

# PREDVIĐANJE POTRAŽNJE U PRAKSI

---

**Pinterović, Adam**

**Master's thesis / Diplomski rad**

**2021**

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

*Permanent link / Trajna poveznica:* <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:145:751859>

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

*Download date / Datum preuzimanja:* **2024-07-07**



*Repository / Repozitorij:*

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



Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku

Ekonomski fakultet u Osijeku

Diplomski studij, Trgovina i logistika

Adam Pinterović

**PREDVIĐANJE POTRAŽNJE U PRAKSI**

Diplomski rad

Osijek, 2021. godine.

Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku

Ekonomski fakultet u Osijeku

Diplomski studij Trgovina i logistika

Adam Pinterović

## **PREDVIĐANJE POTRAŽNJE U PRAKSI**

Diplomski rad

Kolegij: Upravljanje opskrbnim lancima

JMBAG : 0284011526

e-mail: pinterovicadam@gmail.com

Mentor: prof. dr. sc. Davor Dujak

Osijek, 2021.

Josip Juraj Strossmayer University of Osijek

Faculty of Economics in Osijek

Graduate Study (Sales and logistics)

Adam Pinterović

**DEMAND FORECASTING IN PRACTICE**

Final paper

Osijek, 2021.



## SAŽETAK

Prognoziranje potražnje se može klasificirati kao poslovni proces koji se obavlja u sklopu aktivnosti upravljanja lancem opskrbe. Iako kompleksan pojam, može se definirati kao proces koji sagleda raspoložive podatke kako bi oformio prognozu o razini buduće potražnje. Predviđanja potražnje mogu se podijeliti na dva osnovna pristupa, a to su kvantitativne metode i kvalitativne metode predviđanja potražnje. Kvalitativne metode prikupljaju stavove i mišljenja osoba koje posjeduju određeno znanje o promatranom predmetu. One se provode uglavnom putem upitnika i intervjua, na temelju kojih se u konačnici pokušava oformiti zajedničko mišljenje ispitane mase. Kvantitativne metode primjenjuju matematičke metode pri formiranju prognoza. One se primjenjuju kada postoji dovoljna razina povijesnih podataka na temelju kojih se matematički modeli mogu provesti. Najpoznatija metoda kvantitativnog predviđanja potražnje jest analiza vremenskih serija. Metoda podrazumijeva postojanje povijesnih podataka koji su se odvijali određenim redoslijedom. Tri su osnovne metode analize vremenskih serija a to si jednostavno eksponencijalno zaglađivanje, Holtov model ili trendom korigirano eksponencijalno zaglađivanje, te Wintersov model ili Trendom i sezonalnošću korigirano eksponencijalno zaglađivanje. Modeli analize vremenskih serija u svoje izračune uvrštavaju konstante zaglađivanja koje predstavljaju brzinu prilagodbe modela na najnovije spoznaje o promjenama u potražnji. Pošto se potražnja sastoji od tri uočljiva čimbenika, razine, trenda i sezonskog faktora, uvrštavanje tih varijabli u izračune prognoza dolazi se do relevantnijih rezultata. Pri izračuna prognoza potražnje za tvrtku Apple Inc. čija potražnja ima izraženu sezonalnost i blagi trend rasta primijenjene su sve tri navedene metode analize vremenskih serija, kao i statična metoda koja svoje izračune dobiva kroz desezonaliziranje potražnje. Na primjeru podataka tvrtke izračunate su navedene metode kao i prikladne metode mjerenja pogrešaka kako bi se pobliže opisala primjena takvoga pristupa pri prognoziranju potražnje.

**KLJUČNE RIJEČI:** Lanac opskrbe, procesi, upravljanje opskrbnim lancem, predviđanje potražnje, kvalitativne metode predviđanja potražnje, kvantitativne metode predviđanja potražnje.

## **ABSTRACT**

Demand forecasting can be classified as a business process performed as a part of supply chain management. Although a complex term, it can be defined as a process that looks at available data with the aim of forming a forecast for future demand. Demand forecasting can be divided into two basic approaches, namely quantitative and qualitative demand forecasting methods. Qualitative methods gather the views and opinions of people who possess certain knowledge about the observed subject. They are conducted mainly through questionnaires and interviews, on the basis of which an attempt is made to form a common opinion of the examined mass. Quantitative methods apply mathematical methods in forming forecasts. They are applied when there is a sufficient level of historical data on the basis of which the mathematical models can be calculated. The best known method of quantitative demand prediction is time series analysis. The method implies the existence of historical data that unfolded in a certain order. There are three basic methods of time series analysis, namely simple exponential smoothing, Holt model or trend-corrected exponential smoothing, and Winters model or Trend and seasonality corrected exponential smoothing. Time series analysis models include smoothing constants in their calculations, which represent the speed of adjustment of the model to the latest knowledge about certain changes in demand. Since the demand consists of three observable factors, level, trend and seasonality, the inclusion of these variables in the forecast calculations yields more relevant results. When calculating demand forecasts for Apple Inc. whose demand has a pronounced seasonality and a slight growth trend, all three before mentioned methods of time series analysis were applied, as well as the static method, which obtains its calculations through deseasonalization of demand. The methods were calculated with the data obtained from the above mentioned company, as well as the appropriate error measurement methods in order to better describe the application of such approaches while forecasting future demand.

**KEY WORDS:** Supply chain, processes, supply chain management, demand forecasting, qualitative demand forecasting methods, quantitative demand forecasting methods.

# SADRŽAJ

1.	Uvod.....	1
2.	METODOLOGIJA RADA .....	2
2.1	Predmet rada.....	2
2.2	Hipoteza istraživanja .....	2
2.3	Metode istraživanja.....	2
2.4	Izvori istraživanja .....	3
3.	UPRAVLJANJE OPSKRBNIM LANCEM .....	4
3.1	Pojam lanaca opskrbe .....	4
3.2	Upravljanje lancem opskrbe (SCM).....	7
3.2.1	Procesi upravljanja opskrbnim lancem.....	8
3.3	Podjela procesa u sklopu lanca opskrbe .....	9
3.3.1	Planiranje.....	10
3.3.2	Sourcing .....	11
3.3.3	Proizvodnja.....	11
3.3.4	Distribuiranje.....	11
4.	PREDVIĐANJE POTRAŽNJE .....	12
4.1	Definiranje predviđanja potražnje .....	12
4.2	Metode predviđanja potražnje .....	14
4.2.1	Kvalitativne metode prognoziranja .....	15
4.2.2	Kvantitativne metode prognoziranja .....	17
4.2.3	Mjere pogreške pri predviđanju .....	19
5.	PREDVIĐANJE POTRAŽNJE U PRAKSI NA PRIMJERU APPLE INC. ....	23
5.1	Primjena metoda predviđanja potražnje – Apple Inc. ....	23
5.1.1	Statična metoda .....	26
5.1.2	Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje .....	31



5.1.3	Holtov model ili trendom korigirano eksponencijalno zaglađivanje .....	34
5.1.4	Wintersov model - model trendom i sezonalnošu korigiranog eksponencijalnog zaglađivanja.....	38
5.2	Odabir adekvatne metode za predviđanje potražnje tvrtke Apple Inc.....	41
6.	RASPRAVA.....	43
6.1	Hipoteza 1.....	43
6.2	Hipoteza 2.....	43
7.	ZAKLJUČAK .....	44
8.	LITERATURA.....	45
9.	POPIS tABLICA .....	46
10.	POPIS SLIKA .....	47
11.	POPIS GRAFIKONA .....	48

## 1. UVOD

Poslovni subjekti koji žele ozbiljno konkurirati na današnjem globalnom tržištu moraju implementirati pametne i detaljne strategije u svoje poslovanje. Menadžeri takvih poslovnih subjekata moraju konstantno biti u toku sa, kako trenutnim tako i budućim i prošlim zbivanjima na tržištu. Kako bi donosili pravovaljane odluke moraju pratiti trenutne tržišne trendove i događaja, te akcije koje poduzima njihova konkurencija. Usprkos tome, moraju biti upoznati i sa očekivanim događajima u budućnosti. Predviđanje potražnje je poslovni proces koji omogućava uvid u ta buduća zbivanja, te daje menadžerima okvirni očekivanja pomoću kojih im se omogućuje donošenje progresivnih odluka. Predviđanja dakako nikada nisu u potpunosti točna pa je stoga ona predstavljaju isključivo podlogu pri odlučivanju. Predviđanja pomažu pri odabiru odgovora na pojedine događaje, nešto što je donositeljima odluka od prijekle važnosti.

Ovaj diplomski rad podijeljen je na šest poglavlja. Prvo je poglavlje uvodno i služi kao kratak predgovor sadržaja koji je obrađen u ostalim poglavljima. Drugo poglavlje definira pristup, odnosno metodologiju u pisanju diplomskoga rada gdje se iznosi predmet, metoda i izvori koji se primjenjuju u nastavku rada. Treće poglavlje nastoji na jednostavan način definirati pojam sustava lanca opskrbe i njegove aktivnosti. Četvrto se poglavlje svodi na definiranje samoga procesa predviđanja potražnje kao i različitih kvantitativnih i kvalitativnih metoda koje taj proces primjenjuje. Peto poglavlje je praktične prirode i osvrće se primjeni ranije definiranih kvantitativnih metoda na temelju dostupnih podataka pri izračunima potrebnim za predviđanje potražnje. Izračuni su provedeni na primjeru tvrtke Apple Inc. sa namjerom određivanja najadekvatnije metode za predviđanja potražnje spomenutog subjekta. Na posljepku šesto se poglavlje osvrće na cjelokupan rad i daje konačan zaključak.

## **2. METODOLOGIJA RADA**

Ova cjelina opisati će metodologiju rada koja će se primjenjivati pri izradi ovoga rada, koja uključuje predmet rada, metode korištene pri istraživanju, te izvori podataka koji će se koristiti pri izradi.

### **2.1 Predmet rada**

Predmetom kojim će se ovaj rad baviti jest objašnjenje i primjena pojedinih metoda prognoziranja potražnje koji se primjenjuju od strane sudionika lanca opskrbe u praksi. Nastojat će se, kroz definiranje ključnih pojmova i opisivanje primjenjenih metoda razumjeti kako pojedine metode primjenjivati u svakodnevnom poslovanju poslovnih subjekata.

### **2.2 Hipoteza istraživanja**

H1: Pri prognoziranju potražnje mobilnih uređaja najtočnija je metoda za prognoziranje potražnje ona koja u obzir uzima i razinu i trend i sezonski faktor potražnje.

H2: Sezonski faktor neizostavna je varijabla prilikom prognoziranja potražnje mobilnih uređaja, te će stoga razina pogrešaka biti veća kod modela koji ju izostavljaju.

### **2.3 Metode istraživanja**

Deduktivna, induktivna i metoda analize biti će primijenjene pri izradi ovoga rada. Induktivna metoda će se primjenjivati pri izradi, tumačenju, analizi i zaključivanju na temelju podataka dobivenih u izračunima pojedinih modela. Deduktivna metoda će se primjenjivati prilikom iznošenja općih činjenica i tumačenja poznatih pojmova. Metoda analize biti će primijenjena prilikom raščlanjivanja pojedinih pojmova na više jednostavnijih elemenata. Također će se primijeniti metoda klasifikacije u situacijama kada sistemski pristup problemu bude prikladan. Matematičke metode koje će se primjenjivati jesu: Statična metoda, Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje, Holtov model, te Wintersov model.

## **2.4 Izvori istraživanja**

Izvori korišteni prilikom izrade ovoga diplomskog rada su znanstvena literatura, kao što su drugi znanstveni radovi, knjige, časopisi i web izvori. Također će se koristiti kvartalni izvještaji o poslovanju tvrtke Apple Inc. kao temelj za izračun matematičkih modela.

### **3. UPRAVLJANJE OPSKRBNIM LANCEM**

U ovome poglavlju pokušat će se detaljnije opisati i približiti pojam lanca opskrbe kao i svakodnevni procesi koji su nužni za uspješno djelovanje takvoga sustava. Također će se izdvojiti skupina procesa u koju spada proces predviđanja potražnje.

#### **3.1 Pojam lanaca opskrbe**

Heizer, Render, Munson (2016) način stvaranja vrijednosti za kupca definiraju kroz tri funkcije - marketing, operacije i financije. Međutim, tvrtke rijetko same stvaraju tu vrijednost. Umjesto toga, oslanjaju se na razne dobavljače koji pružaju sve, od sirovina do računovodstvenih usluga. Kad se uzmu zajedno, na ove dobavljače može se smatrati opskrbnim lancem. Lanac opskrbe globalna je mreža organizacija i aktivnosti koje opskrbljuju poduzeće robom i uslugama. Kako se naše društvo tehnološki više orijentira, vidimo sve veću specijalizaciju.

Dunković (2015) lanac opskrbe definira iz perspektive sudionika u poslovnom procesu, te u svojoj knjizi navodi kako je lanac opskrbe sustav koji je podržan informatičkim i drugim povezanim tehnologijama u kojemu svaki sudionik mora koordinirano postupati kako svojim postupcima ne bi ugrožavao djelovanje ostalih sudionika lanca.

Iz navedene definicije može se zaključiti nekoliko značajki, najvažnija od njih jest predodžba same strukture lanca opskrbe. Definicija spominje sudionike lanca koje definira kao pojedince koji samostalno djeluju, ali u svome interesu, te čije djelovanje pri tome izravno utječe na ostale sudionike sustava. Sustav lanca opskrbe se stoga može definirati kao skup sudionika koji samostalnim djelovanjem teže ka ostvarenju zajedničkog cilja.

