

**KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS**  
**EKONOMIKOS IR VERSLO FAKULTETAS**

**GAMYBINĖS ĮMONĖS PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO**  
**OPTIMIZAVIMAS**

**Įmonių valdymas (621N22001)**

**MAGISTRO DARBAS**

**Studentas, .....**

Žilvinas Ščerbavičius, VMVL-6 gr.

2017 m. gruodžio 15 d.

**Vadovė, .....**

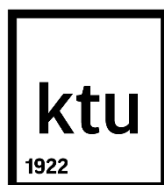
Prof. dr. Daiva Dumčiuvienė

2017 m. gruodžio 15 d.

**Recenzentas.....**

Doc. Žiedūna Liepė

**KAUNAS, 2017**



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS

Ekonomikos ir verslo fakultetas

Žilvinas Ščerbavičius

Įmonių valdymas (621N22001)

Baigiamojo magistro darbo „Gamybinės įmonės produkcijos kiekio planavimo optimizavimas“

**AKADEMINIO SAŽININGUMO DEKLARACIJA**

2017 m. gruodžio 15 d.

Kaunas

Patvirtinu, kad mano **Žilvino Ščerbavičiaus** baigiamasis magistro darbas tema „Gamybinės įmonės produkcijos kiekio planavimo optimizavimas“ yra parašytas visiškai savarankiškai, o visi pateikti duomenys ar tyrimų rezultatai yra teisingi ir gauti sąžiningai. Šiame darbe nei viena dalis nėra plagijuota nuo jokių spausdintinių ar internetinių šaltinių, visos kitų šaltinių tiesioginės ir netiesioginės citatos nurodytos literatūros nuorodose. Įstatymų nenumatytų piniginių sumų už šį darbą niekam nesu mokėjęs.

Aš suprantu, kad išaiškėjus nesąžiningumo faktui, man bus taikomos nuobaudos, remiantis Kauno technologijos universitete galiojančia tvarka.

---

*(vardą ir pavardę įrašyti ranka)*

---

*(parašas)*

Ščerbavičius, Žilvinas. Optimization of Production Quantity Planning in a Manufacturing Company. Master's Final Thesis in Enterprise Management / supervisor prof. dr. Daiva Dumčiuvienė. The School of Economics and Business, Kaunas University of Technology.

Social Science: 03 S Management and Administration.

Key words: Production quantity planning, production planning, sales forecasting, demand forecasting, optimization, forecasting methods.

Kaunas, 2017. 61 p.

## **SUMMARY**

Production quantity planning is one of the first and main stage in production planning. It is very important stage for a manufacturing companies because from it depends production efficiency. In production quantity planning stage, company managers decide how many products to make. If the right decision was made company can protect their income and meet her financial goals. If not, company will suffer losses due to stockout or excess inventory. Having a high level of inventory, ties up business funds, that can be used in other areas such as research and development or marketing.

Precision is most important when planning production quantity. Most of the time, companies create inaccurate or not accurate enough plans and suffer losses. Because of that, it is purposeful to study theoretical aspects of production quantity planning in a manufacturing companies and understand how correctly create an accurate production quantity plan.

Work object – production quantity planning in a manufacturing company.

Work purpose – to offer the solutions for optimization of production quantity planning in manufacturing company UAB X.

Work tasks:

1. show the problems of production quantity planning in manufacturing companies;
2. study theoretical aspects of production quantity planning;
3. Analyze the planning of production quantity in company UAB X and identify the main problems;
4. offer the solutions how to optimize the planning of production quantity in UAB X;
5. plan the production quantity in UAB X for next six months.

After analysis of production quantity planning in UAB X, was identified that company is using wrong demand forecasting method. Because of inaccurate forecast, company managers create inaccurate productions plans, which leads to losses due to stockout or excess inventory. To optimize production

quantity planning, was offered to use neural network model for demand forecasting. This model can make more accurate forecasts and help to minimize losses.

# TURINYS

Paveikslų sąrašas.....	7
Lentelių sąrašas.....	9
ĮVADAS .....	10
1. PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO GAMYBINĖSE ĮMONĖSE PROBLEMOS ANALIZĖ .....	12
1.1. Produkcijos kiekio planavimas.....	12
1.2. Produkcijos kiekio planavimo įtaka įmonės valdymui.....	13
1.3. Produkcijos kiekio planavimo tikslumas .....	18
2. TEORINIAI RINKOS PAKLAUSOS PROGNOZAVIMO ASPEKTAI .....	21
2.1. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra.....	21
2.2. Rinkos paklausos prognozavimo metodų analizė .....	27
2.2.1. Kokybiniai metodai .....	28
2.2.2. Kiekybiniai metodai.....	29
2.2.2.1. Slankiojo vidurkio metodas .....	29
2.2.2.2. Eksponentinis išlyginamasis metodas .....	30
2.2.2.3. Dirbtinių neuronų tinklo modelis.....	30
2.2.2.3.1. Dirbtinis neurono modelis.....	31
2.2.2.3.2. Dirbtinių neuronų tinklo mokymas .....	33
2.2.2.3.3. Dirbtinių neuronų tinklo realizavimas MATLAB aplinkoje.....	35
2.2.3. Prognozavimo metodų tikslumo vertinimas .....	36
3. GAMYBINĖS ĮMONĖS PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO OPTIMIZAVIMO TYRIMO METODOLOGIJA .....	38
4. PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO ĮMONĖJE UAB „X“ OPTIMIZAVIMO TYRIMO REZULTATAI .....	40
4.1. Produkcijos kiekio planavimo įmonėje UAB „X“ analizė.....	40
4.2. Produkcijos kiekio planavimo įmonėje UAB „X“ optimizavimo tyrimo sprendimai .....	45

4.2.1. Dirbtinių neuronų tinklo modelio realizavimas naudojant „MATLAB“ programinę įrangą.....	46
4.2.2. Dirbtinių neuronų tinklo metodu gautų rezultatų palyginimas .....	53
4.2.3. Įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio plano sudarymas.....	54
IŠVADOS IR REKOMENDACIJOS .....	56
LITERATŪRA .....	58
1 PRIEDAS. ĮMONĖS VALDYMO STRUKTŪRINĖ SCHEMA	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2 PRIEDAS. ĮMONĖS PROCESŲ SRAUTŲ SCHEMA .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
3 PRIEDAS. FAKTINIAI IR PROGNOZUOJAMI ĮMONĖS PRODUKTŲ PARDAVIMŲ KIEKIAI.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
4 PRIEDAS. DIRBTINIŲ NEURONŲ TINKLO PROGRAMOS KODAS „MATLAB“ APLINKOJE .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>

## Paveikslų sąrašas

<b>1 pav. Pagrindiniai gamybos planavimo proceso etapai.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Mileris (2015), p. 48.....	13
<b>2 pav. Produkcijos kiekio prognozių tikslumo ir gamybos planavimo optimizavimo įtaka atsargų kiekiui.</b> Šaltinis: sudaryta pagal SCDigest Editorial Staff (2010). .....	15
<b>3 pav. Pajamų augimas dėl tikslesnio produkcijos kiekio planavimo.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.....	16
<b>4 pav. Pajamų augimas pašalinus atsargų trūkumą užsakymams įvykdyti.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.....	16
<b>5 pav. Kainų sumažėjimas dėl tikslesnio produkcijos kiekio planavimo.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.....	17
<b>6 pav. Produkcijos kiekio planavimo nauda.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.17	
<b>7 pav. Gamybos planavimo sistema.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Liu, Li, Yang'as, Wan'as, ir Uzsoy (2011), p. 4237. ....	18
<b>8 pav. Pagrindiniai veiksniai, nuo kurių priklauso produkcijos kiekis.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Mileris (2015), p. 50.....	19
<b>9 pav. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Bails'as, Peppers'as (1993).....	21
<b>10 pav. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Shim'as, Siegel'is ir Liew'is (1994).....	22
<b>11 pav. Rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo etapai.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Kvainauskaitė ir Snieška (2003), p. 80.....	22
<b>12 pav. Rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo modelis.</b> Šaltinis: sudaryta pagal Kvainauskaitė ir Snieška (2003), p. 82.....	23
<b>13 pav. Rinkos paklausos prognozavimo metodai.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Štuopytė (2004). .....	27
<b>14 pav. Dirbtinių neuronų tinklas.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Dolhansky (2014). ....	31
<b>15 pav. Neuronų modelis.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Priyanshu (2017). ....	32
<b>16 pav. Pagrindinės dirbtinių neuronų perdavimo funkcijos.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Debes'is, Koenig'as ir Gross'as (2005). ....	32
<b>17 pav. Struktūrinė dirbtinių neuronų tinklo mokymosi schema.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Artificial Neural Network tutorial (2008). ....	33
<b>18 pav. Dirbtinių neuronų tinklo adaptavimas pagal duotas reikšmes.</b> Šaltinis: adaptuota pagal Nielsen'as (2017). ....	34

<b>19 pav. Dirbtinių neuronų tinklo kūrimo įrankis „MATLAB“ aplinkoje.....</b>	<b>35</b>
<b>20 pav. 1 produkto rinkos paklausos faktinės ir prognozuotos reikšmės.....</b>	<b>42</b>
<b>21 pav. 2 produkto rinkos paklausos faktinės ir prognozuotos reikšmės.....</b>	<b>42</b>
<b>22 pav. 1 produkto atsargų kiekis įmonėje.....</b>	<b>43</b>
<b>23 pav. 2 produkto atsargų kiekis įmonėje.....</b>	<b>43</b>
<b>24 pav. Dirbtinių neuronų tinklo sudarymo įrankis MATLAB aplinkoje.....</b>	<b>46</b>
<b>25 pav. Dirbtinių neuronų tinklo modelio tipai.....</b>	<b>47</b>
<b>26 pav. Suvedami pradiniai duomenys.....</b>	<b>48</b>
<b>27 pav. Tinklo treniravimo, apibendrinimo ir testavimo koeficientai.....</b>	<b>49</b>
<b>28 pav. Nustatomas neuronų kiekis.....</b>	<b>49</b>
<b>29 pav. Pasirenkamas treniravimo algoritmas ir atliekamas treniravimas.....</b>	<b>50</b>
<b>30 pav. Gauti tinklo treniravimo rezultatai.....</b>	<b>50</b>
<b>31 pav. Pasirenkamas treniravimo algoritmas ir atliekamas treniravimas.....</b>	<b>51</b>
<b>32 pav. Dirbtinių neuronų tinklo modeliu gauta pirmo produkto prognozė.....</b>	<b>52</b>



## Lentelių sąrašas

1 lentelė. Pagrindiniai išoriniai ir vidiniai veiksniai, nuo kurių priklauso produkcijos kiekis. Šaltinis: sudaryta pagal Conduct a Sales Forecast (2013).....	20
2 lentelė. Pagrindinių prognozavimo metodų vertinimas pagal kriterijus. Šaltinis: sudaryta pagal Kvainauskaitė ir Snieška (2003), p. 78.....	24
3 lentelė. Pagrindinių prognozavimo metodų vertinimas pagal kriterijus. Šaltinis: adaptuota pagal Chambers‘as, Mullick‘as ir Smith‘as (1971) .....	25
4 lentelė. Rinkos paklausos prognozavimo metodų naudojimo dažnumas. Šaltinis: adaptuota pagal Armstrong‘as (2001), p. 2.....	26
5 lentelė. Gamybinėse įmonėse naudojami rinkos paklausos prognozavimo metodai ir jų panaudojimo dažnumas. Šaltinis: adaptuota pagal Panchak‘a (2014), p. 10.....	26
6 lentelė. Vidutinis pirmo ir antro produkto atsargų kiekis įmonėje skirtingais laikotarpiais. ....	44
7 lentelė. Skirtingais metodais sudarytų produktų pardavimų kiekių prognozių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE.....	44
8 lentelė. Sudarytų prognozių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE.....	52
9 lentelė. Dirbtinių neuronų tinklo metodu gautų rezultatų palyginimas. ....	53
10 lentelė. Palaikomų atsargų kiekiai įmonėje naudojant skirtingus metodus. ....	54
11 lentelė. Įmonės produkcijos kiekio planas 3 mėnesiams. ....	54

## IVADAS

**Aktualumas.** Organizacijos sėkmė dažnai priklauso nuo to, kaip ji sugeba suplanuoti savo veiksmus. Planavimas yra viena iš svarbiausių įmonių valdymo funkcijų, o tiksliai suplanuoti veiksmai leidžia greičiau pasiekti užsibrėžtų tikslų. Įmonėse nuolatos atliekamas įvairių veiksmų planavimas, o vienas iš pagrindinių gamybinėse įmonėse yra produkcijos kiekio planavimas.

Teisingai suplanavus reikiamą pagaminti produkcijos kiekį, galima efektyviai suplanuoti gamybos procesus, kas leidžia optimaliai paskirstyti įmonės išteklius, sumažinti rizikas, patenkinti klientų poreikius ir padidinti pelną.

**Problema.** Planuojant produkciją svarbiausia yra tikslumas. Kuo tiksliau pavyksta nustatyti reikiamos pagaminti produkcijos kiekį, tuo mažiau nuostolių patiria įmonė. Kadangi šiandien rinka yra labai dinamiška, o produkcijos planavimas remiasi pardavimų ar paklausos prognozėmis, tiksliai suplanuoti pardavimų neįmanoma.

Net jei ir neįmanoma tiksliai numatyti pardavimų kiekių, galima stengtis sumažinti skaičiavimų paklaidą iki priimtinos. Pagrindinės priežastys, kodėl gaunami netikslūs rezultatai yra neteisingo pardavimų ar rinkos paklausos prognozavimo metodo parinkimas, neteisingai apskaičiuotos prognozės, prognozuotojų kompetencija, nepakankamas statistinių įmonės pardavimų duomenų kiekis. Metodų produkcijos planavimui yra daug, o jie dažniausiai pasirenkami pagal įmonės strategiją.

Šiame darbe tiriamas gamybinės įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimas, nes esamas planavimo tikslumas netenkina įmonės keliamų tikslų sau. Dėl esamų netikslumų įmonė negali efektyviai suplanuoti gamybos, patiriami nuostoliai, neefektyviai išnaudojami esami ištekliai. Suplanavus per didelį produkcijos kiekį, įmonė išaldo savo lėšas, kurias galėtų skirti produktams tobulinti ar plėtrai, o esant per mažam suplanuotam kiekiui, įmonė patiria nuostolių, praranda klientų pasitikėjimą. Dėl šių priežasčių darbe keliamą problemą, kaip teisingai atlikti rinkos paklausos prognozavimą gamybinėje įmonėje UAB „X“, norint padidinti produkcijos kiekio planavimo tikslumą.

**Tyrimo objektas** – produkcijos kiekio planavimas gamybinėje įmonėje.

**Tyrimo tikslas** – ištyrus teorinius produkcijos kiekio planavimo metodų aspektus, pasirinkti ir pritaikyti juos gamybinėje įmonėje UAB „X“, siekiant padidinti jos produkcijos kiekio planavimo tikslumą.

**Tyrimo uždaviniai:**

1. pagrįsti produkcijos kiekio planavimo problemą;
2. ištirti produkcijos kiekio planavimo teorinius aspektus;
3. ištirti įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimą ir įvardinti pagrindines problemas;
4. pasiūlyti sprendimus produkcijos kiekio planavimo optimizavimui įmonėje UAB „X“;
5. suplanuoti įmonės UAB „X“ produkcijos kiekį trims mėnesiams;

**Tyrimo metodai:**

1. mokslinės literatūros analizė;
2. paklausos prognozavimo metodų analizė;
3. statistinių duomenų analizė;
4. grafinio vaizdavimo metodai.

# 1. PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO GAMYBINĖSE ĮMONĖSE

## PROBLEMOS ANALIZĖ

Produkcijos kiekio planavimas yra vienas iš svarbiausių procesų gamybinėse įmonėse. Tik tiksliai suplanavus koks produkcijos kiekis bus reikalingas, galima efektyviai suplanuoti gamybos procesus ir optimaliai paskirstyti įmonės išteklius. Dėl šios priežasties šiame skyriuje bus atliekama Lietuvos ir užsienio autorių mokslinės literatūros analizė produkcijos planavimo tema. Skyriuje bus siekiama paaiškinti kas yra produkcijos kiekio planavimas, kokią įtaką įmonės valdymui daro produkcijos kiekio planavimas ir kas veikia produkcijos kiekio planavimo tikslumą.

### 1.1. Produkcijos kiekio planavimas

Produkcijos kiekio nustatymas yra vienas iš pirmų etapų gamybos planavimo procese. Nustatytas produkcijos kiekis yra viena iš pagrindinių pradinių reikšmių, kuria remiantis planuojami kiti gamybos proceso etapai, pvz: įmonės išteklių paskirstymas, žaliavų kiekio nustatymas, gamybos grafikų sudarymas ir kt.

**Produkcija** – tai įmonės ar šalies, pagamintų ar užaugintų produktų kiekis (*Collins English Dictionary*, 2017), arba įmonės ar šalies, užaugintų ar pagamintų, prekių ar paslaugų visuma (*Cambridge Business English Dictionary*, 2017).

**Kiekis** – tai apskaičiuojamų arba išmatuojamų diskrečių įvykių, objektų ar reiškinių, išreikštų skaitine verte, apimtis, dydis arba suma (*Business Dictionary*, 2017).

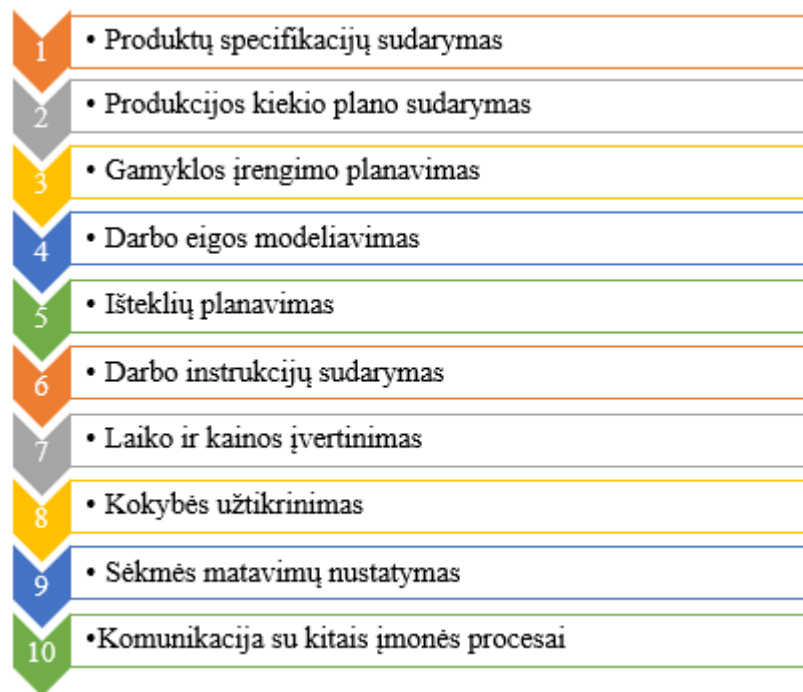
**Planavimas** – tai veiksmų ar įvykių plano sudarymas, siekiant sėkmingai įgyvendinti tikslus (*Cambridge Business English Dictionary*, 2017). Planavimas – tai procesas, kurio metu nusprendžiama, kaip kažką padaryti prieš pradėdant tai daryti (*Collins English Dictionary*, 2017).

Remiantis apibrėžimais, produkcijos kiekio planavimą galime apibrėžti kaip įmonės gaminimų produktų kiekio nustatymą tam tikram laikotarpiui, kuris naudojamas gamybos procesų planavime, norint greitai, kokybiškai ir minimaliomis sąnaudomis gaminti produktus.

Mokslinėje literatūroje produkcijos kiekio planavimas kartais sutapatinamas su pardavimų prognozavimu ar rinkos paklausos prognozavimu. Nors pavadinimai skirtingi, tačiau jie visi įvardina tą patį procesą. Šio proceso metu, naudojantis įvairiais prognozavimo modeliais bandoma nuspėti, kiek ir kokios produkcijos bus parduota ar reikės pagaminti.

## 1.2. Produkcijos kiekio planavimo įtaka įmonės valdymui

Produkcijos kiekio planavimas yra pagalbinė priemonė, skirta įmonių vadovams padėti nuspręsti, kiek ir kokios produkcijos gaminti. Mileris (2015) yra išskyręs pagrindinius gamybos planavimo etapus. Autorius gamybos planavimo procesą suskirstė į dešimt etapų, produkcijos kieki planavimą įvardindamas antroje proceso vietoje ir taip parodydamas jo svarbumą (žr. 1 pav.).



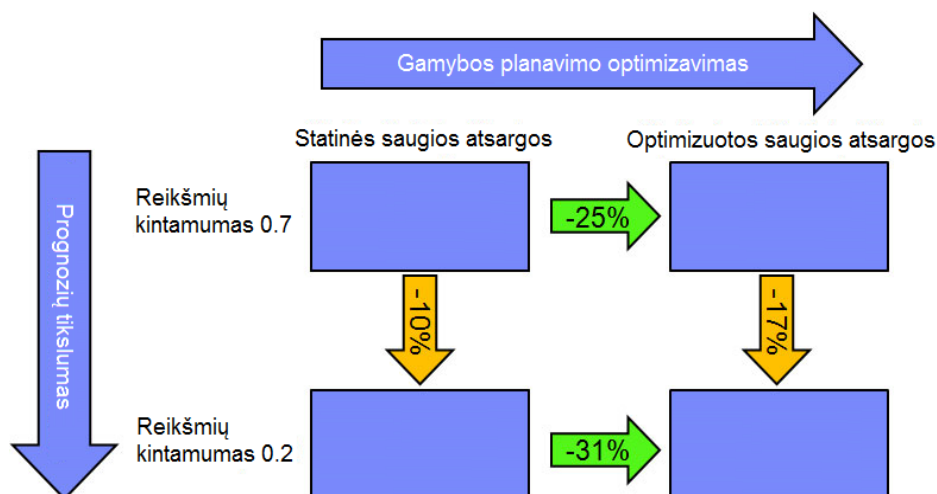
1 pav. Pagrindiniai gamybos planavimo proceso etapai. Šaltinis: sudaryta pagal Mileris (2015), p. 48.

Kadangi produkcijos kiekio planavimas yra vienas iš gamybos planavimo etapų, apie produkcijos kiekio planavimo svarbą galime spręsti ir iš gamybos planavimo reikšmės įmonės veiklai. Gamybos planavimą kaip vieną iš svarbiausių gamybinės įmonės procesų įvardija dauguma mokslinės literatūros autorių. Omar'as ir Teo (2007) teigia, kad tai yra labai svarbus procesas gamybos valdymo sistemose ir yra pagrindinė verslo valdymo sritis. Kang'as ir Choi (2010) teigia, kad gamybos planavimas ir planavimo problemos reikalauja sudėtingų sprendimų, tačiau turi didelę praktinę vertę. Liu'is, Li'is, Yang'as, Wan'as, ir Uzsoy (2011) teigia, kad gamybos planavimas yra sudėtinga optimizavimo problema dėl būsimos paklausos neapibrėžtumo. *McGraw-Hill Concise Encyclopedia of Engineering* (2002) teigia, kad tai gamybos įmonės funkcija, atsakinga už visos gamybos veiklos planavimą ir koordinavimą. Gamybos planavimas yra vienas iš pagrindinių ir daug kompleksinių sprendimų reikalaujantis procesas gamybinėse įmonėse, kuris pasižymi sudėtingumu dėl paklausos neapibrėžtumo.

