,95	966,65	-228,65	228,65	52.280,08	30,98%	446,62	376.105,28	101,39%	-2,48
	7	995,00	6.965,00	49,00	872,74	-59,50	791,24	203,76	203,76	41.518,52	20,48%	406,14	320.340,82	87,90%	-2,22
	8	1.093,00	8.744,00	64,00	925,15	-25,93	813,24	279,76	279,76	78.262,97	25,60%	388,09	285.758,27	79,00%	-1,60
2020	9	1.617,00	14.553,00	81,00	1.186,33	60,21	899,22	717,78	717,78	515.209,76	44,39%	429,30	314.439,70	74,68%	0,22
	10	944,00	9.440,00	100,00	1.125,52	23,90	1.246,54	-302,54	302,54	91.528,66	32,05%	415,22	289.671,81	69,94%	-0,50
	11	1.413,00	15.543,00	121,00	1.254,85	55,53	1.149,42	263,58	263,58	69.472,57	18,65%	400,05	267.651,89	64,81%	0,14
	12	1.748,00	20.976,00	144,00	1.485,43	108,04	1.310,38	437,62	437,62	191.507,28	25,04%	403,47	260.729,65	61,19%	1,23
2021	13	1.937,00	25.181,00	169,00	1.730,89	149,27	1.593,48	343,52	343,52	118.009,40	17,73%	398,47	248.836,30	57,57%	2,10
	14	1.645,00	23.030,00	196,00	1.786,09	121,05	1.880,15	-235,15	235,15	55.296,62	14,29%	385,91	233.948,63	54,24%	1,56
	15	1.626,00	24.390,00	225,00	1.794,68	87,31	1.907,14	-281,14	281,14	79.039,94	17,29%	378,42	222.883,72	51,60%	0,85
	16	1.863,00	29.808,00	256,00	1.874,40	85,03	1.882,00	-19,00	19,00	360,86	1,02%	354,46	208.048,86	48,23%	0,85
2022	17						1.959,43								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 8 prikazuje usporedbu stvarnih vrijednosti i prognoziranu potražnje uz konstante izgladivanja $\alpha=0,4$ i $\beta = 0,3$.

Grafikon 8 Prognoza ostvarena metodom eksponencijalnog izgladivanja u odnosu na stvarnu potražnju



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

4.2.6. Metoda linearnog trenda

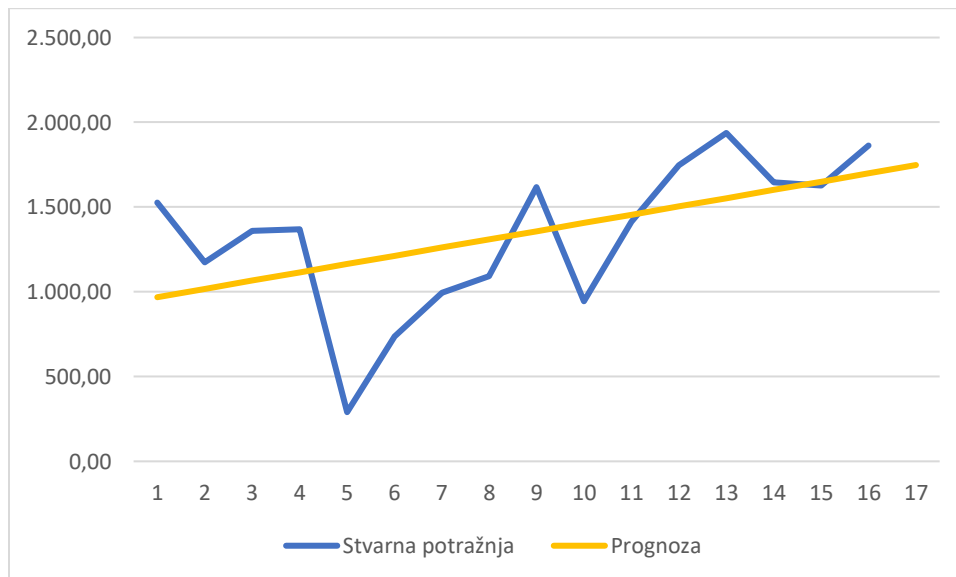
Linearni trend je jednostavan oblik analize trenda, gdje se pretpostavlja da podaci slijede ravnu liniju s konstantnim nagibom i presjekom. Koeficijenti a i b su dobiveni su primjenom prethodne Holtove metode, prema tome osnovna jednadžba u izvođenju linearne regresije je: $Y = a + bx = 919,425 + 48,729x$. Primjenjujući jednadžbu, i mijenjajući x odnosno odgovarajuća razdoblja dobivaju se prognozirane vrijednosti potražnje prikazani u tablici 9. A usporedbu stvarne potražnje i prognoziranih vrijednosti prikazuje grafikon 9.

