

Statistički modeli prognoziranja poslovnih prihoda na primjeru Atlantic Grupe d.d.

Kožica, Anika

Master's thesis / Diplomski rad

2022

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Economics and Business / Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:148:424300>

Rights / Prava: [Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 Unported/Imenovanje-Nekomercijalno-Dijeli pod istim uvjetima 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-11-30**



Repository / Repozitorij:

[REPEFZG - Digital Repository - Faculty of Economics & Business Zagreb](#)



Sveučilište u Zagrebu

Ekonomski fakultet

**Integrirani preddiplomski i diplomski sveučilišni studij
Poslovna ekonomija – smjer Analiza i poslovno planiranje**

**STATISTIČKI MODELI PROGNOZIRANJA POSLOVNIH
PRIHODA NA PRIMJERU ATLANTIC GRUPE D.D.**

Diplomski rad

Anika Kožica

Zagreb, rujan 2022.

Sveučilište u Zagrebu

Ekonomski fakultet

Integrirani preddiplomski i diplomski sveučilišni studij

Poslovna ekonomija – smjer Analiza i poslovno planiranje

**STATISTIČKI MODELI PROGNOZIRANJA POSLOVNIH
PRIHODA NA PRIMJERU ATLANTIC GRUPE D.D.**

**STATISTICAL REVENUE FORECASTING MODELS
BASED ON THE EXAMPLE OF “ATLANTIC GRUPA D.D.”**

Diplomski rad

Student: Anika Kožica

JMBAG studenta: 0067551913

Mentor: Prof. dr. sc. Mirjana Čižmešija

Zagreb, rujan 2022.

Sažetak

Tema ovog diplomskog rada je istraživanje uloge i mogućnosti statističkih modela prognoziranja u prognoziranju poslovnih prihoda poduzeća na primjeru poslovnih prihoda poduzeća Atlantic Grupa d. d. Analizom literature na temu planiranja u poduzeću te na temu vrednovanja poduzeća utvrđeno je da prognoziranje ima veliku ulogu u ishodu tih procesa. Poduzeće Atlantic Grupa d. d. odabrano je za analizu kao lider u svojoj industriji te kao jedno od najvećih hrvatskih poduzeća s velikim brojem dionika zainteresiranih za njegovu perspektivu. Cilj istraživanja bio je utvrditi reprezentativni model za prognoziranje poslovnih prihoda Atlantika te je utvrđeno da je najbolji model za prognoziranje godišnjih prihoda od prodaje Atlantic Grupe Holtov model linearnog eksponencijalnog izgladivanja, a za prognoziranje na kvartalnoj razini najbolji je Holt-Wintersov aditivni model eksponencijalnog izgladivanja. Odabir modela iz skupine temeljnih prognostičkih modela na bazi vremenskog niza proveden je po kriteriju minimalnih prosječnih prognostičkih pogrešaka.

Ključne riječi: statističko prognoziranje, planiranje, prodaja, vrednovanje poduzeća, eksponencijalno izgladivanje

Summary

The focus of this paper is the role and possibilities of statistical models in forecasting sales revenues on the example of Atlantic Group d. d.'s revenues. By analysing literature focusing on business planning and company valuation it was concluded that forecasting plays an important role in the outcome of these processes. The Atlantic Group company was chosen for the analysis as one of the industry leaders and one of the biggest Croatian companies with many shareholders interested in its future prospects. The goal of the research was to find the representative model for forecasting Atlantic's sales revenues and it was determined that the best model for forecasting annual incomes was Holt's linear exponential smoothing, and if forecasts are made on a quarterly basis the best model is Holt-Winters' additive model. The selection of models from the group of basic prognostic models based on the time series was carried out according to the criterion of minimum average prognostic errors.

Key words: statistical forecasting, planning, sales, company valuation, exponential smoothing

IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je diplomski rad / seminarski rad / prijava teme diplomskog rada isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja se na objavljenu literaturu, a što pokazuju korištene bilješke i bibliografija.

Izjavljujem da nijedan dio rada / prijave teme nije napisan na nedozvoljen način, odnosno da je prepisan iz necitiranog izvora te da nijedan dio rada / prijave teme ne krši bilo čija autorska prava.

Izjavljujem, također, da nijedan dio rada / prijave teme nije iskorišten za bilo koji drugi rad u bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Anika Kozica

(vlastoručni potpis studenta)

Zagreb, 12.9.2022.

(mjesto i datum)

STATEMENT ON THE ACADEMIC INTEGRITY

I hereby declare and confirm by my signature that the final thesis is the sole result of my own work based on my research and relies on the published literature, as shown in the listed notes and bibliography.

I declare that no part of the thesis has been written in an unauthorized manner, i.e., it is not transcribed from the non-cited work, and that no part of the thesis infringes any of the copyrights.

I also declare that no part of the thesis has been used for any other work in any other higher education, scientific or educational institution.

Anika Kozica

(personal signature of the student)

Zagreb, 12.9.2022.

(place and date)

Sadržaj

1.	Uvod.....	1
1.1.	Predmet i ciljevi rada.....	1
1.2.	Metode istraživanja i izvori podataka.....	1
1.3.	Sadržaj i struktura rada.....	1
2.	Pojmovno određenje planiranja i prognoziranja.....	3
2.1.	Pojam poslovnog planiranja.....	3
2.1.1.	Vrste planova.....	4
2.1.2.	Čimbenici uspješnog planiranja.....	5
2.2.	Uloga prognoziranja u poslovnom planiranju.....	7
2.2.1.	Prognoziranje u strategijskom planiranju.....	8
2.2.2.	Prognoziranje u operativnom poslovanju.....	13
2.3.	Uloga prognoziranja u vrednovanju poduzeća.....	14
2.3.1.	Koncepti vrijednosti.....	14
2.3.2.	Razlozi vrednovanja.....	16
2.3.3.	Metode vrednovanja poduzeća.....	17
2.3.4.	Metoda diskontiranih novčanih tokova.....	18
3.	Teorijska podloga prognoziranja statističkim modelima.....	20
3.1.	Pretpostavke uspješnog prognoziranja.....	20
3.1.1.	Definiranje problema.....	20
3.1.2.	Organizacija i priprema podataka.....	21
3.1.3.	Izbor modela i testiranje.....	21
3.1.4.	Implementacija modela te praćenje i evaluacija.....	23
3.2.	Ocjena točnosti prognostičkog modela.....	23
3.3.	Naivni modeli.....	26

3.4.	Metode izgladivanja	27
3.4.1.	Modeli na bazi prosjeka	28
3.4.2.	Modeli eksponencijalnog izgladivanja	29
3.5.	Regresijski modeli	32
3.5.1.	Regresijski model sa sezonskim <i>dummy</i> varijablama	33
3.6.	Relevantnost tradicionalnih metoda prognoziranja uslijed razvoja strojnog učenja	34
4.	Primjena statističkih modela prognoziranja na primjeru poduzeća Atlantic Grupa d.d.	36
4.1.	Osnovni podaci o poduzeću	36
4.2.	Pregled i analiza godišnjih i kvartalnih poslovnih prihoda od 2009. do 2022. godine	39
4.3.	Prognoziranje odabranim modelima i ocjena njihove točnosti unutar uzorka	43
4.3.1.	Prognoziranje naivnim modelom II	43
4.3.2.	Prognoziranje dvostrukim pomičnim prosjecima	45
4.3.3.	Prognoziranje modelom linearnog trenda	46
4.3.4.	Prognoziranje Holtovim modelom linearnog eksponencijalnog izgladivanja	47
4.3.5.	Prognoziranje Holt-Wintersovim aditivnim modelom	47
4.3.6.	Prognoziranje modelom višestruke regresije s <i>dummy</i> varijablama	49
4.3.7.	Analiza točnosti razmatranih modela	50
4.4.	Prognoziranje poslovnih prihoda za pet godina	51
5.	Zaključak	53
	Popis literature	55
	Popis slika	58
	Popis tablica	59
	Životopis studenta	61

1. Uvod

U suvremenom svijetu za opstanak poduzeća imperativ je da se ono brzo prilagođava promjenama, a u tome će biti to uspješnije što se bolje predvide buduće promjene i kretanja. Iako je nemoguće s potpunom sigurnošću predvidjeti i prognozirati što će se dogoditi u budućnosti, bitno je da te prognoze budu što točnije kako bi se resursi poduzeća što efikasnije alocirali. Osim za samo poduzeće, prognoziranje prihoda poduzeća bitno je za sve njegove dionike poput regulatora i vjerovnika, a posebno za investitore koji na temelju tih očekivanja donose svoje odluke. Svrha ovog rada je prikazati mogućnosti i ulogu statističkih modela prognoziranja u postizanju bolje uspješnosti financijskog planiranja i prognoziranja budućih prihoda.

1.1. Predmet i ciljevi rada

Predmet istraživanja u teorijskom smislu su statistički modeli prognoziranja kojima se mogu prognozirati poslovni prihodi poduzeća te konkretno poslovanje i poslovni prihodi poduzeća Atlantic Grupa d.d. koje je tržišni lider s mnogim svojim brendovima, a posluje u prehrambenoj industriji koja čini najveći udio prerađivačke industrije u Hrvatskoj. U konačnici, cilj je odrediti najbolji model prognoziranja poslovnih prihoda za spomenuto poduzeće iz perspektive vanjskog analitičara, a po kriteriju minimalne prosječne prognostičke pogreške.

1.2. Metode istraživanja i izvori podataka

Za izradu diplomskog rada koristit će se sekundarni izvori podataka, pritom misleći na knjige, udžbenike, znanstvene članke te financijske i godišnje izvještaje poduzeća Atlantic Grupa d.d. Metode znanstvenog istraživanja koje će se koristiti su metoda analize, sinteze, klasifikacije, deskripcije, komparacije, induktivna i deduktivna metoda te statistička metoda.

1.3. Sadržaj i struktura rada

U prvom dijelu rada definirat će se pojam i uloga prognoziranja u poduzeću, bilo da ga promatramo kao investitora ili kao investiciju. Posebno će se razmotrit važnost prognoza prilikom provođenja vrednovanja na temelju metode diskontiranih slobodnih novčanih tokova. U drugom dijelu će se iznijeti teorijska saznanja o procesu prognoziranja. Razmotrit

će se obilježja i potencijalna primjena odabranih statističkih modela, način njihovog ocjenjivanja te njihova prikladnost ovisno o obilježjima promatranog vremenskog niza. Također će se dati kratki osvrt na relevantnost tih modela s obzirom na razvoj strojnog učenja i raznih softverskih rješenja za prognoziranje. U trećem dijelu ukratko će se analizirati Atlantic Grupa d. d. te godišnji i kvartalni prihodi na temelju čega će se utvrditi koji od modela su najprikladniji za konkretni slučaj. Napravit će se prognoziranje na povijesnim podacima te izračunom prognostičkih pogrešaka utvrditi koji model daje najtočnije rezultate te će se taj model primijeniti za prognoziranje prihoda za pet godina unaprijed.

2. Pojmovno određenje planiranja i prognoziranja

Drugu polovicu 20. st. obilježio je općeniti rast pregovaračke moći kupaca. Od uvjeta u kojima je potražnja nadilazila ponudu i u kojima je bilo moguće prodati sve što se proizvelo do današnjih uvjeta u kojima je ponuda višestruko veća od potražnje te se poduzeća moraju boriti za pronalazak svojih kupaca. Razvoj tehnologija doveo je do globalizacije i ubrzanog funkcioniranja tržišta, a samim time i poduzeća. Kako bi se poduzeće razvijalo i opstalo mora upravljati rastućom kompleksnosti i prilagođavati se visoko dinamičnom okruženju (Fučkan i Sabol, 2013). Ta rastuća kompleksnost dovela je do potrebe za inovativnim instrumentima u procesu upravljanja. Prema Fučkan i Sabolu (2013) temeljni zadatak upravljanja je „osposobljavanje sistema da pravovremenim akcijama i/ili reakcijama – promjenama sebe i/ili okruženja djeluje na promjene uvjeta postizanja svoje temeljne svrhe, prevodeći sistem u za razvitak korisnija stanja“. Suvremeno poimanje menadžmenta jest da obuhvaća funkcije vođenja, planiranja, organiziranja, kontrole i upravljanja ljudskim potencijalima (Osmanagić Bedenik, 2007). U nastavku će se pobliže objasniti funkcija planiranja koja je najosnovnija, temeljna funkcija menadžmenta bez koje se poduzeće ne može dalje razvijati niti ostvarivati svoje ciljeve (Proklin i Proklin, 2007).

2.1. Pojam poslovnog planiranja

Mnogi autori daju različite definicije planiranja, no zajedničko im je da je planiranje u suštini donošenje odluka ili izbor mogućeg djelovanja, postavljanje budućih ciljeva i željenih rezultata poduzeća te definiranje akcija i načina ostvarenja tih ciljeva. Primarna odlika planiranja jest da je usmjereno na budućnost. Planiranje omogućava menadžmentu da na vrijeme prepozna alternative, prilike i rizike koji mogu biti od utjecaja za poduzeće. Time se povećava fleksibilnost poduzeća i reducira kompleksnost pri upravljanju. Osim postavljanja ciljeva i temelja za ostvarivanje uspjeha plan je i instrument uspostavljanja koordinacije unutar poduzeća, utvrđivanja kontrole te informiranja i motiviranja onih koji su mu podređeni. Koordinacija svih timova, odjela, resursa i vanjskih utjecaja važna je kako bi poduzeće iskoristilo sinergijske potencijale koji iz toga proizlaze. (Osmanagić Bedenik, 2007).

2.1.1. Vrste planova

Planovi s obzirom na vremenski horizont

Kratkoročni se planovi odnose na razdoblje do godine dana, obično su razrađeni po mjesecima ili kvartalima, srednjoročni planovi podrazumijevaju horizont od jedne do pet godina, dok se dugoročni planovi odnose na razdoblje dulje od pet godina. U suvremenim uvjetima brzih promjena povremeno se izostavlja pojam srednjoročnih planova te se sve dulje od godine dana naziva dugoročnim. Često se dugoročno planiranje poistovjećuje sa strategijskim, međutim iako je strategijsko planiranje dugoročno, nije svaki dugoročni plan strategijski (Osmanagić Bedenik, 2007). Vremenski horizont strategijskog plana ovisiti će o specifičnostima pojedinog poduzeća, primjerice proizvođači odjeće u industriji brze mode svoju strategiju moraju puno brže mijenjati od proizvođača zrakoplova.

Planovi s obzirom na hijerarhiju planiranja

Strategijsko planiranje jest najviša instanca hijerarhije planiranja, provode ga vrhovni menadžeri. Glavna mu je zadaća oblikovanje uspješnih strategija, pronalaženje i razvijanje konkurentskih prednosti i potencijala uspjeha. Taj proces sastoji se od dijagnostičke i prognostičke strategijske analize. Najpopularniji instrumenti provedbe dijagnostičke analize vanjskog okruženja poduzeća su analiza Porterovih pet sila i PESTLE analiza (političkih, ekoloških, socijalnih, tehnoloških, pravnih i ekonomskih čimbenika). Za dijagnostičku analizu unutarnjeg okruženja najčešće se koriste ABC i SWOT analiza, zatim analize životnog vijeka proizvoda i industrije, BCG matrica, analiza ključnih kompetencija te koncepcija krivulje iskustva. Na temelju dijagnostičke analize provodi se strategijsko planiranje koje obuhvaća: postavljanje poslovnog svjetonazora, vizije, misije, razradu različitih strategija te odabir najperspektivnije strategije (Fučkan i Sabol, 2013).

Taktički plan čini poveznicu između strategijskog i operativnog planiranja te se provodi na srednjoj razini menadžmenta. Taktičko, a zatim i operativno planiranje imaju viši stupaj detaljizacije, specifikacije i diferencijacije u odnosu na strategijsko (Fučkan i Sabol, 2013). Ako strukturu poduzeća podijelimo na upravljački i izvršni podsustav, taktička razina pridonosi koordinaciji tih podsustava.

Operativno planiranje predstavlja razradu i konkretizaciju strategijskog planiranja (Osmanagić Bedenik, 2007), ciljevi se prevode u zadatke. Operativni planovi su obično kratkoročni te se izrađuju posebno po funkcionalnim ili strateškim područjima poduzeća pa sve do pojedinih prodajnih mjesta i centara odgovornosti. U operativnom planu uključeni su i

detaljni budžeti koji predstavljaju kvantifikaciju ciljeva, odnosno budžet je vrijednosno izražen dio plana (Osmanagić Bedenik, 2007). Za razliku od strategijskog planiranja kod operativnog se posebna važnost pridaje planiranju troškova, analizi varijabilnih i fiksnih troškova te određivanju cijena.

U skladu s navedenim razinama, plan se može raditi prema “top-down“ pristupu, od najviše hijerarhijske razine prema nižim, zatim “bottom-up“ pristupu, od najniže razine ili kombiniranom pristupu.

Planovi s obzirom na funkcionalno područje i rukovođenje

Osim što služe za usmjeravanje razvoja planovi služe i u procesu kontrole, stoga se provode ne samo ukupni plan po hijerarhijskim razinama već i planovi po mjestima i područjima. Tradicionalno su funkcije u poduzeću podijeljene na nabavu, proizvodnju, prodaju, marketing, računovodstvo i administraciju, financije te u novije vrijeme IT. Svaka od tih funkcija može imati više različitih, što kratkoročnih što dugoročnih, planova specifičnih za poslove koje obavlja (Osmanagić Bedenik, 2007). Poduzeće može imati i različite projektne planove odnosno planove razvoja novih proizvoda, usluga, tržišta i sl.

2.1.2. Čimbenici uspješnog planiranja

a) Odabir odgovarajućeg vremenskog horizonta i učestalosti ažuriranja planova

Prije izrade planova poduzeće treba definirati vremenski horizont planiranja, prekratki raspon može dovesti do previđanja određenih prilika ili rizika, dok predugi raspon dovodi do smanjenja fleksibilnosti poduzeća i rigidnosti poslovnih operacija. Operativni planovi odnose se na razdoblje od jedne poslovne godine, međutim svako poduzeće može definirati mjesečne i kvartalne ciljeve, odnosno razinu do koje će taj plan biti detaljan, a određeni dio operativnog poslovanja planira se na dnevnoj i tjednoj bazi. Strateški planovi najčešće se donose za razdoblje od pet godina, no neka poduzeća ga ažuriraju svake godine. U suvremenim uvjetima sve više poduzeća oformljava agilne timove, jer takvi timovi imaju tendenciju ostvarivanja boljih financijskih rezultata, međutim ti rezultati mogu biti umanjeni zbog sporih procesa na razini poduzeća, a pogotovo planiranja i budžetiranja. Kako bi se to izbjeglo poduzeća trebaju te funkcije uskladiti s vremenskim okvirom agilnih timova i povećati frekvenciju donošenja odluka o alociranju resursa, odnosno preporuča se da se određeni dio budžeta planira u kraćim intervalima (Comella-Dorda, Kaur i Zaidi, 2019). Odabir vremenskog horizonta ovisiti će o sljedećim specifičnostima poduzeća (Bragg, 2011):

- Vrijeme potrebno za razvoj novih proizvoda ili usluga – što je to vrijeme dulje to treba biti i dulji vremenski horizont. Poduzeća koja proizvode jednostavnije proizvode inovacije će moći plasirati na tržište u roku od par mjeseci, dok će poduzeća koja proizvode proizvode koji zahtijevaju puno istraživanja i testiranja za to trebati i po nekoliko godina.
- Životni vijek proizvoda – kraći životni vijek znači da će poduzeće češće inovirati svoju strategiju.
- Vrijeme potrebno za razvoj tržišta – za potpuno nove i inovativne proizvode treba očekivati da će trebati dulje da tržište dođe u stabilnu fazu pa planovi u tom slučaju mogu biti za razdoblje od 10 i više godina.
- Vrijeme potrebno za izgradnju postrojenja – za gradnju nove zgrade, tvornice ili postrojenja potrebno je minimalno dvije do tri godine, a nekad i dulje od pet godina, tada i strateški plan treba biti za razdoblje dulje od pet godina
- Očekivano vrijeme isplate projekta – manja će se ulaganja brže isplatiti, ali će vjerojatno kraće ostvarivati novčane tokove, pa će i plan biti za kraće razdoblje.

b) Zadovoljenje koncepta “S.M.A.R.T.“ ciljeva (Doran, 1981)

“ S.M.A.R.T.“ pristup postavljanju ciljeva dolazi od akronima engleskih riječi. Koncept je prikazan u tablici 1.

