

Prognoziranje turističke potražnje

Roso, Ana

Master's thesis / Diplomski rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Rijeka, Faculty of Tourism and Hospitality Management / Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:191:887973>

Rights / Prava: [Attribution 4.0 International](#)/[Imenovanje 4.0 međunarodna](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-02-07**



Repository / Repozitorij:

[Repository of Faculty of Tourism and Hospitality Management - Repository of students works of the Faculty of Tourism and Hospitality Management](#)



SVEUČILIŠTE U RIJECI
Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu
Diplomski sveučilišni studij

ANA ROSO

**Prognoziranje turističke potražnje: ocjenjivanje prognostičke
učinkovitosti ekonometrijskih modela**

**Forecasting tourism demand: evaluating the prognostic
effectiveness of econometric models**

Diplomski rad

Opatija, 2023.

SVEUČILIŠTE U RIJECI
Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu
Diplomski sveučilišni studij
Marketing u turizmu

**Prognoziranje turističke potražnje: ocjenjivanje prognostičke
učinkovitosti ekonometrijskih modela**

**Forecasting tourism demand: evaluating the prognostic
effectiveness of econometric models**

Diplomski rad

Kolegij:	Ekonometrija	Student:	Ana Roso
Mentor:	Prof. dr. sc. Tea Baldigara	Matični broj:	3830/22
Komentor:	doc. dr. sc. Jelena Mušanović		

Opatija, lipanj 2023.



IZJAVA O AUTORSTVU RADA I O JAVNOJ OBJAVI OBRANJENOG DIPLOMSKOG RADA

Ana Roso

(ime i prezime studenta)

3830/22

(matični broj studenta)

Prognoziranje turističke potražnje: ocjenjivanje prognostičke učinkovitosti ekonometrijskih modela

(naslov rada)

Izjavljujem da sam ovaj rad samostalno izradila/o, te da su svi dijelovi rada, nalazi ili ideje koje su u radu citirane ili se temelje na drugim izvorima, bilo da su u pitanju knjige, znanstveni ili stručni članci, Internet stranice, zakoni i sl. u radu jasno označeni kao takvi, te navedeni u popisu literature.

Izjavljujem da kao student–autor diplomskog rada, dozvoljavam Fakultetu za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu Sveučilišta u Rijeci da ga trajno javno objavi i besplatno učini dostupnim javnosti u cjelovitom tekstu u mrežnom digitalnom repozitoriju Fakulteta za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu Sveučilišta u Rijeci.

U svrhu podržavanja otvorenog pristupa diplomskim radovima trajno objavljenim u javno dostupnom digitalnom repozitoriju Fakulteta za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu Sveučilišta u Rijeci, ovom izjavom dajem neisključivo imovinsko pravo iskorištavanja bez sadržajnog, vremenskog i prostornog mog diplomskog rada kao autorskog djela pod uvjetima *Creative Commons* licencije CC BY Imenovanje, prema opisu dostupnom na <http://creativecommons.org/licenses/>.

U Opatiji, _____ 2023.

Potpis studenta

Sažetak

Cilj istraživanja diplomskog rada je dizajnirati model koji efikasno modelira i prognozira broj turista u Općini Orebić 2021. Prognoziranjem broja dolazaka u Općinu Orebić, destinacijski menadžment može učinkovito odgovoriti na razvoj turističkog tržišta, poboljšati svoju turističku ponudu i na kraju postići svoje strateške ciljeve. U radu su analizirani i modelirani mjesečni podaci o broju dolazaka turista u Općinu Orebić od 2010. do 2020. godine. Nakon modeliranja izvršeno je prognoziranje mjesečnoga broja dolazaka za 2021. godinu. Modeliranje i prognoziranje temeljeni su na modelima analize vremenskih serija i to na sezonskom naivnom modelu, modelu jednostavnih pomičnih prosjeka, Holt-Wintersovom modelu trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja i sezonskom multiplikativnom modelu eksponencijalnoga trenda. S ciljem evaluacije prognostičke efikasnosti korištenih modela korišteni su srednje apsolutno odstupanje i prosječna postotna apsolutna pogreška. Rezultati su pokazali kako je sezonski naivni model najučinkovitiji te, visoko pouzdan. Holt-Wintersov model trostrukog eksponencijalnog izgladivanja i sezonski multiplikativni modela eksponencijalnoga trenda su zadovoljavajući, dok je model jednostavnih pomičnih prosjeka ocjenjen kao najmanje učinkovit model.

Ključne riječi: turistička potražnja; modeliranje; prognoziranje; Općina Orebić; sezonski naivni model; Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnoga izgladivanja; model pomoćnih prosjeka; model eksponencijalnoga trenda; mjere prognostičke efikasnosti

Sadržaj

UVOD	4
1. POJAM I OBILJEŽJA PROGNOZIRANJA TURISTIČKE POTRAŽNJE	5
1.1. POJAM PROGNOZIRANJA	5
1.1.1. <i>Kvantitativne metode prognoziranja</i>	6
1.1.2. <i>Razlika između metoda prognoziranja i modela prognoziranja</i>	7
1.2. VAŽNOST I KORISTI PROGNOZIRANJA TURISTIČKE POTRAŽNJE	8
1.3. SPECIFIČNOSTI PROGNOZIRANJA U TURIZMU	10
2. OSNOVNI POJMOVI VREMENSKIH SERIJA	16
2.1. DEFINICIJA VREMENSKIH SERIJA	16
2.2. VRSTE VREMENSKIH SERIJA	18
2.3. OBRASCI U VREMENSKIM SERIJAMA I DEKOMPOZICIJA.....	20
3. KVANTITATIVNE METODE PROGNOZIRANJA	24
3.1. NAIVNI MODELI	25
3.2. MODEL POMIČNIH PROSJEKA	27
3.3. MODEL EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA	29
3.4. SEZONSKI MULTIPLIKATIVNI MODEL EKSPONENCIJALNOGA TRENDU.....	34
3.5. PROGNOZIRANJE I PROGNOСТИČKE POGREŠKE	35
4. MODELIRANJE I PROGNOZIRANJE BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ	40
4.1. STATISTIČKO DESKRIPTIVNA ANALIZA VREMENSKE SERIJE BROJA DOLAZAKA	40
4.2. MODELIRANJE I PROGNOZIRANJE BROJA DOLAZAKA TURISTA	45
4.3. KOMPARATIVNA ANALIZA EFIKASNOSTI KORIŠTENIH MODELA PROGNOZIRANJA.....	53
ZAKLJUČAK	57
BIBLIOGRAFIJA	59
POPIS ILUSTRACIJA	61

Uvod

Relevantni i pouzdani podaci temelj su učinkovitoga poslovnog odlučivanja. Prikupljanje i interpretacija različitih statističkih podataka čini temelj za pružanje pravodobnih i kvalitetnih informacija. Takve se informacije koriste za provjeru prošlih poslovnih odluka i događaja kako bi se ocijenili dobiveni rezultati i, ako je potrebno, provele korektivne mjere. Kao jedan od najdinamičnijih sektora hrvatskog gospodarstva, turizam je posebno izazovno polje za ekonometrijske analize. Modeliranje i prognoziranje može se odnositi i na turističku potražnju i na turističku ponudu, uključujući strukturu smještajnih kapaciteta, turističku potrošnju i demografiju zaposlenosti u turističkoj industriji. U ovom će se diplomskom radu analizirati broj dolazaka turista.

Predmet istraživanja ovog rada usmjeren je na modeliranje mjesečnih turističkih dolazaka u Općinu Orebić u razdoblju od 2010. do 2020. godine. Nakon analize podataka za provedbu empirijskog istraživanja korištena su četiri odabrana modela: sezonski naivni model, model jednostavnih pomičnih prosjeka, Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja i sezonski multiplikativni model eksponencijalnoga trenda.

Cilj istraživanja jest dizajnirati adekvatan model broja turista u Općini Orebić 2021. godine. Podaci prikupljeni ovim istraživanjem mogu se koristiti za donošenje poslovnih odluka. Prognoziranje turističke potražnje kritična je komponenta upravljanja destinacijom koja pomaže u poboljšanju kvalitete ponuđenih usluga i atrakcija.

Diplomski rad se uz uvod i zaključak sastoji od četiri cjeline. U prvom poglavlju definira se prognoziranje i njegove posebnosti, opisuje proces prognoziranja te objašnjava važnost prognoziranja u turističkoj djelatnosti. U drugom poglavlju prikazuju se temeljni teorijski koncepti vremenskih serija. Definiraju se i klasificiraju vremenske serije i objašnjavaju različite komponente vremenskih serija. Treće poglavlje razmatra kvantitativne modele prognoziranja kao što su naivni modeli, modele pomičnog prosjeka i modele eksponencijalnog izgladivanja te pogreške prognoziranja. Četvrto poglavlje predstavlja empirijski dio diplomskog rada, te započinje deskriptivnom analizom prikupljenih podataka o broju dolazaka turista u Općini Orebić. Zatim je prikazano modeliranje i prognoziranje broja dolazaka turista u Općinu Orebić, te su izračunate mjere prognostičke efikasnosti kako bi se evaluirala učinkovitost modela. U radu su se koristile metode statističke analize, sinteze i modeliranja.

1. Pojam i obilježja prognoziranja turističke potražnje

Prognoziranje je važna djelatnost koja omogućuje sustavni napredak i unapređenje poslovanja, kako u pojedinim poduzećima tako i u pojedinim gospodarskim djelatnostima. Zbog volatilnosti tržišta i nepredvidivosti promjena potražnje potrošača, prognoziranje je složen zadatak. Svrha analize ekonomskih pojava i procesa i izgradnje ekonomskih modela je razumijevanje njihove srži i utvrđivanje legitimnosti njihovih kretanja i ponašanja. Isto vrijedi i za turističku industriju, gdje predviđanje vremena dolaska i noćenja na određenim destinacijama pomaže menadžmentu destinacije da se prilagodi tržišnim promjenama i u konačnici postigne svoje strateške ciljeve. Cilj prognoziranja je predvidjeti budućnost što je točnije moguće uz smanjenje pogreške prognoze i pružanje što pouzdanijih informacija. Tijekom prognoziranja koriste se različite prognostičke tehnike za izgradnju odgovarajućih prognostičkih modela.

1.1. Pojam prognoziranja

Etimološki, prognoziranje dolazi od grčkih riječi $\pi\rho\omicron$ (pro), što znači prije, ranije, i $\gamma\nu\omega\sigma\iota\varsigma$ (gnōsis), znanje. Prema Anićevom¹ rječniku, prognoza je utvrđivanje, predviđanje, naslućivanje, izvođenje zaključaka unaprijed o ishodu situacije koja se dogodila ili se očekuje, kao što je tijek i ishod bolesti, dok je u Cambridgeovom statističkom rječniku² definirana kao specifična prognoza u kojoj istraživač daje pouzdanu prognozu buduće vrijednosti procesa.

Prognoziranje je u osnovi proces organiziranja informacija o prošlosti neke pojave kako bi se predvidjela budućnost. Pojava je 'činjenica ili događaj koji se pojavljuje ili se percipira jednim od osjetila ili umom'. Informacije o prošlosti neke pojave mogu se organizirati na mnogo načina. Jedan pristup je korištenje matematičkih pravila za obradu objektivnih kvantitativnih podataka. Drugi je analizirati mišljenja stručnjaka o pojavi, prošlosti i budućnosti. U svom najosnovnijem obliku, prognoziranje uzima povijesne činjenice i znanstveno znanje kako bi stvorilo sliku onoga što bi se moglo dogoditi u budućnosti.

¹ Anić, Vladimir. Rječnik stranih riječi. Zagreb: Goldstein, 2000., str. 1166.

² Everitt, B.S., i Andres Skrondal. The Cambridge dictionary of statistics. Cambridge: Cambridge University Press, 2010., str. 171.

Postoje različiti kriteriji koji se koriste za klasifikaciju prognostičkih postupaka. Jedan od njih je vremensko razdoblje na koje se odnosi prognoza. Na temelju toga prognoze se kategoriziraju u:³

- Kratkoročne prognoze koje se odnose na ograničeni broj razdoblja, kao što su dani, tjedni ili mjesec, obično unutar vremenskog okvira od jedne godine. To uključuje različite aspekte kao što su nabava materijala potrebnih za proizvodnju, raspoređivanje poslova, upravljanje osobljem, spajanje poslova i planiranje razina proizvodnje.
- Srednjoročne prognoze odnose se na veći broj razdoblja, a obuhvaćaju do pet godina. Ove se prognoze koriste za izradu planova prodaje, financijskih projekcija, marketinških strategija, operativne analize i planiranja proračuna.
- Dugoročnim prognoze koje obično označavaju vremensko razdoblje više od pet godina, i uključuje planove kao što su razvoj novih proizvoda, kapitalna ulaganja, ulaganja u istraživanje i razvoj, otvaranje novih lokacija, ili proširenje postojećih.

Prognoziranje turističke potražnje odnosi se na predviđanje ponašanja potrošača na turističkom tržištu, točnije potražnje za određenim proizvodima ili uslugama. Ovi proizvodi ili usluge mogu uključivati smještaj unutar lanca hotela, objedovanje u restoranu, posjet nacionalnim parkovima, obilazak lokalnih atrakcija ili bilo koju drugu ponudu na turističkom tržištu. Korištenjem tehnika prognoziranja, rizik povezan s turističkim marketingom i odlukama upravljanja može se svesti na minimum. Zbog toga se prognoziranje turističke potražnje može smatrati sinonimom za "prognoziranje turističkog tržišta".⁴

Cilj prognoziranja je precizno predvidjeti buduće događaje te, istovremeno smanjiti pogreške u prognoziranju i pružiti pouzdane informacije. Kako bi se postigao ovaj cilj, koriste se različite metode prognoziranja, od kojih svaka doprinosi razvoju zasebnog modela.

1.1.1. Kvantitativne metode prognoziranja

Istraživači se često suočavaju s dilemom kada je u pitanju odabir najbolje metode prognoziranja zbog mnoštva dostupnih opcija. Mogu se pojaviti pitanja o tome je li odabrana metoda prikladna ili nije. Međutim, raznolikost dostupnih metoda omogućuje usporedivost rezultata i nudi fleksibilnost za prilagodbu istraživanja na temelju zahtjeva istraživača ili korisnika

³ Dumičić, K., Buhovec, V. i drugi: Poslovna statistika, Element, Sveučilište u Zagrebu, 2011., str. 398.

⁴ Fretchling, Douglas C.: Forecasting tourism demand – methods and strategies, Oxford 2001., str. 9.

prognoza. Kvalitativne metode prognoziranja, za razliku od kvantitativnih, temelje se na stručnim procjenama podataka iz prošlosti. Ove metode su također poznate kao "metode prosuđivanja". Ključna razlika između ove dvije vrste metoda je u tome što kvalitativne metode ne zahtijevaju nužno da povijesni podaci budu dostupni za pojavu koja se istražuje.

Kvantitativne metode organiziraju prošle informacije o pojavi prema matematičkim pravilima. U ovim su metodama potrebna objektivna numerička mjerenja dosljedna tijekom nekog povijesnog razdoblja. Temelje se na statističkim metodama koje predstavljaju pojavu jednadžbom ili skupom jednadžbi, a prikladne su za pojave za koje postoji baza podataka i za koje se može pretpostaviti konstantnost, odnosno pretpostavka da će se prošlost nastaviti u budućnosti. Primjena kvantitativnih metoda ovisi o tri temeljne činjenice, a to su:

- Dostupno je dovoljno podataka o prošlosti.
- Informacije se mogu kvantificirati u numeričkom obliku.
- Može se pretpostaviti da će se određeni obrasci ponašanja iz prošlosti pojaviti u budućnosti.

Postoje dvije glavne potkategorije kvantitativnih metoda: ekstrapolativne i kauzalne. Ekstrapolativne metode, koje se nazivaju i 'metode vremenskih serija', pretpostavljaju da je prošli tijek varijable ključan za prognoziranje njezine budućnosti. Uzorci u podacima iz prošlosti koriste se za projekciju ili ekstrapolaciju budućih vrijednosti. Uzročne veze se zanemaruju. Druga potkategorija kvantitativnih metoda prognoziranja su kauzalne metode. Kauzalne metode matematički simuliraju uzročno-posljedične veze. Središnji cilj je utvrđivanje uzročnih varijabli (bolje nazvanih 'objašnjavajuće varijable') koje utječu na varijablu prognoziranja i odgovarajući matematički izraz ovog odnosa.

1.1.2. Razlika između metoda prognoziranja i modela prognoziranja

Ključ razumijevanja različitim pristupima prognoziranju svakako leži u spoznaji razlika između metoda prognoziranja i modela prognoziranja.

Metoda prognoziranja je sustavan način organiziranja informacija iz prošlosti kako bi se zaključio o pojavi događaja u budućnosti. „Sustavno” znači praćenje jasnog niza postupaka u propisanom postupku.

Model prognoziranja izraz metode prognoziranja. Točnije, to je pojednostavljeni prikaz stvarnosti, koji se sastoji od skupa odnosa, povijesnih informacija o tim odnosima i postupaka za projiciranje tih odnosa u budućnost.

U kvantitativnim primjenama, model prognoziranja može biti jedna jednadžba ili skupina povezanih jednadžbi. U primjeni kvantitativnih metoda prognoziranja uobičajena je praksa testirati nekoliko modela koji uključuju pretpostavke dane metode kako bi se pronašao najpouzdaniji model.