Tablica 9 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode linearni trend

GODINA	A Razdoblje (kvartali)	B Stvarna potražnja	C Prognoza	D Pogreška	E Pogreška	F Pogreška ²	G % Pogreška	H MAD	I MSE	J MAPE	K Prateći signal
2018	1	1.525,00	968,15	556,85	556,85	310.077,01	37%	556,85	310.077,01	37%	1,00
	2	1.174,00	1.016,88	157,12	157,12	24.685,49	13%	713,96	334.762,50	50%	1,00
	3	1.360,00	1.065,61	294,39	294,39	86.663,57	22%	504,17	210.713,03	36%	2,00
	4	1.370,00	1.114,34	255,66	255,66	65.360,68	19%	421,34	162.262,25	30%	3,00
2019	5	290,00	1.163,07	-873,07	873,07	762.254,82	301%	534,27	312.260,39	98%	0,73
	6	738,00	1.211,80	-473,80	473,80	224.487,83	64%	522,18	294.705,88	91%	-0,16
	7	995,00	1.260,53	-265,53	265,53	70.506,65	27%	479,40	257.339,34	80%	-0,73
	8	1.093,00	1.309,26	-216,26	216,26	46.768,51	20%	441,81	227.257,80	72%	-1,28
2020	9	1.617,00	1.357,99	259,01	259,01	67.086,33	16%	418,96	207.236,36	65%	-0,73
	10	944,00	1.406,72	-462,72	462,72	214.108,98	49%	423,82	207.999,99	63%	-1,81
	11	1.413,00	1.455,45	-42,45	42,45	1.801,88	3%	385,68	187.380,18	57%	-2,10
	12	1.748,00	1.504,18	243,82	243,82	59.449,20	14%	372,79	175.750,09	53%	-1,52
2021	13	1.937,00	1.552,91	384,09	384,09	147.527,16	20%	373,73	173.398,18	50%	-0,49
	14	1.645,00	1.601,64	43,36	43,36	1.880,37	3%	348,32	160.204,50	47%	-0,40
	15	1.626,00	1.650,37	-24,37	24,37	593,71	1%	325,18	148.803,73	43%	-0,50
	16	1.863,00	1.699,10	163,90	163,90	26.864,66	9%	314,43	140.674,46	41%	0,00
2022	17		1.747,83								

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 9 Kretanje prognozirane potražnje metodom linearnog trenda u odnosu na stvarnu potražnju



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

4.2.7. Metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti ili Winters-ov model

Trostruko eksponencijalno izgladivanje koje se koristi za predviđanje vremenskih serija podataka koji imaju i trend i sezonsku komponentu. Stoga, koristi tri parametra za izgladivanje α za razinu ($\alpha=0,6$), β za trend ($\beta=0,3$) i γ za sezonsku komponentu ($\gamma=0,2$). Za potrebe izračuna predviđanja ponajprije je potrebno desezonirati originalne podatke o potražnji kako bi se uklonile sezonske fluktuacije pomoću formule:

$$\bar{D}t = \frac{[Dt - (\frac{p}{2}) + Dt + (\frac{p}{2}) + \sum_{i=t+1 - (\frac{p}{2})}^{t-1 + (\frac{p}{2})} 2Di]}{2p}$$

Ovim postupkom se dobiva desezonalizirana potražnja između razdoblja 3 i 14 što je prikazanom tablicom 10.

Tablica 10 Desezonalizirana potražnja

	A	B	C	D	E
GODINA	Razdoblje (X)	Stvarna potražnja (Y)	Desezonizirana potražnja	XY	X ²
2018	1	1.525,00			
	2	1.174,00			
	3	1.360,00	2.791,00	8.373,00	9,00
	4	1.370,00	2.667,00	10.668,00	16,00
2019	5	290,00	2.954,50	14.772,50	25,00
	6	738,00	2.968,75	17.812,50	36,00
	7	995,00	2.613,50	18.294,50	49,00
	8	1.093,00	2.608,25	20.866,00	64,00
2020	9	1.617,00	3.321,50	29.893,50	81,00
	10	944,00	3.834,50	38.345,00	100,00
	11	1.413,00	4.580,25	50.382,75	121,00
	12	1.748,00	3.863,50	46.362,00	144,00
2021	13	1.937,00	4.371,50	56.829,50	169,00
	14	1.645,00	4.913,00	68.782,00	196,00
	15	1.626,00			
	16	1.863,00			
2022	17				

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

No, također, potrebno je izračunati i desezonaliziranu potražnju za razdoblja 1, 2, 15, 16 gdje se zatim primjenjuje prethodno objašnjena metoda linearne regresije, odnosno računaju se parametri a i b. Na taj način dobiva se jednadžba pravca $\bar{D}_t = L + Tt = 1748,97 + 200,976 * t$ kojom se računaju spomenuta, potrebna razdoblja čije su vrijednosti prikazane u tablici 11. Oba parametra (a, b) kao i u metodi eksponencijalnog izgladivanja s trendom, dodijelit će se nultoj razini (L) i nultom trendu (T).