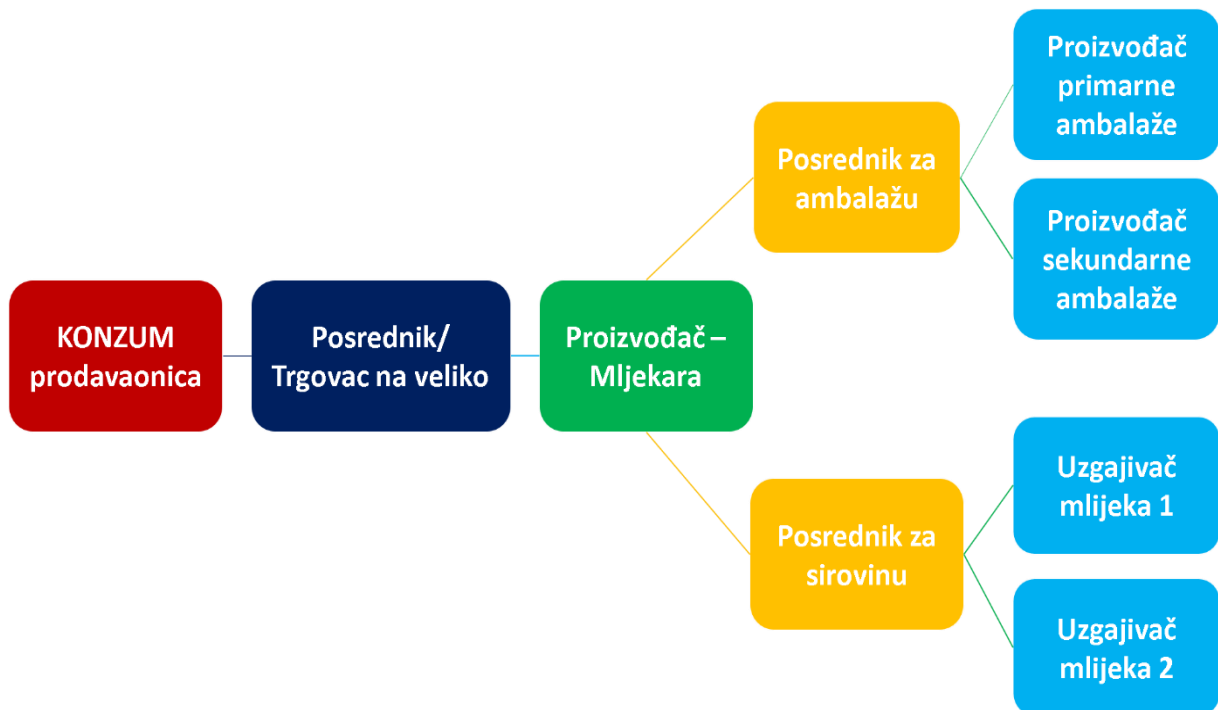
Cilj svakog poslovnog subjekta jest ostvarivanje što veće moguće dobit uz što je manje moguće troškove. Dva su glavna cilja sudionika lanca opskrbe, a odnose se na stvaranje što je moguće veće razlike između:

a) vrijednosti koja je ponuđena kupcu,

b) napora koji je uložen u ispunjavanje zahtjeva kupca (Dunković, 2015).

Radi lakšeg definiranja aktivnosti i stadija u lancu opskrbe uzmimo primjer osobe koja je posjetila prodavaonicu Konzuma sa namjerom kupovine mlijeka. Iskazivanjem potrebe za proizvodom, odnosno potražnjom, započinje sustav lanca opskrbe. Trgovac na malo izlaže proizvode na police svojih prodavaonica ispred potencijalnih kupaca. Skladišta Konzuma opskrbljuju distributeri, odnosno posrednici ili u nekim situacijama proizvođači samostalno. Distributeri su posrednici između proizvođača i trgovca na malo, a zaduženi su za dopremanje gotovih proizvoda do proizvodne linije do skladišta trgovca na malo. Proizvođač, u ovome slučaju proizvođač mlijeka – mljekara, se opskrbljuje različitim proizvodima, poluproizvodima i sirovinama od strane više manjih dobavljača proizvođača. Dobavljači proizvođača vlastite zalihe prikupljaju od strane prikupljača sirovina ili proizvođača poluproizvoda. Slika 1 shematski će prikazati pojednostavljenu strukturu opskrbnog lanca na navedenom primjeru prehrambenog proizvoda – mlijeka.

**Slika 1. Pojednostavljeni prikaz Lanca opskrbe mlijeka, tvrtke Konzum d.d.**



Izvor: samostalna izrada autora.

Dujak i Mesarić (2017) u svojoj literaturi navode kako u opskrbnom lancu koji se provodi na temelju upravljanja opskrbnim lancem problem pojedinca ujedno postaje i problem cijeloga lanca, što naglašava važnost fluidnosti dobara, novca i informacija između sudionika lanca. Ključno je naglasiti kako lanac opskrbe u svojoj samoj srži predstavlja sustav suradnje različitih poslovnih subjekata koji obavljaju različite procese, ali dijele zajednički cilj. Dujak (2012) u svojoj doktorskoj disertaciji smatra kako se lanac opskrbe sastoji od tri glavna faktora, a to su članovi, tokovi i procesi. Sva tri faktora su međusobno povezana u cjelinu koja se naziva lanac opskrbe, unutar kojega svaki od njih daje svoj doprinos ka što fluidnijem i učinkovitijem djelovanju lanca. Svaki do navedena tri faktora biti će pobliže razmotreni u nastavku poglavlja.

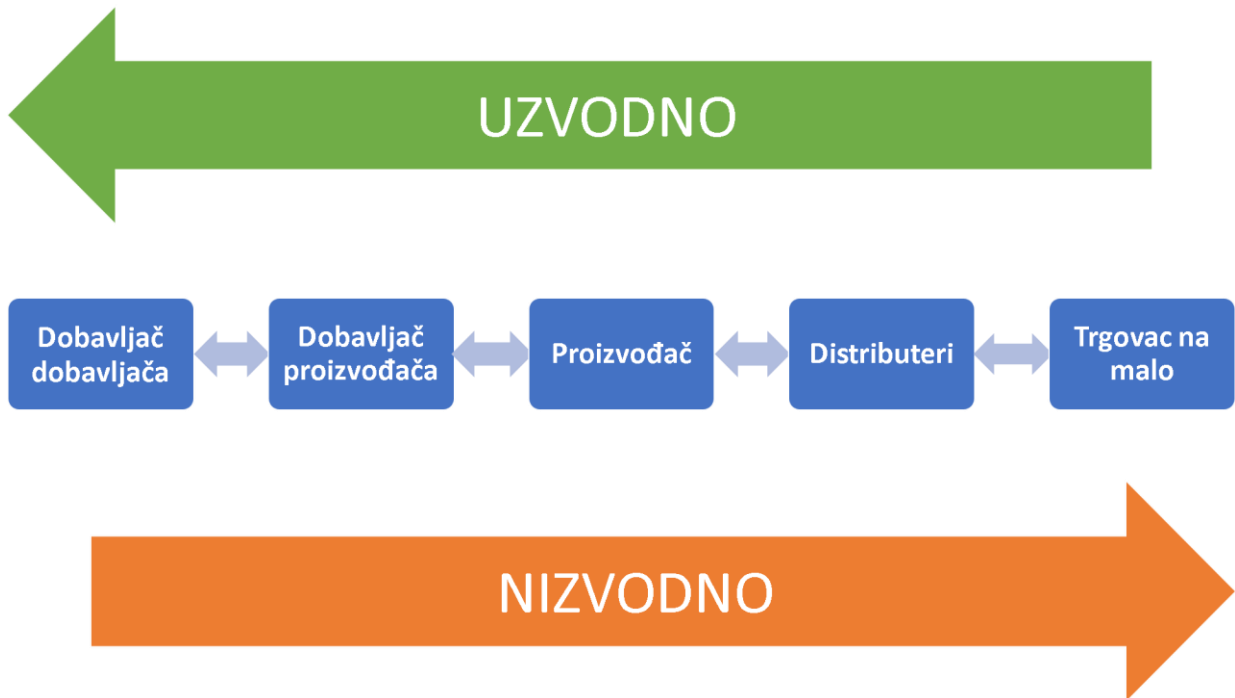
Lanac opskrbe je, kao što je ranije navedeno, sustav koji objedinjuje različite sudionike koji posjeduju jednak cilj. Sudionici lanca opskrbe mogu se podijeliti prema svojim ulogama na :

- a) dobavljač dobavljača,
- b) dobavljač proizvođača,
- c) proizvođač,
- d) distributer (trgovac na veliko),
- e) trgovac na malo (Segetlija Z., 2013).

Svaki od ovih sudionika predstavlja jednu razinu lanca gdje obavljanjem svakodnevnih procesa, dolazi do protoka proizvoda, informacija ili novca. Bitno je navesti kako sustavi opskrbnog lanca ne moraju sadržavati sve navedene sudionike, već samo one koji sa sobom donose određenu vrijednost lancu.

Dunković (2015) smatra da opskrbni lanac predstavlja djelotvoran i koordiniran tijek zaliha, informacija i financijskih sredstava između sudionika istoga lanca, a koji za cilj ima minimiziranje troškova držanja zaliha. Postoje dva glavna toka kojima se roba, novac i informacije mogu kretati unutar lanca, a to su uzvodni i nizvodni tok. Slika 2 slikovito će prikazati smjer kretanja tokova u odnosu na sudionike lanca opskrbe.

**Slika 2. Prikaz sudionika i tokova unutar lanca opskrbe.**



Izvor: prilagođeno prema Segetlija (2013:315)

Postoje tri različita predmeta tokova u lancu opskrbe, a to su roba, novac i informacije. U pravilu svi premeti tokova se mogu kretati u oba smjera, ali općenito se podrazumijeva kako roba ima nizvodan tok (od sirovine do krajnjega potrošača), novac uzvodni (od krajnjega potrošača do sakupljača sirovina). Informacije su jedine koje se uglavnom kreću u oba smjera, odnosno raspodjela informacija među članovima opskrbnoga lanca se vrši među svima neovisno o njihovoj poziciji u samoj strukturi lanca.

### **3.2 Upravljanje lancem opskrbe (SCM)**

Upravljanje lancem opskrbe (SCM) usredotočeno je na integriranje i upravljanje protokom robe, usluga i informacije kroz opskrbeni lanac. Sa ciljem zadovoljavanja potreba kupaca uz maksimalno minimiziranje troškova. U samim počecima svaki sudionik lanca smatrao se samostalnim, odgovarao je za vlastite obaveze i djelovao u smjeru vlastitih interesa. Međutim, ukoliko bilo koji lanac opskrbe želi biti konkurentan na današnjem globalnom tržištu svaki sudionik mora biti kooperativan i koordiniran sa ostalim članovima lanca opskrbe. Lanci opskrbe zahtijevaju blisku suradnju i jednostavnu komunikaciju između svih svojih članova.



Brzi protok informacija među kupcima, dobavljačima, distributerima i proizvođačima je ono što karakterizira moderno upravljanje lancem opskrbe (Russell i Taylor, 2010:424-425).

Sustav lanca opskrbe predstavlja kompleksan sustav koji u jednu cjelinu povezuje niz različitih sudionika koji se bave različitim procesima. Usklađeno obavljanje zadataka koje pojedini proces zahtijeva je jedna od ključnih zadaća prilikom upravljanja opskrbnim lancem.

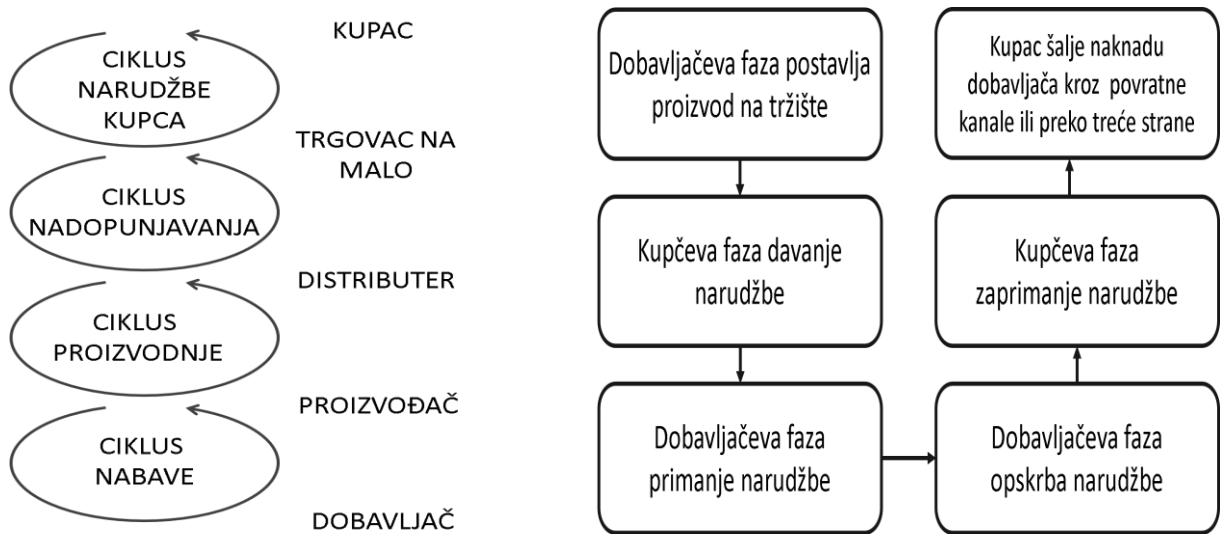
### **3.2.1 Procesi upravljanja opskrbnim lancem**

U prošlom je podnaslovnu navedeno kako je lanac opskrbe skup sudionika i tokova koji za cilj ima povezati jaz između proizvodnje i potražnje. Kako bi takav sustav bio uspješan i neometano djelovao mora postojati točno definirana strategija. Lanac opskrbe je slijed procesa i tokova koji se odvijaju između različitih etapa lanca sa namjerom zadovoljavanja potrebe potrošača za određenim proizvodom (Chopra i Meind 2015:20). Stoga se može zaključiti kako je održavanje fluidnosti u suradnji različitih sudionika lanca opskrbe jedna od glavnih funkcija managementa opskrbnoga lanca.