1.2. Važnost i koristi prognoziranja turističke potražnje

Ključna strategija za minimiziranje rizika od donošenja odluka koje neće ispuniti planirane ciljeve je postizanje veće jasnoće o potencijalnim nadolazećim događajima ili okolnostima. Jedan od najvažnijih događaja je potražnja za turističkim proizvodom, bilo da se radi o robi, usluzi ili skupu usluga poput odmora ili onoga što odredište nudi. Sve su industrije zainteresirane za takvo smanjenje rizika. Međutim, ova potreba može biti izraženija u turističkoj industriji nego u drugim industrijama iz sljedećih razloga:⁵

- a) Turistički proizvod se ne može skladištiti. Nakon što zrakoplov poleti ili tematski park zatvori svoja vrata, mogućnost prihoda od nepopunjenih mjesta i neprodanih ulaznica nestaje. Navedena karakteristika daje prednost modeliranju potražnje u kratkom roku i njenom prognoziranju u dugom roku, kako bi se izbjegli neprodani proizvodi i usluge s jedne strane i neispunjena potražnja s druge strane.
- b) Ljudi su neodvojivi od proizvodno-potrošačkog procesa. U velikoj mjeri proizvodnja turističkog proizvoda odvija se istovremeno s njegovom potrošnjom. I veliki dio navedenog proizvodno-potrošačkog procesa uključuje ljude koji međusobno djeluju kao dobavljači i potrošači, poput hotelskog osoblja, konobara i konobarica, stjuardesa i zabavljača. Zato je važno imati dovoljno odgovarajućeg osoblja dostupnog kada i gdje ga posjetitelji trebaju.
- c) Zadovoljstvo korisnika ovisi o komplementarnim uslugama. Dok hotelijer izravno kontrolira samo ono što se događa gostima u njegovom hotelu, iskustvo posjetitelja ovisi o zadovoljstvu nizom dobara i usluga koje čine posjet. Buduća potražnja hotela stoga ovisi o količini zračnih letova i drugim prometnim pristupima njegovom području, kvaliteti usluga zračne luke, ljubaznosti taksista, kvaliteti i cijeni zabave i dostupnosti rekreacijskih mogućnosti, itd. Prognoziranje može pomoći osigurati da ove

⁵ Ibid., str. 5.

komplementarne usluge budu dostupne kada i gdje ih budući posjetitelji trebaju, što će se vratiti u korist hotela ili drugog pojedinačnog turističkog objekta.

- d) Turistička potražnja iznimno je osjetljiva na prirodne katastrofe i katastrofe uzrokovane ljudskim djelovanjem. Mnoga putovanja na odmor i godišnji odmor potaknuta su željom za traženjem utočišta na mjestima daleko od stresa svakodnevnog okruženja. Štoviše, danas postoji bezbroj alternativa za ugodno provođenje slobodnog vremena za stanovnike najrazvijenijih zemalja. Kao rezultat toga, krize poput rata, terorističkih napada, izbijanja bolesti, kriminala i ekstremnih vremenskih uvjeta mogu lako odgovoriti putnike koji putuju u slobodno vrijeme od posjeta odredištu koje pati od jedne od ovih bolesti ili od putovanja uopće. Sposobnost predviđanja takvih događaja i njihovog projiciranog utjecaja na turističku potražnju može pomoći u smanjenju negativnih učinaka katastrofa na prodaju, prihode, zaposlenost i porezne prihode u vezi s turizmom.
- e) Turistička ponuda zahtijeva velika, dugotrajna ulaganja u postrojenja, opremu i infrastrukturu. Od koncepta do otvaranja novog hotela može proći tri do pet godina. Nova zračna luka ili skijalište zahtijevaju desetak godina za sve planiranje, odobrenja i izgradnju. Za proizvodnju novog zrakoplova od početne narudžbe zrakoplovne kompanije do konačne isporuke može biti potrebno pet godina. Buduća potražnja mora se točno predvidjeti ako dobavljači žele izbjeći financijske troškove viška kapaciteta ili oportunitetne troškove neispunjene potražnje.

Prognoziranje turističke potražnje omogućava svim dionicima uključenima u turistički sektor smanjenje rizika tijekom donošenja poslovnih odluka koje se tiču budućnosti. Na primjer, trgovci na turističkom tržištu koriste prognoziranja potražnje za:⁶

- postavljanje marketinških ciljeva, bilo strateških ili godišnjeg marketinškog plana
- istraživanje potencijalnih tržišta u pogledu uvjeravanja kupaca da kupe njihov proizvod i predviđanja obujma tih kupnji
- simuliranje utjecaj budućih događaja na potražnju, uključujući alternativne marketinške programe kao i nekontrolirane radnje konkurenata.

Menadžeri koriste prognoziranja turističke potražnje za:

- određivanje operativnih zahtjeva, kao što su kadroviranje, zalihe i kapacitet

⁶ Ibid., str. 10.

- proučavanje izvedivosti projekta, kao što je financijska isplativost izgradnje novog hotela, proširenja restorana, izgradnje novog tematskog parka ili ponude zrakoplovnih usluga na novom odredištu.

U javnim agencijama prognoze turističke potražnje koriste se za:

- predviđanje ekonomskih, društvenih/kulturnih i ekoloških posljedica posjetitelja
- procjenu potencijalnog utjecaja regulatornih politika, poput regulacije cijena i kontrole kvalitete okoliša
- osiguravanje odgovarajućeg kapaciteta i infrastruktura, uključujući zračne luke i zračne putove, mostove i autoceste te komunalna poduzeća za obradu energije i vode.

Zaključno, dobre prognoze turističke potražnje mogu smanjiti rizike odluka i troškove privlačenja i usluživanja turista.

1.3. Specifičnosti prognoziranja u turizmu

Istraživači i prognostičari suočeni su s posebnim izazovima kada pokušavaju predvidjeti turističku potražnju zbog njene višestruke prirode. Za razliku od drugih pojava, turistička potražnja zahtijeva veću razinu složenosti u prognoziranju. Istraživači su pokazali da složenost turističke potražnje prvenstveno proizlazi iz obilja dostupnih podataka i mnoštva varijabli koje se moraju uzeti u obzir. U nastavku će se pružiti kratak pregled karakteristika koje doprinose složenosti prognoziranja turističke potražnje.

Uloga vremenskoga horizonta u prognoziranju turističke potražnje

Prilikom odabira metode prognoziranja, mogućnosti istraživača često su ograničene vremenskim horizontom ili koliko daleko unatrag ili unaprijed mogu prognozirati.⁷ Univarijatne metode, kao što je analiza vremenskih serija, preferiraju se za kratkoročno prognoziranje zbog svojih teorijskih pretpostavki. Nasuprot tome, kauzalni modeli prikladniji su za dugoročnija prognoziranja. To je zato što će uzročni učinci vjerojatno imati veći utjecaj na pojavu koja se predviđa tijekom duljeg vremenskog razdoblja. Međutim, učinkovitost kauzalnih modela može se smanjiti tijekom vremena, što postavlja pitanja o valjanosti modela. U takvim slučajevima preporučljivo je koristiti više metoda prognoziranja istovremeno i

⁷ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 101.

usporediti rezultate. Osim toga, dostupnost podataka također je ključni čimbenik koji treba uzeti u obzir u prognoziranju.

Dostupnost podataka o turističkoj potražnji

Pouzdanost prognoze je veća kada uključuje veću količinu podataka.⁸ Međutim, istraživači se često susreću s problemom nedostupnosti podataka, što proces prognoziranja može učiniti nepraktičnim. Dostupnost podataka često utječe na izbor metode prognoziranja, a čak i najbolja metoda može dati pristrane rezultate ako se koristi s nedovoljnim brojem promatranja. Kada se suoče s nedostatkom ili nedostupnošću podataka, mnogi se istraživači okreću kvalitativnim metodama prognoziranja. Izbor metode prognoziranja dostupnih podataka usko je povezan s dostupnošću podataka. Čak i ako se istraživač odluči za najsofisticiraniju i najskuplju metodu prognoziranja, možda je neće moći koristiti zbog nedostupnosti alata za prognoziranje. Stoga je, osim dostupnosti podataka, i dostupnost programske podrške za prognoziranje ključni čimbenik koji treba uzeti u obzir prilikom prognoziranja u turističkoj industriji. Kada govorimo o dostupnosti podataka, posebice u kontekstu specifičnosti dobivene prognoze, važno je spomenuti vrstu podataka, koja također utječe na izbor metode prognoze. Postoje dvije osnovne vrste podataka: kvantitativni i kvalitativni podaci. Kvantitativni podaci mjere se pomoću numeričkih ljestvica i izražavaju količinu pojave. S druge strane, kvalitativni podaci opisuju karakteristike ili kvalitete koje se mogu koristiti za kategorizaciju osobe ili predmeta.

Osim vrste podataka, istraživači također moraju uzeti u obzir kvalitetu podataka prilikom prognoziranja. U današnje vrijeme informacije su relativno dostupne, do nekih je podataka lakše doći od drugih. U usporedbi s dostupnošću podataka u prošlim stoljećima, današnje generacije imaju veći pristup različitim podacima. Među istraživačima postoje različite perspektive glede obilja dostupnih podataka. Neki tvrde da je teško locirati odgovarajuće podatke među ogromnom količinom informacija, dok drugi tvrde da dostupnim podacima nedostaje razina izvrsnosti potrebna za specifično istraživanje. Pojam "kvaliteta" je složena i sporna definicija i mora se prilagoditi na temelju posebnosti situacije. Mnoge institucije koje se bave analizom podataka u obrazovanju i profesijama pokušavaju identificirati skup ključnih značajki koje definiraju podatke "visoke kvalitete". Službena organizacija odgovorna za statističke podatke unutar Europske unije, Eurostat⁹, na sastanku radne skupine utvrdila je

⁸ Ibid., str. 102.

⁹ Eurostat je službena organizacija koja djeluje unutar Europske unije sa sjedištem u Luksemburgu. Njegov primarni cilj je obrada i diseminacija statističkih podataka koji su usporedivi na europskoj razini. Konsolidira podatke koje su prikupile njegove zemlje članice, što omogućuje usporedbu podataka između zemalja.

dokument koji propisuje kvalitetu podataka u statistici. Dokument navodi šest kriterija prema kojima se definira kvaliteta podataka:¹⁰

- relevantnost
- pouzdanost
- pravodobnost i točnost
- jasnoća i dostupnost
- usporedivost te
- povezanost.

Utvrđeno je da iako financijski trošak prikupljanja podataka nije pokazatelj točnosti podataka, on značajno utječe na prikupljanje i obradu podataka, čineći ga bitnim aspektom kvalitete podataka. Relevantnost podataka, s druge strane, označava stupanj do kojeg su podaci usklađeni sa zahtjevima korisnika. Tijekom procesa prikupljanja podataka ključno je osigurati da su prikupljeni podaci ono što je traženo, te da su upotrebljivi u potrebnoj mjeri. U statističkom smislu, pouzdanost je mjera preciznosti manipulacije podacima, mjerenje blizine između stvarne vrijednosti i procjene. Vrijeme podataka odnosi se na vremenski odmak između ciljanog vremena objave i službenog objavljivanja podataka, te je usko povezano s njihovom pravodobnošću. Kvaliteta podataka često je ugrožena zbog vremenskog jaza između dostupnosti podataka i pojave događaja koji podaci opisuju. Fizička dostupnost podataka i njihov oblik vitalne su komponente ovog pitanja. Jasnoća je još jedan ključni aspekt, koji uključuje predstavljanje podataka u odgovarajućem formatu, popraćeno dodatnim pojašnjenjima kao što su tekstualna objašnjenja i ilustracije. Svrha usporedivosti je procijeniti utjecaj varijacija u statističkim konceptima i postupcima mjerenja uspoređujući ih u različitim regijama ili tijekom određenog razdoblja. Usporedivost omogućuje utvrđivanje stupnja do kojeg statističke varijacije proizlaze iz stvarnih razlika. Postoje tri osnovne metode osiguravanja usporedivosti podataka:

- Kada se govori o vremenskoj usporedivosti, misli se na praksu uspoređivanja rezultata koji su dobiveni primjenom istih operacija, ali u različitim vremenskim točkama.
- Geografska usporedivost uključuje ispitivanje i procjenu podataka u različitim zemljama kako bi se utvrdile sličnosti i razlike regija.

¹⁰ Eurostat Working Group, "Methodological Document—Definition of Quality in Statistics," 2.

- Kada se govori o usporedivosti opsega, ne misli se na usporedbu geografskih područja. Umjesto toga, misli se na usporedivost podataka unutar određenih sektora kao što su industrijski sektor ili kućanstva.

Svestranost povezivanja podataka omogućuje korištenje podataka u različitim oblicima i za različite namjene.

Dvostruko gledište troškova prognoziranja turističke potražnje

Troškovi povezani s procesom prognoziranja mogu se podijeliti u dvije skupine: troškovi pripreme podataka i troškovi korištenja relevantnog prediktivnog alata.¹¹ Dok istraživači općenito nemaju problema s prikupljanjem podataka za ispitivanje uzročno-posljedičnih veza, neki događaji zahtijevaju podatke koji nisu javno dostupni. Oni se često prikupljaju provođenjem anketa sa specijaliziranim pitanjima. Cijena toga varira ovisno o više čimbenika kao što su vremenski horizont, veličina uzorka i geografska regija. Prediktivni alati se mogu nabaviti kupnjom softvera koji je prilagođen specifičnoj domeni donošenja odluka ili neovisnim razvojem jedinstvene prognostičke tehnike. Iako je autonomno stvaranje podrške za prognoziranje često skuplje od kupnje unaprijed napravljenih programa, to je često jedina metoda za prognoziranje određenih pojava zbog jedinstvene prirode prognoziranja.

Raznolikost varijabli u prognoziranju turističke potražnje

Kada se turistička potražnja promatra s teorijskog stajališta, istraživači uzimaju u obzir brojne varijable. Definiranje turističke potražnje zahtijeva identificiranje aspekta potražnje koji se proučava, bilo da se radi o stvarnom broju turista koji dolaze, broju noćenja ili turističkoj potrošnji, između ostalih varijabli. Nakon što se utvrdi aspekt potražnje, istraživač mora odrediti koje će se varijable koristiti u svrhu prognoziranja, kao što je ispitivanje utjecaja vremenskih okvira ili drugih različitih čimbenika.

Prognoziranje turizma prvenstveno je određeno četirima specifičnim čimbenicima koji su prethodno opisani. Ovi čimbenici imaju značajan utjecaj na prirodu i karakter procesa prognoziranja. Međutim, postoje dodatne odrednice koje imaju slabiji utjecaj, ali su ipak vrijedne pažnje. Te odrednice uključuju:¹²

- posljedice katastrofe mogu značajno utjecati na potražnju za turizmom
- ponašanje potrošača višestruk je i zamršen fenomen

¹¹ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 109

¹² Fretchling, Douglas C.: Forecasting tourism demand – methods and strategies, Oxford (2001.), str. 13.

- odabrana metoda prognoziranja trebala bi biti laka za primjenu
- istraživač-prognostičar ima presudnu ulogu u procesu prognoziranja.

Turistička industrija vrlo je osjetljiva na katastrofe u okruženju. Gledajući unatrag na nedavnu prošlost, može se vidjeti utjecaj nepredvidivih događaja i njihova sposobnost da promijene tijek gospodarstava. Izbijanje pandemije COVID-19 početkom 2020. označilo je prekretnicu za svjetska gospodarstva. Kako bi se usporilo širenje virusa, provedene su javnozdravstvene mjere kao što su karantena, socijalno distanciranje, ograničenja putovanja i kampanje za promicanje ostanka kod kuće. Ovisno o tome kako su te mjere uvedene i provedene, imale su različite učinke na različite gospodarske sektore. Među sektorima koji su najviše pogođeni ističe se turizam. Iako se ovakvi događaji ne mogu točno predvidjeti, važno je da istraživači i prognostičari uzmu u obzir utjecaj koji mogu imati na turizam.

Složenost turističke potražnje, o kojoj je već bilo riječi u ovom radu, nesumnjivo doprinosi težini prognoziranja u turističkoj industriji. Ova složenost proizlazi iz različitih potreba i motiva potrošača. Putnici imaju različite razloge za putovanje: neki za odmor i opuštanje, neki za posjet prijateljima i obitelji, a drugi za sudjelovanje na sportskim događajima ili u poslovne svrhe, poput sudjelovanja na sastancima ili inspekcijama. Osim toga, neki putnici mogu kombinirati posao i zadovoljstvo tijekom svog putovanja. Svaki od ovih ciljeva putovanja može se promijeniti tijekom samog putovanja. Kada bi se svako putovanje promatralo samo kao putovanje, ne uzimajući u obzir svrhu i cilj putovanja, onda bi prognoze vezane uz takva putovanja mogle biti nepouzdana i neadekvatne. U svjetlu složenosti i raznolikosti turističke potražnje, potražnju za turističkim uslugama treba proučavati i prognozirati iz brojnih kutova, kao što su potražnja za izletima, posjet prijateljima i obitelji, poslovni i drugi aspekti, ovisno o dostupnim metodama. Nažalost, praktičnost takvog pristupa često je neizvediva, uglavnom zbog neadekvatnosti podataka ili prikladnih prognostičkih instrumenata.

Jedan od značajnih čimbenika koji utječu na prognoziranje potražnje u turističkoj industriji je dostupnost i jednostavnost korištenja odgovarajućih tehnika prognoziranja. Čak i u današnje doba u kojem su informacije dostupnije nego ikad prije, još uvijek postoji značajan broj donositelja odluka koji nemaju dovoljno znanja, vještina i kompetencija za dubinsku analizu određenih pojava ili za korištenje računalnih programa. Što više znanja steknu o različitim metodama, to će donositelji poslovnih odluka imati bolje informacije o okolnostima u kojima se nalaze. Značajan doprinos tome nedvojbeno je napredak sve složenijih programa koji služe kao podrška odlučivanju. Također je bitno napomenuti da su neki od ovih programa usavršeni

do te mjere da se mogu implementirati samo u određenim područjima (npr. softverska podrška za analizu društvenih znanosti).

Kada se govori o jednostavnosti metoda prognoziranja, mora se uzeti u obzir i kompetentnost onih koji provode istraživanje. Nedostatak poznavanja prognostičkih alata neizbježno će dovesti do veće margine pogreške, zbog inherentne pogrešivosti ljudske prosudbe. Budući da turistička potražnja nastavlja rasti, nužno je podvrgnuti je dosljednoj analizi i proučavanju. Na istraživačima je da prepoznaju njenu složenost kako bi proizveli pouzdane prognoze s minimalnim pogreškama prognoziranja.

