



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS

ELEKTROS IR ELEKTRONIKOS FAKULTETAS

Artūr Gončarov

**LIETUVOS NAMŲ ŪKIŲ ELEKTROS ENERGIJOS
PAKLAUSOS PROGNOZAVIMAS**

Baigiamasis magistro projektas

Vadovas

Prof. dr. Gražina Startienė

KAUNAS, 2018

KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS
ELEKTROS IR ELEKTRONIKOS FAKULTETAS
ELEKTROS ENERGETIKOS SISTEMŲ KATEDRA

LIETUVOS NAMŲ ŪKIŲ ELEKTROS ENERGIJOS
PAKLAUSOS PROGNOZAVIMAS

Baigiamasis magistro projektas

Energetikos technologijos ir ekonomika (kodas 621E30004)

Vadovas

Prof. dr. Gražina Startienė
2018-05-22

Recenzentas

Doc. dr. Inga Konstantinavičiūtė
2018-05-22

Projektą atliko

Artūr Gončarov
2018-05-22

KAUNAS, 2018



KAUNO TECHNOLOGIJOS UNIVERSITETAS

Elektros ir elektronikos fakultetas

(Fakultetas)

Artūr Gončarov

(Studento vardas, pavardė)

Energijos technologijos ir ekonomika 621E30004

(Studijų programos pavadinimas, kodas)

Baigiamojo projekto „Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimas“

AKADEMINIO SAŽININGUMO DEKLARACIJA

20 18 m. gegužės 22 d.
Kaunas

Patvirtinu, kad mano, **Artūr Gončarov**, baigiamasis projektas tema „*Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimas*“ 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)

Gončarov, Artūr. Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimas. Magistro baigiamasis projektas / vadovė prof. dr. Gražina Startienė; Kauno technologijos universitetas, Elektros ir elektronikos fakultetas, Elektros energetikos sistemų katedra.

Mokslų kryptis ir sritis: Elektros ir elektronikos inžinerija, Technologiniai mokslai.

Reikšminiai žodžiai: *elektros rinkos liberalizavimas, elektros energijos paklausa, paklausos atsako programos, neuronų tinklai, tikimybinis elektros paklausos prognozavimas.*

Kaunas, 2018. 74(83) p.

SANTRAUKA

Pirmieji elektros energijos sektoriaus liberalizavimo procesai Europoje prasidėjo dar 1990 metais. Nuo tada rinka smarkiai pasikeitė ir šiandien elektros sektorius išgyvena modernizacijos periodą. Aktyviai vyksta išmaniojo tinklo kūrimas ir plėtra, prieinamesniais tampa išmanieji skaitikliai. Būtent išmaniosios apskaitos dėka sukuriamas nuotolinis nuolatinis elektros energijos tiekėjo ir vartotojo ryšys. Elektros tiekėjams tampa prieinami didžiuliai skaitmeniniai informacijos kiekiai apie vartotojus ir apie jų vartojimo įpročius. Susisteminta informacija gali būti panaudota paklausos atsako programoms taikyti. Paklausos atsako programos gali daryti reikšmingą įtaką elektros suvartojimui, todėl, prognozuojant galutinę elektros energijos paklausą, jų potencialas turi būti įvertintas. Grynąjį paklausos atsako efektą įvertinti tradicinėmis prognozavimo priemonėmis nėra efektyvu, todėl tyrime naudojamas tikimybinis prognozavimo metodas.

Siekiant įvertinti paklausos atsako priemonių įtaką galutinei elektros energijos paklausai, darbe atlikta:

- 1) vartojimo pokyčio dėl paklausos atsako priemonės įgyvendinimo, analizė;
- 2) sudarytas kontrolinės grupės vidutinės elektros energijos paklausos prognozavimo modelis;
- 3) sudarytas vartojimo pokyčių modelis, apskaičiuota intervalinė prognozė;
- 4) atlikta prognozių kombinacija. Panaudojant *MATLAB* programinę įrangą, dirbtinių neuroninių tinklų pagrindu sudaryti prognozavimo modeliai.

Atliekant tyrimą, panaudoti išmaniosios apskaitos bandomojo projekto, kurį atliko *ESO*, duomenys ir *LHMT* pateikta istorinė oro temperatūros ir santykinės oro drėgmės informacija.

Tyrimo rezultatai parodė, kad intervalinės prognozės pateikimas ir vertinimas yra informatyvesnis ir prasmingesnis nei tradicinės, taškinės prognozės. Pasitelkiant intervalinę prognozę, elektros energijos tiekėjams atveriamą galimybę tiksliau įvertinti kainodaros modelį, valdyti rizikas, kylančias dėl elektros energijos vartojimo ar kitų neapibrėžtumų, tikslingai įgyvendinti paklausos atsako priemones. Taip pat nustatyta, jog analizuojamu laikotarpiu elektros energijos vartojimas sumažėjo 11%.

Gončarov, Artūrs. Forecasting of Household Demand for Electric Power in Lithuania: Master's thesis in Energy Technology and Economics / prof. dr. Gražina Startienė. Kaunas University of Technology, Faculty of Electrical and Electronics Engineering, Department of Electrical Power Systems.

Research area and field: Electrical and Electronics Engineering, Technological Sciences.

Key words: *electricity market liberalization, electricity demand, demand management, demand response, probabilistic forecasting, neural networks, forecasting electricity demand.*

Kaunas, 2018. 74(83) p.

SUMMARY

First electricity market liberalization processes in Europe had started in 1990. Since then market had changed significantly. Nowadays, electricity market is going through the modernization period of its lifetime. Smart-grid and smart-metering systems are developing and becoming more available in the market. Smart meters are extremely important for establishing permanent remote connection between electricity suppliers and consumers. As a result, electricity suppliers are provided with a huge amount of data that is highly granular. Using this data effective demand response programs could be introduced in the market. It is proven that demand response programs can have an effect on impact on the final electricity demand. In that case, it must be considered when the final electricity demand forecast is done. As demand response programs are not triggered frequently point forecasts could be rough, in that case – probabilistic output used in this paper.

In order to evaluate the impact of demand response programs to the actual loads a few steps taken. *First*, historical load based on weather data compared to the actual load, affected by demand response program implemented. By comparing these datasets, we can obtain an indication of how much electricity demand reduced the final load. *Second*, forecasting model for historical load based on weather data created. *Third*, forecasting model created for what we have learned from the *first* step. *Finally*, the *second* and the *third* steps combined. Forecasting models are based on artificial neural networks that were implemented by using *MATLAB* software with the *Neural Network Tool*. The national electricity distribution company provides data about the average consumption rates recorded during the trial project of smart-metering implementation. Lithuanian hydro meteorological service company provides historical weather data.

Results shows interval probabilistic forecasts provide more informative and meaningful results than point forecasts. Interval forecasts could be used for re-evaluating current electricity pricing models, setting-up demand response programs, various risk management. In addition, calculated that during the trial project of smart-metering implementation electricity demand reduced by 11%.

TURINYS

ĮVADAS.....	10
1. Elektros energijos rinkos samprata	13
1.1 Elektros energijos rinkos organizavimo modeliai.....	14
1.2 Lietuvos elektros energijos rinka	18
1.3 ES bendroji elektros energijos rinka	20
2. Elektros energijos paklausos programos	22
2.1 Pirkimų paskirstymas	23
2.2 Kainų siūlymo strategijos.....	24
2.3 Paklausos valdymo (DSM) programos	26
3. Paklausos atsako (DSR) programos	27
4. Elektros energijos paklausos prognozavimas.....	34
4.1 Elektros energijos paklausos modeliai pagal prognozavimo laikotarpį	34
4.2 Elektros energijos paklausos prognozavimo technikos.....	35
4.3 Elektros energijos paklausos prognozavimo metodikos	36
5. Lietuvos namų ūkių elektros energijos prognozavimo metodika.....	38
5.1 Dirbtiniai neuronų tinklai	38
5.2 Tikimybinis trumpo laikotarpio elektros paklausos prognozavimas.....	45
5.3 Tyrimo atlikimo eiga.....	46
6. Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimas	48
IŠVADOS	65
LITERATŪROS SĄRAŠAS	67
PRIEDAI.....	75

SANTRUMPŲ SĄRAŠAS

- AEI – atsinaujinantys energijos ištekliai;
- ARIMA – autoregresijos integruotas slenkančiųjų vidurkių modelis;
- DNT – dirbtiniai neuronų tinklai;
- DSM – paklausos valdymas;
- DsP – daugiasluoksnis perceptronas;
- DSR – paklausos atsakas;
- EK – Europos Komisija;
- ES – Europos Sąjunga;
- ESO – energijos skirstymo operatorius;
- IL – ilgas laikotarpis;
- LTL – labai trumpas laikotarpis;
- MAPE – vidutinė absoliutinė procentinė paklaida;
- MAE – vidutinė absoliutinė paklaida;
- MKM – mažiausių kvadratų metodas;
- MSE – vidutinė kvadratinė paklaida;
- PKS – paklausos kainos siūlymas;
- RBF – radialinės bazinės funkcijos;
- RMSE – vidutinis kvadratinės šaknies nuokrypis;
- TL – trumpas laikotarpis;
- VKEKK – Valstybinė kainų ir energetikos kontrolės komisija;
- VL – vidutinis laikotarpis;
- VsP – vienasluoksnis perceptronas;

LENTELIŲ SĄRAŠAS

- 1.1 lentelė. Elektros energijos rinkos dalyviai;
- 1.2 lentelė. ES aplinkosauginiai tikslai iki 2050 m.;
- 3.1 lentelė. Paklausos atsako programų analizė;
- 4.3.1 lentelė. Apkrovos poreikio prognozavimo metodika;
- 5.1.1 lentelė. DNT aktyvavimo funkcijos;
- 6.1 lentelė. Kontrolinių duomenų DNT tikslumo vertinimas;
- 6.2 lentelė. Vartojimo pokyčio DNT tikslumo vertinimas.