Tiksliai atliktas produkcijos kiekio planavimas leidžia lengviau pasiekti gamybos planavimo tikslus. Akrani's (2012) išskiria šiuos pagrindinius gamybos planavimo tikslus:

- **Efektyvus išteklių paskirstymas.** Gamybos planavimas leidžia efektyviai išnaudoti įmonės išteklius, dėl to sumažėja gamybos išlaidos ir padidėja įmonės pelnas.
- **Išteklių įvertinimas.** Gamybos planavimas leidžia apskaičiuoti reikalingą išteklių kiekį. Tai gali būti žmogiškieji ištekliai, medžiagos, įrengimai ir kt. Išteklių įvertinimas remiasi pardavimų prognozėmis.
- **Pastovaus produkcijos srauto užtikrinimas.** Gamybos planavimas leidžia reguliariai gaminti produkciją ir užtikrinti reguliarią jos tiekimą klientams.
- **Optimalaus atsargų kiekio užtikrinimas.** Gamybos planavimas leidžia apskaičiuoti optimalų atsargų kiekį. Padeda išlaikyti žaliavų kiekį, atitinkantį gamybos poreikius ir užtikrinti produkcijos atsargas klientų poreikiams patenkinti.
- **Žaliavų švaistymo sumažinimas.** Gamybos planavimas kontroliuoja žaliavų kiekį ir jų sunaudojimą, dėl to sumažėja žaliavų švaistymas.
- **Darbo našumo didinimas.** Gamybos planavimas leidžia paskirstyti darbus ir maksimaliai išnaudoti turimą darbo jėgą, dėl to padidėja darbo našumas. Padidėjus darbo našumui, padidėja įmonės gaminamos produkcijos kiekis ir pelnas. Tai leidžia didinti darbuotojų darbo užmokestį ir motyvaciją dirbti našiau.
- **Darbo aplinkos gerinimas.** Gamybos planavimas leidžia laiku atlikti suplanuotus darbus, darbuotojams nereikia dirbti viršvalandžius, jie reguliariai išleidžiami atostogų.
- **Kokybės didinimas.** Gamybos planavimas reikalauja pastoviai stebėti ir kontroliuoti visus procesus, o tokia kontrolė didina produkcijos kokybę.
- **Vartotojų pasitenkinimo didinimas.** Gamybos planavimas leidžia pastoviai teikti geros kokybės prekes klientams konkurencingomis kainomis, dėl to didėja vartotojų pasitenkinimas.
- **Gamybos sąnaudų mažinimas.** Gamybos planavimas efektyviai paskirsto įmonės išteklius ir sumažina nuostolių kiekį, todėl mažėja gamybos sąnaudos Akrani's (2012).

Produkcijos kiekio planavimas didžiausią įtaką daro atsargų kiekiui įmonėje. *SCDigest Editorial Staff* (2010) publikuotame straipsnyje pateikia schemą, kurioje parodyta kaip produkcijos kiekio prognozių tikslumas ir gamybos planavimo tobulėjimas veikia atsargų kiekį įmonėje (žr. 2 pav.). Straipsnyje schema buvo sudaryta remiantis „IBM ILOG“ atliktais tyrimais vienoje gamybinėje įmonėje.

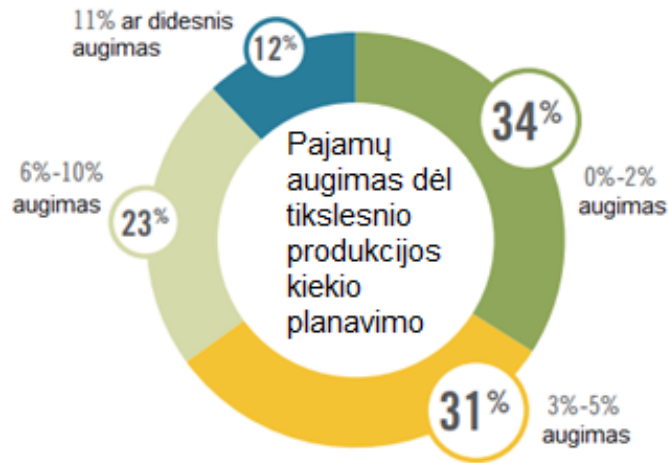


**2 pav. Produkcijos kiekio prognozių tikslumo ir gamybos planavimo optimizavimo įtaka atsargų kiekiui.** Šaltinis: sudaryta pagal SCDigest Editorial Staff (2010).

Iš 2 pav. pateiktos schemos matome, kad atsargų kiekis priklauso nuo dviejų kintamųjų: rinkos paklausos prognozių tikslumo ir gamybos planavimo efektyvumo. Esant statiniam saugių atsargų kiekiui, padidinus produkcijos kiekio prognozių tikslumą nuo 0.7 iki 0.2 reikšmių kintamumo, atsargų kiekį galime sumažinti 10 procentų. Optimizavus gamybą, tikslesnis produkcijos kiekio planavimas leistų sumažinti atsargų kiekį 17 procentų. *SCDigest Editorial Staff* (2010) teigia, kad nors pateikta schema yra sudaryta remiantis atliktais tyrimais tik vienoje gamybinėje įmonėje, tačiau panašūs rezultatai gaunami beveik visada.

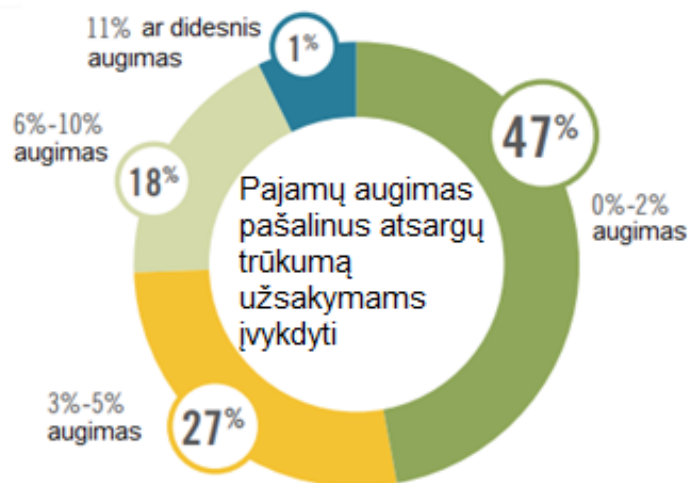
Panchak'a (2014) straipsnyje aprašo atliktą detalesnį, panašaus pobūdžio tyrimą. Aprašomo tyrimo tikslas – ištirti JAV gamybinių įmonių praktiką, kurios naudoja rinkos paklausos prognozes produkcijos kiekio planavimui. Iš viso buvo apklaustos 347 įvairių pramonės šakų gamybinės įmonės, buvo klausama apie prognozavimo ir planavimo iššūkius, tikslumą, naudojamus duomenis, metodus ir kt.

Iš straipsnyje pateiktų tyrimo rezultatų matome, kaip tikslesnis produkcijos kiekio planavimas veikia pelno augimą įmonėse. 34 proc. apklaustųjų teigė, kad naudojant tikslesnius prognozavimo metodus produkcijos kiekio nustatymui, pelnas padidėja iki 2 proc., 31 proc. apklaustųjų teigė – kad padidėja nuo 3 iki 5 proc., 23 proc. įvardino nuo 6 iki 10 proc. padidėjimą ir 12 proc. apklaustųjų įvardino didesnę nei 11 proc. pajamų augimą (žr. 3 pav.). Pagrindinė įvardinta pajamų augimo priežastis – pardavimų kiekio augimas.



**3 pav. Pajamų augimas dėl tikslesnio produkcijos kiekio planavimo.** Šaltinis: sudaryta pagal Panchak‘a (2014), p. 7.

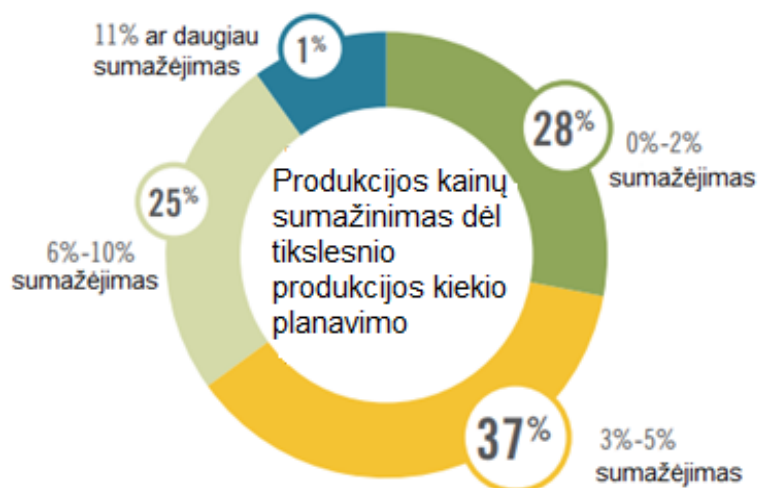
Kad tikslesnis produkcijos kiekio planavimas leidžia sumažinti arba pašalinti atsargų kiekio trūkumą ir dėl to padidinti pajamas iki 2 proc. teigia 47 proc. apklaustųjų, 27 proc. teigia, kad pajamos padidėjo nuo 3 iki 5 proc., 18 proc. įvardino nuo 6 iki 10 proc. augimą ir 1 proc. įvardino 11 proc. ir didesnę augimą (žr. 4 pav.).



**4 pav. Pajamų augimas pašalinus atsargų trūkumą užsakymams įvykdyti.** Šaltinis: sudaryta pagal Panchak‘a (2014), p. 7.

Tikslesnis produkcijos kiekio planavimas ne tik padidina pajamas, bet leidžia ir sumažinti gaminamos produkcijos kainas, dėl to padidėja įmonės konkurencingumas. Dėl tikslesnio planavimo, galimybę sumažinti produkcijos kainas iki 2 proc. įvardino 28 proc. apklaustųjų, nuo 3 iki 5 proc. – 37 proc. apklaustųjų., nuo 6 iki 10 proc. – 25 proc. ir 1 proc. įvardino galimybę kainas sumažinti 11 proc. ir daugiau (žr. 5 pav.).

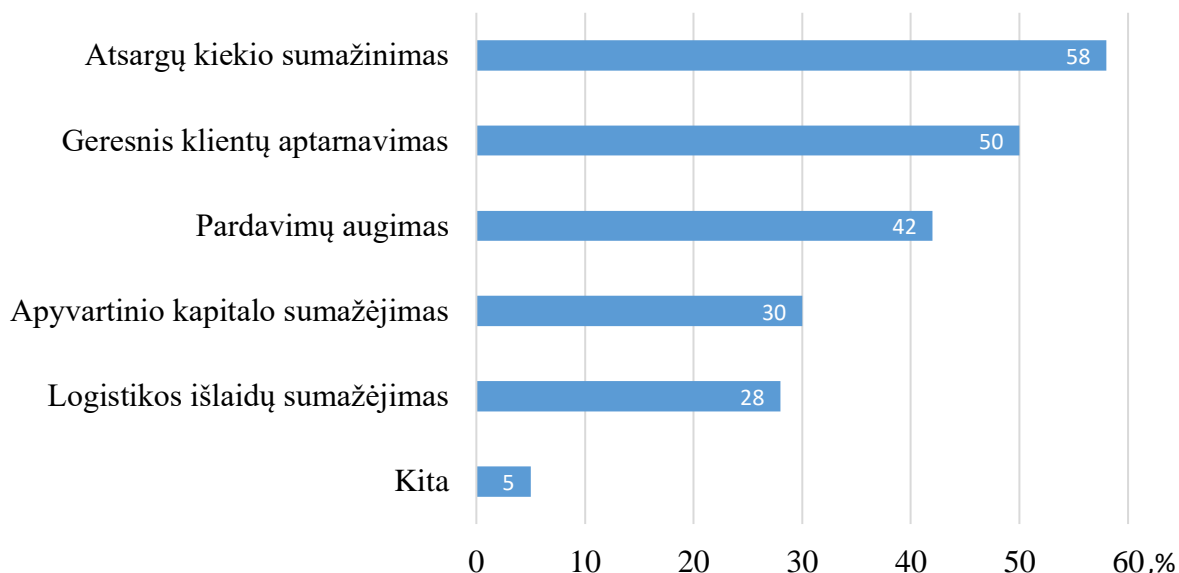




**5 pav. Kainų sumažėjimas dėl tikslesnio produkcijos kiekio planavimo.** Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.

Panchak'a (2014) teigia, kad atlikus tyrimą buvo nustatyta, kad iš visos naudos, kuri gaunama padidinus produkcijos kiekio planavimo tikslumą, svabiausia, kad tikslesnis produkcijos kiekio planavimas leidžia sumažinti atsargų kiekį, pagerinti klientų aptarnavimą ir padidinti pardavimų kiekį (žr. 6 pav.).

#### Produkcijos kiekio planavimo nauda



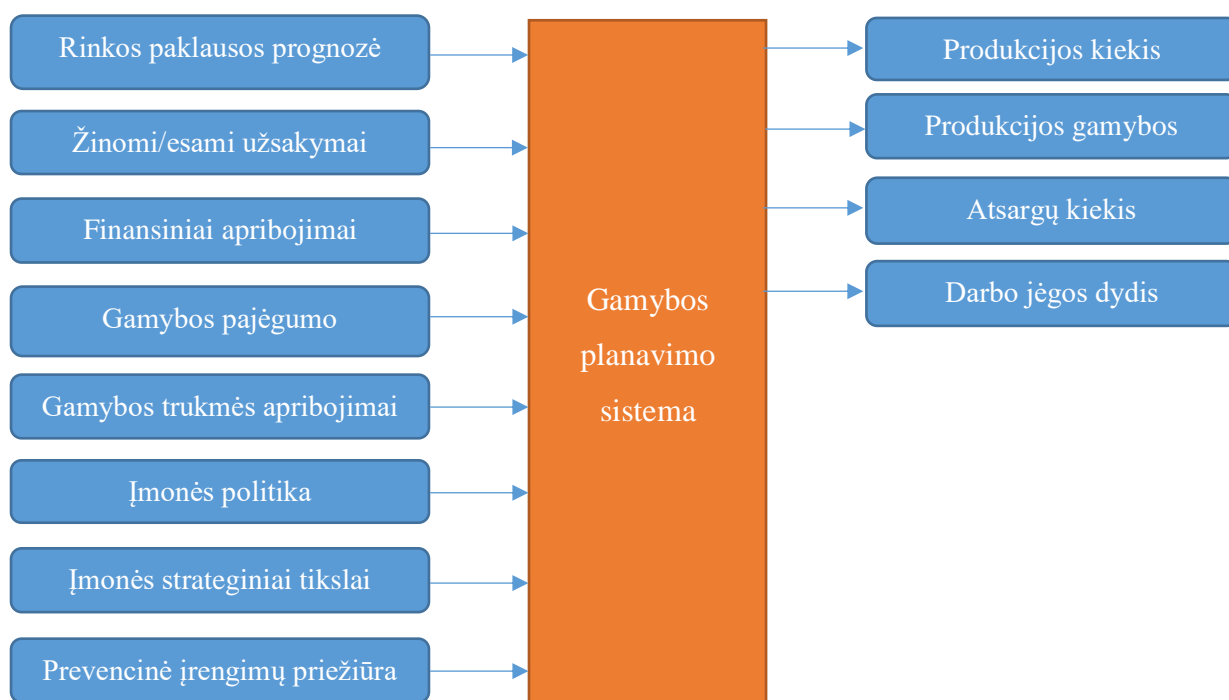
**6 pav. Produkcijos kiekio planavimo nauda.** Šaltinis: sudaryta pagal Panchak'a (2014), p. 7.

Remiantis "Aberdeen Group" atliktais tyrimais, bendrovės, turinčios tikslią pardavimų prognozavimo sistemą, yra 10 proc. labiau linkę padidinti savo metines pajamas ir 7,3 proc. labiau linkę pasiekti kvotą (Frost'a, 2017).

### 1.3. Produkcijos kiekio planavimo tikslumas

Sudarant produkcijos kiekio planą svarbiausia tikslumas. Kuo tiksliau bus nustatytas produkcijos kiekis, tuo efektyviau bus suplanuota gamyba ir paskirstyti įmonės ištekliai. Liu, Li, Yang'as, Wan'as, ir Uzsoy (2011) sudarė gamybos planavimo kaip įvesties ir išvesties sistemos schemą, iš kurios matome, kas veikia produkcijos kiekio planavimo tikslumą (žr. 7 pav.).

**Įvesties/išvesties sistema** – tai tokia sistema, į kurią įvedus turimą informaciją apie žaliavų kiekį, darbo jėgą, finansinę padėtį ir pan., gaunamos tam tikros, pageidaujamos reikšmės, pvz: produkcijos kiekis ir jo gamybos laikas *Business Dictionary* (2017).



7 pav. Gamybos planavimo sistema. Šaltinis: adaptuota pagal Liu, Li, Yang'as, Wan'as, ir Uzsoy (2011), p. 4237.

Remiantis gamybos planavimo sistemos schema, matome, kad iš visos informacijos, kuri naudojama sudarant produkcijos kiekio planą, pagrindinė ir daranti didžiausią įtaką gamybos planavimo tikslumui yra rinkos paklausos prognozių informacija.

Pardavimų prognozavimas naudojamas ne tik produkcijos kiekio planavime. Įmonėse pardavimų kiekio prognozavimas naudojamas numatyti kaip keisis užimamos rinkos dalis ir įmonės valdymo sprendimams priimti. Neįvertinus kokie bus įmonės pardavimai ateityje, negalime sudaryti įmonės veiklos planų, valdyti įmonės atsargų, pinigų srautų ar plėtros. Pardavimų prognozavimo tikslas – suteikti informaciją, kurią remiantis būtų galima priimti teisingus verslo valdymo sprendimus (Ward'a,

2017). Pardavimų prognozavimas leidžia identifikuoti galimas problemas kol vis dar yra laiko jų išvengti arba jas sumažinti (Frost'a, 2017).

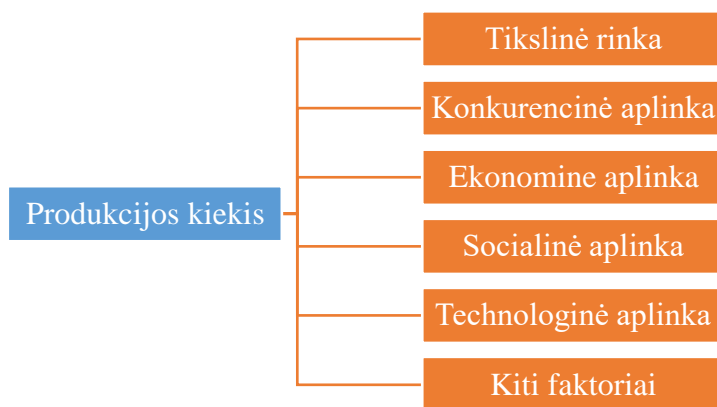
**Pardavimų prognozavimas** – tai procesas, būsimiems produktų pardavimų kiekiams nustatyti, pagrįstas istoriniais pardavimų duomenimis, rinkos tyrimais ir kt. (*Collins English Dictionary*, 2017), arba įmonės pardavimų apimčių ateityje nustatymas remiantis turima informacija apie rinką, ankstesnėmis pardavimų apimtimis ir kt. (*Cambridge Business English Dictionary*, 2017).

Mokslinės literatūros autoriai įvardina šias pagrindines priežastis, kodėl gaunamos netikslios pardavimų prognozės:

- neteisingas rinkos paklausos prognozavimo metodo parinkimas;
- nepakankama prognozuotojų kompetencija;
- nepakankamas statistinių įmonės pardavimų duomenų kiekis;
- neįvertinami visi rinkos paklausą sąlygojantys veiksniai;

Norint išvengti klaidų atliekant rinkos paklausos prognozavimą, reikia nuosekliai ir teisingai atlikti visą rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo procesą.

Mileris (2015) pateikia veiksnių sąrašą, nuo kurių priklauso įmonės produkcijos kiekis (žr. 8 pav.).



**8 pav. Pagrindiniai veiksniai, nuo kurių priklauso produkcijos kiekis.** Šaltinis: sudaryta pagal Mileris (2015), p. 50

*Conduct a Sales Forecast* (2013) taip pat pateikia pagrindinius veiksnius, nuo kurių priklauso produkcijos kiekis (žr. 1 lentelę).

1 lentelė. Pagrindiniai išoriniai ir vidiniai veiksniai, nuo kurių priklauso produkcijos kiekis. Šaltinis: sudaryta pagal Conduct a Sales Forecast (2013).

Nr.	Išoriniai veiksniai	Vidiniai veiksniai
1.	Sezoniškumas	Darbuotojų problemos
2.	Valstybės ekonominė padėtis	Investicijų pokyčiai
3.	Konkurencinė aplinka	Pardavimų motyvavimo planai
4.	Politiniai įvykiai	Atsargų trūkumas
5.	Stiliaus pokyčiai	Apyvartinio kapitalo trūkumas
6.	Vartotojų darbo užmokestis	Kainų pokyčiai
7.	Populiacijos pokyčiai	Paskirstymo metodų pokyčiai
8.	Oras	Gamybos pajėgumų trūkumas
9.	Produktyvumo pokyčiai	Nauji produktai

Tiksliai suplanuoti produkcijos kiekį galima tik remiantis tiksliais rinkos paklausos prognozėmis. Nors sudaryti tiksliai rinkos paklausos prognozes sudėtinga dėl didelio rinkos paklausos neapibrėžtumo, kuris priklauso nuo įvairių vidinių ir išorinių veiksnių, tačiau tik padidinus prognozių tikslumą galima optimizuoti produkcijos kiekio planavimą.

Apibendrinant pirmąją darbo dalį, pastebėta, kad produkcijos kiekio planavimas daro didelę įtaką visam įmonės gamybos planavimo procesui. Produkcijos kiekio planavimas yra vienas iš pirmųjų gamybos planavimo proceso etapų, nuo kurio tikslumo priklauso gamybos efektyvumas. Didžiausią įtaką produkcijos kiekio planavimas daro atsargų valdymui. Remiantis mokslinėje literatūroje atliktais tyrimais, padidinus produkcijos kiekio planavimo tikslumą, galima 58 proc. sumažinti atsargų kiekį, 50 proc. pagerinti klientų aptarnavimą ir 42 proc. padidinti parduodamos produkcijos kiekį.

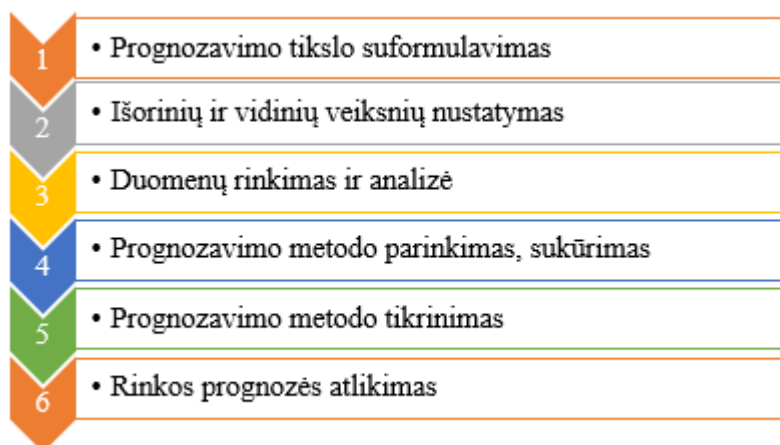
Planuojant produkcijos kiekį, svarbiausia tikslumas. Kadangi įmonėse produkcijos kiekis planuojamas remiantis įmonėje atliktomis rinkos paklausos prognozėmis, todėl norint kuo tiksliau atlikti produkcijos kiekio planavimą reikia teisingai atlikti visą rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo procesą. Tik padidinus prognozių tikslumą galima tiksliau suplanuoti produkcijos kiekį.

## 2. TEORINIAI RINKOS PAKLAUSOS PROGNOZAVIMO ASPEKTAI

Optimizuoti produkcijos kiekio planavimą gamybinėse įmonėse galima tik padidinus sudaromų rinkos paklausos prognozių tikslumą. Dėl šios priežasties šioje darbo dalyje bus atliekama teorinių rinkos paklausos prognozavimo aspektų analizė, siekiant išsiaiškinti kokia yra rinkos paklausos prognozavimo struktūra, kaip reikia pasirinkti rinkos paklausos prognozavimo metodą, sudaryti rinkos paklausos prognozes ir jas įvertinti.