2. Osnovni pojmovi vremenskih serija

Ekstrapolativne metode ili metode prognoziranja vremenskih serija temelje se na korištenju povijesnih podataka za ekstrapolaciju budućih vrijednosti.¹³ Model prognoziranja vremenske serije povezuje vrijednosti vremenske serije s prethodnim vrijednostima te vremenske serije, njezinim pogreškama ili drugim povezanim vremenskim serijama. Prednost metoda vremenskih serija je u tome što su, većinom, relativno jednostavne za primjenu, ne zahtijevaju više od serije podataka i računalnog programa za proračunske tablice.

2.1. Definicija vremenskih serija

Teoretičari i praktičari u ovom području u svojim su studijama pokušali definirati pojam vremenske serije kako bi što više približili i pojednostavili razumijevanje metoda prognoziranja. Posljedično, stvoreno je nekoliko definicija pojma vremenske serije. Prema Newboldu¹⁴ „vremenska serija je niz mjerenja određene veličine koja se razmatra (...) U vremenskoj seriji važan je redoslijed opažanja.“ Vremenske serije se promatraju kao empirijske funkcije koje predstavljaju ovisnost pojava o vremenu. Šošić¹⁵ definira vremensku seriju kao “skup kronološki uređenih vrijednosti varijable koja predočuje neku pojavu ili statistički proces u vremenu”, dok Jovičić i Mitrović¹⁶ tvrde da podaci vremenskih serija “daju informacije o numeričkim vrijednostima promjenjivih veličina iz perioda u period (mjerenim diskretno).”

Analizirajući navedene definicije, može se zaključiti da je vremenska serija niz vrijednosti koje su uređene kronološki, a predstavljaju manifestaciju promatranog procesa ili pojave. Izraz uređenje označava činjenicu da se te vrijednosti bilježe u jednakim vremenskim intervalima. Komponente koje čine niz poznate su kao njegovi članovi i općenito odgovaraju jednakim ili ekvidistantnim vremenskim intervalima. Duljina vremenske serije određena je brojem članova koje posjeduje.

¹³ Ibid., str. 58.

¹⁴ Newbold, Paul, William Carlson L., i Betty Thorne M. Statistika za poslovanje i ekonomiju. Zagreb: MATE, 2010., str. 710.

¹⁵ Šošić, Ivan, Primijenjena statistika, Školska knjiga, Zagreb, 2006, str. 549.

¹⁶ Jovičić, Milena, i Radmila Dragutinović Mitrović. Ekonometrijski metodi i modeli. Beograd: Univerzitet u Beogradu, Ekonomski fakultet, 2011., str. 11.

Stohastički model koji objašnjava proces generiranja podataka vremenske serije za varijablu Y dan je općenito izrazom:¹⁷

$$Y_t = f(t) + u_t \quad (1)$$

gdje je:

$f(t)$ – deterministički dio koji predstavlja sustavni dio modela

u_t – slučajna varijabla koja predstavlja stohastički dio modela i ponaša se prema određenom zakonu vjerojatnosti

Skup varijabli predstavljen slučajnom varijablom u_t u izrazu (1) ne može se eksplicitno promatrati u Y_t stoga je opisan kao vrsta pogreške koja je slučajne prirode. Tradicionalno, analiza vremenskih nizova usredotočena je na deterministički aspekt $f(t)$, s malo pozornosti predanoj stohastičkoj komponenti. Nasuprot tome, suvremeni pristup pretpostavlja da je deterministička komponenta već izračunata i umjesto toga se koncentrira na slučajnu varijablu.

Analiza vremenskih serija ima za cilj pružiti opis kako se pojava razvija tijekom vremena. Zadatak ne uključuje samo razjašnjavanje različitih oblika pojave, već i predviđanje njene buduće veličine. Dakle, ciljevi analize vremenskih serija mogu se sažeto navesti kao:¹⁸

- opisivanje
- objašnjavanje i
- predviđanje.

Kako bi se dobio sintetički opis kretanja pojave, opis se stvara upotrebom grafičkog prikaza niza tijekom vremena ili točkastog grafikona. Proučavanjem grafičkog prikaza vremenske serije, moguće je prikupiti početne informacije o karakteristikama serije, kao što je dinamika ili prisutnost stršućih vrijednosti.

Objašnjavanje podrazumijeva promatranje mehanizma koji stoji iza pojave i međusobne povezanosti varijabli.

Predviđanje uključuje predviđanje nadolazećeg stanja i putanje pojave ispitivanjem prošlih vrijednosti povezanih varijabli s minimalnim netočnostima. Uspješno predviđanje zahtijeva korištenje modela koji može točno prikazati vremensku seriju.

¹⁷ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014. str. 129.

¹⁸ Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija 2018., str. 107.

2.2. Vrste vremenskih serija

Prethodna istraživanja utvrdila su da postoji nekoliko vrsta vremenskih serija.¹⁹ Vremenske serije koje se susreću u praksi rezultat su različitog ljudskog ili prirodnog djelovanja. Prema području nastanka razlikuju se ekonomske vremenske serije, fizičke vremenske serije, demografske vremenske serije, vremenske serije koje nastaju kontrolom procesa, i druge. Podjela vremenskih serija prikazana je u Tablici 1.

Tablica 1. Podjela vremenskih serija

Podjela vremenske serija s obzirom na:	Vrste vremenske serije
Područje nastajanja:	<ul style="list-style-type: none"> • ekonomska • fizička • demografska • vremenska serija koja nastaje kontrolom procesa • vremenska serija koja nastaje kontrolom binarnih procesa • vremenska serija koja nastaje kontrolom procesa u određenoj točki
Obilježje:	<ul style="list-style-type: none"> • opisna • redosljedna • numerička
Nastanak:	<ul style="list-style-type: none"> • intervalna • trenutačna
Vremenski parametar:	<ul style="list-style-type: none"> • diskretna • kontinuirana
Prognoziranje pojava:	<ul style="list-style-type: none"> • deterministička • stohastička
Vrijednosti u nizu:	<ul style="list-style-type: none"> • izvorna • izvedena
Domenu analize:	<ul style="list-style-type: none"> • u vremenskoj domeni • u domeni frekvencije

Izvor: Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (2018.)

Vremenske serije mogu se analizirati u vremenskim intervalima i trenutcima, pa se tako razlikuju intervalne i trenutačne vremenske serije. Intervalne serije odnose se na određeni vremenski interval (dan, tjedan, mjesec, tromjesečje, godinu).²⁰ Nastaju zbrajanjem vrijednosti pojave po intervalima te ih karakterizira svojstvo kumulativnosti. Trenutačne vremenske serije

¹⁹ Ibid., str. 108.

²⁰ Dragutinović Mitrović, Radmila, i Olgica Bošković. Osnovi statističke analize–elementi analize vremenskih serija. Beograd: Centar za izdavačku delatnost Ekonomskog fakulteta u Beogradu, 2013., str. 26.

sastoje se od kronološki uređenih vrijednosti koje su u svezi s odabranim vremenskih točkama i govore o razini pojave u određenim sukcesivnim vremenskim trenucima.²¹

S obzirom na vremenski parametar, vremenska serija može biti kontinuirana ili diskretna. Vremenska serija je kontinuirana ili diskretna ovisno o tome poprima li vrijednost pojave koja se analizira vrijednost iz nekog intervala ili konačan broj.²²

Vremenske serije mogu se analizirati u vremenskoj domeni i frekventnoj domeni. Analiza u vremenskoj domeni podrazumijeva analizu vremenskih serija u funkciji vremena. U domeni frekvencija, vremenska serija se promatra kao kompozicija sinusoide frekvencije, od kojih svaka nosi određene informacije. Cilj ove analize je sumiranje te informacije u funkciji frekvencija, odnosno ustanoviti koliki je pojedinačni doprinos komponenti na različitim frekvencijama ukupnoj varijaciji vremenske serije.²³

Vremenska serija može biti stacionarna ili nestacionarna. Vremenska serija je stacionarna kada je njezino kretanje predvidivo tijekom vremena, pokazuje isti ili sličan obrazac ponašanja tijekom vremena. U suprotnom, vremenska serija je nestacionarna.

Razlikuju se univarijatne vremenske serije od višestrukih, odnosno multivarijatnih vremenskih serija, ovisno o tome je li predmet razmatranja vremenske serije jedna ili više pojava. Ako se u svakoj vremenskoj seriji opaža jedna pojava vremenska serija je univarijatna, a opažaju li se dvije ili više pojava riječ je o multivarijatnoj vremenskoj seriji.

Prema Šošiću²⁴ mogu se navesti još i sljedeće podjele: determinističke vremenske serije koje egzaktno mogu predvidjeti vrijednosti njihovih članova, i stohastičke vremenske serije, čije vrijednosti se ne mogu egzaktno predvidjeti, mogu samo biti procijenjene; izvorne vremenske serije, čije su vrijednosti izražene u izvornim mjernim jedinicama i izvedene vremenske serije, čije se vrijednosti dobivaju brojčanim operacijama nad vrijednostima izvornog niza.

²¹ Šošić, Ivan, Primijenjena statistika, Školska knjiga, Zagreb, 2006, str. 549.

²² Ibid.

²³ Dragutinović Mitrović, Radmila, i Olgica Bošković. Osnovi statističke analize—elementi analize vremenskih serija. Beograd: Centar za izdavačku delatnost Ekonomskog fakulteta u Beogradu, 2013., str. 26.

²⁴ Šošić, Ivan, Primijenjena statistika, Školska knjiga, Zagreb, 2006, str. 549.

2.3. Obrasci u vremenskim serijama i dekompozicija

Postoji pet obrazaca podataka koje treba tražiti u izradi modela prognoziranja vremenskih serija. Identificiranje vrste vremenske serije pomaže napraviti početni izbor najbolje ekstrapolativne metode za korištenje u fazi dizajna procesa prognoziranja:²⁵

- sezonalnost
- stacionarnost
- linearni trend
- nelinearni trend
- stepenaste serije.

Prvi obrazac podataka koji tražimo u povijesnom nizu naših podataka je sezonski obrazac ili *sezonalnost*. Sezonalnost se odnosi na kretanja u vremenskoj seriji tijekom određenog doba godine koja se na sličan način ponavljaju svake godine. Sezonski obrazac uvjetovan je klimom i vremenom, društvenim običajima i praznicima, poslovnim običajima i kalendarom. Ti se sezonski obrasci pojavljuju redovito i često zamagljuju temeljne trendove koji se pokušavaju predvidjeti. Posljedično, mudro je ukloniti sezonalnost iz tjednih, mjesečnih ili tromjesečnih serija. Ovo proizvodi "sezonski prilagođenu" seriju koja je prikladnija za prognoziranje. Međutim, nakon što je prognoza sezonski prilagođene serije zadovoljavajuća, sezonalnost se vraća u seriju, budući da nas zanima koje će se vrijednosti stvarno dogoditi u narednom mjesecu ili kvartalu.

Statistička svojstva vremenske serije, uključujući njenu srednju vrijednost, varijancu i kovarijancu, smatraju se stacionarnima ako ostaju nepromijenjena tijekom vremena. *Stacionarnost* je ključna jer omogućuje točno prognoziranje i modeliranje dinamike serije u budućnosti. U slučajevima kada vremenska serija nije stacionarna, potrebno ju je transformirati. Obično se to može postići diferencijacijom ili uklanjanjem trenda.

Vremenske serije koje rastu ili padaju prilično stabilnom stopom u svakom razdoblju posjeduju *linearan trend*. Mnoge serije turističke potražnje slijede rastući linearni trend.

Nelinearni trend ima stopu porasta koja se pravilno mijenja kroz vremensku seriju. Niz koji izgleda kao da slijedi S-oblik, poznati obrazac u prognoziranju i predstavljen logističkom

²⁵ Fretchling, Douglas C.: Forecasting tourism demand – methods and strategies, Oxford (2001.), str.59.

krivuljom ili Gompertzovom jednadžbom. Ovaj uzorak pokazuje brzi rast na početku niza, spušta se do točke zasićenja, a zatim opada.

Stepenaste serije su neuobičajene u turističkoj potražnji. Stepenasti niz se pojavljuje kada postoji točka zasićenja, kao što je ograničenje kapaciteta, koja se povremeno prilagođava. Na primjer, broj posjetitelja s kruzera koji se mogu iskrcati na Bermudama bio bi primjer takvog ograničenja za turizam. Kad god vlada promijeni ovo ograničenje, serija bi se popela (ili spustila) na drugu visinu, pod pretpostavkom da otok ostane popularan među kruzerima kao što je sada.

Klasični pristup dekompozicije dekomponira vremensku seriju na četiri sastavna dijela: trend, ciklus, sezonsku i nepravilnu komponentu.²⁶ One su definirane na sljedeći način:

Komponenta trenda pretpostavlja da vrijednosti promatrane vremenske serije imaju dugoročni trend povećanja ili pada tijekom vremena. Trend predstavlja usrednjeni niz teorijskih točaka i vrijednosti kroz koje bi promatrana pojava prošla da nema sezonskih ili slučajnih čimbenika koji utječu na njeno kretanje. Trend se ponekad naziva pomični prosjek jer izražava prosječno stanje pojave tijekom razdoblja promatranja. Važna značajka trenda je mogućnost prognoziranja budućeg smjera pojave. Komponenta trenda pretpostavlja izvjesnost u kretanju pojave. Tendencija povećanja ili smanjenja tijekom određenog vremenskog razdoblja. Ovo kretanje je predstavljeno modelom trenda koji, ovisno o trendu kretanja vremenske serije, može biti padajući ili rastući, linearan ili nelinearan. Ponekad je u praksi potrebno ukloniti komponentu trenda kako bi se mogao primijeniti određeni model trenda. Komponenta trenda može se ukloniti korištenjem diferencija serije, vrijednosti logaritama i drugih prikladno transformiranih vrijednosti serija.

Ciklička komponenta je valovito kretanje oko dugoročnog trenda koji varira u amplitudi i trajanju, ali obično traje nekoliko godina ili više od vrhunca do sljedećeg vrhunca i pokazuje više varijacija od sezonske komponente. Riječ je o dugotrajnim promjenama koje se sustavno ponavljaju. Obično se pojavljuje kao sinusoida, pokazujući naizmjenične cikluse kontrakcije i ekspanzije. Ponekad razdoblje kretanja pojave nije jasno izraženo, već je potisnuto komponentom trenda, odnosno dugoročnim trendom kretanja. Prema nekim autorima, komponenta trenda je ciklička komponenta vremenske serije s vrlo dugim periodom ažuriranja. Iako se pravilna kolebanja vremenskih serija pojavljuju kao cikličke i sezonske komponente,

²⁶ Ibid., str. 69.

postoje razlike u trajanju i učestalosti promjena. Sezonska komponenta odnosi se na ciklus u godini, dok trajanje cikličke komponente varira od ciklusa do ciklusa, odnosi se na duže vremensko razdoblje i javlja se neredovito. U praksi se problem praćenja cikličkih komponenti javlja zbog nedostatka dovoljno dugih vremenskih serija. Ciklička komponenta može se pratiti u prirodi poslovnog ciklusa, koji se sastoji od faze ulaska, poznate kao faza ekspanzije, i faze pada, poznate kao faza recesije.

Sezonska komponenta predstavlja uzorak u vremenskoj seriji koji se ponavlja u fiksnim vremenskim intervalima do godinu dana. Predstavlja sustavno kretanje pojava koje se istovremeno ponavljaju unutar određenog vremenskog razdoblja (tj. godine) i svake sljedeće godine. Sezonske komponente mogu se pojaviti zbog:²⁷

- promjene potreba i navika potrošača tijekom kalendarske godine,
- obilježja komercijalnih djelatnosti,
- utjecaj prirodnih čimbenika unutar godine dana,
- na početku i na kraju školske/školske godine,
- društveni, kulturni i vjerski običaji (npr. Božić, Valentinovo, itd.).

Sezonska komponenta može se pojaviti u vremenskoj seriji s mjesečnom ili tromjesečnom učestalošću; sezonski fenomeni koji se ponavljaju godišnje (kao što je broj turista koji idu na godišnji odmor svake godine).

Neppravilna ili slučajna komponenta je izraz pogreške i obično se pretpostavlja da je slučajna s konstantnom varijancom. Slučajna komponenta predstavlja sve ostale učinke na opaženu vrijednost pojave nakon uklanjanja trenda, sezonske i periodične komponente. Slučajna komponenta proizlazi iz slučajnih i nepredvidivih varijacija u promatranim pojavama zbog prirode poslovnih i ekonomskih pojava, iznenadnih vremenskih događaja itd. Ova je komponenta sličnija deskriptivnoj slučajnoj pogrešci koja se pojavljuje u regresijskim modelima.

Ne sadrži svaka vremenska serija sve navedene komponente. Ponekad, zbog složenosti vremenske serije, nije moguće striktno razlikovati pojedinačne komponente, uglavnom zato što pojedinačne komponente mogu potisnuti druge komponente. Vremenske serije mogu se prikazati aditivnim modelom:²⁸

²⁷ Horvat, J., Mijoč, J.: Osnove statistike, Naklada Ljevak, Zagreb 2012., str. 607.

²⁸ Bahovec, Vlasta, i Nataša Erjavec. Uvod u ekonometrijsku analizu. Zagreb: Element d.o.o., 2009., str. 189.

$$Y = T + S + C + e \quad (2)$$

gdje je:

Y – vremenski niz

T – trend komponenta

S – sezonska komponenta

C – ciklička komponenta

e – slučajna komponenta

U modelu vremenske serije komponente trenda i ciklusa često nisu odvojene, a vremenska serija se može napisati i na sljedeći način:

$$Y = T + S + e \quad (3)$$

Ovdje se pretpostavlja da su učinci svih komponenti na vremensku seriju aditivni, odnosno da su njihovi učinci apsolutne veličine na pojavu isti bez obzira na vremenski tijek. Multiplikativni model vremenske serije zapisan je kao produkt komponenti vremenske serije.²⁹

$$Y = T \cdot S \cdot e \quad (4)$$

U logaritamskom obliku, izraz vremenske serije ima sljedeći oblik:

$$\ln Y = \ln T + \ln S + \ln e \quad (5)$$

U multiplikativnom modelu komponenta trenda izražava se u istim mjernim jedinicama kao i sama pojava, dok se ostale komponente obično prikazuju kao relativni iznosi (indeksi pomnoženi sa sto). Multiplikativni model najprikladniji je u situacijama kada se utjecaj sezonskih čimbenika povećava (ili smanjuje) proporcionalno s povećanjem (ili smanjenjem) razine pojave.