Tablica 1 Koncept S.M.A.R.T. ciljeva

	Engleski	Značenje
S	Specific	Znači da ciljevi moraju biti precizno i jasno određeni. Mora biti definirano što se želi postići, zašto i tko je odgovoran za postizanje svakog pojedinog cilja.
M	Measureable	U prijevodu znači da ciljevi moraju biti mjerljivi u količini ili u vrijednosti kako bi se rezultati mogli usporediti s planiranim veličinama.
A	Attainable	U prijevodu znači dostižan ili ostvariv. Odgovara na pitanje ima li poduzeće potrebne resurse i je li uopće u mogućnosti ostvariti cilj s obzirom na uvjete unutarnjeg i vanjskog okruženja. Ako nema što treba poduzeti da bi taj cilj postao ostvariv.

R	Realistic	Postavljeni ciljevi moraju biti realni, dovoljno izazovni i motivirajući, ali ne nedostižni. Kako bi se odredili realni ciljevi poduzeće se može osloniti na prošle rezultate te ih prilagoditi s obzirom na očekivanja temeljena na aktualnim uvjetima. U tom se procesu mogu koristiti razni modeli prognoziranja kako bi se povećala vjerojatnost da će plan biti realan i ostvaren.
T	Time - bound	Svaki cilj mora imati određen datum ili vremenski okvir do kada mora biti ostvaren.

Izvor: izrada autorice prema Doran (1981)

c) Precizno definirane pretpostavke planiranja

Prilikom planiranja, posebno financijskog, neizbježno je da se u plan ugrade određene pretpostavke o očekivanim budućim uvjetima pod kojima će se plan ostvariti, koje moraju biti precizno definirane kako bi izvršitelji plana mogli prepoznati kada je odstupanje od plana uzrokovano vanjskim uvjetima, a kada zbog samog poslovanja. Prvenstveno se to odnosi na očekivano kretanje BDP-a i inflacije na koje poduzeće ne može utjecati, ali mora ih ugraditi u svoje planove (Bragg, 2011). U praksi se financijski planovi projiciraju na način da se kao cilj postavi određena stopa rasta po kojoj se rade projekcije. Ta projicirana stopa također mora biti potkrijepljena provedenom analizom i korištenim pretpostavkama.

d) Učinkovit sustav informiranja

Za uspješno planiranje poduzeće mora imati uspostavljen ažuran, točan i učinkovit sustav internog informiranja. Kašnjenje i greške u analizi podataka i dostavljanju informacija može dovesti do krivih pretpostavki u planiranju. Važno je i da odjeli budu međusobno povezani pri čemu menadžerima i analitičarima u poduzeću uvelike pomažu ERP (engl. Enterprise Resource Planning) informacijski sustavi, jer se transakcije i poslovne promjene svih odjela bilježe u zajedničkoj bazi podataka odmah po nastanku (Varga, 2017) .

2.2. Uloga prognoziranja u poslovnom planiranju

Prognoza je predviđanje ili procjena budućnosti s određenom dozom točnosti (Anderson, Sweeney i Williams, 2014) (González-Rivera, 2012). Prognoziranje je sastavni dio i važan alat efikasnog i efektivnog poslovnog odlučivanja i planiranja (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Dok je cilj prognoziranja što veća točnost prognoza, cilj planiranja je ostvarenje prognozirane pojave (Čižmešija i Sorić, 2016). Prognozirati se može budućí

dogadaj, vrijeme nastupa tog događaja, razina ili vrijednost pojave te posljedice nastupa događaja (González-Rivera, 2012). Loše prognoze mogu rezultirati lošim planiranjem i većim troškovima. Iako menadžeri na temelju iskustva i provedenih analiza mogu imati dobru intuiciju i procjenu o tome što će se dogoditi u budućnosti, kvantificiranje tog osjećaja nije toliko jednostavno (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). S druge pak strane niti jedan model neće dati savršene prognoze, zbog toga je važno da se pri interpretaciji numeričkih prognoza uključi zdrav razum. To je pogotovo važno danas kada je dostupna sve veća količina podataka te je moguće putem raznih softvera i računalnih programa brzo dobiti razne prognoze, ako menadžeri nisu dovoljno obučeni za njihovu interpretaciju to može dovesti do skupih (nerijetko pogrešnih) odluka (Hanke i Wichern, 2008).

Osnovna podjela prognoza je na kvalitativne i kvantitativne. Kvalitativne metode su subjektivne i temelje se na ekspertnom mišljenju stručnjaka. Obično se koriste kada povijesni podaci ili nisu dostupni ili nisu primjenjivi za željenu prognozu. Kvantitativne metode koriste se kada postoje sadašnji i prošli podaci o pojavi s naglaskom da je razumno procijeniti da će se pojava na isti način nastaviti razvijati i u budućnosti (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Općenito pravilo koje bi trebalo slijediti prema (Armstrong, 2001) je da su kvantitativne metode točnije od subjektivnih prognoza ako postoje kvantitativni podaci u dovoljnoj količini i kvaliteti, ali često su se u poslovnoj praksi važne strateške odluke donosile intuitivno, što znači da su kvalitativne metode itekako važne u prognoziranju i planiranju.

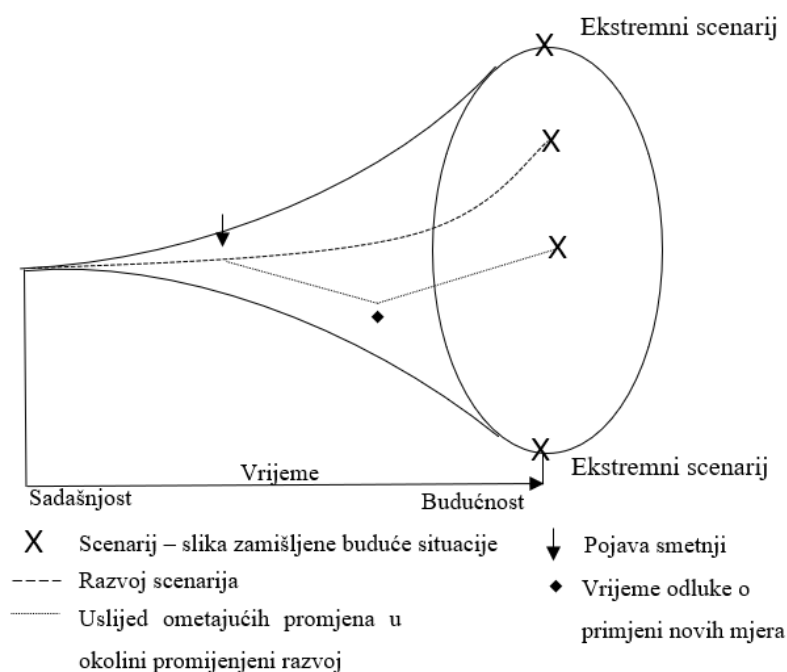
2.2.1. Prognoziranje u strategijskom planiranju

U strateškom planiranju je veći naglasak na kvalitativnim analizama i ciljevima u odnosu na operativno planiranje. Iz tog razloga češće će se koristiti i kvalitativne metode prognoziranja. Najpopularnije kvalitativne metode su Delphi metoda i scenarij-metoda.

Delphi metoda provodi se anonimnim ispitivanjem među skupinom stručnjaka određenog područja o određenoj temi. U prvom krugu istraživači ispituju sudionike o njihovim prognozama ili očekivanjima, ta mišljenja se zatim sažimaju tako da se izdvoje oni stavovi oko kojih se slažu i stavovi u kojima se razilaze. Ti se sažetci potom ponovo daju na uvid sudionicima te na temelju toga oni mogu nadopuniti ili promijeniti svoje stavove. Nakon nekoliko takvih „krugova“ ispitivanja sastavlja se konačni zaključak istraživanja. Delphi metoda je zapravo kontrolirana, anonimna debata u kojoj se pokušava postići konsenzus oko određene teme. Prednost ove metode je što sintetizira znanje i iskustvo grupe koje je uvijek veće od znanja pojedinca (Čižmešija i Sorić, 2016).

Metoda razvoja scenarija u svrhe planiranja potječe iz vojnih strategija iz vremena Drugog svjetskog rata, a ekstenzivno primjenjivanje scenarij metode u poslovnom planiranju započelo je 1970-tih pojavom naftnih šokova (Fučkan i Sabol, 2013). Također se u većini slučajeva sastavlja na temelju inputa više stručnjaka na način da se analiziraju vanjski i unutarnji uvjeti poduzeća te identificiraju mogući alternativni putevi razvoja na temelju kojih se izrađuje nekoliko scenarija od najoptimističnijih do najpesimističnijih, a scenarij koji se čini najizgledniji koristi se kao prognoza (Čižmešija i Sorić, 2016). Prednost scenarij metode je konstantno praćenje i sagledavanje situacije te postavljanje fleksibilne strategije, omogućava „bolje sagledavanje upravljačke situacije“ te tjera menadžere da promišljaju o budućnosti (Fučkan i Sabol, 2013). Slika 1. prikazuje kako scenarij pomaže u prepoznavanju promjena u predviđenom razvoju scenarija te kako djelovanjem poduzeće može promijeniti tijek razvoja događaja.

Slika 1. Razvoj scenarija



Izvor: Fučkan, Đ., & Sabol, A. (2013). *Planiranje poslovnih dometa*. Zagreb: HUM naklada, str. 284

Prilikom strateškog planiranja treba imati na umu da dugoročnije prognoze imaju manju pouzdanost i temeljiti će se na više pretpostavki koje se mogu, ali i ne moraju ostvariti. Zbog toga se u strateškom planiranju neće detaljno prognozirati prihodi i troškovi. Hanke i Wichern (2008) dijele prognoze na mikro prognoze i makro prognoze. Vrhovni menadžment više će

zanimati prognoziranje prihoda cijelog poduzeća, što je makro prognoza, dok će pojedinog prodajnog predstavnika više zanimati prognoza njegovih prodaja, što je mikro prognoza. Sastavni dio strategijskog plana je i financijski plan ili proračun, obično petogodišnji, koji uključuje projicirane financijske izvještaje, a to su u prvom redu račun dobiti i gubitka i bilanca, a mogu biti izvještaji o novčanom toku i promjenama kapitala te plan investiranja. Stavke projiciranih financijskih izvještaja moraju biti usklađene s kvalitativno definiranim strateškim ciljevima, a unutar financijskog plana prihodi i troškovi moraju biti usklađeni kako bi se ostvario željeni profit odnosno povrat na investiciju za vlasnike (Osmanagić Bedenik, 2007). Ključna uloga kvantitativnih statističkih modela prognoziranja je u izradi projekcija na temelju povijesnih financijskih izvještaja u status quo uvjetima, što znači u trenutnim uvjetima bez da poduzeće uvodi bilo kakve promjene (Brigham i Ehrhardt, 2019). Te će prognoze odražavati samo prodaju postojećih proizvoda postojećim kupcima, a u konačnici će se nadograditi tako da odražavaju donesene strateške odluke, uvođenje novih proizvoda ili tržišta te očekivanja o budućim kretanjima gospodarstva.

Najčešće korišten pristup prilikom izrade projekcija financijskih izvještaja je metoda postotka od prodaje. Glavna premisa ove metode je da će se većina stavki bilance i računa dobiti i gubitka kretati proporcionalno s kretanjem prihoda od prodaje u omjerima jednakim kao u povijesnim godinama. Koraci izrade projekcija korištenjem ove metode su sljedeći (Brigham i Ehrhardt, 2005):

1. Prognoza prihoda od prodaje

Temelj za izradu financijskih prognoza su financijski rezultati iz prošlih 5 do 10 godina. Najčešće se prihodi prognoziraju tako da se svake godine uvećaju za određenu stopu rasta koja je ili geometrijska stopa rasta ili aritmetička sredina povijesnih stopa rasta. S obzirom da proces planiranja može biti vrlo dugotrajan mnogi menadžeri u praksi prihode planiraju na način da prošlogodišnji rezultat uvećaju za određenu subjektivno procijenjenu ciljanu stopu rasta. Takav pristup planiranju nema utemeljenje niti u kvantitativnim metodama prognoziranja niti odražavaju analizu i očekivanja budućih kretanja na tržištu (Brigham i Ehrhardt, 2019). Prihodi se mogu projicirati i metodom očekivanog tržišnog udjela te na temelju očekivanih jediničnih cijena i prodanih količina (Miloš Sprčić i Sulje, 2012).

2. Analiza povijesnih omjera

U ovom koraku izračunavaju se povijesni omjeri stavki troškova prema prihodima od prodaje za projekcije izvještaja od dobiti te omjeri imovine i obveza prema prodaji za projekcije bilance (Brigham i Ehrhardt, 2005).

3. Prognoziranje izvještaja o dobiti

Stavka prihoda od prodaje prognozirana je u prvom koraku, a ostale stavke prognoziraju se tako da se povijesni omjer ili postotak svake stavke pomnoži s prognoziranim prihodom od prodaje. Može se pretpostaviti da će omjeri biti jednaki kao u zadnjoj godini ili se izračuna prosječan omjer iz povijesnih godina. Slika 2. prikazuje primjer prognoziranog izvještaja o dobiti korištenjem ove metode pri čemu su prihodi od prodaje prognozirani na temelju aritmetičke sredine povijesnih stopa rasta.

Slika 2. Primjer projiciranja izvještaja o dobiti metodom postotka od prodaje

Izvještaj o dobiti UHRK '000	Povijesne godine					Godine projekcije				
	Godina 1	Godina 2	Godina 3	Godina 4	Godina 5	Godina 6	Godina 7	Godina 8	Godina 9	Godina 10
Prihodi od prodaje	1.020.559	1.014.009	1.079.287	1.152.540	1.181.563	1.226.171	1.272.462	1.320.501	1.370.354	1.422.089
% promjena		-0,6%	6,4%	6,8%	2,5%	3,8%	3,8%	3,8%	3,8%	3,8%
U zemlji	733.847	709.306	719.034	756.392	771.969	801.113	831.357	862.744	895.315	929.116
Kao % ukupnih prihoda od prodaje (%)	71,9%	70,0%	66,6%	65,6%	65,3%	65,3%	65,3%	65,3%	65,3%	65,3%
U inozemstvu	286.711	304.703	360.253	396.148	409.594	425.057	441.105	457.758	475.039	492.974
Kao % ukupnih prihoda od prodaje (%)	28,1%	30,0%	33,4%	34,4%	34,7%	34,7%	34,7%	34,7%	34,7%	34,7%
Ostali poslovni prihodi	31.579	17.914	29.452	16.352	29.164	29.164	29.164	29.164	29.164	29.164
Materijalni troškovi	(534.931)	(536.056)	(576.690)	(638.626)	(682.442)	(666.745)	(691.916)	(718.038)	(745.146)	(773.278)
Kao % prihoda od prodaje (%)	52,4%	52,9%	53,4%	55,4%	57,8%	54,4%	54,4%	54,4%	54,4%	54,4%
% promjena		0,2%	7,6%	10,7%	6,9%	-2,3%	3,8%	3,8%	3,8%	3,8%
Troškovi osoblja	(277.789)	(258.348)	(295.249)	(301.780)	(312.504)	(325.390)	(337.674)	(350.422)	(363.652)	(377.381)
Kao % prihoda od prodaje (%)	27,2%	25,5%	27,4%	26,2%	26,4%	26,5%	26,5%	26,5%	26,5%	26,5%
% promjena		-7,0%	14,3%	2,2%	3,6%	4,1%	3,8%	3,8%	3,8%	3,8%
Ostali poslovni troškovi	(80.582)	(90.055)	(91.468)	(77.233)	(77.649)	(94.476)	(98.042)	(101.744)	(105.585)	(109.571)
Kao % prihoda od prodaje (%)	7,9%	8,9%	8,5%	6,7%	6,6%	7,7%	7,7%	7,7%	7,7%	7,7%
% promjena		11,8%	1,6%	-15,6%	0,5%	21,7%	3,8%	3,8%	3,8%	3,8%
Dobit prije kamata, poreza i amortizacije	158.836	147.464	145.332	151.254	138.132	168.724	173.993	179.461	185.135	191.024
Marža dobiti prije kamata, poreza i amortizac.	15,6%	14,5%	13,5%	13,1%	11,7%	13,8%	13,7%	13,6%	13,5%	13,4%
Amortizacija	(80.982)	(83.433)	(90.104)	(81.568)	(80.865)	(84.983)	(83.875)	(83.202)	(82.926)	(83.018)
Kao % materijalne imovine (%)	10,4%	10,1%	11,8%	11,3%	11,6%	11,0%	11,0%	11,0%	11,0%	11,0%
Dobit prije kamata i poreza	77.853	64.031	55.228	69.686	57.267	83.742	90.118	96.259	102.209	108.006
Marža dobiti prije kamata i poreza	7,6%	6,3%	5,1%	6,0%	4,8%	6,8%	7,1%	7,3%	7,5%	7,6%
Financijski prihodi	13.854	13.674	25.578	22.681	35.015	14.066	16.610	20.320	24.264	28.461
Pretpostavljena kamatna stopa (%)	-	-	-	-	-	6,1%	6,1%	6,1%	6,1%	6,1%
Financijski rashodi	(21.503)	(31.704)	(28.849)	(23.253)	(23.975)	(24.239)	(24.239)	(24.239)	(24.239)	(24.239)
Pretpostavljena kamatna stopa (%)	-	-	-	-	-	7,5%	7,5%	7,5%	7,5%	7,5%
Neto financijski rezultat	(7.649)	(18.030)	(3.271)	(573)	11.041	(10.173)	(7.629)	(3.919)	25	4.222
Izvanredni prihodi	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Izvanredni rashodi	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Neto izvanredni rezultat	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dobit prije poreza	70.205	46.001	51.957	69.113	68.308	73.569	82.490	92.341	102.234	112.227
Porez na dobit	(17.392)	(12.955)	(12.970)	(17.678)	(14.749)	(14.714)	(16.498)	(18.468)	(20.447)	(22.445)
Efektivna stopa poreza na dobit	24,8%	28,2%	25,0%	25,6%	21,6%	20,0%	20,0%	20,0%	20,0%	20,0%
Neto dobit/(gubitak)	52.813	33.046	38.986	51.436	53.559	58.855	65.992	73.873	81.787	89.782
Marža neto dobiti/(gubitka)	5,2%	3,3%	3,6%	4,5%	4,5%	4,8%	5,2%	5,6%	6,0%	6,3%

Izvor: Miloš Sprčić, D., Sulje, O. O. (2012). Procjena vrijednosti poduzeća - vodič za primjenu u poslovnoj praksi. Zagreb: Ekonomski fakultet - Zagreb. str. 181

4. Prognoziranje bilance

Stavka dobiti u bilanci dobije se iz projiciranog izvještaja o dobiti. Metodom postotka od prodaje izračunavaju se stavke imovine te stavke operativnih obveza, jer ovise o razini prodaje. Ostale stavke pasive ovise o politici financiranja i zaduživanju pa se projiciraju u skladu s tim odlukama. Slika 3. prikazuje primjer projiciranja bilance.

