



8. PREDVIĐANJE POTRAŽNJE



U poglavlju se govori o teoriji predviđanja. Posebna pažnja posvećena je predviđanju potražnje. To je predviđanje budućih događaja vezanih za potražnju čiji je cilj minimiziranje rizika povezanih s donošenjem poslovnih odluka. Najvažnija pitanja o kojima se govori u ovom poglavlju uključuju:

- principi i trendovi predviđana,
- predviđanje pomoću vremenskih serija,
- postupak za izradu prognoza na osnovu vremenskih serija,
- metode predviđanja i greške,
- pitanje veštačke inteligencije u predviđanju.

8.1. Uvod

Predviđanje je široko korišćena, multidisciplinarna naučna oblast. To je važna aktivnost koja se koristi za donošenje poslovnih odluka u mnogim područjima planiranja: ekonomskom, industrijskom i naučnom (Chatfield, 2001). Prognoza podržava donošenje mikro i makroekonomskih odluka. Takođe podržava preduzimanje radnji za aktiviranje ili suprotstavljanje nekom fenomenu. Prognoza je izvor važnih informacija. Predviđanje se može nazvati i prognoziranjem; prognoziranje buduće potražnje, prognoziranje prodaje ili novog trenda. Stoga se mogu predvideti promene tržišnih uslova kojima se kompanija mora prilagoditi.

Međutim, predviđanje se ne može bazirati samo na intuiciji menadžera, već se mora bazirati na **racionalnim, obično naučnim osnovama**.

Predviđanje je zaključivanje o nepoznatim događajima na osnovu poznatih događaja (Cieślak, 2005). Na primer, može se predvideti da će se: (1) događaj dogoditi jer se dogodio u



prošlosti; (2) događaj će se dogoditi jer njegova učestalost to ukazuje; (3) događaj će se dogoditi jer je povezan s drugim događajima koji su se dogodili (Dittmann, 2003).

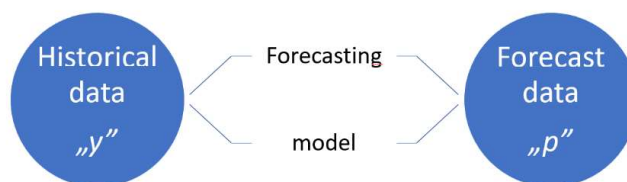
Prognoze se razvijaju (izrađuju) na temelju premisa vrlo različite prirode. Međutim, s obzirom na njihovu naučnu prirodu, konstruisani su prvenstveno na osnovu statističkih i ekonometrijskih modela te uporabom operacionih istraživanja. Prognoze se pripremaju korišćenjem istorijskih podataka – onih koji su se dogodili u prošlosti. A s logističkog aspekta oni se odnose na podatke iz nedavne prošlosti. Posebno u industrijama složenih proizvoda (npr. automobilske industriji), ali ne samo, predviđanja potražnje su presudna za prodajno područje i takođe za učinkovitost proizvodnog sistema.

Prognoza se uvek odnosi na određeni horizont predviđanja. Horizont predviđanja je interval (T, T_i) , gde je: T – sadašnji trenutak, T_i – konačni trenutak.

Zavisno od vremenskog horizonta, problem predviđanja generalno se deli na tri područja: kratkoročno, srednjoročno i dugoročno predviđanje. Kao što je ranije spomenuto, sa aspekta logističkog menadžera, **kratkoročno predviđanje** je ključno. Pokriva horizonte predviđanja od jednog sata do nedelju dana. Sa aspekta rada menadžera logistike zanimljivo je i srednjoročno predviđanje, koje se odnosi na predviđanja od jednog meseca do najviše godine. Na kraju, možemo razlikovati dugoročne prognoze, koje karakteriše horizont predviđanja duži od jedne godine. Oni su manje važni za operativne aktivnosti vezane uz logistiku. Teorija haosa je u velikoj meri pokazala da dugoročno predviđanje predstavlja uzaludan trud. Stoga se može pretpostaviti da za široko shvaćene logističke aktivnosti, što je duži horizont prognoze, to je manja verovatnoća izrade prognoze. Njena pouzdanost opada. Takođe, prognoziranje proizvoda na rok duži od životnog ciklusa proizvoda nema smisla.

Vrednost (važnost) modela predviđanja bazira se na njihovoj sposobnosti da proizvedu tačne prognoze. Stoga su prognoze dobre onoliko koliko su dobre pretpostavke korišćenog modela. Važno je biti svestan i znati koje su te pretpostavke. Ako se bilo koja od ovih pretpostavki pokaže netačnom, prognoze se mogu ponovno proceniti, modifikovati i poboljšati. Glavni problem tačnosti prognoza je nepredvidivost privrednih kretanja i spoljnih događaja i kriza. Stoga treba jasno navesti da su određene prognozirane vrednosti podložne **greškama**

i **nesigurnostima**. Dakle, budućnost je određena na osnovu znanja koje imamo o prošlosti (slika 8.1).



Slika 8. 1. Generalizovani model predviđanja

Izvor: (Dittmann, 2003)

Ne treba zaboraviti na potrebu razmene informacija u upravljanju lancem snabdevanja, što je ključno za uspeh predviđanja potražnje (Altendorfer i Felberbauer, 2023). Što su tačniji podaci o potražnji, tačnija će biti i prognoza. Takođe je ključno stalno ažuriranje informacija o potražnji (podrazumeva promenu prethodnih informacija, npr. o veličini narudžbine), zahvaljujući tome potražnja se ažurira u vremenskom horizontu i eliminiše se informaciona asimetrija. Ali i dr. ističu da je deljenje potpune prognoze potražnje, a ne konačne količine narudžbine, korisno za realizaciju lanca snabdevanja (Ali i dr., 2012).

Izazovi uspešnog predviđanja više su od tehničkih poteškoća u razvoju tačnog modela predviđanja. Modeli predviđanja moraju se razviti s jasnim razumevanjem prirode situacije za koju je potrebna prognoza i raspoloživih resursa za izradu prognoze. Važno je osigurati da se odabrana varijabla direktno odnosi na potrebne podatke prognoze (Sheldon, 1993). To ne znači da su prognoze beskorisne, već da oni koji ih koriste trebaju stalno pratiti svoje operativno okruženje kako bi otkrili sve faktore koji ukazuju na nedosledne ili nepravilne obrasce.

Iako je prognoza podložna netačnostima, ona predstavlja važnu smernicu za buduće operativne aktivnosti kompanije. Opravdanje za izradu prognoza u preduzeću je i cikličnost koja se javlja u poslovanju preduzeća. Predviđamo da ako se događaj dogodio u prošlosti, može se dogoditi i u budućnosti. Međutim, ako se događaj dogodio u prošlosti s određenom učestalošću, povećava se verovatnoća da će se ponoviti. Uprkos brojnim neizvesnostima, prognoza kreirana korišćenjem naučnih metoda preduslov je za donošenje racionalne odluke o poslovanju kompanije.



Privredna praksa takođe pokazuje da **jednostavna metoda predviđanja ne znači automatski i lošiju metodu** (Kucharski, 2013). Kako ističe Kucharski, jednostavne metode mogu prognozirati iste podatke sa sličnom tačnošću. Puno ih je lakše koristiti. Kao rezultat aktivnosti vezanih uz predviđanje potražnje, za organizaciju je moguće ostvariti mnoge koristi (tabela 8.1).

Tabela 8. 1. Prednosti predviđanja potražnje

Identifikovane koristi predviđanja	Obrazloženje
Bolja proizvodna organizacija	Poznajući predviđeni obim prodaje gotovih proizvoda, organizacija može unapred planirati odgovarajući obim proizvodnje i odgovarajuću potražnju za sirovinama i ambalažom, čime se eliminišu nedostaci na proizvodnoj liniji
Veća kontrola sigurnosnih zaliha	Znajući prognozirani obim prodaje gotovih proizvoda, možete planirati sigurnosne zalihe koje će garantovati pokrivanje tržišne potražnje
Uspešnije smanjenje zastarelog asortimana	Znajući predviđeni obim prodaje gotovih proizvoda, možete se fokusirati na servisiranje samo asortimana potrebnog za pokrivanje potražnje; zastareli proizvodi mogu se eliminisati i, kao rezultat, troškovi vezanog kapitala u zalihama i troškovi skladištenja mogu se optimizirati
Veće zadovoljstvo kupaca i poboljšanje imidža organizacije	Poznavanje predviđenog obima prodaje gotovih proizvoda može osigurati održavanje odgovarajućeg nivoa zaliha u skladištu
Efikasnije korišćenje skladišnog prostora	Znajući predviđeni obim prodaje gotovih proizvoda, možete prikupiti samo potrebne zalihe proizvoda; takođe možete značajno smanjiti iskorišćeni prostor za skladištenje
Efikasnija kontrola i smanjenje troškova	Znajući predviđeni obim prodaje gotovih proizvoda, možete tačnije planirati budžet organizacije i poduzeti korake za tačniju kontrolu troškova

Izvor: (Wojciechowski i Wojciechowska, 2015; Wolny i Kmiecik, 2020)

Treba navesti nekoliko svojstava prognoza, kao što su:

1. Prognoze su formulisane korišćenjem naučnih dostignuća (razvijeni i verifikovani matematički modeli).
2. Prognoze se odnose na određenu budućnost.
3. Prognoze se proveravaju empirijski (nakon određenog vremenskog perioda).
4. Prognoze su prihvatljive osobi koja priprema prognozu.