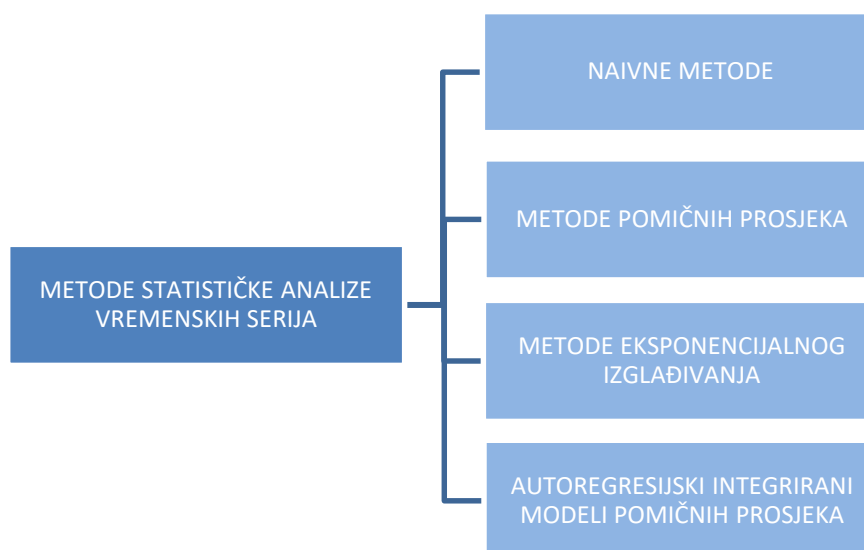
²⁹ Ibid.

3. Kvantitativne metode prognoziranja

Metode kvantitativnog prognoziranja primjenjuju podatke iz prošlosti na opažene pojave prema matematičkim pravilima i temelje se na mjerljivim informacijama o pojavi u prošlosti i sadašnjosti. Dvije su osnovne vrste kvantitativnih metoda:³⁰

- metode statističke analize za vremenske serije i
- kauzalne (uzročne) metoda.

Kvantitativne metode prognoziranja, istraživanja i modeliranja temelje se na primjeni matematičkih metoda koje se temelje na prošlim podacima i pridružuju varijable kako bi se modeliralo i predvidjelo kretanje promatranih pojava. Koriste se u stabilnim situacijama i kada su dostupni povijesni podaci. Model vremenske serije dobiven jednom od kvantitativnih metoda temelji se na činjenici da je budućnost funkcija prošlosti i da će isti čimbenici koji utječu na prošle pojave utjecati i na buduće pojave. U empirijskom dijelu rada koristit će se metode statističke analize vremenskih serija. Na Slici 1 prikazana je podjela metoda statističke analize vremenskih serija.



Slika 1. Metode statističke analize vremenskih serija
Izvor: izrada autora

³⁰ Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (2018.), str. 107.

Kako bi se koristile tehnike kvantitativnog prognoziranja, moraju biti ispunjeni određeni preduvjeti, kao što su dostupnost povijesnih podataka, mogućnost njihovog pretvaranja u numeričke podatke i vjerojatnost da će se određeni obrasci iz prošlosti koji se ponavljaju nastaviti u budućnosti. Pretpostavka kontinuiteta je konačni uvjet i najvažnija premisa za razne kvalitativne i kvantitativne metode prognoziranja.

3.1. Naivni modeli

Naivni modeli su najjednostavniji od prethodno navedenih modela prognoziranja, a temelje se na pretpostavci da se vrijednosti u prošlosti podudaraju s vrijednostima u budućnosti. Upravo zbog svoje jednostavnosti naivni model se može koristiti kao usporedba s drugim modelima.

Kao rezultat primjene naivnog pristupa javljaju se sljedeći naivni modeli:

1. Naivni model I (*Status quo*),
2. Naivni model II (*Status quo* diferencije),
3. Naivni model IIa (*Status quo* stope), i
4. Sezonski naivni model.³¹

Naivni model I, ili *status quo*, odnosi se na pojave koje nemaju sustavne komponente, odnosno pojave za koje se pretpostavlja da se neće mijenjati tijekom vremena. Model je dan izrazom:³²

$$\hat{Y}_t = Y_t - 1 \quad (6)$$

gdje je:

t - vremensko razdoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

Također se naziva slučajnim hodom jer se temelji na pretpostavci da je vremenski niz slučajan i ne pokazuje pojedinačne komponente. Predviđena vrijednost u svakom sljedećem intervalu jednaka je posljednjem pojavljivanju u nizu.

³¹ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 163.

³² Čižmešija, Mirjana, i Petar Sorić. Statističke metode za poslovno upravljanje. Zagreb: Element d.o.o., 2011., str. 72.

Promjene vrijednosti iz jednog razdoblja u drugo nasumične su, pa se zadnja dostupna vrijednost za događaj smatra najboljom vrijednošću za prognoziranje budućih vrijednosti. Složeniji modeli mogu imati veće pogreške prognoziranja od ovog jednostavnog modela.

Naivni model II koristi se za prikaz pojava koje sadrže linearni trend, te je dan sljedećim izrazom:³³

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t + (Y_t - Y_{t-1}) \quad (7)$$

gdje je:

t - vremensko razdoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

Naivni model Ila, također poznat kao *status quo* stope, koristi se za pojave s eksponencijalnim trendom, a dan je izrazom:³⁴

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t \left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}} \right) \quad (8)$$

gdje je:

t - vremensko radoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

Sezonski naivni modeli koriste se za pojave koje sadrže sezonsku komponentu i temelje se na pretpostavci da je vrijednost u narednom razdoblju jednaka vrijednosti u istom razdoblju prethodne godine. Izraz sezonskog naivnog modela je sljedeći:³⁵

$$\hat{Y}_t = Y_{t-m} \quad (9)$$

gdje je:

³³ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 165.

³⁴ Ibid., str 166.

³⁵ Ibid., str. 167.

t - vremensko razdoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

m – broj razdoblja u godini

Iz izraza (9) vidljivo je da sezonski naivni model nije prikladan za godišnje prognoze podataka, već za dnevne, tjedne, mjesečne ili tromjesečne prognoze podataka.

3.2. Model pomičnih prosjeka

Model pomičnog prosjeka jedan je od modela izgladivanja kojima se može analizirati temeljni trend vremenske serije, ali se također koristi za prognoziranje budućih vrijednosti same serije. Korištenjem ovih modela, nasumična pristranost u podacima je ublažena njihovim smanjivanjem na srednju vrijednost, s ciljem identificiranja ispravnog ponašanja na temelju izgladenih podataka i prognoziranja u skladu s tim. To se postiže zamjenom točne vrijednosti u vremenskoj seriji s vrijednošću i prosjekom nekoliko susjednih vrijednosti. Niz pomičnih prosjeka zapravo je niz aritmetičkih prosjeka. Ovi su modeli korisni ako se može pretpostaviti da će potražnja na tržištu ostati stabilna tijekom vremena i koriste se kada je komponenta trenda mala ili nepostojeća.³⁶

Pomični prosjeci koriste se za analizu sezonskih i cikličkih pojava. Oni predstavljaju komponente trenda. Tri su problema pomičnih prosjeka:

- povećanje veličine bolje izgladuje fluktuacije, ali čini metodu manje osjetljivom na stvarne promjene u podacima,
- pomični prosjeci zaostaju za stvarnim vrijednostima jer uvijek ostaju unutar prošlih razina i ne prognoziraju promjene na višim ili nižim razinama,
- potrebna je velika količina povijesnih podataka.

Modeli pomičnih prosjeka dijele se na:³⁷

- jednostavne pomične prosjeke i
- vagane pomične prosjeke.

³⁶ Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (2018.), str. 117.

³⁷ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 167.

Jednostavni pomični prosjeci jednostavne se aritmetičke sredine uzastopnih vrijednosti članova vremenske serije. Matematički izraz je: ³⁸

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{Y_t + Y_{t-1} + \dots + Y_{t-M+1}}{M} \quad (10)$$

gdje je:

t - vremensko razdoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

M – broj članova pomičnog prosjeka

Ako je broj članova jednostavnog pomičnog prosjeka paran, provodi se postupak centriranja, izračunat kao dvostruki pomični prosjek od po dva člana. Nije moguće izračunati pomični prosjek prethodnih *m* i sljedećih *m* razdoblja. Kao i naivni model, jednostavni pomični prosjek je jednostavan model prognoziranja jer koristi prosječnu vrijednost podataka i tako prognozira kretanje budućih pojava.

Vagani pomični prosjeci ponderirane su aritmetičke sredine uzastopnih vrijednosti članova vremenske serije. Koristi se kada postoji trend ili neka druga komponenta u vremenskoj seriji, pa se težinski faktori, tzv. ponderi, koriste za veći naglasak na novijim podacima, dok se stariji podaci smatraju manje važnima. Izraz za vagani pomični prosjek je:³⁹

$$\hat{Y}_{t+1} = \frac{\sum_{i=t-M+1}^t W_{t-i+1} Y_i}{\sum_{i=t-M+1}^t W_{t-i+1}} \quad (11)$$

gdje je:

t - vremensko razdoblje

\hat{Y} - prognozirana vrijednost pojave

Y - stvarna vrijednost pojave

W - vrijednost pondera (težinski faktor)

M - broj članova pomičnog prosjeka.

³⁸ Ibid.

³⁹ Ibid., str. 170.

Važnost člana vremenske serije u ponderiranom pomičnom prosjeku određena je njegovim težinama, koje su unaprijed poznate i tabelirane. Također, težine su simetrične u odnosu na središnju težinu, a zbroj težina jednak je nuli.

3.3. Modeli eksponencijalnoga izgladivanja

Modeli eksponencijalnog izgladivanja koriste trenutne i prošle vrijednosti vremenske serije. Vrijednosti vremenskih serija su izgladene ponderiranjem članova serije s nejednakim težinama. Faktor izgladivanja je kontrolni ulaz za izračune eksponencijalnog izgladivanja. Modeli eksponencijalnog izgladivanja daju različita značenja podacima vremenske serije ovisno o stvarnim podacima. Radi se o ponderiranim prosjecima podataka čija veličina opada sa starošću podataka. Ovisno o komponentama sadržanim u vremenskoj seriji primjenjuju se različiti modeli eksponencijalnog izgladivanja.⁴⁰

Jednostavno eksponencijalno izgladivanje primjenjuje se za prognozu stacionarnih vremenskih serija. Dvostruko eksponencijalno izgladivanje koristi se za vremenske serije sa značajnim komponentama trenda, a trostruko eksponencijalno izgladivanje koristi se za vremenske serije s komponentama trenda i sezonskim komponentama. Za one vremenske serije s komponentom trenda, izgladene vrijednosti dobivene jednostavnim eksponencijalnim izgladivanjem sustavno precjenjuju ili podcjenjuju razine pojavljivanja. Stoga se, u prisutnosti komponente trenda, koristi dvostruko eksponencijalni, trostruko eksponencijalni ili višeksponecijalni model izgladivanja.

Jednostavnim eksponencijalnim izgladivanjem izračunava se ponderirani prosjek trenutnih i prošlih vrijednosti, pri čemu vrijednost trenutnog razdoblja ima najveću težinu,. Vrijednosti težine za prošla razdoblja opadaju eksponencijalno. Koristi se kada vremenska serija nema komponentu trenda, već nepravilnu komponentu za prognoziranje budućih pojava. Izraz za jednostavno eksponencijalno izgladivanje je:⁴¹

$$Y_t^* = \alpha \times Y_t + (1 - \alpha) \times Y_{t-1}^* \quad t = 1, 2, 3, \dots, n$$
$$0 < \alpha < 1$$
(12)

⁴⁰ Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (2018.), str. 119.

⁴¹ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 174.

gdje je:

Y_t - vrijednost niza razdoblja t

Y_t^* - eksponencijalno izgladana vrijednost razdoblja

α - konstanta izgladivanja

t - vremensko razdoblje

Iz izraza (12) je vidljivo da konstanta izgladivanja poprima vrijednost u rasponu od 0 do 1 i iterativnog je karaktera. Ukoliko konstanta α poprima male vrijednosti, niz će biti izgladeniji. I obrnuto, što je vrijednost konstante veća, izgladana vrijednost brže reagira na stvarne promjene. Najbolji izbor za veličinu konstante izgladivanja je onaj s najmanjom srednjom pogreškom. Prva stvarna vrijednost niza koristi se kao početna vrijednost izgladene vremenske serije.

Dvostruko eksponencijalno izgladivanje, također poznato kao Brownov model eksponencijalnog izgladivanja, koristi se za pojave s linearnim trendom. Izračunava se na isti način kao i jednostavno izgladivanje, osim što se dodaje komponenta trenda. Izraz za dvostruko eksponencijalno izgladivanje je:⁴²

$$L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) (L_t - 1 + b_t - 1) \quad (13)$$

gdje je:

L_t - vrijednost razine pojave

Y_t - stvarna vrijednost pojave

α - konstanta izgladivanja razine pojave i trenda

b - trend vrijednosti pojave

t - vremensko razdoblje

Visoka konstanta izgladivanja α daje bolje rezultate eksponencijalnog izgladivanja od niske konstante. Metoda dvostrukog izgladivanja ne funkcionira za vremenske serije sa sezonskom komponentom, već se koristi trostruko eksponencijalno izgladivanje, Holt-Wintersovi modeli.

Holt-Wintersov model je model eksponencijalnog izgladivanja za pojave koje imaju i trend i sezonsku komponentu. Postoje tri vrste Holt-Wintersovog trostrukog izgladivanja, a to su: aditivni, multiplikativni i mješoviti modeli.

⁴² Ibid., str. 175.

S obzirom da su ekonomske vremenske serije obično u multiplikativnom obliku, dalje će se uvesti multiplikativni model trostrukog izgladivanja. Trostruko eksponencijalno izgladivanje dano je izrazom:⁴³

$$L_t = \alpha \times \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) (L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (14)$$

gdje je:

L_t - vrijednost razine pojave

Y_t - stvarna vrijednost pojave

S – procjena sezonskog utjecaja

α - konstanta izgladivanja razine pojave i trenda

b - trend vrijednosti pojave

s – broj sezonskih razdoblja unutar jedne kalendarske godine

t - vremensko razdoblje

Za izvođenje postupka izgladivanja potrebno je utvrditi inicijalne vrijednosti pojave i utjecaja trenda kao i početnu vrijednost konstante izgladivanja. Ovaj odabir se vrši na različite načine. Na primjer, za razinu pojave nultog razdoblja uzima se konstantni član u jednadžbi linearnog trenda, a za efekt trenda toga razdoblja koeficijent uz varijablu vrijeme. Konstante izgladivanja određuju se od slučaja do slučaja, počevši od različitih kriterija kao što je srednje apsolutno odstupanje stvarne vrijednosti od izgladene vrijednosti. Odabire se za konstantu za koju je to odstupanje najmanje.⁴⁴

Početna vrijednost izgladene razine trenda dana je izrazom (15):⁴⁵

$$L_s = \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s}{S} \quad (15)$$

gdje je:

L_s - vrijednost razine pojave

⁴³ Ibid., str. 177.

⁴⁴ Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primijenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (2018.), str. 121.

⁴⁵ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 177.

Y_s - stvarna vrijednost pojave

s - broj sezonskih razdoblja unutar jedne kalendarske godine

Početna vrijednost trenda računa se prema izrazu (16):⁴⁶

$$b_s = \frac{Y_{s+1} - Y_1}{S} \quad (16)$$

gdje je:

b_s - trend vrijednost pojave

Y_s - stvarna vrijednost pojave

s - broj sezonskih razdoblja unutar jedne kalendarske godine

Ostale vrijednosti trenda računaju se prema izrazu (17):⁴⁷

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (17)$$

gdje je:

b_t - trend vrijednost pojave

β - konstanta izgladivanja komponente trenda

L_t - vrijednost razine pojave

t - vremensko razdoblje

Izraz (18) pokazuje kako izračunati početnu vrijednost sezonske komponente prve godine.⁴⁸

$$S_1 = \frac{Y_1}{L_s}, S_2 = \frac{Y_2}{L_s}, \dots, S_s = \frac{Y_s}{L_s} \quad (18)$$

gdje je:

S_s - procjena sezonskog utjecaja

Y_s - stvarna vrijednost pojave

L_s - vrijednost razine pojave

⁴⁶ Ibid., str. 178.

⁴⁷ Ibid.

⁴⁸ Ibid.

s - broj sezonskih razdoblja unutar jedne kalendarske godine

Izraz (19) prikazuje kako izračunati ostale vrijednosti sezonske komponente:⁴⁹

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (19)$$

gdje je:

S_t - vrijednost sezonske komponente

γ - konstanta izgladivanja sezonske komponente

Y_t - stvarna vrijednost pojave

t - vremensko razdoblje

s - broj sezonskih razdoblja unutar jedne godine

Nakon izračunatih vrijednosti razine, te vrijednosti trend i sezonske komponente, prognoziranje promatrane pojave može se izvršiti putem sljedećeg izraza:

$$\hat{Y}_t = (L_t + b_t)S_{t-s} \quad (20)$$

Pri korištenju modela eksponencijalnog izgladivanja treba donositi različite odluke koje se odnose ne samo na poznavanje općih svojstava metode, već i na svojstva vremenske serije. Odnosno, priroda samog fenomena prikazanog vremenskom serijom utječe na određivanje broja članova pomičnog prosjeka (M) i njegovog oblika. S druge strane, ne postoje posebni kriteriji za odabir gore navedenih veličina. Stupanj varijabilnosti utječe na broj članova pomičnog prosjeka. Ako se stupanj varijacije povećava, u skladu s tim raste i broj članova prosjeka. Kada se periodična komponenta odbaci, broj članova pomičnog prosjeka jednak je periodu ažuriranja promatrane pojave. Primjenom modela eksponencijalnog izgladivanja javlja se problem izbora konstanti izgladivanja i pridruženih početnih vrijednosti. Rezultati izgladivanja ovise o izboru konstanti izgladivanja i početnih vrijednosti. Za prognoziranje se na modificirani način koriste metode eksponencijalnog izgladivanja.

