

Usporedba predviđanja potražnje u normalnim uvjetima poslovanja i pod utjecajem poremećaja

Banac, Nikola

Undergraduate thesis / Završni rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Organization and Informatics / Sveučilište u Zagrebu, Fakultet organizacije i informatike**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://urn.nsk.hr/urn:nbn:hr:211:727552>

Rights / Prava: [Attribution 3.0 Unported/Imenovanje 3.0](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-07-24**



Repository / Repozitorij:

[Faculty of Organization and Informatics - Digital Repository](#)



**SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE
VARAŽDIN**

Nikola Banac

**USPOREDBA PREDVIĐANJA
POTRAŽNJE U NORMALNIM UVJETIMA
POSLOVANJA I POD UTJECAJEM
POREMEĆAJA**

ZAVRŠNI RAD

Varaždin, 2023.

SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
FAKULTET ORGANIZACIJE I INFORMATIKE
V A R A Ž D I N

Nikola Banac

Matični broj: 0016136829

Studij: Ekonomika poduzetništva

**USPOREDBA PREDVIĐANJA POTRAŽNJE U NORMALNIM
UVJETIMA POSLOVANJA I POD UTJECAJEM POREMEĆAJA**

ZAVRŠNI RAD

Mentorica:

Larisa Hrustek, mag.oec.

Varaždin, rujan 2023.

Nikola Banac

Izjava o izvornosti

Izjavljujem da je moj završni/diplomski rad izvorni rezultat mojeg rada te da se u izradi istoga nisam koristio drugim izvorima osim onima koji su u njemu navedeni. Za izradu rada su korištene etički prikladne i prihvatljive metode i tehnike rada.

Autor/Autorica potvrdio/potvrdila prihvaćanjem odredbi u sustavu FOI-radovi

Sažetak

Predviđanje potražnje je ključan dio planiranja ostalih poslovnih aktivnosti poduzeća. Služi za što bliže određivanje buduće vrijednosti potražnje za proizvodima i uslugama. Proces predviđanja potražnje se može izvoditi pomoću dvije različite vrste metoda: kvalitativne metode i kvantitativne metode. Kvalitativne metode predviđanje temelje na osobnim prosudbama i intuiciji voditelja procesa predviđanja potražnje ili prodaje, a kvantitativne metode koriste povijesne i već dostupne podatke o prodaji za izračun prognozirane vrijednosti potražnje. Najveći problem s kojima se poduzeća susreću u predviđanju potražnje su poremećaji. Poremećaji nastaju vanjskim utjecajem i imaju veliki učinak na poslovanje poduzeća. Oni otežavaju dobivanje visoke razine točnosti predviđanja potražnje što otežava poduzećima da adekvatno planiraju ostale poslovne aktivnosti.

Ovaj rad služi da bolje upozna čitatelja s navedenim terminima, te da ih educira o metodama, postupcima i digitalnim rješenjima koja poduzeća mogu poduzeti da bi se prilagodila izazovima koje mogu susresti na putu do izrade uspješnog modela predviđanja potražnje.

Ključne riječi: predviđanje potražnje; metode predviđanja potražnje; poremećaji

Sadržaj

| | |
|--|----|
| 1. Uvod | 1 |
| 2. Metode i tehnike rada | 3 |
| 3. Predviđanje potražnje | 4 |
| 4. Komponente predviđanja potražnje..... | 7 |
| 4.1. Vremenski horizonti..... | 7 |
| 4.2. Ponašanje potražnje | 7 |
| 5. Koraci u procesu predviđanja potražnje | 9 |
| 6. Metode predviđanja potražnje..... | 11 |
| 6.1. Kvalitativne metode..... | 11 |
| 6.1.1. Metoda stručnjaka..... | 12 |
| 6.1.2. Prodajno osoblje ili iskustvo o prodaji..... | 13 |
| 6.1.3. Istraživanje tržišta | 13 |
| 6.1.4. Tehnološka prognoza..... | 13 |
| 6.1.5. Delphi metoda..... | 14 |
| 6.1.6. Platno prijedloga vrijednosti..... | 14 |
| 6.2. Kvantitativne metode..... | 16 |
| 6.2.1. Modeli vremenskih serija..... | 17 |
| 6.2.2. Naivna metoda..... | 18 |
| 6.2.3. Metoda prosjeka..... | 18 |
| 6.2.4. Metoda projekcije trenda | 20 |
| 6.2.5. Učinci trenda i eksponencijalno izgladivanje..... | 21 |
| 6.2.6. Metode sezonalnosti | 23 |
| 6.3. Asocijativni modeli | 25 |
| 6.3.1. Metoda linearne regresije..... | 25 |
| 6.3.2. Metoda višestruke regresije..... | 25 |
| 7. Točnost predviđanja potražnje | 26 |
| 8. Izazovi u predviđanju | 30 |

| | |
|---|----|
| 9. Predviđanje potražnje u neizvjesnim situacijama | 33 |
| 10. Učinak digitalnih tehnologija u predviđanju potražnje | 36 |
| 10.1. Alati za proračunske tablice i programski paketi za prognoziranje | 36 |
| 10.2. Informacijski sustavi sa funkcijom prognoze | 37 |
| 10.3. Tehnologija za rudarenja podataka i veliki podaci | 38 |
| 10.4. Strojno učenje..... | 38 |
| 11. Metodologija istraživanja..... | 41 |
| 12. Rezultat istraživanja..... | 44 |
| 12.1. Korisnost provođenja predviđanja potražnje | 44 |
| 12.2. Korištenje kvalitativnih metoda predviđanja potražnje | 46 |
| 12.3. Korištenje kvantitativnih metoda predviđanja potražnje..... | 47 |
| 12.4. Razina točnosti predviđanja potražnje | 49 |
| 12.5. Digitalna rješenja za predviđanje potražnje..... | 51 |
| 12.6. Preporuke struke u predviđanju potražnje..... | 53 |
| 13. Zaključak | 55 |
| Popis literature | 57 |
| Popis slika..... | 59 |
| Popis tablica..... | 61 |

1. Uvod

Potražnja je glavni pokretač svih poslovnih aktivnosti u poduzeću. Prema njoj se određuje razina proizvodnje, vrsta marketinške strategije, količina minimalnih zaliha te se planiraju budući troškovi i prihodi poduzeća. Predviđanje potražnje podrazumijeva kontinuirano analiziranje i prikupljanje dostupnih podataka nastalih prošlim razmjenama dobara i usluga da bi poduzeće prema njima moglo naučiti, pripremiti i izraditi što preciznije predviđanje nadolazeće buduće potražnje. Predviđanje će zatim poslužiti planiranju i koordiniranju poslovnih aktivnosti poduzeća da se optimalno prilagodi potrebama na tržištu. Problemi nastaju u tome da mnogo različitih čimbenika mogu i utječu na potražnju. Čimbenici poput inflacije cijena, promjena valute, manjak zaliha, nepredvidivi događaji i vremenske prilike su samo jedne od mnogih mogućih čimbenika koje poduzeće mora uzeti u obzir kod predviđanja potražnje.

Skonstantnim napretkom tehnologije, tržište postaje sve turbulentnije, a poslovni subjekti traže svaku priliku da ostanu korak ispred svojih konkurenata, te stoga aktivnosti točnog predviđanja potražnje postaju sve teže i teže. Postoje određeni koraci koje poduzeće može primijeniti u svojem procesu predviđanja te zajedno s konstantnim prilagođavanjem novim promjenama i poremećajima na tržištu može povećati razinu očekivane točnosti predikcija potražnje. Uz pomoć digitalne tehnologije, praćenje kupaca i predviđanje potražnje prepoznavanjem budućih potreba i koraka kupaca postaje lakše.

U procesu predviđanja potražnje koriste se standardne metode, kvalitativne i kvantitativne, no njih je potrebno nadograditi ili unaprijediti nekim novim tehnikama, konceptima ili pristupima u predviđanju potražnje.

U sklopu ovog istraživanja provedeno je ispitivanje gdje je cilj bio ispitati kako tvrtke provode predviđanje potražnje u standardnim uvjetima i u uvjetima poremećaja te da li postoje razlike.

Struktura rada počinje s prvim i drugim poglavljem u kojem su dani detalji o razdjeli teme i kratko upoznavanje s njezinim značenjem i primjenom metoda predviđanja potražnje. Treće poglavlje ovog rada još pobliže opisuje termin predviđanja potražnje s različitim definicijama od više stručnjaka. U četvrtom i petom poglavlju se definiraju ključni čimbenici koji čine predviđanje potražnje poput ponašanja potražnje i vremenskih horizonta, te i sam proces izrađivanja predviđanja. Nakon toga slijedi šesto poglavlje koje služi da pobliže pojašni određene kvalitativne i kvantitativne metode koje se mogu koristiti u provedbi predviđanja. Sedmo poglavlje opisuje poremećaje koji mogu nastati i na konkretnim primjerima su navedene aktivnosti koje poduzeće može poduzeti da prilagodi svoje predviđanje prema njima.

Osmo poglavlje navodi učinak i koristi digitalnih tehnologija u procesu predviđanja. Deveto i deseto poglavlje daje pregled provedenog istraživanja i dobivenih rezultata. Zadnje poglavlje služi kao zaključak i daje osobno mišljenje autora o glavnoj temi rada i primjeni zaključaka.

2. Metode i tehnike rada

Cilj ovog rada je pobliže upoznati čitatelja s ključnim dijelom poslovnog planiranja što podrazumijeva predviđanje buduće potražnje za proizvodima ili grupom proizvoda, te utvrditi efektivnost i važnost navedene aktivnosti kod stvarnih hrvatskih poduzeća. Učinak predviđanja potražnje kod hrvatskih poduzeća utvrđeno je istraživanjem putem alata Google Forms, na način da su kreiran i poslan anketni upitnik. Svrha anketnog upitnika bila je:

- ustanoviti važnost uključivanja metoda predviđanja potražnje u poslovanju hrvatskih proizvodnih poduzeća,
- prepoznati najpopularniju metodu predviđanja,
- utvrditi razvijenost tehnika, alata i izvora podataka koje hrvatska poduzeća koriste u predviđanju te
- pronaći nove metode ili načine prilagođavanja procesa predviđanja potražnje na poremećaje.

Anketni upitnik bio je namijenjen poduzećima u Hrvatskoj, a distribuirani su putem Facebooka i LinkedIn-a te direktno na mail adrese nekih poduzeća. Odgovori anketnog upitnika prikupljeni su anonimno tijekom 7. i 8. mjeseca 2023. godine. U anketnom upitniku korištena su sljedeća vrsta pitanja: pitanja gdje se koristi Likertova ljestvica, pitanja zatvorenog tipa, pitanja otvorenog tipa i višestruki odabir.

3. Predviđanje potražnje

Predviđanje potražnje, njezini postupci i metode često se nazivaju prognoziranje. Proces predviđanja potražnje može se obaviti na više različitih načina ovisno o uvjetima u kojim se provodi, predmetu predviđanja i subjektivnom mišljenju izvođača u procesu, tj. osobe koja predviđa. Zbog postojanja različitih načina za odvijanje predviđanja i njezinih različitih primjena u poslovnom okruženju, stručnjaci različito definiraju predviđanje na temelju njima bitnim značajkama.

Stručnjaci Eva Dupont i Rachel Proffit (2023.) definiraju predviđanje potražnje kao: “proces predviđanja buduće potražnje za proizvodima i uslugama u svrhu procjene prihoda i vođenje strateškog i operacijskog poslovnog planiranja te ostalih relevantnih prodajnih aktivnosti”. Kako navode, najveću korist koju poduzeće dobiva temeljem predviđanja je smanjenje troška vezano za prikupljanje adekvatne količine proizvoda da zadovolji nadolazeću potražnju. Točnom procjenom buduće potražnje poduzeće može izbjeći nagomilavanje zaliha koje neće u potpunosti uspjeti prodati u planiranom razdoblju, čime smanjuje količinu novca vezan za inventar. Drugu veliku korist koju Dupont i Proffit (2023.) navode je smanjenje vremena isporuka u modelima gdje se proizvodnja vrši po narudžbama. Ako poduzeće vodi proces planiranja na temelju prognoza za potražnju, poduzeće može izraditi ili naručiti proizvode koji imaju duže vrijeme isporuke unaprijed, što smanjuje potrebno vrijeme od zahtjeva za kupnjom do isporuke krajnjem kupcu.

Autor William J. Stevenson (2002., str. 70) osvrnuo se na pojašnjenje pojma predviđanja te uspoređuje predviđanje s odlukama i pitanjima s kojima se osobe susreću u svakodnevnim situacijama poput: “da li mogu prijeći cestu prije nego što auto naiđe?; “koliko hrane i pića moram nabaviti za planiranu zabavu?; “hoću li dobiti taj posao?” ili druge slične takve situacije u kojima ljudi donose odluke za budućnost temeljene na njihovim prijašnjim iskustvima iz sličnih situacija. Prema njegovom primjeru, predviđanje podrazumijeva proces stvaranja odluka na temelju kombinacije informacija iz trenutnih situacija i informacija iz prošlih situacija ili iskustava. U poslovnom okruženju taj proces zauzima formalniji oblik s primjenom različitih metoda za testiranje točnosti predviđanja čija korist služi kao početna baza planiranja za budžetiranje, kapaciteta sirovina, prodaje, kupnje, proizvodnje i slično. U procesu planiranja prodaje, predviđanje igra glavnu ulogu jer omogućava menadžerima da predviđaju budućnost prema kojoj mogu prikladno planirati.

Martina Briš Alić (2021., str. 331) definira predviđanje kao kontinuirani proces koji zahtijeva konstantnu prilagodbu čiji je temeljni cilj izmjeriti neizvjesnost budućih kontroliranih i nekontroliranih događaja koji mogu utjecati na ostvarenje ciljeva poduzeća.

U kontekstu potražnje, poduzeće koristi različite metode predviđanja da utvrdi potrebu za resursima koji će zadovoljiti njihovu potražnju za određeni budući vremenski horizont koristeći povijesne podatke ili pak da definiraju potrebe za proizvodnju kako bi osigurali dovoljne količine proizvoda za tržište. Alić (2021., str. 332) dalje navodi kako se očekivana potražnja predviđa temeljem utvrđivanja stvarnih i očekivanih potreba potrošača, procjenom stanja na tržištu sličnih proizvoda i njihovom očekivanom kretanju potražnje. Proces prognoze ili predviđanja potražnje je usko povezan uz sve odjele poduzeća te ima utjecaj na različite aktivnosti unutar odjela.

Alić (2022., str. 332) navodi i objašnjava sljedeće glavne odjele poduzeća i njihovu korist koju dobivaju od prognoziranja:

- računovodstvo: podrazumijeva korištenje predviđanja u izračunu budućeg troška izrade novih proizvoda ili kod definiranja novog procesa, za projekciju profita i za efikasno upravljanje gotovinom te za projekciju prihoda, rashoda ili dobiti;
- financije: podrazumijeva korištenje predviđanja u izračunu trajanja vlastite opreme poduzeća, planiranje termina i potrebnog vremena za zamjenu opreme, te vrijeme i potrebu za zaduživanjem/iznos financiranja, izrada projekcije o budućem zaduženju;
- ljudski resursi: podrazumijeva korištenje predviđanja da bi isplanirali potrebno vrijeme za obavljanje obuke novih zaposlenika, njihovo regrutiranje i ostale aktivnosti zapošljavanja uključujući i plan zapošljavanja ili otpuštanja;
- poslovni informacijski sustavi (PIS): podrazumijeva korištenje predviđanja za svrhe planiranja potrebnog vremena za unaprjeđenje ili izgradnju novog informacijskog sustava;
- marketing: podrazumijeva korištenje predviđanja za planiranje cijena, promocije proizvoda/usluga, planiranje globalne marketinške strategije, planiranje dosega marketinških kampanja, porasta potražnje uslijed kampanja i drugo;
- oblikovanje proizvoda i usluga: podrazumijeva korištenje predviđanja u dizajnu novih proizvoda i usluga ili reviziju postojećih;
- operacije: podrazumijeva korištenje predviđanja za planiranje rasporeda kapaciteta, radnih zadataka, zaliha i ostalih sličnih operativnih svrha uključujući i vođenje projekata te odlučivanje o korištenju vlastitog ili tuđeg pogona.

Stevenson (2002., str. 71) dijeli dvije primarne koristi predviđanja. Prva je pomoć menadžerima za "planiranje sustava" što uključuje planiranje za dugoročna razdoblja u vezi tipa i vrsta proizvoda ili usluga, lokacije poduzeća, vrsta postrojenja radnih objekata i slično. Drugu korist objašnjava da služi kao "pomagalo u korištenju sustava" na način da se kratkoročnim planiranjem pripremi inventura, razina radne snage, trošak nabave i proizvodnje potrebne da zadovolje blisko nadolazeću potražnju. Prema tim primarnim koristima, Stevenson

(2002., str. 71) komentira kako najveću odgovornost za pripremanje predviđanja spada na odjele marketinga i prodaje više nego na odjel operacija. Međutim odjeli operacija su često uključeni u proces pripremanja predviđanja jer pružaju ključne informacije potrebne za izradu predviđanja i zbog toga što predviđanje može imati veliki učinak na njih pogotovo ako se koriste kratkoročna predviđanja.

4. Komponente predviđanja potražnje

Russel i Taylor (2011., str. 499) smatraju da vrsta metode korištene za predviđanje potražnje ovisi o nekolicini faktora, a to su: vremenski horizont, ponašanje potražnje (npr. mogućnost postojanja vizualnog uzorka), te uzroka na promjene ponašanja potrošača.

4.1. Vremenski horizonti

Planovi predviđanja se uvijek rade za određene vremenske horizonte koje razlikujemo po njihovoj duljini vremena koje obuhvaćaju i na koji se odnose. Prema tome Martina Briš Alić (2021., str. 332), u svom radu, predviđanje dijeli i definira po sljedećim duljinama vremenskih horizonta:

- kratkoročno predviđanje: obuhvaća planiranje do jedne godine, ali se najčešće odnose na dnevno, tjedno ili mjesečno planiranje čije zadano vrijeme planiranja rijetko prelazi dužinu od 3 mjeseca; ovakvo planiranje najviše vidi korist u odjelu nabave i proizvodnje za zadovoljavanje potreba u blisko nadolazećem vremenu;
- srednjoročno predviđanje: obuhvaća vremensko razdoblje od 3 mjeseca do 3 godine; primarno se koriste za određivanje proizvodnje i termina isporuka proizvoda te planiranje inventure, prodaje te pomaže pri analizi različitih operativnih planova;
- dugoročno predviđanje: obuhvaća razdoblje duže od 3 godine, a koristi se za strateško planiranje, određivanje dugoročnih ciljeva, planiranje novih proizvoda/usluga, promjene ili pristupanja novom tržištu, digitalizacije poslovanja te dizajniranju novog lanca vrijednosti i implementaciji strateških programa.

