



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 temelju vremenskih serija,
- predviđanje metode i pogreške,
- pitanje umjetne inteligencije u predviđanju.

8.1. Uvod

Predviđanje je široko korištena, multidisciplinarna znanost. To je važna aktivnost koja se koristi za donošenje poslovnih odluka u mnogim područjima planiranja: ekonomskom, industrijskom i znanstvenom (Chatfield, 2001). Izgrađena prognoza podržava donošenje mikro i makroekonomskih odluka. Također podržava poduzimanje radnji za aktiviranje ili suprotstavljanje nekom fenomenu. Također je izvor vrijednih informacija. Predviđanje se može nazvati i prognoziranjem; prognoziranje buduće potražnje, prognoziranje prodaje ili novog trenda. Stoga se mogu predvidjeti promjene tržišnih uvjeta kojima se tvrtka mora prilagoditi.

Međutim, oo predviđanje se ne može temeljiti samo na intuiciji menadžera, već se predviđanje mora temeljiti na **racionalnim, obično znanstvenim osnovama**.

Predviđanje je zaključivanje o nepoznatim događajima na temelju poznatih događaja (Cieślak, 2005). Na primjer, može se predvidjeti 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).

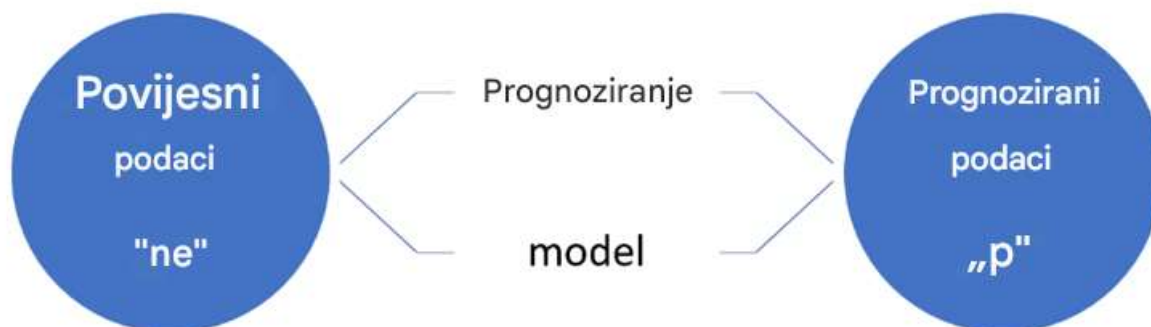
Prognoze se razvijaju (izrađuju) na temelju premisa vrlo različite prirode. Međutim, s obzirom na njihovu znanstvenu prirodu, konstruirani su prvenstveno na temelju statističkih i ekonometrijskih modela te uporabom operativnih istraživanja. Prognoze se pripremaju korištenjem povijesnih podataka – onih koji su se dogodili u prošlosti. A s logističkog gledišta 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 također za učinkovitost proizvodnog sustava.

Prognoza se uvijek odnosi na određeni horizont predviđanja. Horizont predviđanja je interval (T, T_i) , gdje je: T – trenutni trenutak, T_i – konačni trenutak.

Ovisno o vremenskom horizontu, problem predviđanja općenito se dijeli na tri područja: kratkoročno, srednjoročno i dugoročno predviđanje. Kao što je ranije spomenuto, sa stajališta logističkog menadžera, **kratkoročno predviđanje** je ključno. Pokriva horizonte predviđanja od jednog sata do tjedan dana. Sa stajališta rada menadžera logistike zanimljivo je i srednjoročno predviđanje, koje se odnosi na predviđanja od jednog mjeseca do najviše godine. Na kraju, možemo razlikovati dugoročne prognoze, koje karakterizira horizont predviđanja duži od jedne godine. Oni su manje važni za operativne aktivnosti vezane uz logistiku. Teorija kaosa je uvelike pokazala da je dugoročno predviđanje uzaludan trud. Stoga se može pretpostaviti da za široko shvaćene logističke aktivnosti, što je dulji horizont prognoze, to je manja vjerojatnost izrade prognoze. Njezina pouzdanost opada. Također, prognoziranje proizvoda na rok duži od životnog ciklusa proizvoda nema smisla.

Vrijednost (važnost) modela predviđanja temelji se na njihovoj sposobnosti da proizvedu točne prognoze. Stoga su prognoze dobre onoliko koliko su dobre pretpostavke korištenog modela. Važno je biti svjestan i znati koje su te pretpostavke. Ako se bilo koja od ovih pretpostavki pokaže netočnom, prognoze se mogu ponovno procijeniti, modificirati i poboljšati. Glavni problem točnosti prognoza je nepredvidivost gospodarskih kretanja te vanjskih događaja i kriza. Stoga treba jasno navesti da su određene prognozirane vrijednosti

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



Slika 8. 1. Generalizirani model predviđanja

Izvor: (Dittmann, 2003)

Ne treba zaboraviti na potrebu razmjene informacija u upravljanju opskrbnim lancem, što je ključno za uspjeh predviđanja potražnje (Altendorfer i Felberbauer, 2023). Što su točniji podaci o potražnji, točnija će biti i prognoza. Također je ključno stalno ažuriranje informacija o potražnji (podrazumijeva promjenu prethodnih informacija, npr. o veličini narudžbe), zahvaljujući čemu se potražnja ažurira u vremenskom horizontu i eliminira informacijska asimetrija. Ali i dr. ističu da je dijeljenje potpune prognoze potražnje, a ne konačne količine narudžbe, korisno za izvedbu opskrbnog lanca (Ali i dr., 2012).

Izazovi uspješnog predviđanja više su od tehničkih poteškoća u razvoju točnog modela predviđanja. Modeli predviđanja moraju se razviti s jasnim razumijevanjem prirode situacije za koju je potrebna prognoza i raspoloživih resursa za izradu prognoze. Važno je osigurati da se odabrana varijabla izravno 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 čimbenike koji ukazuju na nedosljedne ili nepravilne obrasce.

Iako je prognoza podložna netočnostima, ona predstavlja važnu smjernicu za buduće operativne aktivnosti tvrtke. Opravdanje za izradu prognoza u poduzeću je i cikličnost koja se javlja u poslovanju poduzeća. 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 vjerojatnost da će se ponoviti. Unatoč brojnim neizvjesnostima, prognoza konstruirana znanstvenim metodama preduvjet je za donošenje racionalne odluke o poslovanju tvrtke.

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

Tablica 8. 1. Prednosti predviđanja potražnje

Identificiran predviđanje koristi	Opravdanje
Bolja proizvodna organizacija	poznavajući predviđeni obujam prodaje gotovih proizvoda, organizacija može unaprijed planirati odgovarajući obujam proizvodnje i odgovarajuću potražnju za sirovinama i ambalažom, čime se eliminiraju nedostaci na proizvodnoj liniji
Veća kontrola sigurnosnih zaliha	znajući prognozirani obujam prodaje gotovih proizvoda, možete planirati sigurnosnu zalihu koja će jamčiti pokrivanje tržišne potražnje
Učinkovitije smanjenje zastarjelog asortimana	znajući predviđeni obujam prodaje gotovih proizvoda, možete se usredotočiti na servisiranje samo asortimana potrebnog za pokrivanje potražnje; zastarjeli proizvodi mogu se eliminirati i, kao rezultat, troškovi zamrznutog kapitala u zalihama i troškovi skladištenja mogu se optimizirati
Veće zadovoljstvo kupaca i poboljšanje imidža organizacije	poznavanje predviđenog obujma prodaje gotovih proizvoda može osigurati održavanje odgovarajuće razine zaliha u skladištu
Učinkovitije korištenje skladišnog prostora	znajući predviđeni obujam prodaje gotovih proizvoda, možete prikupiti samo potrebne zalihe proizvoda; također možete značajno smanjiti iskorišteni prostor za pohranu
Učinkovitija kontrola i smanjenje troškova	znajući predviđeni obujam prodaje gotovih proizvoda, možete točnije planirati proračun organizacije i poduzeti korake za točniju kontrolu troškova

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

Treba navesti nekoliko svojstava prognoza. Ovo su:



1. Prognoze su formulirane korištenjem dostignuća znanosti (razvijeni i verificirani matematički modeli).
2. Prognoze se odnose na određenu budućnost.
3. Prognoze se provjeravaju empirijski (nakon određenog vremenskog razdoblja).
4. Prognoze su prihvatljive osobi koja priprema prognozu.