PAVEIKSLŲ SĄRAŠAS

- 1.1 pav. Tradicinės monopolijos energijos rinkoje;
- 1.2 pav. Vienintelio supirkėjo modelis;
- 1.3 pav. Didmeninė konkurencinė rinka;
- 1.4 pav. Konkurencinė mažmeninės elektros energijos rinka;
- 1.5 pav. Lietuvos elektros energijos rinka;
- 3.1 pav. Elektros vartojimo mažinimas DSR;
- 4.1.1 pav. Apkrovų prognozavimas pagal laiko horizontus;
- 5.1.1 pav. Biologinio neurono sandara;
- 5.1.2 pav. DNT su paslėptais sluoksniais schema;
- 5.1.3 pav. VsP schema;
- 5.1.4 pav. DsP schema su vienu paslėptu sluoksniu;
- 5.3.1 pav. Tyrimo atlikimo schema;
- 6.1 pav. Išmaniosios apskaitos projekto dalyvių vidutinis elektros energijos suvartojimas;
- 6.2 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal mėnesius;
- 6.3 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal savaitės dienas;
- 6.4 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal valandas darbo dienomis;
- 6.5 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal valandas savaitgaliais;
- 6.6 pav. Kontrolinio DNT schema;
- 6.7 pav. Kontrolinio DNT determinacija;
- 6.8 pav. Kontrolinio DNT reikšmių palyginimas su faktiniais duomenimis;
- 6.9 pav. Kontrolinio DNT paklaidų histograma;
- 6.10 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozė;
- 6.11 pav. Kontrolinio DNT paklaidų statistika pagal mėnesius, savaitės dienas, valandas;
- 6.12 pav. Pilotinės grupės DNT determinacija;
- 6.13 pav. Pilotinės grupės DNT determinacija;
- 6.14 pav. Pilotinės grupės DNT modelis;
- 6.15 pav. Pilotinės grupės DNT modelio 160-195 dienos stebėjimo intervalas;
- 6.16 pav. Pilotinės grupės DNT paklaidų histograma;
- 6.17 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos pokyčio prognozė;
- 6.18 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozė.

IVADAS

Temos aktualumas: Elektros energijos sektorius yra neatsiejama šalies ūkio dalis, užtikrinanti infrastruktūros veikimą, socialinės ir ekonominės gerovės augimą. Elektros sektoriaus pagrindinis tikslas – palaikyti elektros sistemos gyvybingumą, saugumą, patikimumą ir nepertraukiamą kokybiškos elektros energijos tiekimą vartotojams konkurencingomis kainomis (LR Energetikos ministerija, 2017). Elektra yra strateginė, pirmojo būtinumo visuomeninė prekė, kurios mainai vyksta elektros energijos rinkoje. Konkurencinės rinkos sąlygos elektros energijos sektoriuje atsirado po ne vienos restruktūrizacijos, pereinant nuo vieno rinkos valdymo modelio prie kito. Liberalizacijos procesai vyko ir tebevyksta visame pasaulyje.

Restruktūrizavus elektros energijos sektorių, ne visi rinkos dalyviai spėjo užimti tvirtas pozicijas rinkoje. Pasiūlos pusė, kitaip nei paklausos, greitai prisitaikė prie naujos konkurencinės aplinkos. Tuo tarpu paklausai teko kainos priėmėjos vaidmuo, o elektros energija traktuojama, kaip reikiamu mastu nuolat prieinama prekė (Sharifi, 2017). Tai lėmė paklausos nelankstumą, neefektyvų energijos vartojimą, aukštas elektros energijos kainas bei pasyvų dalyvavimą rinkoje. Siūlomas sprendimas – paklausos valdymo programų, skirstomų į paklausos atsako ir vartojimo efektyvumo didinimo programas, diegimas (Europos Komisija, 2014; Europos Parlamentas, 2017).

Paklausos atsako programos technologiškai gali veikti tik įdiegus vartotojams išmaniuosius matavimo prietaisus. Lietuvoje ši technologija yra pradinėje diegimo fazėje. Visuomeninis energijos skirstymo operatorius (ESO) 2017 m. užbaigė išmaniosios apskaitos bandomąjį projektą, kurio metu daugiau nei 3000 namų ūkių visoje Lietuvoje buvo įdiegti išmanieji skaitikliai. Kartu su skaitikliais vartotojams pasiūlytas naujas, keturių laiko zonų tarifų planas. Šios technologijos dėka operatorius gauna detalius techninius duomenis apie įtampos svyravimus ir gali stebėti energijos suvartojimą net 15 min. tikslumu. Projekto tikslas – skatinti efektyvų elektros energijos vartojimą, suteikiant galimybę namų ūkiams stebėti savo vartojimo įpročius nuotoliniu būdu ir perkelti dalį nebūtino elektros suvartojimo į ne piko laiką, mainais už galimybę mokėti mažesnes elektros sąskaitas (ESO, 2017).

Europos Komisijos teigimu, elektros energijos paklausos augimas per artimiausius 20-30 metų gali būti didžiausias, lyginant su kitais energijos šaltiniais, jei nebus taikyta jokių priemonių jam stabdyti. Todėl klimato kaitos programoje ypatingas dėmesys skiriamas elektros energijos vartojimo efektyvumo didinimui. Taupus energijos vartojimas – efektyviausias būdas užtikrinant saugų elektros tiekimą ir priklausomybės nuo importuojamų energijos šaltinių mažinimą (Europos Sąjunga, 2009). Europos Sąjungos (ES) klimato ir energetikos politikos strategijoje numatyta iki 2050 metų žymiai sumažinti išmetamą šiltnamio efektą sukeliančių dujų kiekį, plėsti energijos tinklą tarpusavio jungčių skaičių, didinti energijos vartojimo efektyvumą

bei lyderiauti atsinaujinančių energijos išteklių (AEI) panaudojime elektros gamybos srityje (Europos Komisija, 2011). Būtent auganti AEI dalis ir paklausos atsako programų dalyvavimas elektros rinkoje sąlygoja stiprėjantį gamybos ir vartojimo nenuspėjamumą. Būtina į tai atsižvelgti prognozuojant elektros energijos, ypač – trumpo laikotarpio, paklausą.

Elektros energijos paklausos prognozavimas yra nenutrūkstantis ir gyvybiškai svarbus procesas siekiant užtikrinti patikimą ir subalansuotą tinklo veikimą. Kasdienėms tinklo operacijoms, tokioms kaip optimalaus tinklo srovės dažnio palaikymas, gamybos planavimas vykdyti pasitelkiamas trumpo laikotarpio prognozavimas. Šiai užduočiai atlikti naudojamos statistinės ir dirbtinio intelekto prognozavimo technologijos. Būtent pastarasis prognozavimo būdas suteikia galimybę empiriškai modeliuoti sudėtingus ir netiesinius elektros energijos paklausos ir ją lemiančių veiksnių ryšius. Todėl, lyginant su statistinėmis prognozavimo technikomis, pasiekiamas didesnis prognozės tikslumas. Šiame darbe, sudarant trumpo laikotarpio Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelį, naudojamas vienas iš plačiai paplitusių dirbtinio intelekto metodų – dirbtinis neuronų tinklas.