4.2. Ponašanje potražnje

Ponašanje potražnje ne poprima uvijek nasumičan i nepredvidiv oblik već u određenim uvjetima i vremenu može poprimiti rastući, padajući ili čak repetirajući uzorak koji prognozeri mogu iskoristiti u pripremanju buduće prognoze. Russel i Taylor (2011., str. 500) definiraju tri tipa ponašanja prognoze koje ne svrstavamo u nasumično ponašanje, a to su trendovi, ciklusi i sezonski uzorci.

- trend: vrsta dugoročnog postepenog rasta ili pada kretanja potražnje; primjer korištenja trenda u predviđanju navodi Rheude (2022.) u okolnostima gdje je poduzeće dobilo zadovoljavajuću i konstantnu razinu potražnje tijekom prošlih godina; gledajući na prosjek podataka od zadnjih triju poslovnih godina, poduzeće se može adekvatno pripremiti za mjesece koje prikazuju najveću potražnju i

mjesece koji prikazuju najmanju te prema tome planirati svoju inventuru da izbjegne viškove i manjkove;

- ciklus: obilježen je rutinskim kretanjem potražnje “gore i dolje” (rastom i padom) gdje se takvo kretanje ponavlja konstantno kroz dulje vremensko razdoblje duže od jedne godine; ovakvo ponašanje može biti vidljivo na primjeru poput rasta prodaje zimske opreme koji se pojavljuje svakih 4 godine za vrijeme Zimskih Olimpijskih igara;
- sezonski uzorak: ovakvo ponašanje se pojavljuje kratko i periodično uvjetovano zbog sezonskih prilika koje donosi promjena vremena kroz godinu i kulturnih običaja koje potiču ljude da više vremena provode na kupnju proizvoda nego obično; na primjer, tijekom i prije ljetne sezone potražnja za kupaćim kostimima poraste; međutim ovakvo ponašanje može biti vidljivo na dnevnim i tjednim bazama na primjerima poput kafića i restorana čija visina potražnje može znatno varirati od jutra do večeri, ali i dalje zadržavati rutinski tempo iz dana u dan.

5. Koraci u procesu predviđanja potražnje

Izrada odličnog predviđanja potražnje je oduvijek bio težak zadatak zbog mnogih nepredvidivih faktora koji mogu utjecati na cijeli proces te je sve teže osigurati točnost predviđanja u modernim vremenima s brzinom napretka tehnologije i promjene trendova što čini tržište sve više turbulentnijim i jače podložno promjenama. Ključno je odabrati prikladnu metodu i što pobliže pratiti proces predviđanja te je temeljno prilagoditi se svim prepoznatim faktorima koji mogu utjecati na nju. Iako je svako predviđanje potražnje različito ovisno o djelatnosti kojom se poduzeće bavi i vrsti proizvoda/usluge koju pruža na tržištu, stručnjaci su odredili par osnovnih koraka koje bi svaki proces predviđanja potražnje trebao pratiti, neovisno o vrsti metode koju koristi, da bi bila što točnije. Broj koraka se može razlikovati od stručnjaka do stručnjaka, ali većina uključuje iste ključne aktivnosti u svom procesu s malo drugačijim grupiranjem tih aktivnosti između koraka. Prema Martini Briš Alić (2021., str. 334) dobar proces predviđanja se dijeli na sedam sljedećih koraka koji su pojašnjeni u nastavku.

1. Odrediti cilj predviđanja: ovaj korak odgovara na pitanja za koju svrhu želimo predvidjeti potražnju i kada će nam tražena predikcija biti korisna. Odgovori na ova pitanja daju naznaku razine detalja koji su potrebni za predikciju, minimalnu količinu potrebnih resursa koja se mogu opravdati za izvršavanje predikcije i zadovoljavajuću razinu točnosti koju predikcija mora imati. Stručnjak Maria T. Phillips (2022.) naglašava važnost postavljanja i razumijevanja ciljeva koji se želi postići prije početka predviđanja. Prikupljanje podataka samo radi samog prikupljanja bez specifične potrebe za njima će dovesti samo do gubitka vremena i dugoročno gledano, neće se postići odgovarajući cilj.
2. Odabrati potrebne stavke za izradu predviđanja: stavke potrebne za izradu predviđanja su ovisne o djelatnosti kojom se poduzeće bavi. Prema primjeru Martine Briš Alić (2021., str. 334) "u uslužnim djelatnostima broj korisnika određuje broj radnika, radno vrijeme, broj ponuđenih proizvoda i usluga, utrošenih resursa i slično". Za detaljniji primjer možemo uzeti poduzeće koje se bavi najmom sportske opreme, poput opreme za skijanje. Ova poduzeća imaju obilježja veće prodaje u određenim vremenskim razdobljima, u ovom slučaju tijekom ljetnih ili zimskih turističkih sezona te stoga u svoje stavke pored povijesnih podataka i profila klijenata, ubrajaju i socijalno biheviorističke teorije o kretanjima turista prema dostupnim podacima poput visine oporezivanja prelaska granica između različitih zemalja ili potrebe za putovnicama, da bi što točnije utvrdili visinu nadolazeće potražnje prema kojoj pripremaju količinu dostupne opreme za najam tijekom sezone.

3. Odrediti vremensko razdoblje: predviđanje mora imati određeno završno vrijeme na koje se odnosi te je potrebno utvrditi da li je ono kratkoročno, srednjoročno ili dugoročno. U odabiru vremenskog razdoblja mora se uzeti u obzir da se točnost smanjuje, odnosno neizvjesnost povećava s dužim vremenskim horizontom.
4. Prikupiti i analizirati odgovarajuće podatke: podaci se moraju prikupiti i analizirati prije provedbe predviđanja. Prikupljanje podataka može biti otežano zbog rizika uključivanja nepotrebnih podataka i anomalija iz povijesnih izvora koja moraju biti proanalizirani i "pročišćeni" od konačnog skupa podataka kako ne bi naštetili razini točnosti predikcije, kao što navodi Alić (2021., str. 334). Martina T. Phillips (2022.) opisuje kako se analiza podatka može obaviti manualno i pomoću automatizacije. Manualno se obavlja ručnim pregledavanjem kroz proračunske tablice, bilješke, i time sličnih vrsta izvora podataka koje je još sakupljeno da bi se moglo doći do nekakvih zaključka temeljenim na njima. Za automatizaciju pomažu programski alati za potražnju koji sami prema unesenim podacima stvaraju predikciju. Phillips (2022.) ističe prednost automatizacijskog procesa, koji se provodi korištenjem softvera za predviđanje potražnje, je da se dolazi do rezultata brže i preciznije od manualnog.
5. Odabrati metodu predviđanja: predviđanje se priprema izabiranjem najprikladnije metode predviđanja ovisno o vrsti i količini prikupljenih podataka te vrsti djelatnosti i proizvoda.
6. Izrada i kontrola predviđanja: prema izabranoj metodi predviđanja provodi se predviđanje potražnje za što je potrebno napraviti kontrolu. Tijekom izrade potrebno je rutinsko praćenje i kontroliranje kako bi utvrdili da su model, podaci i sve pretpostavke valjane. Ako se predviđanje ne odvija zadovoljavajućim tijekom, potrebno je ponovno ispitivanje metode, pretpostavka i valjanosti podataka kako bi se moglo modificirati model i pripremiti revidiranu prognozu verziju.
7. Prikazati i interpretirati rezultate: dobiveni rezultat se analiziraju i primjenjuju u izradi plana za pokrivanje potreba za odabrani budući vremenski horizont, kao što Alić (2021., str. 334) navodi. Phillips (2022.) još upozorava da bi se svi nalazi predviđanja trebali iskoristiti za izradu podešavanja budućeg poslovanja, a ne ostati neiskorišteni. Na temelju rezultata, inventura proizvoda bi trebala povišiti ili smanjiti planiranu količinu proizvoda kako bi poduzeće baratalo sa optimalnom količinom proizvoda da zadovolji predviđenu potražnju.

6. Metode predviđanja potražnje

Unatoč širokom izboru metoda predviđanja, koje se razlikuju po svrsi koju žele ispuniti i vrsti podataka za koje su namijenjene u korištenju, sve metode sadrže par zajedničkih karakteristika koje su važne za prepoznati.

William J. Stevenson (2002., str. 71) navodi i definira sljedeće zajedničke karakteristike predviđanja koje su navedene u nastavku.

1. Tehnike predviđanja se obavljaju pod dojmom da isti uzročni sustav koji je postojao prije će postojati i u budućnosti.
2. Predviđanja su rijetko savršena. Zbog elementa nasumičnosti i nemogućnosti osobe da uključi svaki faktor i varijablu koja će imati i najmanji utjecaj na stvarnu vrijednost zbog njihovog velikog broja predikcija nikad neće biti jednaka stvarnosti.
3. Predviđanje za grupu proizvoda ističe tendenciju veće točnosti od predviđanja za pojedinačne proizvode. Razlog tome je da prognostičke pogreške kod grupe proizvoda otkazuju jedne druge. Grupiranje se obično koristi kada se sirovi materijali ili dijelovi koriste u izradu više proizvoda.
4. Točnost predviđanja se smanjuje s duljinom vremenskih horizonta. Kratkoročno predviđanje se odvija s manje neizvjesnosti nego dugoročno i stoga je preciznije. Poduzeća koja su jako fleksibilna u planiranju i brzo reagiraju na promjene planiraju predviđanja potražnje u kraćim vremenskim horizontima i time izbjegavaju povećavanje neizvjesnih faktora i smanjenje točnosti njihovih prognoza.

Alić, (2021., str. 338); Russel, Taylor, (2011., str. 496); i Stevenson (2002., str. 73) razdvajaju metode predviđanja na dva osnovna tipa:

- kvalitativne i
- kvantitativne.

Kvalitativne metode su bazirane na prosudbama, mišljenju, iskustvu ili pogađanju za izvedbu prognoziranja od stručnjaka. Kvantitativne metode koriste matematičke modele, povijesne podatke, analizu vremenskih horizonta i regresiju kako bi se prognozirala buduća vrijednost potražnje. Nijedan od ova dvaju pristupa nije superioran naspram drugog već najbolje rezultate donosi za poduzeće koje koristi kombinaciju oba pristupa u predviđanju.

6.1. Kvalitativne metode

Russel i Taylor (2011., str. 501) opisuju kvalitativnu ili osuđujuću metodu kao korištenje prosudbe eksperata što uključuje njihovo mišljenje, emocije, intuiciju te osobno iskustvo da

izvedu predviđanje. Nosioци ovog predviđanja su najčešće pojedinci ili grupa stručnjaka unutar organizacije čija mišljenja su jednako ili više važeća od mišljenja stručnjaka izvan organizacije. Alić (2022., str. 382) navodi da najčešći razlozi korištenja ovog tipa metode su nedostupnost pouzdanih povijesnih podataka dok Stevenson (2002., str. 73) navodi i kako nedostatak dovoljnog vremena može dovesti i do nemogućnosti prikupljanja kvantitativnih podataka ako predviđanje treba biti pripremljeno u kratkom roku.

Sve najbitnije informacije i podaci, koje uključuju Alić (2022., str. 382); Russel, Taylor (2011., str. 501) i Stevenson (2002., str. 73), u pripremi predviđanja uz pomoću kvalitativne metode su dobivene od stručnjaka, prodajnog odjela, istraživanja tržišta i tehnološkog znanja.

Kvalitativne metode su:

- metoda stručnjaka,
- prodajno osoblje ili iskustvo o prodaji,
- istraživanje tržišta,
- tehnološka prognoza,
- delphi metoda te
- platno prijedloga vrijednosti (eng. *Value Proposition Canvas*).

U nastavku će biti pojedinačno objašnjene navedene kvalitativne metode i njihove prednosti i nedostatke koje donose.

6.1.1. Metoda stručnjaka

Stevenson (2002., str. 73) navodi da vještinu za ovakvo planiranje najviše posjeduje prvenstveno vrh menadžmenta koji je najbolje upoznat sa svojom organizacijom, njezinim resursima, sposobnostima i utjecajem njezinih proizvoda na tržištu. Međutim i drugi zaposlenici na nižim razinama organizacijske hijerarhije posjeduju potrebno znanje za stvaranje dugoročnog planiranja. Ova metoda predviđanja se najčešće koristi za dugoročno planiranje strategije poduzeća.

Ova metoda ima prednosti prikupljanja znatne količine znanja i vještina različitih menadžera poduzeća, no postoji i rizik da će mišljenje jednog sudionika predviđanja nadvladati nad mišljenjima drugih. U suprotnom slučaju se također može pojaviti nedostatak gdje, umjesto da jedna osoba uzme veću odgovornost od drugih, odgovornost vođenja predviđanja se može previše razdijeliti po cijeloj grupi što stvara manji pritisak na sve članove da stvore dobru predikciju.

6.1.2. Prodajno osoblje ili iskustvo o prodaji

Prodajno osoblje predstavlja direktan kontakt poduzeća sa svojim potrošačima te stoga posjeduje najbolji dojam trenutnih, ali i budućih želja i očekivanja od potrošača. Stručnjak Jake Rheude (2022.) opisuje ovu metodu kao: "postavljanje prodajnog osoblja na šofersko sjedalo" gdje prodajno osoblje igra jednako veliku ulogu u donošenju odluka za vrijeme procesa planiranja kao i menadžeri i rukovoditelji s kojima surađuju u tom procesu. Ovdje prodajno osoblje predstavlja izvor podataka o kupčevim željama, proizvodnim trendovima i konkurentskim radnjama.

Nedostatak kod mišljenja prodajnog osoblja, navodi Alić (2021., str. 384), je stvaranje dojma koji je pod prevelikim utjecajem od nedavnih iskustava s kupcima. Više razdoblja niske prodaje može utjecati na pesimističku procjenu, dok nekoliko razdoblja visoke prodaje može rezultirati na pre-optimističke procjene osoblja. Moguće je i da se stvori krivi dojam o kupcu ako postoji raskorak između kupčevih želja i namjera gdje prodajno osoblje neće moći razlučiti između onoga što bi kupci voljeli napraviti i onoga što će kupci uistinu napraviti. Postoji i nedostatak, koji Russell i Taylor (2011., str. 501) nadodaju, u tome da prodajno osoblje može iskoristiti svoju procjenu da sebi podaje prednost ako je procjena vezana za prodajnu kvotu (davanje niže procjene može smanjiti prodajnu kvotu).

6.1.3. Istraživanje tržišta

Alić (2021., str. 385); Russell i Taylor (2011., str. 501) opisuju kako odjel za istraživanje tržišta prikuplja podatke o potrošačima koristeći upitnike i ostale istraživačke tehnike kako bi saznali koje proizvode i usluge bi potrošač želio i kupio te nastoje otkriti nova potencijalna tržišta i izvor novih kupaca koje poduzeće može zadovoljiti.

Rheude (2022.) ističe potrebu vremena i truda za izdavanje anketa potrošačima kao nedostatak. No unatoč velikoj količini potrebnog vremena i truda osoblja, rezultat je vrijedan toga jer donosi uvid koji se ne može dobiti iz unutarnjih podataka poduzeća.

Nedostatak se također nalazi u riziku da anketa neće dobiti dovoljan broj odgovora da bi se uvažila za analizu prikupljenih podataka te također u dobivenim odgovorima se mora prepoznati i izdvojiti iracionalna mišljenja ispitanika koja mogu nastati utjecajem agresivnog marketinga.

6.1.4. Tehnološka prognoza

Pored ostalih kvalitetnih metoda, Russell i Taylor (2011., str. 501) navode i inženjersko i tehničko osoblje koje sadrži dublje znanje o mogućnosti stvaranja novih tipova proizvoda s tehnološkog stajališta (znanje o trošku i mogućnostima proizvodnog dijela organizacije). Poduzeća koja uspješno unaprijede svoje poslovanje digitalnim tehnologijama, razviju nove

metode proizvodnje ili integriraju novu prikladnu opremu u poslovanje, ostvaruju prednost nad svojim konkurentima jer im to daje mogućnost da brže i efikasnije distribuiraju i upoznaju tržište s novim proizvodima.

Prednosti korištenja digitalnih tehnologija za prikupljanje podataka je količina i brzina prikupljanja. Praćenjem ponašanja i navika vanjskih korisnika i kupaca na internetskim stranicama i društvenim mrežama, poduzeće može dobiti bolji dojam o vrsti i dizajnu željenog proizvoda. Jedan od najčešćih primjera praćenja navika kupaca je pomoću "Internet cookies-a" što su podaci koje korisnik na internetskim stranicama ostavlja za sobom dok se kreće po stranici.

Glavni nedostatak ovakvog prikupljanja podataka za predviđanje je uključivanje nebitnih podataka u cijeli skup. Stoga je vrlo važno da poduzeće proizvede ili nabavi neki algoritam za "pročišćavanje" takvog oblika podatka od ostalih kako ne bi utjecalo na finalni rezultat predikcije.

6.1.5. Delphi metoda

Prema Russell i Taylor-u (2011., str. 501) delphi metoda je rotacijski proces prikupljanja podataka i mišljenja stručnjaka kako bi se postigla zajednička prognoza (konsenzus) svih sudionika procesa. Sudionici u ovom procesu su donositelji odluke, njihovi pomoćnici i ispitanici iz različitih mjesta izvan organizacije. Proces se sastoji od pet koraka koje Alić (2021., str. 384) opisuje. Prvo se vrši odabir stručnjaka za sudjelovanje, prigodno iz različitih područja. Drugi korak čini prikupljanje komentara i informacija od svih sudionika putem upitnika. Rezultati upitnika se sumiraju te dijele između sudionika s odgovarajućim novim pitanjima. Nakon toga se ponovo sumiraju novi rezultati, pročišće podaci i ponovno osmišljavaju nova pitanja. Taj proces se ponavlja sve dok se ne dobije zadovoljavajući konačni rezultat koji se podijeli sa svim sudionicima.