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

- pripremna – prognoza je poticaj za poduzimanje određene radnje, ali nema utjecaja na prognoziranu pojavu. Samo se na temelju njih donose ekonomske odluke,
- aktivirajuće – prognoza je poticaj za poduzimanje određene radnje i ujedno utječe na prognoziranu pojavu. Stoga se poduzimaju radnje koje su usmjerene na to da prognoza bude realna (samoispunjavajuće ili povoljne prognoze, koje pokreću radnje koje pogoduju ostvarenju prognoza) ili poništavaju prognoze (prognoze upozorenja, koje pokreću akcije koje se suprotstavljaju njihovom ostvarenju).

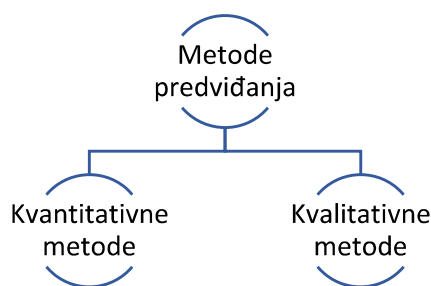
Međutim, važno je upamtiti da se izgrađene prognoze mogu lako pokvariti zbog slučajnih varijabli koje se ne mogu uključiti u model ili jednostavno mogu biti pogrešne od samog početka. Iz tog razloga predviđanje može biti opasno za organizacije. Postoje tri problema vezana uz predviđanje:

- podaci na temelju kojih se rade prognoze uvijek će biti stari, odnositi se na povijesna razdoblja. Dakle, nikad nema jamstva da će prošli uvjeti trajati i u budućnosti,
- ne mogu se uzeti u obzir iznimni ili neočekivani događaji ili vanjski učinci (primjer pandemije COVID-19; utjecaj rata i oružanih sukoba; utjecaj nepredviđenih gospodarskih kriza),
- prognoze ne mogu uzeti u obzir vlastiti utjecaj.

Ispravno provedeno predviđanje omogućuje poduzetnicima i menadžerima da unaprijed planiraju svoje aktivnosti, čime se povećavaju šanse da ostanu konkurentni na tržištima.

8.2. Klasifikacija metoda predviđanja

Dvije su osnovne skupine metoda predviđanja: kvantitativne i kvalitativne (slika 8.2). Prognoza klasificirana kao kvantitativna metoda predviđanja ima oblik određenog broja (točkasta 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 procjenu njegovog rasta, opadanja ili nepromjene. Kvalitativne prognoze mogu se smatrati temeljenim na mišljenjima tržišnih stručnjaka.

Sa stajališta logističara, međutim, ključne prognoze su one koje se mogu definirati 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 klasificirati prema korištenim modelima (Sl. 8.3). Za potrebe ove knjige fokus je na **modelima vremenskih serija**.

8.3. Predviđanje vremenskih serija

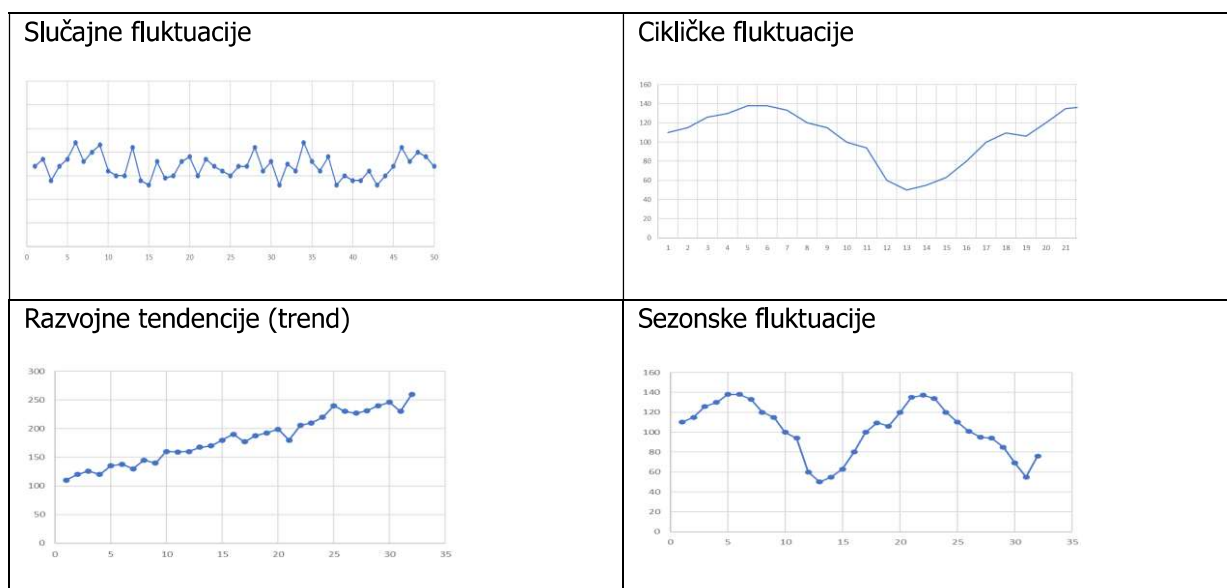
Jedna od najčešće korištenih prognostičkih metoda za predviđanje potražnje su metode temeljene na modelima vremenskih serija. Vremenske serije su metodologija za istraživanje složenih i sekvencijalnih vrsta podataka. U modelima vremenskih serija, sekvencijalni podaci, koji se sastoje od nizova numeričkih podataka, bilježe se u pravilnim intervalima (npr. po minuti, po satu ili po danu). Popularnost ovih metoda proizlazi iz mogućnosti dobivanja podataka o budućem tijeku promatrane pojave putem predviđanja. Stoga nema potrebe prikupljati i analizirati daljnje podatke iz drugih izvora. Često se koristi i predviđanje pomoću vremenskih serija zbog velike vjerojatnosti njegove pojave. Gospodarska praksa također pokazuje da prognoze pripremljene pomoću modela vremenskih serija nisu ništa lošije od prognoza dobivenih na temelju kompliciranijih modela. Iskustvo također pokazuje da **modeli vremenskih serija imaju razvojni potencijal**. Svaka sljedeća izmjena metode ili sljedeća metoda predviđanja vremenskih nizova trebala bi po definiciji poboljšati kvalitetu svojih rezultata.

8.4. Dekompozicija vremenskih serija

Prognoze se izrađuju pomoću podataka vremenskih serija. To se događa bez obzira na usvojenu metodu predviđanja. Podaci vremenskih serija (varijable) poredani su kronološki, od najstarijih prema najnovijim podacima. Treba naglasiti da posljednji podatak ne odgovara trenutku izrade prognoze. U znanstvenim publikacijama i studijama pretpostavlja se da y_t uvijek određuje određenu vrijednost niza y u razdoblju (trenutku) t .