Postoje dva različita pogleda na procese u sklopu lanca opskrbe, a to su:

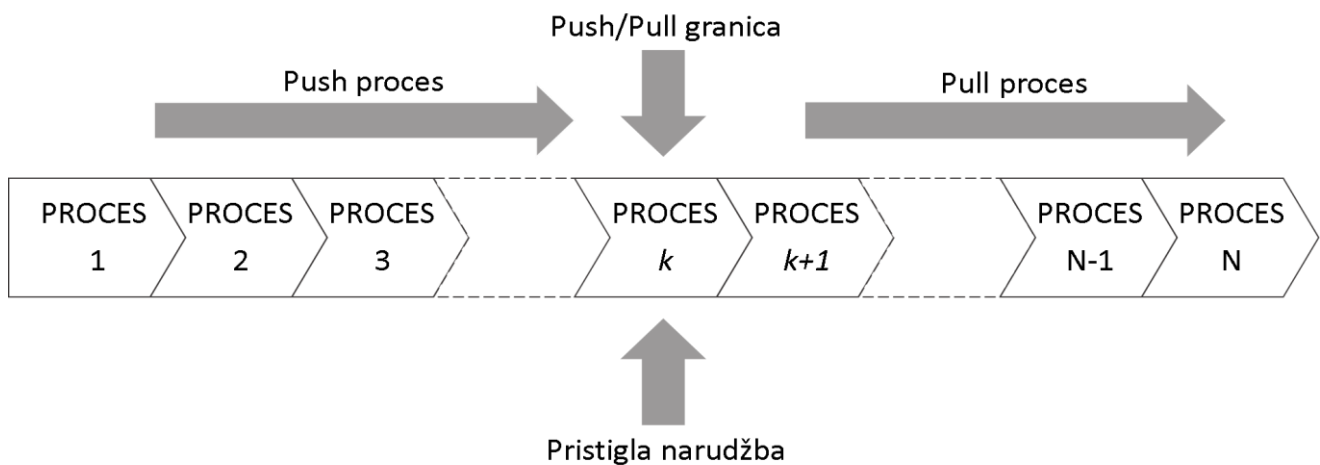
- Ciklički pogled – procesi su podijeljeni na više manjih operacija koje se obavljaju između dva susjedna člana lanca opskrbe. Procesi su podijeljeni na šest manjih podprocesu koji čine jedan ciklus, po završetku zadnjeg podprocesu ponovno započinje prvi podproces.
- *Push/Pull* pogled. – Procesu u lancu opskrbe podijeljeni su u dvije različite kategorije Push ili Pull. Push pristup se odvija u iščekivanju (predviđanju) narudžbe, dok pull proces započinje onda kada se narudžba zaprimi Chopra i Meindl (2015:20).

**Slika 3. Ciklički pogled na lanac opskrbe**



Izvor: prilagođeno prema: Chopra i Meindl (2015:22)

**Slika 4. Push/Pull pogled na lanac opskrbe**



.Izvor: prilagođeno prema: Chopra i Meindl (2015:22)

### 3.3 Podjela procesa u sklopu lanca opskrbe

Kao što je ranije navedeno naziv za svakodnevne poslovne aktivnosti koje obavljaju sudionici lanca opskrbe nazivaju se operacije. Skup različitih komplementarnih operacija koje svojim djelovanjem nastoje ostvariti zajednički cilj naziva se proces. Autor Hugos (2006) u svojoj knjizi prenosi i pojednostavljuje podjelu operacija unutar lanca opskrbe prema Supply Chain

Council Inc., navodi kako u sklopu lanca opskrbe postoje u četiri različite kategorije operacija, a to su:

- planiranje,
- sourcing,
- proizvodnja,
- distribucija.

### 3.3.1 Planiranje

Jacobs i Chase (2018) planiranje definiraju kao skupinu procesa koji su potrebni za strateško upravljanje opskrbnim lancem. Operacije planiranja menadžmenta lanca opskrbe koristi kao podloga za daljnje donošenje odluka, formiranje strategija, unaprjeđenje pojedinih procesa, predstavljanje novih proizvoda ili bilo koju drugu upravnu aktivnost.

Pod kategoriju planiranja podrazumijevaju operacije koje se odnose na organiziranje i definiranje aktivnosti preostale tri kategorije. Tri najvažnije aktivnosti koje čine skupinu procesa planiranja su:

- definiranje cijena (*eng. pricing*),
- upravljanje zalihama
- prognoziranje potražnje.

Za potrebe ovoga rada najznačajnije je definirati proces predviđanja potražnje, koji predstavlja aktivnosti koje služe kao osnova na temelju kojih se formiraju daljnje strategije i poslovne politike. Hugos (2006) prognoziranje potražnje objašnjava kao osnovu na temelju koje management definira koji proizvodi će, u kojem vremenu i u kojoj količini biti potrebni kako bi se zadovoljila potražnja tržišta. Moglo bi se reći kako je ispravno prognoziranje potražnje preduvjet uspješnog planiranja unutar lanca opskrbe. Detaljniji opis, definiranje pojmova i metoda procesa predviđanja potražnje opisani su u naslovu broj 5.

### **3.3.2 Sourcing**

Jednostavno rečeno operacije u sklopu kategorije sourcing-a odnose se na donošenje odluka o aktivnostima vezanim uz nabavu proizvoda i usluga. Dujak i Mesarić (2017) u svojoj literaturi ovaj proces definiraju kao skup aktivnosti kojima poslovni subjekti pronalaze, odabiru i dugoročno osiguravaju izvore proizvoda i usluga nužnih za svakodnevno poslovanje.

### **3.3.3 Proizvodnja**

Ova kategorija uključuje operacije potrebne za razvoj i proizvodnju proizvoda i usluga kojima lanac opskrbe posluje. Ključne operacije u sklopu procesa proizvodnje su: dizajn proizvoda, upravljanje proizvodnjom, te upravljanje postrojenjima (Hugos, 2006:45).

### **3.3.4 Distribuiranje**

Chopra i Meindl (2016) transport definiraju kao pomicanje inventara između dvije točke lanca opskrbe, dok distribuiranje objašnjavaju kao skup koraka koji se poduzimaju kako bi se roba premjestila i skladištila od faze dobavljača do faze potrošača. Što bi značilo da je transport uži pojam od distribucije, te se on ujedno smatra dijelom procesa distribucije.. Ključni procesi u sklopu distribuiranja dobara , prema Hugos (2006), se mogu podijeliti u tri skupine, a to su: upravljanje narudžbama i planiranje isporuka, upravljanje povratom i upravljanje odnosima sa dobavljačima.

## **4. PREDVIĐANJE POTRAŽNJE**

U ovome poglavlju će se detaljnije definirati proces predviđanja potražnje, njegova svrha i primjenjivost. Također će se definirati i različite metode predviđanja potražnje koje se primjenjuju u lancu opskrbe i odrediti u kojim ih je situacijama najprikladnije primjenjivati.

### **4.1 Definiranje predviđanja potražnje**

Jednostavno rečeno prognoziranje se odnosi na predviđanje događaja koji će se pojaviti u budućnosti. Poslovni subjekti koriste prognoziranje kao okvirni temelj za donošenje odluka o budućim aktivnostima. U prethodnoj cjelini navedeno je kako proces prognoziranja potražnje spada pod skupinu procesa koji je zadužen za planiranje daljnjih procesa i postupaka managementa u opskrbnome lancu. Stoga se, kako Dujak i Mesarić (2018) u svojoj literaturi navode, prognoziranje potražnje može smatrati osnovom za sve strateške i planske odluke u sklopu opskrbnog lanca. Russell i Taylor (2010) pak u svojoj knjizi prognoziranje definiraju kao nepouzdan proces koji ni u kojem trenutku ne može sa potpunom sigurnošću predvidjeti što će se dogoditi u budućnosti. Usprkos nekonstantnosti i nepouzdanosti, koje su neizbježne, prognoziranje i dalje pruža podatke koji približno prikazuju vjerojatnost budućih događaja. Iako postoji vjerojatnost da se neki od tih događaja nikada neće dogoditi, prognoziranjem potražnje managementu omogućuje lakše donošenje informiranih odluka, kao i lakšu prilagodbu na nepredviđene događaje ukoliko do njih dođe. Lysons (2016) smatra kako prognoziranje služi kao temelj za donošenje odluka managementa, koji ima potrebu za prognozama temeljenim na potražnji, gdje je fokus na brzom prepoznavanju i prilagodbi tržišnim događanjima.

Kao što je ranije navedeno prognoziranje potražnje je poslovni proces koji se obavlja u sklopu djelovanja lanca opskrbe. Kao i svaki proces, proces prognoziranja potražnje se sastoji od nekoliko različitih koraka koji se moraju poduzeti kako bi se njime dobio željeni ishod. Proces prognoziranja se sastoji od šest različitih koraka, koji su: (Stevenson, 2014:79)

1. Određivanje svrhe prognoze, odnosi se na pitanja kako će se primijeniti i kada će biti potrebno. Ovaj će korak definirati potrebnu razinu detalja potrebnih pri prognoziranju, potrebnu količinu resursa, i očekivanu razinu preciznosti.

2. Utvrđivanje vremenskog horizonta. Definiranje o kakvoj se prognozi radi (dugoročna, srednjoročna ili kratkoročna).
3. Odabir, obrada i analiza podataka. podatke je potrebno obraditi i sortirati radi preglednosti, te u konačnici analizirati kako bi se od njih dobila željena informacija.
4. Odabir tehnike/metode predviđanja.
5. Izrada prognoze.
6. Praćenje pogrešaka predviđanja. Pogreške prognoze prate se za vrijeme njezine primjene, a služe kao sredstvo kontroliranja uspješnosti dobivenih rezultata. Ukoliko se utvrde velika odstupanja potrebno je preispitati primijenjenu metodu, pretpostavke, valjanost podataka, te je prognozu potrebno modificirati i ažurirati.

Uspješnost i pouzdanost predviđanja uvelike ovise o vremenskom roku na kojega se predviđanja odnose. Takav se vremenski period se u praksi nazivaju „vremenski horizont“, a mogu se svesti u tri različite skupine, koje su: (Heizer, Render i Munson, 2016:108)

- Kratkoročno prognoziranje – prognoze koje se odnose na vremenski period do jedne godine, a uglavnom se koriste pri planiranju nabave, planiranja operacija, razine potrebne radne snage, dodjele zadataka, te planiranju razine proizvodnje, te najmanje neizvjesne.
- Srednjoročno prognoziranje – odnosi se na prognoze u vremenskom periodu do tri godine koji osiguravaju više neizvjesnosti od kratkoročnih prognoza no ipak manje neizvjesnosti od dugoročnih, a primjenjuje se pri planiranju prodaje, proizvodnje, budžeta, kao i za analizu različitih operativnih planova
- Dugoročno prognoziranje – se uglavnom odnosi na vremenska razdoblja duža od tri godine, te sa sobom nose najviše neizvjesnosti, a služe za planiranje novih proizvoda, kapitalna ulaganja, odabir lokacija i proširenja postrojenja, te za istraživanja i razvoj.

Vidljivo je kako predviđanja imaju različitu svrhu ovisno o vremenskom periodu, odnosno vremenskom, ograničenju, za kojega se primjenjuju. Sveobuhvatna tema koja se provlači kroz sva tri vremenska perioda jest vrijeme potrebno za odvijanje pojedinih procesa. Proces koji zahtijevaju duže vrijeme izvedbe ili viša ulaganja zahtijevaju i detaljniji pristup pri fazi odlučivanja, dok sa druge strane manja ulaganja i kraći procesi ne zahtijevaju toliko detaljnu analizu.

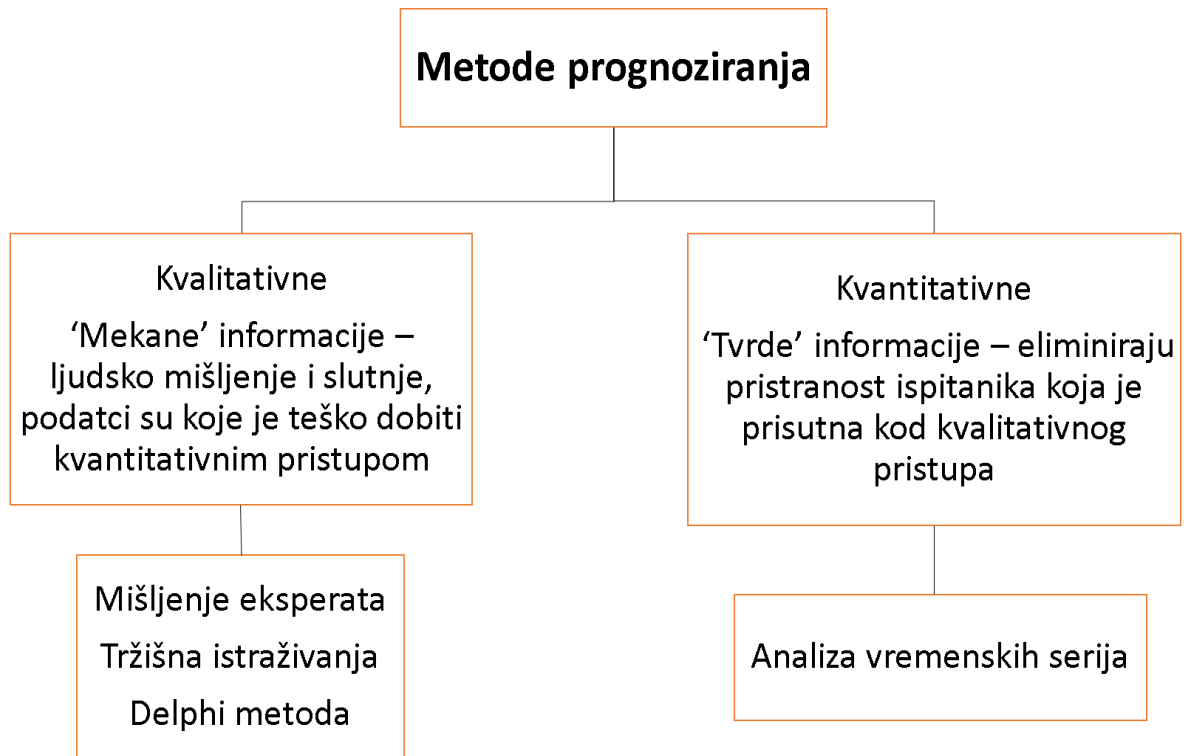
Upravljanje potražnjom je pojam koji je usko vezan sa prognoziranjem potražnje, a odnosi se na aktivnosti kojima poslovni subjekti nastoje manipulirati razinom potražnje. Članovi opskrbnog lanca upravljanjem potražnje nastoje prilagoditi razinu potražnje tržišta vlastitim kapacitetima, odnosno vlastitoj raspoloživosti robe. Lysons i Farrington (2016) upravljanje potražnjom jednostavno definira kao proces koji se bavi uravnoteženjem zahtjeva unutarnjih i vanjski kupaca s mogućnostima lanca opskrbe. Proces donošenja odluka vezanih uz proces upravljanja potražnjom stoga je znatno pojednostavljen prikazom podataka formiranih na temelju prognoza.