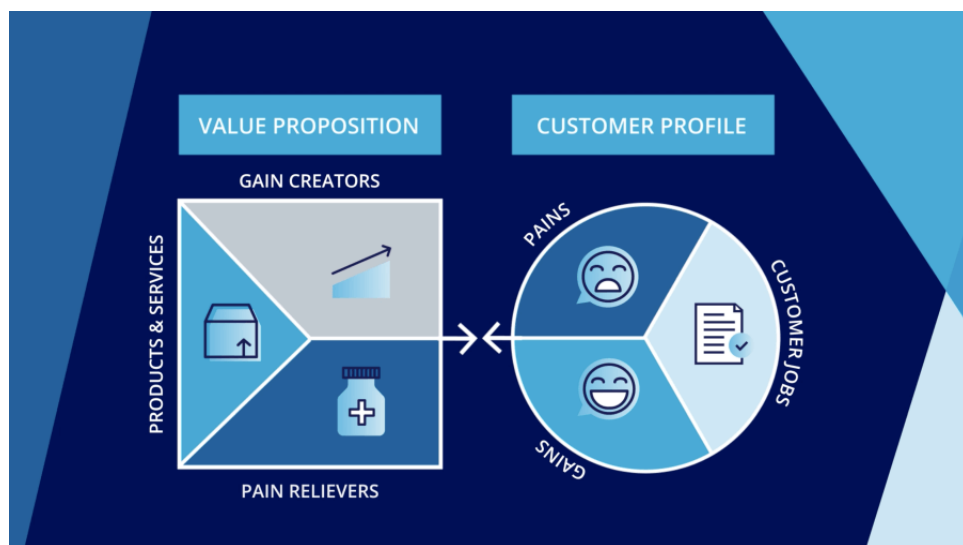
Rheuse (2022.) navodi prednost koja ova metoda donosi, a to je obuhvaćanje znanja od osoba s različitih mjesta i različitog stručnog znanja. Krajnji rezultat ove metode je stvoren kombinacijom i nadogradnjom znanja i mišljenja svih sudionika metode, te faktor anonimnosti pridonosi uvelike tome da mišljenja koja svi sudionici daju budu iskrena.

6.1.6. Platno prijedloga vrijednosti

U izradi dobrog poslovnog plana poduzeća trebaju pažljivo razmisliti o potrebama svojih kupaca i dati prioritet njihovim zahtjevima. Prepoznavanje stvarnih potreba kupaca je težak proces i često dovodi do pojave diferencijacije između potrošačeve stvarne potrebe i ponude koje poduzeće stvori.

Prema autoru Daniella Varga (2020.) zahtjevi kupaca su obično smjesa mnogih potreba koja i sama znaju često biti kontradiktorna. Poduzećima je stoga bitno da mapiraju potrebe koje prepoznaju, naprave njihovu analizu i fokusiraju se na one potrebe koje prvo žele riješiti.

Za rješavanje takvog zadatka stvoren je poslovni model zvan "Value Proposition Canvas" koji pruža korake za sistematizirano određivanje problema kupaca i ističu rješenja proizvoda koja rješavaju te probleme. U nastavku se nalazi Slika 1 koja pokazuje Platno prijedloga vrijednosti.



Slika 1: Platno prijedloga vrijednosti (Izvor: <https://www.b2binternational.com/wp-content/uploads/2022/08/value-proposition-canvas-framework.png>)

U desnom dijelu prikazanog dijagrama nalazi se dio koji se odnosi na profil kupca (eng. *Customer Profile*) koji obuhvaća tri dijela:

- poslovi (eng. *jobs*),
- bolovi (eng. *pains*),
- dobici (eng. *gains*).

Autor Nigel Tsobo (2023.) i autor D. Varga (2020.) navode kako stavke u profilu kupaca služe da pomognu poduzeću da bolje kategorizira kupčeva očekivanja, želje i tegobe. Stavka poslovi nabraja ciljeve koje kupac želi ispuniti, bili oni socijalni, funkcionalni ili emocionalni. Stavka bolovi nabraja faktore koji sprječavaju kupca da ispuni svoje ciljeve. Istražuje odgovore na pitanja kao: "Što vaš kupac smatra preskupim u smislu novca, vremena i/ili truda?", te također kao: "Koje postojeća rješenja nisu zadovoljavajuća kupcu?". Stavka dobici navode beneficije i pozitivna iskustva koje kupci žele doživjeti. Te beneficije nisu nužno u potpunoj suprotnosti nabrojanim problemima u stavci pains, već mogu biti stvari koje će pružiti veće

zadovoljstvo kupcu na dnevnoj bazi ili im promijeniti cijeli život. One služe kao motivator korisnicima beneficije da pristupe određenom proizvodu ili usluzi.

S lijeve strane slike nalazi se mapa vrijednosti (eng. *the Value Map*) koja se također sastoji od 3 dijela:

- proizvodi i usluge (eng. *products and services*),
- sredstva protiv bolova (eng. *pain relievers*),
- stvaratelji dobitaka (eng. *gain creators*).

Svaki dio mape je povezan s prikladnim dijelom profila kupaca. Cilj mape je navesti pozitivne faktore proizvoda poduzeća, kao funkcionalnost i beneficije, koje direktno zadovoljavaju određenu potrebu zabilježenu na profilu kupaca.

Prva stavka proizvodi i usluge služi poduzeću da nabroji sve značajke, usluge i proizvode koje planira pružati kupcu. Autori Tsobo (2023.) i Varga (2020.) dodaju kako je bitno nabrojati značajke koje će pomoći kupcu da obave svoje poslove i na koji način će biti generirane prednosti za kupca. Sljedeća stavka su sredstva protiv bolova što podrazumijeva funkcionalnosti kojima će proizvod poduzeća smanjiti bolove kupcu, tj. probleme navedene u profilu kupca. Za pomoć u definiranju "sredstava protiv bolova", autori Tsobo (2023.) i Varga (2020.) navode sljedeća pitanja na koja bi sredstva trebala moći odgovoriti: "Da li proizvod/usluga pomaže korisniku smanjiti trošak na resursima?", "Da li poboljšava emocionalno stanje korisnika?" i "Da li rješava nedostatke prijašnjih rješenja na njihove probleme?". Treća stavka su stvaratelji koristi što služi da se demonstrira i pokaže klijentima na koji način proizvod poduzeća kreira vrijednost i pomaže im u ispunjavanju njihovih ciljeva.

Ova metoda je vrlo korisna u izradi novog proizvoda ili dodavanju novih značajki postojećem pošto se fokusira na otkrivanje problema klijenata poduzeća. Također može biti dobar način preispitivanja ulaska na novo tržište prikupljanjem informacija o tome da li poduzeće može pružati vrijednosti koja zadovoljava potrebe te nove publike.

Najvažnija prednost kod ove metode poduzeću je poboljšavanje marketinške strategije naprednijim načinom ispitivanja tržišta što može otkriti nove prilike i razbiti krive predodžbe o potrebama svojih kupaca koje poduzeće može imati. U predviđanju potražnje za novim proizvodom, a pogotovo za novonastala poduzeća, metoda Platna prijedloga vrijednosti je odličan start u procjeni vrijednosti svog proizvoda na tržištu.

6.2. Kvantitativne metode

Kvantitativne metode predviđanja koriste povijesne i druge već dostupne podatke o prodaji proizvoda ili usluga. Kod odabira povijesnih podataka bitno je obratiti pozornost da se

prikladni podaci odaberu za izračun željene vrijednosti. U kvantitativne metode se ubrajaju modeli vremenskih serija i asocijativni modeli.

6.2.1. Modeli vremenskih serija

Model vremenskih serija obuhvaća periodično praćenje podataka vršeno po zadanim vremenskim intervalima (svaki sat, dan, tjedan, mjesec, kvartal, godina) kako bi se na temelju tih podataka provelo predviđanje u procesu prodaje. Temelji se na pretpostavci da se buduće vrijednosti serija mogu temeljiti na prošlim vrijednostima bez potrebe za identifikacijom varijabli koje utječu na ponašanje potražnje iz vremenskih serija.

Analiza povijesnih podataka se koristi za identifikaciju i prepoznavanje vrste ponašanja potražnje. Ovaj proces se može obaviti vizualno nakon iscrtavanja podataka na kojima se mogu prepoznati uzorci poput: trendova, ciklusa, sezonskih uzorka te također i tipova nasumičnih oblika. Navedeni uzorci se svrstavaju kao komponente vremenskih serija te njihovi opisi glase ovako prema stručnjacima Alić (2021., str. 339) i Stevenson (2002., str. 75):

- trend: dugoročno kretanje podataka prema gore ili dolje. Rheude (2022.) pojašnjava kako projekcija trenda nastaje korištenjem povijesnih podataka prodaje za projekciju budućih prodaja;
- sezonalnost: kratkoročne i redovite varijacije koje se uočavaju samo tijekom određenog vremenskog razdoblja poput godišnjeg doba ili doba dana;
- ciklusi: sadrži varijacije u obliku valova (konstantna promjena kretanja potražnje od gore na dolje i obrnuto) i traju više od godinu dana;
- nepravilne varijacije: varijacije koje nastaju utjecajem izvanrednih okolnosti poput pandemije, teških vremenskih utjecaja, štrajkova ili velike promjene u proizvodnji ili usluzi; uključivanje ovakvog tipa nepravilnih varijacija u konačni niz može uništiti cijelo predviđanje jer ne sadrže nikakvo tipično ponašanje, stoga je ključno identificirati i otkloniti ovakav tip varijacije iz podataka;
- slučajne varijacije: preostale varijacije koje ne sadrže nijednu navedenu karakteristiku da ih se može svrstavati u jednu od drugih tipova ponašanja.

Model vremenskih serija obuhvaća sljedeće metode:

- naivna metoda,
- metoda prosjeka,
- metoda projekcije trenda,
- učinci trenda i eksponencijalno izgladivanje,
- metoda sezonalnosti.

6.2.2. Naivna metoda

Alić (2021., str. 339) opisuje ovu metodu kao jednostavnom metodom predviđanja koja pretpostavlja da će prognozirana vrijednost u budućem razdoblju biti jednaka stvarnoj vrijednosti. Stevenson (2011., str. 75) je svrstava među metode koje mogu biti korištene sa predvidljivim uzorcima ponašanja poput trendova i sezonskih varijacija. Metoda funkcionira na temelju zadnje vrijednosti potražnje iz povijesnih podataka dobivene za traženi vremenski horizont od prošle godine. Ta zadnja vrijednost postaje baza i predviđena vrijednost koja se odnosi na isto vremensko razdoblje. Stevenson (2011., str. 75) navodi primjer gdje je potražnja za prošli tjedan bila 20 komada određenog proizvoda što bi značilo ako koristimo naivnu metodu da će predviđanje za sljedeći tjedan biti 20 komada za taj isti proizvod. Za primjere metode koristeći sezonsku varijaciju ponašanja potražnje vrijednost predviđanja će biti jednaka prošlogodišnjoj sezoni. Za trend će predviđanje biti jednako zadnjoj vrijednosti ili prosjeku zadnjih triju vrijednosti prošle vremenske serije. Unatoč tome da se ova metoda čini prejednostavnom i očekuje nisku razinu točnosti, metoda se i dalje često koristi jer je lako za razumjeti, ne donosi trošak za izradu i brzo se priprema.

6.2.3. Metoda prosjeka

Metode za izračunavanje prosječne vrijednosti služe za izgladivanje varijacija u podacima. Stevenson (2011., str. 76) opisuje kako tipični povijesni podaci sadrže određenu količinu nasumičnih varijacija koje samo ometaju sistematsko kretanje podataka (ometanje stvaranja prepoznatljivog uzorka ponašanja potražnje). Ta nasumičnost nastaje zbog djelovanja različitih nevažnih faktora koji ne mogu biti izmjereni. Rijetko je moguće je raspoznati varijacije između onih kojih su nastali utjecajem od važnih faktora i onih koji su nastali utjecajem nevažnih. Metode izračunavanja prosjeka izgladuje fluktuacije u vremenskim horizontima jer pojedinačne visoke i niske vrijednosti u kretanju potražnje poništavaju jedni druge kad su spojeni u prosječnu vrijednost. Stevenson (2011., str. 77) napominje kako nije poželjno reagirati na svaku malu varijaciju u potražnji jer reagiranje na varijacije donosi veliki trošak, a veća je šansa da su uzroci male varijacije nasumični faktori, a ne stvarna promjena u razini ili trendu potražnje. Velike varijacije imaju mnogo veću šansu da prikazuju stvarne promjene u kretanju potražnje, ali i one se izgladuju do neke određene mjere. Postoje tri metode izračunavanja prosjeka koje Stevenson (2011., str. 77) definira u svom radu, a to su ponderirani pomični prosjek, eksponencijalno izgladivanje i pomični prosjek.

Pomični prosjek koristi nekoliko stvarnih prethodnih podataka kako bi se prognozirala vrijednost budućeg razdoblja te pretpostavlja da su sva promatrana razdoblja jednako važna za izračun prognozirane vrijednosti (svako razdoblje ima jednaku težinu/ponder) (Slika 2).

$$P_r = \frac{\sum_{i=1}^R SV_{r-i}}{R}$$

Slika 2: Formula pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- P_r = Prognoza za r period
- i = indeks koji odgovara razdobljima
- SV_{r-i} = stvarna vrijednost (potražnja) u razdoblju $r - i$
- R = broj razdoblja u pomičnom prosjeku

Predviđanje pomičnog prosjeka koristi broj dobiven iz vrijednosti najnovijih stvarnih podataka za izradu prognoze. Predviđanje se nadograđuje svaki put kada nova stvarna vrijednost postane dostupna tako da zamjenjuje staru vrijednost sa novom i izračunavanjem novog prosjeka. Pomični prosjek može sadržavati podatke iz bilo koje količine perioda koje prognozer poželi. Osjetljivost prognoze o novoj unesenoj vrijednosti podataka ovisi o ukupnom broju vrijednosti podataka koju prognoza sadrži. Što manja količina vrijednosti u prosjeku, to je prosjek više osjetljiv na uvođenje nove vrijednosti. Osjetljivija prognoza (sa manjim brojem vrijednosti) pruža bolje prilagođavanje podatka na promjene, ali i povećava mogućnost da će prognoza više reagirati na nasumične varijacije. Manje osjetljiva prognoza (sadrži vrijednosti iz više perioda) će bolje izgladivati podatke, ali će i manje reagirati na promjene.

Ponderirani pomični prosjek je sličan metodi pomičnog prosjeka sa time da koristi nekoliko stvarnih prethodnih podataka kako bi prognozirala buduće vrijednosti razdoblja, ali pretpostavlja da nisu sva promatrana razdoblja jednako važna, te novijim vrijednostima dodjeljuje veću težinu. Stevenson (2011., str. 78) navodi primjer gdje se dodjeljuje najnovijoj vrijednosti težina od 0.40, te drugoj najnovijoj težinu od 0.30, a trećoj nakon nje 0.20 i četvrtoj dodjeljuje 0.10 tako da zbroj svih težinskih vrijednosti je jednaka 1. Prednost u ovom pristupu od pomičnog prosjeka je da ponderirani pomični prosjek bolje reflektira nedavna zbivanja, ali

$$P_r = \sum_{i=1}^R T_{r-i} * SV_{r-i}$$

Slika 3: Formula ponderiranog pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021)

odabir težinskih vrijednosti nije uvijek lagan za odrediti kao u danom primjeru, već tek sa više

pokušaja se može odrediti prigodan način dodjeljivanja težinskih vrijednosti nedavnim podacima (Slika 3).

Oznake:

- T_{r-i} = težina/ponder u razdoblju $r - i$

Eksponencijalno izgladivanje se temelji na prethodnoj prognozi uvećanoj za postotni udio razlike između stvarne vrijednosti prethodnog razdoblja i prognozirane vrijednosti prethodnog razdoblja. Prednosti kod ove metode nad metodom pomičnog prosjeka, koje Alić (2021., str. 356) navodi, su to da se povijesni podaci ne odbacuju, stariji podaci imaju manju težinu od novijih, izračun je jednostavan i upotrebljavaju se samo najnoviji podaci (Slika 4).

$$P_r = P_{r-1} + \alpha * (SV_{r-1} - P_{r-1})$$

Slika 4: Formula ponderiranog pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- P_{r-1} = prognoza za razdoblje $r - 1$
- α = konstantna izgladivanja ($0 \leq \alpha \leq 1$)

Stevenson (2011., str. 81) definira konstantu izgladivanja (α) kao postotak pogreške prognoze, pošto je svaka nova prognoza jednaka prijašnjoj plus postotak greške od prijašnje. Brzina prilagođavanja prognoze pogreškama ovisi o izgladivanju konstante α . Prilagođavanje će biti sporije i izgladivanje veće što je vrijednost konstante α bliža nuli, a suprotno ako je njezina vrijednost bliža 1.00 sa bržim reagiranjem i manjim izgladivanjem. Izbor vrijednosti konstante izgladivanja ovisi o prosudbi prognozera kroz testiranje, ali Alić (2021., str. 356) objašnjava kako je cilj odabrati vrijednost koja će izbalansirati prednosti izgladivanja slučajnih varijacija s prednostima odgovaranja na stvarne promjene, ako i kad se dese. Ako je temeljni prosjek stabilan onda se koriste niske vrijednosti α , a visoke vrijednosti ako je temeljni prosjek sklon promjenama. Za pripremu metode eksponencijalnog izgladivanja moguće je iskoristiti ostale metode prognoziranja za izračun početne prognoze (npr. pomoću naivne metode ili metode pomičnog prosjeka) na čiju vrijednost se računa sljedeće razdoblje.

6.2.4. Metoda projekcije trenda

Metode projekcije trenda se koriste kada je trend prisutan u povijesnim podacima pomoću kojeg se projicira nagib pravca u budućnosti za srednjoročne i dugoročne prognoze. Povijesni podaci su prikazani u obliku serije točaka koji pružaju mogućnost ugrađivanja pravca koji se kreće središnjom putanjom točaka ako je evidentno da trend postoji. Stevenson (2011.,

str. 84) navodi mogućnost razvijanja nekoliko različitih matematičkih jednadžbi trendova, poput eksponencijalnog, kvadriranog i sličnih drugih jednadžbi.

Alić (2021., str. 361) napominje kako je prigodno koristiti metodu najmanjih kvadrata u slučajevima razvijanja pravca linearnog trenda za minimalizaciju zbroja kvadrata vertikalnih udaljenosti između svake točke koja prikazuje stvarnu vrijednost te njezine odgovarajuće točke na pravcu.

Jednadžba pravca linearnog trenda ili pravac najmanjih kvadrata izgleda kako je prikazano na slici 5.

$$P_r = a + b * r$$

Slika 5: Jednadžba pravca linearnog trenda (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- P_r = zavisna varijabla (varijabla koja se prognozira)
- a = sjecište s osi y
- b = nagib pravca
- r = poznate vrijednosti nezavisne varijable (primjerice razdoblje)

Prema formuli, pravac P_r je opisan u terminima sjecišta s osi y (koji se označuje sa a) i očekivane promjene zavisne varijable prilikom jedinične promjene nezavisne varijable (nagib pravca koji je označen slovom b).

6.2.5. Učinci trenda i eksponencijalno izgladivanje

Jedan od nedostataka korištenja metoda eksponencijalnog izgladivanja je gubitak trenda u podacima, što rezultira da prognoza uvijek kasni za stvarnim. Prognoza će biti preniska ako se podaci povećavaju, a ako se smanjuju onda će to rezultirati previsokom prognozom. Taj nedostatak je donekle moguće ispraviti prilagođavanjem trenda. Za to je potrebna konstanta izgladivanja alfa i konstanta izgladivanja beta. Te dvije konstante imaju funkciju smanjivanja učinka pogrešaka između stvarnog stanja i prognoziranja.