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

Tablica 8. 2. Vizualizacija vremenskih serija



Izvor: vlastita studija

O svakom od njih može se reći nekoliko riječi (Cieslak, 1997):



- slučajne fluktuacije – to su nasumične i slučajne nepredvidive promjene niza varijabli različite jakosti, koje se promatraju tijekom vremena i ne pokazuju jasnu tendenciju. Povezani su s pogreškama statističke ili prognostičke prirode,
- razvojne tendencije (trend) – to su dugoročne tendencije serija podataka prema jednosmjernim (monotonim) promjenama prognozne varijable. One imaju rastući ili msnjujući smjer. Najčešće se tiču trajnog fenomena koji utječe na analizirane podatke. Podaci vremenskih serija mogu sadržavati i razvojne trendove i slučajne fluktuacije. Kako bi se izolirali razvojni trendovi, obično je potrebno više povijesnih podataka. Stoga se pridržavamo općeg pravila: što je dulje razdoblje promatranja povijesnih podataka, veća je mogućnost preciznog određivanja vrste trenda. Trend se prikazuje pomoću linearne ili nelinearne matematičke funkcije;
- cikličke fluktuacije – to su dugoročne, ritmične fluktuacije vrijednosti varijable oko trenda ili konstantne razine, koje traju dugo (dulje od godinu dana). Oni su rezultat poslovnih ciklusa. Mogu se promatrati različite duljine ciklusa i njihova dinamika. Cikličke fluktuacije su stoga povezane s promjenama u gospodarskoj aktivnosti poduzeća, krizama ili gospodarskim oporavkom ili bogatstvom društva. Za analizu cikličkih fluktuacija i izradu prognoze buduće potražnje potrebni su mjesečni, tromjesečni ili godišnji povijesni podaci iz posljednjih nekoliko godina;
- sezonske fluktuacije – to su fluktuacije u vrijednosti varijable vremenske serije oko trenda ili konstantne razine, koje se ponavljaju u redovitim (sezonskim) intervalima, ne duljim od godinu dana. U takvom slučaju, točnost izgrađenih prognoza ovisit će o vrsti i opsegu sezonskih fluktuacija, broju i vrsti praznina u dostupnim podacima i horizontu prognoze.

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

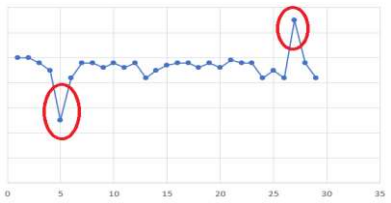
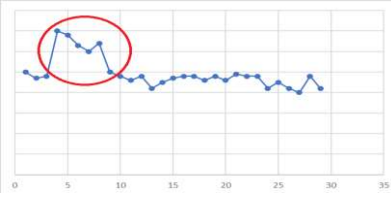
8.5. Priprema vremenskih serija podataka

Prije poduzimanja koraka za izradu predviđanja, vrijedi izvršiti preliminarnu obradu podataka, također poznatu kao **čišćenje podataka**. Potrebno ih je provjeriti kako bi se uklonile pogreške ili odstupanja. Preskakanje ovog koraka može dovesti do iskrivljenja rezultata predviđanja i, kao rezultat toga, pogrešaka u zaključcima. Treba imati na umu da su podaci koji se odnose na neuobičajene slučajeve (outliers ili rijetki slučajevi) istinite informacije u koje prognostičar ne sumnja. Provjereni su i pouzdani.

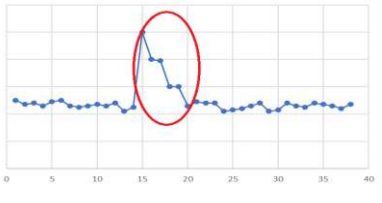
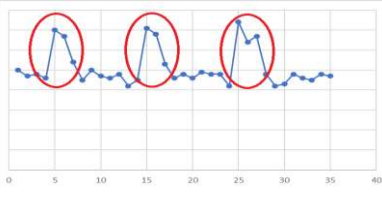
Postoje različite strategije za rješavanje ekstremnih podataka. Neke od njih su:

- nema akcije – uključuje ignoriranje atipičnih podataka, jer su neke metode predviđanja otporne na pojavu atipičnih podataka,
- filtriranje slučajeva s izvanrednim podacima – to uključuje uklanjanje tih podataka; međutim, to nije najbolja strategija,
- zamjena neobičnih podataka – ovo je popularna strategija u kojoj se outliers zamjenjuju: (1) vrijednošću 0, (2) prosječnom vrijednošću; (3) najveću/minimalnu vrijednost filtra ili (4) drugu vrijednost utvrđenu na temelju materijalnog kriterija.

Tablica 8. 3. Odabrane vrste outliera

Additivni outlier Čini se kao iznenađujuće velika ili iznenađujuće mala vrijednost za jedno opažanje. To nema utjecaja na naknadna promatranja – vrijednost niza više ne odstupa.	
Inovativni outlier Javlja se kao odstupanje s daljnjim učincima na opažanja. Može se uočiti početni (prvi) učinak s učinkom odgode i produženja na kasnija opažanja (smanjenje ili povećanje). Taj se utjecaj s vremenom može smanjiti ili povećati.	
Odstupanje od prolazne promjene To se događa kada utjecaj eksponencijalno opada s naknadnim opažanjima. Na kraju se serija vraća na normalnu razinu.	



	
Sezonski aditivni outlier Čini se kao iznenađujuće velika ili iznenađujuće mala vrijednost koja se javlja periodički (u pravilnim intervalima).	

Izvor: vlastita studija

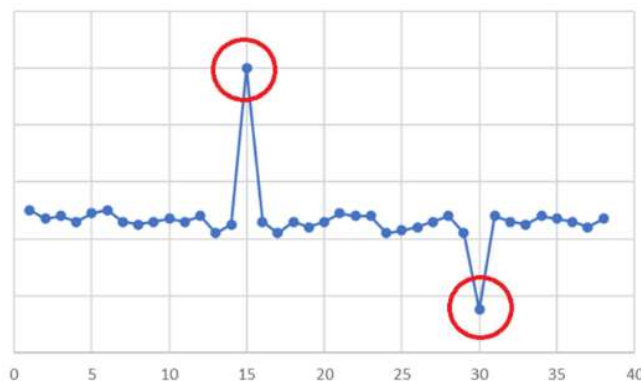
Ostavljanje atipičnih podataka u vremenskoj seriji iskrivljuje rezultat njihove analize i otežava formuliranje zaključaka, jer su atipični podaci izrazito male ili izrazito velike vrijednosti. Zbog nedosljednosti, te se vrijednosti nazivaju **izvanrednim vrijednostima**. Kao rezultat toga, povećavaju raspon u vremenskoj seriji (minimalni-maksimalni raspon). Stoga netipični podaci imaju velik učinak iskrivljavanja prognozirane vrijednosti (tablica 8.3).

Odluka o promjeni veličine neobičnog predmeta ili njegovom uklanjanju uvijek je vrlo subjektivna za prognostičara, pa zahtijeva oprez. Smanjenje subjektivnosti prognostičara pri uklanjanju atipičnih slučajeva moguće je kvantitativnim podacima. Na primjer, možete primijeniti **standardno pravilo odstupanja**. To znači da ako su povijesni podaci neuobičajeni (npr. izvan raspona srednje vrijednosti grupe ($\bar{x}$) plus ili minus 2 ili 3 standardne devijacije), mijenjaju se ili uklanjaju.