⁴⁹ Ibid., str. 179.

3.4. Sezonski multiplikativni model eksponencijalnoga trenda

Za modeliranje sezonske vremenske serije s mjesečnim podacima može se upotrijebiti i model eksponencijalnog trenda prikazan izrazom:⁵⁰

$$Y_t = \beta_0 \cdot \beta_1^{x_t} \cdot e_t \quad (21)$$

gdje je:

Y_t - vrijednosti vremenske serije u razdoblju t

x_t - vrijednost pojave u razdoblju t

e_t - slučajno odstupanje u razdoblju t

Uključivanje sezonskih dummy varijabli u model potrebno je za uklanjanje sezonalnosti pri korištenju regresijskog pristupa, uz pretpostavku da sezonska komponenta ostaje konstantna tijekom cijelog razdoblja.

Modifikacija i prilagodba izraza (21) ključna je kada se ispituju vremenske serije s mjesečnim intervalima koji su sezonske prirode. Ova prilagodba uzima u obzir mjesečni i sezonski karakter prisutan u seriji. Prilagođeni model dan je izrazom:⁵¹

$$Y_t = \beta_0 \beta_1^{x_t} \beta_2^{M_1} \beta_3^{M_2} \beta_4^{M_3} \beta_5^{M_4} \beta_6^{M_5} \beta_7^{M_6} \beta_8^{M_7} \beta_9^{M_8} \beta_{10}^{M_9} \beta_{11}^{M_{10}} \beta_{12}^{M_{11}} \quad (22)$$

gdje je:

Y_t - vrijednosti vremenske serije u razdoblju t

x_t - vrijeme

β_0 - konstanti član

$\beta_2, \dots, \beta_{12}$ - mjesečni multiplikator u odnosu na bazni mjesec

M_1, \dots, M_{11} - sezonske *dummy* varijable

⁵⁰ Baldigara, T., Modeliranje i prognoziranje broja zaposlenih u turizmu i hotelskoj industriji u Republici Hrvatskoj primjenom modela umjetnih neuronskih mreža, *Oeconomica Jadertina* Vol.10., No.2., 2020., str. 12.

⁵¹ Ibid.

Model (22) sadržava konstantni član, a broj dummy varijabli jednak je broju jediničnih intervala minus jedan, kako slijedi:

$$M_i = \begin{cases} 1 & \text{za } i - ti \text{ mjesec} \\ 0 & \text{za ostale mjesece} \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 11$$

Ovako koncipirani model ima nedostatak modeliranja, što je vidljivo iz pretpostavki modela. Konkretno, te se pretpostavke odnose na trend i sezonske fluktuacije, koje se smatraju determinističkim.

3.5. Prognoziranje i prognostičke pogreške

Analiza vremenskih serija podataka, često u obliku prognoziranja, može biti korisna širokom rasponu pojedinaca, uključujući istraživače, vlasnike malih tvrtki, pa čak i članove korporativnih odbora. Prognoziranje karakteriziraju dvije ključne značajke: jasan vremenski okvir i očekivani ishod. Proces prognoziranja uključuje nekoliko faza:⁵²

- Faza dizajniranja
- Faza specificiranja
- Faza implementacije i
- Faza evaluacije.

Faza dizajniranja je početna faza procesa prognoziranja i služi za uvođenje procjenitelja u proces odabira najprikladnije tehnike prognoziranja. Tijekom ove faze pažljivo se analizira predmetno pitanje, dostupni izvori i korelacija između varijabli. Ova početna procjena pomaže u određivanju početnog odabira tehnika prognoziranja. Metoda koja se koristi u ovoj fazi je individualni pristup prognoziranju budućih događaja. Važno je napomenuti da se metoda prognoziranja razlikuje od modela prognoziranja, što je specifična primjena odabrane metode. Koraci uključeni u prvu fazu procesa prognoziranja su sljedeći:⁵³

- definiranje problema
- prepoznavanje potreba korisnika
- identificiranje prognostičkih varijabli
- određivanje raspoloživih resursa
- postavljanje hipoteze

⁵² Fretchling, Douglas C.: Forecasting tourism demand – methods and strategies, Oxford (2001.), str. 46.

⁵³ Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014., str. 117.

- utvrđivanje dostupnih podataka
- upoznavanje s mogućim metodama prognoziranja
- primjena preliminarnе selekcije kriterija
- određivanje preliminarnе selekcije metoda.

Kada korisnik definira problem, ključno je da se jasno izrazi, uključujući prognoziranje budućih događaja koji su relevantni. Prije odabira metoda za prognoziranje potrebno je poduzeti nekoliko koraka, kao što je definiranje izvora financiranja i resursa potrebnih za proces te uspostavljanje odnosa između varijabli i podataka. Kriteriji se također moraju odrediti, uključujući objektivnost podataka, horizont predviđanja, promjene okoliša i obilje uzročnih varijabli. Nakon vrednovanja kriterija određuje se vrsta metode, je li kvantitativna ili kvalitativna, ekstrapolacija, regresijska analiza ili neka druga.

Sljedeći korak u procesu je *faza specifikacije*. Tijekom ove faze utvrđuje se odnos između varijabli i odabire odgovarajući model prognoziranja. Odabir modela temelji se ili na prošlim podacima ili na uzorku podataka. Kada se specificira kvantitativna metoda, proces je stroži u usporedbi s kvalitativnim metodama.

Faza implementacije sastoji se od korištenja odabranog prognostičkog modela i pripreme prognoziranih rezultata za prezentaciju.

Posljednji korak, *faza evaluacije*, u procesu prognoziranja uključuje predviđanje ishoda tijekom određenog vremenskog razdoblja i izradu potrebnih prilagodbi kako bi se osigurala najveća preciznost u seriji predviđanja. Ako se cijeli proces prognoziranja, uključujući njegove različite podfaze, čini previše složenim za određenu tvrtku ili pojedinačnog korisnika, postoje alternativni projekti koji su jednostavnije prirode. Ti se projekti nazivaju *ad hoc* prognoziranjem i često se stvaraju brzo kako bi se odgovorilo na specifične potrebe, bez namjere ponavljanja procesa u budućnosti. *Ad hoc* prognoziranje zanemaruje završnu fazu procesa prognoziranja i umjesto toga samo slijedi upute za početne tri faze.⁵⁴

Prikladan model je onaj koji dobro opisuje podatke. Za usporedbu primjenjivosti i kvalitete (procijenjene istom metodom procjene) različitih modela, promatraju se kriteriji za uspješno uklapanje modela u empirijske podatke, kao što su procjene varijance i standardne devijacije ili koeficijenti determinacije. U analizi vremenskih serija, koeficijent determinacije ima tendenciju da poprimi visoke vrijednosti, što može biti rezultat trendova, sezonskih učinaka ili

⁵⁴ Ibid., str. 125.

uključivanja velikog broja varijabli u model, od kojih nisu sve nužno statistički značajne. U ovom slučaju koeficijent determinacije nije adekvatna mjera primjerenosti modela. Nakon modeliranja jednom od prediktivnih metoda, dobiveni model se koristi za dobivanje najpouzdanije prediktivne vrijednosti promatrane pojave, pa je analiza nužna za provjeru njezine kvalitete. Najvažniji kriterij uspjeha prognoze je točnost. Mjere procjene točnosti temelje se na razlici između stvarnih i prognoziranih vrijednosti. Što je razlika veća, prognoziranje je manje uspješno i obrnuto. Stoga pouzdanost prognoze ovisi o tome koliko je prediktorska varijabla blizu stvarne vrijednosti iste varijable. Razlika između stvarne i prognozirane vrijednosti, poznata kao prognostička pogreška, definirana je sljedećim izrazom:⁵⁵

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (23)$$

gdje je:

e - prognostička pogreška

Y - stvarna vrijednost pojave

\hat{Y}_t - prognozirana vrijednost pojave

t - vremensko razdoblje

Postoje mnogi pokazatelji korišteni u procjeni prognostičkog modela, oni koji će se koristiti u empirijskom dijelu ovog rada opisani su u nastavku, to su: srednje apsolutno odstupanje (engl. *Mean Absolute Deviation* – MAD) i prosječna postotna apsolutna pogreška (engl. *Mean Absolute Percentage Error* – MAPE).

Srednje apsolutno odstupanje je mjera koja eliminira mogućnost poništavanja pozitivnih i negativnih pojedinačnih pogrešaka. U literaturi se često pojavljuje kao srednja apsolutna devijacija (*Mean Absolute Deviation*). Dana je sljedećim izrazom:⁵⁶

$$MAD = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^t |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (24)$$

gdje je:

Y - stvarna vrijednost broja dolazaka i noćenja

⁵⁵ Fretchling, Douglas C.: *Forecasting tourism demand – methods and strategies*, Oxford (2001.), str. 24.

⁵⁶ *Ibid.*, str. 26.

\hat{Y} - prognozirana vrijednost broja dolazaka i noćenja

T - ukupan broj opažanja

t - vremensko razdoblje

Budući da takve pogreške predstavljaju pogreške u mjernim jedinicama pojave koja se analizira, srednje apsolutno odstupanje nije prikladna mjera za usporedbu prognoziranja izraženih u različitim mjernim jedinicama za različite pojave.

Prednost pogrešaka izraženih u postocima je u tome što su neovisne o mjernoj jedinici pojave te tako omogućuju usporedbu rezultata prognoze za različite vremenske serije.

Prosječna apsolutna postotna pogreška - *Mean Absolute Percentage Error* je takva mjera i izračunava se prema sljedećem izrazu:⁵⁷

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^t \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_t} \quad (25)$$

gdje je:

Y - stvarna vrijednost broja dolazaka i noćenja

\hat{Y} - prognozirana vrijednost broja dolazaka i noćenja

T - ukupan broj opažanja

t - vremensko razdoblje

Negativna značajka prosječne apsolutne postotne pogreške je da u njoj svako odstupanje, bez obzira na veličinu, ima istu težinu, tj. ima isti utjecaj na veličinu srednje vrijednosti. Srednja apsolutna postotna pogreška može se koristiti kao gruba mjera pouzdanosti modela ili prognoze. Tablica 2 prikazuje razine pouzdanosti ovisno o veličini prosječne postotne apsolutne pogreške.

⁵⁷ Ibid., str. 27.

Tablica 2. Razine pouzdanosti MAPE-a

MAPE	Razina pouzdanosti
< 10 %	visoko pouzdano
11 – 20 %	dobro
21 – 50 %	zadovoljavajuće
> 50 %	nepouzdana

Izvor: Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014.

Na temelju podatka u Tablici 2, može se zaključiti da se modeli koji imaju prosječni postotak pogreške manji od 10% smatraju vrlo pouzdanima. Pouzdanost modela koji imaju prosječni postotak apsolutne pogreške u rasponu od 11% do 20% smatra se dobrom, dok se modeli čiji prosječni postotak apsolutne pogreške pada između 21% do 50% smatraju zadovoljavajućim. Modeli koji imaju prosječni postotak apsolutne pogreške veći od 50% klasificiraju se kao nepouzdana modeli.

4. Modeliranje i prognoziranje broja dolazaka turista u Općinu Orebić

Prethodni dijelovi ovog rada bili su usmjereni na teorijski opis vremenske serije, kvantitativnih metoda prognoziranja i mjera prognostičke efikasnosti. U ovom će se poglavlju modelirati mjesečni broj dolazaka turista u Općini Orebić u razdoblju od 2010. do 2020. godine. te prognozirati mjesečni broj dolazaka za 2021. godinu. Sa ciljem evaluacije prognostičke efikasnosti korištenih modela, usporedbom stvarnih i prognostičkih vrijednosti dolazaka, izračunate su i mjere prognostičke efikasnosti.

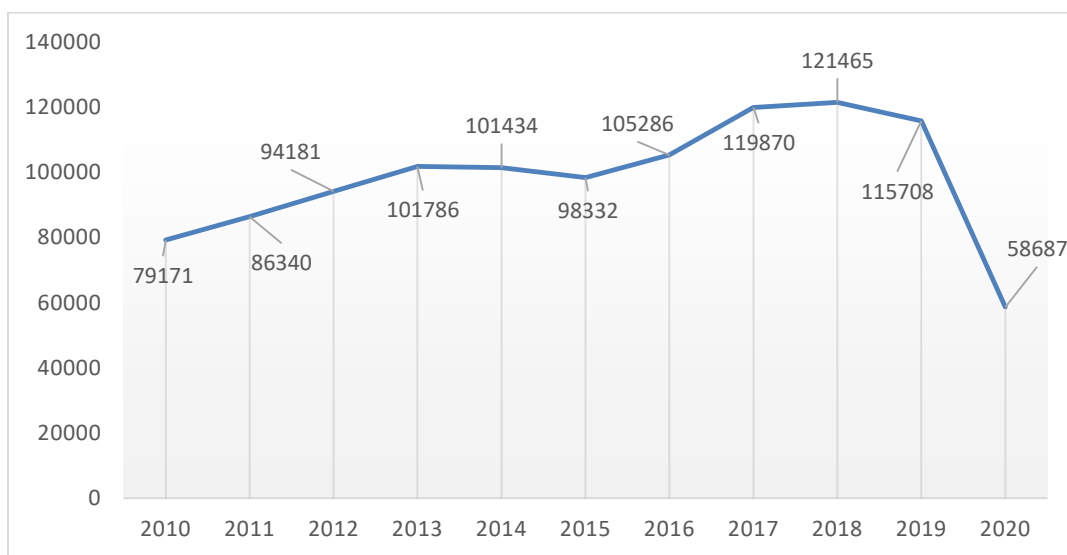
Prognoziranje se temelji na korištenju ekstrapolativnih modela:

- sezonski naivni model
- model jednostavnih pomičnih prosjeka
- Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja i
- sezonski multiplikativni model eksponencijalnoga trenda.

Prije modeliranja i prognoziranja broja dolazaka turista u Općini Orebić, izvršena je statističko deskriptivna analiza turističke potražnje kao i njena dekompozicija sa svrhom odabira adekvatnih modela.

4.1. Statističko deskriptivna analiza vremenske serije broja dolazaka

Za potrebe istraživanja korišteni su sekundarni podaci prikupljeni sa službene stranice Turističke zajednice Općine Orebić o broju dolazaka turista u Općini Orebić. Podaci su mjesečni i odnose se na vremensko razdoblje od 2010. do 2020. godine (Grafikon 1).

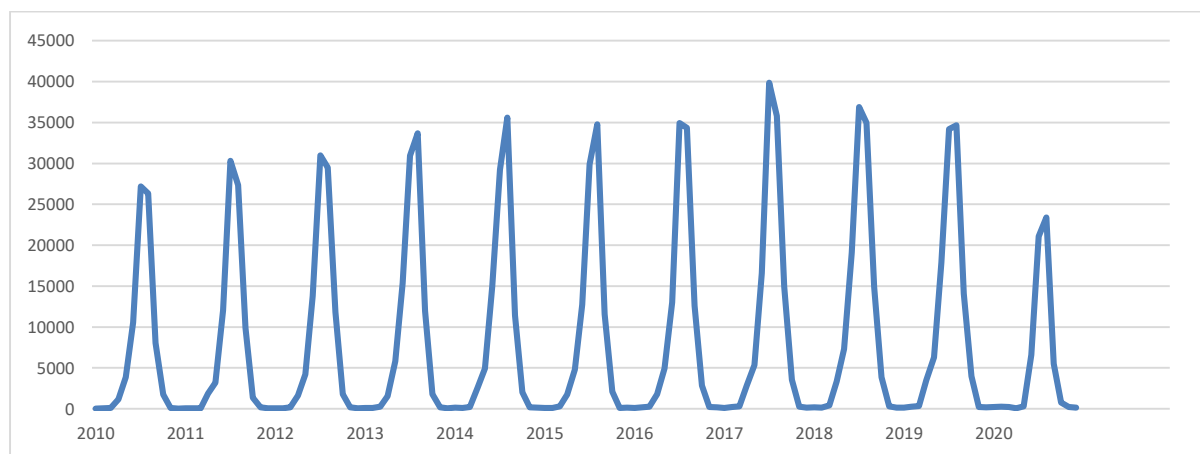


Grafikon 1. Ukupni broj dolazaka turista u Općinu Orebić po godinama u razdoblju od 2010. do 2020. godine
Izvor: izrada autora

Analizom Grafikona 1 moguće je zaključiti da broj dolazaka turista u Općinu Orebić raste u prve četiri promatrane godine. U 2014. i 2015. godini je zabilježen mali pad broja dolazaka, nakon kojeg broj dolazaka ponovo raste. U 2018. godini se ostvaruje najveći broj dolazaka u promatranih deset godina. U 2020. godini ponovno je zabilježen pad dolazaka koji se može objasniti pojavom virusa koji je uzrokovao COVID-19 pandemiju.

U prvoj promatranoj godini (2010.) ukupan broj dolazaka turista iznosi 79 171, a u godini (2018.) u kojoj je ostvaren najveći broj dolazaka u promatranom razdoblju, 121 465, što ukazuje na rast od 53,42 % u 8 godina.

Broj dolazaka prikazan je i linijskim grafom (Grafikon 2) iz kojeg se vide sezonska komponenta i rastuća trend komponenta.



Grafikon 2. Linijski prikaz broja dolazaka turista u Općinu Orebić u razdoblju od 2010. do 2020. godine
Izvor: izrada autora

Iz Grafikona 2 vidljivo je da se najveći broj dolazaka turista u Općinu Orebić ostvaruje u trećem tromjesečju koji obuhvaća ljetne mjeseci: srpanj, kolovoz i rujan. U prvom tromjesečju ostvaren je najniži broj dolazaka, obuhvaća zimske mjeseci: siječanj, veljača i ožujak.