Potrebno je odrediti vrijednost alfe i bete kroz testiranje, ali obično se koristi vrijednost bete u rasponu od 0.1 do 0.50, pri čemu vrijednost konstante izgladivanja alfa može imati jednaku ili različitu vrijednost od bete.

Za određivanje početne vrijednosti trenda može se koristiti vlastito mišljenje temeljem iskustva ili na temelju opažanja povijesnih podataka.

Formula za metodu eksponencijalnog izgladivanja prema Alić (2021., str. 366) prikazana je na slici 6.

$$PUT_r = EP_r + ET_r$$

Slika 6: Formula za prognoziranje sa trendom za razdoblje r (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- PUT_r = prognoziranje sa trendom za razdoblje r
- EP_r = eksponencijalno izgladeno prognoziranje za razdoblje r
- ET_r = eksponencijalno izgladen trend za razdoblje r

Alić (2021., str. 366 i 367) navodi dvije moguće formule jednadžbe za izračun eksponencijalno izgladenog prognoziranja prikazane na slici 7 i 8:

$$EP_r = \alpha * SV_{r-1} + (1 - \alpha) * (EP_{r-1} + ET_{r-1})$$

Slika 7: Formula za eksponencijalno izgladeno prognoziranje za razdoblje r (Izvor: Alić, 2021)

$$EP_r = PUT_{r-1} + \alpha * (SV_{r-1} - PUT_{r-1})$$

Slika 8: Alternativna formula za EP_r (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- α = konstanta izgladivanja za prosjek
- EP_{r-1} = eksponencijalno izgladeno prognoziranje za razdoblje r – 1
- ET_{r-1} = eksponencijalno izgladen trend za razdoblje r – 1
- PUT_{r-1} = prognoziranje koje uključuje trend za razdoblje r – 1

Za izračun eksponencijalno izgladenog trenda Alić (2021., str. 367) navodi sljedeću formulu:

$$ET_r = ET_{r-1} + \beta * (EP_r - PUT_{r-1})$$

Slika 9: Formula za izračun eksponencijalno izgladenog trenda (Izvor: Alić, 2021)

Oznake:

- β = konstanta izgladivanja za trend ($0 \leq \beta \leq 1$)

6.2.6. Metode sezonalnosti

Primjeri sezonske varijacije kod podataka se mogu vidjeti kod ponavljajućih događaja poput godišnjih praznika i blagdana. Stevenson (2011., str. 87) spominje povećavanje potražnje za određenom odjećom i sportskom opremom koja ovisi o vremenu godišnjeg doba. Sezonski karakter se može izražavati u dnevnim, tjednim, mjesečnim i kvartalnim bazama, a ne samo godišnjim. U sljedećoj tablici (Tablica 1), koju je Alić (2021., str. 371) izradila, je vidljiva podjela sezonalnosti na ponavljajuće podatke nakon svakog dana, tjedna, mjeseca i kvartala.

Tablica 1: Prikaz podjele sezonalnosti prema dužini vremena i broju uzorka (Izvor: Alić, 2021)

| Dužina perioda | “Sezonska” dužina | Broj “sezona” u uzorku |
|----------------|-------------------|------------------------|
| Tjedan | Dan | 7 |
| Mjesec | Tjedan | 4 - 4,5 |
| Mjesec | Dan | 28 - 31 |
| Godina | Kvartal | 4 |
| Godina | Mjesec | 12 |
| Godina | Tjedan | 52 |

Stupac u tablici “Dužina perioda” predstavlja ukupan period trajanja sezone koja se proučava. U prvom redu se pojavljuje “Tjedan” kao “Dužina perioda” što označava vremensko razdoblje u kojem tražimo koliko puta nastane “sezona”. Sezona nastaje svaki “dan” u promatranom vremenskom periodu kao što je to prikazano u drugom stupcu nazvanom “Sezonska dužina”. Pošto računamo koliko puta nastane “sezona” u promatranoj dužini perioda, vidimo da u slučaju prvog reda “sezona” nastane sedam puta pošto ima sedam dana u tjednu. Prema ovom prvom redu poduzeće bi se trebalo pripremiti za ponavljajuću višu stopu potražnje od prosječne za svaki dan nadolazećeg tjedna. Podaci iz tablice prikazuju maksimalan mogući broj sezona u dužini perioda po dužini sezone što je nevjerojatno da tako bude u stvarnosti. Prikaz bi bio bolji ako bi broj pojave sezona bio manji od barem polovice maksimalnog mogućeg puta da se pojavi u promatranom razdoblju. Za primjer možemo uzeti turistička uslužna poduzeća poput hotela na obalama Jadranskog mora, koja primamljuju ljude ljetnim pogodnostima i aktivnostima, takva poduzeća bi prikazivala 3 puta broja “sezona” u uzorku od jedne godine ako je sezonska dužina izražena u mjesecima (što se odnosi na 7., 8. i 9. mjesec).

Podaci sezonskog karaktera potražnje služe poduzećima za bolje planiranje i usklađivanje poslovanja za najučinkovitije zadovoljavanje potreba na tržištu. Za održavanje sezonskih oscilacija, poduzeća mogu koristiti metodu koja koristi sezonski indeks ili metodu

koja uz sezonski indeks koristi i trend. Sezonski indeks služi za dobivanje sezonske prognoze tako da numeričku vrijednost pomnoži s prognoziranom vrijednosti.

Postupak predviđanja koristeći sezonski indeks se može podijeliti na pet koraka. Prva dva koraka obuhvaćaju izračun prosječne povijesne potražnje za svaku sezonu (primjerice za mjesec, tjedan) i izračun prosječne sezonske potražnje dijeljenjem ukupne godišnje prosječne potražnje s brojem sezona. Nakon toga se računa sezonski indeks za svaku sezonu dijeljenjem prosječne potražnje određene sezone koja je izračunata sa prosječnom sezonskom potražnjom. Predzadnji korak je prognozirati ukupnu godišnju potražnju za sljedeću godinu, a zatim završiti sa izračunom sezonske prognoze za sljedeću godinu dijeljenjem procijenjene ukupne godišnje potražnje za sljedeću godinu s brojem sezona. Dobiveni iznos se pomnoži sa sezonskim indeksom.

Metoda korištenja sezonskog indeksa i trenda se dijeli na dva modela oviseći o odnosu između sezonskog učinka i trendovskog učinka. Aditivni model sezonalnost izražuje u količinskim jedinicama koje se dodaju ili oduzimaju od prosjeka serije kako bi u prognozi bila uključena sezonalnost. Drugi model je multiplikativni koji sezonalnost izražava kao iznos postotaka od prosjeka ili trenda kojim se množe vrijednosti serije kako bi sezonalnost bila uključena u prognozu i vidi češću korist u praksi nego aditivni model.

Alić (2021., str. 376) objašnjava postupak vođenja multiplikativnog modela kroz sljedeće korake. Započinje se sa izračunavanjem i projekcijom sezonskih indeksa prema kojima se prilagođava trend. Za to je potrebno odrediti sezonsku sastavnicu podacima, desezonirati originalne podatke i pronaći trendovsku sastavnicu određivanjem jednadžbe pravca trenda.

Određivanje sezonske sastavnice u podacima se odvija jednako kao i prije navedeno kod korištenja samo sezonskog indeksa za izvođenje prognoze. Uključuje izračun prosječne povijesne potražnje svake sezone koja se dijeli sa brojem sezona da bi se dobila prosječna sezonska potražnja koja je potrebna za izračun sezonskog indeksa za svaku sezonu. Nakon toga se uklanja sezonski učinak dijeljenjem originalnih podataka sa sezonskim indeksom. Da bi se trendovska sastavnica stvarnih podataka pronašla potrebno je odrediti jednadžbu pravca.

Nakon pronalazjenja trendovske sastavnice i sezonske sastavnice slijedi prognoziranje buduće vrijednosti. Trendovska sastavnica se projicira u budućnost, te množi sa sezonskom sastavnicom. Da bi se dobili sezonski podaci potrebno je još pomnožiti dobivene vrijednosti trendovske sastavnice projicirane u budućnost sa sezonskim indeksom sezone, jer vrijednosti inače ostaju desezonirane.

6.3. Asocijativni modeli

Asocijativni modeli predviđanja se oslanjaju na identifikaciju i upotrebu srodnih varijabli koje su povezane s varijablom koja se predviđa. Nakon što se pronađu povezane varijable, prema njima se izgrađuje matematički model za predviđanje vrijednosti. Metode koje se koriste u ovom modelu su metoda linearne regresije i metoda višestruke regresije.

6.3.1. Metoda linearne regresije

Metoda linearne regresije služi za opisivanje funkcionalnog odnosa između nezavisne i zavisne varijable. Korištenjem istog matematičkog modela kao i kod metode najmanjih kvadrata, za svrhu projekcije trenda, zavisna varijabla koju želimo prognozirati će biti označena sa slovom P_r , a nezavisna varijabla više ne mora biti razdoblje te se označuje s x . Koriste se iste formule kako i kod metode najmanjih kvadrata:

$$P_r = a + b \cdot r$$

Oznake:

- P_r = zavisna (predviđena) varijabla
- A = sjecište s osi y
- B = nagib pravca
- R = poznate vrijednosti nezavisne varijable

6.3.2. Metoda višestruke regresije

Metoda višestruke regresije se nadovezuje i nastavlja na objašnjenja metode linearne regresije. Višestrukom regresijom se izgrađuje matematički model s nekoliko različitih nezavisnih varijabli za razliku od linearne regresije u kojoj se uključuje samo jedna nezavisna varijabla. Zapis početne jednadžbe metode višestruke regresije prikazan je u nastavku:

$$P_r = a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2$$

Oznake:

- P_x = vrijednost zavisne (prognozirane) varijable
- a = sjecište s osi y
- x_1 i x_2 = vrijednost nezavisnih varijabli
- b_1 i b_2 = koeficijent nezavisnih varijabli

7. Točnost predviđanja potražnje

Predviđanje nikad nije sasvim točno jer će predviđena vrijednost uvijek djelomično odstupati od stvarne potražnje zbog prirode prognoziranih varijabli i uvjeta. Razlika između stvarnosti i prognoze za određeno razdoblje se naziva prognostička pogreška. Ovisno o prirodi odstupanja predviđanja od stvarnosti, prognostička pogreška može biti pozitivna i negativna. Pozitivna prognostička pogreška nastaje kada je rezultat prognoze niži od stvarne potražnje, a u suprotnosti negativna prognostička pogreška nastaje kada je rezultat prognoze nadmašuje stvarni rezultat potražnje. Alić (2021., str. 335) navodi kako je prognostička pogreška neizbježna jer je nemoguće predvidjeti sve moguće varijable koje će utjecati na stvarni rezultat potražnje, ali se može utjecati na visinu razine prognostičke pogreške. Osim uključivanja što više mogućih prikladnih varijabli u metodu prognoze, dalje navodi Alić (2021., 335), može se i pridodati slučajna varijacija koja generira grešku sa svrhom da se stvori učinak neočekivanog utjecaja na kretanje potražnje.

Za izračun prognostičke pogreške Alić (2021., str. 335) koristi sljedeću formulu:

$$PPr = SV_r - Pr$$

Oznake:

- PPr = prognostička pogreška za razdoblje r
- SV_r = stvarna vrijednost (potražnja) u razdoblju r
- Pr = prognoza za razdoblje r

Kako bi utvrdili prirodu pogreške po razdobljima, računa se kumulativna vrijednost pogrešaka sa sljedećom formulom prikazanoj na slici 10.

$$KPP = \sum_{r=1}^R SV_r - P_r$$

Slika 10: Formula za kumulativ prognostičkih pogrešaka (Izvor: Alić, 2021.)

Oznake:

- KPP = kumulativ prognostičkih pogrešaka
- R = broj promatranih razdoblja

Računanjem kumulativne vrijednosti pogrešaka po razdobljima se utvrđuje da li je prognoza vjerojatno dosljedno veća ili manja od stvarne vrijednosti što utječe na odlučivanje

izbora između više alternativnih prognoziranja ili procjene uspjeha ili neuspjeha odabrane metode. Izračun prognostičkih pogrešaka daje informacije donositeljima odluka o troškovima, točnosti prognoze i izborom alternativnih metoda prognoziranja.

Za utvrđivanje točnosti, koja se temelji na povijesnim podacima, koriste se najčešće mjere prosječno apsolutnog odstupanja pogrešaka prognoziranja (PAOP), mjera prosječna kvadrirana pogreška (PKP) i mjera prosječni apsolutni postotak pogrešaka (PAPP). Korist ovih mjera je raznolika, ali opću korist koju menadžeri mogu dobit od njih je praćenje promjene visine pogreška tokom razdoblja ovisno o tome da li prikazuje poboljšanje (snižavanje razlike između prognostičkih i stvarnih vrijednosti) ili pogoršanje (povećavanje razlike između prognostičkih i stvarnih vrijednosti). Također uporabom i međusobnom usporedbom svih triju mjera menadžer utvrđuje najpogodniju metodu koja za određeni skup podataka daje najniže vrijednosti izračunatih mjera.

Mjera prosječno apsolutno odstupanje pogrešaka prognoziranja (PAOP) koristi apsolutne vrijednosti za izračun prosječne pogreške te se najčešće koristi u usporedbi sa ostalim mjerama. Dobiva se zbrajanjem apsolutnih odstupanja razlika između stvarnih i prognoziranih vrijednosti podijeljenih s brojem promatranih razdoblja kao što je prikazano na sljedećoj formuli prikazanoj na slici 11.

$$PAOP = \frac{\sum_{r=1}^R |SV_r - P_r|}{R}$$

Slika 11: Formula za mjeru prosječno apsolutnog odstupanja pogrešaka prognoziranja
(Izvor: Alić, 2021.)

Korištenjem apsolutnih vrijednosti se sprječava gubljenje veličine odstupanja prognostičkih pogrešaka uvjetovano devijacijom pozitivnih i negativnih vrijednosti pogrešaka iz jednog razdoblja na drugo. Ova mjera također daje jednaku težinu svakoj prognostičkoj pogrešci zanemarujući na njezinu veličinu i ovisna je o mjernim jedinicama pojave. Međutim, iako se najčešće koristi jer je najjednostavnija od svih mjera, ova mjera dodjeljuje težine pogreškama linearno čime se gubi stvarna veličina odstupanja od stvarnih vrijednosti.

Prosječno kvadrirana pogreška (PKP) se koristi u slučajevima kada su velike prognostičke pogreške posebno značajne, a da bi im se dodala veća važnost koristi se kvadriranje. Međutim, kvadriranje pogrešaka može dovesti do većih problema ako prognostička pogreška mijenja pozitivni i negativni rezultat između različitih razdoblja. Računa se pomoću sljedeće formule:

$$PKP = \frac{\sum_{r=1}^R (SV_r - P_r)^2}{R}$$

Slika 12: Formula za prosječno kvadrirane pogreške (Izvor: Alić, 2021.)

Točnost PKP (Slika 12) kao i mjeri PAOP ovisi o mjernim jedinicama u kojoj su podaci izraženi. Prosječni apsolutni postotak pogrešaka (PAPP) služi za uspoređivanje različitih mjera vremenskih serija (horizonta) s različitim vremenskim intervalima, čime se odvaja od prethodno navedenih mjera (Slika 13). Daje najbolju mogućnost od svih ostalih mjera da se pogreške promatraju u perspektivi što je i čini najvažnijom mjerom zbog navedene praktičnosti. Računa se pomoću sljedeće formule:

Da bi saznali koliko dobro prognoza predviđa stvarne vrijednosti koristimo broj kumulativne pogreške i broj prosječno apsolutnog odstupanja pogrešaka razdoblja (PAOP) kako bi izračunali njihov kvocijent da bi dobili prateći signal.

$$PAPP = \frac{\sum_{r=1}^R \frac{|SV_r - P_r|}{SV_r} * 100}{R}$$

Slika 13: Formula za prosječni apsolutni postotak pogrešaka (Izvor: Alić, 2021.)

Ako je prateći signal pozitivan, navodi Alić (2021., str. 335-338), znači da je stvarna vrijednost veća od prognozirane vrijednosti, a negativan rezultat znači suprotno, tj. da je stvarna vrijednost manja od prognozirane vrijednosti. Da bi zadržali prateći signal oko nule pozitivne i negativne pogreške moraju biti u ravnoteži sa minimalnim odstupanjima. Moguće je stvaranje pristrane pogreške u situacijama velike apsolutne kumulativne pogreške. Pristrana

pogreška nastaje konstantnom tendencijom prognoze da bude veća ili manja od stvarne vrijednosti (Slika 14).

$$PS = \frac{\sum_{r=1}^R SV_r - P_r}{PAOP_r}$$

Slika 14: Formula za prateći signal (Izvor: Alić, 2021)

Drugi način da se osigura veća točnost je da se uzmu u obzir bitni elementi, tj. zahtjevi koje dobra prognoza treba definirati. Alić (2021., str. 333); i Stevenson, (2002., str. 72) tvrde da se dobro predviđanje temelji na sljedećim elementima:

- pravovremenost: u određivanju predviđanja mora se uzeti u obzir adekvatno vrijeme za provođenje promjene temeljene na rezultatima predviđanja da bi se moglo poduzeće uspješno pripremit i u potpunosti iskoristiti priliku predviđene potražnje;
- točnost: prije pripremanja predviđanja treba se odrediti određena razina točnosti koju predviđena vrijednost mora zadovoljiti da bi se omogućilo napredniji izbor između alternativnih metoda predviđanja i planiranje mogućih pogrešaka;
- pouzdanost i dosljednost: korisnik bi trebao izbjegavati metodu predviđanja koja im donosi jednako dobre i loše prognoze jer to dovodi korisnika u neugodnu situaciju gdje nikad neće biti siguran sa rezultatom nove prognoze;
- mjerljivost: predviđanje, odnosno predviđena vrijednost treba biti izražena adekvatnim mjernim jedinicama pri čemu njihov izbor ovisi o potrebama korisnika;
- pisanost: rezultat predviđanja bi se trebali prikazati i u pisanom obliku u svrhu pružanja jasnije i objektivnije procjene rezultata i razumljive prezentacije svim korisnicima kako bi povećali vjerojatnost da se informacije usvoje na isti način;
- jednostavna za razumijevanje i upotrebu: jednostavnije metode dobivaju veće povjerenje i korist od sofisticiranijih zbog lakšeg razumijevanja sa strane korisnika koji nisu upoznati sa okolnostima, prikladnostima i ograničenjima metoda predviđanja;
- isplativost: razina troška provođenja predviđanja mora biti manja od koristi koje predviđanje donosi u poslovanju.