Prognoze podržavaju proces donošenja odluka u preduzeću i istovremeno ispunjavaju različite funkcije. (Gajda, 2001):

- pripremna – prognoza je podsticaj za preduzimanje određenih radnji, ali nema uticaja na prognoziranu pojavu. Na osnovu njih se samo donose ekonomske odluke,
- aktivirajuće – prognoza je podsticaj za preduzimanje određenih radnji i ujedno utiče na prognoziranu pojavu. Stoga se preduzimaju aktivnosti koje su usmerene na to da prognoza bude realna (samoispunjavajuće ili povoljne prognoze, koje pokreću aktivnosti koje odgovaraju ostvarenju prognoza) ili poništavaju prognoze (prognoze upozorenja, koje pokreću akcije koje se suprotstavljaju njihovom ostvarenju).

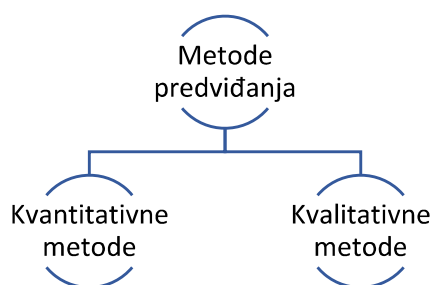
Međutim, važno je napomenuti da se urađene prognoze mogu lako poremetiti zbog slučajnih varijabli koje se ne mogu uključiti u model ili jednostavno mogu biti pogrešne od samog početka. Iz tog razloga predviđanje može biti opasno za organizacije. Postoje tri problema vezana uz predviđanje:

- podaci na osnovu kojih se rade prognoze uvek će biti stari, odnositi se na periode iz prošlosti. Dakle, nikad nema garancije da će uslovi iz prošlosti trajati i u budućnosti,
- ne mogu se uzeti u obzir vanredni ili neočekivani događaji ili spoljni efekti (primer pandemije COVID-19; uticaj rata i oružanih sukoba; uticaj nepredviđenih privrednih kriza),
- prognoze ne mogu uzeti u obzir sopstveni uticaj.

Ispravno sprovedeno predviđanje omogućava poduzetnicima i menadžerima da unapred planiraju svoje aktivnosti, čime se povećavaju šanse da ostanu konkurentni na tržištima.

8.2. Klasifikacija metoda predviđanja

Postoje dve osnovne grupe metoda predviđanja: kvantitativne i kvalitativne (slika 8.2). Prognoze klasifikovane kao kvantitativne metode predviđanja imaju oblik određenog broja (tačkasta prognoza) ili, alternativno, numerički raspon (intervalna prognoza).



Slika 8. 2. Metode predviđanja – vrste

Izvor: (Dittmann, 2000)

Kvalitativne prognoze poprimaju nenumerički oblik. Odnose se na analizirani fenomen u budućnosti i procenu njegovog rasta, opadanja ili je bez promene. Za kvalitativne prognoze se smatra da se baziraju na mišljenjima tržišnih stručnjaka.

Sa gledišta logističara, međutim, ključne prognoze su one koje se mogu definisati brojkama, tj. **kvantitativne prognoze**. Kvantitativno predviđanje zaobilazi faktor stručnjaka i pokušava ukloniti ljudski element iz analize. Ovi pristupi fokusiraju se isključivo na podatke.

Kvantitativne prognoze	Modeli vremenskih serija
	Ekonometrijski modeli
	Analogni modeli
	Modeli vodećih varijabli
	Modeli kohortne analize
	Tržišni testovi

Slika 8. 3. Metode kvantitativne prognoze

Izvor: (Dittmann, 2000).



Kvantitativne prognoze mogu se klasifikovati prema korišćenim modelima (sluka 8.3). Za potrebe ove knjige fokus je na **modelima vremenskih serija**.

8.3. Predviđanje vremenskih serija

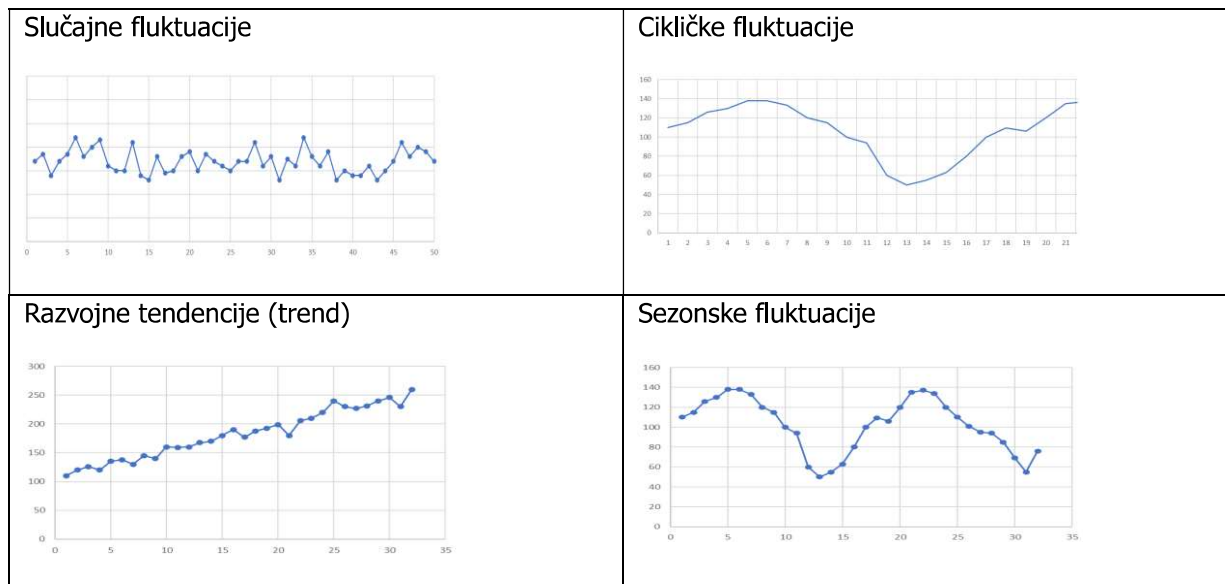
Jedna od najčešće korišćenih prognostičkih metoda za predviđanje potražnje su metode bazirane na modelima vremenskih serija. Vremenske serije su metodologija za istraživanje složenih i sekvencijalnih vrsta podataka. U modelima vremenskih serija, sekvencijalni podaci, koji se sastoje od nizova numeričkih podataka, beleže se u pravilnim intervalima (npr. po minutu, po satu ili po danu). Popularnost ovih metoda proizlazi iz mogućnosti dobijanja podataka o budućem toku posmatrane pojave putem predviđanja. Stoga nema potrebe dalje prikupljati i analizirati podatke iz drugih izvora. Predviđanje pomoću vremenskih serija često se koristi i zbog velike verovatnoće njegove pojave. Privredna praksa takođe pokazuje da prognoze pripremljene pomoću modela vremenskih serija nisu ništa lošije od prognoza dobijenih na osnovu komplikovanijih modela. Iskustvo takođe pokazuje da **modeli vremenskih serija imaju razvojni potencijal**. Svaka sledeća izmena metode ili sledeća metoda predviđanja vremenskih serija trebala bi, po definiciji, poboljšati kvalitet svojih rezultata.

8.4. Dekompozicija vremenskih serija

Prognoze se izrađuju pomoću podataka vremenskih serija. To se događa bez obzira na usvojenju metodu predviđanja. Podaci vremenskih serija (varijable) poređani su hronološki, od najstarijih prema najnovijim podacima. Treba naglasiti da poslednji podatak ne odgovara trenutku izrade prognoze. U naučnim publikacijama i studijama pretpostavlja se da y_t uvek određuje određenu vrednost niza y u periodu (trenutku) t .

Komponente vremenske serije su slučajne fluktuacije, tendencija razvoja (trend), ciklične fluktuacije i sezonske fluktuacije (tabela 8.2).

Tabela 8. 2. Vizualizacija vremenskih serija



Izvor: sopstvena studija

Svaka od njih može se ukratko okarakterisati (Cieslak, 1997):

- slučajne fluktuacije – to su nasumične i slučajne nepredvidive promene niza varijabli različite jačine, koje se posmatraju tokom vremena i ne pokazuju jasnu tendenciju. Povezani su s greškama statističke ili prognostičke prirode,
- razvojne tendencije (trend) – to su dugoročne tendencije serija podataka prema jednosmernim (monotonim) promenama prognozne varijable. One imaju rastući ili opadajući smer. Najčešće se tiču trajnog fenomena koji utiče na analizirane podatke. Podaci vremenskih serija mogu sadržati i razvojne trendove i slučajne fluktuacije. Kako bi se izolovali razvojni trendovi, obično je potrebno više istorijskih podataka. Stoga se pridržavamo opšteg pravila: što je duže razdoblje promatranja istorijskih podataka, veća je mogućnost preciznog određivanja vrste trenda. Trend se prikazuje pomoću linearne ili nelinearne matematičke funkcije;
- ciklične fluktuacije – to su dugoročne, ritmične fluktuacije vrednosti varijable oko trenda ili konstantnog nivoa, koje traju dugo (duže od godinu dana). Oni su rezultat poslovnih ciklusa. Mogu se posmatrati različite dužine ciklusa i njihova dinamika. Ciklične fluktuacije su stoga povezane s promenama u



privrednoj aktivnosti preduzeća, krizama ili privrednim oporavkom ili bogatstvom društva. Za analizu cikličnih fluktuacija i izradu prognoze buduće potražnje potrebni su mesečni, tromesečni ili godišnji istorijski podaci iz poslednjih nekoliko godina;

- sezonske fluktuacije – to su fluktuacije u vrednosti varijable vremenske serije oko trenda ili konstantnog nivoa, koje se ponavljaju u redovnim (sezonskim) intervalima, ne dužim od godinu dana. U takvom slučaju, tačnost urađenih prognoza zavisiće od vrste i opsega sezonskih fluktuacija, broja i vrste praznina u dostupnim podacima i horizonta prognoze.