Vrijedno je svaku seriju podataka podvrgnuti postupku dekompozicije. Može se odrediti nekoliko koraka:

1. Identificiranje funkcionalnog oblika serije, što znači određivanje vrste trenda.
2. Traženje izvanrednih opažanja i zamijena prosječnim vrijednostima ili takozvanim gornjim i/ili donjim filtrima.
3. Provjera ponaša li se zadnji promatrani podatak u nizu tipično; ako ne i čišćenje.
4. Identifikacija koeficijenta nagiba trenda, kako bi se odredila stabilnost glavnog trenda promatranog u seriji.
5. Ispitivanje stabilnosti trenutnog kratkoročnog trenda.

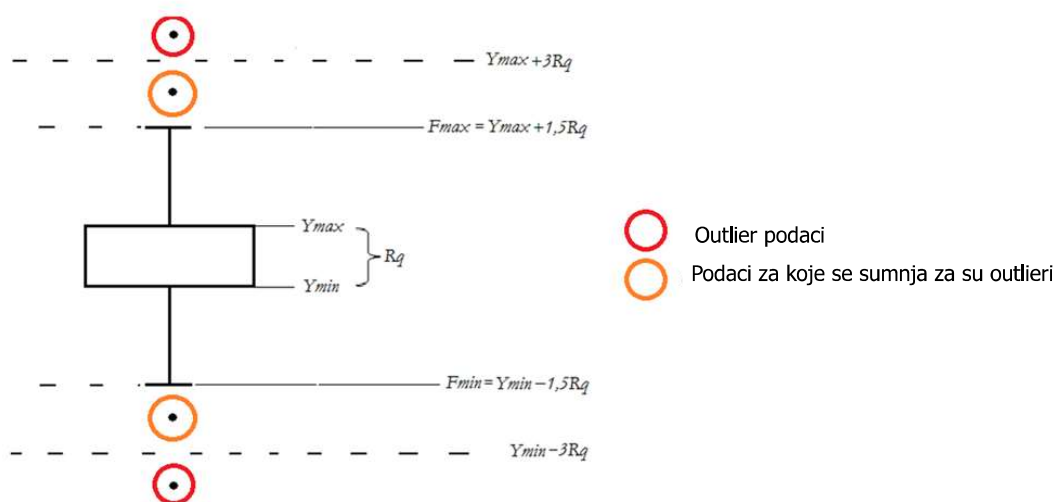
Filtri (minimalni ili maksimalni) su dobro rješenje kada se pojave odstupanja (Sl. 8.4).



Slika 8. 4. Jasno nedosljedne vrijednosti s općom pravilnošću vremenske serije

Izvor: vlastita studija

Filter se koristi za ispravljanje podataka prije izrade sljedeće prognoze. Vrijednost koja odstupa od ispravne serije zamjenjuje se minimalnim ili maksimalnim filtrom (Sl. 8.5). Ekstremni odstupci nalaze se iznad $y_{max} + 3R_q$ ili ispod $y_{min} - 3R_q$. Vrijednosti za koje se sumnja da su vanjske vrijednosti 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 vrijednosti i outliera

Izvor: (Grzybowska, 2009)



Ovo je predstavljeno modelom:

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

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

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

gdje:

F_{min} – minimalna vrijednost filtera

F_{max} – maksimalna vrijednost filtera

y_{min} – minimalna vrijednost određena iz vremenske serije

y_{max} – maksimalna vrijednost određena iz vremenske serije

R_q – interkvartil domet.

8.6. Metode predviđanja vremenskih serija

Metode predviđanja vremenskih serija podijeljene 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	Naivne metode
	Prosječne metode
	Metoda eksponencijalnog izgladivanja (Brownov model)
	Model ARMA
Potražnja poput trenda	Linearno eksponencijalno izgladivanje, 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: vlastita studija

U prikazanim modelima parametar y uvijek se odnosi na stvarne vrijednosti potražnje, a $\hat{y}_t$ parametar uvijek na konstruiranu prognozu.



Naivne metode

Naivne metode predviđanja karakteriziraju se kao jednostavne, brze i jeftine. Omogućuju razvoj predviđanja iz male količine povijesnih podataka. Naivne metode također služe kao referentna točka za druge metode predviđanja (Kucharski, 2013).

Naivne metode su najjednostavnije mehaničke metode. Razvijene su pod pretpostavkom da u budućnosti neće biti značajnih promjena u potražnji. Vrlo su pogodni svugdje gdje nema velikih fluktuacija u prognoznj varijabli. Temelje se isključivo na povijesnim opažanjima. Naivni modeli imaju samo memoriju za jedno (zadnje) opažanje, tako da neće filtrirati šum u podacima, već ga kopirati u budućnost.

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

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

Naivna prognoza

Naivna prognoza je ona u kojoj je vrijednost prognoze za određeno razdoblje jednostavno jednaka vrijednosti promatranoj u prethodnom razdoblju. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

$\check{y}_t$ – prognoza za buduće razdoblje

y_{t-1} – stvarna vrijednost potražnje iz prethodnog razdoblja.



Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = potražnja_(t-1)

Sezonska naivna metoda

Također, naivna metoda korisna je za podatke s malim sezonskim fluktuacijama. U ovoj situaciji svaka prognoza je jednaka zadnjoj promatranoj vrijednosti iz iste sezone (npr. iz istog mjeseca prethodne godine). Prognoze pretpostavljaju vrijednost zabilježenu u prethodnoj sezoni. Model je koristan kada postoje male slučajne fluktuacije i dodatna sezonalnost. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

$\check{y}_{t+h|T}$ – prognoza za buduće razdoblje

m – sezonsko razdoblje

k – ukupni udio $(h-1)/m$ (tj. broj punih godina u razdoblju prognoze koje prethodi $T+h$).

Model izgleda kompliciranije nego što zapravo jest. Na primjer, ako je prognoza izgrađena na temelju mjesečnih podataka, ona se odnosi na sve buduće mjesečne vrijednosti i jednaka je zadnjoj promatranoj vrijednosti za taj mjesec prethodne godine. Za tromjesečne podatke, prognoza svih budućih $Q2$ vrijednosti jednaka je zadnjoj promatranoj $Q2$ vrijednosti (gdje $Q2$ predstavlja drugo tromjesečje). Slična pravila vrijede iu drugim mjesecima i tromjesečjima te u ostalim sezonskim razdobljima.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = potražnja_(t, prethodna godina)



Prognoza za razdoblje t jednaka je potražnji iz odgovarajućeg razdoblja prethodne godine. Sezonska naivna metoda će zahtijevati jednogodišnji odmak.