Tablica 11 Desezonizirana potražnja preostalih razdoblja

	A	B	C	D	E
GODINA	Razdoblje (X)	Stvarna potražnja (Y)	Desezonizirana potražnja	XY	X ²
2018	1	1.525,00	1.949,95	1.949,95	1,00
	2	1.174,00	2.150,92	4.301,85	4,00
	3	1.360,00	2.791,00	8.373,00	9,00
	4	1.370,00	2.667,00	10.668,00	16,00
2019	5	290,00	2.954,50	14.772,50	25,00
	6	738,00	2.968,75	17.812,50	36,00
	7	995,00	2.613,50	18.294,50	49,00
	8	1.093,00	2.608,25	20.866,00	64,00
2020	9	1.617,00	3.321,50	29.893,50	81,00
	10	944,00	3.834,50	38.345,00	100,00
	11	1.413,00	4.580,25	50.382,75	121,00
	12	1.748,00	3.863,50	46.362,00	144,00
2021	13	1.937,00	4.371,50	56.829,50	169,00
	14	1.645,00	4.913,00	68.782,00	196,00
	15	1.626,00	4.763,62	71.454,26	225,00
	16	1.863,00	4.964,59	79.433,50	256,00
2022	17				

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Nakon uklanjanja sezonalnosti iz podataka o stvarnoj potražnji, jednadžba za izračun predviđanja potražnje pomoću metode trostrukog eksponencijalnog izgladivanja obuhvaća zbroj razine (L) i trenda (T) trenutnog razdoblja što se zatim množi sa sezonskim faktorom (S) budućeg razdoblja. Formula za izračun sezonskog faktora dijeli stvarnu potražnju i desezoniziranu potražnju trenutnog razdoblja kojom se dobivaju vrijednosti stupca „sezonski indeks“ u tablici 12. Na temelju dobivenih sezonskih indeksa, računaju se sezonski indeksi za buduća 4 kvartala, odnosno za

izračun njihove prognoze. Sezonski indeks za prvi kvartal (S_1) računa se kao zbroj prvih kvartala svake godine što bi značilo prvi kvartal 2018., prvi kvartal 2019., prvi kvartal 2020. i prvi kvartal 2021. godine te se dijeli sa 4 jer se sezonski ciklus ponavlja nakon četiri kvartala. Na taj način računaju se sezonski indeksi za prvi ($S_1=1,48$), drugi ($S_2=1,12$), treći ($S_3=1,26$) i četvrti kvartal ($S_4=1,48$) čije vrijednosti su prikazane u tablici 12.

Posljednji korak koji prethodi dobivanju prognoziranih vrijednosti, izračun je vrijednosti razine, trenda i sezonskog faktora primjenjujući sljedeće jednadžbe za prvo razdoblje:

$$L_1 = \alpha \left(\frac{A_t}{S_t} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) = 0,6 * \left(\frac{1.525,00}{1,48} \right) + (1 - 0,6)(1.748,97 + 200,98) = 1.399,00$$

$$T_1 = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} = 0,3*(1.399,13-1.748,97)+(1-0,3)*200,98 = 35,73$$

$$S_1 = \gamma \left(\frac{A_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_t = 0,2 * \left(\frac{1.525,00}{1.949,55} \right) + (1 - 0,2) * 1,48 = 2.730,43$$

Dobivene vrijednosti razine, trenda i sezonskog faktora za preostala razdoblja prikazana su u tablici 12.

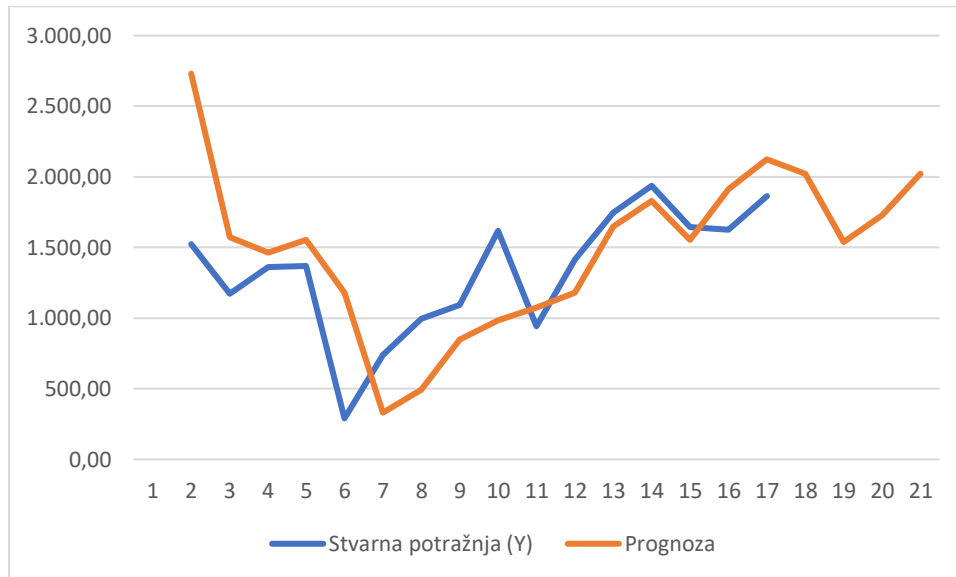
Tablica 12 Predviđanje vrijednosti potražnje za I. kvartal 2022. godine (razdoblje 17) pomoću metode eksponencijalno izgladivanje s trendom i sezonalnosti