## **4.2 Metode predviđanja potražnje**

Rast sofisticiranosti kupaca i pojednostavljenje dolaska do informacija doveli su do nekonzistentnosti u potražnji za pojedinim proizvodom od strane tržišta. Odabirom adekvatne metode prilikom prognoziranja potražnje može imati direktan utjecaj na točnost prognoziranja. Različite metode prognoziranja uglavnom se mogu sažeti u dvije različite skupine, a to su kvantitativna metoda zasnovana na podacima i kvalitativne metode zasnovane na pretpostavkama i mišljenjima.

Predviđanja potražnje poslovnim subjektima služe za projekciju potražnje za proizvodima ili uslugama tvrtke. Prognoze igraju veliku ulogu u procesu donošenja odluka, stoga podatci o stvarnoj potražnji moraju biti aktualni i točni. Potrebne su prognoze temeljene na stvarnoj potražnji, koje su fokusirane na brzo prepoznavanje i praćenje potreba kupaca. Primjenjuju podatke kao što su podatke sa mjesta prodaje (POS), izvješća o željama kupaca, te bilo koje druge informacije koje će trgovcu pomoći generirati predviđanja na temelju najnovijih mogućih podataka. Prognoze na temelju potražnje utječu na odluke vezane uz proizvodnju, kapacitet i raspored proizvodnje tvrtke, a također koriste pri planiranju financiranja marketinga, osoblja kao i ostalih operacija (Heizer, Render i Munson, 2016:147).

**Slika 5. Podjela metoda prognoziranja**



Izvor: prilagođeno prema Lysons i Farrington (2016)

#### **4.2.1 Kvalitativne metode prognoziranja**

Kvalitativne se metode baziraju isključivo na mišljenjima različitih pojedinaca i njihovih stavova oko pojedinih budućih događaja. Chopra i Meindl (2016) kvalitativnu metodu prognoziranja potražnje nazivaju subjektivnom metodom koja se bazira na ljudskoj procjeni. Takav pristup pogodan je prilikom dugoročnih prognoza ili u situacijama kada je nemoguće prikupiti adekvatne povijesne podatke, odnosno u situacijama kada matematički modeli ne mogu pružiti dovoljno pouzdanu prognozu. Radi se o metodi koja uzima u obzir različita mišljenja, različitih ispitanika na temelju kojih u konačnici stvara prognozu koja utjelovljuje njihovo zajedničko mišljenje. Ovakav pristup prognoziranju uglavnom je pogodan prilikom razmatranja ulaska na nova tržišta ili pri formiranju dugoročnih prognoza.



U situacijama kada je budućnost teško predvidiva ili gotovo nepredvidiva podatci iz prošlosti i generalni stav potrošača nije dovoljan za izradu valjanog predviđanja. Lysons i Farrington (2016:307) metodu klasificiraju kao proces prikupljanja procjena i mišljenja pojedinaca kao što su manageri, vanjski suradnici, prodajno ili proizvodno osoblje, odnosno osoba koje posjeduju specifično znanje i iskustva u vezi ispitivane teme.

Najčešće primjenjiva kvalitativna metoda prognoziranja potražnje jest Delphi metoda. Ovaj pristup označava ispitivanje mišljenja stručnjaka iz različitih polja i organizacija. Korisna je kada se javlja nedostatak povijesnih podataka za izradu objektivne prognoze. Odvija se u nekoliko krugova putem anonimnog upitnika, nakon prvoga kruga rezultati se prosljeđuju svim ispitanicima te im se pruža mogućnost promjene odgovora. Nakon toga se formira novi upitnik na temelju prikupljenih odgovora. Postupak se ponavlja sve dok se ne pronađe zajedničko slaganje ispitanika – konsenzusa. Uglavnom je riječ o četiri koraka koji su potrebni za uspješno provođenje Delphi metode, a to su: (Lysons i Farrington, 2016:307)

1. Procjene ili prognoze zatražene su od ljudi sa dobrim razumijevanjem industrije ili organizacije vezano uz predmet ispitivanja. Odvija anonimno, ispitanici ne znaju imena ostalih sudionika.
2. Izračunati su statistički prosjeci prognoza. Ukoliko dođe do visoke razine slaganja predviđanja postupak završava.
3. Ukoliko se pokaže kako postoje značajne razlike u predviđanjima, što je često slučaj, grupni prosjeci predstavljaju se pojedincima koji su dali izvorne prognoze, pri čemu se od njih traži da obrazlože mišljenje, odnosno zašto se njihove prognoze razlikuju od prosjeka ili skupnog konsenzusa, uz to traže se i nove procjene.
4. Koraci 2 i 3 se ponavljaju dok se ne postigne sporazum.

Istraživanje tržišta je metoda koja se provodi na temelju mišljenja generalnog društva odnosno, trenutnih i potencijalnih potrošača. Heizer, Render i Munson (2016:150) tvrde kako ovakav oblik ispitivanja može pomoći ne samo u pripremi prognoze već i u poboljšanju dizajna proizvoda kao i pri planiranju novih proizvoda, no navode kako ovakva ispitivanja mogu patiti od pretjerano optimističnih prognoza koje se pojavljuju kod ispitanika.

#### 4.2.2 Kvantitativne metode prognoziranja

Kvantitativne metode prognoziranja se uglavnom baziraju na primjeni matematičkih modela pri izračunu potražnje na temelju raspoloživih podataka. Heizer, Render i Munson (2016) modele vremenskih serija vide kao modele koji svoja predviđanja temelje na pretpostavci da je budućnost funkcija prošlosti. Drugim riječima, modeli vremenskih serija koriste niz podataka iz prošlosti kao bazu za izračun budućih događanja – prognoza. Kvantitativne metode primjenjive su u situacijama kada su dostupni relevantni podatci iz prošlosti. Podatci prikupljeni od strane poslovnog subjekta, prodajnih mjesta ili dobavljača spadaju pod skupinu podataka koji se koriste pri kvantitativnim metodama predviđanja potražnje. Ova metoda se oslanja na pretpostavku kako podatci iz prošlosti predstavljaju dobar indikator za razinu buduće potražnje, odnosno smatra kako će razina, trend i sezonski faktor neće varirati u budućnosti. Postoji nekoliko različitih metoda analize vremenskih serija, čija primjenjivost i pouzdanost ovisi o vrsti potražnje za koju se izrađuje prognoza.

Cilj metoda analize vremenskih serija jest predvidjeti sustavnu komponentu potražnje i odrediti nasumične komponente. Sustavna komponenta potražnje se sastoji od razine, trenda i sezonskog faktora. Jednadžbe za iskazivanje sustavnih komponenata mogu zauzeti različite oblike, no uglavnom se mogu svesti u tri skupine: multiplikativne, aditivne i mješovite. Dvije su vrste pristupa predviđanju potražnje putem analize vremenskih serija, a to su: statični i adaptivni pristup (Chopra i Meindl, 2015:194).

Chopra i Meindl (2015) navode kako statična metoda pretpostavlja kako razina, trend, te sezonski faktor ostaju konstantni unutar sustavne komponente za vrijeme promatranja buduće potražnje. Ona u svojim izračunima iz stvarne potražnje nastoji izračunati razinu sezonskih faktora za različite vremenske periode. Prikupljene sezonske faktore tada primjenjuje pri izračunu prognoza za buduće vremenske periode.

Autori Chopra i Meindl (2015) kao glavnu prednost adaptivnih metoda analize vremenskih serija vide to što one pri svom izračunu primjenjuju sve nove podatke kojima se raspolaže. Odnosno adaptivne metode nadograđuju podatke o sustavnim komponentama nakon svakog

izračuna buduće potražnje. Pod adaptivne metode analize vremenskih serija spadaju metode: pomični prosjek, jednostavno eksponencijalno izглаđivanje, Holtov model i Wintersov model. Tablica 1. jednostavan je prikaz situacija u kojima je preporučljiva primjena različitih adaptivnih metoda.

**Tablica 1 Adaptivne metode i njihova primjenjivost**

<b>METODA PROGNOZIRANJA</b>	<b>PRIMJENJIVOST</b>
Pomični prosjek	Nema trenda niti sezonalnosti
Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje	Nema trenda niti sezonalnosti
Holtov model	Postoji trend ali ne i sezonalnost
Wintersov model	Postoji trend i sezonalnost

Izvor: Chopra i Meindl (2015:204)

Pomični prosjek je metoda koja sagledava niz povijesnih podataka kroz određeni vremenski period. Primjerice, ukoliko se radi o kvartalnim podacima prognoza potražnje biti će prosjek potražnje posljednja četiri kvartala podijeljeno sa četiri. Ova metoda pretpostavlja da se buduća potražnja neće drastično mijenjati, odnosno da će potrebe tržišta ostati stabilne. Naziva se pomični prosjek jer u obzir uzima nove podatke iz svakog nadolazećeg perioda. To znači da podatci iz posljednjeg dovršenog perioda ulaze u izračune, dok se podatci iz najstarijeg perioda iz prošlog izračuna izostavljaju. Takav pristup znači da se novijom podacima daje prioritet u odnosu na starije, čime se nastoje izravnati kratkoročne oscilacije potražnje.

Eksponecijalno izravnavanje (jednostavno) izračunava svoje rezultate na temelju pretpostavke da su noviji podatci relevantniji od podataka prikupljenih u daljnjoj prošlosti. Ako pretpostavka da se važnost podataka smanjuje kako se prošlost udaljava vrijedi, tada je je eksponecijalno zaglađivanje možda najlogičnija i najjednostavnija metoda za upotrebu. U metodi eksponecijalnog zaglađivanja potrebna su samo tri podatka za predviđanje potražnje, a to su posljednja prognoza, stvarna potražnja koja se dogodila za to promatrano razdoblje i konstanta zaglađivanja alfa ( $\alpha$ ). Konstanta zaglađivanja primjenjuje se kako bi se odredila brzina reakcije na prognozu u odnosu na stvarne događaje. Određuje ju vrsta proizvoda za kojega se prognoza izrađuje te intuicija menadžmenta na temelju vlastitih iskustava. (Jacobs i Chase, 2018:452).

Chopra i Meindl (2015) Holtov model ili trendom korigirano eksponecijalno zaglađivanje objašnjavaju model analize vremenskih serija koji u svojim izračunima koristi podatke pod pretpostavkom da sustavna komponenta sadrži razinu i trend, ali i izuzima utjecaj sezonskog faktora. Primjena ovoga modela idealna je u situacijama kada ne postoji sezonalnost, odnosno kada postoji konstantan trend rasta u potražnji na promatranom tržištu.

Wintersov model ili trendom i sezonalnošću ispravljeno eksponecijalno zaglađivanje model je koji u svojim izračunima primjenjuje sva tri komponenta od kojih se sastoje vremenske serije, razina, trend i sezonalnost Wintersov model primjenom eksponecijalno zaglađivanje kako bi izračunao buduću potražnju, uzimajući u obzir utjecaj sve tri komponente sustavne komponente potražnje. Prognoziranu potražnju za nadolazeće periode ne samo pomoću vrijednosti koje predstavljaju utjecaj razine i trenda, već i vrijednosti sezonskih faktora prikladnih za određeni promatrani period. Shmueli i Lichtendahl (2016) ovaj model vide kao prilagodljivu metodu, koja omogućuje promjenu razine, trenda i sezonskih faktora tijekom vremena, odnosno njihovu prilagodbu prilikom pristizanja novih informacija.

#### **4.2.3 Mjere pogreške pri predviđanju**

Rezultati prognoziranja gotovo nikada nisu u potpunosti točna, ona će gotovo uvijek odstupati od stvarne razine potražnje. Odabirom adekvatne metode predviđanja potražnje ta se odstupanja nastoje minimalizirati. Odnosno, razlika između stvarne potražnje i prognoze se pokušava maksimalno umanjiti. Ukoliko se u izračunima pojavi velik stupanj pogreške između stvarne i

predviđene potražnje, to može ukazati na odabir krive metode prognoziranja ili na to da trenutnu metodu treba prilagoditi, odnosno promijeniti pojedine parametre (Russell i Taylor, 2010:517).

Postoji nekolicina različitih pristupa kada je riječ o mjerenju pogrešaka u predviđanju potražnje, odabir pristupa ovisi o rezultatima izračuna. Za svrhu ovoga rada primjenjivat će se četiri različite mjere za pogreške pri predviđanju, a to su:

- srednja kvadratna pogreška (eng. *Mean squared error* – MSE),
- srednje apsolutno pogreška (eng. *Mean absolute deviation* – MAD),
- srednja apsolutna postotna pogreška (eng. *Mean absolute percentage error* – MAPE)
- signal za praćenje (eng. *Tracking signal* – TS).

Srednja kvadratna pogreška (MSE) metoda se može povezati sa variranjem pogrešaka prilikom predviđanja potražnje. MSE metoda se primjenjuje kada je potrebno posebno istaknuti velika odstupanja prognoza u odnosu na stvarnu potražnju. Stoga, prikladno je koristiti ovu metodu u situacijama kada je cijena velikog odstupanja u prognoziranju znatno veća od dobitaka koji se mogu ostvariti točnom prognozom (Chopra i Meindl, 2015:205).