Elektros sektoriuje sprendimai dažnai priimami remiantis prognozuojamomis reikšmėmis (pvz., orų prognozėmis), o modeliuojant elektros apkrovas, apskaičiuojami prognozuojamų reikšmių taškai (angl. *Point Forecast*). Šiame dešimtmetyje išaugus elektros rinkos konkurencijai bei elektros gamybai iš AEI, atsirado tikimybinio apkrovų prognozavimo poreikis. Planuojant elektros tinklo veiklą ir jos scenarijus, naudojamas tikimybinis prognozavimas. Taikant šį būdą, prognozės rezultatai gali būti pateikiami taškų, intervalų, kvantilių ar tankio funkcijų formatu. Metodo atsiradimo pradžia įvardijamos 2014 m. pabaigoje vykusios pasaulinės energijos prognozavimo varžybos (GEFCom), skirtos tikimybiniam prognozavimui. Tai - naujas prognozavimo metodas elektros energijos srityje, todėl mokslinės literatūros šia tema yra mažai. Metodo atsiradimą lėmė poreikis suprasti ir įvertinti neapibrėžtas sąlygas, susijusias su sprendimų šiandieninėje elektros rinkoje priėmimu. Viena iš sąlygų – paklausos atsako priemonės ir jų įvertinimas prognozuojant namų ūkių elektros paklausą.

Mokslinio darbo problema: kaip prognozuoti namų ūkių elektros energijos paklausą bei įvertinti galimą paklausos atsaką, taikant tikimybinį prognozavimo metodą?

Mokslinio darbo objektas: Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausa

Mokslinio darbo tikslas: sukurti tikimybinį būsimos dienos Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelį, vertinantį paklausos atsako priemonių įtaką galutiniam elektros suvartojimui.

Tikslui pasiekti keliami ***uždaviniai:***

1. Išanalizuoti elektros energijos sektoriaus liberalizacijos procesą;
2. Ištirti elektros energijos paklausos atsako programas;

3. Nustatyti ir įvertinti elektros energijos paklausai prognozuoti taikomų metodų pagrindines specifikacijas, skirtumus bei taikymo sritis;
4. Apibūdinti dirbtinių neuronų tinklų klasifikacijas ir modeliavimo principus;
5. Sudaryti tikimybinį Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelį bei įvertinti jo patikimumą;
6. Atlikus tyrimus, pateikti rekomendacijas.

Remiantis pateikta baigiamojo magistro projekto struktūra, uždavinių sprendimas mokslinio darbo tikslui pasiekti suskirstytas į tris dalis:

Pirmoje dalyje aprašomas elektros energijos rinkos liberalizavimo procesas, istoriškai vyraujantys elektros energijos rinkos organizavimo modeliai, rinkos struktūra, pasiūlos ir paklausos raida ir prisitaikymas prie elektros energijos rinkos pokyčių. Daugiausia dėmesio skiriama elektros energijos paklausai, analizuojamos paklausos atsako priemonės.

Antroje dalyje nagrinėjami metodai, skirti prognozuoti elektros energijos paklausą, išskiriamos pagrindinės jų savybės, skirtumai ir taikymo sritys. Nagrinėjamas tikimybinis prognozavimo metodas ir analizuojami trumpo laikotarpio tikimybiniai elektros energijos paklausos prognozavimo modeliai. Pateikiamas dirbtinio neuronų tinklo apibrėžimas, jo sudarymo ir veikimo principai.

Trečioji dalis skiriama tiriamajam projekto darbui. Šioje dalyje, taikant dirbtinius neuronų tinklus, sudaromas tikimybinis Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelis, vertinantis paklausos atsako priemonių įtaką galutiniam elektros energijos suvartojimui. Atliekama būsimų 24 valandų elektros energijos paklausos prognozė, įvertinama paklausos pokyčio įtaka galutinei elektros paklausai.

Darbo *išvadose* apibendrinami baigiamojo magistro projekto rezultatai ir pateikiamos rekomendacijos kaip vykdyti tolimesnius tyrimus.

1. Elektros energijos rinkos samprata

Ekonomikoje rinka suvokiama kaip esamų bei potencialių pirkėjų ir pardavėjų santykiai, kai prekių ir paslaugų mainai vyksta laisvai, o kaina nustatoma reaguojant į paklausos ir pasiūlos svyravimus. Rinka taip pat gali būti įvardijama kaip tam tikros prekės ar paslaugos segmentas (Vainienė, 2015). Kalbant apie elektros energijos rinką, būtina pabrėžti, jog šio segmento prekė pasižymi unikaliosiomis savybėmis: ji neatskiriamai susijusi su fizine elektros sistema, kuri veikia daug greičiau nei bet kuri rinka; elektros sistema turi būti nuolat subalansuota; elektros energijos paklausa yra ciklinė; elektros energija privalo būti pagaminama ir suvartojama tuo pačiu metu; elektros energijos kaupimo technologijos yra brangios ir sunkiai prieinamos visuomenei, todėl elektros energija negali būti kaupiama, saugoma ar sandėliuojama, kaip kitos prekės, o gamintojai privalo prisitaikyti prie nuolat kintančios paklausos.

Elektros energijos rinka – tai priemonių visuma, apimanti elektros energijos didmeninę bei mažmeninę prekybą, jomis vadovaujasi rinkos dalyviai, užtikrinant teisingumo ir lygybės principus elektros tiekimo grandinėje, dalyvaujant išoriniam reguliuotojui (Štreimikienė, 2014). Elektros rinkos tikslas – sudaryti konkurencines sąlygas ir užtikrinti veiksmingą elektros ūkio valdymą; rinkos užduotis – sukurti vienodas ir skaidrias sąlygas visiems elektros gamintojams, tiekėjams ir vartotojams, siekiant maksimaliai efektyviai ir pigiai tiekti elektrą vartotojams (Štilinis, 2006). Šiuolaikinę elektros energijos rinką sudaro (žr. 1.1 lentelę):

1.1 lentelė. Elektros energijos rinkos dalyviai

Dalyviai	Atliekama funkcija rinkoje	Tikslas
Elektros energijos gamintojai (gamyba)	Elektros energijos gamyba ir jos pardavimas didmeninėje elektros rinkoje energijos tiekėjams konkuruojant gamybos kiekiais ir kainomis su kitais elektros energijos gamintojais.	Mažų kaštų, žalios energijos gamyba.
Sistemos perdavimo operatorius (tinklai)	Saugus ir stabilus elektros energijos perdavimas vartotojams, elektros tinklų saugumo ir patikimumo užtikrinimas palaikant elektros energijos paklausos ir pasiūlos balansą.	Elektros energijos saugumo, tvarumo ir patikimumo užtikrinimas.
Elektros energijos skirstymo operatorius	Elektros energijos tiekimas vartotojams, naujų vartotojų prijungimas prie skirstomojo tinklo.	Elektros energijos pasiekiamumo užtikrinimas.
Elektros energijos tiekėjas (tiekimas)	Su elektros energijos tiekėjais diferencijuotomis paslaugomis bei kainomis konkuruojantys juridiniai asmenys, turintys leidimus tiekti energiją vartotojams. Perka elektros energiją mažiausiomis kainomis didmeninėje rinkoje ir parduoda vartotojams.	Vartotojų poreikių užtikrinimas; elektros energijos prieinamumas.
Elektros energijos prekybos platforma (birža)	Prekybos elektros energija organizavimo mechanizmas paremtas rinkos dėsniais. Biržoje prekiauja elektros energijos gamintojai ir tiekėjai.	Skaidrumo užtikrinimas pirkimo-pardavimo proceso metu.

Reguliuotojas	Nepriklausoma institucija prižiūrinti rinkos dalyvius, užtikrinanti konkurencinę aplinką sektoriuje ir siekianti vartotojų teisių apsaugos.	Konkurencijos ir lygių teisių užtikrinimas, rinkos reguliavimas.
Vartotojai	Buitiniai ir komerciniai elektros energijos vartotojai už energijos tiekimą atsiskaitantys su elektros tiekėjais.	Efektyvus elektros energijos vartojimas.

Šaltinis: sudaryta autoriaus

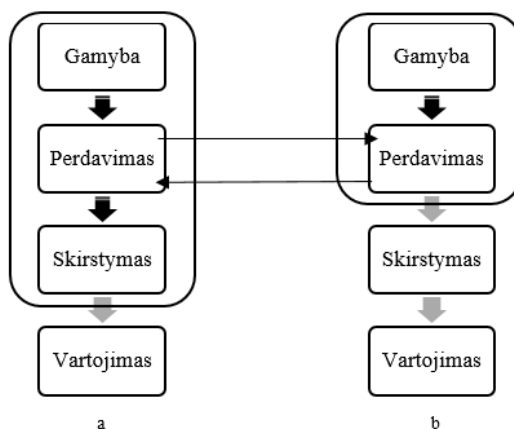
Elektros energijos sektoriaus kaip konkurencinės rinkos suvokimas formavosi ne vieną dešimtmetį. Siekiant atverti ir liberalizuoti elektros energijos rinką, atlikta ne viena restruktūrizacija Energetikos istorijoje susiduriama su keturiais pagrindiniais elektros rinkos organizavimo modeliais:

1. Monopolinės rinkos modelis (angl. *monopoly model*);
2. Vienintelio supirkėjo modelis (angl. *single-buyer model*);
3. Konkurencinės didmeninės rinkos modelis (angl. *wholesale competition model*);
4. Konkurencinės mažmeninės rinkos modelis (angl. *retail competition model*).