GODINA	Razdoblje (X)	Stvarna potražnja (Y)	Dezsezonizirana potražnja	XY	X ²	Sezonski indeks	L	T	S	Prognoza	Pogreška	Pogreška	Pogreška ²	% Pogreška
							1748,97	200,98						
2018	1	1.525,00	1.949,95	1.949,95	1,00	0,78	1.399,13	35,73	1,40	2.730,43	-520,98	520,98	271.420,60	34%
	2	1.174,00	2.150,92	4.301,85	4,00	0,55	1.200,47	-34,59	1,10	1.571,21	-265,30	265,30	70.385,35	23%
	3	1.360,00	2.791,00	8.373,00	9,00	0,49	1.113,03	-50,44	1,25	1.461,83	203,17	203,17	41.278,22	15%
	4	1.370,00	2.667,00	10.668,00	16,00	0,51	980,82	-74,97	1,46	1.554,10	331,57	331,57	109.937,13	24%
2019	5	290,00	2.954,50	14.772,50	25,00	0,10	480,08	-202,70	1,30	1.180,39	-580,02	580,02	336.426,56	200%
	6	738,00	2.968,75	17.812,50	36,00	0,25	504,80	-134,48	1,19	330,58	485,82	485,82	236.020,29	66%
	7	995,00	2.613,50	18.294,50	49,00	0,38	621,25	-59,20	1,33	492,45	659,89	659,89	435.454,03	66%
	8	1.093,00	2.608,25	20.866,00	64,00	0,42	668,23	-27,34	1,51	848,88	559,30	559,30	312.818,94	51%
2020	9	1.617,00	3.321,50	29.893,50	81,00	0,49	912,86	54,25	1,54	984,74	989,18	989,18	978.477,05	61%
	10	944,00	3.834,50	38.345,00	100,00	0,25	890,62	31,30	1,11	1.074,86	-29,85	29,85	890,84	3%
	11	1.413,00	4.580,25	50.382,75	121,00	0,31	1.040,65	66,92	1,28	1.181,01	482,88	482,88	233.169,61	34%
	12	1.748,00	3.863,50	46.362,00	144,00	0,45	1.152,16	80,30	1,49	1.646,55	608,37	608,37	370.116,33	35%
2021	13	1.937,00	4.371,50	56.829,50	169,00	0,44	1.279,41	94,38	1,49	1.830,27	666,18	666,18	443.790,01	34%
	14	1.645,00	4.913,00	68.782,00	196,00	0,33	1.427,40	110,46	1,13	1.552,28	259,48	259,48	67.330,86	16%
	15	1.626,00	4.763,62	71.454,26	225,00	0,34	1.388,31	65,60	1,24	1.912,65	59,21	59,21	3.506,17	4%
	16	1.863,00	4.964,59	79.433,50	256,00	0,38	1.337,35	30,63	1,46	2.125,33	377,67	377,67	142.635,43	20%
2022	17					1,48				2.021,64				
	18					1,12				1.538,01				
	19					1,26				1.726,15				
	20					1,48				2.023,23				

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Grafikon 10 prikazuje kretanje stvarnih vrijednosti i prognozirane potražnje izračunate metodom eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti.

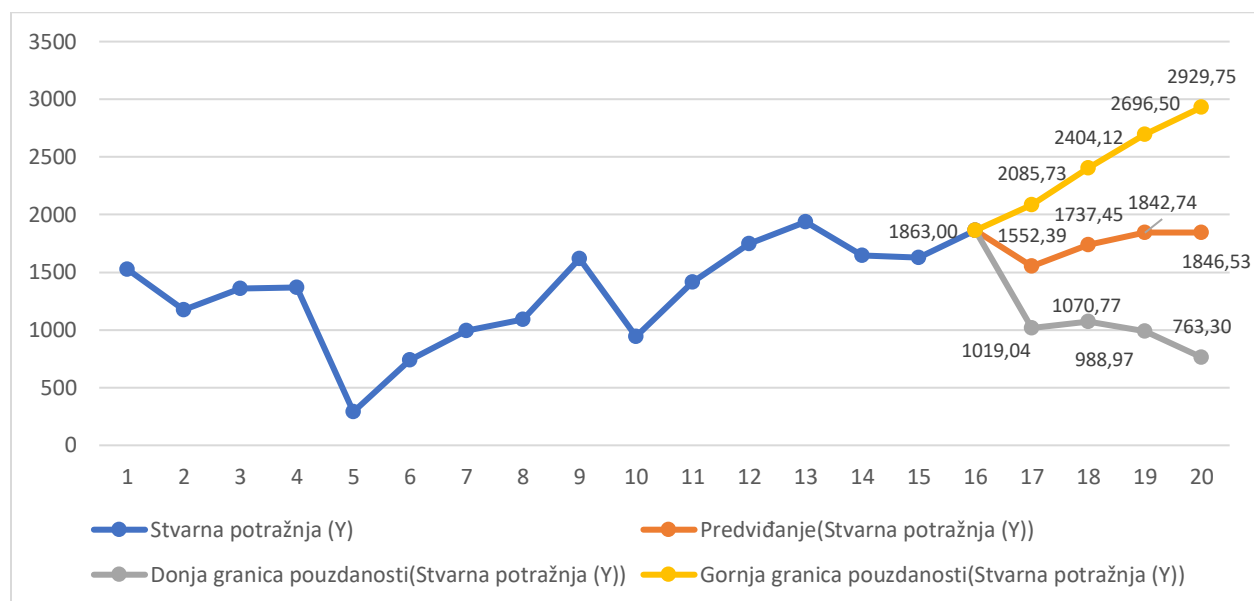
Grafikon 10 Kretanje prognoze ostvarene metodom eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti u odnosu na stvarnu potražnju