Slika 3. Primjer projiciranja bilance metodom postotka od prodaje

Bilanca UHRK '000	Povijesne godine					Godnje projekcije				
	Godina 1	Godina 2	Godina 3	Godina 4	Godina 5	Godina 6	Godina 7	Godina 8	Godina 9	Godina 10
Nematerijalna imovina	17.055	20.089	16.977	9.824	5.840	16.116	16.725	17.356	18.012	18.691
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>	1,7%	2,0%	1,6%	0,9%	0,5%	1,3%	1,3%	1,3%	1,3%	1,3%
Materijalna imovina	780.701	826.974	764.680	719.777	698.095	685.329	676.396	670.966	668.747	669.484
<i>Kapitalne investicije</i>		129.706	27.810	36.664	59.184	72.216	74.942	77.772	80.708	83.755
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>		12,8%	2,6%	3,2%	5,0%	5,9%	5,9%	5,9%	5,9%	5,9%
Financijska imovina	53.426	82.671	92.352	236.439	178.058	178.058	178.058	178.058	178.058	178.058
Potraživanja	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Dugotrajna imovina	851.182	929.735	874.008	966.039	881.993	879.503	871.179	866.380	864.816	866.233
Zalihe	159.205	144.958	150.392	151.354	161.498	173.209	179.748	186.534	193.576	200.884
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>	15,6%	14,3%	13,9%	13,1%	13,7%	14,1%	14,1%	14,1%	14,1%	14,1%
Potraživanja od kupaca	158.493	210.329	184.369	223.720	263.724	233.183	241.986	251.122	260.603	270.441
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>	15,5%	20,7%	17,1%	19,4%	22,3%	19,0%	19,0%	19,0%	19,0%	19,0%
Ostala potraživanja	9.012	17.814	15.931	19.746	22.984	22.984	22.984	22.984	22.984	22.984
Financijska imovina	25.686	20.849	55.317	27.636	53.940	95.908	157.100	222.151	291.368	365.066
Novac na računu i blagajni	69.950	83.368	81.287	70.551	73.180	85.641	88.874	92.229	95.711	99.325
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>	6,9%	8,2%	7,5%	6,1%	6,2%	7,0%	7,0%	7,0%	7,0%	7,0%
Kratkotrajna imovina	422.347	477.318	487.295	493.007	575.326	610.925	690.693	775.021	864.243	958.701
Plaćeni troškovi budućeg razdoblja	3.995	6.039	3.996	2.968	3.007	3.007	3.007	3.007	3.007	3.007
Ukupno aktiva	1.277.523	1.413.092	1.365.300	1.462.014	1.460.326	1.493.435	1.564.878	1.644.408	1.732.066	1.827.941
Upisani kapital	683.539	683.539	691.559	691.559	691.559	691.559	691.559	691.559	691.559	691.559
Rezerve	154.485	171.997	110.481	90.588	71.976	71.976	71.976	71.976	71.976	71.976
Zadržana dobit / (preneseni gubitak)	1.214	27.620	44.143	63.636	89.354	142.913	201.768	267.760	341.632	423.420
Dobit/ (gubitak) tekuće godine	52.813	33.046	38.986	51.436	53.559	58.855	65.992	73.873	81.787	89.782
Kapital i rezerve	892.051	916.202	885.170	897.219	906.449	965.304	1.031.295	1.105.168	1.186.955	1.276.737
Dugoročni dug	158.647	130.711	168.330	244.004	132.856	132.856	132.856	132.856	132.856	132.856
Ostale dugoročne obveze	4.907	1.320	14.637	15.575	5.536	5.536	5.536	5.536	5.536	5.536
Dugoročne obveze	163.553	132.032	182.968	259.579	138.392	138.392	138.392	138.392	138.392	138.392
Obveze prema dobavljačima	105.282	116.924	112.918	140.287	170.142	144.396	149.848	155.505	161.376	167.468
<i>Kao % prihoda od prodaje (%)</i>	10,3%	11,5%	10,5%	12,2%	14,4%	11,8%	11,8%	11,8%	11,8%	11,8%
Kratkoročne financijske obveze	41.645	115.727	66.483	92.494	189.469	189.469	189.469	189.469	189.469	189.469
Ostale kratkoročne obveze	55.443	92.473	66.883	56.931	48.497	48.497	48.497	48.497	48.497	48.497
Kratkoročne obveze	202.370	325.124	246.284	289.712	408.108	382.362	387.813	393.470	399.341	405.434
Odgodeno plaćanje troškova	19.549	39.734	50.878	15.504	7.378	7.378	7.378	7.378	7.378	7.378
Ukupno pasiva	1.277.523	1.413.092	1.365.300	1.462.014	1.460.326	1.493.435	1.564.878	1.644.408	1.732.066	1.827.940

Izvor: Miloš Sprčić, D., & Sulje, O. O. (2012). Procjena vrijednosti poduzeća - vodič za primjenu u poslovnoj praksi. Zagreb: Ekonomski fakultet - Zagreb. str. 181

5. Izračun potrebnih dodatnih sredstava

Zbog načina sastavljanja projekcija izvještaja aktiva i pasiva neće biti jednake, zbog čega se u bilanci uvode dodatna potrebna sredstva koja predstavljaju razliku između projicirane imovine i izvora imovine. Ukoliko je aktiva veća od pasive ta se razlika pridodaje kratkoročnim obvezama, u suprotnom se razlika pridodaje kratkotrajnim investicijama (Miloš Sprčić i Sulje, 2012).

Iz izloženog se može zaključiti da je prognoziranje prihoda od prodaje najvažniji korak u financijskom planiranju, o točnosti tih prognoza ovisiti će pouzdanost cijelog financijskog plana i pojedinih budžeta (Bragg, 2011). Ako stvarna prodaja nadmaši planiranu poduzeće neće biti u mogućnosti ispuniti potražnju i propustit će priliku za zaradu, a može izgubiti dio tržišnog udjela. Ako pak precijeni prodaju imati će višak zaliha proizvoda, veće troškove skladištenja, ali i prevelike troškove postrojenja i opreme što će smanjiti profit (Brigham i Ehrhardt, 2019). Statistički modeli koji mogu poslužiti za točnije prognoziranje prihoda od prodaje te ujedno pridonijeti uspješnijem planiranju detaljno su objašnjeni u 3. poglavlju rada. Svi relevantni autori slažu se da će se do najtočnije prognoze doći kombiniranjem kvantitativnih prognoza sa zdravorazumskim razmišljanjem, što znači uključivanje stručnosti i iskustva menadžera na svim razinama u konačne prognoze. Međutim prema Makridakisu (1998) čest slučaj u poduzećima je da budžet odnosno financijski plan bude rezultat relativne moći pregovaranja pojedinih menadžera pa je moguće da će tim čiji menadžer ima veću moć dobiti i veći budžet na raspolaganje. Upravo iz tog razloga važno je da se u poduzeću uspostavi objektivan i pouzdan sistem prognoziranja budućih poslovnih prihoda.

2.2.2. Prognoziranje u operativnom poslovanju

Dok se kod strategijskog planiranja više značaja pridaje korištenju postojećih i razvoju novih potencijala uspjeha u operativnom poslovanju fokus je na vertikalnom i horizontalnom usklađivanju poslovanja poduzeća. Tu je ključna uloga operativnog plana u alociranju resursa poduzeća. Kako bi se optimizirali troškovi i maksimalno iskoristili dostupni resursi važna je vremenska i vrijednosna usklađenost (Bragg, 2011). Osim što će sadržavati projekcije financijskih izvještaja za odnosnu godinu na mjesečnoj ili kvartalnoj bazi, operativni plan uključuje i (Bragg, 2011):

- Plan prodaje, koji može biti razrađen po proizvodima, prodajnim lokacijama, hijerarhijskim razinama i sl.
- Plan proizvodnje, koji mora biti količinski i vremenski usklađen s planom prodaje
- Plan nabave kojim se osigurava da se u proizvodnji raspolaže dovoljnim količinama inputa te se planiraju troškovi tih inputa, prvenstveno sirovina i materijala

- Plan troškova direktnog rada određuje koliko je ljudskih resursa potrebno za postizanje željene količine proizvodnje te planirane troškove rada
- Plan novčanih primitaka i izdataka kojim se osigurava dovoljna likvidnost u svakom trenutku
- Plan troškova administracije i prodaje
- Plan troškova istraživanja i razvoja
- Plan kapitalnih ulaganja

Razlika prognoziranja u strategijskom planiranju i operativnom planiranju je što će se kod strategijskog to prognoziranje učiniti prilikom sastavljanja plana i obično na godišnjim razinama dok se u operativnom poslovanju te prognoze izrađuju na kvartalnoj, mjesečnoj, tjednoj, a u nekim slučajevima čak i na dnevnoj bazi. Za potrebe upravljanja operativnim poslovanjem neka poduzeća koriste tzv. kotrljajuće prognoze (engl. *rolling forecast*) koje se konstantno ažuriraju tako da se najstariji podaci izbacuju iz izračuna kad se dobiju najnoviji podaci. Prognoziranje na operativnim razinama omogućava rano predviđanje većih problema u konačnom poslovnom rezultatu (Agrawal, Khavkin i Slonim, 2020). Osim prognoziranja veličina, prognoziraju se i učinci provođenja neke poslovne aktivnosti, primjerice učinci provođenja marketinških aktivnosti, promjene dobavljača i sl.

2.3. Uloga prognoziranja u vrednovanju poduzeća

Suvremeno shvaćanje cilja postojanja poduzeća je povećanje njegove vrijednosti za vlasnike (Orsag, 1997) stoga u poslovnoj praksi dolazi do različitih situacija u kojima se mora utvrditi vrijednost poduzeća ili pak dijela poduzeća odnosno njegove imovine. Vrednovanje poduzeća je proces kojim se analizom poduzeća, njegovih potencijala te sadašnjih i budućih uvjeta okruženja nastoji što objektivnije utvrditi njegova vrijednost odnosno cijena.

2.3.1. Koncepti vrijednosti

Različiti su načini na koji možemo percipirati i definirati vrijednost. Koncept vrijednosti koji će se primijeniti ovisi o razlogu vrednovanja i predmetu vrednovanja. Osnovni koncepti vrijednosti su knjigovodstvena vrijednost, likvidacijska vrijednost, tržišna vrijednost i ekonomska vrijednost (Orsag, 1997). Koncepti i njihovi nedostaci prikazani su u tablici 2.

Tablica 2 Osnovni koncepti vrijednosti

Koncept	Opis	Nedostatci
Knjigovodstvena	Temelji se na povijesnim knjigovodstvenim podacima iz bilance poduzeća i čini ju razlika imovine i dugova poduzeća. Javlja se kao gruba početna procjena u procesu vrednovanja.	Statičnost i povijesni karakter. Šte više prolazi vremena od stjecanja imovine njezina ekonomska i tržišna vrijednost sve će se više udaljavati od knjigovodstveno izražene.
Likvidacijska	Karakteristično za poduzeća pred bankrotom. Predstavlja vrijednost koju će ostvariti vlasnici nakon prodaje poduzeća, tj. Njegove imovine i namirivanja vjerovnika.	Nema korisnu funkciju pri vrednovanju zdravih poduzeća osim što može biti pokazatelj stupnja sigurnosti pri ulaganju u to poduzeće.
Tržišna	Vrijednost poduzeća ili imovine u trenutku kupoprodaje i rezultat je pregovora i trenutnog sporazuma. Teško se izvodi za poduzeća čije dionice ne kotiraju na burzi.	Na tržištu može doći do nesklada ponude i potražnje što privremeno cijenu pomiče gore ili dolje, a ne odražava buduće potencijale zarađivanja.
Ekonomska	Sposobnost poduzeća ili imovine da u budućnosti generira zarade, tj. novčane tokove za vlasnike.	Problem utvrđivanja budućih novčanih tokova i diskontne stope.

Izvor: izrada autorice prema Orsag, 1997.

Iz spomenutih vrijednosti proizašli su koncepti koji čine varijaciju jednog ili kombinaciju više temeljnih koncepata. To su reprodukcijiska vrijednost, raskomadana vrijednost i *going-concern* vrijednost. Reprodukcijska vrijednost predstavlja trošak koji bi se generirao kad bi se postojeća dugotrajna imovina zamijenila istovrsnom imovinom po tekućim cijenama. Raskomadana vrijednost obično se računa u procesima preuzimanja ili restrukturiranja, gdje se može dogoditi da su dijelovi poduzeća vrijedniji nego poduzeće kao cjelina pa se ti dijelovi mogu vrednovati na različite načine. *Going-concern* vrijednost je ekonomska vrijednost

poduzeća u beskonačnosti, pretpostavlja da će poduzeće poslovati neograničeno u vremenu pa se može primijeniti samo za izrazito stabilna poduzeća (Orsag, 1997).

2.3.2. Razlozi vrednovanja

Svrha vrednovanja je primarna determinanta odabira metode vrednovanja i varijabli koje će se uzeti u obzir. Tri su osnovna razloga zbog kojih se utvrđuje vrijednost poduzeća (Damodaran, 2012):

- Upravljanje portfolijom investicija

Portfolio investitori su sudionici tržišta kapitala koji ulažu na dugi rok te zarađuju od uvećanja vrijednosti svojih investicija, a osim kapitalnih dobitaka važni su im i tekući dohoci poput dividendi i kamata (Orsag, 2003). Investitori koji dugoročno investiraju u velikoj mjeri oslanjaju se na fundamentalnu analizu, čiji su glavni alat metode vrednovanja poduzeća. Osnovna filozofija takvog ulaganja je da investitor neće za investiciju platiti više nego što ona vrijedi, što znači da pokušavaju naći investicije koje su na tržištu podcijenjene ili precijenjene, odnosno kod kojih postoji razlika između intrinzične ekonomske vrijednosti i trenutne tržišne vrijednosti (Damodaran, 2012). Uspješnost portfolio investitora dakle u velikoj mjeri ovisi o kvaliteti provedenog vrednovanja poduzeća. Problemi pri vrednovanju u ovom slučaju javljaju se jer investitori kao vanjski analitičari ne znaju sve što se događa unutar poduzeća, odnosno nemaju potpune informacije (Koller, Goedhard i Wessels, 2020).

- Spajanja i akvizicije poduzeća

Prilikom akvizicija i spajanja dolazi do kupoprodaje poduzeća ili njegovog dijela. Naravno da pri tome obje strane žele za to dobiti, odnosno platiti cijenu koja odražava stvarnu vrijednost poduzeća. Specifičnosti koje se javljaju prilikom vrednovanja u tom slučaju su način vrednovanja efekta sinergije te način vrednovanja promjene u strukturi menadžmenta (Damodaran, 2012).

- Korporativno upravljanje

Kako je već napomenuto cilj poslovanja je maksimizacija vrijednosti poduzeća, stoga je ključ uspješnog upravljanja poznavanje ne samo vrijednosti već i izvora te vrijednosti (Damodaran, 2012). Vrijednost poduzeća biti će odraz odluka i strategija koje poduzima menadžment, u procesu vrednovanja poduzeće može otkriti koja područja stvaraju vrijednost, a koja područja zaostaju. Tijekom poslovanja mogu se javiti i razne druge potrebe za vrednovanjem imovine poduzeća, a to su fiskalni i legalni zahtjevi, procjena imovine u svrhu

osiguranja ili podizanja kredita, sudski sporovi i rješenja, a u slučaju krize dolazi i do utvrđivanja likvidacijske vrijednosti (Orsag,1997).

2.3.3. Metode vrednovanja poduzeća

Kako vrednovanje poduzeća nije egzaktna znanost tako ne postoji niti jedinstvena podjela metoda vrednovanja (Orsag, Vrednovanje poduzeća, 1997). Damodaran (2012) metode klasificira u četiri skupine:

- Metode temeljene na imovini
- Varijacije metode diskontiranih novčanih tokova
- Relativne metode
- Vrednovanje uvjetnih potraživanja

Metodama temeljenim na imovini procjenjuju se knjigovodstvena, likvidacijska i reprodukcijaska vrijednosti. Vrijednost poduzeća je zbroj vrijednosti pojedinih oblika imovine te se izračunava na temelju iskazanih vrijednosti stavki bilance ili na temelju tržišne cijene tih stavki u slučaju reprodukcijске vrijednosti (Damodaran, 2012).

Za razliku od metoda temeljenih na imovini koje poduzeće vrednuju kao skup imovine koje posjeduje, metodom diskontiranih novčanih tokova (DCF metoda, engl. *discounted cash flow method*) vrednuje se potencijal zarađivanja na temelju te imovine. Ova metoda najčešće je u fokusu u kontekstu vrednovanja, jer je orijentirana na budućnost, te odražava vremensku vrijednost novca i rizik poduzeća (Orsag, 1997).

Relativne metode vrednovanja koriste se zbog svoje jednostavnosti. Vrijednost izvodi iz usporedbe sa sličnim konkurentskim poduzećima ili sektorom putem multiplikatora. Najčešće se uspoređuju zarade, novčani tokovi, knjigovodstvena vrijednost te dobit (Damodaran, 2012).

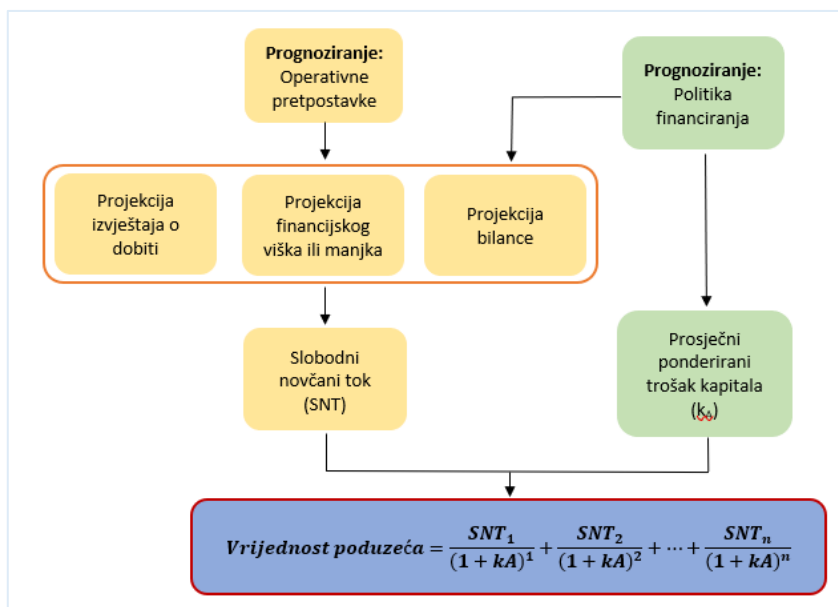
Vrednovanje uvjetnih potraživanja uzima u obzir da vrijednost poduzeća može biti veća ili manja od sadašnje vrijednosti očekivanih novčanih tokova ovisno o ostvarivanju ili neostvarivanju određenog događaja. To je primjerice slučaj s patentima ili proizvodima u razvoju čiji plasman mora odobriti regulator. Ovaj pristup proizašao je iz teorije vrednovanja opcija (Damodaran, 2012).

2.3.4. Metoda diskontiranih novčanih tokova

Vrednovanje metodom diskontiranih novčanih tokova polazi od prognoziranja budućih novčanih tokova poduzeća koji se diskontiranjem svode na sadašnju vrijednost (Miloš Sprčić i Sulje, 2012). Tom metodom vrednuje se potencijal poduzeća da u budućnosti generira novčane tokove. Koraci u procjeni vrijednosti navedenom metodom su (Miloš Sprčić i Sulje, 2012) (Orsag, 1997):

1. Prikupljanje povijesnih financijskih izvještaja i drugih relevantnih podataka
2. Prilagođavanje financijskih izvještaja
3. Utvrđivanje najprikladnijeg modela slobodnih novčanih tokova ovisno o fazi i dinamici razvoja poduzeća
4. Prognoziranje financijskih izvještaja, najčešće pet godina unaprijed
5. Izračun slobodnih novčanih tokova iz prognoziranih izvještaja
6. Prognoziranje rezidualne vrijednosti na kraju razdoblja
7. Određivanje diskontne stope (to je najčešće ponderirani prosječni trošak kapitala)
8. Diskontiranje i sumiranje svih prognoziranih novčanih tokova i rezidualne vrijednosti.

Slika 4. Grafički prikaz procesa utvrđivanja vrijednost metodom diskontiranih novčanih tokova



Izvor: Brigham, E. F., & Ehrhardt, M. C. (2019). Financial Management: Theory & Practice (16 izd.). Boston: Cengage Learning, str. 500.

Na slici 4. sumirani su navedeni koraci, prognoziranje financijskih izvještaja se pritom provodi na isti način kao što je već prikazano u poglavlju 2.2.1.. Slika prikazuje kako se cijeli proces u suštini svodi na utvrđivanje dvije varijable o kojima će ovisiti vrijednost poduzeća, a to su prognozirani novčani tokovi i diskontna stopa iz čega se može zaključiti da prognoziranje i u vrednovanju poduzeća ima značajnu ulogu. Pogrešne prognoze mogu dovesti do pogrešno procijenjene vrijednosti koja posebice za portfolio investitore može uzrokovati znatne gubitke. Fernandez i Bilan (2013) su u svom pregledu vrednovanja poduzeća provedenih od strane raznih financijskih analitičara i konzultanata te investicijskih banaka istaknuli kako je jedna od najčešćih grešaka u vrednovanju pretjeran optimizam pri prognoziranju novčanih tokova. Upravo u tom segmentu analitičarima mogu posložiti kvantitativni, prvenstveno statistički modeli prognoziranja kako bi se poboljšala objektivnost prognoza.