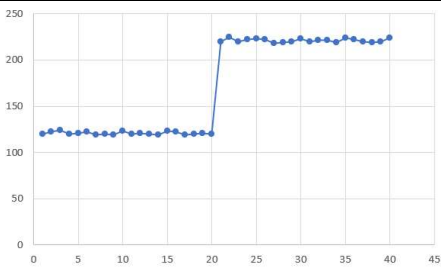
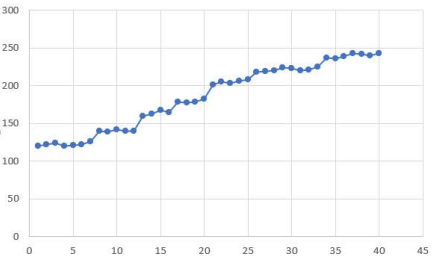
Metoda drifta

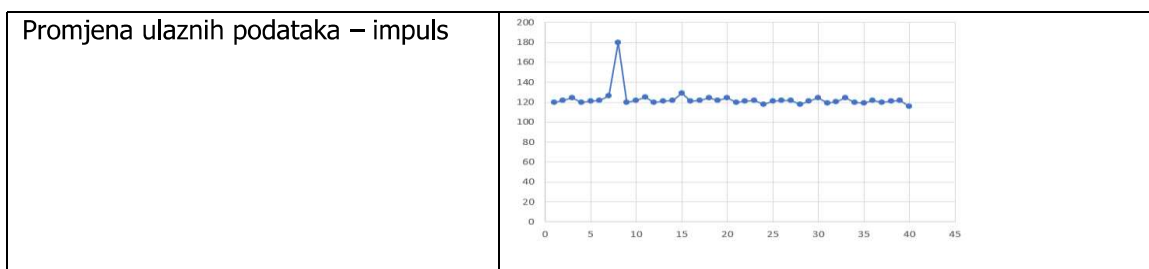
Varijacija sezonske naivne metode, metoda drifta uključuje dopuštanje prognozama da se povećavaju ili smanjuju tijekom vremena, gdje je količina promjene tijekom vremena (zvana drift) postavljena na prosječnu promjenu vidljivu u povijesnim podacima. Metoda koristi dodatnu komponentu koja se naziva drift.

Drift se odnosi na pad izvedbe modela zbog promjena podataka i odnosa između ulaznih i izlaznih varijabli. To, međutim, može rezultirati pogoršanjem kvalitete modela predviđanja, što će rezultirati netočnim predviđanjima. Varijabilni pomak odnosi se na promjene u ulaznim vrijednostima, npr. kao rezultat naglih promjena u trendovima prodaje. Promjena ulaznih podataka može biti:

- nasilno (iznenadno), npr. zbog zatvaranja tijekom pandemije COVID-19,
- povećanje (polagana promjena),
- impuls (jednokratno), npr. u slučaju neispravnih podataka.

Tablica 8. 4. Vrste zanošenja

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



Izvor: vlastita studija

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

$\hat{y}_{t+h|T}$ – prognoza za buduće razdoblje

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

To je jednako povlačenju crte između prvog i posljednjeg opažanja i njegovom ekstrapoliranju u budućnost.

To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

prognoza (t) = potražnja (iz zadnjeg razdoblja prethodne godine) + [h * (potražnja (iz zadnjeg razdoblja prethodne godine) – potražnja (iz prvog razdoblja prethodne godine)) / n-1]



Prognoza za razdoblje t jednaka je potražnji iz zadnjeg razdoblja prethodne godine + komponenta pomaka. Komponenta pomaka sadrži broj h koji se odnosi na sljedeći broj izgrađenih prognoza, a t određuje broj ispitivanih razdoblja u godini.

Prosječne metode

Metode pomičnog prosjeka djeluju kao filter jer eliminiraju kratkoročne fluktuacije iz serije podataka. Za izradu prognoze, metode pomičnog prosjeka koriste određeni broj susjednih podataka o potražnji.



Kako se broj povijesnih podataka na temelju kojih se gradi prognoza povećava, učinak izgladivanja se povećava. To znači da korištenje više podataka u modelu jače izgladuje niz. Također uzrokuje sporiju reakciju na promjene u razini prognozne varijable. I obrnuto. Korištenje manje povijesnih podataka pomaže bržem odražavanju promjena u potražnji iz nedavnih razdoblja. Prognoza tada postaje osjetljivija na nasumične fluktuacije. Za potrebe ove studije bit će predstavljene četiri prosječne metode: (1) Globalni prosjek; (2) Jednostavni pomični prosjek, SMA; (3) Eksponencijalni pokretni prosjek, EMA; (4) Ponderirani pomični prosjek, WMA.

Globalni prosjek ili globalni prosjek

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

Vrijednost prognoze metodom globalnog prosjeka treba izračunati zbrajanjem vrijednosti svih povijesnih podataka i dijeljenjem izračunate vrijednosti s brojem analiziranih razdoblja.

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

n – broj analiziranih razdoblja.



To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

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

Korištenje aritmetičke sredine cijelog niza podataka iskrivljuje rezultat prognoze koja se gradi. Podaci korišteni u metodi su previše zastarjeli, što iskrivljuje ispravnu sliku buduće potražnje.



Jednostavni pomični prosjek, SMA

Metoda jednostavnog pomičnog prosjeka koristi tipični aritmetički prosjek, ali samo određene količine povijesnih podataka. Odabrani podaci pomažu izglatiti podatke o potražnji, smanjujući utjecaj nasumičnih fluktuacija i zastarjelih podataka. Naziv pomični prosjek znači da se svaka prognoza izračunava na temelju podataka iz prethodnih x razdoblja. Jednostavan pomični prosjek ne razlikuje povijesne podatke i ne teži tim podacima.

Jednostavan pomični prosjek je aritmetički pomični prosjek izračunat dodavanjem najnovijih podataka o potražnji, a zatim dijeljenjem dobivene vrijednosti s brojem razdoblja u izračunatom prosjeku. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

m – broj analiziranih razdoblja.

To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu:

za prosjek od 3 elementa:

prognoza _(t) = **AVERAGE**(**potražnja** _(t-1) ; **potražnja** _(t-2) ; **potražnja** _(t-3) ;)



Za izračun pomičnog prosjeka možete koristiti jednostavnu formulu temeljenu na funkciji *AVERAGE* s relativnim referencama.

Kako se formule kopiraju niz stupac, raspon se mijenja u svakom retku kako bi se uzele u obzir vrijednosti potrebne za svaki prosjek.

Što je pomični prosjek duži, to je **kašnjenje veće**. To se može objasniti na sljedeći način:

- Prognoza temeljena na 3 povijesna podatka je kratkoročni pomični prosjek; on je poput motornog čamca – okretan i brzo se mijenja.



- Prognoza temeljena na 50 povijesnih podataka je dugoročni pomični prosjek; to je poput oceanskog tankera – tromo i sporo se mijenja.

Stoga pri odabiru odgovarajućeg broja povijesnih razdoblja treba imati na umu faktor kašnjenja (nemojte koristiti previše podataka).

Eksponecijalni pomični prosjek, EMA

Metoda eksponecijalnog pomičnog prosjeka omogućuje smanjenje kašnjenja obraćanjem više pozornosti na nedavne povijesne vrijednosti podataka. To čini metodu osjetljivijom na nedavne vrijednosti podataka. Eksponecijalni pomični prosjek obično je osjetljiviji na nedavne promjene potražnje u usporedbi s jednostavnim pomičnim prosjekom. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

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

gdje:

α – množitelj

n – odabrano vremensko razdoblje.

Izračun eksponecijalnog pomičnog prosjeka uključuje tri koraka:

1. Izračun jednostavnog pomičnog prosjeka za razdoblje (preliminarna prognoza). SMA je potreban samo za pružanje početne vrijednosti za daljnje izračune.
2. Izračunavanje množitelja za ponderiranje eksponecijalnog pomičnog prosjeka.

Primjer: ako je prognoza sastavljena od 3 razdoblja, množitelj će se izračunati na sljedeći način: $\text{množitelj} = \alpha = \frac{2}{n+1} = \frac{2}{3+1} = 0,5$

3. Izračun trenutne prognoze prema eksponecijalnom pokretnom prosjeku

Podsjetnik: 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.