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

U programu MS Excel također postoji mogućnost korištenja funkcije „list predviđanja“ koja na temelju primjene metode eksponencijalnog izgladivanja sa trendom i sezonalnošću stvara novi radni list koji sadrži tablicu povijesnih i predviđenih vrijednosti, te njihov prikaz uključujući gornju i donju granicu pouzdanosti. Prema Šimundić A., (2008.) interval pouzdanosti za bilo koju statističku mjeru predstavlja raspon mogućih vrijednosti unutar kojega se s izvjesnom vjerojatnosti nalazi ta statistička mjera populacije. Interval pouzdanosti je omeđen granicama. Ovisno o razini pouzdanosti koju biramo, mijenja se i raspon, tj. granice intervala. Najčešće korišteni intervali pouzdanosti su 90%-tni, 95%-tni, 99%-tni interval pouzdanosti. Što su granice intervala uže, preciznost procjene je veća. U ovome slučaju, s 90%-tnom pouzdanosti može se utvrditi da se potražnja za 2022. godinu kreće unutar granica intervala 763,30 – 2929,75 komada ženskih tajica.

Grafikon 11 Metoda eksponencijalnog izgladivanja sa trendom i sezonalnosti uz funkciju "list predviđanja"



Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

5. Usporedba metoda vremenskih serija

Svaka metoda vremenskih serija primjenjiva je u određenoj situaciji, odnosno najbolje predočuje buduću sliku, kao što su metoda pomičnog prosjeka i metoda eksponencijalnog izgladivanja primjenjivi kada ne postoji trend ili sezonalnost u kretanju potražnje, ili Holt-ov model koji obuhvaća samo trend. Predviđanje prognoze je samo dio cjelokupnog planiranja jer postoje i drugi čimbenici koji imaju značajan utjecaj na ishod. No, dobra predviđanja potražnje smanjuju neizvjesnost. Točnost i izvedba predviđanja mjere se pogreškama, u ovome slučaju MAD, MSE i MAPE koje su vidljive u tablici 13. Stoga, optimalna metoda prilikom izrade prognoze potražnje u praksi poduzeća Decathlon, biti će ona metoda koja odražava najmanju razinu pogreške.

Tablica 13 Usporedba mjera pogrešaka analiziranih metoda

Metode vremenskih serija	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal	Prognozirana vrijednost I. kvartala 2022.g
Metoda prosjeka	377,99	226.281,24	46,02%	izvan kontrolnih granica	1.333,63
Pomični prosjek					
Tromjesečni pomični prosjek	338,18	187.041,43	46,44%	unutar kontrolnih granica	1.711,33
Šestomjesečni pomični prosjek	319,15	853.045,50	19,89%	izvan kontrolnih granica	1.705,33
Devetomjesečni pomični prosjek	447,97	240.437,99	27,14%	izvan kontrolnih granica	1.542,89
Ponderirani pomični prosjek	347,99	197.648,89	49,40%	unutar kontrolnih granica	1.755,70
Eksponencijalno izgladivanje	383,87	216.480,67	51%	izvan kontrolnih granica	1.467,26
Eksponencijalno izgladivanje s trendom	332,31	195.045,81	45,22%	unutar kontrolnih granica	1.959,43
Linearni trend	294,77	131.882,30	38,54%	unutar kontrolnih granica	1.747,83
Eksponencijalno izgladivanje s trendom i sezonalnosti	442,43	253.353,59	42,91%	izvan kontrolnih granica	2.021,64

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Najčešće korištena mjera za procjenu točnosti prognoze je srednja kvadratna pogreška (MSE). Što je vrijednost srednje kvadratne pogreške manja, to je prognoza preciznija. Sukladno tome, prilikom korištenja programske funkcije „Solver“ , cilj je bio minimizirati MSE kao mjeru pogreške utjecanjem tj. promjenom konstante izgladivanja, pondera ili sličnog ljudskog inputa prilikom određivanja parametara. Korištenjem optimalnih parametara uz pomoć Solvera, značajnije promjene uočene su kod metode eksponencijalnog izgladivanja i metode eksponencijalnog izgladivanja s uključenim trendom i sezonalnošću što je prikazano u tablici 14. Na ovaj način, spriječilo se odbacivanje potencijalno odgovarajuće metode predviđanja potražnje.

Tablica 14 Usporedba mjera pogrešaka analiziranih metoda uz pomoć Solvera

Metode vremenskih serija	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal	Prognozirana vrijednost I. kvartala 2022.g
Metoda prosjeka	377,99	226.281,24	46,02%	izvan kontrolnih granica	1.333,63
Pomični prosjek					
Tromjesečni pomični prosjek	338,18	187.041,43	46,44%	unutar kontrolnih granica	1.711,33
Šestomjesečni pomični prosjek	319,15	853.045,50	19,89%	izvan kontrolnih granica	1.705,33
Devetomjesečni pomični prosjek	447,97	240.437,99	27,14%	izvan kontrolnih granica	1.542,89
Ponderirani pomični prosjek	339,27	187.353,12	47,80%	unutar kontrolnih granica	1.771,17
Eksponecijalno izgladivanje	300,95	161.927,57	41,36%	unutar kontrolnih granica	1.772,67
Eksponecijalno izgladivanje s trendom	292,47	160.399,98	40,85%	unutar kontrolnih granica	1.796,79
Linearni trend	294,77	131.882,30	38,54%	unutar kontrolnih granica	1.747,83
Eksponecijalno izgladivanje s trendom i sezonalnosti	274,62	137.461,36	36,64%	unutar kontrolnih granica	1.599,74