Identifikacija i analiza naznačenih komponenti vremenske serije naziva se **dekompozicija vremenske serije**.

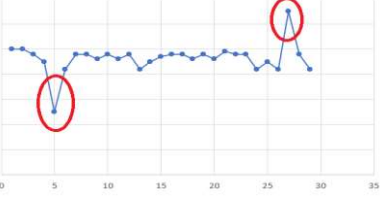
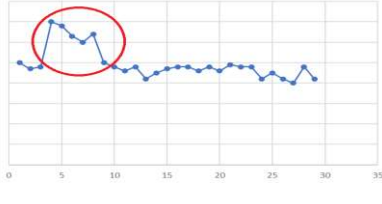
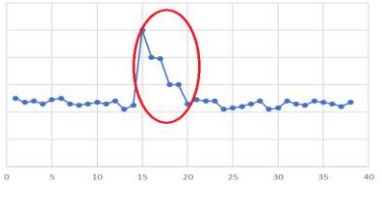
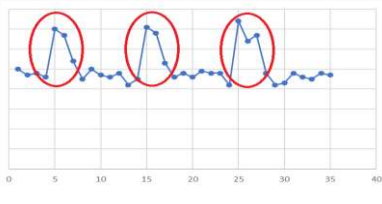
8.5. Priprema podataka vremenskih serija

Pre preduzimanja koraka za izradu predviđanja, važno je izvršiti preliminarnu obradu podataka, takođe poznatu kao **čišćenje podataka**. Potrebno ih je proveriti kako bi se uklonile greške ili odstupanja. Preskakanje ovog koraka može dovesti do iskrivljenja rezultata predviđanja i, kao rezultat toga, grešaka u zaključcima. Treba imati na umu da su podaci koji se odnose na neuobičajene slučajeve (atipični ili retki slučajevi) istinite informacije u koje prognostičar ne sumnja. Provereni su i pouzdani.

Postoje različite strategije za rešavanje ekstremnih podataka. Neke od njih su:

- nema akcije – uključuje ignorisanje atipičnih podataka, jer su neke metode predviđanja otporne na pojavu atipičnih podataka,
- filtriranje slučajeva s posebnim (vanrednim) podacima – to uključuje uklanjanje tih podataka; međutim, to nije najbolja strategija,
- zamena neobičnih podataka – ovo je popularna strategija u kojoj se autlajeri zamenjuju: (1) vrednošću 0, (2) prosečnom vrednošću; (3) najveću/minimalnu vrednost filtera ili (4) drugu vrednost utvrđenu na osnovu materijalnog kriterijuma.

Tabela 8. 3. Odabrane vrste autlajeri

Aditivni autlajeri Čini se kao iznenađujuće velika ili iznenađujuće mala vrednost za jedno opažanje. To nema uticaja na naknadna posmatranja – vrednost niza više ne odstupa.	
Inovativni autlajeri Javlja se kao odstupanje sa daljim efektina na opažanja. Može se uočiti početni (prvi) efekat s efektom odlaganja i produženja na kasnija opažanja (smanjenje ili povećanje). Taj se uticaj s vremenom može smanjiti ili povećati.	
Odstupanje od prolazne promene To se događa kada uticaj eksponencijalno opada s naknadnim opažanjima. Na kraju se serija vraća na normalni nivo.	
Sezonski aditivni autlajeri Čini se kao iznenađujuće velika ili iznenađujuće mala vrednost koja se javlja periodično (u pravilnim intervalima).	

Izvor: sopstvena studija

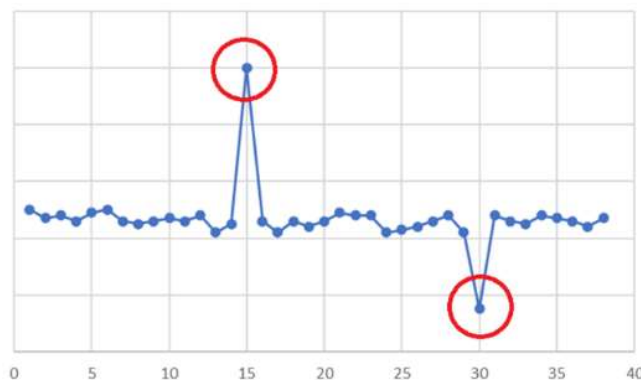
Ostavljanje atipičnih podataka u vremenskoj seriji iskrivljuje rezultat njihove analize i otežava formulisanje zaključaka, jer su atipični podaci izrazito male ili izrazito velike vrednosti. Zbog nedoslednosti, te se vrednosti nazivaju **vanrednim vrednostima**. Kao rezultat toga, povećavaju raspon u vremenskoj seriji (minimalni-maksimalni raspon). Stoga netipični podaci imaju veliki uticaj na iskrivljivanje prognozirane vrednosti (tabela 8.3).

Odluka o promeni atipične veličine ili njenog uklanjanja uvek je vrlo subjektivna za prognostičara, pa zahteva oprez. Smanjenje subjektivnosti prognostičara pri uklanjanju atipičnih slučajeva moguće je kvantitativnim podacima. Na primer, možete primeniti **pravilo standardnog odstupanja**. To znači da ako su istorijski podaci neubičajeni (npr. izvan raspona srednje vrednosti grupe ($\bar{x}$) plus ili minus 2 ili 3 standardne devijacije), menjaju se ili uklanjaju.

Važno je svaku seriju podataka podvrgnuti postupku dekompozicije, koji se može sprovesti u više koraka:

1. Identifikovanje funkcionalnog oblika serije, što znači određivanje vrste trenda.
2. Traženje atipičnih opažanja i zamena prosečnim vrednostima ili takozvanim gornjim i/ili donjim filterima.
3. Provera da li se poslednji posmatrani podatak u nizu ponaša tipično; ako ne - čišćenje.
4. Identifikacija koeficijenta nagiba trenda, kako bi se odredila stabilnost glavnog trenda posmatranog u seriji.
5. Isptivanje stabilnosti trenutnog kratkoročnog trenda.

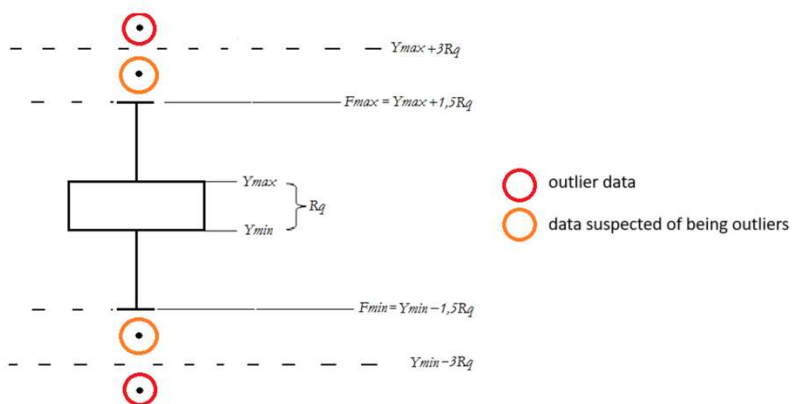
Filteri (minimalni ili maksimalni) su dobro rešenje kada se pojave odstupanja (Sl. 8.4).



Slika 8. 4. Jasno nedosledne vrednosti s opštom pravilnošću vremenske serije

Izvor: sopstvena studija

Filter se koristi za ispravljanje podataka pre izrade sledeće prognoze. Vrednost koja odstupa od ispravne serije zamenjuje se minimalnim ili maksimalnim filterom (slika 8.5). Ekstremna odstupanja nalaze se iznad $y_{max} + 3R_q$ ili ispod $y_{min} - 3R_q$. Vrednosti za koje se sumnja da su spoljne vrednosti uključene su u raspone $(y_{min} - 1,5R_q; y_{min} - 3R_q)$ i $(y_{max} + 1,5R_q; y_{max} + 3R_q)$.



Slika 8. 5. Filtriranje vrednosti i autlajera

Izvor: (Grzybowska, 2009)

Ovo je predstavljeno modelom:

$$F_{min} = y_{min} - 1,5R_q$$

$$F_{max} = y_{max} + 1,5R_q$$

$$R_q = y_{max} - y_{min}$$

gde:

F_{min} – minimalna vrednost filtera

F_{max} – maksimalna vrednost filtera

y_{min} – minimalna vrednost određena iz vremenske serije

y_{max} – maksimalna vrednost određena iz vremenske serije

R_q – interkvartil domet.

8.6. Metode predviđanja vremenskih serija

Metode predviđanja vremenskih serija podeljene su prema trendu podataka. Prognoze se mogu specificirati za stalnu potražnju, potražnju nalik trendu (rastuću ili opadajuću) i sezonsku potražnju (slika 8.6).



Konstantna potražnja	Jednostavne metode
	Prosečne metode
	Metoda eksponencijalnog izravnjanja (Brownov model)
	Model ARMA
Potražnja poput trenda	Linearno eksponencijalno izravnjanje LES (Holtov model)
	Metoda jednostavne linearne regresije
	Model ARIMA
	Model RW
Sezonska potražnja	Holt-Wintersova sezonska metoda (Holt- Wintersov model)

Slika 8. 6. Kvantitativne metode za predviđanje vremenskih serija

Izvor: sopstvena studija

U prikazanim modelima parametar y uvek se odnosi na stvarne vrednosti potražnje, a $\hat{y}_t$ parametar uvek na konstruisanu prognozu.

Naivne metode

Naivne metode predviđanja karakterišu se kao jednostavne, brze i jeftine. Omogućavaju razvoj predviđanja iz male količine istorijskih podataka. Naivne metode takođe služe kao referentna tačka za druge metode predviđanja (Kucharski, 2013).