1.1 Elektros energijos rinkos organizavimo modeliai

Kiekvienas rinkos modelis – nuoseklus žingsnis, užtikrinantis sklandų perėjimą nuo vertikalčiai integruoto, nekonkurencingo ir neefektyvaus rinkos modelio, prie konkurencingos ir liberalios elektros energijos rinkos. Išsivysčiusiose ir besivystančiose šalyse restruktūrizacijos priežastys buvo skirtingos, todėl skiriasi ir pasiekti rezultatai.

Iki pat 1990 m., kai pradėtas reorganizuoti energijos ūkis, valstybėse dominavo elektros energijos monopoliai. **Monopolinės rinkos modelis** iš esmės reiškia, kad vartotojai neturi pasirinkimo iš ko pirkti elektros energiją. Energija įsigyjama iš vienintelio energijos tiekėjo toje teritorijoje, kurioje reziduoja vartotojai. Tam tikrais atvejais monopolijos yra vertikalčiai integruotos įmonės ir priklauso vietinės valdžios institucijoms (žr. 1.1 a pav.). Kitais atvejais vartotojai energiją perka iš tiekėjo-monopolisto, kurio veikla apima perdavimą ir tiekimą. Šiuo atveju energijos tiekimo vienetas elektros energiją privalo pirkti iš kitos energijos gamybos monopolinės įmonės, kuriai priklauso daugiau negu vienas teritorinis vienetas (žr. 1.1 b pav.). Tokia rinkos struktūra nėra skaidri ir efektyvi ekonominiu, visuomeniniu ir technologiniu požiūriu, todėl vienos priežasties reformuoti energijos ūkius valstybėse nebuvo.



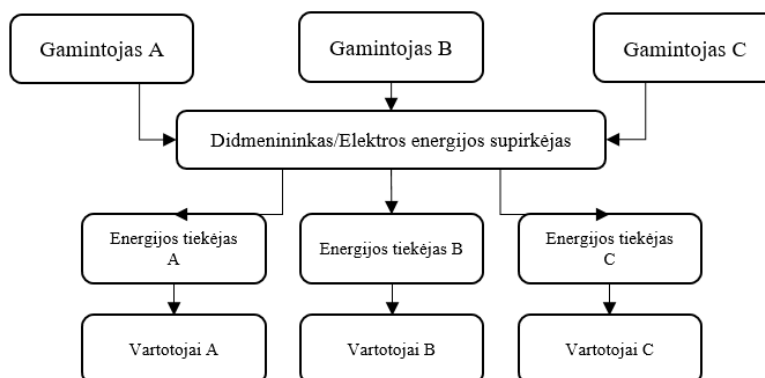
1.1 pav. Tradicinės monopolijos energijos rinkoje

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal S. Hunt (2002)

Sprendimus pradėti infrastruktūros pokyčius lėmė kompleksiniai motyvai, kylantys iš išsivysčiusių ir besivystančių valstybių. Tuo metu išsivysčiusias šalis vargino pertekliniai, brangiai išlaikomi gamybos pajėgumai, neefektyvus jų panaudojimas bei įsisenėjęs veiklų kryžminis subsidijavimas (Jamasb, 2006). Dar vienas svarbus veiksnys – reformų įgyvendinimo sėkmės istorijų bei idėjų paplitimas, kuris buvo juntamas visame pasaulyje. Tuo tarpu besivystančios šalys išgyveno dėl elektros energijos deficito, valstybinio sektoriaus nesugebėjimo sukaupti reikiamo kapitalo, neišvystytų elektros tinklų, vertikaliai integruotų monopolijų veiklos neefektyvumo. Bet labiausiai buvo juntamas noras padidinti pajamas parduodant valstybinį turtą, kartais net padengti valstybės skolas (Jamasb, 2006).

Pirmieji elektros energijos rinkos restruktūrizacijos ir atvėrimo rinkai procesai prasidėjo XX a. pabaigoje (1980 m. – Čilėje, 1990 m. – Anglijoje, 1991 m. – Norvegijoje, 1992 m. – JAV), kai monopolinės rinkos modelį pakeitus *vienintelio supirkėjo modeliu* (žr. 1.2 pav.), privačiam kapitalui suteiktos teisės dalyvauti energijos gamybos sektoriuje (Jamasb, 2006). Įgyvendintas rinkos organizavimo modelis reiškia, jog vietoje veikusio monopolisto į rinką ateina nepriklausomi elektros energijos gamintojai, o elektros energijos supirkimas ir tiekimas vartotojams išskaidomas į atskirus vienetus, t. y. nebelieka vertikalios integracijos, o elektros perdavimo tinklai tampa natūralia reguliuojama monopolija. Nepriklausomų gamintojų pagaminta elektros energija superkama vienintelio elektros energijos supirkėjo (didmenininko). Toliau elektros energijos tiekėjai iš didmenininko perka elektros energiją, kuri perduodama vartotojui. Šiame modelyje elektros energijos supirkėjas turi monopolinių galių prieš energijos tiekėjus bei yra monopsonininkas energijos gamintojams. Todėl jis gali pasinaudoti gamintojų tarpusavio konkurencijos sukurta nauda ir ją absorbuoti nesidalindamas su kitais rinkos dalyviais. Atkreipiamas dėmesys į tai, kad besivystančiose šalyse vienintelio supirkėjo modelis veda link korupcijos, nepakankamo elektros energijos pateikimo į rinką ir nenumatytų valstybės

išlaidų. Vienintelio supirkėjo modelis gali būti suvokiamas kaip pereinamasis laikotarpis prieš konkurencingos rinkos įgyvendinimą (Nagayama, 2009).

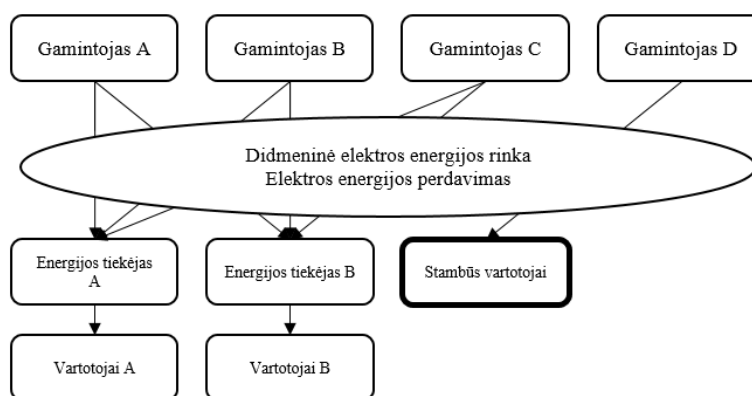


1.2 pav. Vienintelio supirkėjo modelis

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal Hunt S. (2002)

Ne visoms valstybėms vienodai sėkmingai sekėsi sukurti konkurencinę aplinką elektros rinkoje. Kai kurioms sunkumų sukėlė pablogėjusi ekonominė situacija ar investuotojų ketinimus pakeitę perskaičiuoti ateities energijos poreikio rodikliai. Tačiau šios reformos dėmesio centre yra valstybių teisinės sistemos pertvarka siekiant sudaryti efektyvią konkurenciją elektros rinkoje (Jamash, 2006). Pastebėta, kad auganti privataus kapitalo dalis bei konkurencija rinkoje reikalauja aktyvios rinkos priežiūros. Tai suteikė pagrindo visuomenės lūkesčių augimui dėl efektyvesnio kaštų panaudojimo, mažesnių kainų, sistemos praradimų bei verslo sąžiningumo elektros energijos sektoriuje (Newbery, 2002). Todėl, siekiant išvengti pašalinių monopolijos efektų, pereita prie sudėtingesnio, bet skaidresnio – **konkurencinės didmeninės rinkos modelio**.

Esant šiam rinkos organizavimo modeliui (žr. 1.3 pav.), vienintelis energijos supirkėjas yra pakeičiamas didmenine elektros energijos rinka (birža).