Osnovi pokazatelji statističko deskriptivne analize analizirane vremenske serije prikazani su na Slici 2.

Summary statistics, using the observations 2010:01 - 2021:12
for the variable 'dolasci' (144 valid observations)

Mean	8192,6
Minimum	20,000
Maximum	39865,
Standard deviation	11647,
Missing obs.	0

Slika 2. Osnovi pokazatelji statističko deskriptivne analize analizirane vremenske serije
Izvor: izrada autora

U promatranome razdoblju prosječno je zabilježeno 8192,6 dolazaka sa standardnom devijacijom od 11 647.

Najmanji broj dolazaka turista u Općinu Orebić u promatranom razdoblju iznosi 20, te je ostvaren u prosincu 2010. godine. Najveći broj dolazaka je ostvaren u srpnju 2017. godine i iznosi 39 865.

Temelj efikasnoga prognoziranja svakako je poznavanje karakteristika analizirane vremenske serije broja dolazak te odabir adekvatnih modela prognoziranja. Za izolaciju iregularnih i sezonskih komponenti korištena je metoda odnosa prema pomičnim prosjecima, vrijednosti su centrirane i prikazane u Tablici 3.

Tablica 3. Centrirani pomični prosjeci vremenske serije broja dolazaka turista u Općinu Orebić

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010							6598	6599	6597	6626	6628	6663
2011	6855	7027	7145	7204	7187	7193	7196	7196	7199	7192	7224	7340
2012	7442	7559	7729	7828	7842	7848	7850	7854	7861	7861	7923	8054
2013	8118	8293	8475	8482	8476	8482	8483	8485	8483	8525	8530	8478
2014	8392	8398	8453	8439	8443	8450	8451	8448	8452	8421	8382	8282
2015	8216	8210	8183	8195	8186	8194	8195	8198	8198	8199	8208	8225
2016	8446	8638	8662	8733	8757	8773	8775	8778	8781	8826	8886	9053
2017	9408	9675	9833	9960	9977	9990	9991	9990	9992	10019	10123	10308
2018	10288	10128	10093	10105	10108	10122	10121	10125	10126	10128	10092	9998
2019	9837	9713	9667	9639	9630	9640	9645	9649	9643	9494	9102	8383
2020	7366	6348	5521	5030	4880	4893	4886	4877	4876	4910	5031	5339

Izvor: izrada autora

Dijeljenjem stvarnih vrijednosti broja dolazaka s vrijednostima centriranih pomičnih prosjeka izolirane su iregularna i sezonska komponenta. Izračunati su sezonski faktori ostvarenog broja dolazaka, te su vrijednosti prikazane u Tablici 4.

Tablica 4. Sezonski faktori ostvarenog broja dolazaka turista u Općinu Orebić

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010							4.1205	3.9880	1.2212	0.2643	0.0152	0.0030
2011	0.0069	0.0070	0.0101	0.2606	0.4442	1.6723	4.2108	3.7995	1.3706	0.1873	0.0216	0.0086
2012	0.0082	0.0058	0.0202	0.2071	0.5365	1.7601	3.9441	3.7532	1.5017	0.2268	0.0233	0.0081
2013	0.0129	0.0118	0.0297	0.1800	0.6849	1.8099	3.6488	3.9697	1.4113	0.2087	0.0227	0.0078
2014	0.0158	0.0123	0.0251	0.3038	0.5802	1.7764	3.4572	4.2117	1.3481	0.2389	0.0215	0.0157
2015	0.0096	0.0128	0.0367	0.2120	0.5839	1.5544	3.6476	4.2404	1.4124	0.2577	0.0136	0.0165
2016	0.0111	0.0182	0.0298	0.2056	0.5631	1.4821	3.9798	3.9129	1.4312	0.3224	0.0236	0.0173
2017	0.0122	0.0211	0.0307	0.2830	0.5361	1.6606	3.9900	3.5839	1.4928	0.3523	0.0238	0.0132
2018	0.0159	0.0135	0.0409	0.3323	0.7224	1.8850	3.6435	3.4542	1.4708	0.3791	0.0289	0.0140
2019	0.0130	0.0277	0.0329	0.3638	0.6509	1.8548	3.5461	3.5931	1.4603	0.4196	0.0231	0.0225
2020	0.0276	0.0421	0.0359	0.0099	0.0611	1.3474	4.3156	4.7937	1.1293	0.1590	0.0396	0.0244
SEZONSKI FAKTOR	0.0133	0.0172	0.0292	0.2356	0.5359	1.6789	3.8607	3.9331	1.3851	0.2740	0.0233	0.0137

Izvor: izrada autora

Sezonski faktori predstavljaju sezonsku komponentu vremenske serije. Primjerice, sezonski faktor za mjesec siječanj iznosi 0,013321, i ukazuje na činjenicu da je ostvareni broj dolazaka turista u ovom mjesecu, u prosjeku, samo 1,3% veći od prosjeka ostvarenoga broja dolazaka u godini. Za razliku od siječnja, sezonski faktor za kolovoz iznosi 3,93304 i pokazuje kako je ostvareni broj dolazaka turista u Općinu Orebić u kolovozu, u prosjeku, za 393,3% veći od prosjeka ostvarenoga broja dolazaka u godini.

Izračun sezonskog faktora zahtijeva stvaranje prilagođenog ili normaliziranog prosjeka navedenih faktora, što podrazumijeva dijeljenje količine vremenskih intervala ukupnim prosjekom sezonskih faktora i njegovo množenje sa sezonskim faktorom dodijeljenim svakom danom intervalu.

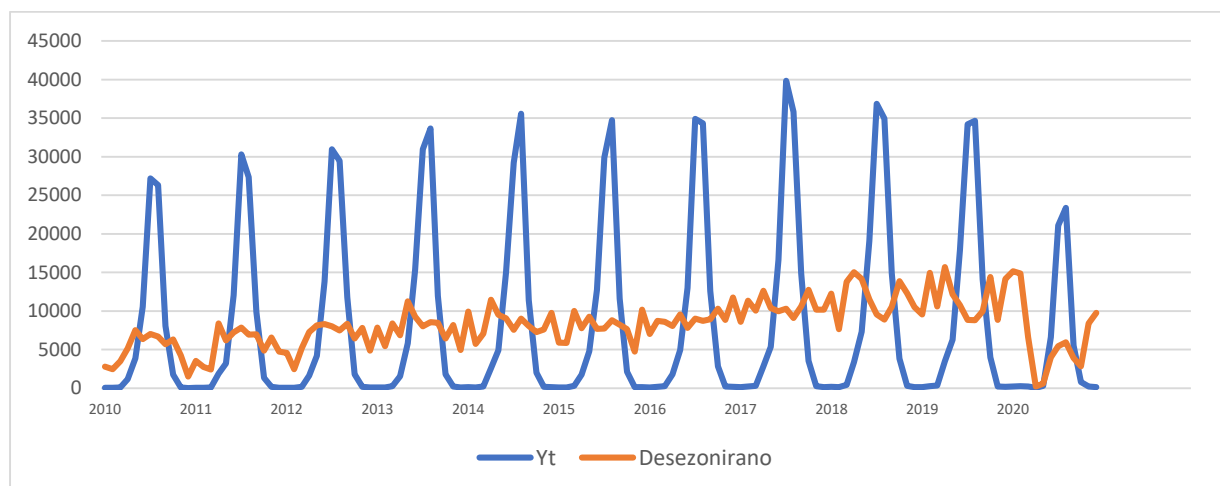
Posljednji korak dekompozicije vremenske serije sastoji se u izračunu sezonski prilagođenih vrijednosti vremenske serije, dijeljenjem stvarnih vrijednosti sa sezonskim faktorom pripadajućeg mjeseca u godini. Sezonski prilagođene vrijednosti za dolaske turista u Općinu Orebić prikazane su u Tablici 5. Svaka pojedina vrijednosti predstavlja trend-cikličku komponentu vremenske serije broja dolazaka turista u Općinu Orebić.

Tablica 5. Sezonski prilagođene vrijednosti ostvarenog broja dolazaka turista u Općinu Orebić

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010	2778	2557	3600	4889	7218	6274	7042	6691	5817	6391	4326	1457
2011	3528	2848	2469	7966	5959	7165	7848	6952	7123	4917	6682	4590
2012	4579	2557	5349	6880	7851	8228	8020	7495	8522	6508	7924	4736
2013	7882	5696	8640	6481	10833	9144	8018	8564	8643	6494	8309	4809
2014	9984	5986	7269	10882	9140	8941	7567	9047	8226	7344	7709	9472
2015	5931	6103	10286	7372	8920	7587	7743	8838	8359	7713	4797	9909
2016	7057	9125	8846	7622	9202	7744	9045	8733	9073	10385	8994	11439
2017	8633	11856	10354	11964	9980	9881	10326	9104	10769	12885	10322	9909
2018	12312	7962	14160	14251	13627	11365	9551	8892	10752	14016	12506	10200
2019	9609	15634	10903	14884	11697	10651	8859	8815	10166	14542	8994	13770
2020	15239	15518	6789	212	556	3927	5461	5944	3976	2851	8523	9472

Izvor: izrada autora

Kretanje stvarnih i desezoniziranih vrijednosti broja dolazaka turista prikazano je na Grafikonu 3.



Grafikon 3. Stvarne i desezonizirane vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić

Izvor: izrada autora

Iz Grafikona 3 vidljivo je kako vrijednosti broja dolazaka u Općini Orebić pokazuju lagani trend rasta, osim u 2020. godini kad je zabilježen nagli pad uzrokovan pojavom pandemije COVID-19.

Prije prognoziranja izračunati su i indeksi rezidualnih odstupanja i to kao odnos desezoniranih vrijednosti i vrijednosti centriranih pomičnih prosjeka pomnoženih sa sto. Indeksi rezidualnih odstupanja prikazani su u Tablici 6.

Tablica 6. Indeksi rezidualnih odstupanja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010							106.73	101.40	88.17	96.45	65.26	21.87
2011	51.47	40.53	34.55	110.58	82.90	99.61	109.07	96.60	98.95	68.36	92.50	62.53
2012	61.53	33.83	69.20	87.89	100.12	104.84	102.16	95.43	108.41	82.79	100.00	58.80
2013	97.10	68.68	101.95	76.41	127.80	107.81	94.51	100.93	101.89	76.17	97.41	56.72
2014	118.98	71.28	85.98	128.95	108.27	105.81	89.55	107.08	97.32	87.21	91.98	114.36
2015	72.19	74.33	125.69	89.95	108.97	92.59	94.48	107.82	101.97	94.07	58.45	120.47
2016	83.55	105.64	102.12	87.28	105.09	88.28	103.09	99.49	103.33	117.66	101.22	126.36
2017	91.76	122.55	105.30	120.12	100.04	98.91	103.35	91.12	107.77	128.60	101.96	96.12
2018	119.67	78.61	140.30	141.04	134.81	112.28	94.37	87.82	106.18	138.39	123.93	102.02
2019	97.68	160.96	112.79	154.41	121.46	110.48	91.85	91.36	105.42	153.17	98.82	164.27
2020	206.90	244.44	122.97	4.22	11.40	80.26	111.78	121.88	81.53	58.06	169.40	177.41

Izvor: izrada autora

Indeks rezidualnih odstupanja za kolovoz 2020. godine iznosi 121,88 što znači da je zbog rezidualnih utjecaja razina broja dolazaka bila u prosjeku za 21,88% veća, dok je za listopad iste godine iznosio 58,06 što znači da je razina promatrane pojave tog mjeseca zbog rezidualnih odstupanja bila za 41,94% manja.

Rezultati dekompozicije vremenske serije ostvarenog broja dolazaka turista u Općini Orebić ukazuju na zaključak kako serija posjeduje izrazitu sezonsku komponentu. Navedeni sezonski karakter upravo je ključan čimbenik pri odabiru modela prognoziranja. Očito je da se prognoziranje mora temeljiti upravo na modelima koji uvažavaju sezonski karakter analizirane vremenske serije.

4.2. Modeliranje i prognoziranje broja dolazaka turista

U nastavku je prikazano modeliranje i prognoziranje broja dolazaka odabranim ekstrapolativnim modelima.

Sezonski naivni model

Sezonski naivni model prikladan je za prognoziranje pojave koja posjeduje sezonsku komponentu. Sezonski naivni model pretpostavlja da je prognozirana vrijednost u tekućem razdoblju ista kao i stvarna vrijednost pojave u istom razdoblju prošle godine.

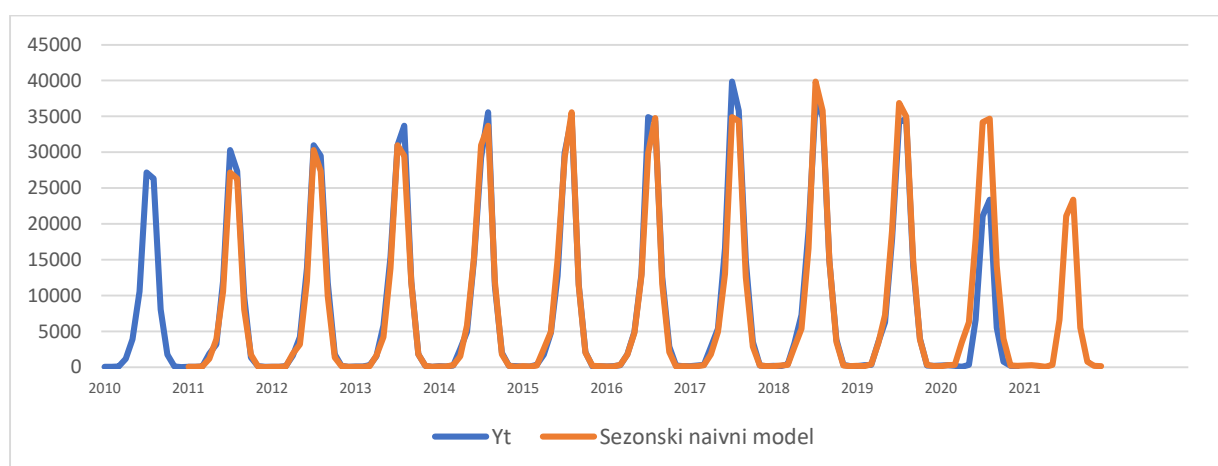
Vrijednosti prognoziраног броја долазакa turista u Općini Orebić putem sezonskog naivnog modela prikazane su u Tablici 7.

Tablica 7. Prognoza broja dolazaka turista u Općinu Orebić – sezonski naivni model

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010												
2011	37	44	105	1152	3868	10534	27187	26315	8057	1751	101	20
2012	47	49	72	1877	3193	12029	30299	27341	9867	1347	156	63
2013	61	44	156	1621	4207	13814	30962	29479	11804	1783	185	65
2014	105	98	252	1527	5805	15352	30954	33682	11972	1779	194	66
2015	133	103	212	2564	4898	15011	29215	35582	11394	2012	180	130
2016	79	105	300	1737	4780	12737	29892	34762	11579	2113	112	136
2017	94	157	258	1796	4931	13002	34922	34346	12568	2845	210	157
2018	115	204	302	2819	5348	16589	39865	35805	14916	3530	241	136
2019	164	137	413	3358	7302	19080	36874	34972	14893	3840	292	140
2020	128	269	318	3507	6268	17881	34204	34668	14082	3984	210	189
2021	203	267	198	50	298	6593	21084	23377	5507	781	199	130

Izvor: izrada autora

Primjenom sezonskog naivnog modela izvršeno je prognoziranje za broj dolazaka turista u Općinu Orebić u 2021. godini. Vidi se da je za 2021. godinu prognozirani pad broja dolazaka. Na primjer, za travanj 2021. godine prognozirana vrijednost broja dolazaka je za 95,7 % manja od ostvarenog broja dolazaka u istom mjesecu 2011. godine. Ovakva prognoza se objašnjava činjenicom da sezonski naivni model za prognostičku vrijednost u tekućem periodu uzima stvarnu vrijednost pojave u istom periodu prošle godine, a kako je u 2020. zabilježen nagli pad zbog pandemije COVID-19 ovaj model prognozira pad i u sljedećoj godini.

**Grafikon 4.** Stvarne i prognozirane vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić – sezonski naivni model

Izvor: izrada autora

Kretanje stvarnoga i prognozirana broja dolazaka turista prikazano je na Grafikonu 4. Vrijednosti dobivene sezonskim naivnim modelom prilagođavaju se stvarnim podacima, što ukazuje primjenjivost korištenoga modela.

Model jednostavnih pomičnih prosjeka

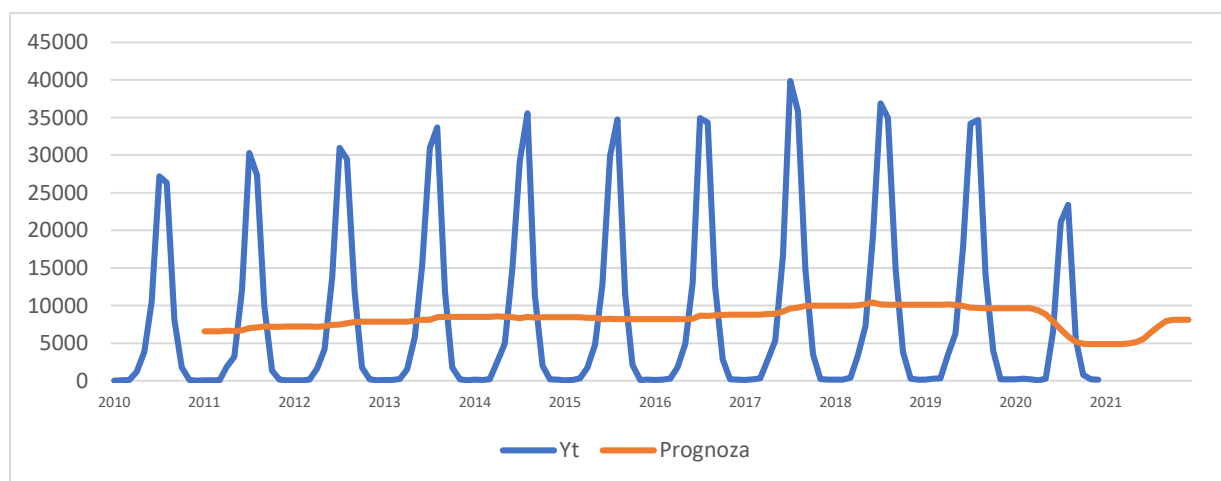
Ostvareni broj dolazaka turista u Općinu Orebić prognozirani su i modelom jednostavnih pomičnih prosjeka. Jednostavni pomični prosjeci za sve članove vremenskog niza prikazani su u Tablici 8.