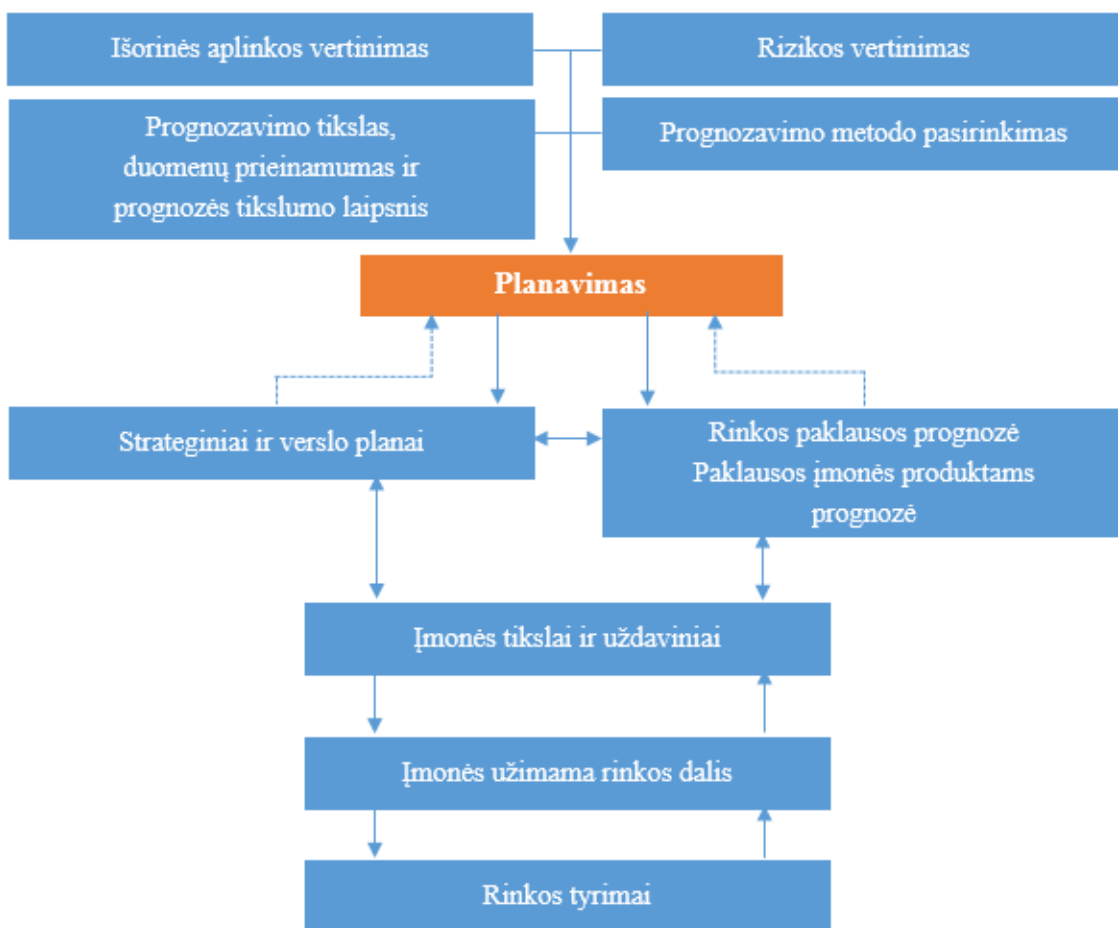
### 2.1. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra

Skirtingi autoriai pateikia skirtingas prognozavimo struktūras. Bails'as ir Peppers'as (1993) pateikė supaprastinta rinkos prognozavimo struktūrą (žr. 9 pav.).



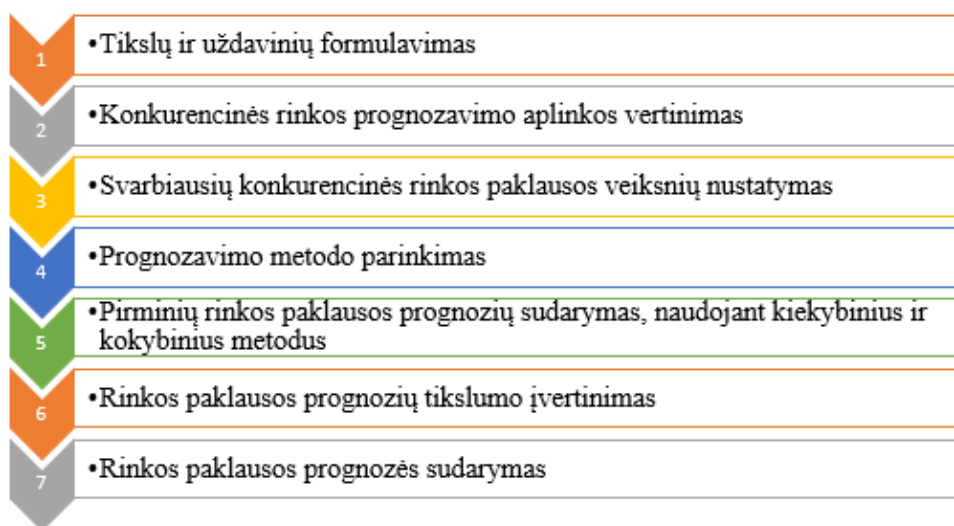
9 pav. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra. Šaltinis: sudaryta pagal Bails'as, Peppers'as (1993)

Shim'as, Siegel'is ir Liew'is (1994) pateikdami prognozavimo struktūrą akcentuoja aplinkos ir rizikos vertinimą, teigdami, kad rinkos paklausos prognozavimas yra įmonės padalinių sprendimų sudėtinė dalis (žr. 10 pav.).

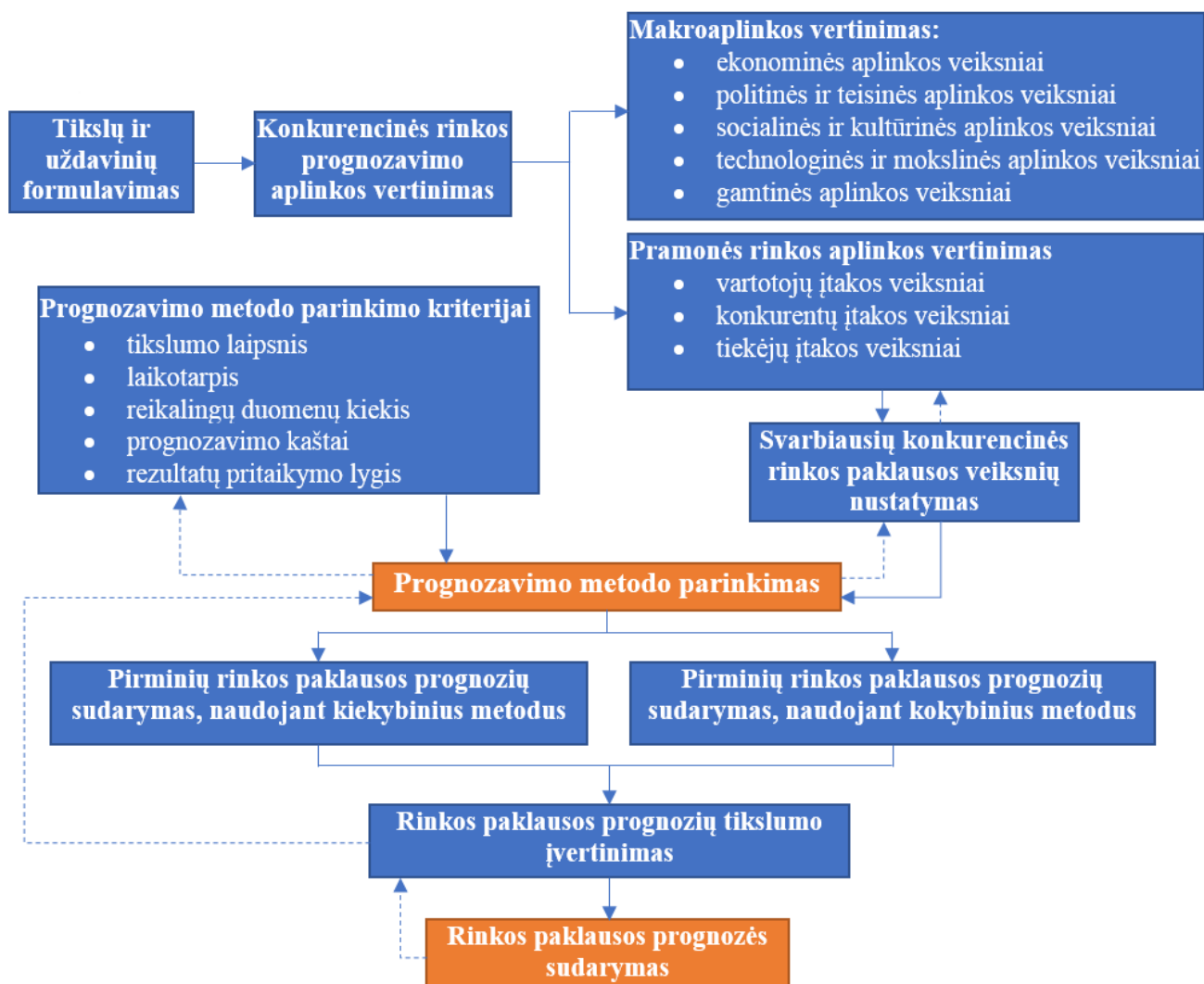


**10 pav. Rinkos paklausos prognozavimo struktūra.** Šaltinis: sudaryta pagal Shim'as, Siegel'is ir Liew'is (1994).

Remdamiesi įvairių autorių moksliniais darbais, Kvainauskaitė ir Snieška (2003) išskyrė septynis rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo etapus (žr. 11 pav.) ir sudarė rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo modelį (žr. 12 pav.).



**11 pav. Rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo etapai.** Šaltinis: sudaryta pagal Kvainauskaitė ir Snieška (2003), p. 80.



**12 pav. Rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo modelis.** Šaltinis: sudaryta pagal Kvainauskaitė ir Snieška (2003), p. 82.

Atsižvelgiant į rinkos prognozavimo modelius, pirmame rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo etape reikia apibrėžti tikslus kodėl atliekamas rinkos paklausos prognozavimas. Tikslai sudaromi atsižvelgiant į:

- produkto lygį;
- laikotarpį, kuriam prognozuojama;
- regioniškumą (Kvainauskaitė ir Snieška, 2003).

Šiems tikslams pasiekti reikia atlikti makroaplinkos ir pramonės rinkos aplinkos vertinimą (žr 12 pav.). Vertinant aplinką, visų pirma reikia įvertinti veiksnių daromą įtaką ir nuspresti kuriems veiksniams reikės išsamių tyrimų, o kuriems užteks apibendrintos analizės. Įvertinus aplinkos veiksnius išskiriami svarbiausi, panaudojant eksperimentinio vertinimo, scenarijų sudarymo ir koreliacijos metodus. Pabrėžiama, kad nuo šio etapo priklausys rinkos paklausos prognozių tikslumas, o gauti svarbiausi veiksniai toliau bus naudojami prognozavimo metodo parinkimui.

Ketvirtame etape pasirenkamas prognozavimo metodas remiantis metodo pasirinkimo kriterijais ir užsibrėžtais tikslais (žr. 12 pav.). Svarbu, kad pasirinktas prognozavimo metodas leistų įvertinti ne tik kiekybinius, bet ir kokybinius veiksnius. Kvinauskaitė ir Snieška (2003) pateikia pagrindinių prognozavimo metodų vertinimą pagal kriterijus (žr. 2 lentelę).

2 lentelė. Pagrindinių prognozavimo metodų vertinimas pagal kriterijus. Šaltinis: sudaryta pagal Kvinauskaitė ir Snieška (2003), p. 78

Kriterijai	Kokybinis prognozavimas					Kiekybinis prognozavimas							
	Nuomonių metodai			Skaiciuoti metodai		Laiko eilučių metodai			Priežastiniai metodai				
	Įmonės administracijos nuomonė	Ekspertų nuomonė	Delphi metodas	Rinkos apžvalga	Vartotojų apklausa	Slankieji vidurkiai	Eksponentinis išlyginamasis	Box-Jenkins metodas	Paprastoji tiesinė regresija	Sudėtinė regresija	Ekonometriniai modeliai	Barometrinio prognozavimo metodai	Sąnaudų išėigos metodas
1. Tikslumo laipsnis													
Prognozuojamų rodiklių	5	5	7	5	5	4	5	10	5	8	10	7	8
Verslo posūkio taškų	0	3	0	0	0	0	0	8	0	4	6	8	9
2. Laikotarpis													
Trumpas (<3 mėn.)	-	-	+	-	-	+	+	+	-	+	+	-	-
Vidutinis (3 mėn. – 2 m.)	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Ilgas (>2 m.)	+	+	+	+	+	-	-	+	+	+	+	+	+
3. Reikalingų pradinių duomenų kiekis, laikotarpiais	-	-	-	-	-	5-10	5	6	30	30-50	50	30-50	50
Prognozavimo kaštai, balais	3	3	4	4	4	1	2	10	3	5	9	9	10
Rezultatų įdiegimo ir pritaikymo lygis, balais	9	8	7	8	8	10	9	4	9	7	5	6	5

*Pastaba:* Skaitmeninės vertinimų reikšmės gautos remiantis metodų taikymo modeliavimo duomenimis, aukščiausiai pozicijai skiriant 10 balų, žemiausiai – 0 balų.

Taip pat pagrindinių prognozavimo metodų vertinimą pagal kriterijus yra atlikę ir kiti mokslinės literatūros autoriai. Chambers'as, Mullick'as ir Smith'as (1971) pateikia tokių prognozavimo metodų vertinimą (žr. 3 lentelę).



3 lentelė. Pagrindinių prognozavimo metodų vertinimas pagal kriterijus. Šaltinis: adaptuota pagal Chambers'as, Mullick'as ir Smith'as (1971)

Kriterijai	Kokybinis prognozavimas				Kiekybinis prognozavimas					
	Asmeninė nuomonė	Ekspertų nuomonė	Delphi metodas	Rinkos apžvalga	Slankieji vidurkiai	Eksponentinis išlyginamasis	Box-Jenkins metodas	X-11 metodas	Paprastoji tiesinė regresija	Ekonometriniai modeliai
1. Dažniausiai naudojama	Ilgo laikotarpio prognozių sudaryme, naujų produktų pardavimų prognozavime, maržų prognozių sudaryme.				Mazos apimties gaminių atsargų valdyme.	Gamybos ir atsargų valdyme, maržų prognozių sudaryme ir kt.	Didelės apimties gaminių gamybos ir atsargų valdyme, pinigų balanso prognozavime.	Įmonės pardavimų sekimui, posūkių taškų vertinimui.	Produktų pardavimų prognozavime, maržų prognozių sudaryme ir kt.	
2. Laikotarpis										
Trumpas (<3 mėn.)	-	+	-	+	+	+	+	+	+	+
Vidutinis (3 mėn. – 2 m.)	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Ilgas (>2 m.)	+	+	+	-	-	-	-	-	-	+
3. Posūkių taškų įvertinimo tikslumas	Patenkinamas	Patenkinamas	Geras	Labai geras	Patenkinamas	Patenkinamas	Patenkinamas	Labai geras	Labai geras	Puikus
Prognozavimo kaštai, balais	3	3	5	6	3	3	5	5	6	8
Prognozės atlikimo laikas	1 sav.	2 sav.	2 mėn.	3 mėn.	1 d.	1 d.	2 d.	1 d.	Priklauso nuo daug faktorių.	2 mėn.

Amstrong'as (2001) savo moksliniame darbe pateikia lentelę, kurioje, remiantis atliktais tyrimais, sudarytas rinkos paklausos prognozavimo metodų sąrašas atsižvelgiant į jų panaudojimo dažnumą įmonėse (žr. 4 lentelę).

4 lentelė. Rinkos paklausos prognozavimo metodų naudojimo dažnumas. Šaltinis: adaptuota pagal Amstrong'as (2001), p. 2

Prognozavimo metodas	Panaudojimo dažnis
Ekspertų nuomonė	44.8%
Naivusis prognozavimas	30.6%
Slankieji vidurkiai	20.9%
Sudėtinė regresija	12.7%
Ekonometriniai modeliai	11.9%
Ekspontinis išlyginamasis	11.2%
Paprastoji tiesinė regresija	6.0%
Box-Jenkins	3.7%

Panchak'a (2014) atlikus tyrimą sudarė lentelę, kurioje surašė tyrime dalyvavusių įmonių naudojamus rinkos paklausos prognozavimo metodus pagal jų panaudojimo dažnį. (žr. 5 lentelę).

5 lentelė. Gamybinėse įmonėse naudojami rinkos paklausos prognozavimo metodai ir jų panaudojimo dažnumas. Šaltinis: adaptuota pagal Panchak'a (2014), p. 10.

Prognozavimo metodas	Panaudojimo dažnis
Excel skaičiuoklės	77%
Slankusis vidurkis	44%
Rinkos prognozavimas	34%
Laiko eilučių metodai	26%
Kombinuoti metodai	26%
Regresinis modelis	21%
Simuliacijos	19%
Ekspontinis išlyginamasis	18%
Autoregresinis integruotas slankusis vidurkis	8%
Žaidimų teorijos modelis	3%

Parinkus prognozavimo metodą ir sudarius prognozę, svarbu įvertinti prognozių tikslumą. Prognozių tikslumą siūloma vertinti naudojant ex ante ir ex post vertinimo rodiklius.

Ex ante rodiklių grupė sudaryta iš:

- prognozės variacijos rodiklio  $V_t^2$ ;
- leistinos prognozės paklaidos rodiklio  $\eta_t$ .

Dažniau naudojama ex post rodiklių grupė sudaryta iš:

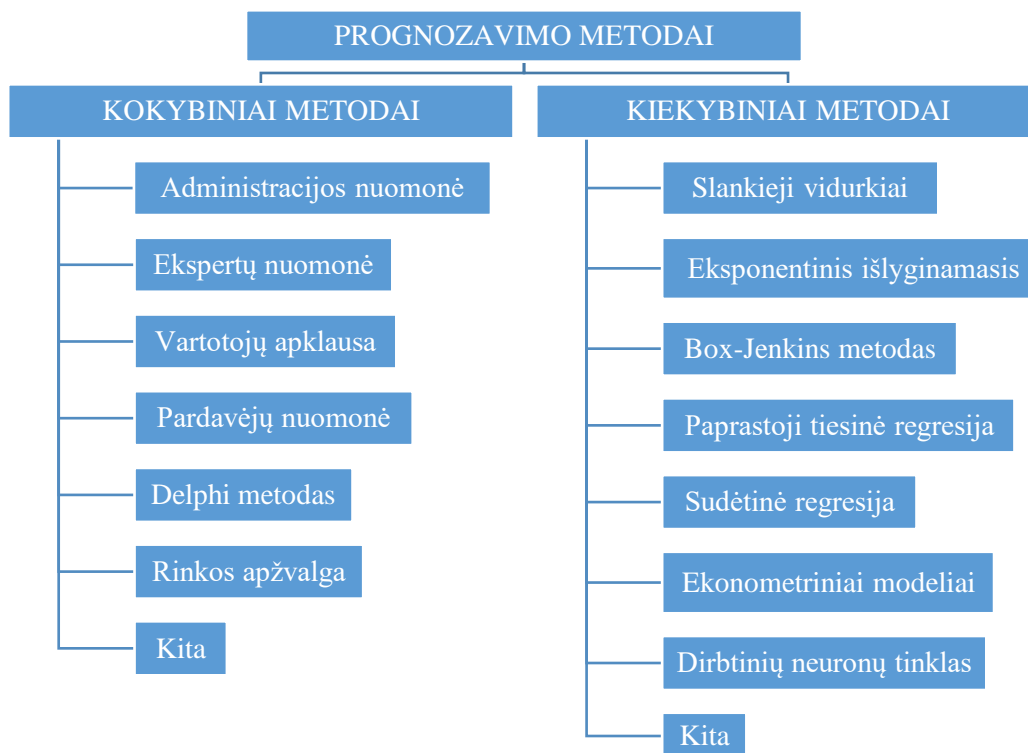
- prognozavimo paklaidos rodiklio  $e_t$ ;
- vidutinės procentinės absoliutinės paklaidos rodiklio MAPE;
- vidutinės procentinės paklaidos rodiklio MPE;
- vidutinės kvadratinės paklaidos rodiklio MSE (Kvinauskaitė ir Snieška, 2003).

Jei įvertinus prognozių tikslumą gautos rodiklių reikšmės tinkamos, pasirinktą metodą galima naudoti atliekant rinkos paklausos prognozę.

Atliekant rinkos paklausos prognozavimą svarbu aiškiai ir tiksliai nusistatyti tikslus, išsamiai įvertinti aplinką ir remiantis prognozavimo metodo pasirinkimo kriterijais tinkamai pasirinkti prognozavimo metodą. Pasirinkus prognozavimo metodus reikia sudaryti pirmines prognozes ir jas patikrinti apskaičiuojant prognozių vertinimo rodiklius. Tik esant pakankamam prognozių tikslumui galima atlikti įmonės rinkos paklausos prognozavimą ir suplanuoti produkcijos kiekį.

## 2.2. Rinkos paklausos prognozavimo metodų analizė

Metodų rinkos paklausos prognozavimui yra daug, o jie dažniausiai pasirenkami pagal įmonės strategiją. Prognozavimo metodai yra skirstomi į kokybinius ir kiekybinius. Pagrindiniai suklasifikuoti prognozavimo metodai pateikti 13 pav.



13 pav. Rinkos paklausos prognozavimo metodai. Šaltinis: adaptuota pagal Štuopytė (2004).

Remiantis pirmoje darbo dalyje analizuotais tyrimais, detalesnei rinkos paklausos prognozavimo metodų analizei buvo pasirinkti trys kokybiniai ir trys kiekybiniai prognozavimo metodai. Metodai pasirinkti pagal 12 paveiksle pateiktus prognozavimo metodo pasirinkimo kriterijus, 2 ir 3 lentelėse pateiktus metodų įvertinimus ir 4, 5 lentelėse pateiktus tyrimų rezultatus. Iš kokybinių metodų buvo pasirinkti ekspertų nuomonės, vartotojų apklausos ir DELFI metodai. Iš kiekybinių metodų buvo pasirinkti slankiojo vidurkio, eksponentinio išlyginimo ir dirbtinių neuronų tinklo metodai. Didesnis dėmesys bus skirtas dirbtinių neuronų tinklo modeliui, kuris mokslinėje literatūroje įvardinamas kaip pasižymintis plačiu pritaikomumu ir tikslumu, pralenkiančiu kitus metodus.

### 2.2.1. Kokybiniai metodai

Kokybiniai arba kitaip vadinami subjektyvūs metodai – tai nuomone pagrįsti prognozavimo metodai, kurių rezultatas yra grupės asmenų nuomonė nusakanti kaip keisis rinkos paklausa. Kokybiniai prognozavimo metodai dažniausiai naudojami kai nėra duomenų arba kai nėra skaitine reikšme išreikštų duomenų, naujų produktų paklausai prognozuoti ir ilgo laikotarpio prognozėms sudaryti. Pagrindiniai šių metodų trūkumai: jie remiasi subjektyvia ekspertų nuomone, nėra įvertinami duomenų svyravimai ir negalima sudaryti trumpo laikotarpio prognozių.

**Ekspertų nuomonė.** Tai metodas, naudojamas kai reikalinga ekspertų, gerai pažįstančių tam tikrą sritį, nuomonė. Ekspertai gali būti tos pačios įmonės, tam tikro skyriaus darbuotojai arba samdomi specialistai, verslo valdymo konsultantai iš šalies. Dažniausiai, naudojant šį metodą sudaroma grupė žmonių iš įmonės darbuotojų ir trečiųjų šalių ekspertų, turinčių savo nuomonę ir iš anksto sudarytą prognozę. Susirinkę ekspertai diskutuoja apie jų sudarytas prognozes, bando pagrįsti savo nuomonę, kol priimamas vieningas, pagrįstas sprendimas ir sudaroma prognozė.

**Vartotojų apklausa.** Šis metodas skirtas išsiaiškinti vartotojų nuomonę apie parduodamus produktus ar teikiamas paslaugas, išsiaiškinti kiek vartotojas planuoja nusipirkti prekių ar paslaugų ateityje.

Vykdamas rinkos tyrimus yra sudaromas klausimynas, kuris leistų įvertinti klientų nuomonę apie gaminamus produktus ar teikiamas paslaugas. Tada atrenkami klientai ir atliekama jų apklausa. Svarbu, apklausti kuo daugiau klientų, kad būtų galima kuo tiksliau įvertinti esamą situaciją. Pagrindiniai šio metodo trūkumai – tyrimas užima daug laiko, dažniausiai reikalauja didelių išlaidų ir negarantuoja tikslumo.

**DELFI metodas.** Tai dar vienas kokybinis metodas, panašus į ekspertų nuomonės metodą. Naudojant šį metodą, apklausiami įmonėje dirbantys arba trečiųjų šalių ekspertai, siekiant sužinoti kaip jų nuomonę keisis rinkos paklausa. Pagrindinis skirtumas tarp ekspertų nuomonės ir DELFI metodo yra toks, kad naudojant šį metodą ekspertai apklausiami atskirai, jie nesusitinka vieni su kitais, dėl to

ekspertai neveikia vienas kito nuomonės ir gaunami įvairesni rezultatai. Šio metodo rezultatas yra apibendrinta visų ekspertų nuomonė ir sudaryta prognozė.

Visuose kokybiniuose metoduose galime rasti panašumo. Visi metodų rezultatai yra pagrįsti kažkieno nuomone ir patirtimi. Nėra įvardinta, kuris kokybinis rinkos paklausos prognozavimo metodas yra tiksliausias. Tikslumas priklauso nuo įvairių veiksnių, dėl to skirtingais atvejais dažniausiai tenka naudoti skirtingus metodus. Kokybinių prognozavimo metodų tikslumo padidinimui, mokslinėje literatūroje siūloma didinti ekspertų ar respondentų kiekį, remtis kuo didesnę patirtį turinčiais ekspertais, sudaryti aiškias, trumpų klausimų apklausas ir tinkamai interpretuoti rezultatus.