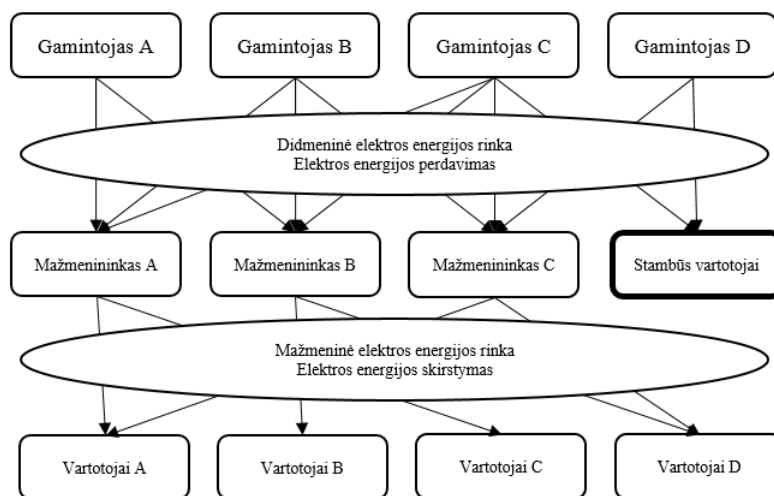
1.3 pav. Didmeninė konkurencinė rinka

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal Hunt S. (2002)

Pardavimo sandoriai vyksta vykdant gamintojų ir energijos tiekėjų dvišalius susitarimus, o didžiausi vartotojai turi galimybę pirkti elektros energiją tiesiai iš gamintojų. Vienintelėmis

centralizuotomis funkcijomis didmeninėje rinkoje lieka biržos bei elektros perdavimo (tinklo) veikla. Tuo tarpu mažmeninėje rinkoje – tiekėjų veikla, kadangi jie veiklą vykdo tam tikroje teritorijoje. Gamintojai konkuruoja gamybos apimtimis, tuo tarpu energijos tiekėjai – kainomis ir diferencijuotais produktais. Elektros energija gali būti perkama sudarant išankstinius sandorius arba prekiaujant neatidėliotinoje rinkoje, kurioje kaina suformuojama pagal paklausos-pasiūlos (rinkos) dėsnius kas valandą ar net pusvalandį (Bobinaitė, 2012). Todėl veikiant šiam rinkos modeliui, pasiekiamas aukštas konkurencijos laipsnis (Kirschen, 2005; Nagayama, 2007). Kita vertus, mažmeninė energijos kaina turėtų išlikti reguliuojama, kadangi smulkūs elektros energijos vartotojai gali neturėti pasirinkimo laisvės renkantis alternatyvų energijos tiekėją savo teritorijoje. Tokiu atveju elektros energijos tiekėjas nėra apsaugotas nuo galimų reikšmingų nuostolių, nulemtų elektros energijos kainų šuolių didmeninėje rinkoje (Kirschen, 2005). Nors biržoje siūloma įvairių priemonių (pvz., išankstiniai sandoriai), siekiant sumažinti riziką dėl kainų svyravimų, elektros tiekėjas apsisaugodamas nuo galimų nuostolių gali būti suinteresuotas palaikyti aukštą elektros energijos kainą.

Konkurencija energetikos rinkoje iš esmės reiškia konkurenciją elektros energijos gamyboje bei didmeninėje ir mažmeninėje rinkoje. Tai funkcijos, kurios neturi būti reguliuojamos – jų kainos būtų nuspręstos konkurencinės rinkos sąlygomis, o ne nustatytos iš anksto. Tuo tarpu energijos perdavimo ir paskirstymo funkcijos neturi būti konkurencinės, tai – natūraliosios reguliuojamos monopolijos. Netikslinga kurti atskirų elektros tinklų, todėl visi privalo naudotis ta pačia infrastruktūra (Joskow, 2000). Tinklai turi tarnauti visiems infrastruktūros dalyviams, todėl jie turi būti reguliuojami ir prižiūrimi (Hunt, 2002). Tokia elektros rinkos organizavimo sistema yra vadinama *konkurencine mažmeninės elektros energijos rinka* (žr. 1.4 pav.).



1.4 pav. Konkurencinė mažmeninės elektros energijos rinka

Šaltinis: sudaryta autoriaus pagal Hunt S. (2002)

Laikoma, jog šis modelis leido pasiekti aukščiausią konkurencijos laipsnį, kadangi skirtingai nuo prieš tai pristatyto didmeninės konkurencinės rinkos modelio, jame smulkūs ir vidutiniai vartotojai turi teisę, atsižvelgiant į savo poreikius, pasirinkti alternatyvų elektros energijos tiekėją. Dėl didelių užsakymo kaštų stambūs vartotojai išlaiko teisę pirkti elektros energiją tiesiai iš gamintojų, o energijos tiekėjai (mažmenininkai) konkuruoja diferencijuotais paslaugų paketais, tarifais, planais. Šis modelis vienareikšmiškai yra liberalizuojamų elektros energijos rinkų siekiamybė.

Elektros energijos infrastruktūros reformos pareikalavo didžiulių valstybinių išlaidų ir pastangų (Laffont, 2005). Pasaulio valstybės, pradėjusios elektros sektoriaus liberalizavimo procesą, dėl skirtingų priežasčių pasiekė nevienodų rezultatų (Fischer, 2000). Mokslinėje literatūroje šiuo metu yra įvardijami trys svarbiausi reformų žingsniai, kaip išmoktos pamokos, kurių privaloma laikytis norint įgyvendinti rinkos pokyčius (Nepal, 2015):

Pirmas reformos elementas – vertikalus, potencialiai konkurencingų didmeninės elektros energijos gamybos ir mažmeninės prekybos segmentų atskyrimas, elektros energijos perdavimo ir paskirstymo segmentuose paliekant natūralias monopolijas.

Antras žingsnis – valstybinių elektros monopolijų privatizavimas.

Trečiasis komponentas – nepriklausomos, sektorių reguliuojančios institucijos, atstovaujančios viešus interesus, sukūrimas.

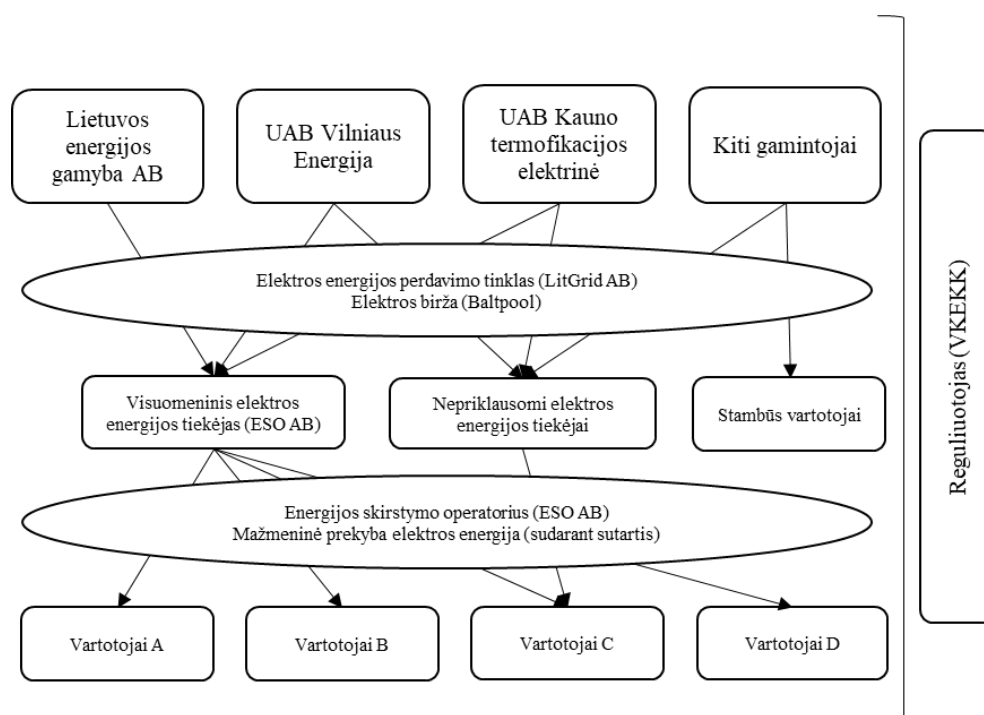
Kiekvienas žingsnis reikalauja tvirto teisinio pagrindo ir sąlygoja teisinės pertvarkas. Elektros energijos rinkos tobulinimas yra tęstinis procesas. Šiuo metu išsivysčiusios šalys įgyvendina naujus įstatymus ir reformas elektros energijos sektoriuje siekdamos subalansuotai pasiekti prioritetinius, konkurencingumo, saugumo ir mažo anglies dioksido kiekio technologijų įgyvendinimo tikslus (Europos Komisija, 2011; Nepal, 2015; Pollitt, 2013).

1.2 Lietuvos elektros energijos rinka

Šiame skyriuje analizuojama Lietuvos elektros energijos rinka bei jos dalyviai, trumpai apžvelgiama rinkos raida, pateikiamos įsipareigojimų Europos Sąjungai (ES) ir kitų tarptautinių įsipareigojimų energetikos srityje įvykdymo datos.