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Također, izdvojene su vrijednosti dobivene programskim dodatkom „QM Excel“ s obzirom da kod metoda poput ekspancijalnog izgladivanja s trendom se primjenjuju različite formule čije vrijednosti su prikazane u tablici 15. Uspoređujući izračun predviđanja potražnje programa predviđanja MS Excel-a i mehaničnog, razlike su neznčajne.

Tablica 15 Usporedba mjera pogrešaka analiziranih metoda uz pomoć QM Excel-a

Metode vremenskih serija	MAD	MSE	MAPE	Prateći signal	Prognozirana vrijednost I. kvartala 2022.g
Metoda prosjeka	377,99	226.281,24	46,02%	izvan kontrolnih granica	1.333,63
Pomični prosjek					
Tromjesečni pomični prosjek	338,18	187.041,43	46,44%	unutar kontrolnih granica	1.711,33
Šestomjesečni pomični prosjek	319,15	853.045,50	19,89%	izvan kontrolnih granica	1.705,33
Devetomjesečni pomični prosjek	447,97	240.437,99	27,14%	izvan kontrolnih granica	1.542,89
Ponderirani pomični prosjek	339,27	187.353,12	47,80%	unutar kontrolnih granica	1.771,17
Eksponecijalno izgladivanje	300,94	161.927,63	41,36%	unutar kontrolnih granica	1.772,55
Eksponecijalno izgladivanje s trendom	385,55	207.316,30	41,28%	izvan kontrolnih granica	1.976,61
Linearni trend	294,77	131.882,30	38,54%	unutar kontrolnih granica	1.747,83
Eksponecijalno izgladivanje s trendom i sezonalnosti	274,62	137.461,36	36,64%	unutar kontrolnih granica	1.599,74

Izvor: Izrada autora prema dostupnim podacima

Prikupljeni podaci o prodanim količinama ženskih tajica tijekom razdoblja od 5 godina su grafički prikazani na samome početku rada gdje je uočen blagi rastući trend, uz određene sezonske varijacije u prvom kvartalu koje označavaju najveću prodaju tijekom godine, uz poneke oscilacije poput prvog kvartala u 2019. godine gdje je zabilježena *out of stock* situacija. Analizirajući tablicu

14, vidljivo je kako metoda pomičnog prosjeka tj. šestomjesečnog i devetomjesečnog pomičnog prosjeka bilježi najveću razinu odstupanja. Metoda prosjeka, metoda ponderiranog pomičnog prosjeka, metoda eksponencijalnog izgladivanja variraju malim razlikama. Najnižu razinu odstupanja zabilježila je metoda linearnog trenda, a zatim metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti. Iako je metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti bila pretpostavljena optimalna metoda za poduzeće Decathlon s obzirom na kretanje prodanih količina, situacija tijekom 2019. godine je poremetila tu sliku.

6. Rasprava

Nakon analize metoda vremenskih serija u teoriji, ali i u praktičnoj primjeni, potrebno je ponovno sagledati postavljene hipoteze na početku rada.

6.1. Testiranje hipoteza

Hipoteza 1 ili pri predviđanju potražnje za određenim proizvodom modeli s manjim brojem varijabli mogu biti korisni u okruženjima gdje je potražnja manje volatilna, čak i ako imaju veće pogreške u predviđanju. Složenost modela i broj uključenih varijabli ne dovode nužno do boljih predviđanja se odbacuje. Jednostavnije metode poput metode prosjeka ili metode pomičnog prosjeka koje ne obuhvaćaju trend i sezonalnost, ne može se primijeniti kao reprezentativna metoda za izradu prognoze potražnje u ovoj situaciji. Iako složeniji modeli mogu imati veću razinu pogrešaka u predviđanjima, važno je razmotriti kako se te pogreške raspoređuju. Možda su veće pogreške u pojedinim slučajevima kompenzirane boljim performansama u drugim slučajevima. Upravljanje pogreškama u skladu s potrebama poslovanja također može biti važno razmatranje.

Hipoteza 2 ili uzimajući u obzir trend i sezonalnost potražnje za proizvodom, Holt-Wintersova metoda će dati optimalne rezultate predviđanja potražnje se djelomično prihvaća. Naime, promatrano razdoblje od 2018. do 2022. godine obuhvaća iznimnu situaciju uzrokovanu COVID pandemijom gdje je nastao izniman *out-of-stock*.