8. Izazovi u predviđanju

Postoje mnogo različitih izazova u procesu predviđanja potražnje koji će u nastavku biti predstavljeni te na kraju poglavlja kategorizirani.

Naime, poznati su određeni izazovi s kojima su se suočavala poduzeća u prošlosti. William Barnett (1988.) piše o prvim problemima i pogrešnom shvaćanju predviđanja koje su poduzeća imala pri kraju 19. stoljeća. Problemi nisu proizašli zbog nedostatka tehnika predviđanja, poduzeća su baratala regresijskim analizama, povijesnim trendovima i izgladivanjem povijesnih podataka. Međutim većina poduzeća su imali zajedničku krivu pretpostavku, a to je da odnosi koji su vodili potražnju u prošlosti će ostati nepromijenjeni u budućnosti. Glavne promjene koje su tada utjecale na potražnju su bile uvođenje novih tehnologija, evolucija industrija te postepena internacionalizacija ekonomije. Zbog takvih promjena menadžeri su znali odustati od uključivanja prognoza u njihovo poslovno planiranje. Barnett (1988.) navodi primjer jednog takvog neuspjeha gdje je u 1983. i 1984. godini, 67 novih tipova poslovnih osobnih računala bilo uvedeno na američko tržište, i većina kompanija očekivala je eksplozivni rast. Par industrijskih prognozerskih usluga su predvidjele instaliranu bazu oko 28 milijuna novih jedinica do 1987/88. No u stvarnosti samo 15 milijuna jedinica se otpremilo do 1986. godine. Do tada, mnogo proizvođača je odustalo tržišta osobnih računala.

Barnett (1988.) navodi kako problem nastaje u krivom shvaćanju da se planiranje ne može samo temeljiti na predviđanju, već predviđanje mora biti tek prvi korak u stvaranju strategije.

Jedan od najvećih izazova u procesu predviđanja je da je nemoguće proizvesti sasvim identične rezultate stvarnim (povijesnim) vrijednostima u budućnosti.

Alić (2022.) ističe da razlog zašto se stvarne vrijednosti obično razlikuju od prognoziranih je nemogućnost preciznog utvrđivanja koji čimbenici i kako će sve ometati varijable koje se prognoziraju. Važno je imati na umu da će predviđanje uvijek nositi određenu razinu netočnosti zbog faktora slučajnosti.

Razina točnosti predviđanja je također ovisno o dužini vremenskog razdoblja. Kao što Alić (2022.) tumači, dugoročne prognoze se suočavaju sa više neizvjesnosti nego kratkoročne, te stoga se smatraju manje točnima.

Još jedan izazov koji Alić (2022.) spominje je da se metode predviđanja općenito izrađuju na pretpostavci da će isti uzročni sustav, kao iz prošlosti, postojati u budućnosti. Sa tim stavom mnogo menadžera zaboravi postepeno prilagođavati proces i metodu predviđanja

na neplanirane događaje koji se pojave tijekom vremena, što može učiniti podatke dobivene predviđanjem neupotrebljivim.

Stevenson (2011.) opisuje izazov koordinacije i ovisnosti odjela poduzeća o podacima koji nastaju ili ih prikupljaju drugi odjeli. Korištenje predviđanja u jednom odjelu poduzeća može imati veliki učinak na drugo. Za primjer Stevenson (2011.) navodi odluke koje donosi marketing o cijenama i promociji koje utječu na potražnju, što će definirati potrebe koje treba ispuniti odjel operacije.

Stevenson (2011.) spominje izazov u korištenju osobnih vještina, mišljenja i iskustva u kombinaciji sa kompjuterskim i sofisticiranim matematičkim modelima, pošto predviđanje nije egzaktna znanost. Sreća može također imati veliku ulogu o određivanju konačne točnosti prognoze. Naime, dogodili su se slučajevi u kojima su jednu od najmanje nepreciznih prognoza izradili vrlo iskusni prognozeri, a vrlo dobru prognozu su uspjeli izvesti i najneiskusniji prognozeri.

Razumljivost je također jedno od izazova koji Stevenson (2011.) spominje. Da bi što više ljudi moglo razumjeti i pravilno primijeniti podatke predviđanja, oni trebaju biti što jednostavniji. Korisnici prognoze općenito gube povjerenje u prognozu ako ne razumiju postupak kojim je izrađena i nedostatke primijenjenog postupka.

Jack Rheude (2022.) spominje nedostatak povijesnih podataka prodaja kao izazov na koji nailaze relativno nova poduzeća i poduzeća koja redovito ne prate i ne spremaju svoje podatke prodaje za buduću primjenu.

Drugi izazov koji Rheude (2022.) navodi je neadekvatno upravljanje lancem nabave, pogotovo što se tiče vremena isporuka. Da bi poduzeće moglo izraditi gotov proizvod i isporučiti ih kupcu, prvo mora znati točno vrijeme isporuke serija koje je potrebno za alokaciju svih potrebnih materijala za izradu gotovih sredstava. U slučaju pojave problema tokom lanca nabave, dobra komunikacija između svih dijelova može brže doći do rješenja, umjesto da svaki pojedini dio lanca sam rješava svoj problem i dulje zadrži proizvodnju.

Rheude (2022.) također spominje manjak kontrole nad inventurom kao izazov. Da bi se optimalno provodila produkcija uz pravilnu procjenu dostupnih sredstava, bitno je poduzeću da ima dobru kontrolu i znanje nad onime što sprema u skladištu. Dobro upravljanje zalihama je temelj dobrog predviđanja potražnje.

Prema ovim definiranim problemima koje stručnjaci navode, njihovoj učestalosti i učinku na predviđanje moguće je izdvojiti sljedeće izazove kao glavne probleme sa kojima se susrećemo u izrađivanju predviđanja potražnje, a to su:

- nedostatak povijesnih podataka: to je najveći problem kod novih poduzeća koji tek počinju planirati svoje;
- faktor slučajnosti: krajnji rezultat predviđanja nikad neće biti identičan stvarnom rezultatu, zbog nemogućnosti predviđanja i uključivanja svih faktora koji će utjecati na stvarni rezultat promatranog razdoblja;
- dužina vremenskog razdoblja: predviđanje postaje sve teže sa većom dužinom vremenskog razdoblja, jer se razina točnosti smanjuje, a broj relevantnih faktora koji utječu na stvarni rezultat povisuje;
- koordinacija: potrebne su vještine upravljanja i koordiniranja različitih odjela poduzeća i lanca nabave u skladu sa konstantnim prilagođavanjem predviđanja.

9. Predviđanje potražnje u neizvjesnim situacijama

Nakon nesretnih događaja i mjera zaštita što je pandemija Covid-19 donijela sa sobom diljem svijeta pretežito u razdoblju od početka 2021. do polovice 2022. godine, poduzećima je postalo jasno koliko je bitno imati neku vrstu strategije za prilagođavanje i brzo planiranje u nepredvidivim situacijama. Poremećaj Covid-19 je imalo velik učinak na ponašanje potražnje zbog kreiranja velikih oscilacija u potražnji s naglim porastima potražnje za jedne proizvode i naglim padovima potražnje za druge proizvode. Također, pandemija je uzrokovala nastankom sasvim novih potreba na tržištu. Nastala je konfuzija u načinu adekvatnog reagiranja svih dijelova lanca potrebe. Mnogi stručnjaci su podijelili svoja pronalaženja o najučinkovitijim aktivnostima koje poduzeće može poduzeti za što uspješniju pripremu svojih predikcija za potražnju u neizvjesnim situacijama poput Covid-19 pandemije.

Javier Recasens (2020.) navodi vrste problema u pripremanju predviđanja koji nastaju u neizvjesnim situacijama poput nedostatka prigodnih povijesnih podataka za modeliranje budućnosti. Buduće vrijednosti više nije moguće izračunati pomoću prošlih vrijednosti u ovakvim uvjetima što ostavlja mnoge metode prognoziranja koje se oslanjaju na vremenska razdoblja beskorisne. Recasens (2020.) nabroja faktore koje utječu na prognoziranje mete koja ovisi o težini pandemije. Prvi faktor je stupanj razumijevanja faktora koji utječe na prognozu, drugi faktor je količina dostupnih podataka, te treći faktor koji navodi je znanje da li sama prognoza može utjecati na konačnu stvarnu vrijednost mete koja se prognozira.

Osim neizvjesne okolnosti uzrokovane pandemijom Covid-19 krajem 2019. godine, nedaleko od toga pojavili su se novi poremećaji u poslovanju poduzeća uzrokovani ratovanjem između Rusije i Ukrajine što je započelo 24. Veljače 2022. Konflikt ovog rata se osjeća u ekonomiji diljem svijeta zbog gubitka funkcije tih zemalja na svjetskom tržištu. Autori Kutnjak i Hrustek (2022.) navode kako isključenje Rusije sa svjetskog tržišta, uzrokovano njezinim sankcioniranjem zbog neslaganja zemalja Europe, Sjedinjene Američke Države i Ujedinjenog Kraljevstva radi njezinog čina pokretanja vojnih sila protiv Ukrajine, je stvorilo poremećaj na poljoprivrednu, prehrambenu i energetska industriju. Rusija je bila jedno od vodećih lidera u proizvodnji nafte i plina, te je s Ukrajinom često dijelila naziv europske žitnice jer su bili najvažniji trgovinski partneri Europe u izvozu pšenice, kukuruza i suncokretovog ulja. Njihovo isključenje s opskrbnog lanca dovelo je do poremećaja u transportu i manjku dobara na svjetskom tržištu što je dovelo do inflacije cijena dostupnih dobara alternativnih izvora. Inflacija je smanjila kupovnu moć i otežala upravljanjem financijskim budžetom kućanstvima s niskim prihodima. Politika je bila prisiljena promijeniti pravila o kupnji i potrošnji energetska resursa da uspori njezin tijek zbog pojave manjka energenata. Ovakav vodopad promjena i problema se izražava i kod navika potrošača koji se prilagođavaju novim okolnostima. Potrošači

usmjeravaju novac na štednju, smanjuju kupnju za luksuznim sredstvima, alociraju kućni budžet, te traže supstitute i nove načine kupnje da bi se prilagodili promjenama. Zbog velike neizvjesnosti u trajanju rata i njezinim novim posljedicama, teško je upotrijebiti kvantitativnu metodu za izradu srednjoročnih ili dugoročnih predviđanja potražnje. Dok kvantitativne metode i dalje ostaju korisne za kratkoročna predviđanja, ako se metode kontinuirano i brzo prilagođavaju novim promjenama u cijenama i oskudicama resursa, metoda mišljenja stručnjaka bi mogla biti najkorisnija u izradi predikcija za dugoročno planiranje.

U ožujku 2021. nastao je poremećaj blokade Sueskog kanala uzrokovan kontejnerskim brodom Evergreen. Evergreen se nekontrolirano zaglavio u jednom od najznačajnijih prometnih kanala pomorskog transporta i 6 dana je uzrokovao velike ekonomske gubitke. Naime, 12% svjetske trgovine je ovisno o prometu koji prolazi kroz Sueski kanal. U članku autora Pippa Stevens (2021.), koji je objavljen samo 4 dana nakon incidenta blokiranja prolaza Sueskog kanala, navedene su iznenadne promjene i gubitci koji su nastali. Navodi da je predviđeno da za svaki dan blokade prolaza dovodi do troška sirovina u vrijednosti oko 9 do 10 milijardi američkih dolara. Zbog odgode dostave važnih sirovina značilo je da mnogo poduzeća neće imati sve potrebne komponente da nastave svoju rutinsku proizvodnju krajnjih ili srednjih proizvoda te ostale proizvode neće moći. Autor Sebastian Krummer (bez dat.) opisuje kako najveća šteta je nastala u lancu nabave zbog odgađanja više od 30% kontejnerskog prometa. Odgađanje nabave sirovina je najviše pogodilo elektronsku i sezonsku robu, pogotovo je uzrokovalo nedostatak mikročipova iz Azije. Nedostatkom ključnih komponenti proizvodi poput bicikala i perilica rublja nisu bila moguća proizvesti, te automobilska industrija je u potpunosti stala zbog nedostatka elektronskih čipova. Nakon preusmjeravanja ostalih brodskih kontejnera i konačnog pomicanja broda Evergreen-a izvan kanala, uspjela se izbjeći masovna šteta koja bi nastala da je blokada izdržala duže od 7 dana. Za vrijeme blokade poduzeća su morala brzo upotrijebiti nova kratkoročna predviđanja temeljita na promjenama u odgodi vremenu dostava materijala na kontejnerima. Pošto su poduzeća morala brzo reagirati prikladno je bilo da koriste mišljenja stručnjaka kao voditelje novih predviđanja potražnje na temelju svojih mišljenja i znanja transportnog sektora poduzeća koji mogu procijeniti novo vrijeme dostave materijala uzevši u obzir alternativne pomorske putove koji brodovi mogu uzeti.

Još jedan od mogućih poremećaja je valutna promjena, poremećaj koji je Hrvatska osjetila ulaskom u Europsku Uniju i prelaskom s kune na euro početkom 2023. godine. Kutnjak i Hrustek (2022.) opisuju kako ovakav poremećaj ima najveći efekt kod psihologije potrošača. Što je broj znamenaka kod valutnog tečaja veći to je teže potrošačima precizno obaviti konverziju prilikom kupnje. Konverzija valute koje nemaju "okruglu" vrijednost tečajne razlike, poput kuna u euro, nema dobar odraz kod cijena koje se u nekim slučajevima niti ne mogu

pravilno konvertirati, nego već prilagoditi na način gdje će iznos u novoj službenoj valuti biti veći ili manji od vrijednosti iskazane u prijašnjoj valuti. Kad se to spoji s lošim preračunavanjem vrijednosti iz nove valute u domaće, nastane strah i nesigurnost u potrošačima za vrijeme kupnje. Strah za inflacijom cijena i mogućnosti prijevare čini konverziju u euro nepoželjnim prosječnom domaćem potrošaču. S druge strane očekuje se porast potražnje u turističkim djelatnostima. Pripadnici EU koji dolaze ljetovati u Hrvatskoj će provesti lakše vrijeme kupnjom i razmjenom u istoj valuti koju koriste u svojoj zemlji. Za izradu predviđanja potražnje, metoda prodajnog odijela može biti jako korisna u ovoj situaciji. Prodajni odjel će prvi vidjeti neposrednu reakciju kupaca na nove prilagođene cijene i čuti njihove žalbe, te na temelju toga izraditi kratkoročnu predikciju potražnje.

10. Učinak digitalnih tehnologija u predviđanju potražnje

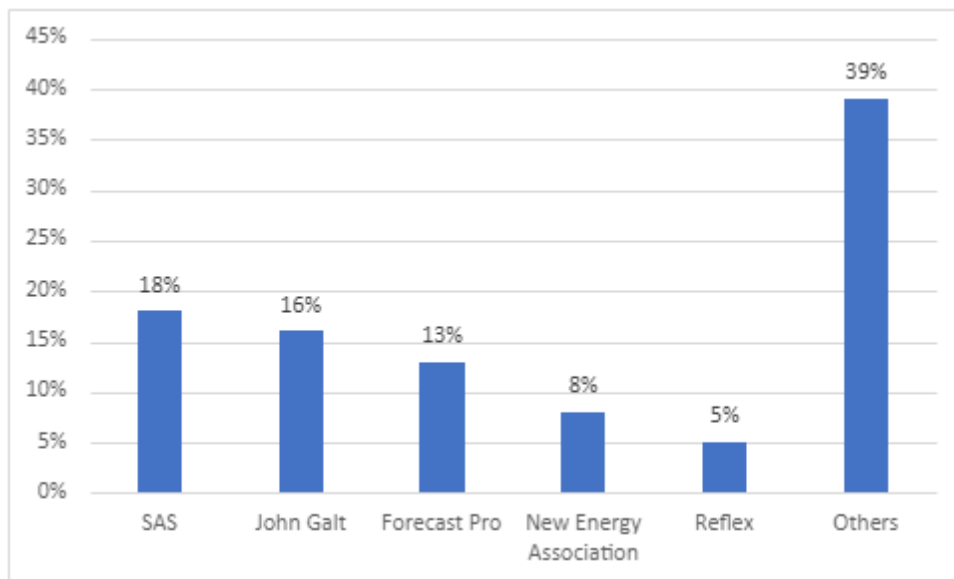
Predviđanje vodi do razvijanja sve više i više različitih statističkih pristupa, tehnika i metoda komponiranjem što više mogućih stvarnih podataka s ciljem stvaranja rezultata koji će opisati buduću potražnju što točnije je moguće. To je dovelo do promjene načina provođenja prognoze uz pomoć kompjutorske i informacijske tehnologije. Vodeća poduzeća na tržištu koriste informacijsku tehnologiju za prikupljanje podataka, spremanje, analiziranje i kalkuliranje. Informacijska tehnologija je korisna u aspektu sakupljanja i spremanja podataka koje automatski pročisti, to jest izdvaja ne bitne i nasumične podatke od traženih, te kalkulira i analizira podatke u informacije koje imaju značenje za viši daljnji proces.

U nastavku se navodi 5 opcija informacijske tehnologije za unapređenje izvođenja predviđanja te se kao najznačajniji spominju:

- alati za proračunske tablice i programski paketi za prognoziranje,
- informacijski sustavi s funkcijom prognoze,
- tehnologija za rudarenje podataka i veliki podaci te
- strojno učenje.

10.1. Alati za proračunske tablice i programski paketi za prognoziranje

Programski paket za prognoziranje je samostalan program razvijen za svrhu predviđanja potražnje poduzeća. Program sadrži različite metode koje prognozer (ili poduzeće) može izabrati za izvođenje prognoze ili sam program priloži metodu koja je po njemu najprikladnija na temelju danih podataka. Chaman (kao što Quac Tran citira u svom radu) nabraja najkorištenije programe prognoziranja u 2007. godini koji su prikazani na slici 15 ispod.