Lietuvoje veikia mažmeninė konkurencinė elektros energijos rinka (žr. 1.5 pav.). Šią rinką sudaro: elektros energijos *gamintojai*, kurie su energijos tiekėjais bei stambiais vartotojais elektros energija prekiauja dvišaliais susitarimais arba „Nord Pool Spot“ biržoje; elektros *perdavimo operatorius* (LitGrid AB); *energijos tiekėjai*, elektrą parduodantys vartotojams, su kuriais sudarę tiekimo sutartis (kitu atveju elektros energiją teikia visuomeninis elektros skirstymo operatorius (ESO)); komerciniai, industriniai ir buitiniai *vartotojai*; rinką kontroliuoja

ir už sąžiningos konkurencijos veikimą yra atsakingas *reguliotojas* – Valstybinė kainų ir energetikos kontrolės komisija (VKEKK).



1.5 pav. Lietuvos elektros energijos rinka

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis VKEKK

Tuo metu, kai išsivysčiusios pasaulio valstybės pradėjo reorganizuoti elektros energijos ūkį, Lietuva tik 1991 m. atkūrė nepriklausomybę ir iš Sovietų Sąjungos paveldėjo energetikos ūkį. Sėkmingas Didžiosios Britanijos pavyzdys privatizuojant energetikos monopolius lėmė, kad 1996 m. buvo priimta ES direktyva (96/92/EC) dėl elektros energijos vidaus rinkos bendrųjų taisyklių, kuri kartu tapo ir reformos motyvu išsivysčiusiose šalyse. Lietuva, siekdama narystės ES, turėjo atlikti namų darbus. Tuo metu (1997 m.) pradėta įmonės AB „Lietuvos Energija“, kuri iki tol valdė visą šalies elektros energijos ūkį ir veikė kaip vertikaliai integruota monopolija, restruktūrizacija. Restruktūrizacija buvo pabaigta 2001 m. pabaigoje. Tai iš esmės pakeitė šalies elektros ūkio sektorių, įsigalėjo vienintelio supirkėjo rinka. Toliau derinant Lietuvos Respublikos (LR) teisę su ES, 2002 m. sausio 1 d. įsigaliojo elektros energetikos įstatymas. 2003 m. ES priėmė antrąją energetikos direktyvą (2003/54/EC), kuria buvo siekiama iki 2007 m. liepos 1 d. sukurti nepriklausomą elektros rinkos reguliuotoją, pilnai atverti rinką vartotojams, panaikinti kliūtis laisvam patekimui į energijos gamybos ir tiekimo sektorius. 2004 m. Lietuva įstojo į ES, o liepos mėn. LR įsigaliojo energetikos įstatymo pataisos, kurios užtikrino rinkos sąlygas elektros energijos sektoriuje. 2009 m. priimta EK direktyva (2009/72/EC) pabrėžė poreikį sumažinti kliūtis tarpvalstybinei energijos prekybai ir plėsti tarptautinius elektros tinklus, kuriant bendrą Europos elektros energijos rinką. 2010 m. sausio 1 d. įsigaliojus Lietuvos elektros rinkos plėtros planui, sudarytos sąlygos vartotojams elektros energiją įsigyti iš nepriklausomų tiekėjų. 2012 m.

vasario 7 d. įsigaliojusios energetikos įstatymo pataisos sukūrė Lietuvos elektros energijos rinkos plėtrai ir konkurencijai vystyti būtinas sąlygas: sistemos operatorius atskiriamas nuo kitų elektros energetikos sektoriuje veikiančių įmonių; nustatoma teisė kvalifikuotam elektros biržos operatoriui vykdyti veiklą Lietuvos elektros energijos rinkoje. 2012 m. birželio 18 d. Lietuva prisijungė prie „Nord Pool Spot“ elektros biržos – taip užtikrindama skaidrią didmeninę rinką elektros energijos pirkimo-pardavimo grandinėje. 2015 m. pradėjo veikti „NordBalt“ jungtis su Švedija bei „LitPol Link“ jungtis su Lenkija, planuojama 2-oji „LitPol Link“ jungtis. Liberalizavus Lietuvos elektros energijos sektorių ir toliau vykdomi projektai, siekiant integruotis į kontinentinės Europos rinką ir atsijungti nuo BRELL žiedo. Sinchronizaciją planuojama atlikti 2025 m. (LR Energetikos ministerija, 2017) vykdant BEMIP (angl. *Baltic Energy Market Interconnection Plan*), kuris 2015 m. įtrauktas į Europos energetinio saugumo strategiją ir pripažintas prioritetiniu tikslu.

1.3 ES bendroji elektros energijos rinka

Europos Komisijai (EK) paskelbus tris energetikos paketus (direktyvos 96/92/EC, 2003/54/EC, 2009/72/EC), o šalims narėms juos įgyvendinus – liberalizuota ES energetikos rinka bei sukurtas teisinis pagrindas bendros rinkos įkūrimui. 2015 m. pristatyta energetikos strategija (COM (2015) 0080) įtvirtino pagrindinį Energijos Sąjungos energetinį tikslą: tiekiamą energiją ES vartotojams privalo būti saugi, patvari, konkurencinga ir prieinama. Įgyvendinimui nurodyti penki, tarpusavyje glaudžiai susiję, prioritetai: (1) energetinis saugumas, solidarumas ir pasitikėjimas; (2) pilnai integruota Europos energijos rinka; (3) energijos vartojimo efektyvumas; (4) dekarbonizacija; (5) tyrimai, inovacijos ir konkurencingumas. Pateikus pasiūlymus dėl energetikos strategijos atnaujinimo (COM (2016) 0860), atsirado naujas punktas dėl AEI: (6) ES – pasaulio lyderė AEI panaudojime, o didžiausias dėmesys skirtas energijos vartotojų pozicijos stiprinimui.

Kalbos apie bendrą Europos elektros energijos rinką 2016 metais virto darbais, priėmus rezoliuciją (2015/2322(INI)) dėl naujo energijos rinkos modelio kūrimo. Atsižvelgiant į vartotojų poreikius, naujos rinkos tikslas – (1) užtikrinti realią naujų technologijų naudą, sudarant palankesnes sąlygas investicijoms, visų pirma, į AEI ir mažo anglies dioksido kiekio energijos gamybą; (2) kuo didesnė nauda iš tarpvalstybinės konkurencijos, kuri sudarytų sąlygas decentralizuotai energijos gamybai (įskaitant gamybą asmeninėms reikmėms) bei skatintų inovatyvių, energijos paslaugas teikiančių įmonių atsiradimą.

Tikimasi, kad augant energijos gamybai iš AEI, naujasis rinkos modelis užtikrins stabilų tarpvalstybinį elektros energijos tiekimą. Planuojama, kad AEI dalis ES energijos gamyboje iki 2030 m. išaugs iki 50%, tačiau elektros reikia ir tada, kai gamtos ištekliai energijos negamina.

Todėl EK skatina vartotojus aktyviai dalyvauti rinkoje: (1) pirkti aukštos energijos klasės įrenginius; (2) pritaikyti elektros energijos vartojimą prie realaus laiko kainų; (3) pasigaminti elektros energiją savo reikmėms ar net parduoti ją į tinklą; (4) pasirinkti tiekėją, atitinkantį asmeninius elektros vartojimo poreikius. Bendras Europos elektros rinkos modelis esą taip pat padės iki 2030 m. pasiekti užsibrėžtų aplinkosauginių tikslų bei prisidės prie energetinės ES nepriklausomybės. Šiuo metu ES importuoja 55% bendrai viduje suvartojamos energijos iš trečiųjų šalių, t. y. 1% daugiau, nei 2014 m. (EUROSTAT, 2017).

Nustatyti energetiniai prioritetai glaudžiai siejasi su aplinkosauginiais įsipareigojimas. 2015 m. JTO klimato konferencijos metu pasirašytas Paryžiaus susitarimas atnaujino Kioto protokolo (1997) susitarimą ir sutelkė pasaulio valstybių dėmesį į klimato kaitos grėsmes. Šalys vieningai sutarė remti priemones, skatinančias mažinti išmetamų teršalų kiekį ir neleisti vidutinei Žemės temperatūrai viršyti dviejų laipsnių pagal Celsijų, lyginant su duomenimis iki pramonės revoliucijos (Europos Sąjunga, 2016). Tuo tarpu ES šalys narės įsipareigojo siekti EK iškeltų ambicingų, taršą mažinančių, tikslų (žr. 1.2 lentelę).

1.2 lentelė. ES aplinkosauginiai tikslai iki 2050 m.