3. Teorijska podloga prognoziranja statističkim modelima

Statistički prognostički modeli mogu se podijeliti u dvije skupine. To su modeli prognoziranja na bazi vremenskog niza i kauzalni modeli (Čižmešija i Sorić, 2016). Pomoću modela na bazi vremenskih nizova povijesni uzorci ekstrapoliraju se u budućnost, dok se kod kauzalnih modela pretpostavlja da prognozirana pojava ili varijabla ima uzročno-posljedičnu vezu s jednom ili više nezavisnih varijabli (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Vremenski niz je slijed uzastopnih opažanja u određenom vremenskom razdoblju (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Poseban oblik statističkog prognoziranja predstavljaju konjunktorni testovi i testovi potrošača, koji kvalitativna anketna istraživanja pretvaraju u kvantitativne vodeće (engl. *leading*) indikatore pomoću kojih se može prognozirati smjer promjene pokazatelja gospodarske aktivnosti (Čižmešija i Sorić, 2016). U ovom istraživanju fokus će biti na modelima prognoziranja na bazi vremenskog niza.

3.1. Pretpostavke uspješnog prognoziranja

Ne postoji jedan najbolji model prognoziranja. Uloga i način prognoziranja ovisiti će o specifičnostima i potrebama poduzeća, te bi se stoga sam proces prognoziranja trebao provoditi u sljedećim koracima (Hanke i Wichern, 2008):

1. Definiranje problema i prikupljanje podataka
2. Organizacija i priprema podataka
3. Izbor modela i testiranje
4. Implementacija modela (prognoziranje)
5. Praćenje i evaluacija modela

Prva i osnovna pretpostavka na kojoj počivaju svi statistički modeli prognoziranja je da je razumno očekivati da će se dinamika razvoja pojave koja je postojala do trenutka prognoziranja nastaviti i u budućnosti (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Osim te osnovne pretpostavke potrebno je zadovoljiti određene kriterije u svim koracima prognoziranja.

3.1.1. Definiranje problema

Definiranje problema podrazumijeva određivanje svrhe prognoze, tko će prognoze koristiti te kako će se ista upotrebljavati. Svrha prognoze determinira prognostički horizont, učestalost prognoziranja, zahtijevanu točnost prognoze te prihvatljiv trošak prognoziranja (Čižmešija i

Sorić, 2016). Svi ti faktori moraju se precizno odrediti, pogotovo ukoliko prognostičar i menadžer nisu ista osoba jer nesporazumi u shvaćanju svrhe i ograničenja prognoza mogu dovesti do krivih zaključaka i pogrešnih odluka od strane menadžera (Chambers, Mullick i Smith, 1971). Prilikom definiranja problema potrebno je odlučiti i kako će se mjeriti točnost prognoza, tj. pojedinih modela jer različite mjere prognostičkih pogrešaka rezultiraju različitim rangiranjem modela (Armstrong, 2001). Uz definiranje problema usko se veže i prikupljanje podataka jer će o navedenim faktorima ovisiti kakvi podaci će biti potrebni za prognoziranje. Moguće je da takvi povijesni podaci uopće ne postoje pa će se trebati prvo prikupiti prije nastavka procesa prognoziranja, a u nekim situacijama će podatke biti nemoguće prikupiti. U takvim slučajevima pristupiti će se redefiniranju problema ili će se prijeći na kvalitativne metode prognoziranja (Hanke i Wichern, 2008).

3.1.2. Organizacija i priprema podataka

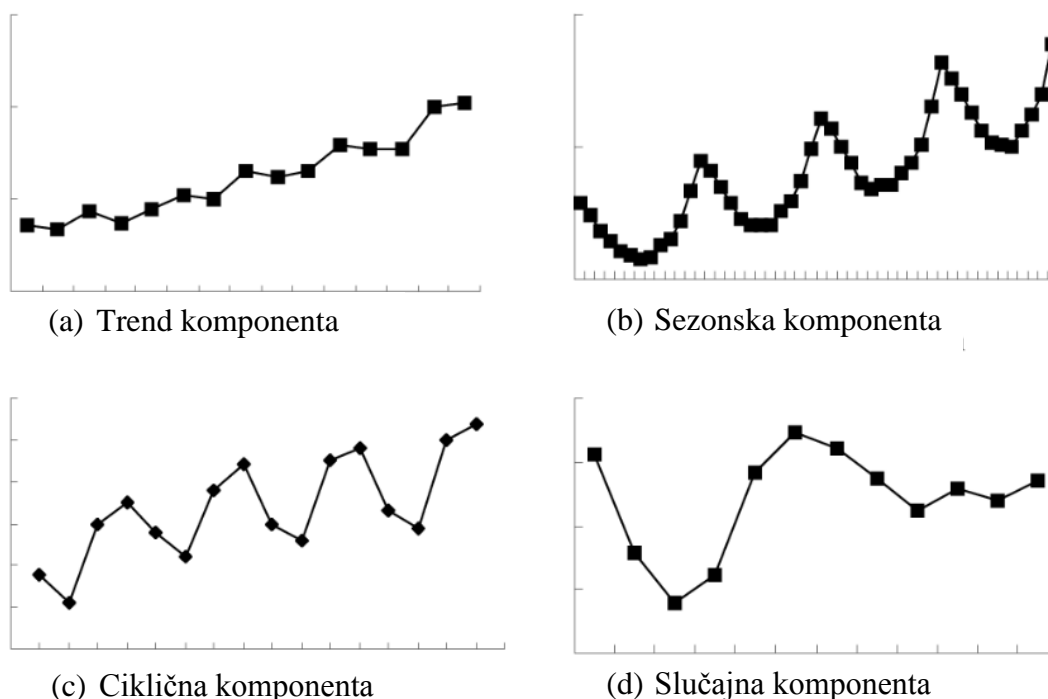
Jednom kad su podaci prikupljeni potrebno ih je pripremiti za daljnju manipulaciju. Ako su podaci prikupljeni iz različitih izvora moguće je da su u različitim formatima, pa ih je potrebno ujednačiti. Ukoliko postoje očite izdvojenice (engl. *outliers*) potrebno je utvrditi jesu li rezultat stvarnih opažanja ili pogrešnog unosa. Podatke je potrebno prilagoditi ako uključuju povijesne događaje koji su relevantni samo za prošlost no ne i budućnost (primjerice štrajkovi), promjene u računovodstvenim standardima, ograničenja cijena i sl. (Armstrong, 2001) Podaci koji nedostaju moraju se procijeniti, a ako postoji višak podataka koji nisu relevantni za prognozu takve treba ukloniti (Hanke i Wichern, 2008).

3.1.3. Izbor modela i testiranje

Izbor modela je najvažniji korak u prognoziranju. Modeli prognoziranja osmišljeni su tako da budu primjenjivi na vremenske nizove s određenim karakteristikama. Kako bi se utvrdile te karakteristike izbor modela započinje grafičkim prikazivanjem podataka i provođenjem osnovne deskriptivne statističke analize te dekompozicijom vremenskog niza (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Naime vremenski niz moguće je raščlaniti na uvijek prisutnu slučajnu komponentu te sistematske komponente koje ne moraju uvijek biti prisutne (Čižmešija i Sorić, 2016). Sistematske komponente su trend, sezonska i ciklična komponenta. Vremenski niz koji nema sistematskih komponenti naziva se stacionarni niz. Trend komponenta prikazuje općeniti rast ili pad vrijednosti varijable kroz duže vremensko razdoblje, a obično se u poslovnoj praksi očituje kao linearni ili eksponencijalni trend (Čižmešija i Sorić, 2016) Ciklična komponenta postoji ako vremenski niz sadrži periodične

fluktuacije u periodima duljim od jedne godine (González-Rivera, 2012). Sezonska komponenta je prisutna kod vremenskog niza koji ima ponavljajući uzorak kretanja pojave na godišnjoj razini (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Slika 5. prikazuje kako te komponente izgledaju kada se vremenski niz prikaže grafički, što je i najjednostavniji način za njihovo uočavanje. Razlika između sezonske i cikličke komponente je u vremenskim intervalima, ciklusi se odvijaju kroz više godina u nejednakim intervalima, a sezone jednom godišnje i obično su regularnije.

Slika 5. Prikaz komponenti vremenskog niza na grafikonu



Izvor: <https://www.semanticscholar.org/paper/Fuzzy-Regression-for-Seasonal-Time-Series-Analysis-Tsaur-Wang/bef92cba787c14a3e4ce3c094386a3d2fb1484f8/figure/0>

Komponente se povezuju u model na dva načina. Aditivni model pretpostavlja da je vremenski niz rezultat zbroja pojedinih komponenti, dok multiplikativni pretpostavlja da je vremenski niz rezultat umnoška komponenti što je prikazano formulama 1 i 2, pri čemu je Y vrijednost pojave u vremenskom nizu, T oznaka trend komponente, C oznaka cikličke komponente, S oznake sezonske i ε slučajne. Kod multiplikativnog modela samo je trend komponenta izražena apsolutno dok su ostale izražene kao indeksi nepomnoženi sa sto (Čižmešija i Sorić, 2016).

Aditivni model:

$$Y = T+C+S+\varepsilon \quad (1)$$

Multiplikativni model:

$$Y = T * I_C * I_S * I_\varepsilon \quad (2)$$

Niz se opisuje aditivnim modelom ako se varijacije sezonske komponente oko trenda ne povećavaju s trendom, a ako se varijanca slučajne komponente i amplitude sezonske komponente povećavaju proporcionalno trendu tada se koristi multiplikativni model (Čižmešija i Sorić, 2016).

Nakon što se vremenski niz analizira, odabiru se prikladni modeli. Odabranim modelima se zatim prognozira unutar postojećeg uzorka te se za svaki model računaju prognostičke pogreške s ciljem pronalaska što jednostavnijeg modela sa što manjim prognostičkim pogreškama (Hanke i Wichern, 2008). Osim minimalizacije prognostičkih pogrešaka u odabir modela može se uključiti problem asimetričnosti troška pogreške, primjerice moguće je da će podcjenjivanje potražnje uzrokovati veći trošak nego isto toliko precjenjivanje potražnje (Armstrong, 2001).

3.1.4. Implementacija modela te praćenje i evaluacija

Nakon što se odabere najbolji model pristupa se njegovoj implementaciji odnosno prognozi i korištenju prognoza u poslovanju, planiranju i odlučivanju. Učestalost generiranja prognoza i prognostički horizont ovisiti će o svrsi prognozi. Model se nastavlja evaluirati i nakon implementacije, također izračunom prognostičkih pogrešaka na temelju novih stvarnih podataka koji se s vremenom generiraju (Hanke i Wichern, 2008).

3.2. Ocjena točnosti prognostičkog modela

Prognostički modeli ocjenjuju se pomoću numeričkih i grafičkih analiza koje prikazuju koliko dobro model može reproducirati postojeći vremenski niz, tj. koliko je prikladan i pouzdan za prognozi (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Osnovni pojam u numeričkoj analizi točnosti je prognostička pogreška (engl. *forecast error*) koja predstavlja razliku između stvarne i prognozirane vrijednosti. Prognostičke pogreške mogu biti izračunate pojedinačno po točkama u vremenu ili prosječno te mogu biti apsolutno izražene ili relativno. Ako je stvarna vrijednost Y_t , a prognozirana vrijednost F_t , osnovna pojedinačna apsolutna

prognostička pogreška u vremenu t dana je izrazom (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998):

$$e_t = Y_t - F_t \quad (3)$$

„Ukoliko je pogreška pozitivna znači da je prognoza podcijenila pojavu, a ukoliko je negativna tada je pojava prognozom precijenjena“ (Anderson, Sweeney i Williams, 2014, str. 809). Najčešće se u analizi koriste sljedeće pogreške (Čižmešija i Sorić, 2016) (Hanke i Wichern, 2008):

- Prosječna apsolutna pogreška (engl. *Mean Absolute Deviation/Error*)

$$MAD/MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |Y_t - F_t| \quad (4)$$

- Prosječna apsolutna postotna pogreška (engl. *Mean Absolute Percentage Error*)

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \times 100\% \right) \quad (5)$$

- Prosječna kvadratna pogreška (engl. *Mean Squared Error*)

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - F_t)^2 \quad (6)$$

- Korijen prosječne kvadratne pogreške (engl. *Root Mean Squared Error*)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - F_t)^2} = \sqrt{MSE} \quad (7)$$

U navedenim izrazima za prosječne prognostičke pogreške T je broj parova stvarne i prognostičke vrijednosti. Prosječna apsolutna pogreška češće se koristi od prosječne pogreške (engl. *Mean Error*) jer eliminira problem poništavanja negativnih i pozitivnih odstupanja u zbroju koja rezultiraju malom prosječnom pogreškom tako što uzima u obzir samo apsolutno odstupanje (Anderson, Sweeney, i Williams, 2014). S obzirom da prosječno apsolutno odstupanje od primjerice 5 nije isto značajno ako je prosječna vrijednost vremenskog niza 10 ili ako je 100 računa se i MAPE, odnosno prosječna apsolutna postotna pogreška koja pokazuje koliko je veliko odstupanje relativno prema vrijednostima prognozirane pojave. Nedostatak MAPE je što se ne može izračunati ako u vremenskom nizu postoji jedna ili više nula (Hanke i Wichern, 2008). Prednost ovih dviju mjera je što su jednostavne za shvaćanje za laike u području prognoziranja koji će ih eventualno sagledavati. Međutim, ako je poželjno odabrati model koji će producirati konstantno umjerene pogreške za razliku od modela koji rezultira većinom malim pogreškama, ali se povremeno događaju velika odstupanja tada će se

koristiti MSE i RMSE. S obzirom da se pogreške kvadriraju ove mjere više penaliziraju velike pogreške (Hanke i Wichern, 2008).

Osim spomenutih pogrešaka u analizi se koriste i sljedeći pokazatelji:

- Signal tijeka (engl. *Tracking Signal*) (Čižmešija i Sorić, 2016)

$$TRSI = \frac{\sum_{t=1}^j (Y_t - F_t)}{\frac{1}{j} \sum_{t=1}^j |Y_t - F_t|} \quad j=1, 2, \dots, T \quad (8)$$

- Theilov U koeficijent (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998)

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{F_{t+1} - Y_{t+1}}{Y_t} \right)^2}{\sum_{t=1}^{n-1} \left(\frac{Y_{t+1} - Y_t}{Y_t} \right)^2}} \quad (9)$$

- Autokorelacijska funkcija (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998)

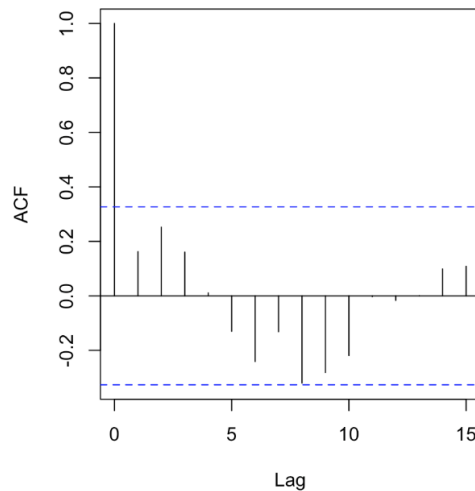
$$\text{Koeficijent autokorelacije } r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (10)$$

Signal tijeka ukazuje da li model konstantno precjenjuje ili podcjenjuje pojavu, ukoliko da tada će apsolutna vrijednost TRSI biti veća. Obično se kao granica postavlja ± 2 , a nekad do ± 5 , ukoliko TRSI prelazi ove granice prognoza je pristrana, tj. nije u „stanju kontrole“ (Čižmešija i Sorić, 2016). Theilov U koeficijent služi za usporedbu modela s naivnim modelom I, ukoliko je koeficijent veći od 1 znači da je model lošiji od najjednostavnijeg naivnog modela te nema smisla upotrebljavati taj složeniji model.

Autokorelacija je korelacija između vrijednosti vremenskog niza razmaknutih k razdoblja. Primjerice autokorelacija za $k=1$ je korelacija između uzastopnih članova niza. Koeficijenti autokorelacije za $k=1, 2, 3 \dots$ sačinjavaju autokorelacijsku funkciju (ACF), a grafički prikaz te funkcije naziva se korelogram. U svrhu analize modela može se izvesti autokorelacijska funkcija za niz izračunatih prognostičkih pogrešaka iz čega se može zaključiti postoje li u tom nizu pogrešaka određeni uzorci. Naime pogreške bi trebale biti slučajne. Kritične granice prihvatljive autokorelacije postavljene su na $\pm 2/\sqrt{n}$. Autokorelacije unutar tih granica mogu se zanemariti, ali ako postoji autokorelacija bilo kojeg reda izvan tih granica to je indikator da postoje dodatne karakteristike vremenskog niza koje nisu obuhvaćene modelom (Makridakis,

Wheelwright i Hyndman, 1998). Slika 6. pokazuje autokorelacijsku funkciju prognostičkih pogrešaka s kritičnim granicama u obliku isprekidanih linija.

Slika 6. Primjer autokorelacijske funkcije prognostičkih pogrešaka



Izvor: <https://i.stack.imgur.com/Xyxt8.png>

3.3. Naivni modeli

Naivni prognostički modeli najaktualnije, zadnje podatke uzimaju kao temelj za prognoziranje u idućem razdoblju. Upotreba naivnog modela za prognoziranje raznih pojava u svakodnevici seže daleko u povijest, jer je jednostavan i intuitivan. Naivni model pretpostavlja da će ono što je bilo danas biti i sutra (McLaughlin, 1983). U praksi značaj i svrha naivnih modela nije prognoziranje već se koriste kao mjerilo za ocjenu složenijih modela, oni predstavljaju mjerilo najveće dopuštene pogreške (McLaughlin, 1983). Ukoliko neki složeniji model ne može dati točnije prognoze od naivnog modela I tada ga nema smisla upotrebljavati. Postoje tri vrste naivnih modela, to su naivni model I ili status quo, naivni model II ili status quo diferencije te naivni model Iia ili status quo stope. Naivni model I koristi se za pojave bez sistematskih komponenti, model II za pojave s linearnim trendom, a model Iia za pojave s eksponencijalnim trendom (Hanke i Wichern, 2008). U naivnom modelu I razina pojave u sljedećem razdoblju jednaka je razini pojave u prethodnom. Naivni model II pretpostavlja da će se pojava povećati ili smanjiti u idućem razdoblju za isti apsolutni iznos kao i u prethodnom, dok naivni model Iia pretpostavlja da će se povećavati ili smanjivati za isti relativni iznos, odnosno po približno istoj stopi. Ako je Y_t vrijednost pojave u tekućem razdoblju, Y_{t-1} vrijednost pojave u razdoblju prije tekućeg, n broj članova vremenskog niza, a τ prognostički horizont tada je prognostička vrijednost za jedno razdoblje nakon tekućeg i τ razdoblja nakon tekućeg jednaka (Čižmešija i Sorić, 2016):

- U naivnom modelu I

$$\begin{aligned}
 F_{t+1} &= Y_t \\
 F_{t+\tau} &= Y_t \\
 T &= 1, 2, \dots, n \quad \tau = 1, 2, 3, \dots
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

- U naivnom modelu II

$$\begin{aligned}
 F_{t+1} &= Y_t + (Y_t - Y_{t-1}) \\
 F_{t+\tau} &= Y_t + \tau (Y_t - Y_{t-1})
 \end{aligned}
 \tag{12}$$

- U naivnom modelu IIIa

$$\begin{aligned}
 F_{t+1} &= Y_t * (Y_t / Y_{t-1}) \\
 F_{t+\tau} &= Y_t * (Y_t / Y_{t-1})^\tau
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

Ako postoji sezonska komponenta modeli se mogu prilagoditi tako da se kao temelj prognoziranja ne uzima prethodno razdoblje nego isti mjesec ili tromjesečje prethodne godine.

3.4. Metode izgladivanja

Modeli izgladivanja mogu se podijeliti u dvije skupine: metode uprosječivanja i modeli eksponencijalnog izgladivanja. Pretpostavka ovih modela je da „prošle fluktuacije predstavljaju slučajna odstupanja od temeljne strukture“ (Hanke i Wichern, 2008; str. 65) kad se odredi temeljna struktura, ona se može ekstrapolirati u budućnost, a modeli izgladivanja reduciraju slučajna odstupanja (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Ovi modeli prikladni su za korištenje u primjerice u operativnom poslovanju kad je potrebno prognozirati kretanje prodaje ili inventara i sl. velikog broja proizvoda ili robe. Vremenski niz koji za svaki od tih proizvoda može imati različite karakteristike, ali je nemoguće za svaki razvijati sofisticiran model koji će točno uključiti sve varijable pa menadžmentu mogu poslužiti relativno jednostavni modeli izgladivanja.