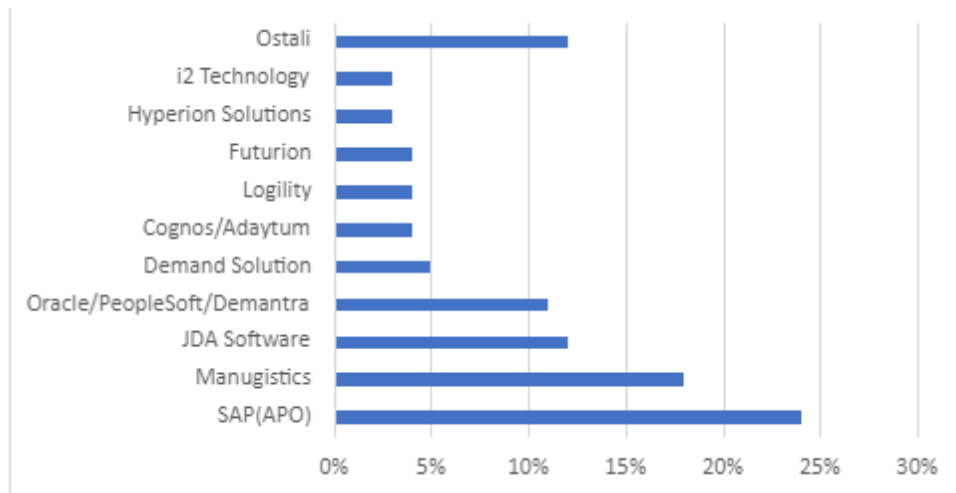
Slika 15: Prikaz najkorištenijih programa prognoziranja u 2007. godini (Izvor: Quoc Tran, 2015.)

Osim nabrojanih programa mnoga poduzeća proizvode vlastite programe za prognoziranje koji mogu biti bazirani na alatu proračunskih tablica kao Microsoft Excel ili IBM Lotus.

10.2. Informacijski sustavi sa funkcijom prognoze

Korištenje statističkih metoda za izvođenje prognoze zahtijeva povijesne podatke koje prognozer mora poznavati ako želi izvesti dobro predviđanje. Da bi znanje o ulozi povijesnih podataka u predviđanju bilo dostupno svim bitnim odjelima poduzeća na koje utječe u obavljanju svakodnevnih operacija, predviđanje potražnje često je komponirano u informacijski sustav koji je direktno spojen s menadžmentom lanca nabave. Korištenjem takvog informacijskog sustava (koji je integriran s funkcijom predviđanja), poduzeća si mogu unaprijediti brzinu, volumen i kvalitetu unutarnjih podataka što poboljšava izvođenje predviđanja.

Chaman (kao što Quac Tran citira u svom radu) neki od najkorištenijih sustava za predviđanje na temelju istraživanja provedenog u Americi 2007. godine prikazani su na slici 16.



Slika 16: Prikaz najkorištenijih sustava za prognoziranje u Americi 2007. godine (Izvor: Quoc Tran, 2015.)

10.3. Tehnologija za rudarenja podataka i veliki podaci

Razvoj komunikacije i internetskih veza u modernoj tehnologiji dovelo je do mogućnosti poduzeća da provode više različitih metoda sakupljanja, čišćenja i pristupanja podacima kao od trgovaca, potrošačkih panela, društvenih mreža i drugih izvora s interneta. Sakupljanje podataka iz svih navedenih izvora dovodi do velikog skupa podataka i preopterećenosti sustava zbog uključivanja beznačajnih podataka koji može biti veći od ključnih podataka. Za rješenje ovog problema stvorena je nova tehnologija zvana veliki podaci (eng. *Big Data*).

Veliki podaci definirani su kao tehnološki alat s mogućnošću sakupljanja, spremanja i pročišćenja strukturiranih i nestrukturiranih podataka s interneta ili unutarnjih informacija organizacije. Charles W. (Quac Tran citira u svom radu) spominje kako jedno od trenutnih tehnologija koje mogu podržavati velike podatke su Hadoop i računalstvo u oblaku. Prednosti koje veliki podaci donose su: automatizirano slanje potražnog signala i preoblikovanje trenda buduće potražnje, rudarenje podataka o lojalnosti potrošača, slanje preporuka o kupnji u pravo vrijeme kupcima, analiza podataka s društvenih mreža, evaluacija korijenja uzroka greške u prognozi.

10.4. Strojno učenje

Jedno od velikih prepreka koje se pojavljuju kod korištenja tehnologija rudarenja podataka je gomilanje velike količine podataka i broj varijabli koje otežavaju njihovu grupaciju i kategorizaciju. Za rješenje takvog kompleksnog zadatka primjenjuje se strojno učenje.

“Zadatak algoritma strojnog učenja je pronaći prirodne uzroke i poveznice u podacima te na temelju toga steći uvid i zatim odlučiti i predviđati” (Nenad Bolf, 2021., str. 591.). Strojno učenje dijelimo na nenadzirano i nadzirano učenje ovisno o namjeni i poznavanju izlaznih jedinica algoritma.

Za pronalaženje skrivenih uzorka i struktura u podacima koristi se nenadzirano učenje. Česta primjena nenadziranog učenja nalazimo u analizi tržišta za grupiranje kupaca prema njihovim kupovnim navikama što pomaže poduzećima da bolje promoviraju one proizvode koji su u skladu s osobnim interesima pojedinačnog kupca.

Nadzirano učenje se koristi kada su poznati skupovi ulaznih podataka i izlaznih podataka, a svrha modela je da se uvježbava za predikciju. Postoje dva postupka nadziranog učenja, a to su klasifikacija i regresija. Klasifikacija služi za razvrstavanje ulaznih podataka u kategorije, te može imati primjenu za odabir stavaka u izradi predikcije potražnje na temelju dostupnih podataka. Drugim postupkom, regresijom, se predviđaju kontinuirane varijable poput rasta ili pada potražnje na temelju stavaka poput vremenskog razdoblja, prognoze vremena, visinom cijene usluge ili proizvoda i sl.

U nastavku će se navesti ključne primjene strojnog učenja u predviđanju potražnje, te na koji način pomažu u neizvjesnim situacijama prema preporukama stručnjaka.

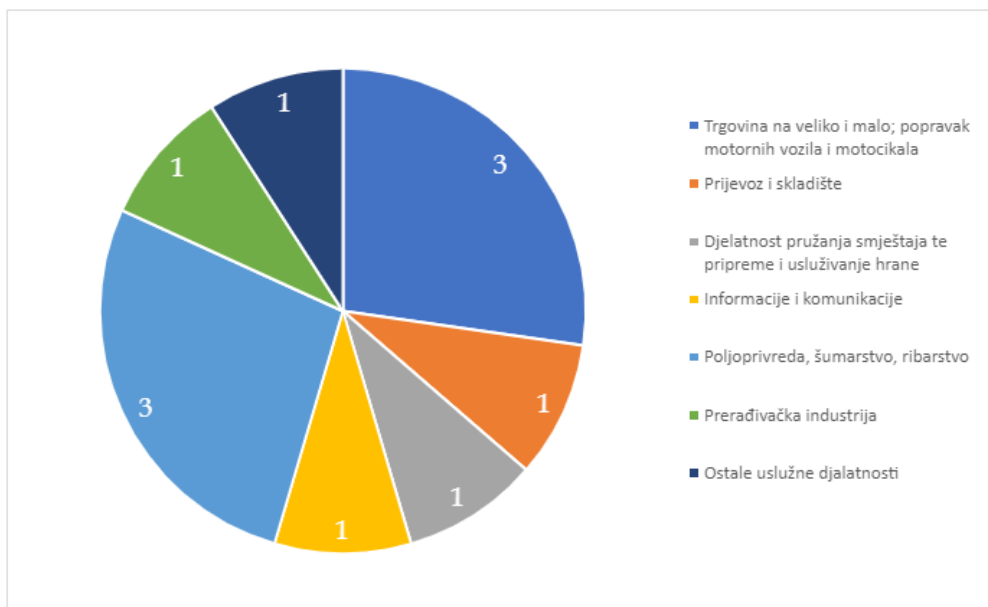
Vasudevan Sundarababu (2022.) navodi važnosti korištenja strojnog učenja i podataka iz vanjskih izvora poput kolaborativnih mreža u neizvjesnim situacijama da se što više smanji broj prognostičkih pogreška. Njegova istraživanja su pokazala da korištenjem kombinacije strojnog učenja i podataka trećih strana, poduzeća koja se bave zapakiranim potrošačkim dobrima su smanjila prognostičke pogreške za pola, te i doveli do šesterostrukog povećanja ostvarene vrijednosti od investiranja u ljude, procese i tehnologiju vezano za planiranje. Primjeri korištenja podataka od trećih strana se odnose na: pretraživačkih trendova, društvene mreže i vremenski podaci. Pretraživački trendovi se odnose na rezultate riječi korištenje u pretraživanju na Google i Amazon-u koji su vezani uz proizvod. Prikupljeni podaci s društvenih mreža nisu kvantitativne naravi već se odnose na diskusije o trendovima koje se vode na platformama poput Twitter, Instagram, TikTok i sličnim drugim. Diskusije o trendovima mogu dati uvid o vjerojatnim kupovnim navikama, te Sundarababu (2022) za primjer navodi trend koji je bio na mreži TikTok poznat pod nazivom “#TikTokMadeMeBuyIt” po čemu bi korisnici nazvali svoj video u kojem bi snimili sebe kako koriste neki određeni proizvod koji su otkrili pomoću same TikTok platforme. Pravovremeni vremenski podaci su također korisni za koordiniranje planiranja promotivnih prilika za sezonske proizvode i za bolje reagiranje na ne sezonske promjene u vremenu.

Drugi stručnjak Stina Berghaus (2020.) daje prijedloge aktivnosti koje poduzeće treba poduzeti u pripremanju predviđanja. Prvi prijedlog je implementacija napredne analitike i algoritama u proces predviđanja potražnje (napredno strojno učenje nasuprot starijim modelima) za mogućnost brze predikcije promjena u potražnji. Zatim preporučuje da se pažnja okrene na kratkotrajne prognoze radi boljeg reagiranja na izvanredne promjene, te uključivanje podataka i informacija s kolaborativnih mreža sastavljen od eksperata, veletrgovca, trgovaca na malo i influencera radi boljeg razumijevanja trenutnih potreba i nadolazećih trendova u kupovanja. Također preporučuje fokusiranje na regijska geografska područja za prikupljanje podataka zbog velikih razlika između ponašanja potrošača s različitih područja iako su varijacije uzrokovane istom krizom. Bitna je suradnja između trgovaca na malo i njihovih dobavljača za pravovremeno reagiranje na promjene u ponašanju potražnje za što manji trošak i da se spriječi gomilanje zaliha.

Problem kod svih ovih navedenih izvora podataka je da su nestrukturirani i nemoguće za ljude da sami prate i razdvoje bitne informacije ostalih. Strojno učenje je stoga vrlo bitno za pronalaženje nelinearne veze koje su ključne za prognoziranje potražnje. Osim samih podataka o kupljenim proizvodima, strojno učenje može i namjeru o kupnji prepoznati i uključiti za računanje prognoze. Na ovaj način trgovci na malo i poduzeća mogu više efektivno otkriti nadolazeće ponašanje potrošača kao i paničnu kupnju uzrokovanu vanjskim silama kao vremenskim događajima ili pojavom varijacije smrtnih bolesti.

11. Metodologija istraživanja

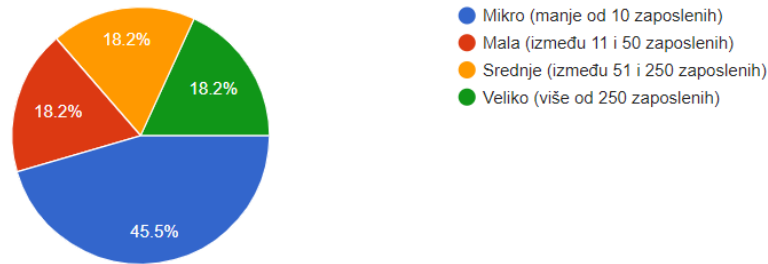
Cilj istraživanja ovoga rada bilo je utvrditi potrebu i značajnost uporabe predviđanja potražnje kod hrvatskih proizvodnih i robnih poduzeća, te njihovu sposobnost i načine prilagođavanja svojih predviđanja na nove uvjete poslovanja uzrokovane iznenadnim poremećajima. Korištena je metoda opisnog (deskriptivnog) istraživanja pomoću anketnog upitnika koji je poslan jednokratno elektroničkim putem, tj. elektroničkom poštom (putem Facebook-a i LinkedIn-a) na e-mail adrese više raznih proizvodnih poduzeća koje se nalaze pretežito na sjeveru Hrvatske tijekom 7. i 8. mjeseca 2023. godine. Uzorak istraživanja uključuje 11 hrvatskih poduzeća čije djelatnosti su prikazane na sljedećoj slici.



Slika 17: Djelatnost poduzeća uključenih u istraživanje (Izvor: Izrada autora)

Na slici 17 može se vidjeti da najviše poduzeća koja su ispunila anketu su 3 poduzeća koja se bave djelatnostima poljoprivrede, šumarstvo, i/ili ribarstvo, te također 3 poduzeća koja se bave djelatnostima trgovina na veliko i malo koji se bave popravkom i prodajom motornih vozila. Ostalih 5 poduzeća koja su također ispunila anketu se dijele na sljedeće djelatnosti: pružanje smještaja te pripreme i usluživanja hrane, informacije i komunikacije, prerađivačka industrija, prijevoz i skladište i ostale uslužne djelatnosti.

Veličina poduzeća prema broju zaposlenih je prikazana na sljedećoj slici 18. Na slici je vidljivo da su prikupljeni odgovori dobiveni od 4 mikro poduzeća, 2 mala poduzeća, 2 srednja i također 2 velika poduzeća.



Slika 18: Veličina poduzeća uključenih u istraživanje (Izvor: Izrada autora)

Anketa je uključila sveukupno 21 pitanje, a pitanja su bila formirana kao: pitanja zatvorenog tipa, pitanja otvorenog tipa, pitanja s mogućnošću odgovora s Likertovom ljestvicom te pitanja s mogućim višestrukim odabirom. Prije pitanja, anketa počinje s kratkim predstavljanjem provoditelja istraživanja, teme istraživanja i svrhom ankete. Pitanja su bila strukturirana tako da su ispitanici najprije dobili sve potrebne informacije o potencijalno nepoznatim temama poput informacija o metodama predviđanja potražnje, izvorima podataka, digitalnim tehnologijama i razini točnosti u predviđanju. U konačnici, ispitane su tehnike i način predviđanja potražnje u poduzećima u normalnim situacijama, a zatim i u neizvjesnim situacijama. Pitanja uključena u anketi pojašnjena su u nastavku.

Prvo postavljeno pitanje u anketnom upitniku tražilo je od ispitanika da izraze svoj stav temeljem Likertove ljestvice vezano uz važnost uporabe predviđanja potražnje u njihovom poduzeću.

Nakon toga slijedila su pitanja vezana za kvantitativne metode i kvalitativne metode predviđanja potražnje, odnosno ispitivanje o tome da li poduzeća ispitanici koriste koje od metoda predviđanja potražnje. Ispitanicima je zadan popis svih navedenih metoda predviđanja potražnje, koje su navedene u ovom radu, da prepoznaju i izaberu metode koje i oni sami koriste u svom poslovanju te također imaju i mogućnost da sami navedu metodu koji oni koriste, a da nije spomenuta u ovom radu. Tijekom postavljenih pitanja, dane su definicije i pojašnjenja pojmova koje pitanje sadrži (kao što su “kvalitativne i kvantitativne metode predviđanja potražnje”) u slučaju da ispitanik nije u potpunosti upoznat s istima.

Nakon preispitivanja metoda koje ispitanici koriste u normalnim uvjetima, ista pitanja su također postavljena ali za korištenje metoda u uvjetima neizvjesnosti, odnosno poremećaja. Sljedeća navedena pitanja traže od ispitanika da izaberu metode koje su koristili u nedavno nastalim poremećajima poput rata u Ukrajini i Covid-19 pandemije. Cilj je bio usporediti statistiku izabranih metoda koje su korištene u normalnoj, uobičajenoj situaciji poslovanja te one koje su korištene u slučaju nastalih poremećaja kojima je poslovanje pogođeno.

Ispitanicima je također ponovno pružena mogućnost da navedu svoju metodu u slučaju da ista nije navedena na popisu izbora.

Jedno od najučestalijih načina za provedbu predviđanja potražnje, kao što je navedeno u radu, je korištenje povijesnih podataka i osobne prosudbe stručnjaka. Također, u anketnom upitniku ispitano je da li se poduzeća oslanjaju na ovakav način predviđanja potražnje.

Da bi se ustanovila razina točnosti predviđanja s kojom hrvatska poduzeća posluju, sljedeća pitanja bila su vezana za razinu točnosti predviđanja potražnje u poduzeću. Raspodjela razine točnosti bila je prema postocima. Pitanja vezana uz razinu točnosti predviđanja pojavljuju se u anketnom upitniku tri puta. Prvi put je to u slučaju kada se promatra poslovanje poduzeća u normalnim situacijama i druga dva puta gdje se, promatra razina točnosti na početku i tijekom nastalih poremećaja. Svrha je napraviti usporedbu s odgovorima između ta tri pitanja da bi se bolje uvidjela promjena na razini točnosti predviđanja potražnje.

Sljedeća postavljena pitanja se odnose na digitalne tehnologije. Ispituje se prisutnost digitalnih rješenja (tehnika/alata/sustava) u procesu predviđanja potražnje i da li imaju ključnu ulogu u izvođenju istog. U slučaju da se koriste digitalna rješenja, ispitanika se traži da imenuje i nabroji tehnike, alate i sustave koje koristi u obliku otvorenog pitanja.

Nakon toga sljedeće pitanje tražilo je od ispitanika da navede vrste izvora podataka koje koriste u svom predviđanju gdje osim višestrukog odabira ponuđenih odgovora, ispitanik može i sam navesti izvor koji nije imenovan, a da isti upotrebljavaju.

Nadalje, sljedeće pitanje odnosilo se na određivanje potrebe za velikim prilagođavanjem procesa predviđanja potražnje koje je poduzeće imalo za vrijeme poremećaja, tj. da li je reagiralo na nove promjene pomoću korištenja neke nove metodologije provođenja predviđanja koje ranije nije koristilo. Pitanje nakon, nadovezuje se na prijašnje tako da traži od ispitanika da pruži kratki opis, prema njima, adekvatne metode predviđanja potražnje za korištenje u uvjetima nastalih poremećajima na tržištu.

Pitanja vezana uz predviđanje potražnje u neizvjesnim situacijama završavaju s dva pitanja vezano za razinu točnosti. U prvom se tražilo da ispitanik izrazi razinu prosječne točnosti u postotku za vrijeme početka poremećaja prije primjene bilo kakvih prilagođavanja na novonastale promjene, a zatim da izrazi prosječni postotak nakon prilagodbe.

Anketa završava pitanjem otvorenog tipa koje traži ispitanika da napiše preporuku drugim poduzećima o najboljem načinu prilagođavanja predviđanja potražnje na poremećaje.

12. Rezultat istraživanja

Rezultati istraživanja su prikupljeni tijekom 2 mjeseca počevši od 1.7. i završavajući do 31.08. 2023. Sveukupno je prikupljeno 11 odgovora od različitih ispitanika. Radi održavanja anonimnosti poduzeća, jedine informacije o njihovom profilu koje su podijeljene u ovome radu su vezane za njihovu djelatnost i veličinu poduzeća, kao što je bilo prikazano na slikama iz prošlog poglavlja.