6.2. Prijedlozi za poboljšanje

Decathlon je 2008. postavio tri ključna korporativna cilja: povećanje dostupnosti zaliha, poboljšanje učinkovitosti timova u maloprodaji i logistici te bolja kontrola prikupljanja proizvoda. Glavni cilj bio je poboljšati zadovoljstvo kupaca osiguravajući da proizvodi budu dostupni na policama kad ih kupci žele kupiti. Da bi to postigli, implementirali su RFID tehnologiju kako bi poboljšali vidljivost širokog spektra robe. Decathlon je započeo globalno predstavljanje RFID rješenja 2013. godine kako bi pratili robu kroz opskrbni lanac, od tvornica do trgovina. Pomoću RFID-a poboljšali su dostupnost proizvoda na policama trgovina, što je rezultiralo povećanjem

prodaje za 11% od 2014. do 2015. godine. Osim toga, RFID je doprinio poboljšanju efikasnosti i smanjenju gubitka proizvoda. Implementacija RFID-a odvijala se na različitim razinama, uključujući tvornice dobavljača, skladišta i trgovine. Kroz razne uređaje, kao što su čitači, mobilni uređaji i stacionarni čitači, pratili su proizvode tijekom cijelog opskrbnog lanca.

Nadalje, kao i svako veće poduzeće, Decathlon koristi softver čija je svrha predviđanje potražnje na temelju povijesnih podataka unazad 2 godine. Iako iznimno korisno za analizu brojeva i uzoraka, ne može uhvatiti sve nijanse i kontekst koji mogu utjecati na potražnju. Kvalitativne metode dopuštaju bolje razumijevanje subjektivnih faktora koji nisu uvijek evidentni iz kvantitativnih podataka, te omogućuju da iskustvo, mišljenje i interpretacija zaposlenika, voditelja, obogate analizu.

Decathlon, kao sportska trgovina, ima mnogo potencijala da ostvari prednosti stvaranjem vlastite aplikacije za svoje potrošače, posebno ako integrira umjetnu inteligenciju u tu aplikaciju. Integracija umjetne inteligencije omogućila bi Decathlonu praćenje ponašanja i preferencija korisnika putem aplikacije. Aplikacija bi prikupljala razne podatke kao što su pregledi proizvoda, dodavanje proizvoda u košaricu, kupovine, pretraživanje proizvoda, omiljeni proizvodi, itd. Ovi podaci pružaju uvid u to koji su proizvodi najtraženiji, koji su često pregledavani, te kakve su preferencije korisnika. Umjetna inteligencija bi analizirala obrasce ponašanja korisnika unutar aplikacije. Primjerice, može primijetiti da se određeni proizvodi često pregledavaju, ali se rijetko kupuju. Ovo bi moglo ukazati na to da postoji visoka svijest o tim proizvodima, ali možda nešto nedostaje u procesu odlučivanja za kupnju.

Također, putem aplikacije mogu pregledavati proizvode, provjeravati dostupnost u trgovinama, uspoređivati cijene i provjeravati recenzije. Na temelju ovih podataka, UI bi mogao pružiti personalizirane preporuke proizvoda, popuste i sadržaje koji bi najviše odgovarali svakom korisniku. To bi znatno poboljšalo iskustvo kupca, čineći ga relevantnijim i prilagođenijim. Aplikacija bi mogla prikupljati povratne informacije od korisnika putem anketa ili recenzija te ih koristiti za prilagodbu ponude proizvoda i usluga prema stvarnim potrebama korisnika.

7. Zaključak

Diljem svijeta, danas postoji više od 1.600 Decathlon trgovina koje opslužuju kupce na pet kontinenta, s više od 90.000 zaposlenika. Decathlon svoj sportski slogan „sport je za sve“ čini stvarnošću pružajući više od 100 različitih sportova, od početnika do profesionalca. Kako bi svaki dan svima omogućio uživanje u sportu, potrebno je osigurati dostupnost tražene opreme, proizvoda. Taj proizvod u ovome radu su bile ženske tajice čija se potražnja nastojala prognozirati pomoću metoda vremenski serija. Na temelju raspoloživih podataka primijenjeno je sedam metoda, među kojima su metoda linearnog trenda i metoda eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti zabilježile najnižu razinu pogreške.

Uvođenje kvantitativnih modela predviđanja za rano upozoravanje na nestabilnost, ali i povoljne uvjete, pruža veliki potencijal za poboljšanje točnosti predviđanja u usporedbi s tradicionalnim kvalitativnim metodama. Iako bi kvantitativne metode trebale biti istaknute i odigrati ključnu ulogu u razvoju alata za rano upozoravanje, to ne znači da je tradicionalna kvalitativna analiza suvišna. Vanjski čimbenici isto imaju značajan utjecaj na prodaju, kao što su promjene politike, promjene cijena sirovina i drugih roba, štrajkovi, promocije i prirodne katastrofe. Najbolji rezultati se postižu kombiniranjem kvantitativne analize temeljene na modelima s kvalitativnom analizom koja se oslanja na uzročno-posljedične veze. U samom slučaju poduzeća Decathlon, unatoč softveru koji je namijenjen prognozi potražnje, i dalje se prilikom većih događaja prilagođavaju prognoze s obzirom na očekivano povećanu potražnju za određenim proizvodima. Kombiniranjem kvalitativnih i kvantitativnih pristupa otkriva se cjelokupna priča, objašnjava se zašto brojke pokazuju to što pokazuju.