3.4.1. Modeli na bazi prosjeka

Modeli na bazi prosjeka prikladni su za prognoziranje na bazi vremenskih nizova koji uglavnom ne sadrže sistematske komponente. Koriste se sljedeće varijacije prosjeka: jednostavna aritmetička sredina, jednostavni pomični prosjeci i ponderirani pomični prosjeci te dvostruki jednostavni pomični prosjeci koji omogućavaju prognoziranje pojava s trendom.

Jednostavna aritmetička sredina prikladna je za korištenje kada su okruženje i faktori koji utječu na formiranje vrijednosti vremenskog niza relativno stabilni, primjerice za proizvode u fazi zrelosti (Hanke i Wichern, 2008) i kada se ne očekuju velike promjene u potražnji (Render, Ralph, Michael, et.al, 2018). Po ovom modelu prognostička vrijednost za jedno ili τ razdoblja nakon tekućeg jednaka je aritmetičkoj sredini dostupnih stvarnih vrijednosti vremenskog niza što se zapisuje formulom (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$\begin{aligned} F_{t+1} &= \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t Y_i \\ F_{t+\tau} &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t \end{aligned} \tag{14}$$

Jednostavni pomični prosjeci, za razliku od jednostavne aritmetičke sredine, za izračun prognostičkih vrijednosti ne uzimaju u obzir sve prethodne vrijednosti niza već uvijek isti broj najrecentnijih članova niza, koji se označava s k . Izraz *pomični* proizlazi iz činjenice da se „najstarije“ opažanje izbacuje iz izračuna, a dodaje se najnovije (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Problem pri prognoziranju ovi modelom je što se broj članova pomičnog prosjeka subjektivno procjenjuje. Veći broj članova pomičnog prosjeka jače izgladuje seriju, a manji broj slabije (Čižmešija i Sorić, 2016). Ako se odabere veći broj članova pomičnog prosjeka prošlosti se daje veći značaj, stoga ako postoje nagle promjene u vrijednostima vremenskog niza treba težiti manjem broju članova pomičnog prosjeka. Općenito, formula za izračun prognostičkih vrijednosti na temelju pomičnih prosjeka je (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$\begin{aligned} F_{t+1} &= \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1}}{k} \\ F_{t+\tau} &= \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-k+1}}{k} \end{aligned} \tag{15}$$

Vagani ili ponderirani pomični prosjeci također predstavljaju prosjek k članova niza, ali se svakom od članova pridaje različit značaj tj. ponder koji se označava s w (engl. *weight*). U pravilu se najaktualnijem opažanju ili članu prosjeka pridružuje najveći ponder, međutim kao i s određivanjem broja članova pomičnih prosjeka, za određivanje pondera također ne postoji

univerzalno pravilo (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Prognostičke vrijednosti na temelju ponderiranih pomičnih prosjeka računaju se prema izrazu (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$F_{t+1} = \frac{\sum_{i=t-k+1}^t w_{t-i+1} * Y_i}{\sum_{i=t-k+1}^t w_{t-i+1}} \quad (16)$$

$$F_{t+\tau} = \frac{\sum_{i=t-k+1}^t w_{t-i+1} * Y_i}{\sum_{i=t-k+1}^t w_{t-i+1}}$$

Za vremenske nizove koji imaju linearan trend korištenje pomičnih prosjeka dovesti će do konstantnog podcjenjivanja ili precjenjivanja pojave. Tada se koriste dvostruki pomični prosjeci, drugim riječima pomični prosjeci pomičnih prosjeka. Prognostička vrijednost se dobiva formulom (Hanke i Wichern, 2008):

$$F_{t+1} = a_t + b_t \quad (17)$$

$$F_{t+\tau} = a_t + \tau b_t$$

Pritom se a_t i b_t izračunavaju formulama:

$$a_t = M_t + (M_t - M'_t) \quad (18)$$

$$b_t = \frac{1}{k-1} * (M_t - M'_t) \quad (19)$$

M_t označava pomični prosjek, dok M'_t označava pomični prosjek pomičnog prosjeka koji se može izraziti:

$$M'_t = \frac{M_t + M_{t-1} + \dots + M_{t-k+1}}{k} \quad (20)$$

3.4.2. Modeli eksponencijalnog izgladivanja

Modeli eksponencijalnog izgladivanja također su jedna vrsta ponderiranih pomičnih prosjeka, međutim umjesto odabira pondera odabire se konstanta izgladivanja o kojoj će ovisiti koliko će se značaja u prognozi dati novijim, a koliko starijim podacima (Anderson, Sweeney i Williams, 2014). Naziva se eksponencijalno, jer se ponderi eksponencijalno smanjuju što su podaci stariji. Najrecentnije opažanje ima najveći ponder, drugo najrecentnije manji itd. (Hanke i Wichern, 2008). Osnovni model jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja (engl. *single exponential smoothing, SES*) prvi je postavio Robert G. Brown 1944. godine. Unatoč razvoju brojnih novih modela i računalnih softvera modeli eksponencijalnog izgladivanja još uvijek se široko primjenjuju u poslovnom prognoziranju i

postali su određeni standard koji mnogo sofisticiraniji modeli nekad ne mogu nadmašiti (Petropoulos, Apiletti, Assimakopoulos, et al., 2022).

Odabir konkretnog modela eksponencijalnog izgladivanja ovisi o komponentama vremenskog niza. Za vremenski niz bez sistematskih komponenti primjenjuje se Brownov model jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja koje se provodi putem formule (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$\begin{aligned} F_{t+1} &= \alpha * Y_t + (1-\alpha) F_t \\ F_{t+\tau} &= \alpha * Y_t + (1-\alpha) F_t \end{aligned} \tag{21}$$

α je konstanta izgladivanja koja odabire u intervalu od 0 do 1 najčešće tako da minimizira prognostičku pogrešku, većinom se za mjeru uzima MAD ili ju proizvoljno odabire analitičar. Konstanta izgladivanja određuje koliko će se jako umanjivati ponderi starijih podataka. Što je α bliže 1 to će aktualni podaci imati veći ponder, a stariji puno manji nego kad je α bliže 0. To također znači da će α bliže 0 jače izgladiti seriju, jer uzima u obzir više povijesnih vrijednosti (Render, Ralph, Michael, et.al, 2018). Osim konstante izgladivanja, prilikom prognoziranja za prvo razdoblje nakon tekućeg potrebno je odrediti i vrijednost F_t . To se može učiniti tako da se kao početna vrijednost uzme prva stvarna vrijednost Y_1 ili aritmetička sredina promatranog niza (Čižmešija i Sorić, 2016). Treći je način kao i kod odabira konstante izgladivanja da se odabere ona vrijednost koje će rezultirati najmanjom prognostičkom pogreškom (Petropoulos, Apiletti, Assimakopoulos, et. al., 2022).

Osim Browna, modele eksponencijalnog izgladivanja razvijao je i Charles Holt koji ih je proširio tako da se mogu primijeniti i na pojave koje imaju linearni trend i sezonsku komponentu što je pogotovo korisno u poslovnom prognoziranju s obzirom da većina pojava ima linearni trend (Hanke i Wichern, 2008). Tako se za vremenske nizove s linearnim trendom koristi Holtov model linearnog eksponencijalnog izgladivanja (Čižmešija i Sorić, 2016). Holtovi modeli funkcioniraju tako da se posebno izgladuje srednja razina pojave, a posebno trend te se zbrajaju kako bi se dobila prognostička vrijednost što se može zapisati formulom (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$\begin{aligned} F_{t+1} &= L_t + T_t \\ F_{t+\tau} &= L_t + \tau T_t \end{aligned} \tag{22}$$

Pritom se srednja razina procjenjuje formulom:

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha) (L_{t-1} + T_{t-1}) \tag{23}$$

a trend formulom:

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) T_{t-1} \quad (24)$$

Za procjenu trenda koristi se posebna konstanta izgladivanja β koja se određuje na isti način kao i α . Također je potrebno odrediti i inicijalne vrijednosti što se može učiniti tako da su inicijalne vrijednosti jednake prvim stvarnim vrijednostima, tada je $T_0=0$ (Hanke & Wichern, 2008), zatim tako da $T_0 = Y_2 - Y_1$ ili je T_0 vrijednost procijenjenog parametra β_1 u regresijskom modelu (Čižmešija i Sorić, 2016).

Zajedno s Peterom Wintersom, Holt je razvio i modele koji se mogu koristiti i kada pojava ima sezonsku komponentu. Ovisno o varijacijama sezone u odnosu na trend, koriste se dva modela. Ako se varijanca slučajne komponente i amplitude sezonske komponente povećavaju proporcionalno trendu tada se koristi Holt-Wintersov multiplikativni model eksponencijalnog izgladivanja. Formula za izračun prognostičke vrijednosti u ovom modelu proširuje se procjenom sezonske komponente za koju se koristi konstanta izgladivanja γ (Hanke i Wichern, 2008):

$$F_{t+1} = (L_t + T_t) S_{t+1-s} \quad (25)$$

$$F_{t+\tau} = (L_t + \tau T_t) S_{t+\tau-s}$$

Pri čemu se srednja, trend i sezonska razina procjenjuju formulama:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1-\alpha) (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (26)$$

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) T_{t-1} \quad (27)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1-\gamma) S_{t-s} \quad (28)$$

Na sličan način modelira se i vremenski niz s trendom i sezonskom komponentom kada se sezonske varijacije ne povećavaju s trendom pa se prognostička vrijednost dobije tako da se procjena sezone zbraja s procjenom srednje razine i trenda što se zapisuje formulama (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$F_{t+1} = L_t + T_t + S_{t+1-s} \quad (29)$$

$$F_{t+\tau} = L_t + \tau T_t + S_{t+\tau-s}$$

$$L_t = \alpha (Y_t - S_{t-s}) + (1-\alpha) (L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (30)$$

$$T_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1-\beta) T_{t-1} \quad (31)$$

$$S_t = \gamma (Y_t - L_t) + (1-\gamma) S_{t-s} \quad (32)$$

Navedeni model naziva se Holt-Wintersov aditivni model eksponencijalnog izgladivanja. Kao i kod prethodnih modela eksponencijalnog izgladivanja potrebno je odrediti inicijalne vrijednosti. Vrijednosti L i T se određuju za period s , koji označava duljinu sezone, kao prosjek prve sezone što se može zapisati formulama (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998):

$$L_s = \frac{1}{s} (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (33)$$

$$T_s = \frac{1}{s} \left(\frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right) \quad (34)$$

Sezonski indeksi određuju se nešto drugačije ovisno o modelu, za multiplikativni model određuju se kao omjer stvarnih vrijednosti i aritmetičke sredine prve godine, što se zapisuje izrazima (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998):

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s} \quad S_2 = \frac{Y_2}{L_s} \quad \dots \quad S_s = \frac{Y_s}{L_s} \quad (35)$$

Dok se u aditivnom modelu taj prosjek oduzima od stvarnih vrijednosti (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998):

$$S_1 = Y_1 - L_s \quad S_2 = Y_2 - L_s \quad \dots \quad S_s = Y_s - L_s \quad (36)$$

3.5. Regresijski modeli

Kao što je već navedeno, prognostički modeli mogu se podijeliti na kauzalne modele i modele na bazi vremenskog niza. Regresijski modeli mogu se svrstati u obje skupine ovisno o odabiru nezavisne varijable u modelu regresije. Ako je procijenjeni model jednostavne linearne regresije (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i \quad (37)$$

Tada u svrhu prognoziranja \hat{Y}_i promatramo kao zavisnu varijablu odnosno procijenjenu i -tu prognostičku vrijednost za i -tu vrijednost nezavisne varijable X . Ako se kao nezavisna varijabla odredi druga pojava za koju se pretpostavlja da ima uzročno-posljedičnu vezu s prognoziranom tada je regresijski model kauzalan. Primjerice prodaja je često povezana s ulaganjima u oglašavanje i marketing. U tom slučaju se za prognoziranje prodaje kao nezavisna varijabla u modelu uvrštava trošak oglašavanja (Anderson, Sweeney i Williams,

2014). Moguće je da varijabla koja se prognozira ovisi o dvije ili više nezavisnih, tada će se model proširiti u model višestruke linearne regresije. Takve prognoze nisu vezane uz vrijeme, a bitne su u donošenju odluka o npr. budžetu koji će se odobriti za oglašavanje (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Ako se provodi prognoza samo na temelju jedne varijable, tj. vremenskog niza tada je vrijeme nezavisna varijabla ($i=1,2,\dots,n$) i takav model regresije naziva se model trenda (Čižmešija i Sorić, 2016). Ovisno o vrsti trenda može se primijeniti model linearnog trenda ili model eksponencijalnog trenda. „Za razliku od kauzalnih modela, modeli na bazi vremenskog niza tretiraju sistem kao „crnu kutiju“ i ne pokušavaju se otkriti faktori koji utječu na njegovo ponašanje, stoga je prognoziranje budućnosti bazirano na prošlim vrijednostima varijable“ (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998, str. 10-11). Za evaluaciju regresijskih prognostičkih modela mogu se koristiti standardne mjere u regresijskoj analizi poput koeficijenta determinacije, procijenjene standardne devijacije regresije, procijenjenog koeficijenta varijacije regresije itd.

3.5.1. Regresijski model sa sezonskim *dummy* varijablama

Posebni oblik regresijskog modela u prognoziranju je model sa sezonskim *dummy* varijablama. Ovaj model razvijen je za prognoziranje pojava koje sadrže sezonsku komponentu i čija veličina sezonskih varijacija ne ovisi o trendu. Broj *dummy* varijabli biti će jednak duljini sezone s umanjenoj za 1, ako se radi o kvartalnim podacima u modelu će biti 3 *dummy* varijable, a ako se radi o mjesečnim podacima biti će 11 *dummy* varijabli. *Dummy* varijable uključuju se u model kao nezavisne varijable čija vrijednost iznosi 0 ili 1 ovisno za koji kvartal ili mjesec se prognozira. Ako se vremenski niz promatra kvartalno, model se zapisuje (Čižmešija i Sorić, 2016):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Q_2 + \beta_3 Q_3 + \beta_4 Q_4 + \varepsilon \quad (38)$$

Dummy varijable označene su s Q . Varijabla Q_2 će poprimiti vrijednost 1 samo kada se prognozira drugo tromjesečje, dok će u prognozama za preostala tri tromjesečja poprimiti vrijednost 0. Shodno tome Q_3 poprimit će vrijednost 1 samo u prognozama trećeg tromjesečja itd.

Dok u klasičnom modelu višestruke regresije procijenjeni parametri β_j uz nezavisne varijable pokazuju koliko će se u prosjeku povećati ili smanjiti prognostička vrijednost ako se pojedina nezavisna varijabla poveća za 1, u modelu s *dummy* varijablama parametar β_j uz *dummy* varijablu pokazuje „koliko se u prosjeku povećala/smanjila promatrana pojava u tom

tromjesečju u odnosu na odabrano (najčešće prvo) tromjesečje“ (Čižmešija i Sorić, 2016, str. 290).

3.6. Relevantnost tradicionalnih metoda prognoziranja uslijed razvoja strojnog učenja

S obzirom da je aktivnost prognoziranja stara koliko i čovječanstvo, prvo treba definirati što se podrazumijeva pod tradicionalnim metodama. U ovom kontekstu tradicionalnim metodama smatraju se statistički modeli koji su bili vrlo popularni prije razvoja računala kakva danas poznajemo, interneta i ostalih informacijskih tehnologija. To su već spomenuti modeli izgladivanja, posebno eksponencijalnog izgladivanja koji su popularizirani 1950-tih, ali i ARIMA modeli razvijeni 1970-tih koji u ovom radu, između ostalog, zbog ograničenja opsega nisu uzeti u razmatranje. Od tada je razvijano mnogo novih, složenijih modela i prilagodbi navedenih, kojima se pokušavalo bolje opisati ponašanje razmatranih pojava. Većina tih sofisticiranijih modela nije doživjela praktičnu upotrebu upravo zbog te metodološke složenosti i opsežnih izračuna (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Međutim, u zadnjih 20 godina došlo je do značajnog napretka tehnologije koja je omogućila brzu obradu velike količine podataka, a računala su postala dostupna svima. Također je u posljednjih nekoliko godina došlo do potrebe da se prognoze provode češće i u stvarnom vremenu kako bi se pratili dinamični uvjeti koji vladaju na tržištu (Potgieter, 2020). Taj tehnološki napredak doveo je do razvoja i primjene strojnog učenja i umjetne inteligencije u svim sferama života pa tako i u poslovanju. Na tržištu danas postoji mnogo softvera, štoviše i besplatnih, koji služe za razne prognoze pa tako i za prognoziranje prihoda u poduzećima. Njihova atraktivnost je u tome što imaju jednostavna sučelja prilagođena korisniku i mogu koristiti podatke iz računovodstva i financijskih izvještaja. Problem s njihovim korištenjem može se pojaviti kada donositelji odluka nisu dovoljno upoznati s metodama koje ti softveri koriste kako bi generirali prognoze, bilo zbog njihove kompliciranosti ili netransparentnosti. Taj je rizik veći u manjim poduzećima koja nemaju razvijenu funkciju kontrolinga, ili pak nemaju dovoljno stručnog osoblja u financijama i menadžmentu, a nemaju ni dovoljan budžet da bi angažirali stručnog prognostičara. Baza strojnog učenja su algoritmi te iteracije pokušaja i pogrešaka kojima se oni unapređuju kako bi došli do željenog cilja, tj. rezultata. U poslovnoj prognostici u tom je pogledu došlo do razvoja i popularizacije neuronskih mreža kojima se matematičkim modelima nastoji imitirati način funkcioniranja neuronskih mreža u mozgu (Makridakis, Wheelwright i Hyndman, 1998). Prednost tih metoda je automatizacija i

mogućnost modeliranja složenijih pojava te brzo rješavanje problema podataka koji nedostaju (Potgieter, 2020). S druge strane prednosti tradicionalnih metoda su jednostavnost, niski troškovi i prije svega lako razumijevanje.

Veliki doprinos općenito u uspoređivanju raznih modela prognoziranja dao je Spyros Makridakis osnivanjem natjecanja pod nazivom „*M Competition*“ koje je prvi puta provedeno 1982. godine. Od tada je natjecanje provedeno još pet puta, a rezultate i zaključke natjecanja zajedno sa svojim suradnicima kontinuirano objavljuje u časopisu „*International Journal of Forecasting*“. Upravo ti podaci temelj su mnogih sekundarnih istraživanja drugih autora u području uspoređivanja prognostičkih modela. Na temelju rezultata jednog od tih natjecanja Makridakis, Spiliotis i Assimakopoulos (2018) uspoređivali su upravo točnost osam tradicionalnih modela i osam odabranih modela strojnog učenja. Tvrde da iako je došlo do velikog razvoja novih algoritama i modela u području strojnog učenja u toj literaturi modeli nisu testirani na dovoljnom broju vremenskih nizova, korišteni su samo za kratkoročne prognoze i nisu direktno uspoređivani s alternativnim opcijama. Zaključak je da su, ako se kao mjera točnosti koristi MAPE, prvih šest najtočnijih prognoza polučile tradicionalne metode. Autori uzrok takvog rezultata vide u tome što modeli razvijeni pomoću umjetne inteligencije imaju tendenciju da upravo zbog računalne snage previše imitiraju dani niz (engl. *over-fitting*), te su manje točni izvan danog uzorka.

U svom istraživanju, Dadteev, Shchukin i Nemeshaev (2020) također su uspoređivali točnost strojnog učenja i neuronskih mreža s tradicionalnim metodama poput regresije i ARIMA modela na prognoziranju novčanih tokova banaka. Došli su do zaključka da su tradicionalne metode bile prikladnije na područjima slabije ekonomske aktivnosti, odnosno kada nije bilo brzih i učestalih promjena u karakteristikama vremenskog niza, dok su se neuronske mreže pokazale kao bolja metoda prognoziranja za područja jače i dinamičnije ekonomske aktivnosti, kada je više faktora utjecalo na novčane tokove.

Osim same točnosti problem sa strojnim učenjem je složenost njihovog postavljanja, koje zahtjeva stručnost kako u polju statističke znanosti tako i u polju računalstva i informatike. To znači da je za većinu menadžera takvi modeli predstavljaju „crnu kutiju“ (Makridakis, Spiliotis, i Assimakopoulos, 2018), a kako je već navedeno kvantitativne metode u poslovnom prognoziranju moraju se kombinirati sa znanjem i iskustvom donositelja odluka što postaje teže ukoliko oni ne razumiju mogućnosti, implikacije i ograničenja prognoza dobivenih na taj način.