Ponderirani pomični prosjek, WMA

Ovo je varijanta jednostavnog pomičnog prosjeka (SMA). Metoda ponderiranog pomičnog prosjeka (WMA) je pomični prosjek koji daje težinu najnovijim vrijednostima potražnje. To znači da najnoviji podaci imaju jači utjecaj na prognoziranu vrijednost od starijih podataka. To je moguće korištenjem ponderiranog faktora. Korištenje ponderiranih koeficijenata omogućuje točnije prognoze. Metoda se smatra osjetljivijom na promjene potražnje.

Prognoze ponderiranog pomičnog prosjeka dobivaju se množenjem svake vrijednosti potražnje s unaprijed određenim ponderiranim faktorom i zbrajanjem dobivenih vrijednosti. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

ϖ – težinski koeficijent.

Da biste odredili njihovu vrijednost, zapamtite nekoliko pravila:

- Vrijednosti ponderiranih koeficijenata su u rasponu $< 0,1 >$,
- Svaki sljedeći korišteni ponderirani koeficijent veći je od svog prethodnika $\varpi_i < \varpi_{i+1} < \varpi_{i+2}$. Ovo je vrlo važno načelo jer razlikuje važnost korištenih povijesnih podataka. Stariji imaju manji ponderirani faktor, noviji podaci su važniji i imaju veći ponderirani faktor,



- Zbroj svih težinskih koeficijenata mora biti jednak 1: $\sum_1^n \omega_i = 1$,
- Broj ponderiranih koeficijenata ovisi o broju analiziranih povijesnih razdoblja iz vremenske serije.

To je objašnjeno formulom koja se koristi u Excelu

za ponderirani prosjek od 3 elementa:



$$\text{prognoza}_{(t)} = (\text{potražnja}_{(t-3)} * \omega_{(1)}) + (\text{potražnja}_{(t-2)} * \omega_{(2)}) + (\text{potražnja}_{(t-1)} * \omega_{(3)})$$

za ponderirani prosjek od 5 elemenata:

$$\text{prognoza}_{(t)} = (\text{potražnja}_{(t-5)} * \omega_{(1)}) + (\text{potražnja}_{(t-4)} * \omega_{(2)}) + (\text{potražnja}_{(t-3)} * \omega_{(3)}) + (\text{potražnja}_{(t-2)} * \omega_{(4)}) + (\text{potražnja}_{(t-1)} * \omega_{(5)})$$

U metodi ponderiranog pomičnog prosjeka treba odrediti vrijednost konstante izgladivanja (koliko povijesnih razdoblja treba koristiti) i odrediti razine pojedinačnih pondera ponderiranih koeficijenata.

Metode eksponencijalnog izgladivanja

Metode eksponencijalnog izgladivanja naširoko se koriste (Chatfield i dr., 2001). Postoji 15 različitih metoda. Svaka varijanta navedena je za različiti scenarij predviđanja. Najpoznatije varijante metode eksponencijalnog izgladivanja su Jednostavno eksponencijalno izgladivanje (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 izgladivanja, npr. Carreno i Madinaveitia (1990) predložili su modifikacije za rješavanje diskontinuiteta, a Rosas i Guerrero (1994) promatrali su predviđanja eksponencijalnog izgladivanja podložna jednom ili više ograničenja. Za potrebe ovog istraživanja bit će predstavljene tri metode eksponencijalnog izgladivanja: (1) Jednostavno eksponencijalno



izglađivanje, SES (model Browna); (2) Linear Exponential Smoothing, LES (model Holta); (3) Holt-Wintersova sezonska metoda (Model Holt-Winters).

Jednostavno eksponencijalno izglađivanje, SES (Brownov model)

Jednostavno eksponencijalno izglađivanje je osnovni oblik eksponencijalnog izglađivanja. Metoda eksponencijalnog izglađivanja (Brownov model) je relativno točna metoda predviđanja potražnje. Uzima u obzir eksponencijalni faktor izglađivanja (α). Ovaj koeficijent kontrolira brzinu kojom podaci utječu na predviđanja koja se izrađuju. U isto vrijeme, metoda daje veću težinu novijim podacima. Dodjeljuje eksponencijalno opadajuće težine kako podaci postaju udaljeniji.

Da biste odredili vrijednost eksponencijalnog faktora izglađivanja, zapamtite sljedeća pravila:

- vrijednost eksponencijalnog koeficijenta izglađivanja je u rasponu od $(0,1)$;
- vrijednost eksponencijalnog koeficijenta izglađivanja odabire se eksperimentalno. Treba koristiti sljedeću pretpostavku: što je koeficijent bliži nuli, to su podaci više izglađeni (prognoza je manje osjetljiva na promjene u potražnji), a prognostičar više vjeruje prognozi napravljenoj u prethodnom razdoblju; pokazatelj bliži 1 znači da je prognoza osjetljivija na promjene u potražnji, a prognostičar se temelji na stvarnom stanju koje se dogodilo u prethodnom razdoblju.

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

α – eksponencijalni faktor izglađivanja.

Izračun prognoze korištenjem jednostavne metode eksponencijalnog izglađivanja uključuje tri koraka:

1. Izračun naivne prognoze za prvo razdoblje (početna prognoza). Preliminarna prognoza potrebna je samo za pružanje početne vrijednosti za daljnje izračune.



2. Određivanje eksponencijalnog faktora izgladivanja; Eksponencijalni faktor izgladivanja $\alpha = \langle 0,1 \rangle$
3. Izračun prognoze metodom jednostavnog eksponencijalnog izgladivanja.



Formula koja se koristi u Excelu:

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

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

Linearno eksponencijalno izgladivanje, LES (Holtov model)

Metoda dvostrukog eksponencijalnog izgladivanja (tzv. Holtov model) bilježi 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 izgladivanja temelji se na dva faktora izgladivanja. Jedna se odnosi na izgladivanje razine varijable (slučajne fluktuacije), a druga na njezino povećanje (fluktuacije trenda). Oba koeficijenta trebaju biti unutar raspona : $\langle 0,1 \rangle$. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

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

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

gdje:

α – faktor izgladivanja promjenjive razine

β – faktor zagladivanja rasta.

Prema modelu, dvije početne vrijednosti L_t i T_t su potrebni:



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

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

Formula koja se koristi u Excelu:



prognoza_(t) = [α lfa * potražnja_(t-1) + (1 – α lfa)(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 izgladivanja, koja se naziva i Holt-Wintersov model, vrlo je prikladna za predviđanje potražnje za podacima koje karakteriziraju i trend i sezonalnost (www_8.1). Međutim, potrebno je dobiti duge nizove podataka o potražnji jer je potrebno verificirati ponovljene cikličke 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 podrazdobljima sezonskog ciklusa mogu uočiti odstupanja razine analizirane pojave od prosječne razine ili trenda, izraženo u apsolutnoj vrijednosti.

Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

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

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

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

gdje:

α – faktor izgladivanja promjenjive razine

β – faktor izgladivanja trenda



δ – koeficijent sezonske komponente

L_t – komponenta razine u trenutku t

T_t – komponenta trenda u trenutku t

S_t – sezonska komponenta u trenutku t

p – sezonsko razdoblje.

Formula koja se koristi u Excelu:

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

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



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

komponenta sezonskosti_(t) = gama * (potražnja_(t) – komponenta razine_(t)) + (1 – gama) * komponenta sezonskosti_(tp)

komponenta sezonalnosti_(tp) za četiri kvartala

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

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

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

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

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

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



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

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

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

gdje:

α – faktor izgladivanja promjenjive razine

β – faktor izgladivanja trenda

δ – koeficijent sezonske komponente

L_t – komponenta razine u trenutku t

T_t – komponenta trenda u trenutku t

S_t – sezonska komponenta u trenutku t

p – se asonalno razdoblje.