Rodikliai:	Metai; pokytis lyginant su 1990 m., proc.			
	2020	2030	2040	2050
Šiltnamio dujų emisijos	-20	-40	-60	-80
Energijos gamyba iš AEI	+20	+27	<i>nenustatyta</i>	<i>nenustatyta</i>
Energijos vartojimo efektyvumas	+20	+27	<i>nenustatyta</i>	<i>nenustatyta</i>

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis EK duomenimis.

Pagal ES klimato ir energetikos politikos programas (2009 m. ir 2014 m.), lyginant su 1990 m. rodikliais, ES šalys įsipareigoja reikšmingai sumažinti šiltnamio efektą sukeliančių dujų emisijas, didinti iš AEI pagaminamos energijos kiekį bei energijos vartojimo efektyvumą.

Europos energetikos strategijoje (COM (2016) 0860) nurodomos pagrindinės kryptys padėsiančios pasiekti užsibrėžtų prioritetų: (1) efektyvaus energijos vartojimo prioretizavimas; (2) lyderystė AEI; (3) sąžiningų sandorių užtikrinimas vartotojams. Efektyviai vartojama energija atspindi faktą, kad pigiausia ir švariausia energija yra ta, kurios nereikia gaminti. Tai reiškia, kad užtikrinus energijos vartojimo efektyvumą energijos sistemoje, žiedinėje ekonomikoje mažėja kaštai vartotojams, gamintojams, mažėja oro tarša, o taip pat silpnėja priklausomybė nuo importuojamos energijos iš trečiųjų šalių. Energijos vartojimo efektyvumą siekiama užtikrinti šiomis priemonėmis: (1) aktyvus vartotojų dalyvavimas rinkoje tampant ne tik energijos vartotojais, bet ir gamintojais; (2) pastatų energetinio naudingumo didinimas; (3) ekonomiškų pakuočių reglamentavimas. ES, siekdama lyderės pozicijos AEI integravime į energijos rinką, įsipareigoja: (1) supirkti visą iš AEI pagaminamą elektros energiją; (2) sudaryti palankias sąlygas investuotojams; (3) organizuoti paprastą prisijungimą prie tinklo. Sąžiningų

sandorių sąvoka iš esmės reiškia skaidrią ir atvirą informacijos sklaidą vartotojui. Siekiama, kad vartotojai prisiimtų didesnę energetinę atsakomybę rinkoje. Gebėtų savarankiškai priimti racionalius sprendimus, vadovaudamiesi visa, tuo metu jiems prieinama informacija apie jų energijos suvartojimą bei išlaidas. Tai tikimasi pasiekti įdiegiant: (1) išmaniuosius skaitiklius; (2) lengvai suprantamas sąskaitas; (3) paprastas tiekėjo keitimo sąlygas, netgi eliminuojant sutarties nutraukimo mokesčius.

Kaip matome, vartotojas tampa ne kiekybiniu, bet kokybiniu energijos rinkos dalyviu ir ES energijos rinkos epicentru. Rinka pasikeitė – vartotojo vaidmuo yra ne tik suvartoti, o gamintojo – ne tik pagaminti ir patenkinti augančią energijos paklausą. Vartotojui pagaliau suteikiami konkretūs įrankiai, kuriais pasinaudodamas jis gali siųsti atsaką gamintojui.

Išanalizavus dešimtmečius vykusius energetikos liberalizacijos procesus, galime daryti išvadą, kad jie daugiausia susiję su pasiūlos restruktūrizavimu ir horizontalios konkurencijos gamybos ir tiekimo sektoriuose įgyvendinimu. Pasiūlos pusė sparčiai adaptavosi besikeičiančiose rinkos sąlygose ir suprato, kad paklausa sutiks su bet kokia jiems pasiūlyta energijos kaina. Taigi galime teigti, kad elektros energijos paklausos potencialas elektros rinkoje yra neišnaudotas ir gali tapti vienu reikšmingiausių pokyčių rinkoje (Sharifi, 2017). Todėl šiame darbe toliau analizuojama elektros energijos paklausa ir jos prognozavimo metodai.

2. Elektros energijos paklausos programos

Paklausa ekonomikoje tai - ketinimas ir galimybė įsigyti prekę ar paslaugą (Vainienė, 2015). Kitoms sąlygoms nekintant, paklausos dėsnis teigia, kad augant kainai – paklausa mažėja (ir atvirkščiai). Elektros energija - viena iš pirmojo būtinumo prekių. Be šios prekės visuomenė negalėtų civilizuotai gyventi ir vystytis, neveiktų infrastruktūra. Todėl iš esmės elektros energijos kainų pokyčiai reikšmingai neveikia elektros energijos vartojimo. Tvirtinama, kad paklausa kainai nėra elastinga. Dėl šios priežasties atsiranda rizika, kad net veikiant išoriniam reguliavimui, vartotojui už suvartotą energiją tektų mokėti didesnę, nei rinkos kainą. Siekiant išvengti ar bent jau sumažinti šios rizikos tikimybę, elektros paklausos pusei turi būti suteikti įrankiai stiprinti pozicijai rinkoje.

Liberalizavus elektros energijos gamybos ir tiekimo sektorius, atsiranda konkurencija tarp elektros energijos gamintojų ir tiekėjų. Siekdami maksimalaus pelno, rinkos žaidėjai yra linkę parduoti kuo didesnę kiekį pagamintos elektros už maksimalią kainą. Tuo tarpu elektros energijos paklausa, rinkos atžvilgiu, atlieka supirkėjo funkciją. Kitaip tariant, vartotojai elektros energiją priima kaip gėrybę, visuomet prieinamą reikiamu kiekiu ir negali veikti jos kainos. Vartotojų interesus atstovauja energijos tiekėjai. Tokia situacija elektros rinkoje susiklostė dėl vartotojams nesuteiktų technologinių sprendimų, sudarančių galimybę aktyviai dalyvauti rinkoje. Tuo tarpu

elektros energiją gaminančios įmonės naudojasi padėti rinkoje ir, net veikiant išoriniam reguliuotojui, gali parduoti elektros energiją aukštomis kainomis.

Elektros rinkos subalansavimui būtinas aktyvus paklausos įsitraukimas užimant reikšmingą funkciją rinkoje. Iki šiol paklausos vaidmuo rinkoje buvo neefektyvus dėl informacijos trūkumo apie rinkos veikimą ir atsakomuosius instrumentus. Palaipsniui identifikavus paklausos problemas, rinkoje atsirado siūlymai diegti paklausos atsako instrumentus. Teigiama, jog šie įrankiai paklausos pusei leidžia daryti įtaką elektros energijos kainai.

Paklausos atsako instrumentai skirstomi į tris kategorijas:

- Pirkimų paskirstymas (angl. *Purchase Allocation*)
- Kainų siūlymo strategijos (angl. *Bidding Strategies*)
- Paklausos valdymo programos (angl. *Demand-Side Management (DSM)*).

Paklausos valdymo programos papildomai skirstomos į dvi technologijas, žinomas kaip ***paklausos atsako programos*** (angl. *Demand-Side Response (DSR)*) bei ***vartojimo efektyvumo didinimo programos*** (angl. *Energy Efficiency Improvement Programs*).

2.1 Pirkimų paskirstymas

Tobulėjant paklausos valdymo instrumentams – susiformavo pirkimų paskirstymo programa. Jos dalyviai – elektros energijos tiekėjai ir stambūs vartotojai, galintys tiesiogiai sudaryti elektros tiekimo sutartis su gamintojais ir taip atstovaujantys vartotojų interesus. Šios programos paskirtis – naudojant skirtingus energijos gamybos šaltinius patenkinti vartojamos elektros energijos poreikį. Taip yra mažinama elektros tiekimo rizika ir elektros įsigijimo kaštai.

Mažmenininkai ir stambūs vartotojai (toliau – pirkėjai) energijos poreikį gali užsitikrinti elektros biržoje, sudarydami dvišalius susitarimus arba naudodami asmeninius gamybos pajėgumus. Dvišaliai susitarimai yra stabilus elektros šaltinių įsigijimo būdas, turintis savybę švelninti mažmeninės elektros rinkos kainos svyravimus. Papildomai naudojami asmeniniai energijos generavimo įrenginiai riziką sumažina iki minimumo. Dėl šių priežasčių pirkėjai privalo priimti sprendimą, kokius energijos šaltinius ir kokia dalimi juos naudoti. Kitaip tariant – atsiranda poreikis optimizuoti elektros energijos šaltinių portfelį.