Literatura

1. Abby Jenkins (2022.) Demand Forecasting: Everything You Need to Know. Dostupno na: <https://www.netsuite.com/portal/resource/articles/inventory-management/demand-forecasting.shtml>
2. Aishwarya Gulve (2020.) Everything about Components of Time Series: Part-1. Dostupno na: <https://aishwaryagulve97.medium.com/everything-about-components-of-time-series-part-1-7476fb521477>
3. Blumeglobal (godina) The History and Evolution of the Global Supply Chain. Dostupno na: <https://www.blumeglobal.com/learning/history-of-supply-chain/>
4. Briš Alić, M. i dr., 2022. Operacijski menadžment. Osijek, Rijeka, Split, Zagreb: Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku, Ekonomski fakultet u Osijeku; Sveučilište u Rijeci, Ekonomski fakultet; Sveučilište u Splitu, Ekonomski fakultet; Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet
5. Dave Smith (2019) What everyone gets wrong about this famous Steve Jobs quote, according to Lyfts design boss. Dostupno na: <https://www.businessinsider.com/steve-jobs-quote-misunderstood-katie-dill-2019-4>
6. Decathlon (2023.) Sportska obuća, sportska odjeća i sportska oprema. Dostupno na: <https://www.decathlon.hr/>
7. Decathlon (2023.) – interni podaci
8. Destino M., Fischer J., Müllerklein D., Trautwein V. (2021.) To improve your supply chain, modernize your supply-chain IT. Dostupno na: <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/to-improve-your-supply-chain-modernize-your-supply-chain-it>
9. Fidelity (2023.) Moving average trading signal. Dostupno na: <https://www.fidelity.com/viewpoints/active-investor/moving-averages>
10. GITNUXBLOG (2023.) Decathlon: Business Model, Analysis & Competitors 2023. Dostupno na: <https://blog.gitnux.com/companies/decathlon/>
11. Heizer J., Render B., Munson C., (2016), Operations management Sustainability and Supply Chain Management, 12th Edition, New Jersey: Pearson.
12. Jacobs, F., R. (2018). Upravljanje operacijama i lancem opskrbe. 13. izdanje. Zagreb: Mate

13. Jim Frost (2021.) Exponential Smoothing for Time Series Forecasting. Dostupno na:
<https://statisticsbyjim.com/time-series/exponential-smoothing-time-series-forecasting/>
<https://hrcak.srce.hr/24138>
14. MuddassirAhmed (2022.) Evolution of Supply Chain Management and Logistics.
Dostupno na: <https://www.scmdojo.com/history-and-evolution-of-supply-chain-and-logistics/>
15. Prachi Juneja (2020.) Demand Forecasting - Objectives, Classification and Characteristics of a Good Forecast. Dostupno na: <https://www.managementstudyguide.com/demand-forecasting.htm>
16. Render, B., Stair, R., M., Hanna, M., Hale, T., S. (2018). Quantitative analysis for management. 13th edition. Pearson
17. Simchi-Levi, D, Kaminsky, P., Simchi-Levi, E., (2003) Designing & Managing the Supply Chain: Concepts, Strategies, and Case Studies, New York, McGraw-Hill/Irwin
18. Stevenson, W., J. (2015). Operations Management. 12th edition. New York: Mc Graw Hill Education

Popis slika

Slika 1. Kronološka evolucija koncepata logistike i lanca opskrbe	5
Slika 2 Metode upravljanja opskrbnim lancem i planiranje	8
Slika 3 Normalna distribucija s prosjekom 0 i prosječnim apsolutnim odstupanjem (MAD) = 1 19	
Slika 4 Programski dodatak QM Excel - Metode prognoziranja	26
Slika 5 Vrijednost dobivene metodom prosjeka pomoću QM Excel-a.....	27
Slika 6 Primjena programskog alata Solver s ciljem optimiziranja konstante izgladivanja	34
Slika 7 Predviđanje prognoze metodom eksponencijalnog izgladivanja (Solver).....	35

Popis grafikona

Grafikon 1 Prodana količina ženskih tajica tijekom razdoblja od 20 kvartala	23
Grafikon 2 Usporedba stvarne potražnje i prognoze dobivene metodom prosjeka	25
Grafikon 3 Usporedba stvarne potražnje i prognoze ostvarene metodom pomičnog prosjeka	28
Grafikon 4 Odnos stvarne potražnje i prognoze generirane pomičnim prosjekom sa različitim podskupom razdoblja	29
Grafikon 5 Prognoza ostvarena metodom pomičnog ponderiranog prosjeka u odnosu na stvarnu potražnju	32
Grafikon 6 Prognoza ostvarena metodom eksponencijalnog izgladivanja u odnosu na stvarnu potražnju	35
Grafikon 7 Prognoza generirana metodom eksponencijalnog izgladivanja primjenjujući različite konstante izgladivanja.....	36
Grafikon 8 Prognoza ostvarena metodom eksponencijalnog izgladivanja u odnosu na stvarnu potražnju	38
Grafikon 9 Kretanje prognozirane potražnje metodom linearnog trenda u odnosu na stvarnu potražnju	39
Grafikon 10 Kretanje prognoze ostvarene metodom eksponencijalnog izgladivanja s trendom i sezonalnosti u odnosu na stvarnu potražnju.....	43
Grafikon 11 Metoda eksponencijalnog izgladivanja sa trendom i sezonalnosti uz funkciju "list predviđanja"	44