## 2.2.2. Kiekybiniai metodai

Kiekybiniai arba kitaip vadinami objektyvūs metodai- tai metodai, kurie sudarant prognozes remiasi įmonės praeities duomenis apie rinkos paklausos dydį, pardavimų kiekį ir kt. Šie metodai skirti apskaičiuoti kaip keisis rinkos paklausa ateityje. Kiekybiniai metodai yra tikslesni ir praktikoje dažniau naudojami už kokybinius metodus.

### 2.2.2.1. Slankiojo vidurkio metodas

Šis metodas taikomas prognozuoti rinkos paklausai, kuri nepasižymi ryškiais tiesinio ar sezoninio trendo bruožais. Slankusis vidurkis skaičiuoja paskutiniųjų  $n$  reikšmių vidurkį, o gauta vidurkio reikšmė įvardinama kaip prognozė naujam laikotarpiui (1). Slankusis vidurkis apskaičiuojamas remiantis šia formule:

$$y_t = \frac{1}{n} \sum_{i=t}^{t-n+1} y_i ; \quad (1)$$

Čia:  $y_t$  – prognozuojama reikšmė,  $n$  – laikotarpių skaičius, kuriam skaičiuojamas slankusis vidurkis,  $y_t$  – faktiška ekonominio rodiklio reikšmė  $i$ -tuoju laikotarpiu (Kvainauskaitė ir Snieška, 2003).

Remiantis moksliniais tyrimais, slankiojo vidurkio metodas yra vienas iš dažniausiai naudojamų metodų rinkos paklausos prognozavime. Metodas naudojamas mažos apimties atsargų valdyme, sudarant trumpo ar vidutinio laiko prognozes.

### 2.2.2.2. Eksponentinis išlyginamasis metodas

Tai metodas, iš dalies panašus į slankiojo vidurkio metodą. Šis metodas dažniausiai naudojamas trumpo laikotarpio prognozėms sudaryti, esant sąlyginai pastoviai rinkos paklausai. Pagrindinis privalumas yra toks, kad metodas gali padėti parodyti kokiomis tendencijomis pasižymi dinaminė eilutė, įvardinti sezoninius svyravimus ir sumažinti neteisingų prognozių įtaką sudaromai prognozei. Tačiau šis metodas negali būti naudojamas kai dinaminė eilutė pasižymi ilgalaikiais svyravimais ir pastebimu trendu.

Apskaičiuojant prognozę, eksponentinis išlyginamasis metodas naudoja kintamus svorinius koeficientus, kurie ilgainiui eksponentiškai mažėja. Jie nustatomi pagal (2) formulę:

$$\alpha; \alpha(1 - \alpha); \alpha(1 - \alpha)^2; \alpha(1 - \alpha)^3; \dots \alpha(1 - \alpha)^{t-1}; \quad (2)$$

Prognozės reikšmė gaunama apskaičiuojant visos dinaminės eilutės reikšmių vidurkį (3).

$$y_t = \alpha \cdot y_{t-1} + (1 - \alpha) \cdot \bar{Y}_t; \quad (3)$$

Čia:  $y_t$  – prognozuojama reikšmė,  $t$  – laikotarpio numeris,  $\alpha$  – išlyginamoji konstanta ( $0 < \alpha < 1$ ),  $\bar{Y}_t$  – sulygintų ekonominių rodiklių reikšmė (Kvainauskaitė ir Snieška, 2003).

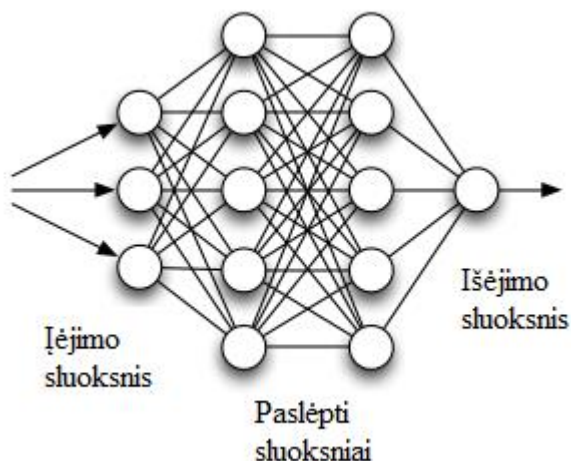
Mokslinėje literatūroje pabrėžiama, kad svorinius koeficientus nerekomenduojama imti mažesnius už 0,05 ir didesnius už 0,3, nes nuo koeficientų dydžio priklauso viso metodo greitaveika. Patraukli šio metodo savybė – sudaryta prognozė naudojant šį metodą skirtingai atsižvelgia į visas istorines paklausos reikšmes. Kuo senesnė paklausos reikšmė, tuo mažesnę įtaką ji daro prognozei (Forecasting Fundamentals).

### 2.2.2.3. Dirbtinių neuronų tinklo modelis

Dirbtinių neuronų tinklas – tai prisitaikantis statistinis modelis, kurio struktūra panaši į smegenis (Abdi's, Valentin'as ir Edelman, 1999). Dirbtinių neuronų tinklo modelis buvo sukurtas kopijuojant smegenis ir juose vykstančius procesus, o pagrindinis tikslas buvo sukurti modelį, kuris galėtų mokytis ir prisitaikyti. Šis metodas labai plačiai taikomas įvairiose srityse.

Dirbtinį neuronų tinklą sudaro tarpusavyje sujungti skaičiuojantys elementai, kurie yra panašūs į smegenyse esančius neuronus (žr. 14 pav.). Toks tinklas sudarytas iš įėjimo sluoksnio, paslėptų sluoksnių ir išėjimų sluoksnio. Įėjimo sluoksnio neuronai apdoroja ir perduoda įėjimo reikšmes paslėpto sluoksnio neuronams, kuriuose atliekami skaičiavimai. Pagal apskaičiuotas reikšmes, išėjimo sluoksnio neuronai formuoja tinklo reakciją, išėjimo reikšmes. Skaičiuojantys elementai sujungti įvairaus stiprumo

jungtimis nuo kurių priklauso tinklo reakcija į tam tikrą poveikį. Siekiant pritaikyti tokį tinklą konkrečiam uždaviniui spręsti, naudojami mokymo duomenys ir specialūs mokymo algoritmai, kurių pagalba keičiami skaičiuojančių elementų jungčių stiprumo koeficientai, siekiant nustatyti kaip tinklas turėtų reaguoti į tam tikrą poveikį.



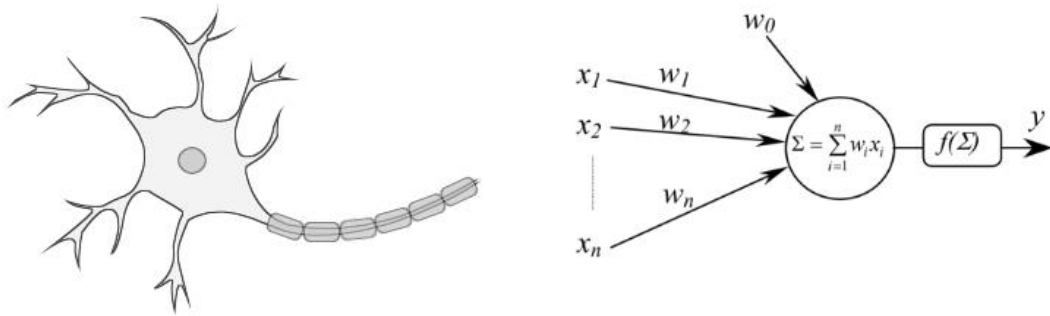
**14 pav. Dirbtinių neuronų tinklas.** Šaltinis: adaptuota pagal Dolhansky (2014).

Gebėjimas mokytis yra didžiausias modelio privalumas. Modelis, žinodamas įėjimo reikšmes ir kokias reikšmes turi gauti, atlikęs skaičiavimus įvertina savo apskaičiuotų reikšmių paklaidą ir naudodamas mokymosi algoritmą keičia savo parametrus, kad apskaičiuojama reikšmė būtų kuo tikslesnė.

Dirbtiniai neuronų tinklai, kaip statistiniai įrankiai, naudojami įvairiose srityse. Jie pritaikomi ne tik statistikoje ar ekonometrijoje, bet ir psichologijoje, inžinerijoje, fizikoje ir kt. (Abdi's, Valentin'as ir Edelman, 1999). Teigiama, kad greitai šių metodų naudojimas turėtų dar išaugti, nes teisingai sudarytas ir naudojamas dirbtinių neuronų modelis žymiai pralenkia kitus metodus.

### **2.2.2.3.1. Dirbtinis neurono modelis**

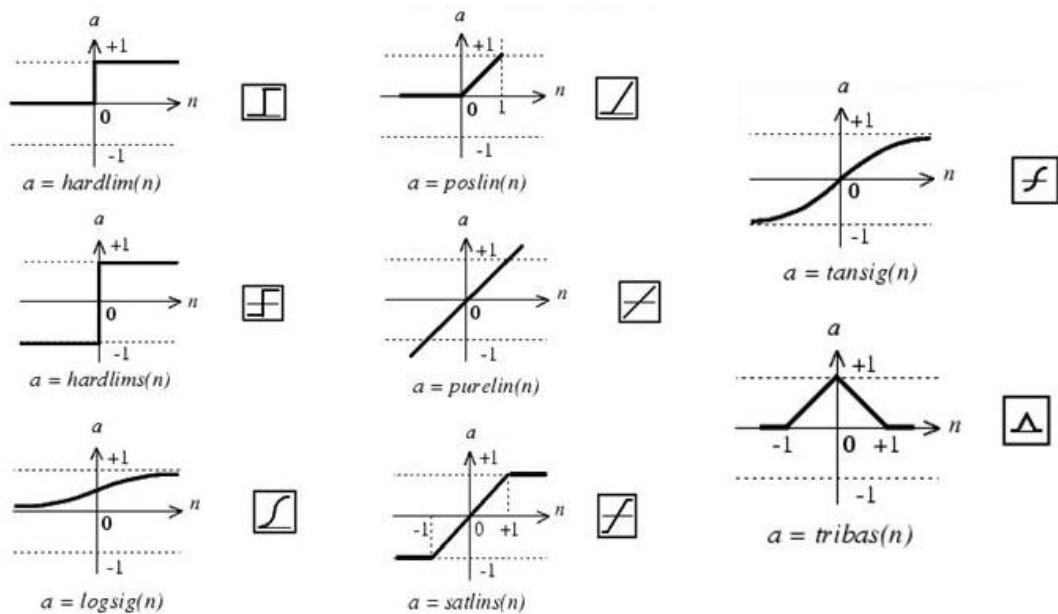
Dirbtinių neuronų tinklo skaičiuojantys elementai savo struktūra labai artimi tikriems, biologiniams neuronams. Dirbtinis neuronas gali turėti nuo vieno iki  $n$  įėjimų, kuriais gauna reikšmes iš kitų tinklo neuronų arba iš viso tinklo įėjimų. Kiekvienas įėjimas turi savo perdavimo koeficientą, kuris dar vadinamas įėjimo svoriu. Svoris įtakoja įėjimo reikšmę, kuri naudojama skaičiuojant suminę visų įėjimų reikšmę. Jei suminė įėjimų reikšmė viršija ribinę nustatytą neurono reikšmę, neuronas aktyvuojamas ir išėjime atsiranda tam tikra reikšmė, priklausanti nuo neurono perdavimo funkcijos. Dirbtinio neurono modelis pateiktas 15pav.



15 pav. Neurono modelis. Šaltinis: adaptuota pagal Priyanshu (2017).

Dirbtinio neurono įėjimai gali turėti teigiamą arba neigiamą svorį. Neigiamo svorio įėjimas turi slopinantį efektą, o teigiamo svorio – žadinantį.

Skaičiuojančių elementų perdavimo funkcijų yra daug ir labai skirtingų. Neurono perdavimo funkcija aprašo kaip keičiasi išėjimo reikšmės sužadinus neuroną. Pavyzdžiui, jei turime šuolinės perdavimo funkcijos neuroną, įėjimų suminei reikšmei viršijus ribinę reikšmę, išėjime atsiras 1, kitu atveju – 0. Pagrindinės neuronų perdavimo funkcijos pateiktos 16 paveiksle.



16 pav. Pagrindinės dirbtinių neuronų perdavimo funkcijos. Šaltinis: adaptuota pagal Debes'is, Koenig'as ir Gross'as (2005).

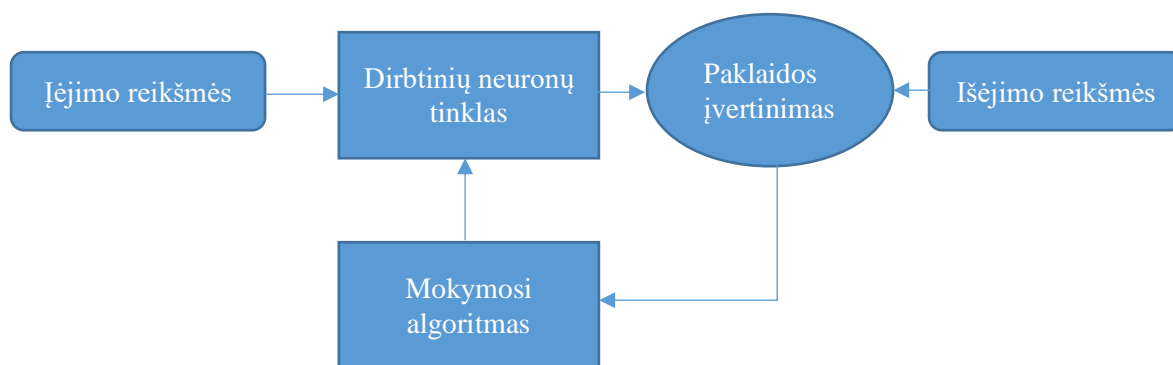
Kokios perdavimo funkcijos neuronai bus naudojami neuronų tinkle nustatoma atliekant tinklo mokymą specialiais mokymo algoritmais.



### 2.2.2.3.2. Dirbtinių neuronų tinklo mokymas

Pagrindinis dirbtinių neuronų tinklo privalumas – galimybė mokytis. Kuriant tokį tinklą, svarbu, kad tinklas kuo tiksliau prisitaikytų pagal žinomus duomenis. Struktūrinė tokio tinklo mokymosi schema pateikta 15 paveiksle.

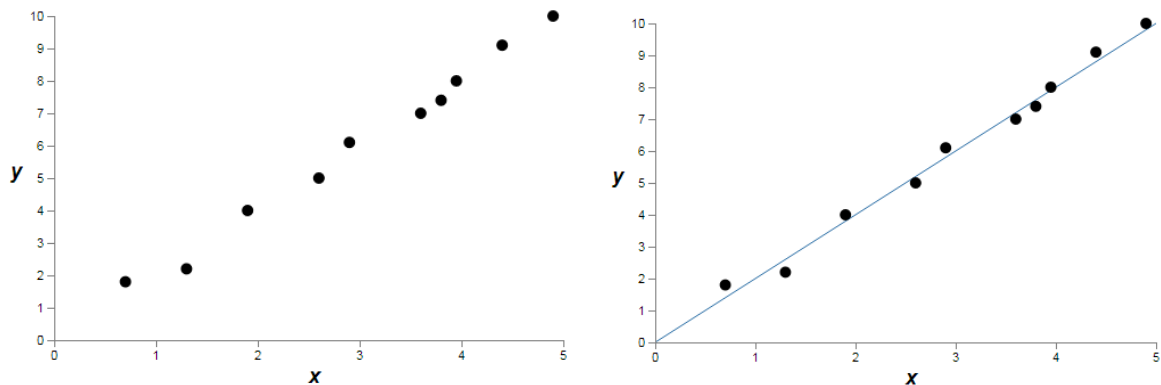
Atliekant dirbtinių neuronų tinklo apmokymą, siekiama, kad kiekvienai įėjimo reikšmei gautume kuo tikslesnę išėjimo reikšmę nustatytai išėjimo reikšmei. Apmokymo tikslas – sudaryti tokį statistinį modelį, kuris būtų kuo panašesnis į naudotą apmokymo reikšmėms gauti.



17 pav. Struktūrinė dirbtinių neuronų tinklo mokymosi schema. Šaltinis: adaptuota pagal Artificial Neural Network tutorial (2008).

Tinklo apmokymas prasideda nustatant apmokymo duomenis (žr. 18 pav.). Norint pagal  $x$  reikšmę išmokinti neuronų tinklą prognozuoti kokia bus  $y$  reikšmė, į tinklo įėjimą, po vieną, paduodamos įėjimo reikšmės ir laukiama tinklo reakcijos. Tinklo reakcija, gauta reikšmė išėjime, lyginama su  $y$ , užduota reikšme ir įvertinama paklaida. Gauta paklaida naudojama tinklo koeficientų keitimui. Naudojamas mokymosi algoritmas pakeičia tinklo koeficientus atsižvelgdamas į paklaidą, kad gauta reikšmė būtų kuo tikslesnė užduotai išėjimo reikšmei. Taip tinklas apmokomas su kiekviena įėjimo ir užduota išėjimo reikšme. Tinklo mokymo pradžioje gautos reikšmės pasižymi didele paklaida, tačiau pabaigoje, nustatius geriausią tinklo koeficientų derinį, galima gauti labai tikslias išėjimo reikšmes užduotų reikšmių atžvilgiu.

Tokios prisitaikančios sistemos yra pakankamai sudėtingos, tačiau leidžia rasti optimaliausius sistemos koeficientus užduotoms reikšmėms gauti. Tinklo mokymo tikslas – parinkti tinklo parametrus taip, kad skirtumas tarp išėjimo ir užduotos reikšmės būtų mažiausias (žr. 18 pav.).



**18 pav. Dirbtinių neuronų tinklo adaptavimas pagal duotas reikšmes.** Šaltinis: adaptuota pagal Nielsen'as (2017).

Dirbtinių neuronų tinklo mokymo metodų yra daug ir labai skirtingų. Pagrindiniai mokymo metodai naudojami „Matlab“ aplinkoje yra šie:

- Levenberg-Marquardt metodas;
- BFGS Quasi-Newton metodas;
- sumažintas konjugato gradiento metodas;
- Fletcher-Powell konjugato gradiento metodas
- Polak-Ribière konjugato gradiento metodas;
- ir kt.

Parinkti tinkamą metodą dirbtinių neuronų tinklo mokymui sudėtinga. Dažniausiai jei parenkami eksperimentiniu būdu. Pagrindiniai kriterijai, pagal kuriuos pasirenkamas tinklo mokymo metodas yra tokie:

- metodo greitaveika;
- problemos kompleksiskumas;
- mokymosi duomenų kiekis;
- neuronų kiekis tinkle;
- didžiausia leistina paklaida;

Neuroninis tinklas mokydamasis nustato priklausomybę tarp įėjimo ir išėjimo reikšmių, kuria aprašo kaip funkciją. Naudojant šia funkcija galima apskaičiuoti nežinomas reikšmes, kurios gali būti naudojamos kaip prognozė.

Dirbtinių neuronų tinklai naudojami norint nustatyti priklausomybę tarp įėjimo ir išėjimo reikšmių, kurią nustatyti paprastais metodais sudėtinga. Šio metodo tikslumas tiesiogiai priklauso nuo neuronų

skaičiaus. Mažai neuronų turintis tinklas gali nesugebėti nustatyti priklausomybės tarp įėjimo ir išėjimo reikšmių, o per daug neuronų turintis tinklas gali iškraipyti išėjimo reikšmes. Dėl šios priežasties, sudarant tinklą labai svarbu parinkti optimalų neuronų skaičių.

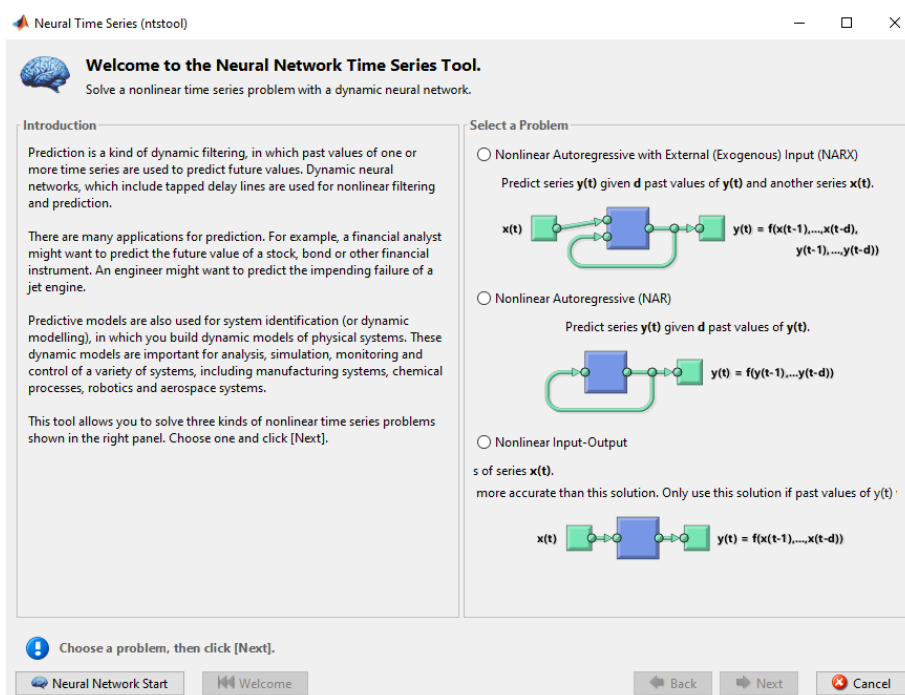
Optimalus neuronų skaičius parankamas taip:

- Sudaromi dirbtinių neuronų tinklai su skirtingais neuronų skaičiais ir išrenkamas tiksliausiai apskaičiuojantis išėjimo reikšmes;
- Sukuriamas daug neuronų turintis tinklas, kurį apmokinus nustatomi mažiausią įtaką išėjimo reikšmėm darantys neuronai ir jie paslepiami.
- Iš pradžių sukuriamas mažai neuronų turintis tinklas, kurių skaičius vėliau didinamas kol reikšmės tinklo išėjime gaunamos su mažiausia paklaida. Taip gaunamas optimalaus dydžio dirbtinių neuronų tinklas.

Dėl dirbtinių neuronų tinklo modelio sudėtingumo, šis metodas dažniausiai taikomas naudojant pagalbines tokio tinklo kūrimo programas. Pagalbinės programos labai supaprastina tokio tinklo sukūrimą, apmokymą ir pritaikymą konkrečiai situacijai spręsti.

### 2.2.2.3.3. Dirbtinių neuronų tinklo realizavimas MATLAB aplinkoje

Viena iš pagalbinių programų dirbtinių neuronų tinklo modeliui sukurti ir pritaikyti yra kompanijos „MathWorks“ sukurta „MATLAB“ daugiaplatformė programinė įranga. Programoje siūlomas „Neural Network Time Series Tool“ įrankis, padedantis sudaryti dirbtinių neuronų tinklus laiko eilučių modeliavimui (žr. 19 pav.).



19 pav. Dirbtinių neuronų tinklo kūrimo įrankis „MATLAB“ aplinkoje

Naudojantis programinėje įrangoje siūlomu dirbtinių neuronų tinklų sudarymo įrankiu, galima pakankamai paprastai ir greitai, sumodeliuoti ir pritaikyti dirbtinių neuronų tinklo modelį rinkos paklausos prognozavimui. Programoje įrankis tinklą modeliuoja remiantis populiariausiu dirbtinių neuronų tinklo modelio tipu, skirtu laiko eilutėms modeliuoti.

### 2.2.3. Prognozavimo metodų tikslumo vertinimas

Skirtingų rinkos paklausos metodų naudojimas prognozavime reikalauja metodų tikslumo įvertinimo. Prognozavimo metodų tikslumo įvertinimui dažniausiai naudojami ex ante ir ex post vertinimo rodikliai. Ex ante rodikliai sudaryti iš prognozės variacijos  $V_t^2$  ir leistinos prognozės paklaidos  $\eta_t$  (Kenned'is, 2003):

$$V_t^2 = E(Y_t - y_t^*)^2; \quad (4)$$

$$V_t = \sqrt{V_t^2}; \quad (5)$$

$$\eta_t = \frac{V_t}{y_t^* \cdot 100}; \quad (6)$$

Čia:  $Y_t$  – prognozuojama reikšmė,  $y_t^*$  – prognozė.