4. Primjena statističkih modela prognoziranja na primjeru poduzeća Atlantic Grupa d.d.

U prethodnim poglavljima razmatrana je uloga statističkih modela prognoziranja u poslovanju gledano iz perspektive menadžera te pri vrednovanju poduzeća. U ovom poglavlju ti će se modeli primijeniti na prognoziranje prihoda odabranog poduzeća. Ograničenje u istraživanju je nedostupnost podataka o mjesečnim prihodima, količini prodanih proizvoda i sl. Kada bi ti podaci bili dostupni bilo bi moguće provesti primjerice prognoziranje prihoda upravo po pojedinim proizvodima te za svaki odabrati najprikladniji model te prognozirati regresijskim modelima s raznim eksplanatornim varijablama što bi vjerojatno rezultiralo točnijim prognozama, no u ovom radu koristiti će se podaci o ukupnim kvartalnim i godišnjim poslovnim prihodima te modeli koji se mogu primijeniti na temelju tih podataka. S obzirom da će se koristiti isključivo javno dostupni podaci o financijskim rezultatima Atlantic Grupe d. d., analiza će se provesti iz perspektive vanjskog analitičara, u praksi su to većinom investitori. U tom smislu jedan od početnih koraka u procesu vrednovanja poduzeća je prilagođavanje financijskih izvještaja, koje se u ovom slučaju neće provesti s obzirom da samo vrednovanje nije fokus rada, već je fokus na koraku prognoziranja prodaje prije sastavljanja *pro forma* izvještaja.

4.1. Osnovni podaci o poduzeću

Atlantic Grupa d. d. je dioničko društvo čije su dionice uvrštene na vodećem tržištu Zagrebačke burze od 2006. godine i jedno je od 5 najvećih poduzeća na Zagrebačkoj burzi čija zajednička tržišna kapitalizacija predstavlja 50% CROBEX indeksa. Također redovito se nalazi među top 10 dionica s najvećim prometom, što ga čini zanimljivijim za investitore. Poduzeće se razvilo iz početnog Atlantic Trade d.o.o., a jedno od glavnih njegovih karakteristika je da se širilo akvizicijama i vertikalnom integracijom, ne samo u Hrvatskoj već i u regiji. Tako je 2001. izvršena akvizicija jednog od najpoznatijih hrvatskih brendova, a to je Cedevita nakon čega je 2002. godine osnovana Atlantic Grupa d. d.. U tablici 3 su kronološki nabrojane sve akvizicije koje je Atlantic Grupa d. d. izvršila od svog nastanka do danas.

Tablica 3 Povijest akvizicija od strane Atlantic Grupe d. d.

Godina akvizicije	Akvirirano poduzeće	Djelatnost akviriranog poduzeća
2003.	Neva	Proizvodnje kozmetike
2004.	Interchem	Proizvodnje kozmetike
2005.	Halek (danas Multipower)	Proizvodnja sportske prehrane
2006.	Sports direkt	Trgovina sportske odjeće, obuće i opreme
2007.	Dietpharm	Proizvodnja vitamina i dodataka prehrani
2007.	Multivita	Proizvodnja instant napitaka
2007.	Vičiški Komerc	Distribucija (Makedonija)
2008.	Farmacia	Ljekarne
2010.	Droga Kolinska	Proizvodnja i prerada hrane
2010.	Kalnička voda	Proizvodnja gazirane gode
2014.	Prodis	Distribucija (Slovenija)
2015.	Foodland	Proizvodnja prehrambenih proizvoda

Izvor: izrada autorice prema podacima dostupnim na: <https://www.atlanticgrupa.com/hr/otopina/povijesni-razvoj/>

Osim akvizicija Atlantic Grupa istovremeno je širila distribucijsku mrežu i poslovanje u zemlje regije, preciznije Bosnu i Hercegovinu, Srbiju, Crnu Goru, Makedoniju, Sloveniju te Austriju i Rusiju, a proizvodi se izvoze u preko 40 zemalja svijeta. Ono što je vidljivo iz tablice 4 je Atlantic stekao vrlo široku paletu poslova i proizvoda. Nakon najveće akvizicije Droge Kolinske 2010. godine, Atlantic Grupa postala je jedan od lidera u prehrambenoj industriji te se, kako bi se pratili zahtjevi nove upravljačke situacije, uspostavio novi organizacijski model podijeljen na 6 strateških poslovnih područja (SPP) i 6 strateških distribucijskih područja (SDP) navedenih na slici 7. Unutar tih strateških poslovnih područja Atlantic posjeduje neke od najpoznatijih brendova u Hrvatskoj i regiji poput Cedevite i Cockte, Barcaffè kave, Smoki grickalica, Argeta namaza te lanca ljekarni Farmacia. Osim vlastitih proizvoda, Atlantic se bavi i distribucijom principalskih robnih marki globalno poznatih proizvođača kao što su Nestle, Red Bull, Johnson&Johnson, Philips, Nivea, Ferrero i drugi.

Slika 7. Organizacijska struktura operativnog poslovanja



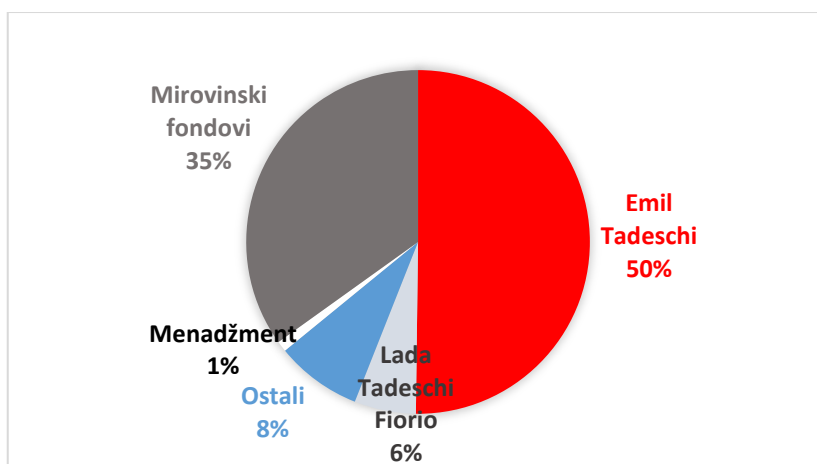
Izvor: Atlantic Grupa Godišnje izvješće 2021.

U Hrvatskoj Atlantic Grupa d. d. zapošljava oko 2000 ljudi te oko 3300 ljudi u susjednim zemljama. Upravljačke aktivnosti organizirane su u sljedeće korporativne funkcije: korporativne aktivnosti; financije, nabava i investicije; korporativna strategija i razvoj, transformacija i informacijska tehnologija. Poduzeće prati strategiju kvalitativnog vodstva što potvrđuje i dezinvestiranje svih brendova koji nisu bili ključni započeto 2017. te ulaganja u razvoj i usavršavanje novih proizvoda poput Jimmy Fantastic čokolada te Boom Box zobenih obroka. Kako navode iz kompanije 3 glavna strateška cilja njihove korporativne strategije su:

- „održavanje povjerenja i uzbuđenja u ključnim kategorijama“ (Atlantic grupa, 2022; str 11)
- proširenje asortimana proizvoda i širenje na nova tržišta
- „usklađenost korporativne kulture i operacija“ (Atlantic grupa, 2022; str 11)

Većinski udio u vlasničkoj strukturi pripada osnivaču Emilu Tadeschiju, koji je i predsjednik uprave društva, a ostatak udjela prikazan je na grafikonu 1. Od mirovinskih fondova najveći udio drži fond „Raiffeisen OMF“ s 10,9% udjela.

Grafikon 1. Vlasnička struktura Atlantic Grupe



Izvor: izrada autorice prema podacima iz Godišnjeg izvješća Atlantic Grupe za 2021. godinu

4.2. Pregled i analiza godišnjih i kvartalnih poslovnih prihoda od 2009. do 2022. godine

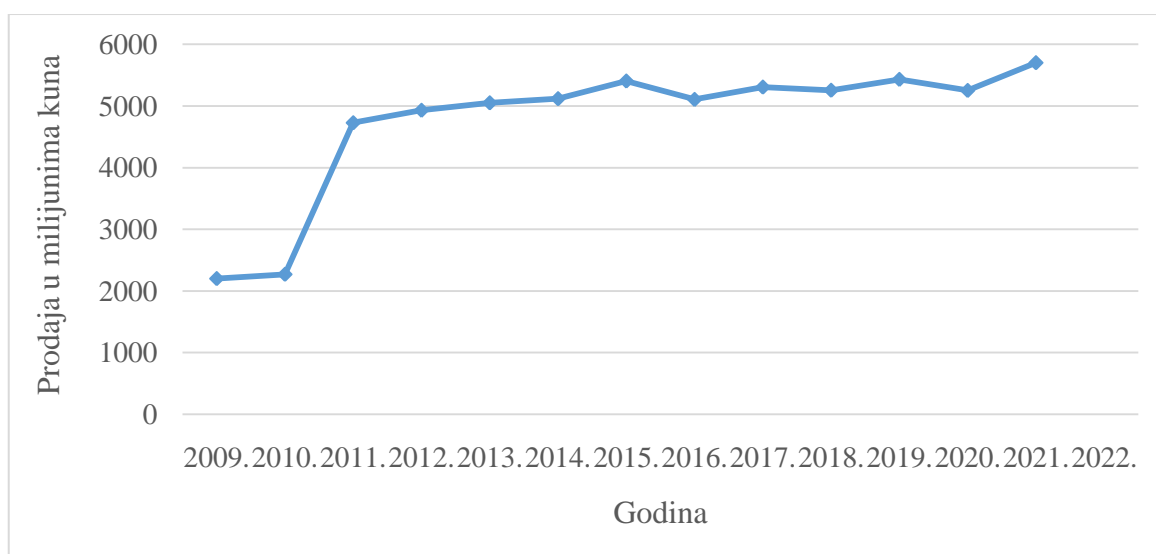
S obzirom da prihodi od prodaje predstavljaju 99% ukupnih poslovnih prihoda Atlantic grupe d. d., ti će se pojmovi koristiti kao sinonimi. U tablici 4 prikazani su godišnji konsolidirani prihodi od prodaje Atlantic Grupe d. d. za sve dostupne godine, odnosno za razdoblje od 2009. do 2021. te su prikazani grafički.

Tablica 4 Prihodi od prodaje u razdoblju 2009. do 2021. godine

Godina	Prodaja u mil. kn
2009.	2199,4
2010.	2268,6
2011.	4727,8
2012.	4930,4
2013.	5051,3
2014.	5118,4
2015.	5405,3
2016.	5106,3
2017.	5306,8
2018.	5255,5
2019.	5431,7
2020.	5252,0
2021.	5702,5

Izvor: izrada prema Godišnjim financijskim izvještajima poduzetnika Atlantic Grupa d.d. od 2009. do 2021. godine

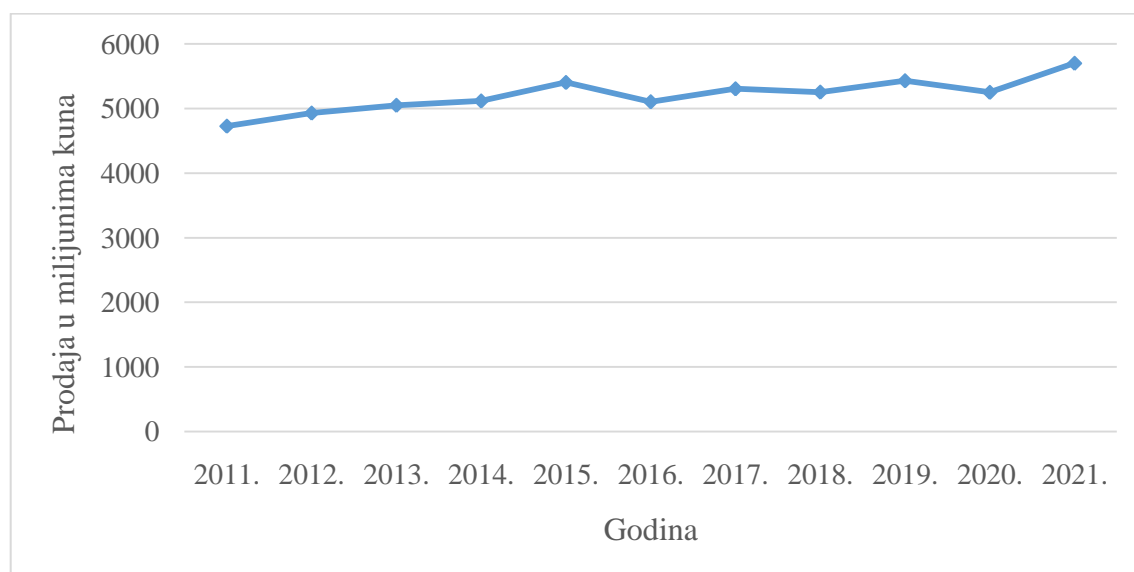
Grafikon 2. Prihodi od prodaje od 2009. do 2021. godine



Izvor: izrada autorice prema Godišnjim financijskim izvještajima poduzetnika Atlantic Grupa d.d.

Nakon 2010. godine dogodio se veliki skok u prihodima što se može pripisati akviziciji Droge Kolinske. Do tada se poduzeće bavilo uglavnom distribucijom te proizvodnjom kozmetike i dodataka prehrani. Nakon akvizicije znatno je proširen asortiman proizvodnje prehrambenih proizvoda što je rezultiralo i značajnim rastom prihoda. S obzirom da prihodi iz 2009. i 2010. nisu reprezentativni za današnje stanje poduzeća pa samim time ni za buduće prihode oni će se isključiti iz analize. Kad se izvrši ta prilagodba grafički prikaz prihoda od prodaje izgleda kao na grafikonu 3.

Grafikon 3. Prihodi od prodaje od 2011. do 2021. godine



Izvor: izrada autorice prema godišnjim financijskim izvještajima poduzetnika Atlantic Grupa d.d.

Nakon isključivanja 2009. i 2010. godine, uočava se stabilan, linearan, blago rastući trend poslovnih prihoda. U 2015. godini prihodi su bili nešto viši kako navode iz kompanije zbog redizajna marke Cedevita te intenzivnije promocije i prodaje iste u ugostiteljskim objektima, zatim pojačane prodaje Barcaffè-a, Grand Kafe i Argete te akvizicije i integracije portfelja Foodland-a. U 2020. godini prihodi su bili nešto niži uslijed krize uzrokovane virusom COVID-19.

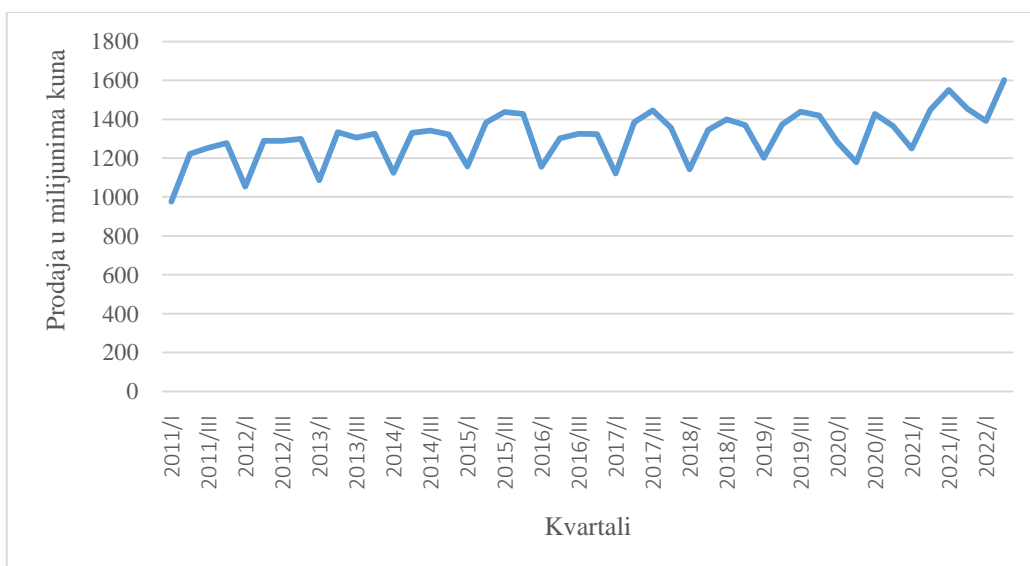
Kako bi se detaljnije analizirala prodaja i njene sezonske varijacije u tablici 5 prikazani su prihodi od prodaje po kvartalima te su prikazani na grafikonu 4. iz čega se uočava da je od siječnja do ožujka, tj. u prvim kvartalima prodaja najlošija, dok je najsnažnija u ljetnim mjesecima srpnja, kolovoza i rujna. Grafičkom analizom te dekompozicijom vremenskog niza prikazanom na slikama 8. i 9. dolazi se do zaključka da promatrani vremenski niz osim slučajne komponente sadržava i trend i sezonsku komponentu. Sezonske varijacije ne povećavaju se s vremenom pa se vremenski niz može opisati aditivnim modelom.

Tablica 5 Prihodi od prodaje po kvartalima od I/2011. do II/2022. godine

Kvartal	Prodaja u mil. kn	Kvartal	Prodaja u mil. kn
2011/I	976,2	2017/I	1121,2
2011/II	1220,9	2017/II	1383,8
2011/III	1253,1	2017/III	1445,2
2011/IV	1277,6	2017/IV	1356,6
2012/I	1053,1	2018/I	1142,7
2012/II	1289,4	2018/II	1345,2
2012/III	1289,2	2018/III	1398,8
2012/IV	1298,7	2018/IV	1368,8
2013/I	1087,1	2019/I	1200,9
2013/II	1333,6	2019/II	1373,2
2013/III	1304,8	2019/III	1438,3
2013/IV	1325,8	2019/IV	1419,3
2014/I	1124,3	2020/I	1280,7
2014/II	1329,7	2020/II	1178,8
2014/III	1342,4	2020/III	1427,9
2014/IV	1322,0	2020/IV	1364,6
2015/I	1157,7	2021/I	1249,6
2015/II	1382,4	2021/II	1448,2
2015/III	1437,4	2021/III	1550,5
2015/IV	1427,8	2021/IV	1454,2
2016/I	1155,2	2022/I	1391,2
2016/II	1301,4	2022/II	1602,1
2016/III	1325,6		
2016/IV	1324,1		

Izvor: izrada autorice prema godišnjim financijskim izvještajima poduzetnika Atlantic Grupa d.d.

Grafikon 4. Prihodi od prodaje po kvartalima od I/2011. do II/2022. godine



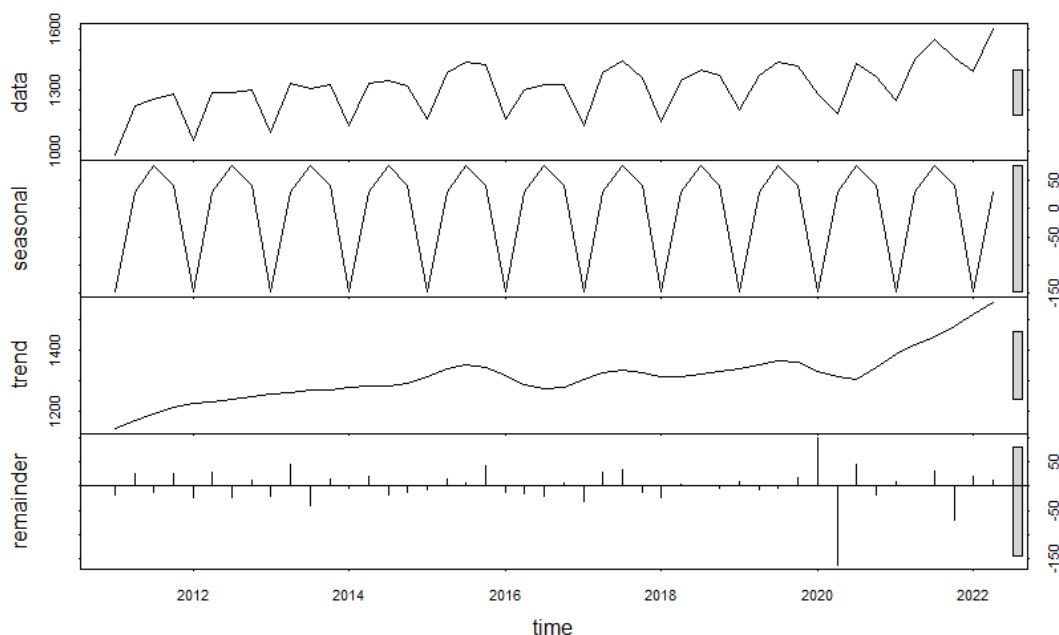
Izvor: izrada autorice prema godišnjim financijskim izvještajima poduzetnika Atlantic Grupa d.d.