Srednja apsolutna pogreška (MAD) bila je, u prošlosti, najčešće korištena metoda mjerenja pogrešaka pri predviđanju, no s vremenom zamijenjena je metodama standardne devijacije i standardne pogreške. Posljednjih se godina primjena MAD metode vratila u praksu zbog svoje jednostavnosti i korisnosti, njome se također može odrediti i razina pratećeg signala. Metoda pomoću apsolutne vrijednosti izračunava razinu prosječne pogreške u prognozama. Takav pristup je pogodan jer MAD, na taj način izračunava disperziju određene promatrane vrijednosti u odnosu na očekivane vrijednosti. Metoda izračunava prosjek apsolutnih pogrešaka u odnosu na broj promatranih perioda (Jacobs i Chase, 2018:464).

Ukoliko postoji značajan utjecaj sezonalnosti i trenda na stvarnu potražnju poslovnog subjekta MAPE metoda je najučinkovitiji pokazatelj razine pogreške prognoziranja. Srednja apsolutna prosječna pogreška (MAPE) mjeri apsolutnu pogrešku kao postotak potražnje, gdje ne uzima u obzir broj promatranih perioda. Time uklanja problem koji se pojavljuje pri tumačenju mjera

točnosti u odnosu na veličinu potražnje i vrijednosti koje prognoza prikazuje, za razliku od MAD metode (Russell i Taylor 2010:519).

Signal za praćenje mjeri koliko dobro prognoza predviđa stvarne vrijednosti. Svakim novim ažuriranjem podataka na kraju definiranog perioda u jednadžbe budućih izračuna ulaze novi podatci. Postoje dvije vrste signala za praćenje, a to su pozitivni i negativni. Pozitivni signali za praćenje ukazuju da je potražnja veća, a negativni signali da je potražnja manja od prognozirane. Drugim riječima, mala odstupanja su prihvatljiva, iako ona ne smiju biti prevelika. Takva se odstupanja još nazivaju i pristranost prognoziranja. Pristranost može biti posljedica primjene pogrešnih varijabli ili pogrešne procjene utjecaja razine, trenda ili sezonskog faktora (Heizer, Render i Munson, 2016:176).

Chopra i Meindl (2015:206) također navode da se ukoliko signal za praćenje (TS) pokazuje vrijednost van skale  $\pm 6$  u bilo kojem periodu prognoza može smatrati pristranom, odnosno dolazi do prognoza ispod ( $TS < -6$ ) ili iznad ( $TS > +6$ ) vrijednosti koje se zaista mogu očekivati

U svrhu ovoga rada svaka od predstavljenih za svaku od metoda predviđanja potražnje biti će izračunata mjera pogreške pomoću sve četiri navedene metode. Stoga je potrebno navesti jednadžbe koje će se primjenjivati pri izračunu istih, a one su kako slijedi: (Chopra i Meindl, 2015:205-206)

- Srednja kvadratna pogreška (MSE)

$$MSE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2$$

- Srednja apsolutna pogreška (MAD)

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

$$A_t = |E_t|$$

- Srednja apsolutna prosječna pogreška (MAPE)

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

- Signal za praćenje (TS)

$$TS_t = \frac{bias_t}{MAD_t}$$

$$bias_t = \sum_{t=1}^n E_t$$

Gdje se navedeni simboli odnose na: (Chopra i Meindl, 2015:199)

$F_t$  = predviđanje potražnje za period  $t$

$D_t$  = stvarna potražnja promatranog perioda  $t$

$E_t = F_t - D_t$  = pogreška prognoze za period  $t$

$A_t$  = apsolutna vrijednost pogreške perioda  $t$

## 5. PREDVIĐANJE POTRAŽNJE U PRAKSI NA PRIMJERU APPLE Inc.

U sklopu ove cjeline prikazano je predviđanje potražnje tvrtke Apple Inc. pomoću metoda navedenih u prethodnoj cjelini. Primjenjivane metode su: pomični prosjek, jednostavno ekspancijalno izgladivanje, Holtov i Wintersov model.

### 5.1 Primjena metoda predviđanja potražnje – Apple Inc.

Prvo je potrebno prikazati sve raspoložive podatke poslovnoga subjekta koje će služiti kao temelj za sve daljnje izračune neovisno o metodi koja se primjenjuje. Kako se radi o globalnoj tvrtki podaci se odnose na prodaju kroz više različitih kontinenata. U svrhu ovoga rada prikupljeni su podaci o prodaji tvrtke i prihodima od prodaje Apple Inc. kroz pet godina (period od 2013-2018) koji su podijeljeni na četiri kvartala u svakoj godini. U daljnjim izračunima primjenjivane su prve četiri godine, dok je peta godina služila isključivo za usporedbu dobivenih rezultata. U idućoj tablici biti će navedeni prikupljeni podaci o prodanoj količini i prihodima od prodaje tvrtke.

**Tablica 2. Prodana količina i prihodi od prodaje Apple Inc. kroz 5 godina  
(dvadeset kvartala)**

<b>KVARTAL I GODINA</b>	<b>PRODANA KOLIČINA (u tisućama komada)</b>	<b>PRIHODI OD PRODAJE (u milionima dolara)</b>
<b>Q1 2013</b>	66.815	54.512
<b>Q2 2013</b>	66.492	43.603
<b>Q3 2013</b>	54.181	35.323
<b>Q4 2013</b>	55.948	37.472
<b>Q1 2014</b>	87.946	57.594



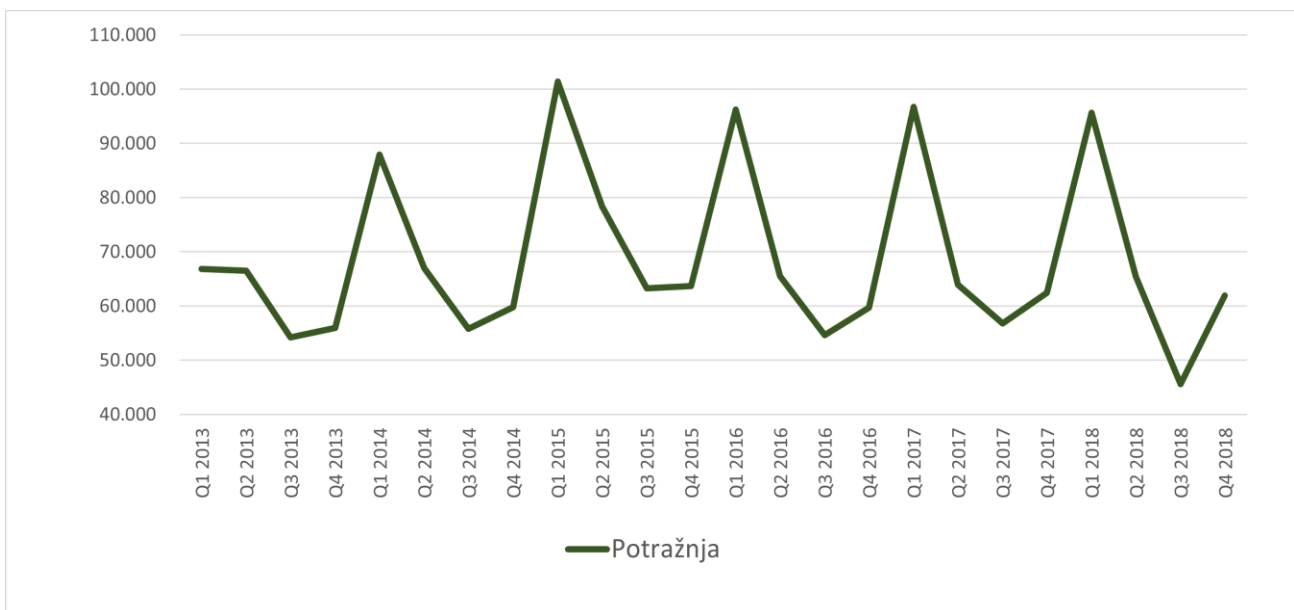
<b>Q2 2014</b>	66.966	45.646
<b>Q3 2014</b>	55.818	37.432
<b>Q4 2014</b>	59.749	42.123
<b>Q1 2015</b>	101.406	74.599
<b>Q2 2015</b>	78.356	58.010
<b>Q3 2015</b>	63.261	49.605
<b>Q4 2015</b>	63.638	51.501
<b>Q1 2016</b>	96.213	75.872
<b>Q2 2016</b>	65.478	50.557
<b>Q3 2016</b>	54.601	42.358
<b>Q4 2016</b>	59.666	46.852
<b>Q1 2017</b>	96.745	78.351
<b>Q2 2017</b>	63.884	52.896
<b>Q3 2017</b>	56.742	45.408
<b>Q4 2017</b>	62.389	52.579
<b>Q1 2018</b>	95.598	88.293
<b>Q2 2018</b>	65.408	61.137
<b>Q3 2018</b>	45.573	53.265
<b>Q4 2018</b>	61.887	62.900

Izvor: Dostupno na <https://www.apple.com/>

Podatci prikazani u tablici 1 biti će primjenjivani prilikom izrade prognoza pomoću pomičnog prosjeka, jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja, Holtovog i Wintersovg modela, kao i pri izradi određenih statističkih i grafičkih prikaza, te provjera pogrešaka u predviđanjima.

Slika 3 grafički je prikaz kretanja potražnje kroz navedena kvartalna razdoblja, koja može poslužiti kao vizualan prikaz kretanja krivulje količinske potražnje poslovnog subjekta. Uz krivulju graf na svojoj x osi prikazuje vremenske periode u kvartalima i godinama, dok y os označava razinu prodanih jedinica proizvoda.

**Grafikon 1. Prodane jedinice proizvoda tvrtke Apple Inc. u razdoblju od 2013. do 2018. godine po kvartalima**



Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Grafikon prikazuje dvadeset kvartala, odnosno pet godina poslovanja tvrtke. Iz prikazane krivulje lako se može zaključiti kako postoji sezonski utjecaj na potražnju proizvoda. Na početku svake promatrane godine, odnosno u prvome kvartalu, potražnja je uvjerljivo najviša, dok je kvartal sa drugom najvišom potražnjom uvijek drugi kvartal. Nadalje, treći kvartal je u svim promatranim godinama onaj koji bilježi najnižu razinu potražnje. Što bi značilo kako u

potražnji za proizvoda tvrtke Apple Inc. postoji utjecaj sezonskog faktora. Također, bitno je istaknuti kako je vidljiv porast u potražnji od prvoga kvartala 2013. godine do četvrtoga kvartala 2015. godine. Od 2015. godine pa nadalje vidljivo je kako je potražnja kroz sve preostale periode uglavnom konstantna s izuzetkom trećeg kvartala koji od 2015. godine bilježi konstantan pad.

Pet godina je vjerodostojan vremenski period kada je riječ o prodaji proizvoda. Dakle iz prikazanih podataka u tablici 1. i grafički prikaz krivulje potražnje u grafikonu jedan jasno ukazuju na postojanje sezonalnosti u prodaji proizvoda tvrtke Apple Inc. Isti zaključak nije iznenađujući pošto se radi o proizvodima koji uglavnom najvišu razinu prodaje bilježe za vrijeme blagdana, što kroz akcijske cijene ili kao poklon. Takav zaključak podržava i činjenica da treći kvartal bilježi najmanje takvih dana.

### 5.1.1 Statična metoda

Kako je u prošlom poglavlju navedeno, statična metoda je koja podrazumijeva da razina, trend i sezonalnost unutar sustavne komponente potražnje ne odstupaju u odnosu na podatke iz povijesti.

Kod statične metode izračun prognoze pomoću perioda  $t$  za period  $t+1$  iskazan je kao produkt razine iskazane za period  $t+1$  i odgovarajućeg sezonskog faktora za period  $t+1$ . Razina za period  $t+1$  iskazana je kao suma razine za period 0 ( $L$ ) i  $(t+1)$  umnožena za izračunati trend prikladan za promatrani period ( $T$ ). Stoga jednadžba za prognozu perioda  $t+1$  dobiva jednadžbom:

$$F_{t+1} = [L + (t + 1)T]S_{t+1}$$

$L$  = pretpostavka razine za period 0 (pretpostavka desezonalizirane potražnje za vrijeme perioda  $t=0$ ),

$T$  = pretpostavka trenda,

$S_t$  = pretpostavka sezonskog faktora za period  $t$ ,

$D_t$  = stvarna zabilježena potražnja za period  $t$ ,

$F_t$  = Prognoza potražnje za period  $t$  (Chopra i Meindl, 2016:195).

Kako bi se uopće moglo doći do prognoze putem statične metode, prvo je potrebno izračunati parametre jednadžbe, odnosno L, T i S. taj se postupak prema Chopra i Meindl (2016) kroz dva koraka, a to su:

1. desezonaliziranje potražnje i provedba linearne regresije radi određivanja razine i trenda
2. određivanje sezonskog faktora.

Desezonaliziranje potražnje se prema izračunava pomoću jednadžbe: (Chopra i Meindl, 2016:196)

$$\bar{D}_t = \left[ D_t - (p/2) + D_{t-(p/2)} + \sum_{i=t+1-(p/2)}^{t-1+(p/2)} 2D_i \right] / 2p = D_1 + D_5 + \sum_{i=2}^4 2D_i / 8$$

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

Određivanje razine i trenda za zadatak ima procijeniti razinu i trend za period 0. Prvi korak je desezonalizirati potražnju, odnosno odrediti razinu potražnje u situaciji kada sezonalnost na nju ne bi imala nikakav utjecaj. Periodnost p je broj koji određuje nakon koliko perioda se sezonski faktor ponavlja pri izračunima. Pošto se radi o izračunima na kvartalnoj razini periodnost potražnje iznosi p=4. Da bi se odredila razina (L) i trend (T) za nulti period potrebno je provesti linearnu regresiju, što je u ovome slučaju obavljeno putem aplikacije Microsoft Excel. Među rezultatima dobivenim provedbom linearne regresije L se dobiva iz metrike koeficijent presretanja, a T iz koeficijenta varijable X. Nadalje određivanje sezonskog faktora određuje se kao prosjek iznosa desezonalizirane i stvarne potražnje kroz međusobno odgovarajućih perioda, što su primjerice kada se radi o periodnosti p=4 periodi: 1,5,9,13 i 17 (Chopra i Meindl, 2016:196-198).