Naivne metode su najjednostavnije mehaničke metode. Razvijene su pod pretpostavkom da u budućnosti neće biti značajnih promena u potražnji. Vrlo su pogodne tamo gde nema velikih fluktuacija u prognoznoj varijabli. Baziraju se isključivo na istorijskim opažanjima. Naivni modeli imaju samo memoriju za jedno (poslednje) opažanje, tako da neće filtrirati šum u podacima, već ga kopirati u budućnost.

Naivni modeli sastoje se od jednostavno projektovanih modela. To znači da su im potrebni podaci iz nedavnih opažanja i da se ne sprovodi nikakva statistička analiza. Izrazito su jednostavni, a istovremeno iznenađujuće učinkoviti. Prednost ovih metoda je brza odluka o predviđenoj vrednosti. Međutim, nedostatak je nemogućnost analize uzročno-posledičnih odnosa koji su u osnovi varijable prognoze.

Za potrebe ove studije biće predstavljene 3 naivne metode: (1) Naivna prognoza; (2) Sezonska naivna metoda; (3) Metoda drifta.



Naivna prognoza

Naivna prognoza je ona u kojoj je vrednost prognoze za određeni period jednostavno jednaka vrednosti posmatranoj u prethodnom periodu. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = y_{t-1}$$

gde:

$\check{y}_t$ – prognoza za budući period

y_{t-1} – stvarna vrednost potražnje iz prethodnog perioda.



Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = potražnja_(t-1)

Sezonska naivna metoda

Takođe, naivna metoda korisna je za podatke s malim sezonskim fluktuacijama. U ovoj situaciji svaka prognoza je jednaka poslednjoj posmatranoj vrednosti iz iste sezone (npr. iz istog meseca prethodne godine). Prognoze pretpostavljaju vrednost zabeleženu u prethodnoj sezoni. Model je koristan kada postoje male slučajne fluktuacije i dodatna sezonalnost. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_{t+h|T} = y_{t+h-m(k+1)}$$

gde:

$\check{y}_{t+h|T}$ – prognoza za budući period

m – sezonski period

k – ukupno učešće $(h-1)/m$ (tj. broj punih godina u periodu prognoze koje prethodi $T+h$).

Model izgleda komplikovanije nego što zapravo jeste. Na primer, ako je prognoza urašena na osnovu mesečnih podataka, ona se odnosi na sve buduće mesečne vrednosti i



jednaka je poslednjoj posmatranoj vrednosti za taj mesec prethodne godine. Za tromesečne podatke, prognoza svih budućih $Q2$ vrednosti jednaka je poslednjoj posmatranoj $Q2$ vrednosti (gde $Q2$ predstavlja drugo tromesečje). Slična pravila važe i u drugim mesecima i tromesečjima te u ostalim sezonskim periodima.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \text{potražnja}_{(t, \text{prethodna godina})}$$

Prognoza za period t jednaka je potražnji iz odgovarajućeg perioda prethodne godine. Sezonska naivna metoda će zahtevati jednogodišnji odmak.

Metoda drifta

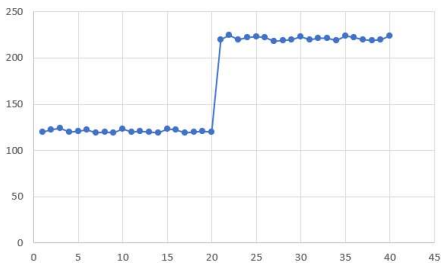
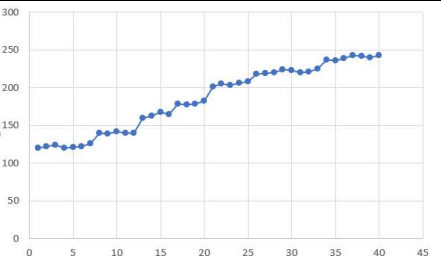
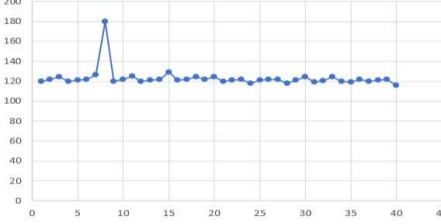
Varijacija sezonske naivne metode, metoda drifta uključuje dopuštanje prognozama da se povećavaju ili smanjuju tokom vremena, gde je veličina promene tokom vremena (zvana drift) postavljena na prosečnu promenu vidljivu u istorijskim podacima. Metoda koristi dodatnu komponentu koja se naziva drift.

Drift se odnosi na pad izvedbe modela zbog promena podataka i odnosa između ulaznih i izlaznih varijabli. To, međutim, može rezultovati pogoršanjem kvalitete modela predviđanja, što će rezultovati netačnim predviđanjima.

Varijabilno pomeranje odnosi se na promene u ulaznim vrednostima, npr. kao rezultat naglih promena u trendovima prodaje. Promena ulaznih podataka može biti:

- nasilno (iznenadno), npr. zbog zatvaranja tokom pandemije COVID-19,
- povećanje (spora promena),
- impuls (jednokratno), npr. u slučaju neispravnih podataka.

Tabela 8. 4. Vrste zanošenja

Promena ulaznih podataka – brza (iznenadna)	
Promena ulaznih podataka – inkrementalna	
Promjena ulaznih podataka – impuls	

Izvor: sopstvena studija

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\tilde{y}_{t+h|T} = y_t + h \left(\frac{y_t - y_1}{t - 1} \right)$$

gde:

$\tilde{y}_{t+h|T}$ – prognoza za budući period

$h \left(\frac{y_t - y_1}{t - 1} \right)$ – komponenta zanošenja.

To je jednako povlačenju linije između prvog i poslednjeg opažanja i njegovom ekstrapoliranju u budućnost.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \text{potražnja}_{(t)} + [h * (\text{potražnja}_{(t)} - \text{potražnja}_{(1)})] / n-1$$



Prognoza za period t jednaka je potražnji iz poslednjeg perioda prethodne godine + komponenta pomaka. Komponenta pomaka sadrži broj h koji se odnosi na sledeći broj urađenih prognoza, a t određuje broj ispitivanih perioda u godini.

Metode za utvrđivanje proseka

Metode pokretnog proseka deluju kao filter jer eliminišu kratkoročne fluktuacije iz serije podataka. Za izradu prognoze, metode pokretnog proseka koriste određeni broj susednih podataka o potražnji.

Kako se broj istorijskih podataka na osnovu kojih se vrši prognoza povećava, učinak izravnjanja se povećava. To znači da korišćenje više podataka u modelu više ublažava niz. Takođe uzrokuje sporiju reakciju na promene na nivou prognozne varijable. I obrnuto. Korišćenje manjeg broja istorijskih podataka utiče na brže odražavanje promena u potražnji iz nedavnih perioda. Prognoza tada postaje osetljivija na nasumične fluktuacije. Za potrebe ove studije biće predstavljene četiri prosečne metode: (1) Globalni prosek; (2) Jednostavni pokretni prosek, SMA; (3) Eksponecijalni pokretni prosek, EMA; (4) Ponderisani pokretni prosek, WMA.

Globalni prosek

Prognoza, koristeći metodu globalnog proseka, izgrađena je na svim dostupnim istorijskim opažanjima uključenim u niz. Ova metoda određuje središnju tendenciju, a to je mesto središta niza podataka u statističkoj distribuciji.

Vrednost prognoze metodom globalnog proseka izračunava se kao zbir vrednosti svih istorijskih podataka i deljenjem izračunate vrednosti s brojem analiziranih perioda.

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:



$$\tilde{y}_t = \frac{\sum_{t=1}^n y_t}{n}$$

gde:

n – broj analiziranih perioda.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \Sigma d \text{ potražnja} / n$$

Korišćenje aritmetičke sredine celog niza podataka iskrivljuje rezultat prognoze koja se kreira. Podaci korišćeni u metodi su previše zastareli, što iskrivljuje ispravnu sliku buduće potražnje.

Jednostavni pokretni prosek, SMA

Metoda jednostavnog pokretnog proseka koristi tipični aritmetički prosek, ali samo određene količine istorijskih podataka. Odabrani podaci pomažu ublažavanju podatke o potražnji, smanjujući uticaj nasumičnih fluktuacija i zastarelih podataka. Naziv pokretni prosek znači da se svaka prognoza izračunava na bazi podataka iz prethodnih x perioda. Jednostavni pokretni prosek ne razlikuje istorijske podatke i ne teži tim podacima.

Jednostavni pokretni prosek je aritmetički pokretni prosek izračunat dodavanjem najnovijih podataka o potražnji, a zatim deljenjem dobijene vrednosti s brojem perioda u izračunatom proseku. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\tilde{y}_t = \frac{\sum_{t+1-m}^t y}{m}$$

gde:

m – broj analiziranih perioda.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

za prosek od 3 elementa:



prognoza_(t) = AVERAGE(potražnja_(t-1) ; potražnja_(t-2) ; potražnja_(t-3) ;)

Za izračunavanje pokretnog proseka možete koristiti jednostavnu formulu zasnovanu na funkciji *AVERAGE* s relativnim referencama.

Kako se formule kopiraju duž kolone, raspon se menja u svakom redu kako bi se uzele u obzir vrednosti potrebne za svaki prosek.

Što je pokretni prosek duži, to je **kašnjenje veće**. To se može objasniti na sledeći način:

- Prognoza zasnovana na 3 istorijska podatka je kratkoročni pokretni prosek; on je poput motornog čamca – okretan i brzo se menja.
- Prognoza zasnovana na 50 istorijskih podataka je dugoročni pokretni prosek; to je poput okeanskog tankera – tromo i sporo se menja.

Stoga pri izboru odgovarajućeg broja istorijskih perioda treba imati na umu faktor kašnjenja (nemojte koristiti previše podataka).