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

Formula koja se koristi u Excelu:

prognoza_(t) = (komponenta razine_(t-1) + komponenta trenda_(t-1))
*** komponenta sezonskosti_(tp)**



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

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



$$\text{komponenta sezonskosti}_{(t)} = \text{gama} * (\text{komponenta potražnje}_{(t)} / \text{komponenta razine}_{(t)}) + (1 - \text{gama}) * \text{komponenta sezonskosti}_{(tp)}$$

komponenta sezonalnosti_(tp) za četiri kvartala

$$\text{komponenta sezonalnosti}_{(1)} = \text{potražnja}_{(1)} / \text{prosječna potražnja}_{(1-4)}$$

$$\text{komponenta sezonalnosti}_{(2)} = \text{potražnja}_{(2)} / \text{prosječna potražnja}_{(1-4)}$$

$$\text{komponenta sezonalnosti}_{(3)} = \text{potražnja}_{(3)} / \text{prosječna potražnja}_{(1-4)}$$

$$\text{komponenta sezonalnosti}_{(4)} = \text{potražnja}_{(4)} / \text{prosječna potražnja}_{(1-4)}$$

Autoregresivne metode

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

Za potrebe ovog istraživanja bit će predstavljene 3 autoregresivne metode: (1) autoregresivni pomični prosjek (ARMA); (2) Autoregresivni integrirani pomični prosjek (ARIMA); (3) Nasumični hod (RW).

Modeli ARMA i ARIMA imaju mnogo sličnosti. Komponente AR(p) – opći autoregresivni model i MA – model općeg pomičnog prosjeka 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 pomični prosjek, ARMA

Uvjet za prognoziranje prema ARMA metodi je niz podataka koji se odlikuje stacionarnošću. To znači da u ovoj seriji možemo razlikovati konstantnu srednju vrijednost, konstantnu varijancu i konstantnu kovarijancu, koja ovisi samo o vremenskom intervalu između vrijednosti (Schaffer i dr., 2021).

Prema modelu ARMA, vrijednost prognoze u trenutku t ovisi o svojim prošlim vrijednostima i razlikama između prošlih stvarnih vrijednosti varijable prognoze i njezinih vrijednosti dobivenih iz modela – pogreške prognoze. Ovaj model se naziva **ARMA (p,q)** model, gdje se p odnosi na red autoregresijskog polinoma, a q je red polinoma pomičnog prosjeka. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

gdje:

α – parametar autoregresijskog modela

β – parametar modela pomičnog prosjeka

ε – greška modela (bijeli šum).

Formula koja se koristi u Excelu:

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



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

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

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

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



Autoregresivni integrirani pomični prosjek, ARIMA

U slučaju ARIMA modela, pozornost se obraća na nestacionarnost serije. U modelu postoje tri parametra: autoregresivni parametar (p), parametar pomičnog prosjeka (q) i redoslijed diferencijacije (d). ARIMA (p, q, d) model također se opisuje pomoću brojeva, na primjer: $(1, 1, 0)$, što znači da u nizu $p=1$ postoji jedan autoregresivni parametar, $q=1$ postoji jedan parametar pomičnog prosjeka i $d=0$, ne dolazi do diferencijacije (Malska i Wachta, 2015). Za navedeni primjer, formalni opći model je sljedeći:

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

gdje:

α – parametar autoregresijskog modela

β – kretanje prosjek parametar.



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*) potkategorija je modela ARIMA. U jednostavnom RW modelu, pretpostavlja se da je svaka prognoza zbroj posljednjeg opažanja i slučajne pogreške. Stoga pretpostavlja da je najnovije opažanje najbolji pokazatelj za izradu najbliže sljedeće prognoze. Ovaj model je prilično jednostavan za razumijevanje i implementaciju. Koristi se kada se u nizu podataka promatra razvojni trend. Ovo je predstavljeno formalnim modelom:

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

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

gdje:

ε – greška modela (bijeli 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 temeljene na linearnoj strukturi ne mogu pobijediti naivni RW model (Adhikari i Agrawal, 2014).

Regresijske metode

U regresijskim modelima nije moguće govoriti o utjecaju jedne varijable na drugu. Pomoću varijable ili skupa varijabli objašnjava se druga varijabla. Za primjenu regresijskih metoda potrebna je veća količina povijesnih podataka – što je dulje razdoblje promatranja povijesnih podataka, veća je mogućnost preciznog utvrđivanja prognoza.

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

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

gdje:

X – eksplanatorna, predviđajuća varijabla

β – koeficijent regresije

$f(X, \beta)$ – regresijska jednadžba

ε_t – slučajna greška.

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

Metoda projekcije trenda

Metoda projekcije trenda je varijacija metode ravne linije. To je najklasičnija metoda poslovnog predviđanja koja se bavi kretanjem varijabli tijekom vremena. Može se razlikovati



grafička metoda – u kojoj se podaci prikazuju na grafikonu i kroz njega se ručno povlači linija. Povlači se linija držeći najmanju udaljenost između označenih točaka i crte; **metoda prilagođavanja jednadžbe trenda** korištenjem podataka i jednadžbe ravne ili eksponencijalne linije.

Metoda jednostavne linearne regresije

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

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

gdje:

a – vrijednost varijable u analiziranom razdoblju

b – vrijednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable

n – redni broj analiziranog i prognoziranog razdoblja.

Za određivanje parametara a i b potrebno je izračunati sustav dviju jednadžbi. Ima sljedeći oblik:

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

gdje:

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

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

a – vrijednost varijable u analiziranom razdoblju



b – vrijednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable
 n – broj svih analiziranih razdoblja.



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

Sintaksa :

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

Metoda višestruke linearne regresije

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

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

gdje:

a – vrijednost varijable u analiziranom razdoblju

b – vrijednost povećanja ili smanjenja zavisne varijable

ε – greška modela (bijeli šum).

8.7. Pogreške prognoze

Da bi se procijenila točnost predviđanja, moraju se izmjeriti pogreške predviđanja. S obzirom da ne postoji jamstvo savršenog predviđanja buduće potražnje (Hopp i Spearman, 1999), svaka je prognoza podložna greškama.

Istraživači razlikuju sustavne i nesustavne učinke pogrešaka u predviđanju (Zeiml i dr., 2019). Učinkovitost sustava predviđanja obično se mjeri pomoću različitih mjera pogreške predviđanja (tablica 8.5).



Tablica 8. 5. Odabrane pogreške predviđanja

Pogreška prognoze	Model	Tumačenje
Srednja kvadratna pogreška (MSE)	$MSE = \frac{\sum (y_t - p_t)^2}{n}$	Srednja kvadratna pogreška može biti samo pozitivna i njezina vrijednost treba biti što manja. Vrijednost ove pogreške, koja iznosi 0, ukazuje na izvrsnu točnost prognoze.
Korijen srednje kvadratne pogreške (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (p_t - y_t)^2}{n}}$	Vrijednost pogreške trebala bi biti što bliža 0. Što je niža vrijednost srednje kvadratne pogreške, to je model bolji. A savršen model ima vrijednost jednako 0.
Srednja apsolutna postotna pogreška (MAPE)	$MAPE = \frac{\sum E_t - A_t }{A_t}$	Ovo je jedna od popularnijih mjera pogreške. Vrijednost 0 označava da model nema srednju pogrešku, što znači da bi vrijednost trebala biti što je moguće bliža 0. Za iste pogreške predviđanja, manje stvarne vrijednosti čine relativnu pogrešku većom.
Srednja pogreška u postotku (MPE)	$MPE = \frac{100\%}{n} \sum \frac{a_t - f_t}{a_t}$	Ovo je prosječni postotak pogreške (ili odstupanja). Obavještava koliko će u prosjeku biti odstupanje od stvarne vrijednosti tijekom predviđenog razdoblja. MPE je koristan jer vam omogućuje da provjerite da li model prognoze sustavno podcjenjuje (negativnija pogreška) ili precjenjuje (pozitivna pogreška).
Srednje apsolutno odstupanje (MAD)	$MAD = \sum \frac{ x_t - \bar{x}_t }{n}$	To je jednostavno proširenje apsolutne varijance. Srednje apsolutno odstupanje koristi se kao mjera 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 temelju 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.