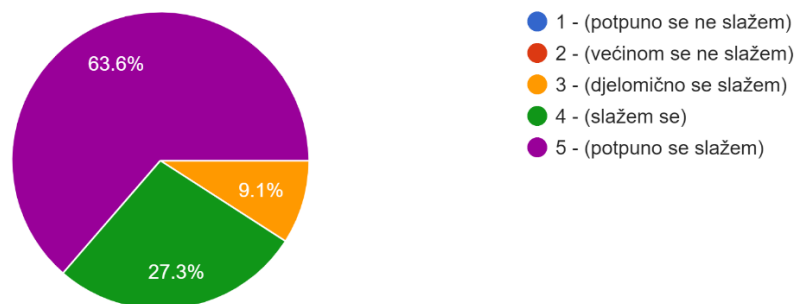
Bitne informacije o djelatnostima su da je najviše odgovora dobiveno od poduzeća koja se bave djelatnostima poljoprivrede/šumarstvo/ribarstvo i trgovina na veliko i malo (koji se bave popravkom i prodajom motornih vozila). Također bitno za ponoviti je da 45,5% poduzeća, koja su sudjelovala u istraživanju, se kategoriziraju "mikro" poduzećima (s manje od 10 zaposlenih).

Dalje u ovom poglavlju odgovori će biti raspoređeni prema temi pitanja na koje odgovaraju, a to su:

- korisnost provođenja predviđanja potražnja,
- korištenje kvalitativnih metoda,
- korištenje kvantitativnih metoda,
- razina točnosti predviđanja,
- odgovori o digitalnim rješenjima koja se koriste za predviđanje potražnje.

12.1. Korisnost provođenja predviđanja potražnje

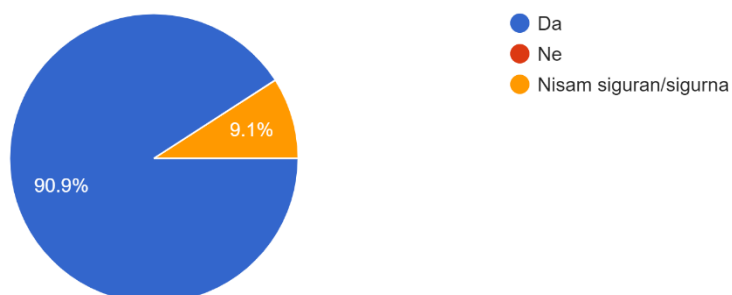
Na sljedećoj slici 19, gdje su prikazani odgovori vezani za suglasnost o izjavi koja glasi: "predviđanje potražnje kao korak u procesu planiranja prodaje važno je za naše poduzeće", se vidi da približno 65% ispitanika izjasnilo da se u potpunosti slaže s tom izjavom.



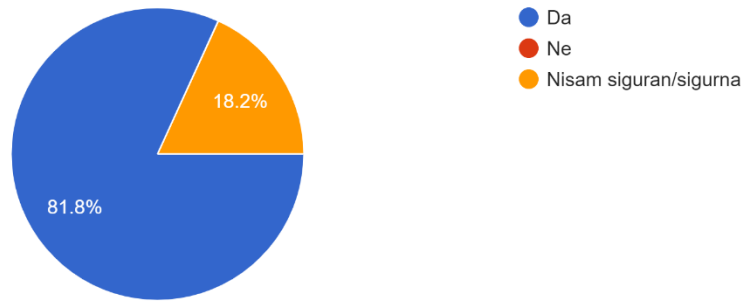
Slika 19: Slaganje ispitanika s važnošću predviđanja potražnje (Izvor: Izrada autora)

Drugi najčešći dobiveni odgovor je “slažem se” što dalje označava da 10 od 11 ispitanih poduzeća smatra proces predviđanja potražnje važnim za njihovo planiranje prodaje.

Na sljedećim dvjema slikama (Slika 20 i 21) vidljivo je da uglavnom sva poduzeća koriste obje vrste metode predviđanja potražnje, ali s malo većom sigurnošću kod korištenja kvalitativnih metoda nego kvantitativnih.



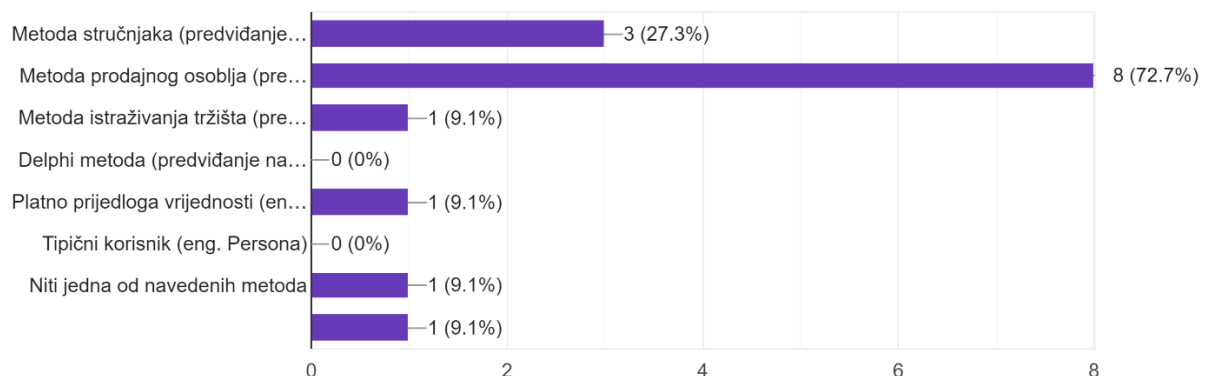
Slika 20: Postotak ispitanika koji koriste kvalitativne metode za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora)



Slika 21: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora)

12.2. Korištenje kvalitativnih metoda predviđanja potražnje

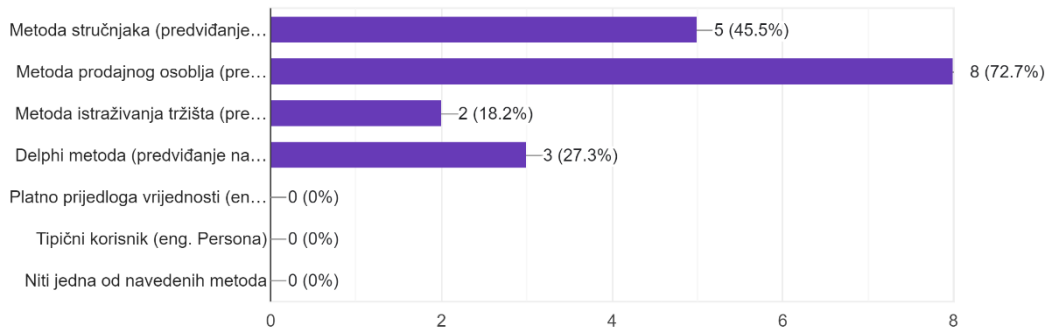
Kod kvalitativnih metoda, najčešće prisutna metoda kod ispitanih poduzeća je metoda prodajnog osoblja, s metodom stručnjaka kao drugom metodom po redu kao što je vidljivo na sljedećoj slici 22.



Slika 22: Kvalitativne metode koje ispitanici najviše koriste za predviđanje potražnje u uobičajenim uvjetima poslovanja (Izvor: Izrada autora)

Izgleda da se ispitana poduzeća najviše oslanjaju na njihovo prodajno osoblje, koje je u direktnom kontaktu s kupcem, za planiranje oblikovanja buduće prodaje. Ima puno smisla da će ta metoda nadvladati druge ako uzmemo u obzir da skoro pola ispitanih poduzeća su mikro veličine, što znači da nema velikog raskoraka između kupaca i najviše razine menadžera u poduzeću. Pritužbe i bolji uvid na kupčeve stvarne potrebe puno lakše dođu do najviše razine upravljanja poduzeća s manje zaposlenih, te je stoga lakše prilagođavati proizvode i usluge prema tim potrebama i žalbama. Ostale dvije metode koje su poduzeća spomenula da koriste su metode istraživanja tržišta i platno prijedloga vrijednosti. Te dvije metode se primarno

koriste u širenju na nova tržišta i u prepoznavanju novih potreba i prilika koje poduzeće može iskoristiti. Te metode koriste veća poduzeća za daljnje planiranje novih proizvoda i širenje na nova tržišta. Izbor kvalitativnih metoda se mijenja kad prelazimo na situacije u uvjetima poremećaja kao što se vidi na sljedećoj slici 23 koja prikazuje odgovore poduzeća.

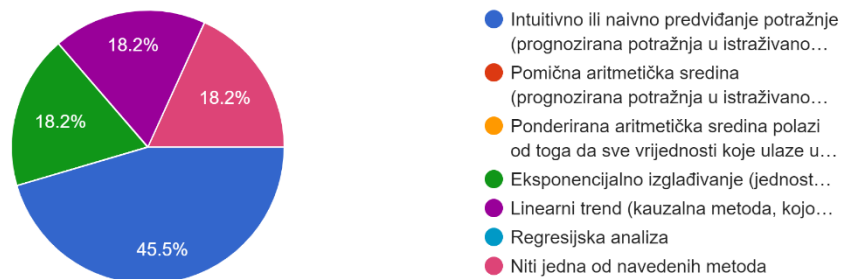


Slika 23: Kvalitativne metode koje ispitanici najviše koriste za predviđanje potražnje u uvjetima poremećaja (Izvor: Izrada autora)

Metoda prodajnog osoblja i dalje ostaje najpopularniji izbor među ovim poduzećima. Unatoč tome najveći pomak od prošlog pitanja se vidi kod odabira delphi metode. Delphi metoda, koju nijedno poduzeće nije izabralo za korist u normalnim uvjetima, sada dobiva 3 odgovora. Što bi značilo da ta metoda postaje prigodna za korištenje u neizvjesnim situacijama, gdje se pokušava pronaći rješenje novonastalih poremećaja koje kvare ostale konvencionalne metode koje bi poduzeća koristila. Metoda stručnjaka je isto dobilo više glasova u situacijama pod poremećajem nego u normalnim, što može značiti, kao i kod delphi metode, da se rješenja počinju više tražiti kod mišljenja stručnjaka za provođenje predviđanja u neizvjesnim situacijama.

12.3. Korištenje kvantitativnih metoda predviđanja potražnje

Kod izbora kvantitativnih metoda u normalnim uvjetima, poduzeća su najviše iskazala da koriste metodu intuitivnog ili naivnog predviđanja koje dobilo 45,5% glasova kao što se može vidjeti na sljedećoj slici 24.



Slika 24: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje u uobičajenim uvjetima (Izvor: Izrada autora)

Ostale metode, koje su još izabrane, su sve dobile podjednaki broj glasova, 18,2%, a to su sljedeće metode: eksponencijalno izgladivanje, linearni trend te metode drugih rješenja koja nisu navedena u ovom radu. Najpopularniji izbor metode naivnog predviđanja označuje da većina poduzeća (koja su sudjelovala u ovome istraživanju) baziraju svoje predviđanje na redovitu repetitiju vrijednosti potraživanja koja će se nastaviti ponavljati iz tjedna u tjedan ili biti slični vrijednostima koji su imali prošle radne godine. Ovo podržava tvrdnju da naivna metoda, iako ne donosi veliku razinu točnosti, je najpopularnija metoda kod većine poduzeća zbog jednostavnosti provedbe i razumijevanja. Najvjerojatnije ovu metodu koriste manja poduzeća zbog baratanja s manjim asortimanom proizvoda i usluga. Druge dvije metode (eksponencijalno izgladivanje i linearni trend) ukazuju na prepoznavanje pojave trenda u povijesnim podacima i korištenje tih trendova kao bazu za njihovo predviđanje.

Sljedeća slika 25 pokazuje kvantitativne metode koje ispitana poduzeća koriste pod poremećajima.



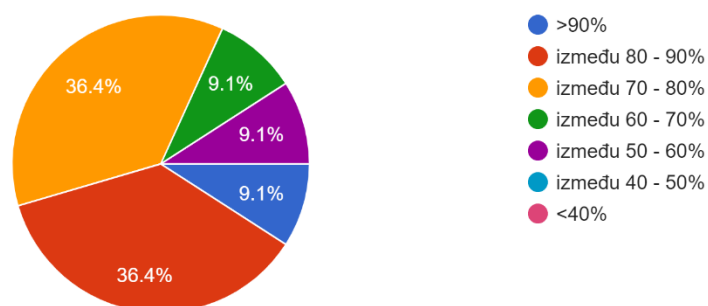
Slika 25: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje u uvjetima poremećaja (Izvor: Izrada autora)

Jedina uočljiva promjena između odabira kvantitativnih metoda u normalnim uvjetima i pod poremećajima koja je vidljiva između dviju prijašnjih slika je povećavanje korištenja alternativnih kvantitativnih metoda koja nisu navedena u radu. Smanjivanje broja glasova za korištenje naivnih metoda ima smisla pošto vjerojatnost da će nove stvarne vrijednosti potraživanja biti jednake prošlim vrijednostima je vrlo mala. Ukupna promjena korištenih kvantitativnih metoda između predviđanja pod poremećajima i normalnim uvjetima je znatno malena, što može značiti neku nespremnost kod ispitanih poduzeća za primjenu prilagođavanja svojih predviđanja novim čimbenicima i faktorima koji se pojavljuju zbog poremećaja.

Na pitanje vezano za korištenje povijesnih podataka u predviđanju potražnje, sva poduzeća su dala pozitivan odgovor. Međutim, pitanje vezano za provođenje predviđanja temeljno na osobnoj prosudbi je dobilo jedan negativan izraz od poduzeća. Iako to dalje pokazuje da preko 90% ispitanika zna u nekim slučajevima koristiti osobno mišljenje, evidentan je mali otpor na takvu vrstu predviđanja potražnje koje ne koristi nikakve matematičke modele ili ne posjeduje neke mjerljive vrijednosti.

12.4. Razina točnosti predviđanja potražnje

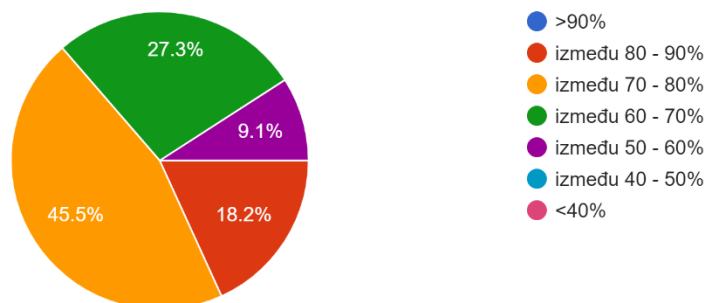
Poduzeća su izrazila vrlo pozitivne odgovore što se tiče prosječne razine točnosti koju dobivaju u svojim predviđanjima sa stvarnim rezultatima. Na slici 26 se vidi da prevladava crvena i narančasta boja što označava da zajedno poduzeća imaju iznad 70% razine točnosti u svojim predviđanjima potražnje.



Slika 26: Postotak poduzeća s obzirom na točnost predviđanja (Izvor: Izrada autora)

Ako se uzme i plava boja u obzir, to znači da 9 od 11 ispitanih poduzeća imaju relativno veliki uspjeh sa svojim predviđanjima.

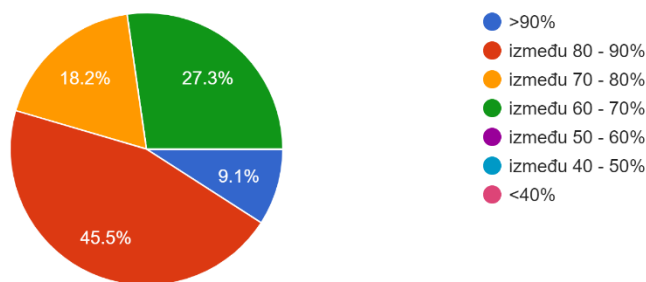
Sljedeća slika 27 prikazuje prosječnu razinu točnosti koja poduzeća imaju na samom početku pojave poremećaja.



Slika 27: Prosječni postotci razine točnosti predviđanja potražnje koji ispitanici imaju prije uvođenja promjena za vrijeme poremećaja (Izvor: Izrada autora)

Iz slike vidimo da najčešći prosječni postotak točnosti koje poduzeća imaju se nalazi između 70 i 80% izraženo narančastom bojom na grafikonu. Jedini veći pad između zadnje dvije slike se vidi kod crvene boje koja označava prosječnu točnost između 80 i 90%. Uzevši u obzir da se ove prosječne razine točnosti odnose na vremensko razdoblje predviđanja koja se odvijaju na samom početku pojave poremećaja, može se reći da performanse metoda predviđanja, koje ispitana poduzeća koriste, nisu pod velikim utjecajem iznenadnih promjena koja su se pojavila na tržištu. Prosjek točnosti je uglavnom samo pao s razine između 70 do 90% na razine točnosti između 60 do 80% i to ne kod svih poduzeća. 2 poduzeća i dalje barataju s visokom razinom točnosti između 80 i 90%, dok i dalje samo jedno poduzeće ima relativno niski prosjek točnosti od 50 do 60%.

Zadnja slika prosjeka razine točnosti koja slijedi se odnosi na razdoblje nakon što su poduzeća poduzela nekakve promjene poput promjena metoda u svojim predviđanjima potražnje u nadi da povećaju nazad svoju prosječnu razinu točnosti.

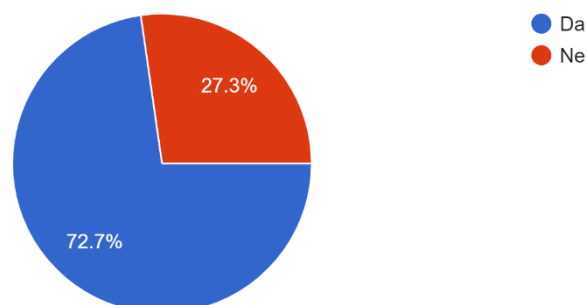


Slika 28: Prosječni postotci razine točnosti predviđanja potražnje koji ispitanici imaju nakon uvođenja promjena za vrijeme poremećaja (Izvor: Izrada autora)

Na slici 28 može se vidjeti da je prosjek točnosti između 80 i 90% ponovno narastao nazad i nadmašio prosječnu točnost koja poduzeća imaju u normalnim uvjetima. Također je nestao prosjek između 50 i 60%, te čak jedno poduzeće postiže postotak razine točnosti viši od 90%. Ovo označuje da ispitana poduzeća imaju dobru strategiju kod prilagođavanja svojih potražnja iznenadnim promjenama i održavanjem adekvatnu kontrolu nad njima. Što bi značilo da promjene metoda predviđanja, koja su poduzeća na prijašnjim pitanjima iskazala, poput korištenja delphi metode i metode stručnjaka kod kvalitetnih metoda se isplaćuje.