Eksponencijalni pokretni prosek, EMA

Metoda eksponencijalnog pokretnog proseka omogućava smanjenje kašnjenja obraćanjem više pažnje na nedavne istorijske vrednosti podataka. To čini metodu osetljivijom na nedavne vrednosti podataka. Eksponencijalni pokretni prosek obično je osetljiviji na nedavne promene potražnje u poređenju s jednostavnim pokretnim prosekom. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\tilde{y}_t = p_{t-1} + \alpha(y_{t-1} - p_{t-1})$$

$$\alpha = \frac{2}{n + 1}$$

gde:

α – multiplikator



n – odabrani vremenski period.

Izračun eksponencijalnog pomičnog prosjeka uključuje tri koraka:

1. Izračunavanje jednostavnog pokretnog proseka za period (preliminarna prognoza). SMA je potreban samo za pružanje početne vrednosti za dalja izračunavanja.
2. Izračunavanje multiplikatora za ponderisanje eksponencijalnog pokretnog proseka.

Primer: ako je prognoza sastavljena od 3 perioda, multiplikator će se izračunati na sledeći način: $\text{multiplikator} = \alpha = \frac{2}{n+1} = \frac{2}{3+1} = 0,5$

3. Izračunavanje trenutne prognoze prema eksponencijalnom pokretnom proseku

Podsetnik: prva izračunata prognoza naziva se preliminarna prognoza.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \text{prognoza}_{(t-1)} + \text{multiplikator} * (\text{potražnja}_{(t-1)} - \text{prognoza}_{(t-1)})$$

EMA metoda koristi se za hvatanje kraćih kretanja trenda zbog fokusa na najnovije podatke i nedavne prognoze.

Ponderisani pokretni prosek, WMA

Ovo je varijanta jednostavnog pokretnog proseka (SMA). Metoda ponderisanog pokretnog proseka (WMA) je pokretni prosek koji daje težinu najnovijim vrednostima potražnje. To znači da najnoviji podaci imaju jači uticaj na prognoziranu vrednost od starijih podataka. To je moguće korišćenjem ponderisanog faktora. Korišćenje ponderisanih koeficijenata omogućava tačnije prognoze. Metoda se smatra osetljivijom na promene potražnje.

Prognoze ponderisanog pokretnog proseka dobijaju se množenjem svake vrednosti potražnje s unapred određenim ponderisanim faktorom i sabiranjem dobijenih vrednosti. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:



$$\tilde{y}_t = \sum_{t+1-m}^t (y_i \cdot \varpi_i)$$

gde:

ϖ – težinski koeficijent.

Da biste odredili njihovu vrednost, zapamtite nekoliko pravila:

- Vrednosti ponderisanih koeficijenata su u rasponu $< 0,1 >$,
- Svaki sledeći korišćeni ponderisani koeficijent veći je od svog prethodnika $\varpi_i < \varpi_{i+1} < \varpi_{i+2}$. Ovo je vrlo važno načelo jer razlikuje važnost korišćenih istorijskih podataka. Stariji imaju manji ponderisani faktor, noviji podaci su važniji i imaju veći ponderisani faktor,
- Zbir svih težinskih koeficijenata mora biti jednak 1: $\sum_1^n \varpi_i = 1$,
- Broj ponderisanih koeficijenata zavisi od broja analiziranih istorijskih perioda iz vremenske serije.

To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu

za ponderisani prosek od 3 elementa:



prognoza_(t) = (potražnja_(t-3) * $\omega_{(1)}$) + (potražnja_(t-2) * $\omega_{(2)}$) + (potražnja_(t-1) * $\omega_{(3)}$)

za ponderisani prosek od 5 elemenata:

prognoza_(t) = (potražnja_(t-5) * $\omega_{(1)}$) + (potražnja_(t-4) * $\omega_{(2)}$) + (potražnja_(t-3) * $\omega_{(3)}$) + (potražnja_(t-2) * $\omega_{(4)}$) + (potražnja_(t-1) * $\omega_{(5)}$)

U metodi ponderisanog pokretnog proseka treba odrediti vrednost konstante izravnjanja (koliko istorijskih perioda treba koristiti) i odrediti nivoe pojedinačnih pondera ponderisanih koeficijenata.



Metode eksponencijalnog izravnanja

Metode eksponencijalnog izravnanja naširoko se koriste (Chatfield i dr., 2001). Postoji 15 različitih metoda. Svaka varijanta navedena je za različiti scenarij predviđanja. Najpoznatije varijante metode eksponencijalnog izravnanja su Jednostavno eksponencijalno izravnanje (SES) (bez trenda, bez sezonalnosti), Holtova linearna metoda (aditivni trend, bez sezonalnosti), Holt-Wintersova aditivna metoda (aditivni trend, aditivna sezonalnost) i Holt-Wintersova multiplikativna metoda (aditivni trend, multiplikativna sezonalnost) (De Gooijer i Hyndman, 2006). Istraživači su predložili brojne varijante izvornih metoda eksponencijalnog izravnanja, npr. Carreno i Madinaveitia (1990) predložili su modifikacije za rešavanje diskontinuiteta, a Rosas i Guerrero (1994) posmatrali su predviđanja eksponencijalnog izravnanja sa jednim ili više ograničenja. Za potrebe ovog istraživanja biće predstavljene tri metode eksponencijalnog izravnanja: (1) Jednostavno eksponencijalno izravnanje, SES (model Browna); (2) Linear Exponential Smoothing, LES (model Holta); (3) Holt-Wintersova sezonska metoda (Model Holt-Winters).

Jednostavno eksponencijalno izravnanje, SES (Brownov model)

Jednostavno eksponencijalno izravnanje je osnovni oblik eksponencijalnog izravnanja. Metoda eksponencijalnog izravnanja (Brownov model) je relativno tačna metoda predviđanja potražnje. Uzima u obzir eksponencijalni faktor izravnanja (α). Ovaj koeficijent kontroliše brzinu kojom podaci utiču na predviđanja koja se izrađuju. U isto vreme, metoda daje veću težinu novijim podacima. Dodjeljuje eksponencijalno opadajuće težine kako podaci postaju udaljeniji.

Da biste odredili vrednost eksponencijalnog faktora izravnanja, zapamtite sledeća pravila:

- vrednost eksponencijalnog koeficijenta izravnanja je u rasponu od $\langle 0,1 \rangle$;
- vrednost eksponencijalnog koeficijenta izravnanja bira se eksperimentalno. Treba koristiti sledeću pretpostavku: što je koeficijent bliži nuli, to su podaci više izravnani (prognoza je manje osetljiva na promene u potražnji), a prognostičar više veruje prognozi napravljenoj u prethodnom periodu; pokazatelj bliži 1 znači da je prognoza osetljivija na promene u potražnji, a prognostičar se bazira na stvarnom stanju koje se dogodilo u prethodnom periodu.



Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = a \cdot y_{t-1} + (1 - a) \cdot p_{t-1}$$

gde:

a – eksponencijalni faktor izravnjanja.

Izračunavanje prognoze korišćenjem jednostavne metode eksponencijalnog izravnjanja uključuje tri koraka:

1. Izračunavanje naivne prognoze za prvi period (početna prognoza). Preliminarna prognoza potrebna je samo za pružanje početne vrednosti za dalja izračunavanja.
2. Određivanje eksponencijalnog faktora izravnjanja; eksponencijalni faktor izravnjanja $a = \langle 0,1 \rangle$.
3. Izračunavanje prognoze metodom jednostavnog eksponencijalnog izravnjanja.



Formula koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \text{alfa} * \text{potražnja}_{(t-1)} + [(1 - \text{alfa}) * \text{prognoza}_{(t-1)}]$$

Jednostavna metoda eksponencijalnog izravnjanja koristi se za predviđanje na osnovu podataka bez ikakvog značajnog trenda ili sezonalnosti.

Linearno eksponencijalno izravnjanje, LES (Holtov model)

Metoda dvostrukog eksponencijalnog izravnjanja (tzv. Holtov model) beleži linearne trendove u podacima. To je pravi model za potražnju u kojem se može uočiti stalni uzlazni ili silazni trend. Međutim, nema sezonalnosti.

Model dvostrukog eksponencijalnog izravnjanja bazira se na dva faktora izravnjanja. Jedan se odnosi na izravnjanje nivoa varijable (slučajne fluktuacije), a drugi na njegovo povećanje (fluktuacije trenda). Oba koeficijenta treba da budu unutar raspona: $\langle 0,1 \rangle$. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:



$$\check{y}_t = L_{t-1} + T_{t-1}$$

$$L_t = \alpha y_{t-1} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_{t-1} - L_{t-2}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

gde:

α – faktor izravnanja promenljivog nivoa

β – faktor izravnanja rasta.

Prema modelu, dve početne vrednosti L_t i T_t su potrebne:

$L_t = y_{t-1}$ – prema naivnoj metodi

$T_t = y_{t-1} - y_{t-2}$

Formula koja se koristi u Excelu:



prognoza_(t) = [alfa * potražnja_(t-1) + (1 – alfa)(slučajna fluktuacija_(t-1) + fluktuacija trenda_(t-1))] + [beta * (slučajna fluktuacija_(t-1) – (slučajna fluktuacija_(t-2)) + (1 – beta) * fluktuacija trenda_(t-1)]

Holt-Wintersova sezonska metoda (Holt-Wintersov model)

Metoda sezonskog eksponencijalnog izravnanja, koja se naziva i Holt-Wintersov model, vrlo je pogodna za predviđanje potražnje sa podacima koje karakteriše i trend i sezonalnost (www_8.1). Međutim, potrebno je dobiti duge nizove podataka o potražnji jer je potrebno verifikovati ponovljene ciklične fluktuacije (potvrđujući da u nizu postoji sezonska potražnja). Sezonska kolebanja javljaju se u aditivnoj ili multiplikativnoj verziji (Kucharski, 2013).