Tablica 8. Prognoza broja dolazaka turista u Općinu Orebić – model jednostavnih pomičnih prosjeka

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010												
2011	6598	6599	6596	6657	6600	6725	6984	7070	7221	7187	7191	7195
2012	7196	7196	7203	7181	7266	7415	7470	7648	7810	7846	7848	7848
2013	7852	7857	7865	7857	7990	8118	8117	8468	8482	8481	8482	8482
2014	8485	8485	8482	8568	8492	8464	8319	8477	8429	8449	8448	8453
2015	8448	8449	8456	8387	8377	8188	8244	8176	8191	8200	8194	8194
2016	8196	8200	8196	8201	8214	8236	8655	8621	8703	8764	8772	8774
2017	8776	8780	8783	8868	8903	9202	9614	9736	9931	9988	9991	9989
2018	9993	9988	9997	10042	10205	10412	10163	10094	10092	10118	10122	10122
2019	10119	10130	10122	10135	10048	9949	9726	9701	9633	9645	9638	9642
2020	9649	9648	9638	9350	8853	7912	6819	5878	5163	4896	4896	4891
2021	4881	4873	4880	4941	5122	5556	6434	7222	7935	8107	8118	8123

Izvor: izrada autora

Stvarne vrijednosti ostvarenog broja dolazaka turista u Općinu Orebić i vrijednosti dobivene putem metode jednostavnih pomičnih prosjeka prikazane su na Grafikonu 5.



Grafikon 5. Stvarne i prognozirane vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić - jednostavni pomični prosjeci

Izvor: izrada autora

Broj turista koji dolaze u Općinu Orebić ima sezonski karakter. Kao rezultat toga, prognozirane vrijednosti značajno se razlikuju od stvarnih vrijednosti, kao što je prikazano na

Grafikonu 5. Stoga je razumno pretpostaviti da model jednostavnih pomičnih prosjeka nije prikladan za prognoziranje promatrane pojave.

Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja

Prethodna analiza stvarnih vrijednosti broja dolazak turista u Općini Orebić pokazala je da vremenski niz sadrži komponentu trenda i sezonsku komponentu. Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja temelji se na izgladivanju vrijednosti, trend razine i sezonske komponente vremenske serije broja dolazaka turista. Za izgladivanje vrijednosti razine pojave korištena je konstanta $\alpha = 0,3$, za izgladivanje trenda konstanta $\beta=0,4$, te za izgladivanje sezonske komponente $\gamma = 0,5$. Za inicijalnu vrijednost razine broja dolazaka turista, koristi se prosjek prvih dvanaest stvarnih vrijednosti. Ostale vrijednosti razine broja dolazaka izračunate su uz pomoć izraza (14).

Tablica 9. Vrijednosti razine pojave broja dolazaka turista u Općini Orebić – Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnoga izgladivanja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010												6598
2011	7133	7348	6651	7776	7329	7416	7437	7293	7506	6823	7670	11743
2012	12444	11621	11963	11004	10080	9317	8386	7654	7645	7357	7999	10265
2013	13560	16427	18813	17369	16479	14607	12140	10143	8513	7070	6702	7695
2014	11237	14273	16155	18457	17978	16793	14588	12635	10399	8598	7008	9379
2015	9099	11188	15169	15885	16391	15737	14731	13456	11772	10165	7563	7961
2016	8077	11265	13258	14642	15898	16154	16453	15541	14275	13470	12148	11304
2017	10650	12510	13987	17215	18395	19602	20080	18985	17894	17168	15553	13184
2018	12836	11273	13276	16364	19596	21790	21988	21061	19924	19259	18346	15907
2019	13495	14476	13416	14854	16030	17757	18560	18999	18889	19315	17625	17470
2020	17764	17473	14536	9358	4812	3014	3517	5140	5518	5002	7561	9593
2021	9899	10930	12825	12140	12349	11191	10091	9726	11188	12751	14549	15615

Izvor: izrada autora

Primjenom odabrane konstante izgladivanja $\alpha=0,3$ na vrijednost razine pojave broja turista u Općini Orebić moguće je iz Tablice 9 uočiti rast razine pojave na mjesečnoj ili godišnjoj razini.

Tablica 10 prikazuje trend vrijednosti razine pojave broja dolazak turista upotrebom odabrane konstante $\beta=0,4$, potrebnih za izračun prognoze pomoću Holt-Wintersovog modela trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja.

Tablica 10. Trend vrijednosti broja dolazaka turista u Općini Orebić – Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnoga izgladivanja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010												1
2011	215	215	-150	360	37	57	43	-32	66	-234	199	1748
2012	1330	468	418	-133	-449	-575	-717	-723	-438	-378	30	925
2013	1873	2270	2317	813	132	-670	-1389	-1632	-1631	-1556	-1081	-251
2014	1266	1974	1937	2083	1058	161	-785	-1252	-1646	-1708	-1661	-48
2015	-141	751	2043	1512	1110	404	-160	-606	-1037	-1265	-1800	-921
2016	-506	972	1380	1381	1331	901	660	31	-488	-615	-897	-876
2017	-787	272	754	1743	1518	1394	1027	178	-329	-488	-939	-1511
2018	-1046	-1253	50	1265	2052	2109	1344	436	-193	-382	-594	-1332
2019	-1764	-666	-824	81	519	1002	922	729	393	407	-432	-321
2020	-75	-161	-1272	-2834	-3519	-2831	-1497	-249	2	-205	900	1353
2021	934	973	1342	531	402	-222	-573	-490	291	800	1199	1146

Izvor: izrada autora

Uz pomoć izraza (15) i (16) izračunate su inicijalne i ostale vrijednosti sezonske komponente broja dolazaka turista u Općini Orebić, te su rezultati prikazani u tablici u nastavku.

Tablica 11. Vrijednosti sezonske komponente ostvarenog broja dolazaka turista u Općini Orebić – Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnoga izgladivanja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010	0.00561	0.00667	0.01591	0.17461	0.58628	1.59665	4.12075	3.98858	1.22120	0.26540	0.01531	0.00303
2011	0.00610	0.00667	0.01337	0.20800	0.51098	1.60931	4.09731	3.86885	1.26786	0.23141	0.01782	0.00420
2012	0.00550	0.00523	0.01321	0.17765	0.46417	1.54600	3.89465	3.86009	1.40595	0.23689	0.02048	0.00527
2013	0.00662	0.00560	0.01330	0.13278	0.40821	1.29852	3.22222	3.59033	1.40616	0.24426	0.02471	0.00692
2014	0.00923	0.00641	0.01321	0.13585	0.34033	1.09619	2.61244	3.20323	1.25094	0.23913	0.02520	0.01039
2015	0.00896	0.00790	0.01649	0.12260	0.31597	0.95279	2.32081	2.89335	1.11729	0.22350	0.02000	0.01374
2016	0.01030	0.01092	0.01798	0.12263	0.31307	0.87883	2.22165	2.55170	0.99885	0.21736	0.01864	0.01381
2017	0.01055	0.01361	0.01978	0.14319	0.30190	0.86255	2.10346	2.21883	0.91621	0.21149	0.01707	0.01206
2018	0.01166	0.01288	0.02545	0.17420	0.33726	0.86910	1.89024	1.93967	0.83184	0.20544	0.01649	0.01043
2019	0.01057	0.01573	0.02457	0.20515	0.36414	0.93805	1.86658	1.88218	0.78869	0.20585	0.01420	0.01063
2020	0.01100	0.01551	0.01910	0.10524	0.21303	1.56286	3.93091	3.21521	0.89332	0.18099	0.02026	0.01209
2021	0.00964	0.01567	0.02070	0.08475	0.20656	1.30848	3.53229	3.29539	1.07508	0.20206	0.02188	0.01197

Izvor: izrada autora

Nakon prethodno izračunatih vrijednosti razine broja dolazaka, trend vrijednosti, te vrijednosti sezonskih komponenti izračunate su prognozirane vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić.

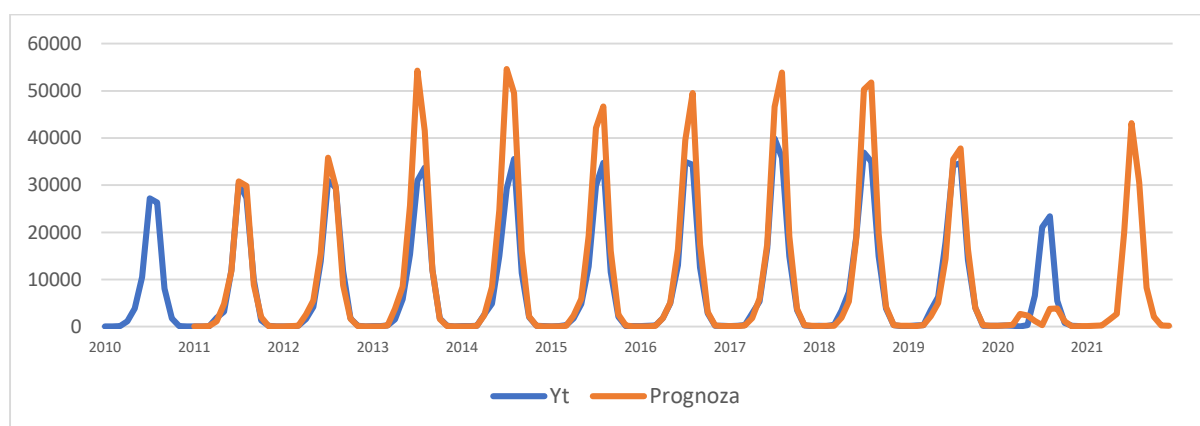
Tablica 12. Prognoza broja dolazaka turista u Općini Orebić – Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnoga izgladivanja

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2010												
2011	37	49	120	1135	4770	11761	30797	29836	8866	2010	101	24
2012	82	92	162	2575	5555	15499	35818	29671	8788	1668	124	34
2013	62	81	247	3754	8439	25680	54277	41500	11967	1630	113	30
2014	49	70	216	2402	8385	24719	54631	49556	16006	2138	170	37
2015	86	57	158	2338	5921	19185	42166	46675	16074	2567	224	60
2016	63	60	202	1795	5063	16416	39583	49516	17399	3082	257	155
2017	107	108	230	1808	5935	17501	46646	53861	19141	3818	311	202
2018	123	160	198	1908	5322	18672	50269	51770	19696	4173	322	214
2019	170	151	351	2194	5037	14383	35459	37789	16411	3961	325	179
2020	181	278	425	2721	2375	1213	342	3801	3857	1136	68	90
2021	120	168	227	1491	2699	19929	43116	30604	8251	2077	275	190

Izvor: izrada autora

Primjenom Holt-Wintersovog modela trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja, dobivene su prognoze za 2021. godinu koje prognoziraju porast broja dolazaka turista u Općinu Orebić, a vrijednosti su prikazane u Tablici 12. Najmanji porast u odnosu na isti mjesec prethodne (2020.) godine od 13,63% predviđa se za svibanj. Najveći porast u odnosu na isti mjesec (2020.) godine predviđa se za srpanj 2021. godine od 12519,43%.

Grafikon 6 prikazuje odnos između ostvarenih vrijednosti broja dolazaka i prognoziranih vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić Holt – Wintersovim modelom trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja.



Grafikon 6. Odnos stvarnih i prognoziranih vrijednosti broja dolazaka turista u Općinu Orebić – Holt-Wintersov model trostrukog eksponencijalnoga izgladivanja

Izvor: izrada autora

Iz linijskog grafikona (Grafikon 6) vidljivo je da Holt-Wintersovom modelom trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja prognozirane vrijednosti ne odstupaju znatno od stvarnog broja

turista u Općini Orebić. Dobivene vrijednosti će biti dodatno analizirane mjerama za ocjenu pouzdanosti.

Sezonski multiplikativni model eksponencijalnog trenda

Za izradu regresijskog modela za vremensku seriju mjesečnih dolazaka turista u Općinu Orebić korišten je multiplikativni model eksponencijalnoga trenda sa sezonskim dummy varijablama. Za procjenu ovog modela korištena je metoda najmanjih kvadrata, a model je lineariziran logaritmiranjem. Kao bazno razdoblje za ovaj model odabran je prosinac 2020., koji je posljednji mjesec u nizu.

Rezultati regresijske analize napravljene primjenom *Gretl* programske potpore prikazani su na Slici 3.

```

Model 1: OLS, using observations 2010:01-2020:12 (T = 132)
Dependent variable: 1_DOLASCI

      coefficient   std. error   t-ratio   p-value
-----
const      4.29487      0.195168   22.01     9.23e-044 ***
VRIJEME    0.00386279     0.00130216  2.966     0.0036 ***
dml        0.0185000     0.242500   0.07629   0.9393
dm2        0.175650     0.242427   0.7245    0.4702
dm3        0.816993     0.242360   3.371     0.0010 ***
dm4        2.75326      0.242301   11.36     1.03e-020 ***
dm5        3.70250      0.242248   15.28     7.63e-030 ***
dm6        4.95288      0.242203   20.45     9.33e-041 ***
dm7        5.78847      0.242164   23.90     2.98e-047 ***
dm8        5.80169      0.242133   23.96     2.35e-047 ***
dm9        4.75493      0.242108   19.64     3.84e-039 ***
dm10       3.09222      0.242091   12.77     4.69e-024 ***
dm11       0.632117     0.242080   2.611     0.0102 **

Mean dependent var   7.259183   S.D. dependent var   2.285047
Sum squared resid    38.35440   S.E. of regression    0.567720
R-squared             0.943927   Adjusted R-squared    0.938273
F(12, 119)           166.9362   P-value (F)           2.12e-68
Log-likelihood        -105.7283   Akaike criterion      237.4566
Schwarz criterion     274.9331   Hannan-Quinn          252.6853
rho                   0.595274   Durbin-Watson         0.796464

Log-likelihood for DOLASCI = -1063.94

Excluding the constant, p-value was highest for variable 4 (dml)

```

Slika 3. Rezultati regresijske analize primjenom *Gretl* programske potpore
Izvor: izrada autora

Konstantni član prikazuje sezonski utjecaj početnoga mjeseca. Korigirani koeficijent determinacije s vrijednošću od 93,83% ukazuje na visoku reprezentativnost trenda, što je

vidljivo i iz rezultata F-testa. Svi procijenjeni regresijski koeficijenti, osim koeficijenata za siječanj i veljaču, značajni su na razini od 1% i 5%. Antilogaritmirane vrijednosti procijenjenih regresijskih koeficijenata navedene su u Tablici 13.

Tablica 13. Antilogaritmirane vrijednosti procijenjenih regresijskih koeficijenata

<i>Regresijski koeficijenti</i>	$\ln\beta_i$	$\beta_i^* = e^\beta$
$\ln\beta_0$	4,29487	73,32268188
$\ln\beta_1$	0,003863	1,00387026
$\ln\beta_2$	0,0185	1,018672185
$\ln\beta_3$	0,17565	1,192020778
$\ln\beta_4$	0,816993	2,263682699
$\ln\beta_5$	2,75326	15,69371008
$\ln\beta_6$	3,7025	40,54854912
$\ln\beta_7$	4,95288	141,5821339
$\ln\beta_8$	5,78847	326,513077
$\ln\beta_9$	5,80169	330,8582381
$\ln\beta_{10}$	4,75493	116,155522
$\ln\beta_{11}$	3,09222	22,02592128
$\ln\beta_{12}$	0,632117	1,881589691

Izvor: izrada autora

Početna vrijednost broja mjesečnih dolazaka predstavljena je konstantom, $\beta_0=73$. Ova se vrijednost odnosi na prvi mjesec niza, a to je siječanj 2020. U siječnju 2020. zabilježeni broj mjesečnih domaćih dolazaka bio je 203. To rezultira odstupanjem od 130 mjesečnih dolazaka. Trend, koji pokazuje prosječnu kovarijaciju, može se ocijeniti pomoću standardne devijacije i koeficijenta varijacije. Standardna devijacija trenda je 2,285047, što predstavlja prosječno odstupanje mjesečnih dolazaka od vrijednosti trenda. Može se prikazati i relativno, a to je 31,48%. Procijenjene vrijednosti sezonsko-indikatorskih varijabli za pojedine mjesece pokazuju prosječnu promjenu dolazaka za jediničnu promjenu u vremenu. Mjesečna stopa rasta za promatranu vremensku seriju može se izračunati korištenjem regresijskog koeficijenta β_1 , odnosno $(\beta_1 - 1) \cdot 100$ koji daje vrijednost 0,389% . U prosjeku, broj dolazaka turista mjesečno tijekom promatranog razdoblja bilježi blagi rast od 0,389%. Empirijski koeficijenti dobiveni iz ovih podataka označavaju mjesečne stope rasta u odnosu na bazni mjesec. Ovi koeficijenti pokazuju da sezonalnost ima veliki utjecaj na broj dolazaka turista u određenim razdobljima.

Može se zaključiti da se tijekom siječnja ostvaruje u prosjeku 1,87% dolazaka više u odnosu na prosinac, dok se u kolovozu ostvaruje u prosjeku 32985,82% dolazaka više u odnosu na prosinac.