Mokslinėje literatūroje, prognozavimo metodų tikslumo įvertinimui dažniau patariama naudoti ex post rodiklius. Pagrindiniai ex post rodikliai ir jų lygtys yra šie (Boguslauskas, 1999):

1. Prognozavimo paklaida, kuri parodo skirtumą tarp prognozuojamos ir faktinės reikšmės. Prognozavimo paklaida aprašoma tokia lygtimi (7):

$$e_t = y_t - \hat{y}_t; \quad (7)$$

2. Vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE, kuri parodo santykinę prognozės tikslumą. Tai dažniausiai naudojamas prognozavimo metodų tikslumo įvertinimo rodiklis. Šio rodiklio rezultatai interpretuojami taip:

- paklaida iki 10 proc. nusako didelį tikslumą;
- nuo 10 proc. iki 20 proc. – gerą tikslumą;
- nuo 20 proc. iki 50 proc. – pakankamą tikslumą;
- nuo 50 proc. – mažą tikslumą.

MAPE rodiklis aprašomas tokia lygtimi (8):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{y_t} \times 100\% ; \quad (8)$$

3. Vidutinė procentinė paklaida MPE parodo kiek procentų prognozė skiriasi nuo faktinės reikšmės ir apskaičiuojama pagal tokią formulę (9):

$$\text{MPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{y_t} \times 100\% ; \quad (9)$$

4. Vidutinė kvadratinė paklaida MSE parodo prognozės reikšmių dispersija. Rodiklio lygis užrašoma taip (10):

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 ; \quad (10)$$

Pasirinkus prognozavimo metodų tikslumo įvertinimo rodiklį, įvertinama kiekvieno prognozavimo metodo gauta prognozė ir palyginami rezultatai. Remiantis gautais rezultatais pasirenkamas tiksliausiai prognozuojantis metodas.

Apibendrinant antrąją darbo dalį, pastebėta, kad atliekant rinkos paklausos prognozavimą pradžioje reikia aiškiai apibrėžti prognozavimo tikslus, išsamiai įvertinti aplinką ir remiantis prognozavimo metodo pasirinkimo kriterijais, tinkamai pasirinkti prognozavimo metodus. Remiantis atliktais tyrimais, gamybinėse įmonėse dažniausiai naudojami slankiojo vidurkio, eksponentinio išlyginimo metodai. Taip pat mokslinės literatūros analizės metu nustatyta, kad tobulėjant technologijom vis dažniau prognozių sudaryme naudojamas dirbtinių neuronų tinklo metodas, kuris dėl savo gebėjimo prisitaikyti plačiai naudojamas įvairiose srityse ir sudaro ženkliai tikslesnes prognozes lyginant su kitais prognozavimo metodais. Šiam metodui realizuoti naudojamos įvairios pagalbinės programos.

Sudarius prognozes su pasirinktais prognozavimo metodais reikia įvertinti jų tikslumą. Dažniausiai tikslumo įvertinimui naudojamas MAPE rodiklis. Šiuo rodikliu vertinamas metodas pasižymi geru tikslumu jei gauta reikšmė neviršija 20%. Tik įvertinus visų naudojamų metodų tikslumą ir išrinkus tiksliausiai prognozuojantį metodą galima atlikti rinkos paklausos prognozavimą.

### **3. GAMYBINĖS ĮMONĖS PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO OPTIMIZAVIMO TYRIMO METODOLOGIJA**

Gamybinės įmonės produkcijos kiekio planavimo optimizavimo tyrimo tikslas yra išanalizuoti įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimą, identifikuoti problemas ir pasiūlyti sprendimus produkcijos kiekio planavimo optimizavimui.

Tyrimo uždaviniai:

1. atlikti įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimo analizę;
2. atlikti įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimo vertinimą;
3. įvardinti pagrindines problemas ir pateikti sprendimus produkcijos kiekio planavimo optimizavimui įmonėje UAB „X“.

Pateikus ir pritaikius produkcijos kiekio planavimo optimizavimo sprendimus įmonėje UAB „X“, turėtų padidėti produkcijos kiekio planavimo tikslumas. Tikslaus planavimo sudarytų galimybę padidinti gamybos planavimo efektyvumą ir tiksliau paskirstyti įmonės išteklius. Remiantis pirmoje darbo dalyje atlikta mokslinės literatūros analize bus iširta ar produkcijos kiekio optimizavimas leidžia sumažinti atsargų kiekį įmonėje, padidinti pajamas ir pagerinti klientų aptarnavimą.

Uždaviniai bus atliekami naudojantis tokiais metodais:

- informacijos apdorojimas;
- duomenų analizė;
- įmonės veiklos ir rinkos analizė;
- dokumentų analizė.

Bus atliekamas gautų duomenų palyginimas, grupavimas, pavaizdavimas grafiškai paveikluose ir lentelėse.

Šiuo metu įmonėje UAB „X“ pagrindinė gamybos padalinio problema – produkcijos kiekio planavimo tikslumas. Esamas planavimo tikslumas netenkina įmonėje keliamų tikslų, suplanuojamas per mažas arba per didelis produkcijos kiekis. Suplanavus per didelį produkcijos kiekį įmonė išaldo savo lėšas, kurias galėtų skirti produktams tobulinti ar plėtrai. Dėl padidėjusio atsargų kiekio, įmonėje dažnai neužtenka vietos sandėliuose. Esant per mažam suplanuotam kiekiui įmonė patiria nuostolių, nes nepatenkina klientų poreikių, praranda klientų pasitikėjimą.

Paskutinėje darbo dalyje, atliekant įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio planavimo analizę bus aiškinamasi kaip įmonėje atliekamas produkcijos kiekio planavimas, kodėl ir kokie produkcijos kiekio planavimo metodai naudojami, kokiais duomenimis remiantis sudaromi planai ir koks sudaromų planų tikslumas.

Remiantis teorinėje darbo dalyje pateikta rinkos paklausos prognozavimo struktūra bus pasirinktas ir pritaikytas didesniu tikslumu pasižymintis rinkos paklausos metodas, norint parodyti, kad

šiuo metu įmonėje naudojamas metodas nėra optimaliausias pasirinkimas ir jį naudojant produkcijos kiekis suplanuojamas nepakankamai tiksliai. Rinkos paklausos prognozavimui bus pritaikytas teorinėje darbo dalyje išanalizuotas dirbtinių neuronų tinklo metodas pasižymintis dideliu tikslumu ir pritaikomumu.

Empirinėje darbo dalyje taip pat bus pateikti sprendimai kaip optimizuoti produkcijos kiekio planavimą gamybinėje įmonėje UAB „X“, įvertintas galimų sprendimų poveikis produkcijos kiekio planavimui ir įmonės veiklai bei suplanuotas produkcijos kiekis trims mėnesiams.

## **4. PRODUKCIJOS KIEKIO PLANAVIMO ĮMONĖJE UAB „X“ OPTIMIZAVIMO TYRIMO REZULTATAI**

Įmonė UAB „X“ tai lietuviško kapitalo kompanija, kuri daugiau nei 10 metų kuria ir gamina inovatyvias, aukštos kokybės, sertifikuotas elektronines sistemas. Įmonės gaminama produkcija parduodama 70 šalių. Tai vidutinio dydžio įmonė, kurioje dirba virš 60 darbuotojų, o įmonės metinė apyvarta siekia 3-5 mln. eurų. Įmonės valdymo struktūrinė schema pateikta 1 priede, o įmonės procesų srautų schema pateikta 2 priede.

Įmonės valdymo organai: visuotinis akcininkų susirinkimas, valdyba, įmonės vadovas. Pagrindinis įmonės strateginis tikslas – tapti rinkos lydere pasirinktose rinkose.

**Įmonės vizija** – tapti klientų vertinamu elektroninių sistemų kūrėju ir lyderiu.

**Misija** – kurti išmanias ir lengvai naudojamas elektronines sistemas.

**Vertybės:**

- orientacija į klientą;
- atsakomybė;
- inovatyvumas;
- lūkesčiu viršijimas;
- bendradarbiavimas.

Įmonėje viena iš pagrindinių problemų yra produkcijos kiekio planavimo tikslumas. Dažnai netiksliai suplanuojama kiek ir kokių gaminių gaminti. Pasitaiko atveju, kai gaminių pritrūksta arba išauga jų atsargų kiekis. Pritrūkus gaminių, organizuojama gamyba skubos tvarka, darbuotojams tenka dirbti viršvalandžius, perkamos žaliavos didesnėmis kainomis, dėl to įmonė patiria nuostolių, neefektyviai išnaudoja savo išteklius. Dėl šios priežasties šioje dalyje bus analizuojamas produkcijos kiekio planavimas įmonėje UAB „X“, siekiant įvardinti pagrindines produkcijos kiekio planavimo klaidas ir pasiūlyti sprendimus planavimo optimizavimui.

### **4.1. Produkcijos kiekio planavimo įmonėje UAB „X“ analizė**

Šiuo metu įmonė siūlo 37 skirtingus gaminius. Siekiant standartizuoti ir sustyguoti pardavimus, populiariausi įmonės gaminami produktai, 22 gaminiai, gaminami taikant „Make-To-Stock“ strategiją. Ši strategija naudojama norint suderinti gamybą ir atsargų kiekį su rinkos paklausa. Taikant šią strategiją būtina sudaryti kuo tikslesnes rinkos paklausos prognozes, nes remiantis jomis planuojamas produkcijos kiekis. Jei pavyksta sudaryti pakankamai tiksliai rinkos paklausos prognozes, galima žymiai padidinti gamybos efektyvumą.

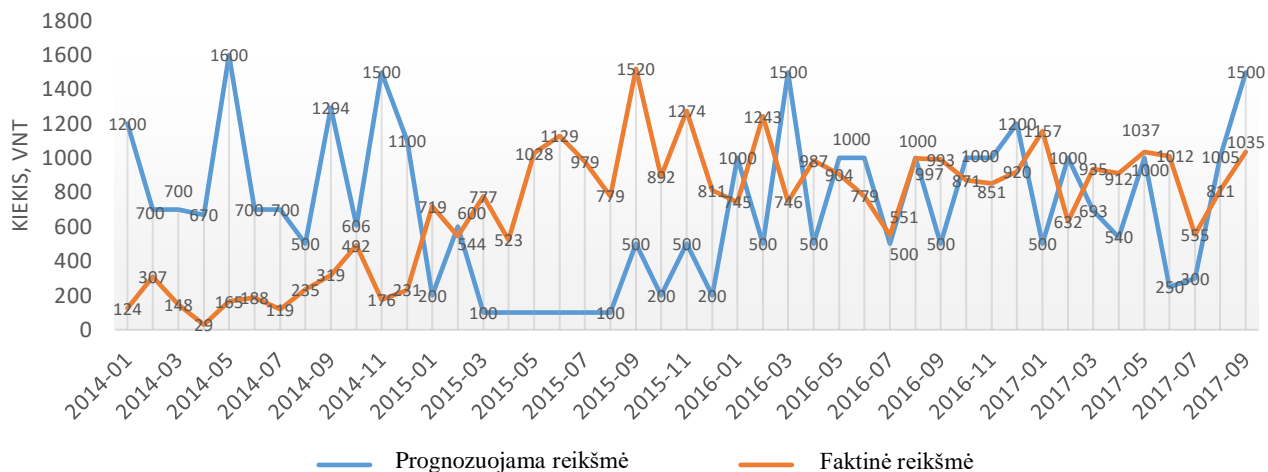


Likę 15 įmonės parduodamų gaminių, tai baigiami gaminami arba mažą paklausą turintys gaminiai, kurie gaminami tik esant poreikiui. Šiems gaminiams taikoma „Make-To-Order“ strategija, kurią taikant gaminiai įmonėje pradedami gaminti tik klientui patvirtinus užsakymą. Pagrindinis strategijos trūkumas, kad klientas užsakęs produktus priverstas laukti kol gaminiai bus pagaminti. Vidutiniškai šis laikas įmonėje UAB „X“ trunka iki 3 savaičių. Šios strategijos naudojimas įmonėje leidžia iki minimalaus kiekio sumažinti baigiamų gaminti ir mažą paklausą turinčių gaminių atsargų kiekį.

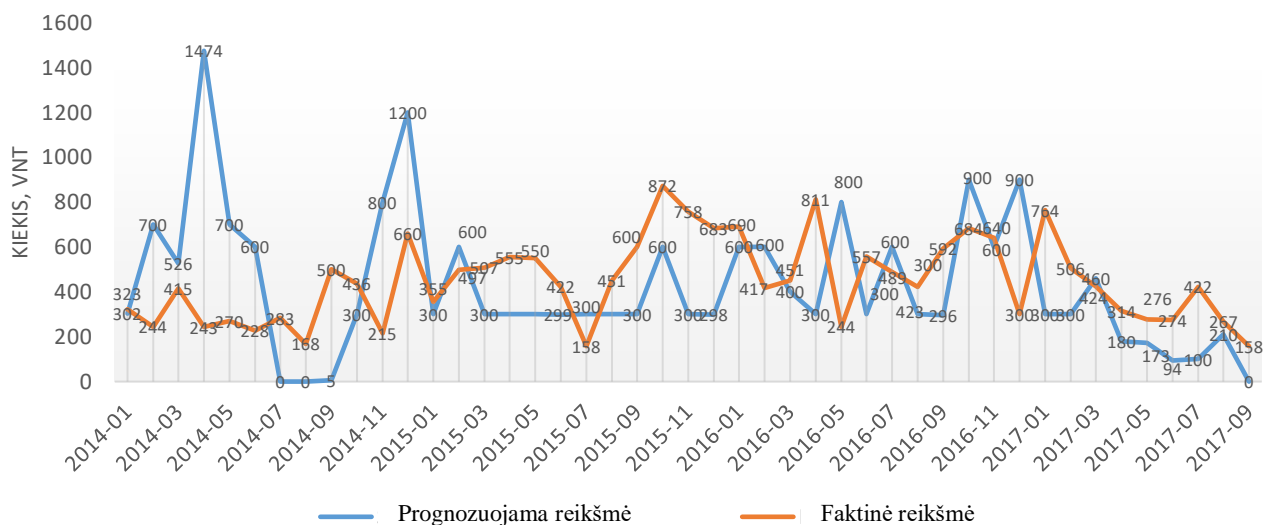
Įmonėje didžiausia problema yra kiekio planavimo tikslumas gaminiams, kuriems taikoma „Make-To-Stock“ strategija. Dažnai sudaromas gaminių kiekio planas neatitinka rinkos paklausos. Įmonėje produkcijos kiekio planas sudaromas mėnesio laikotarpiui ir atliekamas taip:

1. Pardavimų skyriaus vadybininkai paruošia prognozes, kuriose nurodo kiek ir kokių gaminių jiems priskirti klientai nupirks per prognozuojamą laikotarpį. Prognozės sudaromos vykdant klientų apklausą ar remiantis patirtimi. Pažymėtina, kad taip sudarytos prognozės dažnai gaunamos netikslios, nes klientai ne visada nuperka tiek kiek prižada.
2. Vadybininkai sudarytas prognozes pateikia pardavimų skyriaus vadovui, kuris susistemina gautą informaciją ir pateikia bendrą ataskaitą gamybos padalinio vadovui.
3. Gamybos padalinio vadovas atlieka rinkos paklausos prognozavimą remdamasis istoriniais pardavimų duomenimis. Šiuo metu prognozės įmonėje sudaromos naudojant dinaminio buferio metodą.
4. Turėdamas prognozes, sudarytą pardavimų skyriaus ir apskaičiuotą naudojant dinaminio buferio metodą, gamybos vadovas remdamasis savo patirtimi sudaro produkcijos kiekio planą. Dažniausiai sudarytas produkcijos kiekio planas būna artimas dinaminio buferio apskaičiuotoms prognozėms.

Siekiant įvertinti sudaromų rinkos paklausos prognozių tikslumą, buvo surinkti įmonės dešimties gaminių paskutinių keturių metų statistiniai duomenys, kurie parodo kiek kiekvieną mėnesį įmonė buvo suplanavus pagaminti ir kiek gaminių pardavė. Surinkti duomenys pateikti 3 priede. Detalesnei analizei buvo pasirinkti du įmonės gaminami produktai ir grafiškai atvaizduotos rinkos paklausos faktinės ir prognozuotos reikšmės. Pirmo produkto reikšmės pateiktos 20 paveiksle, o antro – 21 paveiksle.

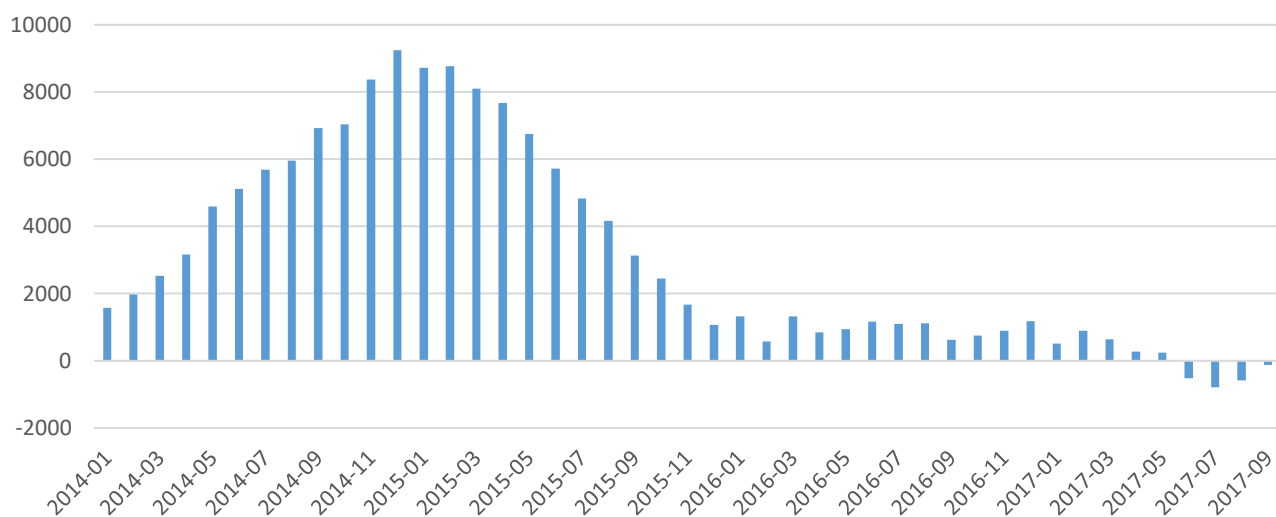


**20 pav. 1 produkto rinkos paklausos faktinės ir prognozuotos reikšmės.**

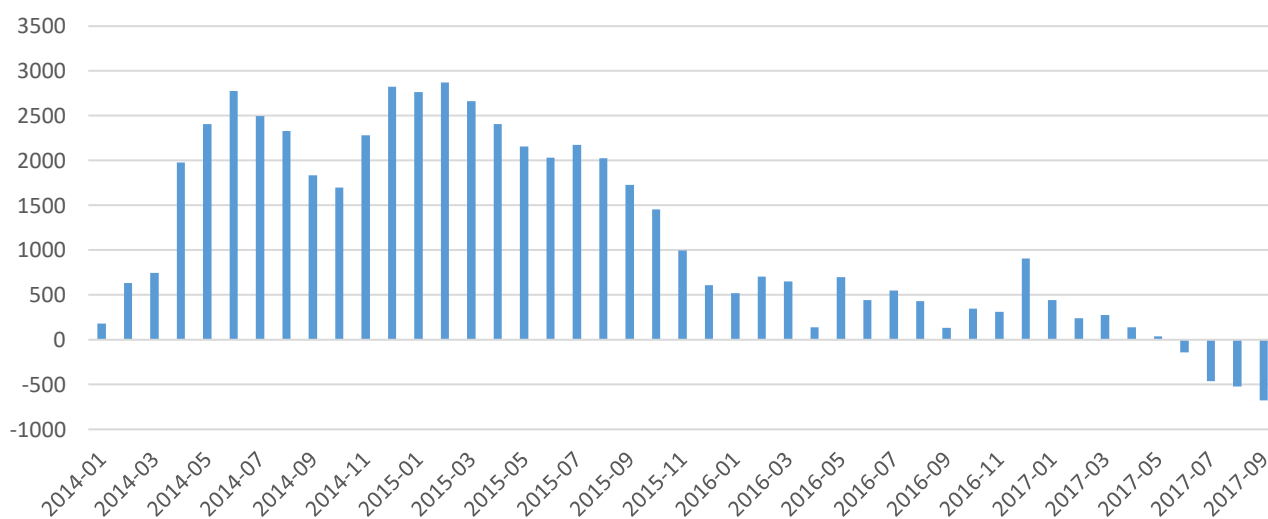


**21 pav. 2 produkto rinkos paklausos faktinės ir prognozuotos reikšmės.**

Pateiktuose paveiksluose galime pamatyti skirtumą tarp sudaromų prognozių ir faktinės rinkos paklausos reikšmių. Paveiksluose taip pat aiškiai matosi, kad prognozių tikslumas ženkliai padidėjo nuo 2016 metų. Taip yra dėl to, kad įmonėje nuo 2016 metų buvo pradėtas naudoti kitas prognozavimo metodas. Šis metodas buvo įvardintas kaip dinaminio buferio atsargų valdymo metodas. Nors kitas metodas padidino prognozių tikslumą, tačiau po dviejų metų toks tikslumas pasidarė per mažas. Dėl šios priežasties nuo 2017 metų gegužės mėnesio buvo bandoma pritaikyti kitą, slankiųjų vidurkių metodą. Tačiau metodas nepasiteisino, jo tikslumas buvo dar mažesnis ir šiuo metu įmonė vėl naudoja dinaminio buferio metodą. Skirtingų metodų naudojimas tiesiogiai veikia atsargų kiekį įmonėje. Kaip keitėsi pirmo ir antro produkto atsargų kiekiai įmonėje naudojant skirtingus metodus pavaizduota 22 ir 23 paveiksluose.



**22 pav. 1 produkto atsargų kiekis įmonėje.**



**23 pav. 2 produkto atsargų kiekis įmonėje.**

Paveiksluose matome, kad nuo 2016 metų pradėjus naudoti dinaminio buferio metodą, produktų vidutinės atsargos ženkliai sumažėjo. Kai nuo 2017 metų gegužės buvo pradėtas naudoti slankiųjų vidurkių metodas, buvo iš naujo neįvertintas palaikomų atsargų kiekis ir dėl prognozių netikslumo atsirado palaikomų atsargų kiekio trūkumas. Dėl netikslių prognozių atsargos buvo naudojamos neplanuotiems užsakymams atlikti. Nulinė reikšmė grafike atvaizduoja nustatyta palaikoma atsargų kiekį.

Įmonės pirmo ir antro produkto vidutinis atsargų kiekis naudojant skirtingus prognozavimo metodus pateiktas 6 lentelėje.

6 lentelė. Vidutinis pirmo ir antro produkto atsargų kiekis įmonėje skirtingais laikotarpiais.

	Vidutinis atsargų kiekis, vnt. (2014.01-2015.12)	Vidutinis atsargų kiekis, vnt. (2016.01-2017.04)	Vidutinis atsargų kiekis, vnt. (2017.05-2017.09)
Produktas 1	5217	882	-357
Produktas 2	1920	434	-354

Iš gautų rezultatų matome, kad pakeitus rinkos paklausos prognozavimo metodą į dinaminio buferio metodą, pirmo produkto vidutinės atsargos sumažėjo 6 kartus, antrojo – 4 kartus. Pagrindinė šio pokyčio priežastis – tikslesnio prognozavimo metodo naudojimas. Taikant trečią prognozavimo metodą palaikomų atsargų kiekis tapo neigiamas, tai reiškia, kad taikant šį metodą palaikomų atsargų kiekis turėjo būti padidintas.

Tiksliau įvertinti produkcijos kiekio planavimą įmonėje galime apskaičiuojant sudaromų prognozių vidutinę procentinę absoliutinę paklaidą MAPE, kuri parodo santykinį prognozės tikslumą. Tai dažniausiai naudojamas prognozavimo metodų tikslumo įvertinimo rodiklis.

Kadangi įmonėje per paskutinius keturis metus buvo naudojami trys skirtingi prognozavimo metodai, paklaidos rodiklis bus apskaičiuotas trims skirtingiems laikotarpiams. Tai leis įvertinti visų naudotų prognozavimo metodų tikslumą. Siekiant įvertintą bendrą skirtingais metodais sudaromų prognozių tikslumą bus įvertintos dešimties produktų prognozės ir apskaičiuotas vidurkis. MAPE rodiklį apskaičiuojame naudojant 8 formulę, kuri pateiktą darbo teorinėje dalyje. Gauti rezultatai pateikti 7 lentelėje.

7 lentelė. Skirtingais metodais sudarytų produktų pardavimų kiekių prognozių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE.