Do aditivnih fluktuacija dolazi kada se u pojedinim potperiodima sezonskog ciklusa mogu uočiti odstupanja nivoa analizirane pojave od prosečnog nivoa ili trenda, izraženo u apsolutnoj vrednosti.

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = L_{t-1} + T_{t-1} + S_{t-p}$$

$$L_t = \alpha(y_t - S_{t-p}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$



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

$$S_t = \delta(y_t - L_t) + (1 - \delta)S_{t-p}$$

gde:

α – faktor izravnjanja promenjive nivoa

β – faktor izravnjanja trenda

δ – koeficijent sezonske komponente

L_t – komponenta nivoa u trenutku t

T_t – komponenta trenda u trenutku t

S_t – sezonska komponenta u trenutku t

p – sezonski period.

Formula koja se koristi u Excelu:

**prognoza_(t) = komponenta nivoa_(t-1) + komponenta trenda_(t-1) +
komponenta sezonalnosti_(tp)**

**komponenta nivoa_(t) = alfa * [potražnja_(t) – komponenta
sezonalnosti_(t)] + (1 – alfa) * (komponenta nivoa_(t-1) +
komponenta trenda_(t-1))**

**komponenta trenda_(t) = beta * (komponenta nivoa_(t) - komponenta
nivoa_(t-1)) + [(1 – beta) * komponenta trenda_(t-1)]**

**komponenta sezonalnosti_(t) = gama * (potražnja_(t) – komponenta
nivoa_(t)) + (1 – gama) * komponenta sezonalnosti_(tp)**

komponenta sezonalnosti_(tp) za četiri kvartala

komponenta sezonalnosti₍₁₎ = potražnja₍₁₎ / prosečna potražnja₍₁₋₄₎

komponenta sezonalnosti₍₂₎ = potražnja₍₂₎ / prosečna potražnja₍₁₋₄₎

komponenta sezonalnosti₍₃₎ = potražnja₍₃₎ / prosečna potražnja₍₁₋₄₎

komponenta sezonalnosti₍₄₎ = potražnja₍₄₎ / prosečna potražnja₍₁₋₄₎



Multiplikativne fluktuacije nastaju kada se u pojedinim potperiodima ciklusa može uočiti odstupanje od prosečnog nivoa ili trenda za određeni stalni relativni iznos (Sobczyk, 2006). Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = (L_{t-1} + T_{t-1})S_{t-p}$$

$$L_t = \alpha \left(\frac{y_t}{S_{t-p}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

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

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

gde:

α – faktor izravnjanja promenjive nivoa

β – faktor izravnjanja trenda

δ – koeficijent sezonske komponente

L_t – komponenta nivoa u trenutku t

T_t – komponenta trenda u trenutku t

S_t – sezonska komponenta u trenutku t

p – sezonski period.

Važno je zapamtiti da je aditivni trend povezan s dvostrukim eksponencijalnim izravnjanjem s linearnim trendom, dok je multiplikativni trend povezan s dvostrukim eksponencijalnim izravnjanjem s eksponencijalnim trendom (www_8.2).



Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = (komponenta nivoa_(t-1) + komponenta trenda_(t-1)) * komponenta sezonalnosti_(tp)



komponenta nivoa $_{(t)}$ = alfa * [potražnja $_{(t)}$ / komponenta sezonalnosti $_{(t)}$] + (1 – alfa) * (komponenta nivoa $_{(t-1)}$ + komponenta trenda $_{(t-1)})$

komponenta trenda $_{(t)}$ = beta * (komponenta nivoa $_{(t)}$ – komponenta nivoa $_{(t-1)})$ + [(1 – beta) * komponenta trenda $_{(t-1)}$]

komponenta sezonalnosti $_{(t)}$ = gama * (komponenta potražnje $_{(t)}$ / komponenta nivoa $_{(t)}$) + (1 – gama) * komponenta sezonalnosti $_{(tp)}$

komponenta sezonalnosti $_{(tp)}$ za četiri kvartala

komponenta sezonalnosti $_{(1)}$ = potražnja $_{(1)}$ / prosečna potražnja $_{(1-4)}$

komponenta sezonalnosti $_{(2)}$ = potražnja $_{(2)}$ / prosečna potražnja $_{(1-4)}$

komponenta sezonalnosti $_{(3)}$ = potražnja $_{(3)}$ / prosečna potražnja $_{(1-4)}$

komponenta sezonalnosti $_{(4)}$ = potražnja $_{(4)}$ / prosečna potražnja $_{(1-4)}$

Autoregresivne metode

Među prognostičkim modelima posebno mesto zauzimaju modeli stacionarne ARMA serije (engl. *AutoRegressive Moving Average*) i nestacionarne ARIMA serije (engl. *AutoRegressive Integrated Moving Average* model). Reč je o modelima koji se baziraju na fenomenu autokorelacije, a nastali su integracijom AR autoregresionog modela (*AutoRegressive* model) i MA (*Moving Average*) modela (Grzelak, 2019).

Za potrebe ovog istraživanja biće predstavljene 3 autoregresivne metode: (1) autoregresivni pokretni prosek (ARMA); (2) Autoregresivni integrisani pokretni prosek (ARIMA); (3) Nasumični hod (RW).

Modeli ARMA i ARIMA imaju mnogo sličnosti. Komponente AR(p) – opšti autoregresivni model i MA – model opšteg pokretnog proseka MA(q) su iste. Ono što razlikuje modele ARMA i ARIMA je razlika. Ako u modelu ARMA nema razlika, on jednostavno postaje model ARIMA.



Autoregresivni pokretni prosek, ARMA

Uslov za prognoziranje prema ARMA metodi je niz podataka koji se odlikuje stacionarnošću. To znači da u ovoj seriji možemo razlikovati konstantnu srednju vrednost, konstantnu varijansu i konstantnu kovarijansu, koje zavise samo od vremenskih intervala između vrednosti (Schaffer i dr., 2021).

Prema modelu ARMA, vrednost prognoze u trenutku t zavisi od svojih prošlih vrednosti i razlika između prošlih stvarnih vrednosti varijable prognoze i njenih vrednosti dobijenih iz modela – greške prognoze. Ovaj model se naziva **ARMA (p,q)** model, gde se p odnosi na red autoregresionog polinoma, a q je red polinoma pokretnog proseka. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\hat{y}_t = \varepsilon_t + (\alpha y_{t-1} + \varepsilon_t) + (\beta y_{t-2} - \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t) + (\varepsilon_t + \alpha \varepsilon_{t-1})$$

gde:

α – parametar autoregresionog modela

β – parametar modela pokretnog proseka

ε – greška modela (šum).

Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = greška modela_(t) + komponenta₁ + komponenta₂ + komponenta₃



Greška modela_(t) = NORM.S.INV(rand())

komponenta₁ = alfa * komponenta1_(t-1) + pogreška modela_(t)

komponenta₂ = beta * komponenta2_(t-2) - alfa * komponenta2_(t-1) + greška modela_(t)

komponenta₃ = greška modela_(t) + alfa * greška modela_(t-1)

Autoregresivni integrisani pokretni prosek, ARIMA



U slučaju ARIMA modela, pažnja se obraća na nestacionarnost serije. U modelu postoje tri parametra: autoregresivni parametar (p), parametar pokretnog proseka (q) i redosled diferencijacije (d). ARIMA (p,q,d) model takođe se opisuje pomoću brojeva, na primer: $(1,1,0)$, što znači da u nizu $p=1$ postoji jedan autoregresivni parametar, $q=1$ postoji jedan parametar pokretnog proseka i $d=0$, ne dolazi do diferencijacije (Malska i Wachta, 2015). Za navedeni primer, formalni opšti model je sledeći:

$$\check{y}_t = \alpha + y_{t-1} + \beta_1(y_{t-1} - y_{t-2})$$

gde:

α – parametar autoregresivnog modela

β – parametar pokretnog proseka.



Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = alfa + potražnja_(t-1) + beta * [potražnja_(t-1) - potražnja_(t-2)]

Nasumični hod, RW

Model nasumični hod (engl. *Random Walk*) je potkategorija modela ARIMA. U jednostavnom RW modelu, pretpostavlja se da je svaka prognoza zbir poslednjeg opažanja i slučajne greške. Stoga pretpostavlja da je najnovije opažanje najbolji pokazatelj za izradu najbliže sledeće prognoze. Ovaj model je prilično jednostavan za razumevanje i implementaciju. Koristi se kada se u nizu podataka posmatra razvojni trend. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = y_{t-1} - y_{t-2}$$

gde:

ε – greška modela (šum).



Formula koja se koristi u Excelu:

$$\text{prognoza}_{(t)} = \text{potražnja}_{(t-1)} + [\text{potražnja}_{(t-1)} - \text{potražnja}_{(t-2)}]$$

Uočeno je da mnoge složene metode predviđanja bazirane na linearnoj strukturi ne mogu nadmašiti naivni RW model (Adhikari i Agrawal, 2014).

Regresione metode

U regresionim modelima nije moguće govoriti o uticaju jedne varijable na drugu. Pomoću varijable ili skupa varijabli objašnjava se druga varijabla. Za primenu regresionih metoda potrebna je veća količina istorijskih podataka – što je duže razdoblje posmatranja istorijskih podataka, veća je mogućnost preciznog utvrđivanja prognoza.

Poznate su mnoge varijante regresionih modela: linearna regresija, nelinearna regresija, logistička regresija, stepenasta regresija, ordinalna regresija. Formula za opšti oblik regresije je:

$$\tilde{y}_t = f(X, \beta) + \varepsilon_t$$

gde:

X – eksplanatorna, predviđajuća varijabla

β – koeficijent regresije

$f(X, \beta)$ – regresiona jednačina

ε_t – slučajna greška.