4.3. Komparativna analiza efikasnosti korištenih modela prognoziranja

Posljednja faza procesa prognoziranja je analiza i ocjena dobivenih rezultata. Koristit će se dvije metode za ocjenu pouzdanosti i to: srednja apsolutna pogreška (MAD) i srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE).

U Tablici 14 prikazani su rezultati ocjena odabranih modela prognoziranja primjenom navedenih mjera prognostičke efikasnosti.

Tablica 14. Rezultati prognostičkih pogrešaka MAD-a i MAPE-a

Analizirani model	MAD	MAPE
Sezonski naivni model	1308,28	4,54%
Model jednostavnih pomičnih prosjeka	9478,58	269,02%
Holt-Wintersov model trostrukoga eksponencijalnog izgladivanja	2710,11	21,10%
Sezonski multiplikativni model eksponencijalnoga trenda	1530,29	28,32

Izvor: izrada autora

Primjenom sezonskog naivnog modela za prognoziranje broja dolazaka turista Općinu Orebić, prognostička pogreška srednjeg apsolutnog odstupanja pokazala je prosječno odstupanje od 1308 dolazaka između prognozirane i stvarne vrijednosti. Srednja apsolutna postotna pogreška istog modela je pokazala da se prognozirani broj dolazaka turista u Općinu Orebić razlikuje od stvarnih vrijednosti u prosjeku za 4,54%. Može se zaključiti da je ovaj model visoko pouzdan.

Analizom je utvrđeno da model jednostavnih pomičnih prosjeka ima najveću prognostičku pogrešku u odnosu na broj turista koji dolaze u Općinu Orebić. Naime, očekivani broj dolazaka turista odstupao je od stvarnog u prosjeku za 9479 dolazaka. S druge strane, srednja postotna apsolutna pogreška pokazala je da je prognozirani broj dolazaka turista u Općinu Orebić u prosjeku za 269,02% odstupao od stvarnih vrijednosti. Zaključuje se da je model jednostavnih pomičnih prosjeka najmanje učinkovit model za prognoziranje.

Korištenjem Holt-Wintersovog modela trostrukog eksponencijalnog izgladivanja, utvrđeno je da prognozirani broj dolazaka turista u Općinu Orebić pokazuje prosječno odstupanje od

2710 dolazaka od stvarne vrijednosti, prema srednjem apsolutnom odstupanju. Srednja apsolutna postotna pogreška također pokazuje da prognozirani broj dolazaka turista u Općinu Orebić pokazuje prosječno odstupanje od stvarne vrijednosti za 21,10%. Može se zaključiti da je model zadovoljavajući.

Primjenom sezonskoga multiplikativnog modela eksponencijalnoga trenda za prognoziranje broja dolazaka turista Općinu Orebić, prognostička pogreška srednjeg apsolutnog odstupanja pokazala je prosječno odstupanje od 1530 dolazaka između prognozirane i stvarne vrijednosti. Srednja apsolutna postotna pogreška istog modela također je pokazala da se prognozirani broj dolazaka turista u Općinu Orebić razlikuje od stvarnih vrijednosti u prosjeku za 28,32%. Može se zaključiti da je ovaj model kao i Holt-Wintersov model trostrukog eksponencijalnog izgladivanja, zadovoljavajući.

Empirijski rezultati su pokazali kako najveću razinu pouzdanosti prognoze ima sezonski naivni model. Holt-Wintersov model trostrukog eksponencijalnog izgladivanja i sezonski multiplikativni model eksponencijalnoga trenda su zadovoljavajući, dok je model jednostavnih pomičnih prosjeka najmanje učinkovit model za prognoziranje.

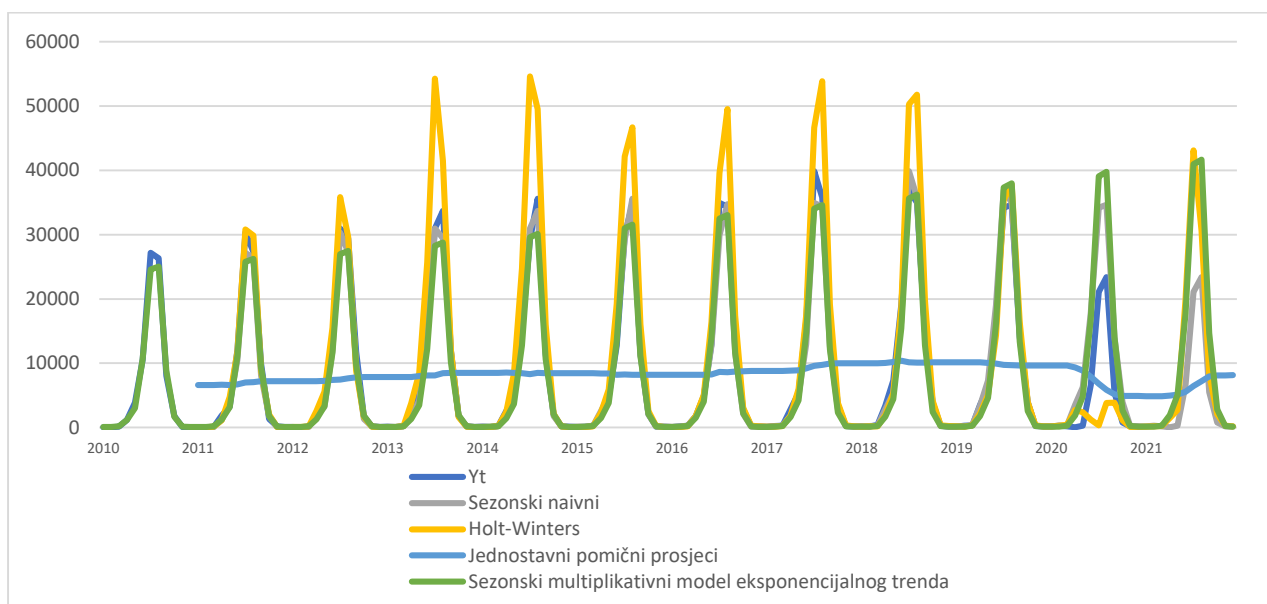
U Tablici 15 prikazane su stvarne i prognozirane vrijednosti broja dolazaka u Općini Orebić od siječnja 2020. do prosinca 2021.

Tablica 15. Tablični prikaz stvarnih i prognoziranih vrijednosti broja dolazaka u Općini Orebić od siječnja 2020. do prosinca 2021.

Mjesec	Stvarne vrijednosti	Sezonski naivni model	Model jednostavnih pomičnih prosjeka	HWM	Sezonski multiplikativni model
1./2020.	203	128	9649	181	119
2./2020.	267	269	9648	278	140
3./2020.	198	318	9638	425	267
4./2020.	50	3507	9350	2721	1858
5./2020.	298	6268	8853	2375	4819
6./2020.	6593	17881	7912	1213	16890
7./2020.	21084	34204	6819	342	39101
8./2020.	23377	34668	5878	3801	39775
9./2020.	5507	14082	5163	3857	14018
10./2020.	781	3984	4896	1136	2668
11./2020.	199	210	4896	68	229
12./2020.	130	189	4891	90	122
1./2021.	82	203	4881	120	125
2./2021.	173	267	4873	168	147
3./2021.	286	198	4880	227	280
4./2021.	780	50	4941	1491	1946
5./2021.	2471	298	5122	2699	5047
6./2021.	11796	6593	5556	19929	17691
7./2021.	31623	21084	6434	43116	40958
8./2021.	32832	23377	7222	30604	41664
9./2021.	14061	5507	7935	8251	14683
10./2021.	2845	781	8107	2077	2795
11./2021.	342	199	8118	275	240
12./2021.	185	130	8123	190	128

Izvor: izrada autora

Može se uočiti veliko odstupanje stvarnih od prognoziranih vrijednosti dobivenih modelom jednostavnih pomičnih prosjeka. Za ostale modele prognozirane vrijednosti ne odstupaju znatno od stvarnog broja dolazaka turista u Općini Orebić. Do istog zaključka se dolazi i promatranjem Grafikona 7.



Grafikon 7. Odnos stvarnih vrijednosti broja dolazaka turista i prognoziranih vrijednosti
Izvor: izrada autora

Grafikon 7 prikazuje stvarne i prognozirane vrijednosti broja turističkih dolazaka dobivenih korištenjem sezonskog naivnog modela, modela jednostavnih pomičnih prosjeka, Holt-Wintersovog modela trostrukog eksponencijalnog izgladivanja, te sezonskog multiplikativnog modela eksponencijalnoga trenda.

Zaključak

Učinkovito prognoziranje turističke potražnje primjenom ekonometrijskog modeliranja izazovan je zadatak zbog nepredvidivog ponašanja potrošača. Izazovi proizlaze iz iznimno složene i dinamične prirode turističkog tržišta. Ponašanje potrošača dodatni je faktor koji je nepredvidljiv i pod mnoštvom je utjecaja.

Empirijski dio rada bavi se prognoziranjem i modeliranjem broja dolazaka turista koji posjećuju Općinu Orebić u razdoblju od 2010. do 2020. Službene stranice Turističke zajednice Općine Orebić donose sekundarne podatke za analizu turističkih kretanja u Općini od 2010. do 2020. Deskriptivna analiza podataka ukazuje na sezonsku strukturu i trend rasta turističkih dolazaka u Općinu Orebić u desetogodišnjem razdoblju.

Turistički dolasci za 2021. godinu prognozirani su pomoću četiri različita modela: sezonskog naivnog modela, modela jednostavnih pomičnih prosjeka, Holt-Wintersovog modela trostrukog eksponencijalnog izgladivanja, te sezonskog multiplikativnog modela eksponencijalnoga trenda. Sezonski naivni model bio je najučinkovitiji od ova četiri, ocijenjen je visoko pouzdanim. Holt-Wintersov model trostrukog eksponencijalnog izgladivanja i sezonski multiplikativni modela eksponencijalnoga trenda su zadovoljavajući, dok je model jednostavnih pomičnih prosjeka najmanje učinkovit model za prognoziranje. Model jednostavnih pomičnih prosjeka ne daje najoptimalnije rezultate procjene unutar dopuštene stope odstupanja te se za buduća istraživanja predlaže modifikacija modela.

Primarno ograničenje modela korištenih u istraživanju je njihova nemogućnost razmatranja bilo kakvih vanjskih čimbenika koji mogu utjecati na niz. U slučaju nepredvidivih događaja koji bi mogli promijeniti turističke obrasce, poput prirodnih katastrofa, terorizma ili pojave virusa koji je uzrokovao COVID-19 pandemiju, pokazuju se neučinkovitima.

Na temelju rezultata istraživanja i prethodno navedenog ograničenja, moguće je dati prijedloge za buduće studije i ispitivanja u vezi s modeliranjem i prognoziranjem turističke potražnje. Nužno je kombinirati kvantitativne i kvalitativne metode prognoziranja. Kvalitativne metode pored podataka iz prošlosti zahtjevaju i stručnjake za interpretiranje podataka. Angažiranje pojedinaca ili grupa stručnjaka koji najbolje poznaju kretanje i razvoj turističke potražnje dovelo bi do sveobuhvatnije procjene čimbenika koji utječu na turističku potražnju, što bi rezultiralo učinkovitijim prognozama.

Nedvojbeno je da je i jedno od obilježja hrvatskog turizma njegova izrazita sezonalnost. Implementacija ovih kvantitativnih modela može poslužiti i kao temelj za istraživanje ublažavanja sezonalnosti u hrvatskom turizmu što bi zauzvrat moglo povećati njegovu međunarodnu konkurentnost.

Bibliografija

1. Anić, Vladimir. Rječnik stranih riječi. Zagreb: Goldstein, 2000.
2. Bahovec, Vlasta, i Nataša Erjavec. Uvod u ekonometrijsku analizu. Zagreb: Element d.o.o., 2009.
3. Baldigara, T., Modeliranje i prognoziranje broja zaposlenih u turizmu i hotelskoj industriji u Republici Hrvatskoj primjenom modela umjetnih neuronskih mreža, *Oeconomica Jadertina* Vol.10., No.2., 2020.
4. Baldigara, T., Mamula, M.: Autorizirana predavanja iz kolegija Primjenjena ekonometrija, Sveučilište u Rijeci, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija 2018.
5. Christine A. Martin, Stephen F. Witt, Forecasting tourism demand: A comparison of the accuracy of several quantitative methods, *International Journal of Forecasting*, Volume 5, Issue 1, 1989, Pages 7.-19.
6. Čižmešija, Mirjana, i Petar Sorić. Statističke metode za poslovno upravljanje. Zagreb: Element d.o.o., 2011.
7. Dragutinović Mitrović, Radmila, i Olgica Bošković. Osnovi statističke analize– elementi analize vremenskih serija. Beograd: Centar za izdavačku delatnost Ekonomskog fakulteta u Beogradu, 2013.
8. Dumičić, K., Buhovec, V. i drugi: Poslovna statistika, Element, Sveučilište u Zagrebu, 2011.
9. Eurostat Working Group. »Methodological documents–Definition of quality in statistics.« Eurostat. 2. listopad 2003., <https://ec.europa.eu/eurostat/documents/64157/4373735/02-ESS-quality-definition.pdf> (21.04.2023.)
10. Everitt, B.S., i Andres Skrondal. The Cambridge dictionary of statistics. Cambridge: Cambridge University Press, 2010.
11. Fretchling, Douglas C.: Forecasting tourism demand – methods and strategies, Oxford 2001.
12. Haiyan Song, Stephen F. Witt, Thomas C. Jensen, Tourism forecasting: accuracy of alternative econometric models, *International Journal of Forecasting*, Volume 19, Issue 1, 2003, Pages 123.-141.

13. Horvat, J., Mijoč, J.: Osnove statistike, Naklada Ljevak, Zagreb 2012.
14. Jovičić, Milena, i Radmila Dragutinović Mitrović. Ekonometrijski metodi i modeli. Beograd: Univerzitet u Beogradu, Ekonomski fakultet, 2011.
15. Mamula, Maja, Kvantitativne metode u prognoziranju turističke potražnje, Fakultet za menadžment u turizmu i ugostiteljstvu, Opatija (doktorski rad), 2014.
16. Newbold, Paul, William Carlson L., i Betty Thorne M. Statistika za poslovanje i ekonomiju. Zagreb: MATE, 2010.
17. Pivac, S., Šego, B. (2005): Statistika. Udžbenik i zbirka zadataka. Zagreb: Alka script
18. Visit Orebić Croatia | Orebić Tourist Board | Visit Croatia, <https://visitorebic-croatia.hr/> (02.05.2023.)
19. Šošić, Ivan, Primijenjena statistika, Školska knjiga, Zagreb, 2006.

Popis ilustracija

Tablice

TABLICA 1. PODJELA VREMENSKIH SERIJA	18
TABLICA 2. RAZINE POUZDANOSTI MAPE-A.....	39
TABLICA 3. CENTRIRANI POMIČNI PROSJECI VREMENSKE SERIJE BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ ..	42
TABLICA 4. SEZONSKI FAKTORI OSTVAREN OG BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ	43
TABLICA 5. SEZONSKI PRILAGOĐENE VRIJEDNOSTI OSTVAREN OG BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ	44
TABLICA 6. INDEKSI REZIDUALNIH Odstupanja.....	45
TABLICA 7. PROGNOZA BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ – SEZONSKI NAIVNI MODEL.....	46
TABLICA 8. PROGNOZA BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ – MODEL JEDNOSTAVNIH POMIČNIH PROSJEKA.....	47
TABLICA 9. VRIJEDNOSTI RAZINE POJAVE BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINI OREBIĆ – HOLT-WINTERSOV MODEL TROSTRUKOGA EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA	48
TABLICA 10. TREND VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINI OREBIĆ – HOLT-WINTERSOV MODEL TROSTRUKOGA EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA.....	49
TABLICA 11. VRIJEDNOSTI SEZONSKE KOMPONENTE OSTVAREN OG BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINI OREBIĆ – HOLT-WINTERSOV MODEL TROSTRUKOGA EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA	49
TABLICA 12. PROGNOZA BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINI OREBIĆ – HOLT-WINTERSOV MODEL TROSTRUKOGA EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA.....	50
TABLICA 13. ANTILOGARITMIRANE VRIJEDNOSTI PROCIJENJENIH REGRESIJSKIH KOEFICIJENATA	52
TABLICA 14. REZULTATI PROGNOŠTIČKIH POGREŠAKA MAD-A I MAPE-A	53
TABLICA 15. TABLIČNI PRIKAZ STVARNIH I PROGNOZIRANIH VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA U OPĆINI OREBIĆ OD SIJEČNJA 2020. DO PROSINCA 2021.	55

Grafikoni

GRAFIKON 1. UKUPNI BROJ DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ PO GODINAMA U RAZDOBLJU OD 2010. DO 2020. GODINE.....	41
GRAFIKON 2. LINIJSKI PRIKAZ BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ U RAZDOBLJU OD 2010. DO 2020. GODINE	41
GRAFIKON 3. STVARNE I DESEZONIZIRANE VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ.....	44
GRAFIKON 4. STVARNE I PROGNOZIRANE VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ – SEZONSKI NAIVNI MODEL	46
GRAFIKON 5. STVARNE I PROGNOZIRANE VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ - JEDNOSTAVNI POMIČNI PROSJECI	47
GRAFIKON 6. ODNOS STVARNIH I PROGNOZIRANIH VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA U OPĆINU OREBIĆ – HOLT-WINTERSOV MODEL TROSTRUKOG EKSPONENCIJALNOGA IZGLAĐIVANJA	50
GRAFIKON 7. ODNOS STVARNIH VRIJEDNOSTI BROJA DOLAZAKA TURISTA I PROGNOZIRANIH VRIJEDNOSTI.....	56

Slike

SLIKA 1. METODE STATISTIČKE ANALIZE VREMENSKIH SERIJA	24
SLIKA 2. OSNOVI POKAZATELJI STATISTIČKO DESKRIPTIVNE ANALIZE ANALIZIRANE VREMENSKE SERIJE	42
SLIKA 3. REZULTATI REGRESIJSKE ANALIZE PRIMJENOM <i>GRET</i> L PROGRAMSKE POTPORE	51