	„Metodas 1“ (2014.01-2015.12) MAPE, %	„Dinaminis buferis“ (2016.01-2017.04) MAPE, %	„Slankieji vidurkiai“ (2017.05-2017.09) MAPE, %
Produktas 1	320	37	39
Produktas 2	94	56	60
Produktas 3	80	75	46
Produktas 4	117	78	130
Produktas 5	132	70	57
Produktas 6	95	63	67
Produktas 7	212	93	99
Produktas 8	179	61	42
Produktas 9	102	99	126
Produktas 10	115	49	31
Vidurkis:	145	68	70

Apskaičiavus vidutinę procentinę absoliutinę paklaidą MAPE, matome, kad įmonėje šiuo metu naudojamo dinaminio buferio metodo sudaromų prognozių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida lygi 68 proc. Įmonėje taikant slankiųjų vidurkių metodą sudaromų prognozių tikslumas sumažėjo dviem procentais. Tai pateisina įmonės vadovų sprendimą vėl pradėti naudoti dinaminio buferio metodą. Remiantis teorinėje dalyje atliktos mokslinės literatūros analize, jei naudojamo metodo MAPE rodiklio reikšmė didesnė už 50 proc., šis metodas pasižymi mažu tikslumu.

Atlikus analizę, buvo nustatyta kaip atliekamas produkcijos kiekio planavimas įmonėje UAB „X“, nustatyta koks rinkos paklausos prognozavimo metodas naudojamas ir įvertintas jo tikslumas. Sudarant produkcijos kiekio planą gamybos padalinio vadovas pagrindė remiasi dinaminio buferio metodu apskaičiuota prognoze, kuri daro didžiausią įtaką produkcijos kiekio planavimo tikslumui. Taip pat pastebėta, kad per paskutinius keturis metus įmonėje buvo taikomi trys skirtingi rinkos paklausos prognozavimo metodai. Pirmasis metodas buvo panašus į literatūroje aprašomą ekspertų nuomonės metodą, tačiau jis nepasiteisino. Šiuo metodu sudarytos prognozės buvo labai netikslios. Antrasis, dinaminio buferio metodas, pasižymėjo pakankamai tiksliais prognozėmis ir įmonėje buvo naudojamas du metus. Atsiradus poreikiui dar padidinti sudaromų prognozių tikslumą buvo bandoma taikyti slankiųjų vidurkių metodą, tačiau gauti rezultatai nebuvo tikslesni ir įmonėje vėl pradėtas naudoti dinaminio buferio metodas. Vertinant naudojamo metodo tikslumą buvo apskaičiuota vidutinė dešimties įmonės gaminamų produktų rinkos paklausos prognozių vidutinių absoliutinių paklaidų reikšmė, kuri buvo lygi 68 proc. Nustatyta, kad naudojant dinaminio buferio metodą daugiau nei du kartus padidėjęs sudaromų prognozių tikslumas leido sumažinti įmonėje esančių atsargų kiekį apie 5 kartus lyginant su atsargų kiekiu buvusiu naudojant ankstesnį prognozavimo metodą.

Iš visų rezultatų pastebėta, kad norint optimizuoti produkcijos kiekio planavimą įmonėje UAB „X“, reikia pakeisti naudojamą rinkos paklausos prognozavimo metodą į tikslesnį.

## **4.2. Produkcijos kiekio planavimo įmonėje UAB „X“ optimizavimo tyrimo sprendimai**

Tikslesnio prognozavimo metodo parinkimui bus pasinaudota teorinėje darbo dalyje aprašytu ir 12 paveiksle pateiktu rinkos paklausos vertinimo ir prognozavimo modeliu.

Pagrindinis rinkos paklausos prognozavimo metodo naudojimo tikslas įmonėje yra sudaryti kuo tikslesnes prognozes, kurios bus naudojamos produkcijos kiekio planavime. Pagrindiniai metodo pasirinkimo kriterijai:

- metodo sudaromų prognozių tikslumas, vertinant naudojant MAPE rodiklį, turi būti didesnis už 68%;
- metodas turi tiktai sudaryti trumpo laikotarpio, iki 3 mėnesių, prognozes;

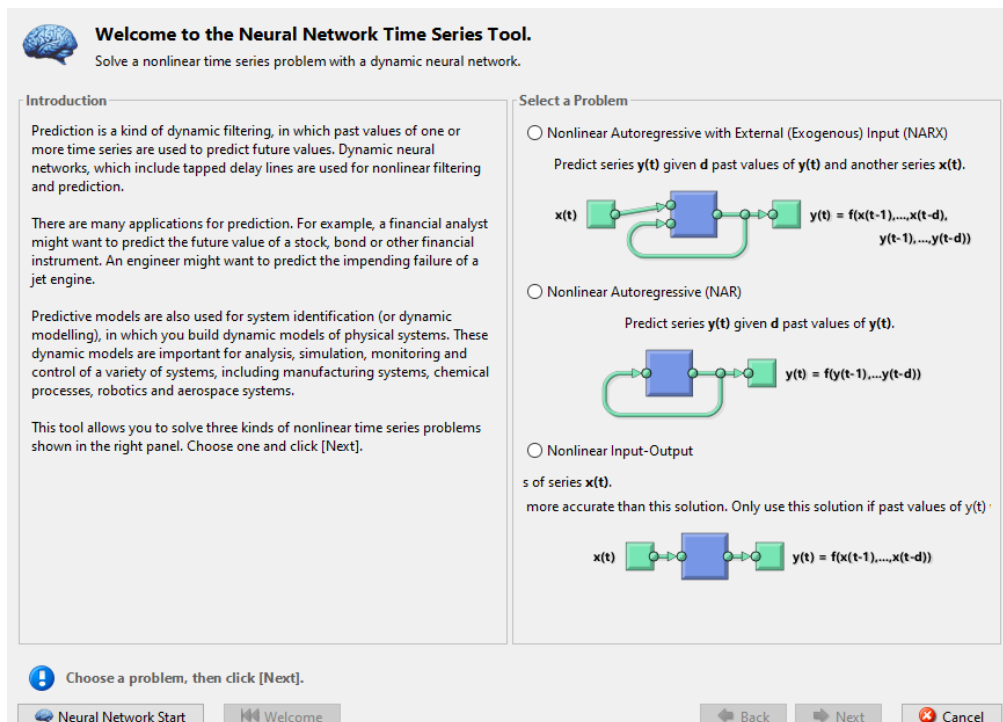
- metodui turi užtekti įmonės paskutinių keturių metų pardavimų kiekių istorinių duomenų;
- metodo prognozavimo kaštai turi būti kuo mažesni;
- gautų rezultatų pritaikymo lygis turi būti kuo didesnis.

Atsižvelgiant į metodo pasirinkimo kriterijus, vienas iš galimų variantų yra paklausos prognozavimas naudojant teorinėje darbo dalyje aprašytą, dideliu tikslumu ir plačiu pritaikomumu pasižymintį dirbtinių neuronų tinklo modelį.

Patikrinimui ar šis metodas leidžia sudaryti tikslesnes prognozes bus sudaryta pirmo įmonės produkto rinkos paklausos prognozė ir rezultatai palyginti su faktinėmis reikšmėmis. Jei gauta prognozė bus tikslesnė už įmonėje naudojamo dinaminio buferio metodo sudarytą prognozę, bus sudarytos dešimties įmonės gaminamų produktų prognozės ir apskaičiuotas bendras jų tikslumas siekiant įvertinti metodo panaudojimo galimybę sudarant produkcijos kiekio planus.

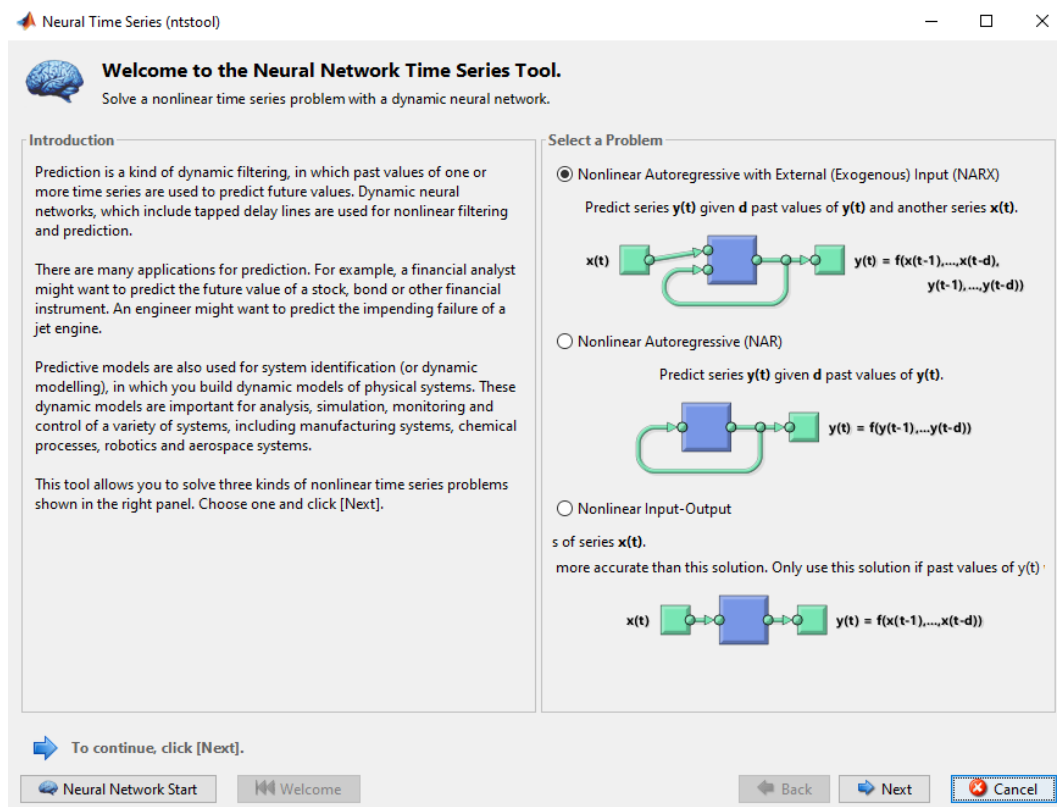
#### 4.2.1. Dirbtinių neuronų tinklo modelio realizavimas naudojant „MATLAB“ programinę įrangą

Dirbtinių neuronų tinklo modelis buvo realizuojamas naudojant kompanijos „MathWorks“ sukurtą „MATLAB“ daugiaplatformę programinę įrangą. Programinėje įrangoje yra sukurtas patogus dirbtinių neuronų tinklų sudarymo įrankis „Neural Network Time Series Tool“, kuriuo naudojantis galima pakankamai paprastai sudaryti ir pritaikyti dirbtinių neuronų tinklą rinkos paklausos prognozavimui (žr. 24 pav.).



24 pav. Dirbtinių neuronų tinklo sudarymo įrankis MATLAB aplinkoje.

„Neural Network Time Series Tool“ įrankis dirbtinių neuronų tinklo kūrimui leidžia pasirinkti vieną iš trijų dirbtinių neuronų tinklo modelių tipų. Atsižvelgiant į turimus duomenis, tinklo sudarymui naudotas netiesinis, autoregresinis tinklo modelis su išoriniu įėjimu (žr. 25 pav.). Sutrumpintai šis modelis vadinamas NARX (Nonlinear Autoregressive with External Input). NARX modelis – tai periodinis, dinaminis tinklo modelis, turintis kelis sluoksnius apimančią grįžtamąją ryšį. Šis modelis sukurtas tiesinio autoregresinio tinklo principu, kuris dažniausiai naudojamas praktikoje laiko eilutės modeliuoti.



25 pav. Dirbtinių neuronų tinklo modelio tipai.

Taikant šį metodą produktų rinkos paklausos prognozėms sudaryti, kiekvienam produktui turi būti sukurtas atskiras dirbtinių neuronų tinklo modelis. Kitaip sakant, norint sudaryti dešimties produktų rinkos paklausos prognozes turi būti sukurti dešimt skirtingų tinklų.

Žinant šio modelio savybę mokytis, kaip pradinės ir norimos gauti reikšmės buvo naudojamos apdorotos dešimties produktų rinkos paklausos faktinės reikšmės. Pradinėms reikšmėms aprašyti naudojame istorinius faktinius produkto pardavimų kiekio duomenis, o išėjimo reikšmėms – tuos pačius faktinius pardavimų kiekio duomenis, tik per vieną reikšmę perslinktus.

Turime tokius pirmo produkto faktinius pardavimų kiekių duomenis:

124 307 148 29 165 188 119 235 319 492 176 231 719 544 777 523 1028 1129 979  
779 1520 892 1274 811 745 1243 746 987 904 779 551 997 993 871 851 920 1157 632 935  
912 1037 1012 555 811 1035

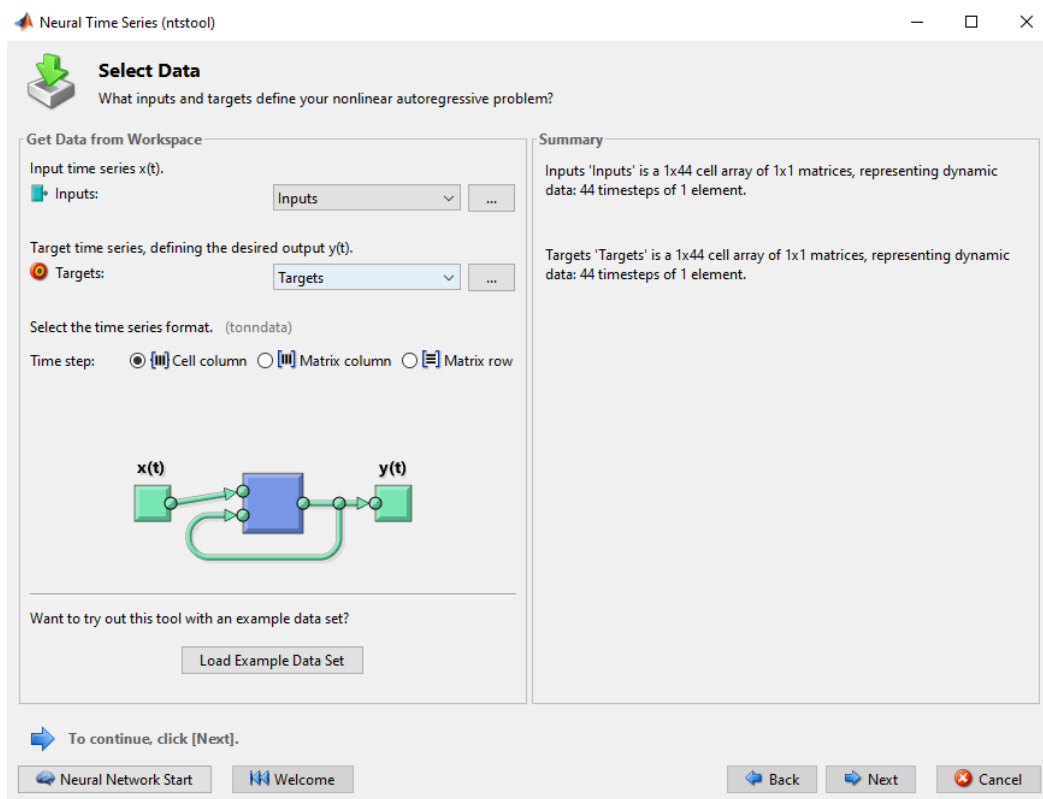
Atsižvelgianti į turimus duomenis, pradinės įėjimo reikšmės programoje buvo aprašomos taip:

```
Inputs = [124 307 148 29 165 188 119 235 319 492 176 231 719 544 777 523 1028  
1129 979 779 1520 892 1274 811 745 1243 746 987 904 779 551 997 993 871 851 920 1157  
632 935 912 1037 1012 555 811];
```

Išėjimo duomenys buvo aprašomi taip:

```
Targets = [307 148 29 165 188 119 235 319 492 176 231 719 544 777 523 1028 1129 979  
779 1520 892 1274 811 745 1243 746 987 904 779 551 997 993 871 851 920 1157 632 935  
912 1037 1012 555 811 1035];
```

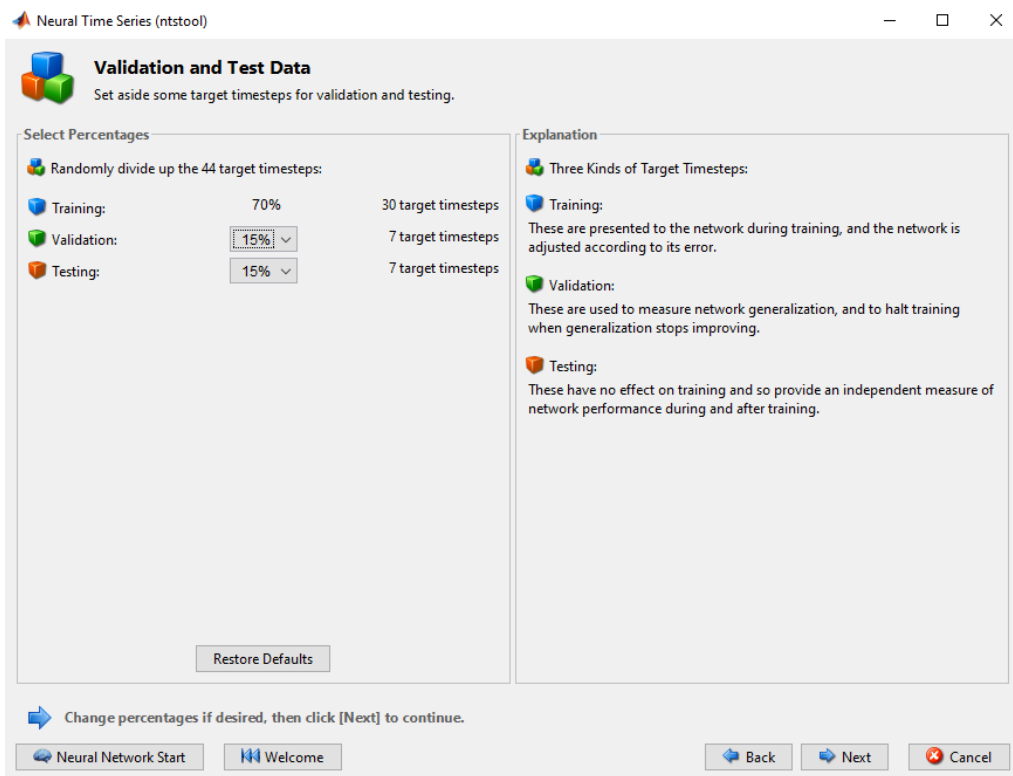
Gautos įėjimo ir išėjimo reikšmės buvo suvestos dirbtinių neuronų tinklo kūrimo įrankyje kaip  $1 \times N$  „cell“ tipo matrica (žr. 26 pav.).



26 pav. Suvedami pradiniai duomenys.

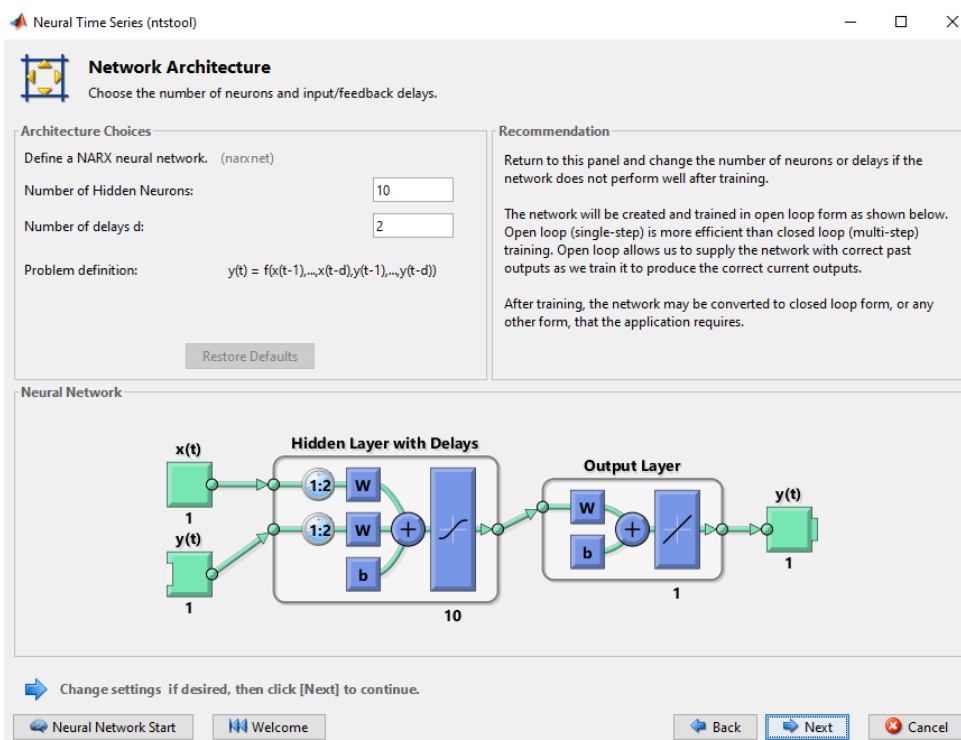
Svarbus etapas yra parinkti tinklo treniravimo, apibendrinimo ir testavimo koeficientus. Kadangi turima dinaminė eilutė sudaryta iš 44 reikšmių, tinklo apmokymui buvo pasirinkta naudoti 70 proc. duomenų, apibendrinimui – 15 proc. duomenų ir likę 15 proc., 7 reikšmės, bus naudojamos tinklo testavimui (žr. 27 pav.).





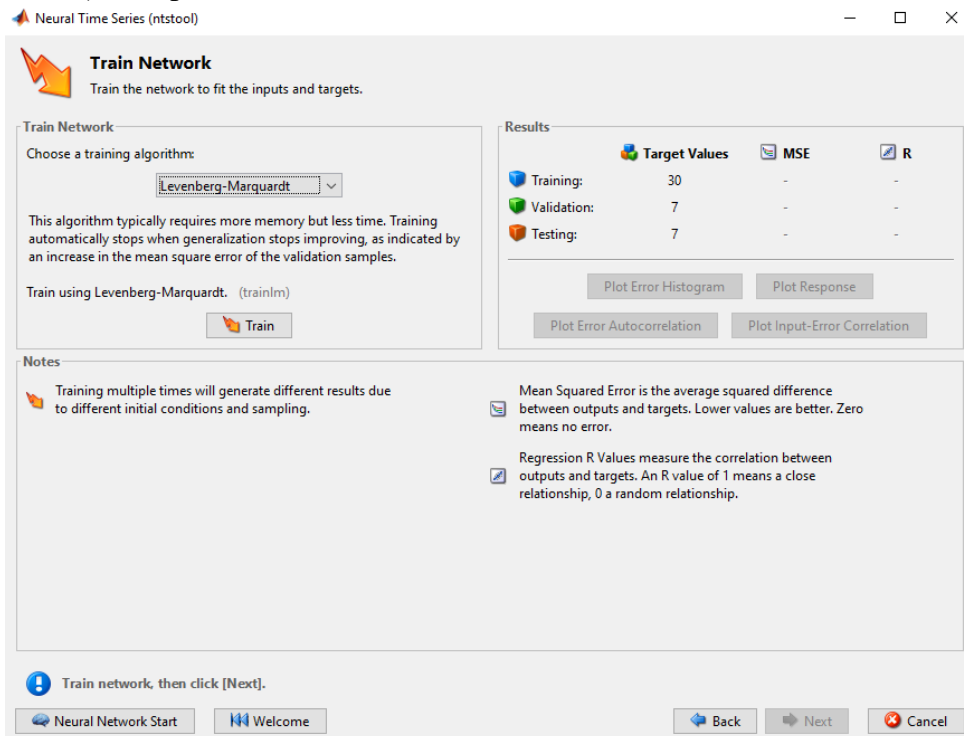
27 pav. Tinklo treniravimo, apibendrinimo ir testavimo koeficientai.

Kuriamas dirbtinių neuronų tinklas buvo sudarytas iš 10 neuronų paslėptuose sluoksniuose ir vienu neuronu išėjimo sluoksnyje (žr. 28 pav.).