Slika 8. Ispis dekompozicije vremenskog niza iz programa R

Components			
	seasonal	trend	remainder
2011 Q1	-147.95850	1141.674	-17.5156611
2011 Q2	29.37364	1165.724	25.8025236
2011 Q3	76.80643	1189.165	-12.8715317
2011 Q4	41.77828	1209.637	26.1850822
2012 Q1	-147.95850	1223.746	-22.6875265
2012 Q2	29.37364	1229.963	30.0632878
2012 Q3	76.80643	1237.156	-24.7622489
2012 Q4	41.77828	1244.944	11.9781376
2013 Q1	-147.95850	1255.423	-20.3644088
2013 Q2	29.37364	1260.193	44.0332215
2013 Q3	76.80643	1267.039	-39.0454784
2013 Q4	41.77828	1270.294	13.7278395
2014 Q1	-147.95850	1277.375	-5.1163290
2014 Q2	29.37364	1280.582	19.7440979
2014 Q3	76.80643	1282.924	-17.3308756
2014 Q4	41.77828	1292.289	-12.0670985
2015 Q1	-147.95850	1312.769	-7.1105843
2015 Q2	29.37364	1338.839	14.1874163
2015 Q3	76.80643	1353.930	6.6638476
2015 Q4	41.77828	1343.550	42.4713829
2016 Q1	-147.95850	1316.729	-13.5702431
2016 Q2	29.37364	1286.487	-14.4610293
2016 Q3	76.80643	1270.823	-22.0296587
2016 Q4	41.77828	1276.535	5.7867742
2017 Q1	-147.95850	1302.286	-33.1275460
2017 Q2	29.37364	1324.969	29.4574486
2017 Q3	76.80643	1333.371	35.0226433
2017 Q4	41.77828	1326.425	-11.6030116
2018 Q1	-147.95850	1314.219	-23.5606501
2018 Q2	29.37364	1311.974	3.8519070
2018 Q3	76.80643	1321.254	0.7393218
2018 Q4	41.77828	1331.892	-4.8706525
2019 Q1	-147.95850	1340.546	8.3125796
2019 Q2	29.37364	1351.336	-7.5097298
2019 Q3	76.80643	1366.529	-5.0356791
2019 Q4	41.77828	1360.330	17.1919358
2020 Q1	-147.95850	1329.476	99.1826380
2020 Q2	29.37364	1312.893	-163.4663530
2020 Q3	76.80643	1304.550	46.5433861
2020 Q4	41.77828	1341.488	-18.6665852
2021 Q1	-147.95850	1386.818	10.7400545
2021 Q2	29.37364	1417.194	1.6321103
2021 Q3	76.80643	1442.850	30.8439638
2021 Q4	41.77828	1481.910	-69.4882738
2022 Q1	-147.95850	1519.996	19.1622151
2022 Q2	29.37364	1560.605	12.1214549

Izvor: izrada autorice

Slika 9. Grafički prikaz dekompozicije vremenskog niza iz programa R



Izvor: izrada autorice

4.3. Prognoziranje odabranim modelima i ocjena njihove točnosti unutar uzorka

Sukladno zaključcima provedene, prije svega grafičke analize, modeli koji će se uzeti u razmatranje su naivni model II kao „*benchmark*“, zatim dvostruki pomični prosjeci, model linearnog trenda te Holtov model linearnog eksponencijalnog izgladivanja za godišnje podatke iz tablice 4., a za kvartalne podatke iz tablice 5., Holt-Wintersov aditivni model i model višestruke linearne regresije sa sezonskim *dummy* varijablama. Analiza točnosti ovih modela provest će se na kraju poglavlja za sve navedene modele.

4.3.1. Prognoziranje naivnim modelom II

Prognostičke vrijednosti dobivaju se uvrštavanjem vrijednosti u formulu 12. Prognostičke vrijednosti nije moguće izračunati za prva 2011. i 2012. godinu, a za 2013. godinu (F3) računa se:

$$F_{2+1} = Y_2 + (Y_2 - Y_{2-1}) = 4930,4 + (4930,4 - 4727,8)$$

Isti izračun ponavlja se za preostala razdoblja, a rezultati su prikazani u tablici 6.

Tablica 6 Prognoziranje naivnim modelom II na godišnjim podacima

t	Godina	Prodaja u mil. kn (Y_t)	F_t
1	2011.	4727,8	-
2	2012.	4930,4	-
3	2013.	5051,3	5133,0
4	2014.	5118,4	5172,2
5	2015.	5405,3	5185,5
6	2016.	5106,3	5692,2
7	2017.	5306,8	4807,3
8	2018.	5255,5	5507,3
9	2019.	5431,7	5204,2
10	2020.	5252,0	5607,9
11	2021.	5702,5	5072,3

Izvor: Izrada autorice

Isti proces može se provesti i za prognoziranje na kvartalnoj razini, na način da se formula 12 prilagodi s obzirom da se radi o sezonskim podacima. Za prvih pet razdoblja nije moguće izračunati prognostičku vrijednost. Za drugi kvartal 2012.godine, tj. šesto razdoblje (F_6) prognostička vrijednost računa se:

$$F_{5+1}=Y_{5+1-4} + (Y_5 - Y_{5-4})/4 = 1220,9 + (1053,1-976,2)/4 = 1240,13$$

Isti proces ponavlja se za preostala razdoblja, a rezultati su prikazani u tablici 7.

Tablica 7 Prognoziranje naivnim modelom II na kvartalnim podacima

t	Kvartal	Prodaja u mil. kn (Y_t)	Prognostička vrijednost F_t
1	2011/I	976,2	-
2	2011/II	1220,9	-
3	2011/III	1253,1	-
4	2011/IV	1277,6	-
5	2012/I	1053,1	-
6	2012/II	1289,4	1240,13
7	2012/III	1289,2	1270,23
8	2012/IV	1298,7	1286,63
9	2013/I	1087,1	1058,38
10	2013/II	1333,6	1297,90
11	2013/III	1304,8	1300,25
12	2013/IV	1325,8	1302,60
13	2014/I	1124,3	1093,88
14	2014/II	1329,7	1342,90
15	2014/III	1342,4	1303,83
16	2014/IV	1322,0	1335,20
17	2015/I	1157,7	1123,35
18	2015/II	1382,4	1338,05
19	2015/III	1437,4	1355,58
20	2015/IV	1427,8	1345,75
21	2016/I	1155,2	1184,15
22	2016/II	1301,4	1381,78

t	Kvartal	Prodaja u mil. kn (Y_t)	Prognostička vrijednost F_t
23	2016/III	1325,6	1417,15
24	2016/IV	1324,1	1399,85
25	2017/I	1121,2	1129,28
26	2017/II	1383,8	1292,90
27	2017/III	1445,2	1346,20
28	2017/IV	1356,6	1354,00
29	2018/I	1142,7	1129,33
30	2018/II	1345,2	1389,18
31	2018/III	1398,8	1435,55
32	2018/IV	1368,8	1345,00
33	2019/I	1200,9	1145,75
34	2019/II	1373,2	1359,75
35	2019/III	1438,3	1405,80
36	2019/IV	1419,3	1378,68
37	2020/I	1280,7	1213,53
38	2020/II	1178,8	1393,15
39	2020/III	1427,9	1389,70
40	2020/IV	1364,6	1416,70
41	2021/I	1249,6	1267,03
42	2021/II	1448,2	1171,03
43	2021/III	1550,5	1495,25
44	2021/IV	1454,2	1395,25

Izvor: izrada autorice

4.3.2. Prognoziranje dvostrukim pomičnim prosjecima

Za prognoziranje dvostrukim pomičnim prosjecima u obzir su uzeti dvočlani i tročlani pomični prosjeci kako bi se odredilo koji broj članova prosjeka daje točnije rezultate. Prognoziranje tročlanim pomičnim prosjecima prikazano je u tablici 8, a prognoziranje dvočlanim pomičnim prosjecima u tablici 9.

Tablica 8 Prognoziranje dvostrukim tročlanim pomičnim prosjecima

t	Godina	Pomični prosjek M_t	Pomični presjek prosjeka M_t'	Koeficijent a_t	Koeficijent b_t	Prognoštička vrijednost F_t
1	2011.	-	-	-	-	-
2	2012.	-	-	-	-	-
3	2013.	4903,17	-	-	-	-
4	2014.	5033,37	-	-	-	-
5	2015.	5191,67	5042,73	5340,60	148,93	-
6	2016.	5210,00	5145,01	5274,99	64,99	5489,5
7	2017.	5272,80	5224,82	5320,78	47,98	5340,0
8	2018.	5222,87	5235,22	5210,51	-12,36	5368,8
9	2019.	5331,33	5275,67	5387,00	55,67	5198,2
10	2020.	5313,07	5289,09	5337,04	23,98	5442,7
11	2021.	5462,07	5368,82	5555,31	93,24	5361,0

Izvor: izrada autorice

U trećem stupcu izračunati su tročlani pomični prosjeci, dok su u četvrtom stupcu izračunati prosjeci prosjeka iz trećeg stupca po formuli 20. Nakon toga izračunati su koeficijenti a i b prema formulama 18 i 19. Na kraju prognoštičke vrijednosti za godine 2016.-2021. dobivene su zbrojem koeficijenata a i b. Isti postupak proveden je i za dvočlane prosjeke.

Tablica 9 Prognoziranje dvostrukim dvočlanim pomičnim prosjecima

t	Godina	Pomični prosjek M_t	Pomični presjek prosjeka M_t'	Koeficijent a_t	Koeficijent b_t	Prognoštička vrijednost F_t
1	2011.	-	-	-	-	-
2	2012.	4829,10	-	-	-	-
3	2013.	4990,85	4909,98	5071,73	161,75	-
4	2014.	5084,85	5037,85	5131,85	94,00	5233,5
5	2015.	5261,85	5173,35	5350,35	177,00	5527,4
6	2016.	5255,80	5258,83	5252,78	-6,05	5246,7
7	2017.	5206,55	5231,18	5181,93	-49,25	5132,7
8	2018.	5281,15	5243,85	5318,45	74,60	5393,1
9	2019.	5343,60	5312,38	5374,83	62,45	5437,3
10	2020.	5341,85	5342,73	5340,98	-1,75	5339,2
11	2021.	5477,25	5409,55	5544,95	135,40	5680,4

Izvor: izrada autorice

4.3.3. Prognoziranje modelom linearnog trenda

Procjena parametara regresijskog modela provedena je u programskom jeziku R te su rezultati prikazani na slici 10. Nezavisna varijabla u modelu je vrijeme, odnosno prirodni brojevi od 1 do 11 pridruženi svakom opažanju kronološkim redom, dok je zavisna varijabla prihod od prodaje iz tablice 4.

Slika 10. Regresijska analiza

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-227.88  -95.07   19.79   46.78  265.27

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4800.17      93.92   51.111 2.11e-12 ***
vrijeme      67.97       13.85    4.909 0.000838 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 145.2 on 9 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7281,    Adjusted R-squared:  0.6978
F-statistic: 24.09 on 1 and 9 DF,  p-value: 0.0008376
```

Izvor: izrada autorice

Na temelju rezultata iz ispisa, model s procijenjenim parametrima je:

$$\hat{Y}_i = 4800,17 + 67,97 X_i$$

Oznake: X = 1, 2011. godina

Jedinica za X: 1 godina

Jedinica za Y: 1 milijun kuna

Iz procijenjenog regresijskog modela proizlazi da su se prihodi od prodaje od 2011. do 2021. godine linearno i u prosjeku povećavali za 67,97 milijuna kuna godišnje. Varijabla vrijeme je statistički značajna u modelu i postoji jaka pozitivna veza između varijable vrijeme i prihoda od prodaje. Koeficijent determinacije (u ispisu *Multiple R-squared*) iznosi 0,7281, što znači da je trend modelom protumačeno 73,8% svih odstupanja. S obzirom na to, prognoziranje procijenjenim modelom trebalo bi uzeti sa zadržkom i usmjeriti se na ostale prognostičke modele koji daju preciznije prognoze i imaju manje prognostičke pogreške.

4.3.4. Prognoziranje Holtovim modelom linearnog eksponencijalnog izgladivanja

Prognoziranje Holtovim modelom linearnog eksponencijalnog izgladivanja provedeno je na prema formuli 22 te prikazano u tablici 10. Procjena srednje razine pojave u četvrtom stupcu izračunata je putem formule 23, a procjena trenda u petom stupcu putem formule 24. Inicijalne vrijednosti L_0 i T_0 definirane su kao vrijednosti procijenjenih parametra β_0 i β_1 u modelu linearnog trenda iz prethodnog potpoglavlja. Konstante izgladivanja α i β su jednake i iznose 0,1, a odabrane su po principu minimiziranja prognostičke pogreške MSE. Prognostičku vrijednost za 2011. godinu nije moguće izračunati, a prognostičke vrijednosti od 2012. do 2021. godine ispisane su u zadnjem stupcu tablice 10.

Tablica 10 Prognoziranje Holtovim modelom linearnog eksponencijalnog izgladivanja

t	Godina	Prodaja u mil. kn (Y_t)	L_t	T_t	F_t
0		-	4800,175	67,971	-
1	2011.	4727,8	4854,111	66,567	-
2	2012.	4930,4	4921,651	66,665	4920,68
3	2013.	5051,3	4994,614	67,295	4988,32
4	2014.	5118,4	5067,557	67,859	5061,91
5	2015.	5405,3	5162,405	70,558	5135,42
6	2016.	5106,3	5220,297	69,292	5232,96
7	2017.	5306,8	5291,310	69,464	5289,59
8	2018.	5255,5	5350,246	68,411	5360,77
9	2019.	5431,7	5419,962	68,541	5418,66
10	2020.	5252,0	5464,853	66,176	5488,50
11	2021.	5702,5	5548,176	67,891	5531,03

Izvor: izrada autorice

4.3.5. Prognoziranje Holt-Wintersovim aditivnim modelom

Prognostičke vrijednosti u Holt-Wintersovom aditivnom modelu eksponencijalnog izgladivanja rezultat su zbrajanja procjena srednje razine pojave, učinka trenda i učinka sezone po formuli 29. Kako bi se izračunale te procjene potrebno je utvrditi inicijalne vrijednosti L_4 i T_4 te sezonske faktore S_1, S_2, S_3 i S_4 . Izračun inicijalnih vrijednosti provodi se uvrštavanjem vrijednosti u formule 33, 34 i 36 kako slijedi:

$$L_4 = (Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4) / 4 = 976,2 + 1220,9 + 1253,1 + 1277,6 = 1181,95$$

$$T_4 = ((Y_5 - Y_1) / 4 + (Y_6 - Y_2) / 4 + (Y_7 - Y_3) / 4 + (Y_8 - Y_4) / 4) / 4 = ((1053,1 - 976,2) / 4 + (1289,4 - 1220,9) / 4 + (1289,2 - 1253,1) / 4 + (1298,7 - 1277,6) / 4) / 4 = 12,66$$

$$S_1 = Y_1 / L_4 = 976,2 / 1181,95 = -205,8$$

$$S_2 = Y_2 / L_4 = 1220,9 / 1181,95 = 38,95$$

$$S_3 = Y_3 / L_4 = 1253,1 / 1181,95 = 71,15$$

$$S_4 = Y_4 / L_4 = 1277,6 / 1181,95 = 95,65$$

Konstante izgladivanja utvrđene su tako da se minimizira prognostička pogreška MSE i iznose: $\alpha = 0,3$; $\beta = 0,1$ i $\gamma = 0,6$. Procjena srednje razine pojave provedena je po formuli 30, procjena trenda po formuli 31 i procjena sezonskog učinka po formuli 32 te su rezultati prikazani u tablici 11. Prognostičke vrijednosti mogu se izračunati počevši od petog razdoblja, odnosno prvog kvartala 2012. godine. Prognostičke vrijednosti zaključno do drugog kvartala 2022. prikazane su u posljednjem stupcu tablice.

Tablica 11 Prognoziranje Holt-Wintersovim aditivnim modelom

t	Kvartal	Prodaja u mil. kn	L_t	T_t	S_t	F_t
1	2011/I	976,2	-	-	-205,8	-
2	2011/II	1220,9	-	-	38,95	-
3	2011/III	1253,1	-	-	71,15	-
4	2011/IV	1277,6	1181,95	12,66	95,65	-
5	2012/I	1053,1	1213,88	14,59	-178,77	988,86
6	2012/II	1289,4	1235,07	15,25	48,18	1267,42
7	2012/III	1289,2	1240,64	14,28	57,60	1321,47
8	2012/IV	1298,7	1239,36	12,72	73,87	1350,57
9	2013/I	1087,1	1256,22	13,14	-172,98	1073,31
10	2013/II	1333,6	1274,18	13,62	54,93	1317,54
11	2013/III	1304,8	1275,62	12,40	40,55	1345,39
12	2013/IV	1325,8	1277,19	11,32	58,71	1361,89
13	2014/I	1124,3	1291,14	11,58	-169,30	1115,54
14	2014/II	1329,7	1294,34	10,74	43,19	1357,65
15	2014/III	1342,4	1304,12	10,65	39,19	1345,63
16	2014/IV	1322,0	1299,32	9,10	37,09	1373,47
17	2015/I	1157,7	1314,00	9,66	-161,50	1139,13
18	2015/II	1382,4	1328,32	10,13	49,72	1366,84
19	2015/III	1437,4	1356,38	11,92	64,29	1377,64
20	2015/IV	1427,8	1375,02	12,59	46,50	1405,39
21	2016/I	1155,2	1366,34	10,46	-191,28	1226,12
22	2016/II	1301,4	1339,27	6,71	-2,83	1426,52
23	2016/III	1325,6	1320,58	4,17	28,73	1410,27
24	2016/IV	1324,1	1310,60	2,76	26,70	1371,25
25	2017/I	1121,2	1313,10	2,73	-191,65	1122,08
26	2017/II	1383,8	1337,07	4,85	26,91	1312,99
27	2017/III	1445,2	1364,29	7,09	60,04	1370,65
28	2017/IV	1356,6	1358,93	5,85	9,28	1398,08
29	2018/I	1142,7	1355,65	4,93	-204,43	1173,13
30	2018/II	1345,2	1347,90	3,66	9,14	1387,49
31	2018/III	1398,8	1347,72	3,28	54,66	1411,60
32	2018/IV	1368,8	1353,56	3,54	12,86	1360,28
33	2019/I	1200,9	1371,57	4,98	-184,17	1152,66
34	2019/II	1373,2	1372,80	4,61	3,90	1385,69
35	2019/III	1438,3	1379,28	4,80	57,28	1432,07

36	2019/IV	1419,3	1390,78	5,47	22,25	1396,93
37	2020/I	1280,7	1416,84	7,53	-155,35	1212,08
38	2020/II	1178,8	1349,52	0,04	-100,88	1428,26
39	2020/III	1427,9	1355,88	0,67	66,12	1406,84
40	2020/IV	1364,6	1352,29	0,25	16,29	1378,81
41	2021/I	1249,6	1368,26	1,82	-133,34	1197,19
42	2021/II	1448,2	1423,78	7,19	-25,70	1269,21
43	2021/III	1550,5	1446,99	8,79	88,55	1497,09
44	2021/IV	1454,2	1450,42	8,26	8,78	1472,07

Izvor: izrada autorice

4.3.6. Prognoziranje modelom višestruke regresije s *dummy* varijablama

Procjena parametara u regresijskom modelu provedena je u programskom jeziku R te su rezultati prikazani na slici 11. Zavisna varijabla u modelu je prihod od prodaje iz tablice 5, prva nezavisna varijabla je vrijeme, točnije prirodni brojevi od 1 do 44 kronološki pridruženi kvartalima, a preostale tri nezavisne varijable su *dummy* varijable Q_2 , Q_3 i Q_4 koje poprimaju vrijednost 1 samo kvartalu na koji se odnose.

Slika 11. Višestruka regresija sa sezonskim *dummy* varijablama

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1043.7913    23.7677   43.916 < 2e-16 ***
trend         5.1247      0.6851    7.480 3.49e-09 ***
season2      182.2753    25.1741    7.241 7.56e-09 ***
season3      221.3598    25.7304    8.603 1.00e-10 ***
season4      191.3534    25.7395    7.434 4.04e-09 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 61.64 on 41 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.788,    Adjusted R-squared:  0.7673
F-statistic:  38.1 on 4 and 41 DF,  p-value: 2.651e-13

```

Izvor: izrada autorice

Model s procijenjenim parametrima je:

$$\hat{Y}_i = 1043,79 + 5,13 X_i + 182,28Q_2 + 221,36Q_3 + 191,35Q_4$$

Iz modela proizlazi da se u promatranom razdoblju prihod od prodaje prosječno kvartalno povećavao za 5,1 milijuna kuna. Prihodi u drugom kvartalu bili su u prosjeku za 182,3 milijuna kuna veći nego u prvom kvartalu. U trećem kvartalu prihodi su u prosjeku bili veći za 221,36, a u četvrtom za 191,35 mil. kn. nego u prvom kvartalu. Sve p -vrijednosti su jako male što znači da su sve varijable statistički značajne u modelu i postoji jaka pozitivna veza

između zavisne varijable i nezavisnih varijabli. Prosječno odstupanje stvarnih vrijednosti prihoda od prodaje od regresijskih vrijednosti prihoda od prodaje iznosi 61,6 milijuna kuna odnosno 4,7%. Korigirani koeficijent determinacije (u ispisu *Adjusted R-squared*) iznosi 0,7673, što znači da je modelom protumačeno 76,7% svih odstupanja.