Za potrebe ovog istraživanja biće predstavljene tri metode eksponencijalnog izravnjanja: (1) Metoda projekcije trenda; (2) Metoda jednostavne linearne regresije; (3) Metoda višestruke linearne regresije.

Metoda projekcije trenda

Metoda projekcije trenda je varijacija metode prave linije. To je najklasičnija metoda poslovnog predviđanja koja se bavi kretanjem varijabli tokom vremena. Može se razlikovati **grafička metoda** – u kojoj se podaci prikazuju na grafikonu i kroz njih se povlači linija. Linija se povlači držeći najmanju udaljenost između označenih tačaka i linije; **metoda**



prilagođavanja jednačine trenda korišćenjem podataka i jednačine prave ili eksponencijalne linije.

Metoda jednostavne linearne regresije

Metoda linearne regresije je najjednostavnija varijanta regresije. Svrha metode linearne regresije je uklopiti pravu liniju u podatke. Stoga je potrebno pronaći rešenje koje će omogućiti pronalaženje optimalne prave linije koja će najbolje pokazati odnos između podataka. U metodi jednostavne linearne regresije, model predviđanja bazira se na linearnoj tendenciji. Da biste odredili regresionu liniju, a time i vrednosti u modelu linearne regresije, morate izračunati koeficijente prave linije a i b . Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\tilde{y}_t = an + b$$

gde:

a – vrednost varijable u analiziranom periodu

b – vrednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable

n – redni broj analiziranog i prognoziranog perioda.

Za određivanje parametara a i b potrebno je izračunati sistem od dve jednačine. Imaju sledeći oblik:

$$\begin{cases} a \sum_{i=1}^n t_i^2 + b \sum_{i=1}^n t_i = \sum_{i=1}^n t_i \cdot y_i \\ a \sum_{i=1}^n t_i + b \cdot n = \sum_{i=1}^n y_i \end{cases}$$

gde:

t_i – redni broj perioda ($t = 1, 2, 3, \dots$), koji ima vrednost nezavisne vremenske varijable

y_i – zavisna varijabla (npr. potražnja za određenom robom u određenom vremenskom periodu)

a – vrednost varijable u analiziranom periodu

b – vrednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable

n – broj svih analiziranih perioda.



Međutim, najbrži način za izračunavanje gornjih koeficijenata regresije je korišćenje funkcije LINEST.

Sintaksa :

LINEST(poznato_y,[poznato_x],[konstanta],[statistika])

Metoda višestruke linearne regresije

Višestruka linearna regresija omogućava kreiranje modela linearnih odnosa između više varijabli. Metoda višestruke linearne regresije koristi se u analizi podataka za ispitivanje složenih odnosa između više varijabli. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

$$\check{y}_t = a + b_1y_1 + b_2y_2 + \dots + b_iy_i + \varepsilon$$

gde:

a – vrednost varijable u analiziranom periodu

b – vrednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable

ε – greška modela (šum).

8.7. Greške prognoze

Da bi se procenila tačnost predviđanja, moraju se izmeriti greške predviđanja. S obzirom da ne postoji garancija savršenog predviđanja buduće potražnje (Hopp i Spearman, 1999), svaka prognoza je podložna greškama.

Istraživači razlikuju sistemske i nesistemske učinke grešaka u predviđanju (Zeiml i dr., 2019). Uspešnost sistema predviđanja obično se meri pomoću različitih mera greške predviđanja (tabela 8.5).



Tabela 8. 5. Odabrane greške predviđanja

Greška prognoze	Model	Tumačenje
Srednja kvadratna greška (MSE)	$MSE = \frac{\sum (y_t - p_t)^2}{n}$	Srednja kvadratna greška može biti samo pozitivna i njena vrednost treba biti što manja. Kada vrednost ove greške iznosi 0, to ukazuje na izvrsnu tačnost prognoze.
Koren srednje kvadratne greške (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (p_t - y_t)^2}{n}}$	Vrednost greške trebala bi biti što bliža 0. Što je niža vrednost srednje kvadratne greške, to je model bolji, a savršen model ima vrednost jednaku 0.
Srednja apsolutna procentna greška (MAPE)	$MAPE = \frac{\sum E_t - A_t }{A_t}$	Ovo je jedna od popularnijih mera greške. Vrednost 0 označava da model nema srednju grešku, što znači da bi vrednost trebala da bude što je moguće bliža 0. Za iste greške predviđanja, manje stvarne vrednosti čine relativnu grešku većom.
Srednja greška u procentima (MPE)	$MPE = \frac{100\%}{n} \sum \frac{a_t - f_t}{a_t}$	Ovo je prosečni procenat greške (ili odstupanja). Obaveštava koliko će u proseku biti odstupanje od stvarne vrednosti tokom predviđenog perioda. MPE je koristan jer omogućava da se proveri da li model prognoze sistemski podcenjuje (negativnija greška) ili precenjuje (pozitivna greška).
Srednje apsolutno odstupanje (MAD)	$MAD = \sum \frac{ x_t - \bar{x}_t }{n}$	To je jednostavno proširenje apsolutne varijanse. Srednje apsolutno odstupanje koristi se kao mera varijacije u podacima.

Izvor: (Hyndman i Koehler, 2006; Zeiml i dr., 2019).

8.8. Prednosti predviđanja u Excelu

Za predviđanje se može koristiti Microsoft Excel. Koristeći razvijene algoritme i na osnovu prikupljenih podataka iz prošlosti, možete pripremiti obrasce za izradu predviđanja i, kao rezultat toga, donositi ispravne odluke u poslovanju. Excel je osnovni alat za predviđanje.

**Tabela 8. 6. Odabrane karakteristike programa Excel**

Funkcija	Obrazloženje
=AVERAGE	Funkcija omogućava izračunavanje proseka na osnovu postojećih vrednosti.
=SUM	Funkcija omogućava izračunavanje zbira na osnovu postojećih vrednosti.
=FORECAST	Funkcija omogućava predviđanje buduće vrednosti iz postojećih vrednosti pomoću linearne regresije.
=FORECAST.ETS	Izračunava ili predviđa buduću vrednost na osnovu postojećih (istorijskih) vrednosti pomoću verzije algoritma eksponencijalnog izravnjanja (ETS).
=LINEST	Izračunava statistiku za pravu liniju pomoću metode najmanjih kvadrata.
=FORECAST.LINEST	Izračunava ili predviđa buduću vrednost iz postojećih vrednosti pomoću linearne regresije.
=TREND	Koristi se za određivanje linearnog trenda.
=PROGNOZA.ETS.SEASONALITY	Izračunava dužinu sezonskog uzorka na osnovu postojećih vrednosti i vremenske trake.

Izvor: sopstvena studija.

Excel koriste u predviđanju mnoge kompanije, male, srednje i velike (uključujući i korporacije), jer ima na raspolaganju niz odgovarajućih alata. Podaci se mogu jednostavno skladištiti i izračunati u Excel radnoj knjizi. Excel može na različite načine vizualizovati prikupljene i obrađene podatke, što je korisno i pomaže u lakšem predviđanju (www_8.3).

Uostalom, Excel koristi mnoge formule koje se mogu koristiti u radnoj knjizi programa kao pomoć pri izračunavanju predviđenih vrednosti. Excel podržava nekoliko različitih funkcija koje vam omogućavaju korišćenje softvera na praktičan način (tabela 8.6). Njihovo razumijevanje ključno je za postizanje maksimuma iz Excela.



Nedostaci Excela uključuju potrebu za ručnom sinhronizacijom podataka i ručnim ažuriranjem podataka. Drugi čest problem je mogućnost pravljenja grešaka kao rezultat pogrešno izvedenog uvoza podataka ili kao rezultat prekida formule. Budući da je Excel program za ručni unos podataka, podaci koji se koriste za predviđanje nisu podaci u stvarnom vremenu.

8.9. Veštačka inteligencija u predviđanju

Podaci o lancu snabdevanja su višedimenzionalni i generišu se na više tačaka u lancu, za više namena, u velikim količinama (zbog mnoštva dobavljača, proizvoda i kupaca) i velikom brzinom (što odražava mnoge transakcije koje se kontinuirano obrađuju u mrežama lanca snabdevanja). Ova složenost i višedimenzionalnost lanca snabdevanja uzrokuje odmak od konvencionalnih (statističkih) pristupa predviđanju potražnje, koji se baziraju na identifikaciji statistički prosečnih trendova (karakterisanih atributima srednje vrednosti i varijanse) (Michna i dr., 2020), prema inteligentnim prognozama koje mogu učiti iz istorijskih podataka i inteligentno se razvijati kako bi se prilagodile predviđanju stalno promjenljivoj potražnji u lancima snabdevanja.

Odgovor na nove potrebe i izazove je anticipativna logistika, koja podržava procese kao što je predviđanje potražnje. U njenoj srži leži mogućnost korišćenja veštačke inteligencije (AI). To je kombinacija modernih tehnologija kao što su Big Data (BD), mašinsko učenje (ML) i veštačka inteligencija (Sczaniecka i Smarzyńska, 2018). Tehnološki napredak poslednjih godina doveo je do sve češćeg generisanja i skladištenja ogromnih količina podataka. Ti se podaci tokom vremena beleže na različitim tačkama (npr. na različitim karikama u lancu snabdevanja) i skladište na različitim mestima. Stoga ih treba efikasno obrađivati kako bi se iz njih izvuklo korisno i vredno znanje (Galicija i dr., 2019).