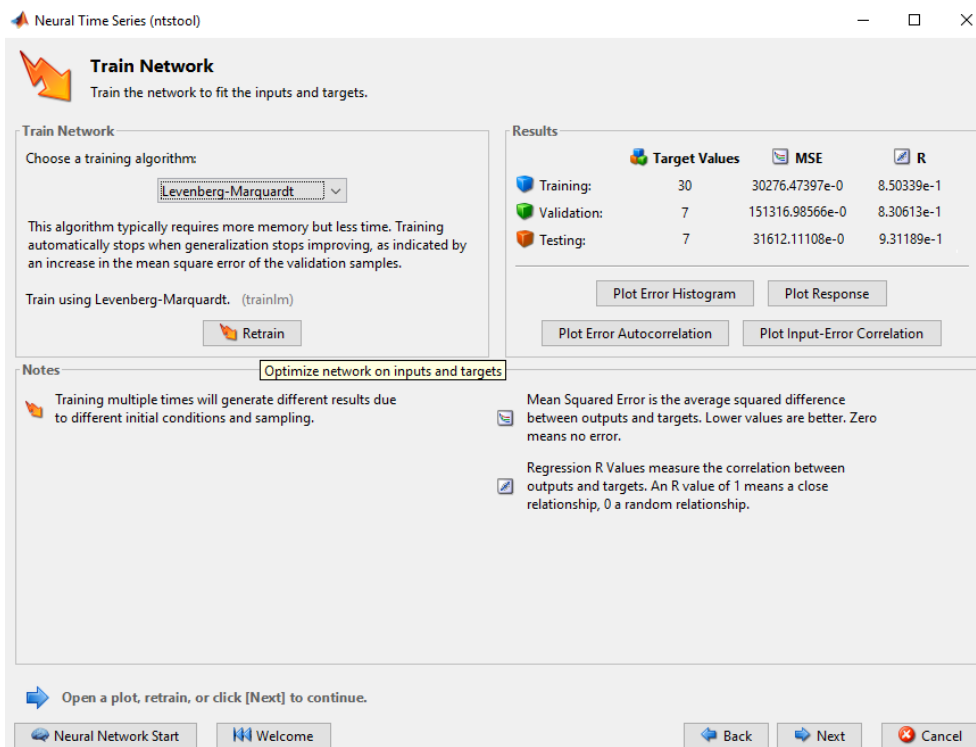
28 pav. Nustatomas neuronų kiekis.

Tinklo treniravimui buvo naudojamas Levenberg-Marquardt algoritmas. Šio algoritmo pasirinkimas pagrįstas eksperimentiškai, nes treniruojant tinklą naudojant šį algoritmą buvo gauti tiksliausi rezultatai (žr. 30 pav.).



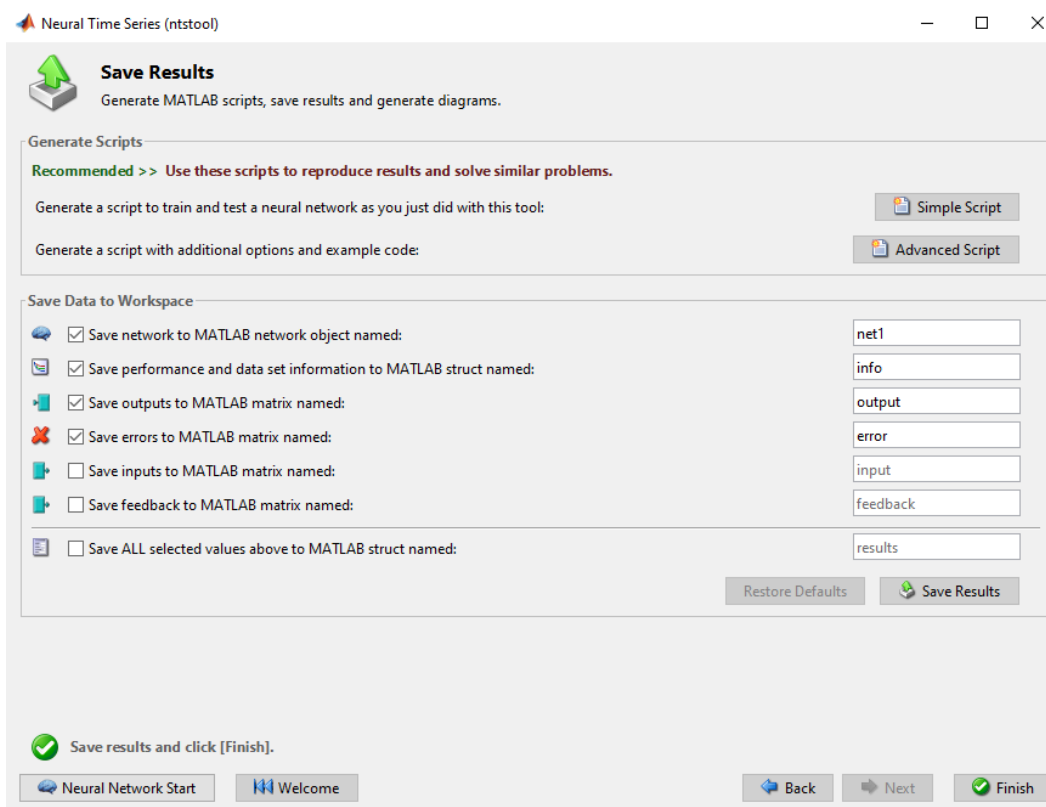
29 pav. Pasirenkamas treniravimo algoritmas ir atliekamas treniravimas.

Tinklo treniravimas buvo atliktas kelis kartus kol gautas norimo tikslumo rezultatas (žr. 30 pav.).



30 pav. Gauti tinklo treniravimo rezultatai.

Gautus rezultatas buvo išsaugotas ir nukopijuotas, o gautas programos algoritmas pateiktas 4 priede (žr. 31 pav.).



31 pav. Pasirenkamas treniravimo algoritmas ir atliekamas treniravimas.

Gautas programos kodas dar buvo koreguojamas papildant jį funkcija, kuri grafiškai atvaizduos gautus rezultatus. Iš pradžių gauti rezultatai buvo konvertuojami į tinkamo formato duomenis. Tam naudojamos „cell2mat“ ir „mapminmax“ funkcijos. „Cell2mat“ funkcija pakeičia duomenų tipą, o „mapminmax“ funkcija konvertuoja tinklo pateiktas reikšmes intervale [-1; 1] į realaus dydžio reikšmes.

```

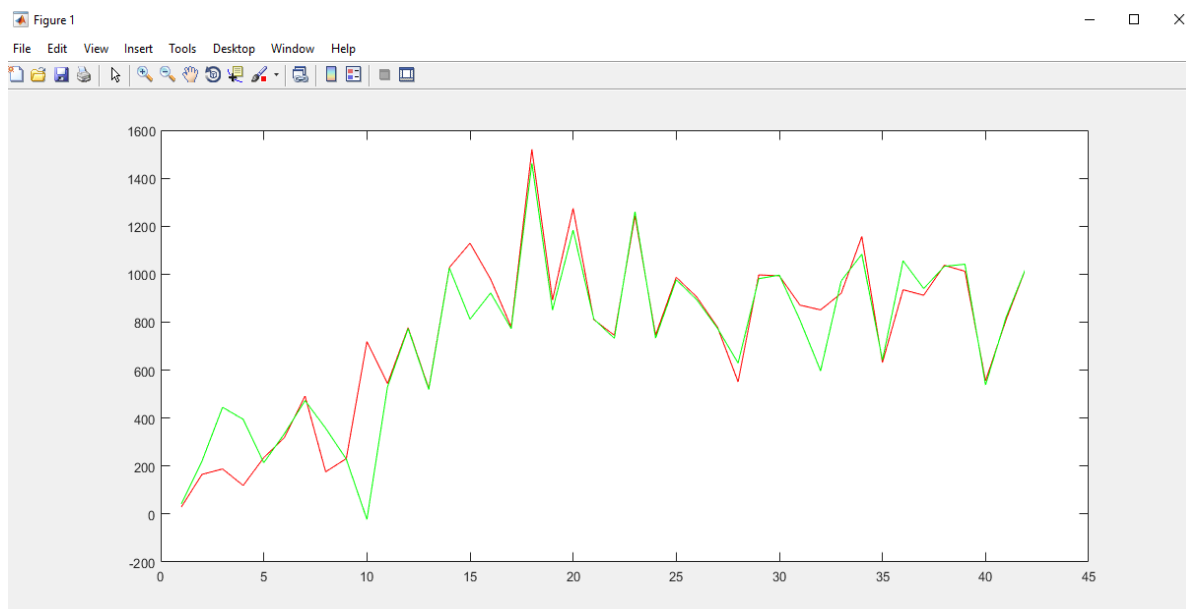
y1 = cell2mat(ys);
T = cell2mat(Targets);

ProgTargets = mapminmax('reverse', y1, PS);
targets = mapminmax('reverse', T, PS);

plot(targets(3:44), 'r');
plot(ProgTargets, 'g');
hold

```

Grafiškai atvaizduoti gauti rezultatai pateikti 32 paveiksle. Raudona linija atvaizduota faktinė pardavimų reikšmė, žalia – prognozuojama.



**32 pav. Dirbtinių neuronų tinklo modeliu gauta pirmo produkto prognozė**

Iš gautų rezultatų matome, kad tinklas gana tiksliai sudarė rinkos paklausos prognozė. Tiksliau įvertinti gautų rezultatų tikslumui apskaičiuosime paskutinių septynių prognozės reikšmių vidutinę procentinę absoliutinę paklaidą MAPE. MAPE rodiklį apskaičiuojame naudojant 8 formulę, kuri pateiktą darbo teorinėje dalyje.

Apskaičiuota prognozės MAPE rodiklio reikšmė apytiksliai lygi 4%. Palyginus ją su apskaičiuotu pirmo produkto prognozės tikslumo rodikliu kai prognozė buvo sudaroma naudojant dinaminio buferio metodą, pastebėta, kad gauta prognozė yra apytiksliai 9 kartus tikslesnė.

Kadangi gauta prognozė daug tikslesnė, buvo norima įvertinti koks tikslumas bus gautas sudarant kitų įmonės produktų prognozes. Prognozės buvo skaičiuojamos tokiu pat būdu kaip ir skaičiuojant pirmajam produktui, buvo naudojamas tas pats neuronų tinklo kūrimo įrankis. Gauti rezultatai pateikti 8 lentelėje.

8 lentelė. Sudarytų prognozių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE.

	MAPE, %
Produktas 1	4
Produktas 2	8
Produktas 3	8
Produktas 4	2
Produktas 5	7
Produktas 6	5
Produktas 7	3
Produktas 8	4

Produktas 9	2
Produktas 10	2
Vidurkis:	5

Iš gautų rezultatų matome, kad naudojant dirbtinių neuronų tinklo modelį galime apskaičiuoti produktų rinkos paklausos prognozes, kurių vidutinė procentinė absoliutinė paklaida MAPE vidutiniškai lygi 5%. Kadangi gauta reikšmė patenka į intervalus nuo 0 proc. iki 10 proc., galime teigti, kad sudaromos prognozės yra didelio tikslumo.

#### 4.2.2. Dirbtinių neuronų tinklo metodu gautų rezultatų palyginimas

Palyginus gautų prognozių tikslumo rodiklius su įmonėje naudojamu metodo tikslumo rodikliais, matome, kad dirbtinių neuronų tinklo metodu apskaičiuojamos gaminių prognozės yra daugiau nei 13 kartų tikslesnės. Gauti rezultatai pateikti 9 lentelėje:

9 lentelė. Dirbtinių neuronų tinklo metodu gautų rezultatų palyginimas.

	„Dinaminis buferis“ MAPE, %	„Dirbtinių neuronų tinklas“ MAPE, %
Produktas 1	37	4
Produktas 2	56	8
Produktas 3	75	8
Produktas 4	78	2
Produktas 5	70	7
Produktas 6	63	5
Produktas 7	93	3
Produktas 8	61	4
Produktas 9	99	2
Produktas 10	49	2
Vidurkis:	68	5

Atsižvelgiant į produkcijos kiekio planavimo analizėje gautus rezultatus, kad įmonėje pradėjus naudoti tikslesnį prognozavimo metodą atsargų kiekis sumažėjo, galime teigti, kad įmonėje pradėjus naudoti dirbtinių neuronų tinklo metodą rinkos paklausos prognozėms sudaryti, bus galima dar labiau sumažinti palaikomų atsargų kiekį. Įmonėje esančių dešimties produktų palaikomų atsargų kiekiai pateikti 10 lentelėje.

10 lentelė. Palaikomų atsargų kiekiai įmonėje naudojant skirtingus metodus.

	Palaikomas atsargų kiekis įmonėje naudojant dinaminio buferio metodą, vnt	Palaikomas atsargų kiekis įmonėje naudojant dirbtinių neuronų tinklo metodą, vnt	Pokytis, kartais
Produktas 1	500	50	10
Produktas 2	200	40	5
Produktas 3	200	30	7
Produktas 4	100	10	10
Produktas 5	300	30	10
Produktas 6	200	20	10
Produktas 7	100	10	10
Produktas 8	200	40	5
Produktas 9	50	10	5
Produktas 10	100	30	3
Vidurkis:			7,5

Palaikomas atsargų kiekis naudojant dirbtinių neuronų tinklo metodą buvo pasiūlytas įvertinus produkto pardavimų kiekį ir prognozės tikslumą. Iš gautų rezultatų matome, kad dirbtinių neuronų tinklo metodas leistų sumažinti palaikomų atsargų kiekį vidutiniškai 7,5 karto. Toks pokytis leistų sumažinti apyvartinių lėšų sunaudojimą atsargoms ir skirti juos kitiems tikslams įgyvendinti. Taip pat taikant tikslesnį prognozavimo metodą sumažės atvejų kai įmonėje pritrūksta gaminių vartotojų poreikiams patenkinti.

#### 4.2.3. Įmonės UAB „X“ produkcijos kiekio plano sudarymas

Remiantis sudarytu dirbtinių neuronų tinklo modeliu, buvo apskaičiuotos įmonės gaminamų produktų prognozės ir sudarytas produkcijos planas trims mėnesiams. Gauti rezultatai pateikti 11 lentelėje.

11 lentelė. Įmonės produkcijos kiekio planas 3 mėnesiams.

	1 mėn. produkcijos kiekis, vnt	2 mėn. produkcijos kiekis, vnt	3 mėn. produkcijos kiekis, vnt
Produktas 1	1446	795	964
Produktas 2	452	733	520
Produktas 3	315	232	298
Produktas 4	156	130	59
Produktas 5	283	335	238

Produktas 6	200	376	246
Produktas 7	77	90	122
Produktas 8	913	686	639
Produktas 9	23	139	141
Produktas 10	374	348	541

11 lentelėje pateiktais rezultatais gali remtis įmonės gamybos padalinio vadovas sudarant produkcijos kiekio planą.

Apibendrinant ketvirtąją darbo dalį, atlikus produkcijos kiekio planavimo įmonėje UAB „X“ analizę buvo nustatyta, kad produkcijos planavimui naudojamas mažu tikslumu pasižymintis rinkos paklausos prognozavimo metodas. Šio metodo paklaidos MAPE rodiklis yra lygus net 68 proc. Tai yra pagrindinė priežastis, dėl kurios sudaromi nepakankamai tikslūs produkcijos kiekio planai.

Produkcijos kiekio planavimo tikslumui padidinti siūlomas sprendimas įmonėje naudoti dirbtinių neuronų tinklo metodą rinkos paklausos prognozėms sudaryti. Remiantis atliktu tyrimu, šis metodas gali sudaryti apie 13 kartų tikslesnes produktų paklausos prognozes. Tokiu tikslumu pasižyminčio metodo naudojimas leistų sumažinti palaikomų atsargų kiekį įmonėje 7,5 karto, sumažinti skaičių atvejų kai įmonėje pritrūksta gaminių vartotojų poreikiams patenkinti ir leistų efektyviau išnaudoti įmonės išteklius.

## IŠVADOS IR REKOMENDACIJOS

1. Išanalizavus produkcijos kiekio planavimo problematiką gamybinėse įmonėse, galime teigti, kad produkcijos kiekio planavimas yra vienas iš pirmųjų gamybos planavimo proceso etapų nuo kurio tikslumo priklauso visos gamybos efektyvumas. Planuojant produkcijos kiekį svarbiausia tikslumas. Remiantis mokslinėje literatūroje atliktais tyrimais, tikslus produkcijos kiekio planavimas leidžia 58 proc. sumažinti atsargų kiekį, 50 proc. pagerinti klientų aptarnavimą ir 42 proc. padidinti parduodamos produkcijos kiekį. Nustatyta, kad norint kuo tiksliau atlikti produkcijos kiekio planavimą, reikia naudoti kuo tikslesnius rinkos paklausos prognozavimo metodus.
2. Išanalizavus teorinius rinkos paklausos prognozavimo aspektus nustatyta, kad atliekant rinkos paklausos prognozavimą svarbu aiškiai apsibrėžti prognozavimo tikslus, išsamiai įvertinti aplinką ir remiantis prognozavimo metodo pasirinkimo kriterijais, tinkamai pasirinkti prognozavimo metodą. Gamybinėse įmonėse dažniausiai naudojami slankiojo vidurkio ir eksponentinio išlyginimo metodai. Taip pat mokslinės literatūros analizės metu nustatyta, kad vis dažniau prognozių sudaryme naudojamas dirbtinių neuronų tinklo metodas, kuris dėl savo gebėjimo mokytis plačiai naudojamas įvairiose srityse ir sudaro daug tikslesnes prognozes lyginant su kitais prognozavimo metodais. Prognozavimo metodų tikslumo įvertinimui dažniausiai naudojamas MAPE rodiklis. Šiuo rodikliu vertinamas metodas pasižymi geru tikslumu jei gauta reikšmė neviršija 20%.
3. Įvertinus produkcijos kiekio planavimą įmonėje UAB „X“, nustatyta, kad įmonėje produkcijos kiekio planai yra mažo tikslumo. Jais remiantis neefektyviai suplanuojama gamyba ir paskirstomi įmonės ištekliai. Produkcijos kiekis įmonėje planuojamas naudojant dinaminio buferio metodą, kurio sudarytų prognozių tikslumas vertinant MAPE rodikliu lygus 68proc. Norint optimizuoti produkcijos kiekio planavimą įmonėje UAB „X“, reikia pakeisti naudojamą rinkos paklausos prognozavimo metodą į tikslesnį.
4. Produkcijos kiekio planavimo tikslumui padidinti siūlomas sprendimas įmonėje naudoti dirbtinių neuronų tinklo metodą rinkos paklausos prognozėms sudaryti. Šis metodas gali sudaryti vidutiniškai 13 kartų tikslesnes produktų paklausos prognozes. Tokiu tikslumu pasižymintio metodo naudojimas leistų sumažinti palaikomų atsargų kiekį įmonėje 7,5 karto, sumažinti skaičių atvejų kai įmonėje pritrūksta gaminių vartotojų poreikiams patenkinti ir leistų efektyviau išnaudoti įmonės išteklius.



5. Siūlant įmonėje pradėti naudoti dirbtinių neuronų tinklo metodą rinkos paklausos prognozavimui, buvo sukurtas dirbtinių neuronų tinklas naudojant „MATLAB“ programinę įrangą ir apskaičiuotos dešimties produktų rinkos paklausos prognozės. Remiantis apskaičiuotomis prognozėmis buvo sudarytas produkcijos kiekio planas trims mėnesiam.

## LITERATŪRA

Abdi, H., Valentin, D., ir Edelman, B. (1999). *Neural networks [elektroninis išteklius]*. (Sage university papers series. Quantitative applications in the social sciences; 07-0124). Thousand Oaks, [Calif.]; London: SAGE.

Arkani, G., (2012) Steps in Production Forecasting Process. [žiūrėta 2017-10-30]. Prieiga per internetą: <http://kalyan-city.blogspot.lt/2012/01/steps-in-production-forecasting-process.html>

Arkani, G., (2012) What is Production Planning? Meaning Definition Objectives. [žiūrėta 2017-10-30]. Prieiga per internetą: <http://kalyan-city.blogspot.lt/2012/01/what-is-production-planning-meaning.html>

Armstrong J. S., Brodie, J. (1999). Forecasting for Marketing. [žiūrėta 2017-11-08]. Prieiga per internetą: [http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1092&context=marketing\\_papers](http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1092&context=marketing_papers)

Artificial Neural Network tutorial. (2008). *Introduction to Neural Networks*. [žiūrėta 2017-10-30]. Prieiga per internetą: <http://www.learnartificialneuralnetworks.com/introduction-to-neural-networks.html>

Arunraj ir Ahrens. (2015). A hybrid seasonal autoregressive integrated moving average and quantile regression for daily food sales forecasting. *International Journal of Production Economics*, 170, 321-335.

Bails, D. G., ir Peppers, L. C. (1993). *Business Fluctuations*. London: Prentice Hall International.

Beaumont, A. (2014). Data transforms with exponential smoothing methods of forecasting. *International Journal of Forecasting*, 30(4), 918-927.

Blanc ir Setzer. (2016). When to choose the simple average in forecast combination. *Journal of Business Research*, 69(10), 3951-3962.

Boguslauskas, V. (1999). *Ekonometrija: Vadovėlis aukštųjų mokyklų studentams*. Kaunas: Technologija.

Cao, J., Jiang, Z. ir Wang, K. (2017). Customer demand prediction of service-oriented manufacturing using the least square support vector machine optimized by particle swarm optimization algorithm. *Engineering Optimization*, 49(7), 1197-1210.

Chambers, J. C., Mullick, S. K., Smith D. D. (1971). How to Choose the Right Forecasting Technique. [žiūrėta 2017-11-08]. Prieiga per internetą: <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>

Chazal, M., Jouini, E., ir Tahraoui, R. (2008). Production planning and inventories optimization: A backward approach in the convex storage cost case. *Journal of Mathematical Economics*, 44(9).

Conduct a Sales Forecast. (2013). [žiūrėta 2017-11-06]. Prieiga per internetą: [http://va-interactive.com/inbusiness/editorial/sales/ibt/sales\\_fo.html](http://va-interactive.com/inbusiness/editorial/sales/ibt/sales_fo.html)

De Araujo, C., De Carvalho, F. ir Maia, A. (2012). Exponential smoothing methods for forecasting bar diagram-valued time series. *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2012 IEEE International Conference on*, 1361-1366.

De Sampaio, Wollmann, ir Vieira. (2017). A flexible production planning for rolling-horizons. *International Journal of Production Economics*, 190, 31-36.

Debes, K., Koenig, A. ir Gross, H. M., (2005) *Pagrindinės dirbtinių neuronų perdavimo funkcijos* [paveikslas]. [žiūrėta 2017-10-31]. Prieiga per internetą: <http://www.brains-minds-media.org/archive/151/supplement/bmm-debes-suppl-050704.pdf>

Dolhansky B. (2014). *Dirbtinių neuronų tinklas* [paveikslas]. [žiūrėta 2017-10-30]. Prieiga per internetą: <http://briandolhansky.com/blog/2013/9/27/artificial-neural-networks-backpropagation-part-4>

Forecasting Fundamentals. (n.d.). *Types of Forecasting Methods*. [žiūrėta 2017-10-30]. Prieiga per internetą: <http://mech.at.ua/Forecasting.pdf>

Franses, P. H. (2014). *Time series models for business and economic forecasting* (Economics, statistics and mathematical economics). Cambridge: Cambridge University Press.

Frost, A. (2017). The Ultimate Guide to Sales Forecasting. [žiūrėta 2017-11-06]. Prieiga per internetą: <https://blog.hubspot.com/sales/sales-forecasting>

Gyulai, D., Pfeiffer, A., ir Monostori, L. (2017). Robust production planning and control for multi-stage systems with flexible final assembly lines. *International Journal of Production Research*, 55(13), 3657-3673.

Hwang, S., Chen, H., ir Chang, C. (2008). An Exponentially Weighted Moving Average Method for Identification and Monitoring of Stochastic Systems. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 47(21), 8239-8249.

Inputs. (n.d.) *Business Dictionary* [žiūrėta 2017-11-18]. Prieiga per internetą: <http://www.businessdictionary.com/definition/inputs.html>

J. S. Armstrong, J. S. (2001). Selecting Forecasting Methods. [žiūrėta 2017-11-08]. Prieiga per internetą: [http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1181&context=marketing\\_papers](http://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1181&context=marketing_papers)

Jacobs, F. R., Berry, W. L., Whybark, D. C. ir Vollmann, T. E. (2011). *Manufacturing planning and control for supply chain management*. New York [N.Y.]: McGraw-Hill.