4.3.7. Analiza točnosti razmatranih modela

Za svaki od testiranih modela izračunate su prosječna apsolutna pogreška (MAD), prosječna apsolutna postotna pogreška (MAPE), prosječna kvadratna prognostička pogreška (MSE), korijen prosječne kvadratne prognostičke pogreške (RMSE), koeficijent varijacije (V) i signal tijeka (TRSI). Mjere točnosti modela prognoziranja na godišnjoj razini prikazane su u tablici 12, a za modele prognoziranja na kvartalnoj razini u tablici 13.

Tablica 12 Prognostičke pogreške modela prognoziranja na godišnjoj razini

Mjera	Model				
	Naivni II	Dvostruki pomični prosjeci (k=3)	Dvostruki pomični prosjeci (k=2)	Trend model	Eksponecijalno izgladivanje s trendom
MAD	322,90	215,89	100,52	102,56	106,92
MAPE	6,05%	4,03%	1,91%	1,95%	2,01%
MSE	143292,97	61383,21	13153,38	21091,97	19301,83
RMSE	378,54	247,76	114,69	145,23	138,93
V	7,27%	4,76%	2,20%	2,79%	2,67%
TRSI	0,77	-0,67	-4,09	0,00	1,24

Izvor: izrada autorice

Tablica 13 Prognostičke pogreške modela prognoziranja na kvartalnoj razini

Mjera	Model		
	Naivni II	H-W aditivni	Višestruka regresija
MAD	55,26	43,80	39,81
MAPE	4,10%	3,69%	3,04%
MSE	5877,60	3299,77	3799,61
RMSE	76,67	57,44	61,64
V	5,85%	4,41%	4,70%
TRSI	16,54	1,33	0,00

Izvor: izrada autorice

Od modela prognoziranja na godišnjoj razini najlošiji je naivni model II s prosječnim apsolutnim odstupanjem od 322,9 milijuna kuna i koeficijentom varijacije od 7,27%, dok se model prognoziranja dvostrukim dvočlanim pomičnim prosjecima pokazao kao najtočniji s prosječnim apsolutnim odstupanjem od 100,5 milijuna kuna i koeficijentom varijacije od 2,20%. Međutim, vrlo blizu tih vrijednosti su i prognostičke pogreške modela eksponencijalnog izgladivanja s trendom s koeficijentom varijacije 2,67%, koji ima i bolju vrijednosti pokazatelja signal tijekom unutar granica ± 2 , zbog čega se upravo taj model ocjenjuje kao najbolji za prognoziranje godišnjih prihoda od prodaje.

Za prognoziranje kvartalnih prihoda u razmatranje su se uzeli naivni model II, Holt-Wintersov aditivnim model eksponencijalnog izgladivanja te model višestruke regresije sa sezonskim *dummy* varijablama. Iako su prognostičke pogreške naivnog modela niske, signal tijekom je preko 16, što znači da je model pristran te konstantno precjenjuje stvarnu razinu pojave. Na temelju *RMSE*, ocjenjuje se da je najbolji model za prognoziranje kvartalnih prihoda od prodaje Holt-Wintersov aditivni model. Prognoziranjem tim modelom prosječno odstupanje stvarnih od prognostičkih vrijednosti iznosi 57,44 milijuna kuna ili 4,41%. Signal tijekom je u granicama ± 2 što znači da je prognoza u stanju kontrole.

4.4. Prognoziranje poslovnih prihoda za pet godina

Nakon što su testirani i ocjenjeni modeli u nastavku su dane prognoze godišnjih i kvartalnih prihoda za idućih 5 godina. Godišnji prihodi prognozirani su modelom eksponencijalnog izgladivanja s trendom, s konstantama izgladivanja $\alpha = \beta = 0,1$. Prognostičke vrijednosti dobivene su zbrajanjem zadnje procjene srednje razine pojave (L_{11}) i zadnje procjene učinka trenda iz tablice 10, pomnoženog s prognostičkim horizontom τ . Rezultati su prikazani u tablici 14.

Tablica 14 Prognoziranje godišnjih prihoda od prodaje za 5 godina

τ	Godina	Prognozirani prihodi od prodaje u mil. kn
1	2022.	5616,07
2	2023.	5683,96
3	2024.	5751,85
4	2025.	5819,74
5	2026.	5887,63

Izvor: izrada autorice

Sličnim principom dobivene su i prognoze kvartalnih prihoda po Holt-Wintersovom aditivnom modelu, samo što se u zbroj dodaje i procijenjeni učinak sezone. Prognozirani kvartalni prihodi prikazani su u tablici 15.

Tablica 15 Prognoziranje kvartalnih prihoda od prodaje za 5 godina

τ	Kvartal	Prognozirani prihodi od prodaje u mil. kn
1	2022/III	1633,4
2	2022/IV	1568,0
3	2023/I	1467,9
4	2023/II	1620,8
5	2023/III	1691,0
6	2023/IV	1625,6
7	2024/I	1525,6
8	2024/II	1678,4
9	2024/III	1748,6
10	2024/IV	1683,2
11	2025/I	1583,2
12	2025/II	1736,0
13	2025/III	1806,2
14	2025/IV	1740,9
15	2026/I	1640,8
16	2026/II	1793,6
17	2026/III	1863,8
18	2026/IV	1798,5
19	2027/I	1698,4
20	2027/II	1851,2

Izvor: izrada autorice

Dobivene prognoze predstavljaju temelj, tj. bazu daljnjeg procesa planiranja ili vrednovanja. One odražavaju prošlo i sadašnje stanje poduzeća te se oslanjaju na pretpostavku da će se dinamika razvoja pojave koja je postojala do trenutka prognoziranja nastaviti i u budućnosti. Iz tog razloga one se mogu nadograditi ovisno o drugim očekivanjima. Primjerice za očekivanja više inflacije, dodatni rast prihoda uslijed planiranih novih akvizicija, smanjenje prihoda ako se analizom pri vrednovanju poduzeća procjeni da je strategija i menadžment loš i sl.

5. Zaključak

Prognoziranje prihoda od prodaje izuzetno je važno kako za poduzeće tako i za njegove postojeće i potencijalne investitore. Za poduzeće zato što te prognoze u procesu planiranja utječu na alokaciju resursa u poduzeću, a pogreške u planiranju dovode ili do prevelikih troškova i zaliha ili do propuštenih zarada. Za investitore je pak prognoziranje jedan od elemenata vrednovanja poduzeća pri donošenju odluke o investiranju, a pogrešne prognoze za investitore znače loše investicije i gubitke. Prognoziranje prihoda u poduzećima često se provodi tako da se sadašnji prihodi uvećaju za prosječnu ili za ciljanu stopu rasta, a budžet ovisi o pregovaračkoj moći pojedinih menadžera te su planovi u mnogim slučajevima preoptimistični. Upravo u tom segmentu postoji potencijal za primjenu statističkih modela prognoziranja kako bi se generirale točnije i objektivnije prognoze prihoda.

Najvažniji korak u procesu prognoziranja je odabir modela koji ovisi o pojavi koja se prognozira i karakteristikama vremenskog niza, svrsi prognoze, prognostičkom horizontu, ali i o raspoloživom budžetu. Glavni alati u odabiru modela su dekompozicija vremenskog niza i razne varijacije prognostičkih pogrešaka. Dekompozicijom se vremenski niz raščlanjuje na slučajnu komponentu te trend, sezonsku i cikličnu, ako su prisutne u tom vremenskom nizu. Na temelju dekompozicije odabiru se modeli koji u teoriji odgovaraju tim karakteristikama nakon čega se izračunavaju prognostičke pogreške kako bi se utvrdila točnost prognostičkog modela.

Taj je proces proveden pri prognoziranju prihoda od prodaje poduzeća Atlantic Grupa d.d. koje je jedno vodećih poduzeća u hrvatskoj prehrambenoj industriji. Njegove su dionice uvrštene na vodećem tržištu Zagrebačke burze, a po prometu se nalazi u top 10 kompanija, što znači da su te dionice popularne među investitorima unatoč općenito slaboj likvidnosti Zagrebačke burze. Iz navedenog se može zaključiti da ima mnogo dionika koji su zainteresirani kako će izgledati budućnost poduzeća. Analizom prihoda od prodaje od 2009. do 2021. utvrđena je prisutnost rastućeg linearnog trenda, uz nešto veće prihode 2015. godine i pad prihoda 2020. uslijed COVID krize. 2010. godine poduzeće je izvršilo veliku akviziciju zbog čega su prihodi naglo narasli od 2011. na dalje pa su 2009. i 2010. isključene iz analize, jer nisu reprezentativne za sadašnje stanje poduzeća. Analizom kvartalnih prihoda utvrđena je i prisutnost sezonske komponente, jer su prihodi od prodaje svake godine najniži u prvom kvartalu, a najveći u ljetnim mjesecima trećeg kvartala zbog ljetne turističke sezone u Hrvatskoj. Kao potencijalni modeli za prognoziranje u obzir su uzeti naivni model II ,

dvostruki pomični prosjeci, model linearnog trenda, Holtov model linearnog eksponencijalnog izgladivanja, Holt-Wintersov aditivni model i model višestruke linearne regresije sa sezonskim *dummy* varijablama. Analizom točnosti utvrđeno je da je najbolji model za prognoziranje godišnjih prihoda od prodaje Atlantic Grupe d.d. Holtov model linearnog eksponencijalnog izgladivanja, a za prognoziranje na kvartalnoj razini najbolji je Holt-Wintersov aditivni model eksponencijalnog izgladivanja te su generirane petogodišnje prognoze po kojima se očekuje da će prihod od prodaje 2026. godine biti 5887,63 milijuna kuna ako se nastavi mijenjati dinamikom kakva je zabilježena u promatranih prethodnih 11 godina.

Popis literature

- Agrawal, A., Khavkin, M., Slonim, J. (2020). Bringing a real-world edge to forecasting. Preuzeto 1. svibnja 2022. iz <https://www.mckinsey.com/business-functions/strategy-and-corporate-finance/our-insights/bringing-a-real-world-edge-to-forecasting>
- Anderson, D., Sweeney, D., Williams, T. (2014). *Statistics for Business and Economics* (12. izd.). Ohio: Thomson South-Western.
- Armstrong, J. (2001). *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. New York: Springer.
- Atlantic Grupa d.d. (2022). *Godišnje izvješće 2021*. [e-publikacija], preuzeto s: https://www.atlanticgrupa.com/media/files/fileitem/G/Godisnje-izvjesce-za-2021-godinu/Atlantic%20Grupa_Godisnje%20Izvjesce%202021_HR_spread.pdf
- Atlantic Grupa d.d. (2022). *Godišnje izvješće 2015*. [e-publikacija], preuzeto s: https://www.atlanticgrupa.com/media/files/fileitem/Godisnje-izvjesce-2015/GODISNJE%20IZVJESCE_2015_HR.pdf
- Atlantic Grupa d.d. (b. d.) Povijesni razvoj, preuzeto: 15. kolovoza 2022. s: <https://www.atlanticgrupa.com/hr/o-nama/povijesni-razvoj/>
- Bragg, S. M. (2011). *The Controller's Function* (4. izd.). New Jersey: Wiley.
- Brigham, E. F., Ehrhardt, M. C. (2005). *Financial Management: Theory & Practice* (11. izd.). Mason, Ohio: Thomson South-Western.
- Brigham, E. F., Ehrhardt, M. C. (2019). *Financial Management: Theory & Practice* (16. izd.). Boston: Cengage Learning.
- Chambers, J., Mullick, S. K., Smith, D. D. (Srpanj 1971). How to Choose the Right Forecasting Technique. *Harvard Business Review*. Dohvaćeno iz <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>
- Comella-Dorda, S., Kaur, K., Zaidi, A. (2019). Planning in an agile organization. Preuzeto 1. Svibanj 2019 iz <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-digital/our-insights/planning-in-an-agile-organization>

- Čižmešija, M., Sorić, P. (2016). *Statističke metode za poslovno upravljanje u programskom jeziku R*. Zagreb: Element.
- Dadteev, K., Shchukin, B., Nemshaev, S. (2020). Using artificial intelligence technologies to predict cash flow. *Procedia Computer Science*, str. 264-268. doi:10.1016/j.procs.2020.02.163
- Damodaran, A. (2012). *Investment Valuation : Tools and Techniques for Determining The Value of Any Asset* (3. izd.). New Jersey: Wiley.
- Doran, G. (1981). There's a S.M.A.R.T. Way to Write Management's Goals and Objectives. *Management Review*(70 (11)), str. 35-36.
- Fernandez, P., Bilan, A. (2013). 119 Common Errors in Company Valuations. *IESE Business School Working Paper*(714). doi:https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1025424
- Fučkan, Đ., Sabol, A. (2013). *Planiranje poslovnih dometa*. Zagreb: HUM naklada.
- González-Rivera, G. (2012). *Forecasting for Economics and Business* . New York: Taylor and Francis.
- Hanke, J., Wichern, D. (2008). *Business Forecasting*. Edinburgh: Pearson.
- Koller, T., Goedhard, M., Wessels, D. (2020). *Valuation : measuring and managing the value of companies – McKinsey & Company* (7. izd.). New Jersey: Wiley.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., Assimakopoulos, V. P. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13(3). doi:https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889
- Makridakis, S., Wheelwright, S., Hyndman, R. (1998). *Forecasting: Methods and Applications* (3. izd.). New York: Wiley.
- McLaughlin, R. (1983). Forecasting models - sophisticated or naive. *Journal of Forecasting*, 2(3), str. 274-276.
- Miloš Sprčić, D., Sulje, O. O. (2012). *Procjena vrijednosti poduzeća - vodič za primjenu u poslovnoj praksi*. Zagreb: Ekonomski fakultet - Zagreb.
- Orsag, S. (1997). *Vrednovanje poduzeća*. Zagreb: Infoinvest.
- Orsag, S. (2003). *Vrijednosni papiri*. Sarajevo: Revicon.

- Osmanagić Bedenik, N. (2007). *Kontroling: Abeceda poslovnog uspjeha* (III. dopunjeno izd.). Zagreb: Školska knjiga.
- Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., et.al. (2022). Forecasting: Theory and Practice. *International Journal of Forecasting*, 38(3), str. 705-871. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.001>
- Potgieter, P. H. (2020). Machine learning and Forecasting: A Review. U J. Alleman, P. Rappoport, & M. Hamoudia, *Applied Economics in Digital Era* (str. 193-207). Palgrave Macmillan Cham. doi:<https://doi.org/10.1007/978-3-030-40601-1>
- Proklin, P., Proklin, M. (2007). Planiranje i kontrola novčanih potreba poduzetnika. *Ekonomski vjesnik*(XX (1-2)), str. 107-115. Dohvaćeno iz <https://hrcak.srce.hr/199692>
- Render, B., Ralph, M. S., Michael, E. H., [Et.al]. (2018). *Quantitative Analysis for Management* (13. izd.). Harlow: Pearson.
- Varga, M. (2017). *Informacijski sustavi u poslovanju*. (I. Strugar, Ur.) Zagreb: Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet Zagreb.
- Zagrebačka burza (2022), *Periodična izvješća trgovanja na dan: 15.08.2022*. [podatkovni dokument], preuzeto s: <https://zse.hr/hr/periodicna-izvjesca-trgovanja/24>

Popis slika

Slika 1. Razvoj scenarija	9
Slika 2. Primjer projiciranja izvještaja o dobiti metodom postotka od prodaje	11
Slika 3. Primjer projiciranja bilance metodom postotka od prodaje	12
Slika 4. Grafički prikaz procesa utvrđivanja vrijednost metodom diskontiranih novčanih tokova	18
Slika 5. Prikaz komponenti vremenskog niza na grafikonu	22
Slika 6. Primjer autokorelacijske funkcije prognostičkih pogrešaka	26
Slika 7. Organizacijska struktura operativnog poslovanja	38
Slika 8. Ispis dekompozicije vremenskog niza iz programa R.....	42
Slika 9. Grafički prikaz dekompozicije vremenskog niza iz programa R.....	43
Slika 10. Regresijska analiza	46
Slika 11. Višestruka regresija sa sezonskim dummy varijablama.....	49

Popis tablica

Tablica 1 Koncept S.M.A.R.T. ciljeva	6
Tablica 2 Osnovni koncepti vrijednosti.....	15
Tablica 3 Povijest akvizicija od strane Atlantic Grupe d. d.	37
Tablica 4 Prihodi od prodaje u razdoblju 2009. do 2021. godine	39
Tablica 5 Prihodi od prodaje po kvartalima od I/2011. do II/2022. godine	41
Tablica 6 Prognoziranje naivnim modelom II na godišnjim podacima	44
Tablica 7 Prognoziranje naivnim modelom II na kvartalnim podacima	44
Tablica 8 Prognoziranje dvostrukim tročlanim pomičnim prosjecima	45
Tablica 9 Prognoziranje dvostrukim dvočlanim pomičnim prosjecima.....	45
Tablica 10 Prognoziranje Holtovim modelom linearnog eksponencijalnog izgladivanja...	47
Tablica 11 Prognoziranje Holt-Wintersovim aditivnim modelom.....	48
Tablica 12 Prognostičke pogreške modela prognoziranja na godišnjoj razini	50
Tablica 13 Prognostičke pogreške modela prognoziranja na kvartalnoj razini.....	50
Tablica 14 Prognoziranje godišnjih prihoda od prodaje za 5 godina	51
Tablica 15 Prognoziranje kvartalnih prihoda od prodaje za 5 godina.....	52

Popis grafikona

Grafikon 1. Vlasnička struktura Atlantic Grupe	39
Grafikon 2. Prihodi od prodaje od 2009. do 2021. godine	40
Grafikon 3. Prihodi od prodaje od 2011. do 2021. godine	40
Grafikon 4. Prihodi od prodaje po kvartalima od I/2011. do II/2022. godine	42

Životopis studenta

Autorica rada, Anika Kožica rođena je 05. lipnja 1997. Nakon osnovnoškolskog obrazovanja, 2016. godine završila je srednju školu u Željezničko tehničkoj školi Moravice, smjer ekonomist te iste godine upisala integrirani preddiplomski i diplomski sveučilišni studij Poslovna ekonomija na Ekonomskom fakultetu u Zagrebu, smjer Analiza i poslovno planiranja. Uz studij paralelno se bavi biatlonom te je članica „A“ Hrvatske biatlonske reprezentacije s kojom nastupa na međunarodnim natjecanjima, među ostalim na 3 Svjetska biatlonska prvenstva te je aktualna prvakinja Balkana u biatlonu. U međuvremenu obavlja manje administrativne poslove u obiteljskom poduzeću. Od 2021. obnaša dužnost potpredsjednice Općinskog vijeća u Općini Brod Moravice. U lipnju je završila jednomjesečnu praksu na poziciji „Intern Trader“ u poduzeću Positive Equity. Izvrsno govori Engleski jezik te poznaje osnove Njemačkog jezika.