Tablica 3 prikazati će rezultirajuće podatke prikupljene izračunima provedenim na temelju jednadžbi navedenih u dosadašnjem dijelu poglavlja. To su desezonalizirana potražnja, razina i sezonski faktor. Dok će Grafikon 2. prikazati kretanje stvarne potražnje u odnosu na desezonaliziranu potražnju.  $\sigma$

**Tablica 3. Desezonalizirana potražnja i sezonski faktori tvrtke Apple Inc.**

PERIOD $t$	POTRAŽNJA $D_t$	DESEZONALIZIRANA POTRAŽNJA $\bar{D}_t$	SEZONSKI FAKTOR $\bar{S}_t$
1	66.815	67.896	0,98
2	66.492	68.136	0,98
3	54.181	68.376	0,79
4	55.948	68.617	0,82
5	87.946	68.857	1,28
6	66.966	69.097	0,97
7	55.818	69.338	0,81
8	59.749	69.578	0,86
9	101.406	69.818	1,45
10	78.356	70.058	1,12
11	63.261	70.299	0,90
12	63.638	70.539	0,90
13	96.213	70.779	1,36
14	65.478	71.020	0,92
15	54.601	71.260	0,77
16	59.666	71.500	0,83
17	96.745	71.741	1,35
18	63.884	71.981	0,89
19	56.742	72.221	0,79
20	62.389	72.461	0,86

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Sam sezonski faktor se izračunava kao količnik stvarne potražnje i desezonalizirane potražnje. Procjena sezonskog faktora, na temelju periodnosti, se za buduće izračune izračunava kao prosjek sezonskih čimbenika koji predstavljaju slična razdobljima. Tako bi u situaciji gdje postoji 20 perioda sa periodnosti  $p=4$  (kvartal) periodi 1, 5, 9, 13, 17 i 20 predstavljali jednak sezonski faktor, te se stoga izračun istoga dobiva kao prosjek sezonskih faktora svih pet navedenih perioda. (Chopra i Meindl, 2015:198).

Sezonski faktor za poznate periode primjenjuje sljedeću formulu: (Chopra i Meindl, 2015:198)

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

Stoga se jednadžba za procjenu, ukoliko se u obzir uzme periodnost  $p=4$ , sezonskog faktora  $S_1 - S_4$  za nadolazeće periode  $t_{21} - t_{24}$ , može iskazati kako slijedi:

$$S_1 = (S_1 + S_5 + S_9 + S_{13} + S_{17}) / 5 = (0,98 + 1,28 + 1,45 + 1,36 + 1,35) / 5 = 1,28$$

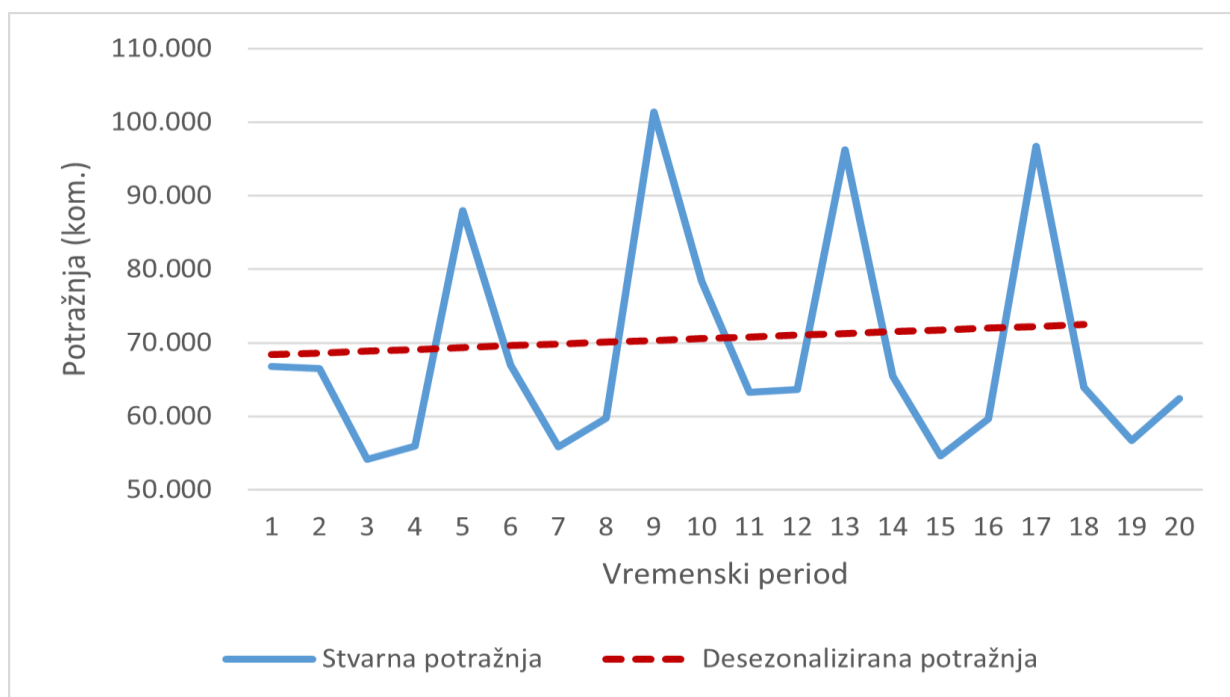
$$S_2 = (S_2 + S_6 + S_{10} + S_{14} + S_{18}) / 5 = (0,98 + 0,97 + 1,12 + 0,92 + 0,89) / 5 = 0,97$$

$$S_3 = (S_3 + S_7 + S_{11} + S_{15} + S_{19}) / 5 = (0,79 + 0,81 + 0,90 + 0,77 + 0,79) / 5 = 0,81$$

$$S_4 = (S_4 + S_8 + S_{12} + S_{16} + S_{20}) / 5 = (0,82 + 0,86 + 0,90 + 0,83 + 0,86) / 5 = 0,85$$

Stupac desezonalizirane potražnje jasno prikazuje kako postoji trend rasta u potražnji kako vremenski periodi odmiču. Time se daje jasan dokaz kako prodaja proizvoda tvrtke ima lagani trend rasta iz kvartala u kvartal, što i je i prikazano grafikonom 2. Također u različitim bojama istaknuti su periodi koji označavaju istu periodnost, odnosno čije vrijednosti ulaze u izračun sezonskog faktora za pojedinu sezonu. Pa se tako može izračunati prosječna vrijednost vrijednosti sezonskog faktora za različite periode, periodi 1, 5, 9, 13, 17 označeni žutom bojom spadaju pod prvi sezonski faktor  $S_1 = 1,28$ , periodi 2, 6, 10, 14, 18 označeni zelenom bojom daju vrijednost  $S_2 = 0,97$ , periodi 3, 7, 11, 15, 19 označeni plavom bojom daju vrijednost  $S_3 = 0,81$  i periodi 4, 8, 12, 16, 20 označeni ružičastom bojom daju vrijednost  $S_4 = 0,85$ .

**Grafikon 2. Prikaz odnosa Stvarne i desezonalizirane potražnje tvrtke Apple Inc.**



Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Ukoliko se dobiveni rezultati uvrste u ranije navedenu jednadžbu izračuna prognoze putem statične metode očekivana potražnja za periode F21-F24 rezultati u usporedbi sa stvarnom potražnjom su sljedeći:

**Tablica 4. Usporedba stvarne i prognozirane potražnje za četiri preostala perioda**

<b>PROGNOZIRANA POTRAŽNJA</b>	<b>STVARNA POTRAŽNJA</b>
<b>F<sub>21</sub> = 93.372 kom.</b>	<b>t<sub>21</sub> = 95.598 kom.</b>
<b>F<sub>22</sub> = 71.089 kom.</b>	<b>t<sub>22</sub> = 65.408 kom.</b>
<b>F<sub>23</sub> = 59.266 kom.</b>	<b>t<sub>23</sub> = 45.573 kom.</b>
<b>F<sub>24</sub> = 62.729 kom.</b>	<b>t<sub>24</sub> = 61.887 kom.</b>
<b>SUM = 286.456 kom.</b>	<b>SUM = 268.466</b>

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Statična metoda je jednostavna i služi poslovnim subjektima da imaju adekvatna predviđanja potražnje bez da dijele podatke sa vlastitim partnerima, stoga ova metoda ne zahtijeva izračun razine pogrešaka. Ona služi kao okvirna smjernica očekivanja kretanja potražnje u budućnosti, od nje se ne očekuje visoka razina točnosti prognoza. No, za svrhe ovoga rada gdje imamo stvarne vrijednosti prodaje u periodima  $t_{21}$  do  $t_{24}$  učinkovitost možemo ugrubo odrediti. Suma stvarne potražnje je za 17.990 komada manja od one prognozirane, što u konačnici daje razliku od nešto više od 6%. Odnosno, ako se pojedinačno uspoređuju periodi iste sezonalnosti razlika između  $F_{21}$  i  $t_{21}$  iskazana u postotku iznosi oko 2%,  $F_{22}$  i  $t_{22}$  oko 9%,  $F_{23}$  i  $t_{23}$  najvećih 30% i  $F_{24}$  i  $t_{24}$  1%. Na temelju ovih rezultata može se zaključiti kako postoji značajan utjecaj sezonskog faktora na stvarnu potražnju tvrtke Apple Inc., podatak koji ne treba zanemariti pri izradi prognoza pomoću detaljnijih modela.

### 5.1.2 Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje

Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje koristi konstantu zaglađivanja kako bi umanjio utjecaj i težinu koju sa sobom nose podatci iz prošlosti. Odnosno primjenom eksponencijalnog zaglađivanja želi se umanjiti utjecaj najstarijih podataka na nove prognoze. Kako se novi podatci dodaju u izračune najstarija opažanja se izostavljaju, kako nove prognoze ne bi prikazivale utjecaj podataka koji su zabilježeni u predalekoj prošlosti. U većini izračuna noviji podatci znatno su relevantniji kada je riječ o budućoj potražnji nego oni iz daljnje prošlosti. Vodeći se pretpostavkom da se važnost podataka smanjuje kako se prošlost udaljava eksponencijalno zaglađivanje predstavlja možda i najlogičniji pristup predviđanju potražnje. Ova metoda za svoje izračune primjenjuje tri podatka: najnovija prognoza, stvarna potražnja koja se dogodila za to predviđano razdoblje i konstanta zaglađivanja alfa ( $\alpha$ ). Konstanta zaglađivanja služi pri određivanju razine zaglađivanja i brzinu reakcije na stvarne događaje i razlike u prognozama (Jacobs i Chase, 2018:452).

Ova se metoda primjenjuje kada ne postoji zapažena promjena trenda i sezonalnosti u potražnji promatranog proizvoda. Odnosno, metoda podrazumijeva kako je sustavna komponenta potražnje isključivo povezana sa utjecajem razine ( $L$ ). Primjenjuje konstantu zaglađivanja ( $\alpha$ ) koja služi za reguliranje utjecaja povijesnih podataka razine na buduća predviđanja.



Prognoze često traže vrijednosti u rasponu između dvije krajnosti. Primjerice, ponekad je potrebno pridodati veću težinu novijim podacima nego onima koji su prikupljeni u daljnjoj prošlosti. To je točno ono što metode eksponencijalnog zaglađivanja nastoje ostvariti. Predviđanja se izračunavaju pomoću ponderiranih prosjeka, ti se ponderi eksponencijalno smanjuju kako promatranja odmiču. Što znači da prošli podatci koji su najudaljeniji nose manju težinu prilikom izrade prognoza za buduće periode u odnosu na novije podatke (Hyndman R. J., Athanasopoulos G., 2014:173).

Chopra i Meindl (2015) navode kako nije preporučljivo koristiti izgladujuću konstantu veću od 0,2, te navode kako se uglavnom treba primjenjivati ona konstanta koja minimalizira neku od metoda mjerenja pogreške ili onu koju manager smatra prikladnom. Također bitno je navesti kako izgladujuća konstanta mora biti u apsolutnoj vrijednosti, odnosno ne manja od 0, te ne smije biti viša od 1, odnosno  $0 < \alpha < 1$ . Kako u svojoj knjizi navode Shmueli i Lichtendahl (2016) vrijednost bliže 1 označavaju brzu prilagodbu, odnosno ukazuju na to da samo najnovije vrijednosti utječu na prognoze, dok vrijednost blizu 0 ukazuju na sporu prilagodbu što bi značilo da prošla promatranja imaju veći utjecaj na rezultate prognoze.

U svrhu ovoga rada izgladujuća konstanta određena je pomoću aplikacije Microsoft Excel, točnije funkcijom „alat za rješavanje“. Primjenom navedene funkcije konstanta izgladivanja koja minimalizira MAPE za jednostavnu eksponencijalnu metodu iznosi  $\alpha = 0,06$ . Tablica 5. prikazati će rezultate izračuna razine (L) za dvadeset promatranih vremenskih perioda ( $t_1-t_{20}$ ) dobivenih primjenom izgladujuće konstante na podatke iznesene u tablici 1.