Big Data odnosi se na dinamičke skupove velike količine podataka, velike brzine i velike raznolikosti koji premašuju mogućnosti obrade tradicionalnih pristupa upravljanju podacima (Chen i dr., 2014). Big Data može pružiti mnoštvo jedinstvenih uvida u stvari kao što su tržišni trendovi, obrasci kupovine kupaca i ciklusi popunjavanja, kao i načine za smanjenje troškova i donošenje ciljanih poslovnih odluka (Wang i dr., 2016). Istraživanja pokazuju da analitika velikih podataka (BDA) može omogućiti dobijanje preciznijih predviđanja koja bolje odražavaju potrebe



kupaca, olakšavaju procenu performansi lanca snabdevanja, poboljšavaju učinkovitost lanca snabdevanja, skraćuju vremena odgovora i podržavaju procenu rizika lanca snabdevanja (Awwad i dr, 2018).

Big Data Analytics (BDA) u upravljanju lancem snabdevanja (SCM) dobija sve veću pažnju (Seyedan i Mafakheri, 2020). Analiza podataka o lancu snabdevanja postaje sve složenija, između ostalog, iz sledećih razloga (Awwad i dr, 2018):

- sve veći broj SC subjekata,
- povećanje raznolikosti SC konfiguracija zavisno od homogenosti ili heterogenosti proizvoda,
- međuovisnosti između ovih entiteta,
- neizvesnost o dinamičkom ponašanju ovih komponenti,
- nedostatak informacija o subjektima lanca snabdevanja,
- umreženih proizvodnih subjekata i njihove sve veće koordinacije i saradnje radi postizanja visokog nivoa prilagođavanja različitim potrebama kupaca,
- sve veća upotreba praksi digitalizacije lanca snabdevanja (i upotreba Blockchain tehnologije) za praćenje aktivnosti lanca snabdevanja.

Metode veštačke inteligencije razvijaju se vrlo intenzivno širom sveta, kako teorijski tako i u smislu primene (Trojanowska i Malopolski, 2004). Od metoda veštačke inteligencije za predviđanje se koriste veštačke neuronske mreže. Neuronske mreže imaju niz karakteristika koje su korisne za analizu i predviđanje vremenskih serija. Njihova efikasnost prvenstveno se odnosi na uređivanje usvojene strukture bazirane na podacima. Proces izgradnje neuronskog modela uključuje istraživanje dostupnih skupova podataka i omogućava automatsku procenu modela. Dodatna prednost neuronskih mreža je lakoća njihovog prilagođavanja promenljivim tržišnim uslovima (Ciežak i dr, 2006).

Za razliku od tradicionalnih metoda baziranih na modelima, **veštačke neuronske mreže** (engl. *Artificial Neural Networks*, ANN) su samoprilagodljive metode koje se baziraju na podacima. Oni uče iz primera i hvataju suptilne funkcionalne odnose između podataka, čak i ako su bazni odnosi nepoznati ili ih je teško opisati. Veštačke neuronske mreže mogu generalizovati (Hornik i dr, 1989). Nakon ispitivanja prikazanih podataka, oni mogu zaključiti



o nevidljivom delu populacije, čak i ako podaci uzorka sadrže netačne informacije. Takođe imaju opštije i fleksibilnije funkcionalne oblike od tradicionalnih statističkih metoda (Zhang i dr., 1998).

Pitanja poglavlja

1. Koja su ograničenja korišćenja metoda vremenskih serija u predviđanju potražnje?
2. Koje su glavne komponente vremenske serije i koja je njihova važnost u procesu predviđanja?
3. Koje su različite strategije za ekstremne podatke?

LITERATURA

Adhikari R., Agrawal R.K. (2014) A combination of artificial neural network and random walk models for financial time series forecasting. *Neural Comput i Applic* 24, 1441-1449.

Ali M.M., Boylan J.E. i Syntetos A.A. (2012). Forecast errors and inventory performance under forecast information sharing, *International Journal of Forecasting*, 28(4), 830-841.

Altendorfer K. i Felberbauer T. (2023) Forecast and production order accuracy for stochastic forecast updates with demand shifting and forecast bias correction. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 125, 102740.

Awwad, M., Kulkarni, P., Bapna, R. i Marathe, A. (2018). Big data analytics in supply chain: a literature review. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management Washington DC, USA, Vol. 2018*, pp. 418-25.

Carreno J.J. i Madinaveitia J. (1990) A modification of time series forecasting methods for handling announced price increases. *International Journal of Forecasting*, 6(4), 479-484.

Chatfield Ch., Koehler A.B., Ord J.K. i Snyder R.D. (2001) A New Look at Models For Exponential Smoothing, *Journal of the Royal Statistical Society: Series D (The Statistician)*, 50(2), 147-159.



- Chatfield, C. (2001). *Time Series Forecasting*, Chapman i Hall/CRC, Floryda: Boca Raton
- Chen, M., Mao, S., Zhang, Y. i Leung, V.C. (2014). *Big data: related technologies, challenges and future prospects* (Vol. 100). Heidelberg: Springer
- Cieślak, M. (Ed) (2005): *Prognozowanie gospodarcze. Metody i zastosowania*. Wyd. Naukowe PWN. Warszawa
- De Gooijer J.G. i Hyndman R.J. (2006) 25 years of time series forecasting, *International Journal of Forecasting*, 22(3), 443-473.
- Dittmann, P. (2003). *Prognozowanie w przedsiębiorstwie*. Kraków: Oficyna Ekonomiczna
- Gajda, J.B. (2001). *Prognozowanie i symulacja a decyzje gospodarcze*, Warszawa: Wydawnictwo C.H. Beck
- Galicja A., Talavera-Llames R., Troncoso A., Koprinska I. i Martínez-Álvarez F. (2019). Multi-step forecasting for big data time series based on ensemble learning, *Knowledge-Based Systems*, 163, pp. 830-841.
- Grzelak M. (2019) Zastosowanie modelu ARIMA do prognozowania wielkości produkcji w przedsiębiorstwie, *Systemy Logistyczne Wojsk*, 50.
- Grzybowska, K. (2009). *Gospodarka Zapasami i Magazynem*, cz. 1, Difin.
- Güllü R. (1996) On the value of information in dynamic production/inventory problems under forecast evolution. *Naval Research Logistics (NRL)*, 43(2), 289-303.
- Hopp W.J. i Spearman M.L. (1999). *Factory physics*. 2nd. edn. McGraw-Hill / Irwin: Boston
- Hornik K., Stinchcombe M. i White H. (1989) Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*, 2(5), 359-366.
- Hyndman R.J. i Koehler A.B. (2006) Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, 22(4), 679-688.
- Kucharski, A. (2013). *Prognozowanie szeregów czasowych metodami ewolucyjnymi*. Łódź: Wydawnictwo Uniwersytetu Łódzkiego



- Malska W. i Wachta H. (2015) Wykorzystanie modelu ARIMA do analizy szeregu czasowego. *Advances in IT and Electrical Engineering*, 23(34-3), 23-30.
- Michna Z., Disney S.M., Nielsen P. (2020). The impact of stochastic lead times on the bullwhip effect under correlated demand and moving average forecasts, *Omega*, 93, 102033.
- Rosas A.L. i Guerrero V.M. (1994) Restricted forecasts using exponential smoothing techniques. *International Journal of Forecasting*, 10(4), 515-527.
- Sczaniecka, E. i Smarzyńska, N. (2018). Logistyka wyprzedzająca, czyli innowacyjne podejście do branży e-commerce. *Journal of TransLogistics*, 4(1), pp. 119-128
- Seyedan M. i Mafakheri F. (2020) Predictive big data analytics for supply chain demand forecasting: methods, applications, and research opportunities. *J Big Data* 7(53).
- Schaffer A.L., Dobbins T.A. i Pearson S.A. (2021) Interrupted time series analysis using autoregressive integrated moving average (ARIMA) models: a guide for evaluating large-scale health interventions. *BMC Med Res Methodol* 21(58).
- Sheldon, P.J. (1993). Forecasting tourism: expenditure versus arrivals, *Journal of Travel Research*, 32, 13-20
- Sobczyk M. (2006) Statystyka, aspekty praktyczne i teoretyczne. Lublin: Wydaw. UMCS.
- Tan T., Güllü R. i Erkip N. (2009) Using imperfect advance demand information in ordering and rationing decisions, *International Journal of Production Economics*, 121(2), 665-677.
- Trojanowska M. i Malopolski J. (2004) Zastosowanie metod sztucznej inteligencji do prognozowania miesięcznej sprzedaży energii elektrycznej na wsi. *Acta Scientiarum Polonorum. Technica Agraria*, 3(1-2).
- Wang G., Gunasekaran A., Ngai E.W.T., Papadopoulos T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, pp. 98-110.
- Wojciechowski, A. i Wojciechowska, N. (2015). Zastosowanie klasycznych metod prognozowania popytu w logistyce dużych sieci handlowych. *Zeszyty Naukowe Uniwersytetu Szczecińskiego*, 41, 545-554



Wolny, M. i Kmiecik, M. (2020). Forecasting demand for products in distribution networks using R software. Zeszyty Naukowe. Organizacja i Zarządzanie/Politechnika Śląska, 107-116

Zeiml S., Altendorfer K., Felberbauer T. i Nurgazina J. (2019) Simulation based forecast data generation and evaluation of forecast error measures. In 2019 Winter Simulation Conference (WSC) (2119-2130). IEEE.

Zhang G., Patuwo B.E. i Hu M.H. (1998) Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art, International Journal of Forecasting, 14(1), 35-62.

(www_8.1) <https://online.stat.psu.edu/stat501/> (dostęp: 08.02.2024)

(www_8.2) <https://machinelearningmastery.com/exponential-smoothing-for-time-series-forecasting-in-python/> (dostęp: 08.02.2024)

(www_8.3) <https://www.inventory-planner.com/forecasting-in-excel/> (dostęp: 08.02.2024)

(www_8.4) [IPM Insights Metrics \(oracle.com\)](https://www.oracle.com/inventory/insights/metrics/) (dostęp: 05.02.2024)