12.5. Digitalna rješenja za predviđanje potražnje

Osam od jedanaest ispitanih poduzeća je potvrdilo da koriste digitalne tehnologije u svojim predviđanjima potražnje. Mali dio koji je odgovorio "ne" najvjerojatnije spada u grupu mikro poduzeća koji za vrijeme pisanja ovog rada imaju dovoljno malen promet koji mogu kontrolirati bez uključivanja digitalnih tehnologija u svojim predviđanjima potražnje (Slika 29).



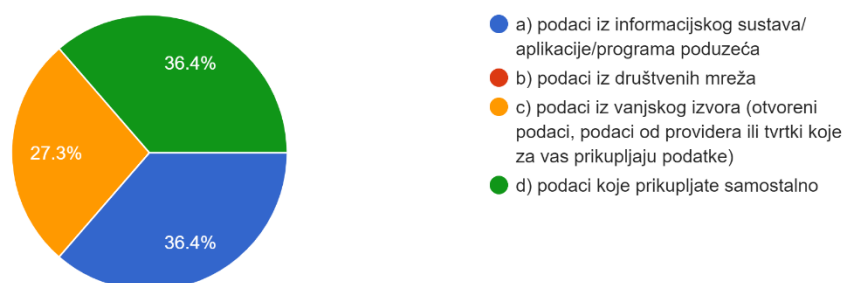
Slika 29: Prikaz postotka poduzeća koja koriste digitalne tehnologije u predviđanjima potražnje (Izvor: Izrada autora)

Od onih poduzeća koja su potvrdila da koriste digitalne tehnologije u svojim predviđanjima, navela su sljedeća digitalna rješenja:

- proračunske tablice i podaci iz prošlih razdoblja,
- metode rudarenja,
- informacijski sustav,
- samostalno istraživanje,
- aplikacije,
- programski paketi.

Od svih digitalnih rješenja, ispitana poduzeća su najviše puta spomenula informacijske sustave i alate proračunskih tablica. Ovo naglašava važnost da digitalno spremanje, prikupljanje i obrađivanje svih transakcijskih podataka koje poduzeće posjeduje, imaju daljnju korist za analizu i planiranje smjera budućeg poslovanja i prodaje. Dobar informacijski sustav samo dalje olakšava pristup i pregled takvih podataka te ih s lakoćom obrađuje za pripremu novih predviđanja pomoću proračunskih tablica.

Sljedeća slika 30 prikazuje podatke kojima su poduzećima potrebna kod prikupljanja za izradu predviđanja potražnje.

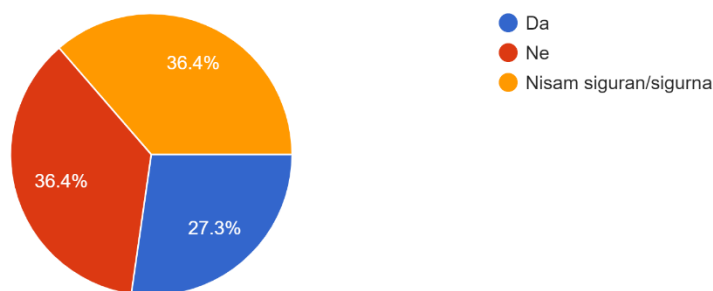


Slika 30: Vrsta podataka koji su potrebni ispitanicima za predviđanje (Izvor: Izrada autora)

Ispitana poduzeća su poprilično jednako podijeljena na tri izvora podataka: podaci iz informacijskog sustava/aplikacija/programa, podaci koji su samostalno prikupljeni i podaci koji su dostupni iz vanjskih izvora. Nije začuđujuće da su podaci vezani za informacijske sustave i programske alate dobili velik broj glasova ispitanika pošto su već na prijašnjem pitanju bili navedeni kao dobra digitalna rješenja. Samostalno prikupljeni podaci su dobili jednak broj glasova kao i podaci sustava/aplikacija/programa, što bi značilo da samostalno istraživanje, koje se može vidjeti u metodama poput platna modela vrijednosti i istraživanja tržišta, ali u ovom slučaju najvjerojatnije kod metode stručnjaka i prodajnog osoblja, vrlo isplati iskoristiti za

dobivanje što preciznijeg dojma potreba kupaca. Jedini izvor podataka koji nije izabran su podaci iz društvenih mreža. Navedene djelatnosti kojima se ispitana poduzeća bave ne iskazuju nikakvu iznimnu prednost koju bi mogle dobiti praćenjem podataka s društvenih mreža, te je stoga razumno i ne začuđujuće da je ostalo neiskorišteno. Jedino poduzeće koje se bavi smještajem i pripremom hrane bi potencijalno moglo iskoristiti takav izvor podataka za pripremanje usluga ili hrane prema trendovima i interesima korisnika koji opisuju svoja razna iskustva i nedostatke koje su imali na svojim putovanjima.

Samo 3 ispitana poduzeća su potvrdila da su morala uvesti neku novu metodu, e-tehniku ili metodologiju, koju prijašnje metode ili tehnike dosad nisu koristile, kako bi mogli na najbolji način prilagoditi svoja predviđanja potražnje novonastalim situacijama pod utjecajem poremećaja (Slika 31).



Slika 31: Postotak ispitanika koji su uveli novu metodu/e/tehniku/metodologiju koju do trenutka novog poremećaja nisu koristili za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora)

Ostatak ispitanih poduzeća su odgovorila “ne” ili “nisam siguran”, što uvelike znači da je većina njih imala neku adekvatnu metodu u pripremi za neizvjesne situacije ili jednostavno nisu osjetile veliku promjenu na prosječnim razinama točnosti svojih predviđanja.

12.6. Preporuke struke u predviđanju potražnje

Na kraju ankete ispitanici su bili zatraženi da podijele, ako imaju, svoje savjete koje bi dali drugim poduzećima o načinu i metodama predviđanja koje bi po njima bile pogodne u uvjetima nastalim poremećajima na tržištu.

Ispitanici su dali sljedeće savjete i prijedloge za korištenje određenih metoda u tome slučaju:

- “Metodom stručnjaka - na temelju znanja iz vrhovnog menadžmenta te na temelju mišljenja i iskustva raznih stručnjaka uključenih u istraživanje”.
- “Praćenje ponude i potražnje kod konkurentnih poduzeća”.
- “Korištena je metoda prodajnog osoblja koja iz prve ruke daje informacije o daljnjoj potražnji za proizvodima te iz same povratne informacije od naših kupaca planiramo buduću proizvodnju i količinu proizvoda potrebnih na zalihama u tom razdoblju. Većinom potražnja planirana na tjednoj bazi”.
- “Kontaktiranje klijenata prema periodima proizvodnje i bilježenje točnih potreba”.

Osim ovih citiranih savjeta, par ispitanika su također spomenula metode koje su njima pomogle, a to su delphi metoda, naivna metoda i korištenje programskih paketa.

Od direktno citiranih savjeta koji su navedeni, mogu se vidjeti da ključne aktivnosti koje navode su nastojanje što bolje razumjeti potrebe svojih kupaca direktnim kontaktom sa njima (poput prodajnog osoblja) i oslanjanje na predviđanje vođeno temeljem vještina i iskustva stručnjaka koji se mogu orijentirati i dobro snaći te donositi odluke tijekom vremena trajanja poremećaja.

13. Zaključak

Predviđanje potražnje je kontinuirani proces istraživanja, prikupljanja i analiziranja što više mogućih relevantnih podataka koji se obrađuju i, prema osobnom mišljenju korisnika procesa, koriste u donošenju prognozirane vrijednosti potražnje. Njena svrha je izraditi bazu prema kojoj se može vršiti i izvoditi druge poslovne aktivnosti poput nabave i prodaje optimalno prema nadolazećim potrebama tržišta.

Izazov je u tome što tržište postaje sve turbulentnije s iznenadnim velikim poremećajima koja mogu izbaciti i najveća poduzeća iz takta. Slučajevi poput Covid-19 pandemije, ratovanja Rusije i Ukrajine, konverzija domaće valute, slučaj blokiranja Sueskog kanala samo su neki od mnogih poremećaja tržišta koje je ekonomski svijet nedavno osjetio za vrijeme pisanja ovoga rada i sve se više čini da će takvi poremećaji biti sve češći i češći.

Cilj je prepoznati korisne metode za predviđanje potražnje, bez obzira bilo riječ o kvalitativnim metodama, temeljenim na osobnim prosudbama stručnjaka ili kvantitativnim, koje se temelje na čvrstim matematičkim modelima i velikoj količini prikupljenih podataka. Bitna sposobnost prognozera je moći uočiti i uključiti što više mogućih relevantnih faktora i čimbenika u svoja predviđanja potražnje te kontinuirano upravljati i prilagođavati je novim promjenama na tržištu.

Na putu prema optimizaciji uvelike pomaže digitalna tehnologija. Digitalna rješenja poput rudarenja podataka, informacijskih sustava i programskih tablica mogu uvelike pomoći ubrzavanju tog procesa i učiniti ga što učinkovitijim. Tehnologija je također jedan od faktora koja uzrokuje turbulenciju tržišta jer može činiti veliki dio prednosti koje poduzeće ima nad svojim konkurentima. Brzina rudarenja i obrade podataka, te brzina izvođenja transakcija je ključna za velika poduzeća da generiraju što veći mogući profit.

Anketnim istraživanjem dokazana je važnost procesa predviđanja potražnje kao ključnog koraka u kreiranju strategije poslovanja. Vrsta metoda predviđanja koja se koriste ovisi o veličini i djelatnosti poduzeća. Manja poduzeća će primarno koristiti naivne metode i predviđanje prodajnog osoblja, pošto posluju s manjom količinom vjernih kupaca, te u ranim fazama poduzeća ne postižu sezonske uzroke i trendove. Dok veća poduzeća okreću svoju pažnju na daljnje širenje svog tržišta, koristeći metode poput istraživanja tržišta, metode stručnjaka i platna prijedloga vrijednosti za izradu novih proizvoda i usluga na temelju novih percipiranih potreba kupaca.

Međutim zajedničko kod svih poduzeća je održavanje već postojećih potražnji i količine prodaje, metodama poput eksponencijalnog izgladivanja, linearnog trenda, pa čak i naivne metode koji su bazirani na prošlim vrijednostima. Najveći uspjeh će imati oni koji kontinuirano

sistematski prikupljaju unutarnje i vanjske povijesne podatke relevantnih transakcija s tržišta, uz samostalno istraživanje za novim izvorima podataka i metodologijama koje mogu integrirati za što učinkovitiju i brzu izradbu predviđanja potražnje. Nadalje, svojom intuicijom i malo sreće, prognozeri mogu iskoristiti predviđanje potražnje za planiranje i vođenje svojih poduzeća do daljnjih uspjeha.

Popis literature

1. Barnett, W. (1988). Four Steps to Forecast Total Market Demand, Preuzeto 13.06.2023. s <https://hbr.org/1988/07/four-steps-to-forecast-total-market-demand>
2. Berghaus, S. (2020). Planning and forecasting in disruptive terms. Preuzeto 25.05.2023. s <https://www.remira.com/en/supply-chain-blog/planning-and-forecasting-in-disruptive-times>
3. Bolf, N. (2021). Osvježimo Znanje, izdao Sveučilište u Zagrebu, Fakultet kemijskog inženjerstva i tehnologije
4. Briš Alić, M. (2021). *Operacijski Menadžment*, izdao Sveučilište u Zagrebu, Ekonomski fakultet
5. Dupont, E. i Profitt R. (2023). *Demand forecasting overview*, Preuzeto 11.06.2023. s <https://learn.microsoft.com/en-us/dynamics365/guidance/business-processes/forecast-to-plan-demand-forecasting-overview>
6. Recasens, J. (2020). *Forecasting in Times of Disruption*. Preuzeto 25.05.2023. s <https://medium.com/opex-analytics/forecasting-in-times-of-disruption-9e7b2d9bd2e4>
7. Rheude, J. (2022). *Demand Forecasting: Types, Methods, and Examples*. Preuzeto 11.06.2023. s <https://redstagfulfillment.com/what-is-demand-forecasting/>
8. Russel, R.S., W. i Taylor III., B.W., (2011). *Operations Managements*, izdao John Wiley and sons Inc., U.S.A., New Jersey
9. Stevens, P.(2021). Another attempt to clear ship blocking Suez Canal fails as economic impact mounts. Preuzeto 23.08.2023. s <https://www.cnbc.com/2021/03/26/ship-blocking-suez-canal-is-beginning-to-affect-the-global-economy.html>
10. Stevenson, W.J. (2002). *Operations Management*, izdao McGraw-Hillrwin, U.S.A., New York
11. Sundarababu, V. (2022). *How To Improve Demand Forecasting With Machine Learning And Real-Time Dana*. Preuzeto 25.05.2023. s <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2022/04/26/how-to-improve-demand-forecasting-with-machine-learning-and-real-time-data/?sh=1fe9ea9c1fdd>
12. Tanski-Phillips, M. (2022). *Demand Forecasting 101: How to Predict When Sales Will Spike*. Preuzeto 12.06.2023. s <https://www.patriotsoftware.com/blog/accounting/demand-forecasting/>

13. Tran, Q. (2015). *FORECAST PRACTICE IN MANUFACTURING FIRM AND THE ROLE OF INFORMATION TECHNOLOGY*, izdao University of the West of England, MSc Information Technology
14. Tsopo, N. (2023). Value Proposition Canvas Explained, preuzeto 20.8.2023. s <https://startup.house/blog/value-proposition-canvas>
15. Krummer, S. (bez dat.). A world loss event – EVER GIVEN, preuzeto 23.08.2023. s <https://greco.services/a-world-loss-event-and-its-far-reaching-consequences-ever-given/>
16. Kutnjak, A., i Hrustek, L. (2022). *Utjecaj poremećaja u globalnim i gospodarskim procesima na ponašanje potrošača*, preuzeto 29.6.2023. s https://www.researchgate.net/publication/370596440_Utjecaj_poremecaja_u_globalnim_i_gospodarskim_procesima_na_ponasanje_potrosaca
17. Varga, D. (2020). *All You Need To Know About Value Proposition Canvas*, preuzeto 20.8.2023. s <https://www.digitalnatives.hu/blog/value-proposition-canvas/>

Popis slika

| | |
|---|----|
| Slika 1: Platno prijedloga vrijednosti (Izvor: https://www.b2binternational.com/wp-content/uploads/2022/08/value-proposition-canvas-framework.png)..... | 15 |
| Slika 2: Formula pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021) | 19 |
| Slika 3: Formula ponderiranog pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021)..... | 19 |
| Slika 4: Formula ponderiranog pomičnog prosjeka (Izvor: Alić, 2021)..... | 20 |
| Slika 5: Jednadžba pravca linearnog trenda (Izvor: Alić, 2021)..... | 21 |
| Slika 6: Formula za prognoziranje sa trendom za razdoblje r (Izvor: Alić, 2021) | 22 |
| Slika 7: Formula za eksponencijalno izgladeno prognoziranje za razdoblje r (Izvor: Alić, 2021) | 22 |
| Slika 8: Alternativna formula za EPr (Izvor: Alić, 2021)..... | 22 |
| Slika 9: Formula za izračun eksponencijalno izgladen trenda (Izvor: Alić, 2021)..... | 22 |
| Slika 10: Formula za kumulativ prognostičkih pogrešaka (Izvor: Alić, 2021.) | 26 |
| Slika 11: Formula za mjeru prosječno apsolutnog odstupanja pogrešaka prognoziranja (Izvor: Alić, 2021.) | 27 |
| Slika 12: Formula za prosječno kvadrirane pogreške (Izvor: Alić, 2021.) | 28 |
| Slika 13: Formula za prosječni apsolutni postotak pogrešaka (Izvor: Alić, 2021.) | 28 |
| Slika 14: Formula za prateći signal (Izvor: Alić, 2021)..... | 29 |
| Slika 15: Prikaz najkorištenijih programa prognoziranja u 2007. godini (Izvor: Quoc Tran, 2015.) | 37 |
| Slika 16: Prikaz najkorištenijih sustava za prognoziranje u Americi 2007. godine (Izvor: Quoc Tran, 2015.)..... | 38 |
| Slika 17: Djelatnost poduzeća uključenih u istraživanje (Izvor: Izrada autora) | 41 |
| Slika 18: Veličina poduzeća uključenih u istraživanje (Izvor: Izrada autora)..... | 42 |
| Slika 19: Slaganje ispitanika s važnošću predviđanja potražnje (Izvor: Izrada autora)..... | 45 |
| Slika 20: Postotak ispitanika koji koriste kvalitativne metode za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora) | 45 |
| Slika 21: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora) | 46 |
| Slika 22: Kvalitativne metode koje ispitanici najviše koriste za predviđanje potražnje u uobičajenim uvjetima poslovanja (Izvor: Izrada autora)..... | 46 |
| Slika 23: Kvalitativne metode koje ispitanici najviše koriste za predviđanje potražnje u uvjetima poremećaja (Izvor: Izrada autora)..... | 47 |
| Slika 24: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje u uobičajenim uvjetima (Izvor: Izrada autora)..... | 48 |

| | |
|--|----|
| Slika 25: Postotak ispitanika koji koriste kvantitativne metode za predviđanje potražnje u uvjetima poremećaja (Izvor: Izrada autora)..... | 48 |
| Slika 26: Postotak poduzeća s obzirom na točnost predviđanja (Izvor: Izrada autora)..... | 49 |
| Slika 27: Prosječni postotci razine točnosti predviđanja potražnje koji ispitanici imaju prije uvođenja promjena za vrijeme poremećaja (Izvor: Izrada autora)..... | 50 |
| Slika 28: Prosječni postotci razine točnosti predviđanja potražnje koji ispitanici imaju nakon uvođenja promjena za vrijeme poremećaja (Izvor: Izrada autora)..... | 51 |
| Slika 29: Prikaz postotka poduzeća koja koriste digitalne tehnologije u predviđanjima potražnje (Izvor: Izrada autora)..... | 51 |
| Slika 30: Vrsta podataka koji su potrebni ispitanicima za predviđanje (Izvor: Izrada autora)..... | 52 |
| Slika 31: Postotak ispitanika koji su uveli novu metodu/e/tehniku/metodologiju koju do trenutka novog poremećaja nisu koristili za predviđanje potražnje (Izvor: Izrada autora)..... | 53 |

Popis tablica

| | |
|--|----|
| Tablica 1: Prikaz podjele sezonalnosti prema dužini vremena i broju uzorka (Izvor: Alić, 2021) | 23 |
|--|----|