**Tablica 5. Predviđanje potražnje tvrtke Apple Inc. pomoću metode jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja**

PERIOD t	POTRAŽNJA Dt	RAZINA Lt
0		68.815
1	66.815	68.698
2	66.492	68.570
3	54.181	67.733

4	55.948	67.048
5	87.946	68.263
6	66.966	68.188
7	55.818	67.468
8	59.749	67.019
9	101.406	69.019
10	78.356	69.562
11	63.261	69.196
12	63.638	68.873
13	96.213	70.463
14	65.478	70.173
15	54.601	69.267
16	59.666	68.709
17	96.745	70.339
18	63.884	69.964
19	56.742	69.195
20	62.389	68.799

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Razina L1 dobivena je uvrštavanjem raspoloživih podataka u sljedeću jednadžbu:

$$L_{t+1} = \alpha D_{t+1} + (1 - \alpha)L_t, \text{ gdje je:}$$

$D_t$  = Stvarna zabilježena potražnja za Period t;

$F_t$  = prognoza potražnje za Period t (izrađena u periodu t-1 ili ranije)

$L_t$  = očekivana razina za Period t. (Chopra i Meindl, 2015:199-201)

Uvrštavanjem vrijednosti iz stupca Potražnja ( $D_t$ ) i vrijednosti razine za period 0 u iznad navedenu jednadžbu putem Excela dobivene su vrijednosti iz stupca Razina ( $L_t$ ) za vremenske periode  $t_1$ - $t_{20}$ . Što dovodi do izračuna prognoze čije se vrijednosti prema Chopra i Meindl (2015) izračunavaju kao  $F_{21} = F_{22} = F_{23} = F_{24} = L_{20}$ . Vrijednost  $L_{20}$ , žutom bojom označena u stupcu razine ( $L_t$ ) tablice 4., znači da vrijednosti prognoze za periode  $t_1$ - $t_{20}$  iznose kao  $F_{21}$

$=F_{22} = F_{23} = F_{24} = 68.799$  kom. Tablica 6. prikazati će usporedbu stvarne potražnje i prognozirane potražnje za periode  $t_{21}$  do  $t_{24}$ .

**Tablica 6. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje metodom jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja**

<b>PROGNOZIRANA POTRAŽNJA</b>	<b>STVARNA POTRAŽNJA</b>
<b>F<sub>21</sub> = 68.799 kom.</b>	<b>t<sub>21</sub> = 95.598 kom.</b>
<b>F<sub>22</sub> = 68.799 kom.</b>	<b>t<sub>22</sub> = 65.408 kom.</b>
<b>F<sub>23</sub> = 68.799 kom.</b>	<b>t<sub>23</sub> = 45.573 kom.</b>
<b>F<sub>24</sub> = 68.799 kom.</b>	<b>t<sub>24</sub> = 61.887 kom.</b>
<b>SUM = 275.196 kom.</b>	<b>SUM = 268.466 kom.</b>

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

U ovome slučaju vrijednosti  $MAD = 12.013$  umnožen za standardnu devijaciju  $\sigma = 1,25$  daje stvarni  $MAD = 12.013 \times 1,25 = 15.017$ ,  $MSE = 225.094.$ ,  $MAPE = 16,66 \%$ , te TS ima raspon od  $-2,37$  i  $4,00$ , što ne prelazi preporučenu minimalnu i maksimalnu granicu pristranosti od 6 u oba smjera. Stoga se može zaključiti kako standard pogrešaka i pristranosti nije previsok. Usprkos tome što metoda jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja zanemaruje utjecaje sezonalnosti i trenda koji su jasno vidljivi u grafikonu 1. prognozirana razina potražnje se može smatrati zadovoljavajućom.

### **5.1.3 Holtov model ili trendom korigirano eksponencijalno zaglađivanje**

Holtov model predstavlja prošireni oblik modela jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja. Uz utjecaj razine ovaj model uzima u obzir i utjecaj trenda prilikom prognoziranja buduće potražnje. Ova metoda uključuje eksponencijalno izgladivanje pomoću dvije konstante,  $\alpha$  kao izgladujuću konstantu razine i  $\beta$  kao konstantu izgladivanja na temelju trenda (Hyndman R. J., Athanasopoulos G., 2014:180).

Model je prema Chopra i Meindl (2015) prikladan prilikom predviđanja potražnje kada se pretpostavlja da ta potražnja sadrži razinu i trend, ali ne i sezonalnost. Samim time početna tablica potrebna za izračune, prikazana u tablici 5., je proširena za jedan stupac. Uz promatrani period (t), stvarnu potražnju ( $D_t$ ) i razinu (L) početna tablica sadrži i izračun trenda (T) za svaki raspoloživi period.

Za potrebe izračuna predviđanja na primjeru podataka o potražnji tvrtke Apple Inc. biti će primijenjena izgladujuća konstanta razine ( $\alpha$ ) iz prošloga primjera koja iznosi 0,06, i izgladujuća konstanta trenda ( $\beta$ ) koja iznosi 0,2, što je ujedno i maksimalan preporučeni iznos sa ograničenom razinom podataka kojom ovaj rad raspolaže. Izračuni provedeni na temelju raspoloživih podataka i konstanti izgladivanja biti će prikazani u tablici 7.

**Tablica 7. Izračun Holtove metode eksponencijalnog zaglađivanja na primjeru Apple Inc.**

PERIOD t	POTRAŽNJA $D_t$	RAZINA $L_t$	TREND $T_t$
0		67.656	240
1	66.815	67.831	227
2	66.492	67.964	222
3	54.181	67.346	171
4	55.948	66.823	130
5	87.946	68.212	205
6	66.966	68.330	200
7	55.818	67.767	154
8	59.749	67.431	125
9	101.406	69.587	247
10	78.356	70.345	277
11	63.261	70.181	251
12	63.638	70.024	226
13	96.213	71.808	320
14	65.478	71.729	296

<b>15</b>	54.601	70.979	233
<b>16</b>	59.666	70.520	192
<b>17</b>	96.745	72.273	285
<b>18</b>	63.884	72.038	254
<b>19</b>	56.742	71.359	198
<b>20</b>	62.389	71.007	165

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Kako bi se potražnja mogla predvidjeti služeći se Holtovim modelom eksponencijalnog zaglađivanja prvo je potrebno izračunati razinu (L) i trend (T) za svaki period (t) kojim se raspolaže. To će omogućiti krajnji izračun predviđanja za periode t<sub>1</sub>-t<sub>20</sub>.

Jednadžbe za izračun razine i trenda mogu se iskazati na sljedeći način:

$$L_{t+1} = \alpha D_{t+1} + (1 - \alpha) (L_t + T_t)$$

$$T_{t+1} = \beta (L_{t+1} - L_t) + (1 - \beta) T_t \quad (\text{Chopra i Meindl, 2015:202})$$

Uvrštavanjem raspoloživih podataka u navedene jednadžbe dolazi se do podataka prikazanih u stupcima Razina i Trend tablice 5. Nulta vrijednost razine i trenda određena je, kao i kod statične metode, pomoću aplikacije Microsoft Excel i linearne regresije.

Holtov model prognoze za nadolazeće periode izračunava kao zbroj razine i trenda iz prethodnog perioda. Za nešto duži horizont predviđanja, odnosno u situacijama kada ne postoje podatci iz prethodnog perioda, model prognozu izračunava kao zbroj zadnje poznate razine i vrijednost trenda umnožene za redni broj perioda bez prethodnih podataka. Stoga predviđanje potražnje pomoću Holtova modela izgleda kako slijedi:

$$F_{21} = L_{20} + T_{20}$$

$$F_{22} = L_{20} + 2 \times T_{20}$$

$$F_{23} = L_{20} + 3 \times T_{20}$$

$$F_{24} = L_{20} + 4 \times T_{20} \text{ (Chopra i Meindl, 2015:212)}$$

Uvrštavanjem dobivenih podataka iz tablice 5. u navedene jednadžbe dolazi se do sljedećih prognoza:  $F_{21} = 71,172$  kom.,  $F_{22} = 71.338$  kom.,  $F_{23} = 71.503$  kom.,  $F_{24} = 71.668$  kom. Što je uspoređeno sa stvarnom potražnjom za nadolazeću godinu (četiri kvartala) u tablici 8.

**Tablica 8. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje pomoću Holtova modela.**

<b>PROGNOZIRANA POTRAŽNJA</b>	<b>STVARNA POTRAŽNJA</b>
<b><math>F_{21} = 71,172</math> kom.</b>	<b><math>t_{21} = 95.598</math> kom.</b>
<b><math>F_{22} = 71.338</math> kom.</b>	<b><math>t_{22} = 65.408</math> kom.</b>
<b><math>F_{23} = 71.503</math> kom.</b>	<b><math>t_{23} = 45.573</math> kom.</b>
<b><math>F_{24} = 71.668</math> kom.</b>	<b><math>t_{24} = 61.887</math> kom.</b>
<b>SUM = 285.680 kom.</b>	<b>SUM = 268.466 kom.</b>

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Model iskazuje sljedeće rezultate metoda za mjerenje pogrešaka  $MAD = 12.454$  što uz standardnu devijaciju ( $\delta$ ) koja za predviđanje od četiri perioda iznosi  $\delta = 1,25$  stvarni MAD iznosi  $MAD = 12.454 \times 1,25 = 15.568$ ,  $MSE = 227.884.249$ ,  $MAPE = 17,53\%$ , te TS ima raspon od -2,08 do 4,00. Stoga se može zaključiti kako je standard pogrešaka i pristranosti nešto viša od one jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja. Nešto veća razina pogreške je prihvatljiva iz razloga što Holtov model zanemaruje postojanje sezonalnosti, čija je prisutnost jasno vidljiva u grafikonu 1, dok uvažava postojanje trenda koji pod tim uvjetima povećava razinu pogreške.

#### 5.1.4 Wintersov model - model trendom i sezonalnošu korigiranog eksponencijalnog zaglađivanja

Wintersov model, još poznat i kao Holt-Winters model ili model trendom i sezonalnošu korigiranog eksponencijalnog zaglađivanja, proširenje je Holtova modela koji se primjenjuje u situacijama kada se želi primijeniti utjecaj sezonalnosti pri izračunu prognoza potražnje. Obuhvaća jednadžbe prognoze na koje utječu tri različite konstante izgladivanja, one za trend (T), razinu (L) i sezonski faktor (S) (Hyndman R. J., Athanasopoulos G., 2014:188).

Chopra i Meindl (2015) navode kako je ovaj model primjenjiv u situacijama kada sustavna komponenta potražnje sadrži razinu, trend i sezonski faktor. U grafikonu 1 jasno je vidljivo kako su sve tri komponente prisutne u potražnji za proizvodima tvrtke Apple Inc.

Za potrebe izračuna predviđanja na primjeru podataka o potražnji tvrtke Apple Inc. biti će primijenjena izgladujuća konstanta razine ( $\alpha$ ) iz prošloga primjera koja iznosi 0,06, i izgladujuća konstanta trenda ( $\beta$ ) koja iznosi 0,2, te izgladujuća konstanta sezonalnosti ( $\gamma$ ) koja iznosi 0,1. Izračuni provedeni na temelju izgladujućih konstanti biti će prikazani u tablici 9.

**Tablica 9. Izračun Wintersove metode eksponencijalnog zaglađivanja na primjeru tvrtke Apple Inc.**

PERIOD $t$	POTRAŽNJA $D_t$	RAZINA $L_t$	TREND $T_t$	SEZONSKI FAKTOR $S_t$
0		67.656	240	
1	66.815	66.893	40	1,28
2	66.492	67.014	45	0,97
3	54.181	67.050	44	0,81
4	55.948	66.992	38	0,85
5	87.946	67.220	50	1,26

6	66.966	67.353	55	0,98
7	55.818	67.505	61	0,81
8	59.749	67.726	71	0,85
9	101.406	68.594	122	1,26
10	78.356	69.436	167	0,98
11	63.261	70.131	201	0,81
12	63.638	70.588	217	0,86
13	96.213	71.070	234	1,28
14	65.478	70.964	212	0,99
15	54.601	70.884	194	0,82
16	59.666	70.970	187	0,86
17	96.745	71.400	202	1,29
18	63.884	71.171	175	0,99
19	56.742	71.235	168	0,82
20	62.389	71.485	173	0,86

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Za izračun vrijednosti u stupcima razine, trenda i sezonskog faktora primjenjivane su sljedeće jednadžbe:

$$L_{t+1} = \alpha \left( \frac{D_{t+1}}{S_{t+1}} \right) + (1 - \alpha) (L_t + T_t)$$

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

$$S_{t+p+1} = \gamma \left( \frac{D_{t+1}}{L_{t+1}} \right) + (1 - \gamma) S_{t+1} \quad (\text{Chopra i Meindl, 2015:203})$$

Uvrštavanjem podataka o broju perioda ( $t$ ) i stvarnoj potražnji ( $D_t$ ), te procijenjene zaglađujuće konstante za razinu, trend i sezonski faktor u navedene jednadžbe dolazi se do podataka iz preostala tri stupca. Nulti period razine i trenda preuzet je iz provedbe linearne regresije putem



aplikacije Microsoft Excel prilikom izračuna potražnje statičnom metodom, kao i sezonski faktor za prva četiri ( $p=4$ ) razdoblja. Također konstante izgladivanja razine i trenda ( $\alpha$  i  $\beta$ ) preuzete su iz izračuna na temelju Holtove metode.

Jednadžba za izračun predviđanja potražnje na temelju Wintersove metode uzima u obzir zbroj razine (L) i trenda (T) iz trenutnog razdoblja koji množi sa sezonskim faktorom (S) budućeg perioda. Jednadžbe na temelju kojih će se iskazati predviđena potražnja za buduće periode ( $t_{21}$ - $t_{24}$ ) na temelju Wintersova modela mogu se prikazati na sljedeći način:

$$F_{21} = (L_{20} + T_{20}) * S_{21}$$

$$F_{22} = (L_{20} + 2T_{20}) * S_{22}$$

$$F_{23} = (L_{20} + 3T_{23}) * S_{23}$$

$$F_{24} = (L_{20} + 4T_{23}) * S_{24} \text{ (Chopra i Meindl, 2015:214).}$$

Vrijednosti sezonskih faktora potrebnih za izračunavanje prognoze potražnje u promatranim periodima prema izračunu iznose je  $S_{21} = 1,30$ ,  $S_{22} = 0,98$ ,  $S_{23} = 0,81$ ,  $S_{24} = 0,86$ . Uvrštavanjem podataka iz tablice 7. u navedene formule dolazi se do predviđanja za četiri nadolazeća perioda gdje je  $F_{21} = 71.710$  kom.,  $F_{22} = 70.199$  kom.,  $F_{23} = 58.579$  kom.,  $F_{24} = 62.041$  kom. Navedene prognoze biti će uspoređeni sa stvarnom potražnjom za navedene periode u sklopu tablice 8.