Tablica 8. 6. Odabrane značajke programa Excel

Funkcija	Obrazloženje
=AVERAGE	funkcija omogućuje izračunavanje prosjeka na temelju postojećih vrijednosti.
=SUM	Funkcija omogućuje izračunavanje zbroja na temelju postojećih vrijednosti.
=FORECAST	Funkcija omogućuje predviđanje buduće vrijednosti iz postojećih vrijednosti pomoću linearne regresije.
=FORECAST.ETS	Izračunava ili predviđa buduću vrijednost na temelju postojećih (povijesnih) vrijednosti pomoću verzije algoritma eksponencijalnog izgladivanja (ETS).
=LINEST	Izračunava statistiku za liniju pomoću metode najmanjih kvadrata.
=FORECAST.LINEST	Izračunava ili predviđa buduću vrijednost iz postojećih vrijednosti pomoću linearne regresije.
=TREND	Koristit će se za određivanje linearnog trenda.
=PROGNOZA.ETS.SEASONALITY	Izračunava duljinu sezonskog uzorka na temelju postojećih vrijednosti i vremenske trake.

Izvor: vlastita studija.

Excel koriste u predviđanju mnoge tvrtke, male, srednje i velike (uključujući i korporacije), jer ima na raspolaganju niz odgovarajućih alata. Podaci se mogu jednostavno pohraniti i izračunati u Excel radnoj knjizi. Excel može na različite načine vizualizirati 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 vrijednosti. Excel podržava nekoliko različitih funkcija koje vam omogućuju korištenje softvera na praktičan način (Tablica 8.6). Njihovo razumijevanje ključno je za postizanje maksimuma iz Excela.



Nedostaci Excela uključuju potrebu za ručnom sinkronizacijom podataka i ručnim ažuriranjem podataka. Drugi čest problem je mogućnost pravljenja pogrešaka 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. Umjetna inteligencija u predviđanju

Podaci o lancu opskrbe višedimenzionalni su i generiraju se na više točaka u lancu, za više svrha, u velikim količinama (zbog mnoštva dobavljača, proizvoda i kupaca) i velikom brzinom (što odražava mnoge transakcije koje se kontinuirano obrađuju u mrežama lanca opskrbe). Ova složenost i višedimenzionalnost opskrbnih lanaca uzrokuje odmak od konvencionalnih (statističkih) pristupa predviđanju potražnje, koji se temelje na identifikaciji statistički prosječnih trendova (karakteriziranih atributima srednje vrijednosti i varijance) (Michna i dr., 2020), prema inteligentnim prognozama koje mogu učiti iz povijesnih podataka i inteligentno se razvijati kako bi se prilagodile predviđanju stalno promjenjive potražnje u opskrbnim lancima.

Odgovor na nove potrebe i izazove je anticipativna logistika, koja podržava procese kao što je predviđanje potražnje. U njezinoj srži leži mogućnost korištenja umjetne inteligencije (AI). To je kombinacija modernih tehnologija kao što su Big Data (BD), strojno učenje (ML) i umjetna inteligencija (Sczaniecka i Smarzyńska, 2018). Tehnološki napredak posljednjih godina doveo je do sve češćeg generiranja i pohranjivanja ogromnih količina podataka. Ti se podaci tijekom vremena bilježe na različitim točkama (npr. na različitim karikama u opskrbnom lancu) i pohranjuju na različitim mjestima. Stoga ih treba učinkovito obrađivati kako bi se iz njih izvuklo korisno i vrijedno znanje (Galicija i dr., 2019).

Big Data odnosi se na dinamičke skupove podataka velike količine, 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 kupnje kupaca i ciklusi održavanja, kao i načine za smanjenje troškova i donošenje ciljanijih poslovnih odluka (Wang i dr., 2016). Istraživanja pokazuju da analitika velikih



podataka (BDA) može pružiti način za dobivanje preciznijih predviđanja koja bolje odražavaju potrebe kupaca, olakšavaju procjenu performansi lanca opskrbe, poboljšavaju učinkovitost lanca opskrbe, skraćuju vremena odgovora i podržavaju procjenu rizika lanca opskrbe (Awwad i dr, 2018).

Big Data Analytics (BDA) u upravljanju opskrbnim lancem (SCM) dobiva sve veću pozornost (Seyedan i Mafakheri, 2020). Analiza podataka o lancu opskrbe postala je složen zadatak zbog (Awwad i dr., 2018):

- sve veći broj SC subjekata,
- povećanje raznolikosti SC konfiguracija ovisno o homogenosti ili heterogenosti proizvoda,
- međuovisnosti između ovih entiteta,
- neizvjesnost o dinamičkom ponašanju ovih komponenti,
- nedostatak informacija o subjektima opskrbnog lanca,
- umreženih proizvodnih subjekata i njihove sve veće koordinacije i suradnje radi postizanja visoke razine prilagodbe različitim potrebama kupaca,
- sve veća uporaba praksi digitalizacije opskrbnog lanca (i uporaba Blockchain tehnologije) za praćenje aktivnosti opskrbnog lanca.

Metode umjetne inteligencije razvijaju se vrlo intenzivno diljem svijeta, kako teorijski tako i u smislu primjene (Trojanowska i Malopolski, 2004). Od metoda umjetne inteligencije za predviđanje se koriste umjetne neuronske mreže. Neuronske mreže imaju niz značajki koje su korisne za analizu i predviđanje vremenskih serija. Njihova učinkovitost prvenstveno se odnosi na ugađanje usvojene strukture temeljene na podacima. Proces izgradnje neuralnog modela uključuje istraživanje dostupnih skupova podataka i omogućuje automatsku procjenu modela. Dodatna prednost neuronskih mreža je njihova lakoća prilagodbe promjenjivim tržišnim uvjetima (Ciežak i dr., 2006).

Za razliku od tradicionalnih metoda temeljenih na modelima, **umjetne neuronske mreže** (engl. *Artificial Neural Networks*, ANN) su samoprilagodljive metode koje se temelje na podacima. Oni uče iz primjera i hvataju suptilne funkcionalne odnose između podataka, čak i ako su temeljni odnosi nepoznati ili ih je teško opisati. Umjetne neuronske mreže mogu



generalizirati (Hornik i dr., 1989). Nakon ispitivanja prikazanih podataka, oni mogu zaključiti o nevidljivom dijelu populacije, čak i ako podaci uzorka sadrže šumne informacije. Također imaju općenitije i fleksibilnije funkcionalne oblike od tradicionalnih statističkih metoda (Zhang i dr., 1998).

PITANJA POGLAVLJA

1. Koja su ograničenja korištenja 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 postupanje s ekstremnim podacima?

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
- Galicía 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-planner/) (dostęp: 05.02.2024)