- Ji, Wang ir Hu. (2016). Optimal production planning for assembly systems with uncertain capacities and random demand. *European Journal of Operational Research*, 253(2), 383-391.
- Kang, S., ir Choi, S. (2010). Multi-agent based beam search for intelligent production planning and scheduling. *International Journal of Production Research*, 48(11), 3319-3353.
- Kennedy, P. (2003). *A Guide to Econometrics*. MIT Press. [žiūrėta 2017-11-06]. Prieiga per internetą: [https://books.google.lt/books/about/A\\_Guide\\_to\\_Econometrics.html?id=B8I5SP69e4kC&redir\\_esc=y](https://books.google.lt/books/about/A_Guide_to_Econometrics.html?id=B8I5SP69e4kC&redir_esc=y)
- Krušinskas, R. ir Benetytė, R. (2015). Management problems of investment in technological innovation, using artificial neural network. *Procedia Social and Behavioral Sciences : 20th International Scientific Conference Economics and Management 2015 (ICEM-2015)*, 213, 442-447.
- Kurbatskii, V., Sidorov, G., Spiryaev, D. ir Tomin, N. (2011). On the neural network approach for forecasting of nonstationary time series on the basis of the Hilbert-Huang transform. *Automation and Remote Control*, 72(7), 1405-1414.
- Kvainauskaitė, V., ir Snieška, V. (2003). *Konkurencinės rinkos paklausos vertinimas ir prognozavimas: Monografija*. Kaunas: Technologija.
- Lalami, I., Frein, Y., ir Gayon, J. (2017). Production planning in automotive powertrain plants: A case study. *International Journal of Production Research*, 55(18), 5378-5393.
- Liogaitė, V. ir Senkuvienė, I. (2006). The optimization of production planning and control system in Lithuanian manufacturing companies. *Mechanika 2006 : Proceedings of the 11th International Conference, April 6-7, 2006, Kaunas University of Technology, Lithuania*, 208-212.
- Liu, J., Li, C., Yang, F., Wan, H., ir Uzsoy, R. (2011). Production planning for semiconductor manufacturing via simulation optimization. *Simulation Conference (WSC), Proceedings of the 2011 Winter*, 3612-3622.
- Mentzer, J. T. ir Moon, M. A. (2005). *Sales forecasting management: A demand management approach (2nd ed.)*. Thousand Oaks: Sage publications.
- Mileris, R. (2015). *Business process modeling* [elektroninis išteklius]: Educational book. Šiauliai: Šiaulių universiteto leidykla.
- Nielsen, M. (2017). Improving the way neural networks learn. [žiūrėta 2017-10-31]. Prieiga per internetą: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap3.html>
- Nogay, H. Selcuk, A., Tahir C., ir Eidukevičiūtė, M. (2012). Application of artificial neural networks for short term wind speed forecasting in Mardin, Turkey. *Journal of Energy in Southern Africa*, 23(4), 2-7.

Omar, M., ir Teo, S. (2007). Hierarchical production planning and scheduling in a multi-product, batch process environment. *International Journal of Production Research*, 45(5), 1029-1047.

Outputs. (n.d.). *Business Dictionary*. [žiūrėta 2017-11-18]. Prieiga per internetą: <http://www.businessdictionary.com/definition/output.html>

Owadally, M. ir Haberman, S. (2003). Exponential smoothing methods in pension funding. *IMA Journal of Management Mathematics*, 14(2), 129-143.

Palivonaite, Rita, & Ragulskis, Minvydas Kazys. (2014). Short-term time series algebraic forecasting with internal smoothing. *Neurocomputing*, 127, 161-171.

Panchak, P. (2014). Demand-Driven Forecasting and Planning. [žiūrėta 2017-11-12]. Prieiga per internetą: [https://www.sas.com/content/dam/SAS/en\\_ca/doc/research1/107477\\_1214.pdf](https://www.sas.com/content/dam/SAS/en_ca/doc/research1/107477_1214.pdf)

Pilinkienė, V. (2008). Competitive market demand: The conception and types in the context of forecasting. *Ekonomika Ir Vadyba - 2008 = Economics and Management - 2008: 13-osios Tarptautinės Mokslinės Konferencijos Pranešimų Medžiaga [Elektroninis Išteklius]*, 617-622.

Pilinkienė, V. (2008). Selection of Market Demand Forecast Methods: Criteria and Application. [žiūrėta 2017-10-31]. Prieiga per internetą: <http://inzeko.ktu.lt/index.php/EE/article/view/11544/6225>

Pilinkienė, V. (2008). Selection of market demand forecast methods: Criteria and application. *Engineering Economics = Inžinerinė Ekonomika*, (3), 19-25.

Planning. (n.d.) *Cambridge Business English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-11]. Prieiga per internetą <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/planning>

Planning. (n.d.) *Collins English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą <https://www.collinsdictionary.com/dictionary/english/planning>

Priyanshu, J. (2017). *Neurono modelis* [paveikslas]. [žiūrėta 2017-10-31]. Prieiga per internetą: <https://hackernoon.com/how-do-artificial-neural-network-recognize-images-c3699af0f553>

Production planning. (n.d.). *Business Dictionary*. [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą: <http://www.businessdictionary.com/definition/production-planning.html>

Production planning. (n.d.). *McGraw-Hill Concise Encyclopedia of Engineering (2002)*. [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą: <https://encyclopedia2.thefreedictionary.com/Production+planning>

Production. (n.d.) *Cambridge Business English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-11]. Prieiga per internetą: <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/production>

Production. (n.d.) *Collins English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą <https://www.collinsdictionary.com/dictionary/english/production>

Produkcija. (n.d.) *Internetinis tarptautinių žodžių žodynas*. [žiūrėta 2017 10 11]. Prieiga per internetą <http://www.zodziai.lt/reiksme&word=Produkcija&wid=16050>

Prokopčikaitė, J. (2014). *Prognozavimo ir diagnozavimo sistemos, naudojant laiko eilutes, sudarymas, realizavimas interneto aplinkoje, bei tyrimas: magistro darbas*. Kauno technologijos universitetas. [žiūrėta 2017-11-20]. Prieiga per internetą: <http://prof.if.ktu.lt/~jonas.mockus/arabsfinal/AR-ABS.htm>

Quantity. (n.d.) *Business Dictionary* [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą: <http://www.businessdictionary.com/definition/quantity.html>

Rimašauskas, Marius, & Bargelis, Algirdas. (2012). The development of the intelligent forecasting model for productivity index in manufacturing. *Mechanika*, 18(3), 354-359.

Rostami-Tabar, B., Babai, M. Z., Ducq, Y. ir Syntetos, A. (2015). Non-stationary demand forecasting by cross-sectional aggregation. *International Journal of Production Economics*, 170.

Sales forecast. (n.d.) *Cambridge Business English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-11]. Prieiga per internetą <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/sales-forecast>

Sales forecast. (n.d.) *Collins English Dictionary* [žiūrėta 2017-10-12]. Prieiga per internetą <https://www.collinsdictionary.com/dictionary/english/sales-forecast>

SCDigest Editorial Staff, (2010) Supply Chain News: Looking to Reduce Inventories? Production Scheduling Optimization May Have Bigger Impact than Improving Forecast Accuracy. [žiūrėta 2017-11-20]. Prieiga per internetą: [http://www.scdigest.com/ASSETS/ON\\_TARGET/10-11-02-1.php?cid=3869](http://www.scdigest.com/ASSETS/ON_TARGET/10-11-02-1.php?cid=3869)

Shim, J. K., Siegel, J. G. ir Liew, C. J. (1994). *Strategic Business Forecasting*. Chicago: Probus Publishing Company. [žiūrėta 2017-11-10]. Prieiga per internetą: [https://books.google.lt/books/about/Strategic\\_business\\_forecasting.html?id=1agrAAAAYAAJ&redir\\_esc=y](https://books.google.lt/books/about/Strategic_business_forecasting.html?id=1agrAAAAYAAJ&redir_esc=y)

Simutis, R., Dilijonas, D., Bastina, L. ir Friman, J. (2007). A flexible neural network for ATM cash demand forecasting. *Computational Intelligence, Man-Machine Systems and Cybernetics (CIMMACS'07), December 14-16, 2007, Puerto De La Cruz, Tenerife, Canary Islands, Spain : Proceedings of the 6th WSEAS International Conference*, 163-166.

Snieska, V. ir Snieskienė, G. (2002). Prognozavimo metodai rinkos paklausos prognozavimo kontekste. *Inžinerinė Ekonomika = Engineering Economics*, (3), 103-108.

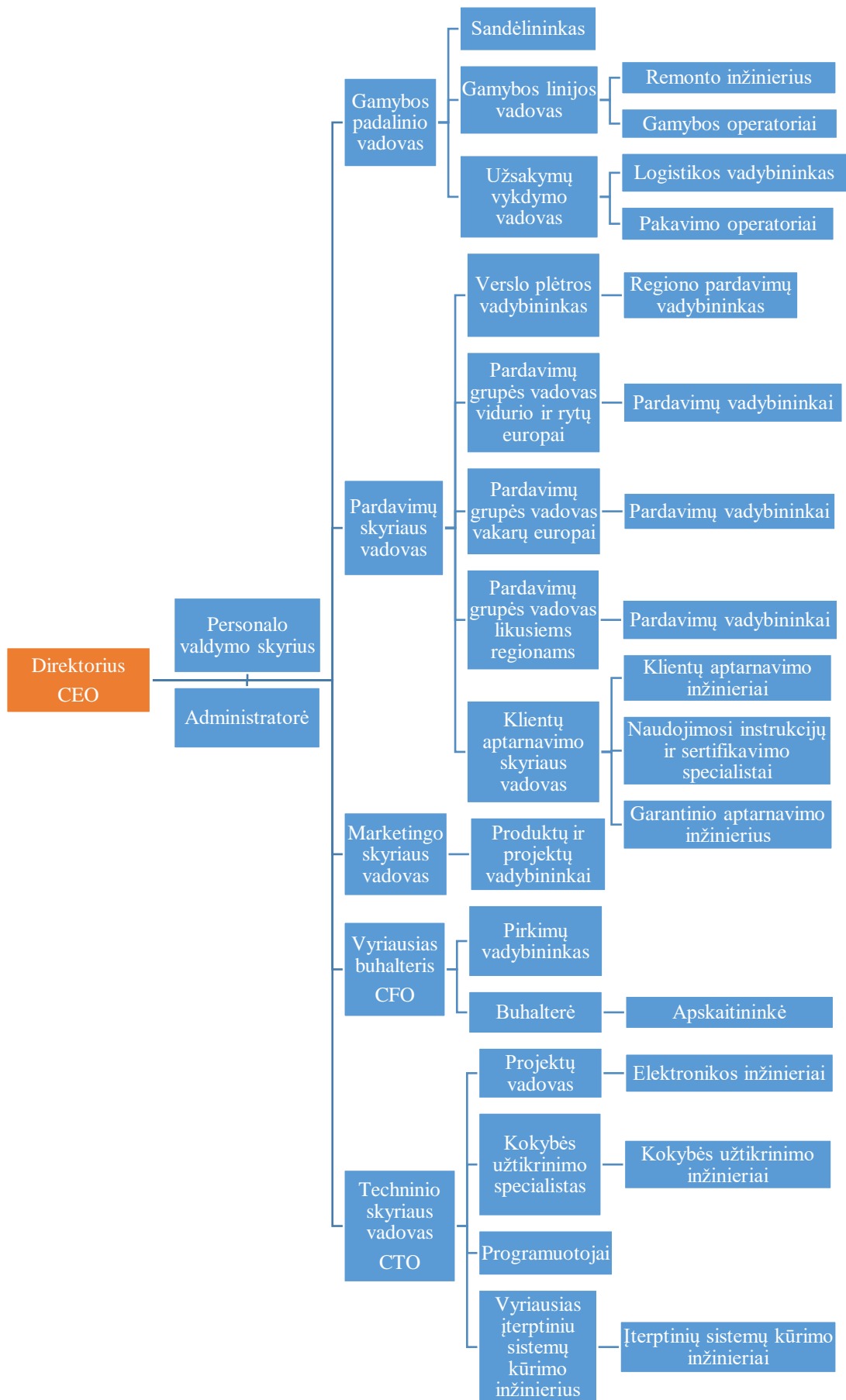
Stravinskienė, J. ir Neverauskas, B. (2002). Pardavimo prognozavimo sistemos samprata ir struktūra. *Inžinerinė Ekonomika = Engineering Economics*, (4), 101-109.

Štuopytė, Ž. (2004). *Valstybės skolinimosi poveikio verslo aplinkai prognozavimas: Mokomoji knyga*. Kaunas: Technologija.

Vaitkus, V., Zylius, G. ir Maskeliunas, R. (2014). Electrical spare parts demand forecasting. *Elektronika Ir Elektrotechnika*, 20(10), 7-10.

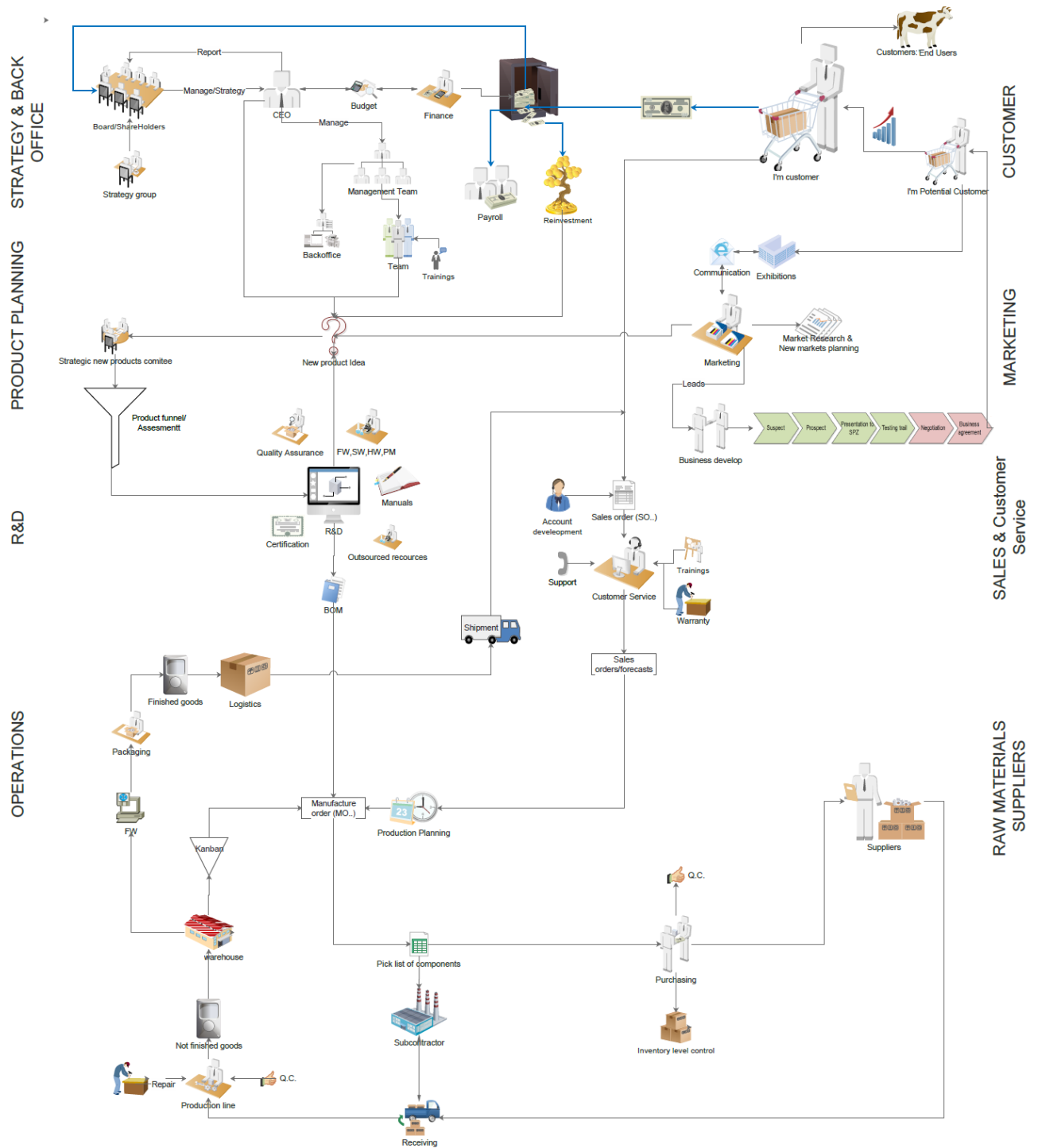
Ward, S. (2017). Sales Forecasting. [žiūrėta 2017-11-06]. Prieiga per internetą: <https://www.thebalance.com/sales-forecasting-2948317>

# 1 PRIEDAS. ĮMONĖS VALDYMO STRUKTŪRINĖ SCHEMA





## 2 PRIEDAS. ĮMONĖS PROCESŲ SRAUTŲ SCHEMA



### 3 PRIEDAS. FAKTINIAI IR PROGNOZUOJAMI ĮMONĖS PRODUKTŲ PARDAVIMŲ KIEKIAI

		Produktas 1	Produktas 2	Produktas 3	Produktas 4	Produktas 5	Produktas 6	Produktas 7	Produktas 8	Produktas 9	Produktas 10											Produktas 1	Produktas 2	Produktas 3	Produktas 4	Produktas 5	Produktas 6	Produktas 7	Produktas 8	Produktas 9	Produktas 10
Prognozuojamos pardavimų kiekio reikšmės	2014-01	1200	302	600	200	0	400	300	1100	200	600	2014-01	124	323	397	61	164	311	13	0	94	353									
	2014-02	700	700	300	200	200	200	200	2000	200	0	2014-02	307	244	418	157	58	73	39	0	94	173									
	2014-03	700	526	400	200	200	200	200	1000	200	0	2014-03	148	415	505	79	69	226	49	0	79	200									
	2014-04	670	1474	700	200	200	500	200	800	240	1000	2014-04	29	243	650	90	76	214	99	0	59	423									
	2014-05	1600	700	900	300	498	300	300	1600	400	1504	2014-05	165	270	206	180	121	214	46	0	167	759									
	2014-06	700	600	1200	200	400	0	0	1300	0	1000	2014-06	188	228	294	69	99	227	25	0	18	115									
	2014-07	700	0	0	0	0	300	0	0	0	0	2014-07	119	283	202	118	122	244	48	16	181	427									
	2014-08	500	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2014-08	235	168	58	34	88	174	17	1132	33	977									
	2014-09	1294	5	800	0	0	200	0	500	0	0	2014-09	319	500	585	141	123	339	64	1058	190	429									
	2014-10	606	300	500	0	202	400	0	1000	200	400	2014-10	492	436	239	262	145	155	48	483	128	212									
	2014-11	1500	800	0	0	300	300	0	1000	0	500	2014-11	176	215	525	119	71	74	27	411	86	250									
	2014-12	1100	1200	400	0	500	600	0	1000	200	800	2014-12	231	660	329	188	92	123	211	660	136	409									
	2015-01	200	300	300	100	300	260	100	0	100	400	2015-01	719	355	373	115	144	180	103	854	146	181									
	2015-02	600	600	904	0	200	0	0	0	100	355	2015-02	544	497	238	190	230	316	87	356	153	516									
	2015-03	100	300	500	100	0	200	100	0	100	245	2015-03	777	507	754	218	240	428	163	768	160	625									
	2015-04	100	300	500	200	100	200	100	0	100	1500	2015-04	523	555	395	115	120	304	170	868	206	1093									
	2015-05	100	300	500	300	0	200	100	0	100	500	2015-05	1028	550	709	140	356	284	88	947	220	941									
	2015-06	100	299	500	200	0	400	100	100	400	1000	2015-06	1129	422	602	99	143	122	43	536	97	259									
	2015-07	100	300	0	0	200	200	0	0	0	800	2015-07	979	158	214	53	180	210	35	659	98	395									
	2015-08	100	300	500	0	100	200	0	2000	200	500	2015-08	779	451	508	63	141	148	37	902	121	341									
	2015-09	500	300	300	0	0	200	100	1000	0	500	2015-09	1520	600	652	188	329	445	43	831	67	577									
	2015-10	200	600	300	200	200	400	100	1000	200	500	2015-10	892	872	233	227	183	267	66	630	87	382									
	2015-11	500	300	0	400	400	0	100	0	0	0	2015-11	1274	758	441	55	265	421	99	815	130	537									
	2015-12	200	298	200	200	0	200	0	500	200	500	2015-12	811	683	216	246	348	381	144	1142	226	662									
	2016-01	1000	600	0	100	200	300	0	1000	0	1002	2016-01	745	690	377	192	294	212	115	686	203	752									
	2016-02	500	600	300	278	122	0	150	500	200	0	2016-02	1243	417	278	92	313	114	163	637	79	430									
	2016-03	1500	400	200	100	600	400	250	1200	100	600	2016-03	746	451	182	230	293	291	94	658	87	462									
	2016-04	500	300	600	200	200	300	0	500	200	500	2016-04	987	811	924	266	479	505	67	816	277	633									
	2016-05	1000	800	300	200	400	300	0	500	200	0	2016-05	904	244	1335	76	176	313	15	226	93	148									
2016-06	1000	300	1695	200	400	300	100	1000	200	1004	2016-06	779	557	303	81	338	311	172	1581	193	912										
2016-07	500	600	200	0	200	600	100	500	0	500	2016-07	551	489	659	91	220	155	80	570	94	561										
2016-08	1000	300	500	0	400	0	100	1000	200	500	2016-08	997	423	401	56	308	173	28	432	122	233										
2016-09	500	296	500	200	0	0	0	482	0	500	2016-09	993	592	435	229	252	228	29	985	220	428										
2016-10	1000	900	970	100	500	300	0	1000	401	500	2016-10	871	684	497	90	195	393	35	1009	56	380										
2016-11	1000	600	300	300	200	600	0	1480	0	504	2016-11	851	640	211	179	330	393	88	786	88	580										
2016-12	1200	900	0	0	200	400	200	500	100	500	2016-12	920	300	276	47	103	206	74	566	88	287										
2017-01	500	300	200	301	200	300	100	998	0	300	2017-01	1157	764	211	176	372	386	119	1318	92	446										
2017-02	1000	300	501	0	600	0	0	1000	100	1000	2017-02	632	506	200	129	196	289	72	310	71	772										
2017-03	693	460	262	103	256	256	52	690	72	102	2017-03	935	424	262	103	256	256	52	1145	72	1001										
2017-04	540	180	150	50	260	150	0	280	50	60	2017-04	912	314	141	80	377	147	97	526	74	219										
2017-05	1000	173	190	20	350	160	61	560	0	410	2017-05	1037	276	200	72	199	314	145	482	61	668										
2017-06	250	94	31	115	115	65	0	550	55	550	2017-06	1012	274	150	50	260	150	0	503	50	857										
2017-07	300	100	0	0	200	10	10	50	100	400	2017-07	555	422	246	116	186	325	137	123	35	844										
2017-08	1005	210	150	70	70	110	45	1010	31	400	2017-08	811	267	190	20	350	160	61	78	0	458										
2017-09	1500	0	502	0	400	300	291	600	196	512	2017-09	1035	158	402	33	239	151	92	785	132	589										

## 4 PRIEDAS. DIRBTINIŲ NEURONŲ TINKLO PROGRAMOS KODAS „MATLAB“

APLINKOJE

```
% Pradiniai duomenys
Inputs = [124 307 148 29 165 188 119 235 319 492 176 231 719 544 777 523 1028 1129
979 779 1520 892 1274 811 745 1243 746 987 904 779 551 997 993 871 851 920 1157 632
935 912 1037 1012 555 811];
Targets = [307 148 29 165 188 119 235 319 492 176 231 719 544 777 523 1028 1129 979
779 1520 892 1274 811 745 1243 746 987 904 779 551 997 993 871 851 920 1157 632 935
912 1037 1012 555 811 1035];

% Normuojami duomenis tarp -1 ir 1.
[InputsN,PS] = mapminmax(Inputs);
[TargetsN,PS2] = mapminmax(Targets);

% Paruosiamė duomenis prognozavimo modeliams
InputsC = num2cell(InputsN);
TargetsC = num2cell(TargetsN);

% Nustatom treniravimo metoda
trainFcn = 'trainlm';

% Sukuriame dirbtiniu neuronu tinklo modeli
inputDelays = 1:2;
feedbackDelays = 1:2;
hiddenLayerSize = 10;
net = narnet(inputDelays,feedbackDelays,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);

% Paruošiamė duomenis naudojimui
[x,xi,ai,t] = preparets(net,InputsC,{},TargetsC);

% Parenkame tinklo treniravimo kintamuosius
net.divideParam.trainRatio = 80/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Atliekame tinklo treniravima
[net,tr] = train(net,x,t,xi,ai);

% Testavimas
y = net(x,xi,ai);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y);

% Tinklo realizavimas
nets = removedelay(net);
nets.name = [net.name ' - Predict One Step Ahead'];
view(nets)
[xs,xis,ais,ts] = preparets(nets,InputsC,{},TargetsC);
ys = nets(xs,xis,ais);
stepAheadPerformance = perform(nets,ts,ys);

% Paruošiamė duomenis ir atvaizduojame grafiškai
y1 = cell2mat(ys);
ProgTargets = mapminmax('reverse',y1,PS);

plot(Targets(3:44),'r');
plot(ProgTargets,'g');

hold
```