**Tablica 10. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje pomoću Wintersova modela.**

<b>PROGNOZIRANA POTRAŽNJA</b>	<b>STVARNA POTRAŽNJA</b>
<b>F<sub>21</sub> = 71.710 kom.</b>	<b>t<sub>21</sub> = 95.598 kom.</b>
<b>F<sub>22</sub> = 70.199 kom.</b>	<b>t<sub>22</sub> = 65.408 kom.</b>
<b>F<sub>23</sub> = 58.579 kom.</b>	<b>t<sub>23</sub> = 45.573 kom.</b>
<b>F<sub>24</sub> = 62.041 kom.</b>	<b>t<sub>24</sub> = 61.887 kom.</b>
<b>SUM = 285.680 kom.</b>	<b>SUM = 268.466 kom.</b>

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

Model iskazuje sljedeće vrijednosti za metode mjerenja pogrešaka  $MAD = 11.915$  što uz standardnu devijaciju ( $\delta$ ) koja za predviđanje od četiri perioda iznosi  $\delta = 1,25$  stvarni MAD iznosi  $MAD = 11.915 \times 1,25 = 14.894$ ,  $MSE = 215.655.617$ ,  $MAPE = 16,66 \%$ , te TS ima raspon od -2,27 do 4,00. Iz navedenih rezultata može se zaključiti kako su vrijednosti pogreške nešto niži od prijašnjih modela. Iako prihvatljive, razine pogrešaka i dalje imaju prostora za dobrodošao pad.

## 5.2 Odabir adekvatne metode za predviđanje potražnje tvrtke Apple Inc.

Ranije je u poglavlju definirano koja metoda je prikladna za koje uvijete i tržišno okruženje, no u predviđanju potražnje nikad ne postoji stopostotna učinkovitost neke metode. Drugim riječima, prilikom obavljanja prognoziranja potrebno je odabrati metodu sa najmanjom razinom pogrešaka. U ovom će se poglavlju, tablicom 9., usporediti razine pogrešaka provedenih metoda predviđanja potražnje. Na taj će se način odrediti koja je metoda najadekvatnija za primjenu prilikom predviđanja potražnje u praksi tvrtke Apple Inc. Bitno je istaknuti kako je statična metoda izuzeta iz ove usporedbe jer se radi o metodi koja služi isključivo kao smjernica za izračun ostalih metoda.

Bitno je navesti kako bi primjena detaljnijih podataka<sup>1</sup>, kao što su službene procjene iznosa zaglađujućih konstanti, vrlo vjerojatno rezultirala manjom razinom pogrešaka u predviđanjima.

**Tablica 11. Usporedba razine pogreške kvantitativnih modela predviđanja potražnje**

Metoda prognoziranja	MAD	MAPE (%)	Raspon TS
Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje	15.017	16,66	-2,37 i 4,00
Holtov model	15.568	17,53	-2,08 do 4,00
Wintersov model	14.894	16,66	-2,27 do 4,00

Izvor: izrada autora na temelju prikupljenih podataka.

<sup>1</sup> Autori Chopra i Meindl (2015:201-202) u svojoj knjizi pri izračunu metoda primjenjuju zaglađujuću konstantu preuzetu iz službenih izračuna, izvor koji pri izradi ovoga rada nije bio dostupan.

Iz podataka prikazanih u tablici 9. vidljivo je kako Holtov model, iako najmanje pristran model ima najviše razine odstupanja po pitanju MAD i MAPE izračuna. Ta činjenica se može povezati sa uvrštavanjem eksponente izgladivanja trenda koji prevladava ukupnim izračunima. Naime, prodaja tvrtke Apple Inc. bilježi lagani trend rasta kroz promatrane periode. On nije dovoljno značajan te mu nije potrebno pridodavati toliku vrijednost dok se zanemaruje sezonski utjecaj koji ima znatno značajniji utjecaj u prodaji tvrtke. Te se na temelju toga može zaključiti da su preostale dvije metode znatno prikladnije u prognoziranju potražnje tvrtke Apple Inc.

Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje i Wintersov model bilježe podjednaku razinu pogrešaka. Ta činjenica se može obrazložiti međusobnim utjecajem izgladujućih eksponenata, Razina se prema Chopra i Meindl (2015) sastoji od trenutne decentralizirane potražnje u nekom promatranom periodu. Ona je konstantna kroz sva tri modela, dok su trend i sezonski faktor varijable koje u svoje izračune pridodaje Wintersov model. Stoga se može zaključiti kako se utjecaj trenda i utjecaj sezonskog faktora međusobno neutraliziraju. Dakako, bitno je navesti kako je Wintersova metoda detaljniji pristup koji izračune vrši pomoću tri eksponenta te je stoga u konačnici onaj sa najmanjom razinom pogreške isključivo iz tog razloga. Drugim riječima, Wintersova metoda je ona najprikladnija, među navedenima, prilikom prognoziranja buduće potražnje tvrtke Apple Inc.

## **6. RASPRAVA**

U ovom će poglavlju biti sagledane i prokomentirane postavljene hipoteze iz naslova 2.2 na temelju istraživanja provedenog u sklopu ovoga rada.

### **6.1 Hipoteza 1**

Pri prognoziranju potražnje mobilnih uređaja najtočnija je metoda za prognoziranje potražnje ona koja u obzir uzima i razinu i trend i sezonski faktor potražnje.

Tržište mobilnih uređaja uvelike je ovisno o vanjskim faktorima kao što su makroekonomska klima, položaj na tržištu i utjecaj konkurencije. Samim time primjena metode prognoziranja potražnje koja u obzir uzima najveći broj čimbenika iskazala se kao najpogodnija. Wintersov model zabilježio je prognozu potražnje najbližu onoj stvarnoj, što i nije začuđujuće uzevši u obzir da točno taj model u izračune uvrštava najviše vanjskih čimbenika.

### **6.2 Hipoteza 2**

Sezonski faktor neizostavna je varijabla prilikom prognoziranja potražnje mobilnih uređaja, te će stoga razina pogrešaka biti veća kod modela koji ju izostavljaju.

Na prvi pogled podataka o prodaji promatranoga poslovnog subjekta Apple Inc. lako se može uočiti postojanje sezonske potražnje za njihovim proizvodima. Naime vidljivo je kako su kroz svih pet promatranih godina kvartali 1 i 2 oni sa najvećom razinom prodanih uređaja, dok je kvartal tri kroz sve godine onaj koji bilježi najmanje brojke. Istraživanjem u sklopu ovoga prikazan je neizostavan utjecaj sezonskog faktora pri prognoziranju potražnje subjekata na tržištu mobilnih uređaja. Jednostavno eksponencijalno zaglađivanje i Holtova metoda ne uvrštavaju utjecaj sezonalnosti u svoje izračune, te stoga imaju višu stopu pogreške u odnosu na Wintersov model koji u svoje izračune uvrštava između ostalog i utjecaj sezonskog faktora.

## 7. ZAKLJUČAK

Prognoziranje potražnje je proces koji osim same prognoze potražnje sadrži i odabir adekvatne metode prognoziranja ovisno o predmetu za kojega se predviđanja provode. Postoje različite metode koje se mogu primijeniti prilikom izvršavanja tog procesa. Kvalitativne i kvantitativne metode prognoziranja potražnje su dvije glavne podjele tih metoda. Bitno je navesti kako prognoze uglavnom nisu u potpunosti točne neovisno o metodi koja se primjenjuje, no na temelju relevantnih podataka i primjenom adekvatne metode može se stvoriti okvirna slika o budućim događajima na tržištu. Stoga prognoze služe kao temelj pomoću kojega menadžment donosi poslovne odluke o daljnjim koracima. Kvantitativne metode se koriste u situacijama kada postoji dovoljan broj podataka iz prošlosti pomoću kojih se može izračunati buduća razina potražnje. Pod kvalitativne metode spada i metoda analize vremenskih serija koja podrazumijeva da su raspoloživi podatci podijeljeni u jednake skupine vremenski perioda koji su se odvijali određenim redoslijedom. Metodom analize vremenskih serija matematički se pokušavaju odrediti čimbenici koji će utjecati na buduću potražnju kao i sama buduća potražnja.

Podatci korišteni za izračun i analizu vremenskih serija su podatci tvrtke Apple Inc., međunarodnog giganta tehnološke industrije. Poslovanje na globalnoj razini i kao i utjecaj sezonskog faktora, te blagi trend rasta potražnje proizvoda tvrtke Apple Inc. znači kako je stvarnu potražnju tvrtke izuzetno teško prognozirati minimalnom razinom pogreške. Izračuni koji uvažavaju utjecaj navedenih faktora su se pokazali učinkovitijim od onih koji isto ne čine, no i oni također bilježe nezanemarivu razinu pogreške. Činjenica da su metode sa manjim brojem različitih varijabli, odnosno zaglađujućih konstanti, ona sa većom razinom pogrešaka dovoljno govori o kompleksnosti tržišta te djelovanje eksternih čimbenika koju na to tržište utječu. Zbog toga je neizostavno biti u toku sa tržišnim zbivanjima i očekivanim promjenama kako bi se predviđanja što je više moguće mogla prilagoditi potencijalnim promjenama. U konačnici se da zaključiti kako točnost i vjerodostojnost prognoza može imati značajan utjecaj na poslovanje poslovnih subjekata.

## 8. LITERATURA

1. Dunković, D. (2015). *Poslovno upravljanje u trgovini*. Zagreb: Ekonomski fakultet u Zagrebu.
2. Segetlija, Z. I Lamza-Maronić, M. (1995). *Distribucijski sustav trgovinskoga poduzeća*. Osijek: Ekonomski fakultet u Osijek.
3. Segetlija, Z. (2013). *Uvod u poslovnu logistiku*. Osijek: Ekonomski fakultet u Osijeku.
4. Mesarić, J., Dujak, D. (2017), *Upravljanje opskrbnim lancima*, Osijek: Ekonomski fakultet u Osijeku, Available from: <http://www.efos.unios.hr/upravljanje-opskrbnim-lancem/nastavni-materijali/> [pristupljeno: 05.01. 2021.]
5. Dujak, D. (2012), *Uloga maloprodaje u upravljanju opskrbnim lancem*, Doktorska disertacija, Osijek: Ekonomski fakultet u Osijeku, Available from: <https://dr.nsk.hr/en/islandora/object/efos%3A2435> [pristupljeno: 06.01. 2021]
6. Jacobs, R. F. I Chase, R. B., (2018), *Upravljanje operacijama i lancem opskrbe*, Zagreb : Mate marketing tehnologija.
7. Chopra, S. & Meindl, P., (2015), *Supply Chain Management : Strategy, Planing, and Operation*, 6th Edition, New Yersey: Pearson,.
8. Hugos M., (2006), *Essentials of Supply Chain Management*, 2nd Edition, New Jersey: John Wiley & Sons, Hoboken
9. Heizer J., Render B., Munson C., (2016), *Operations management Sustainability and Supply Chain Management*, 12th Edition, New Yersey: Pearson.
10. Min H., (2015), *The Essentials of Supply Chain Management: New Business Concepts and Applications*, New Yersey: Pearson FT Press.
11. Russell S. R., Taylor W. B., (2010) *Operations Management Creating Value Along the Supply Chain*, 7th Edition, Edition, New Yersey: Wiley.
12. Lyons K., Farrington B., (2016) *Procurement & Supply Chain Management*, 9th Edition, Philadelphia: Trans-Atlantic Publ.
13. Svenson W. J., (2014) *Operations Management*, 12th Edition, New York: McGraw-Hill Education.
14. Hyndman R. J., Athanasopoulos G., (2014) *Forecasting: Principles and Practice*, Otexts, Available from: <https://otexts.com/> [pristupljeno: 29.6.2021.]
15. Shmueli, G., Lichtendahl Jr, K. C. (2016). *Practical time series forecasting with r: A hands-on guide*. Florida: Axelrod Schnall Publishers.

## 9. POPIS TABLICA

Tablica 1 Adaptivne metode i njihova primjenjivost.....	18
Tablica 2. Prodana količina i prihodi od prodaje Apple Inc. kroz 5 godina (dvadeset kvartala).....	24
Tablica 3. Desezonalizirana potražnja i sezonski faktori tvrtke Apple Inc. ....	28
Tablica 4. Usporedba stvarne i prognozirane potražnje za četiri preostala perioda.....	30
Tablica 5. Predviđanje potražnje tvrtke Apple Inc. pomoću metode jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja.....	33
Tablica 6. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje metodom jednostavnog eksponencijalnog zaglađivanja.....	34
Tablica 7. Izračun Holtove metode eksponencijalnog zaglađivanja na primjeru Apple Inc.....	36
Tablica 8. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje pomoću Holtova modela.....	37
Tablica 9. Izračun Wintersove metode eksponencijalnog zaglađivanja na primjeru tvrtke Apple Inc. ....	39
Tablica 10. Usporedba stvarne potražnje i predviđene potražnje pomoću Wintersova modela.....	40
Tablica 11. Usporedba razine pogreške kvantitativnih modela predviđanja potražnje.....	41

## 10.POPIS SLIKA

Slika 1. Pojednostavljeni prikaz Lanca opskrbe mlijeka, tvrtke Konzum d.d. ....	5
Slika 2. Prikaz sudionika i tokova unutar lanca opskrbe .....	7
Slika 3. Ciklički pogled na lanac opskrbe.....	9
Slika 4. Push/Pull pogled na lanac opskrbe.....	9
Slika 5. Podjela metoda prognoziranja .....	15



## **11.POPIS GRAFIKONA**

Grafikon 1. Prodane jedinice proizvoda tvrtke Apple Inc. u razdoblju od 2013. do 2018. godine po kvartalima .....	25
Grafikon 2. Prikaz odnosa Stvarne i desezonalizirane potražnje tvrtke Apple Inc.....	30