Akivaizdu, kad elektros energijos kaina ir paklausa iš prigimties yra nepastovūs, kintami rinkos veiksniai. Konkurencinėje rinkoje mažmeniniai energijos tiekėjai sprendimus priima esant dviem esminėms sąlygoms: pirma, didmeninėje rinkoje įsigyta elektros energija mažmeninėje rinkoje vartotojams teikiama pastovia kaina, kuri paprastai yra aukštesnė už vidutinę didmeninę kainą, antra, jie susiduria su vartotojais, kuriems poreikis elektrai yra nepastovus. Taip pat, nepatenkinti kainodara klientai, gali lengvai pakeisti paslaugų tiekėją (Carrion, 2007). Dilemai išspręsti pasitelkiami dinaminiai stochastiniai programavimo modeliai, kurie sprendžia

daugiakriterinius uždavinius esant neapibrėžtiems kintamiesiems. Šių uždavinių sprendimas tampa esmine priemone vykdant elektros pirkimų paskirstymo programą konkurencinėje rinkoje (Mohsen, 2011).

Elektros energijos tiekėjų pasirinkta pirkimų paskirstymo programa privalo konverguoti su optimalia kainodaros strategija. Tai – viena iš paklausos atsako priemonių, sprendžianti energijos tiekėjų ir stambių vartotojų didmeninės elektros energijos kainos nustatymo problemą. Didmeninėje rinkoje elektros tiekėjai paklausos kreivę linkę išreikšti per mažmeninėje rinkoje pasiektą susitarimą su elektros vartotojais. Taip siekiama daryti spaudimą energijos gamintojams ir mažinti energijos kainą, didinti energijos tiekėjų pelną bei manipuluoti rinkos kainomis siekiant naudoti tiekėjams ir vartotojams.

2.2 Kainų siūlymo strategijos

Energijos tiekėjai Elektros energijos biržoje siūlo elektros energijos įsigijimo kainas. Remiantis mikroekonomikos teorija, tobulosios konkurencijos modelis yra efektyviausias rinkos veikimo mechanizmas, nes nustatyta kaina yra pagrįsta ribiniais gamybos kaštais. Tačiau, esant stambiems, rinkos galią turintiems žaidėjams, šis modelis neveikia. Elektros sektoriuje nustatoma prekės kaina yra virš ribinių kaštų kreivės, o tokiai kainų nustatymo strategijai įtaką daro elektros gamybos rinkoje veikiančios stambiosios įmonės (Kumar, 2001).

Elektros energijos rinkos dalyviai, pagal santykį su kainomis, skirstomi į dvi kategorijas: **(1) kainos nustatytojus** ir **(2) kainos priėmėjus**. Pirmajai kategorijai priskiriami rinkos galią turintys žaidėjai (gamintojai). Tuo tarpu antrosios kategorijos dalyviai įtakos rinkos kainai neturi arba jų įtaka silpna (tiekėjai). Vadinasi, kainos priėmėjas rinkoje susiduria su kainos siūlymo problema. Tuo tarpu kainos nustatytojui – kainos priėmėjo problema tampa galimybe, vadinama kainodaros strategija. Mokslinės literatūros, skirtos analizuoti elektros energijos kainodarą iš didmeninės rinkos pasiūlos pusės, yra daug. Tyrimai atlikti netgi pagal skirtingus elektros gamybos būdus: hidrojėgainės (Steege, 2014), vėjo jėgainės (Vilim, 2014), energijos kaupikliai (Zurmuhlen, 2017) ir kt. Suprantama, kad paklausos kainodarai nustatyti tų pačių metodų taikyti negalima. Todėl pastaraisiais metais ypač išaugo mokslininkų susidomėjimas didmeninės rinkos paklausos (energijos tiekėjų) kainodaros būdais bei kainos siūlymo nustatymo galimybėmis (Sharifi, 2017).

Remiantis rinkų ekonomikos teorija, elektros kaina, kuriai esant vartotojo perteklius yra maksimalus, turi būti lygi didmeninės rinkos kliringo kainai. Tuo tarpu energijos tiekėjų siūloma kaina didmeninėje rinkoje priklauso nuo elektros tiekimo išlaidų, konkurentų vartotojams siūlomų kainų bei vartotojų lūkesčių. Bent vienam iš nurodytų elementų pasikeitus, gali keistis ir siūlymo kaina. Todėl siekiant palaikyti optimalią elektros pirkimo kainą, energijos tiekėjas

privalo naudoti efektyvius kainos siūlymo principus, paremtus rinkai būdingais veiksniais. Tam reikia atlikti išsamius tyrimus, suprasti skirtingų kainų siūlymo programų stiprybes, silpnybes, galimybes ir grėsmes. Ši problema nėra pakankamai išplėtotą (Mohsen, 2011; Sharifi, 2017).

Mokslininkai G. Strbac, E. D. Farmer ir B. J. Cory (1996) pristatė išsamaus tyrimo atlikimo gaires. Aprašytas būdas, kuriuo energijos tiekėjai galėtų analizuoti kainų siūlymo programas. Gairėse apibrėžti galimi paklausos kainų siūlymo (toliau – PKS) strategijų įgyvendinimo scenarijai. Taip pat atlikta PKS mechanizmo poveikio analizė bendriesiems elektros gamybos, ribiniams sistemos kaštams ir galutinei elektros kainai.

Stephen J. Rassenti ir kiti (2003) teigia, jog PKS mechanizmas geba visiškai suvaldyti elektros kainų šuolius. Tuo tarpu G. Strbac ir D. Kirschen (1999) atliktų tyrimų išvadomis, konkurencinėse elektros biržose įdiegti PKS bei kiti paklausos atsako mechanizmai gali iššaukti nelauktų ir nepagrįstai aukštų kainų šuolius. Taip gali nutikti, jei vykdoma elektros gamybą, nesilaikoma gamybos sąnaudų minimizavimo principų. Be to, mokslininkai tvirtina, kad PKS konkurencingumas yra dirbtinai išpūstas, jei planuojant elektros gamybos grafiką nėra atsižvelgiama į šio mechanizmo dalyvavimą rinkoje. Todėl tikroji PKS nauda turi būti įvertinta tiksliau. Pagrindiniai kainos siūlymo strategijų vystymo būdai yra modeliai, pagrįsti lošimų teorija arba prognozavimu. Taikant lošimų teorijos modelius (Cournot, Bertrand, Stackleberg ar kt.), svarbu nustatyti, kokioje konkurencinėje aplinkoje veikia elektros energijos rinka. Esant aukštam konkurencijos lygiui, prognozavimo metodų efektyvumą vertinti tampa sudėtinga.

Labai konkurencingose rinkose energijos tiekėjai taiko agresyvias kainų siūlymo strategijas: nuolat atliekami prognozuojamos apkrovos ir kainos skaičiavimai, numatomi prognozuojamuoju metu dalyvausiantys rinkoje energijos šaltiniai. Į skaičiavimus įtraukiami tokie kintamieji, kaip energijos paklausa, elektros tinklo apkrovos būklė, klimato sąlygos, prognozuojama elektros rinkos kaina ir priimtinas rizikos laipsnis. Siekiant sėkmingai taikyti kainų siūlymo strategijas konkurencinėje rinkoje, energijos tiekėjai privalo disponuoti paprasta, greita ir tikslia programine įranga. Programos kuriamos matematinių algoritmų pagalba konvertuojant skirtingas kainodaros strategijas į sistemą.

Kumar D. ir W. Fushuan (2001) pasiūlė stochastinio programavimo modelį, skirtą visiems elektros biržos dalyviams, kurių kainų siūlymo programos aprašytos tiesinėmis lygtimis. Daroma prielaida, kad sistemos veikla orientuota į visuomeninės gerovės didinimą. Rinkos dalyviai pasiūlos/paklausos funkcijų koeficientus pasirenka maksimizuodami pelną ir atsižvelgdami į numanomus konkurentų veiksmus (lošimų teorija). Programinė įranga Monte Carlo metodu sprendžia uždavinį kaip stochastinę optimizavimo problemą.

S. E. Fleten ir E. Pettersen (2005), analizuodami Nord Pool rinką, pasiūlė tiesinį stochastinį modelį, skirtą elektros energijos tiekėjui, kuris įpareigotas teikti elektros energiją reikšmingam,

kainai jautriam vartotojų skaičiui. Programos tikslas – mažinti „dienos prieš“¹ (angl. *day-ahead*) rinkos elektros įsigijimo sąnaudas, modeliuojant energijos tiekėjo tiesines paklausos funkcijas. Modelis paremtas tik Norvegijos duomenimis.

A. B. Philpott ir E. Pettersen (2006) pristatė dar vieną sprendimą, skirtą Norvegijos rinkai. Modelis, naudodamas Cournot lošimų teorijos prielaidas, sprendžia, kokia „dienos prieš“ rinkos kaina elektros tiekėjas turėtų pirkti elektros energiją. Tyrimo išvados parodė, kad energijos tiekėjai nėra linkę pervertinti „dienos prieš“ paklausos poreikio, o skirtumus padengia antrinėje rinkoje.

K. Zare ir kt. (2009) analizavo kainodaros programas stambiems vartotojams, perkantiems elektros energiją „dienos prieš“ rinkoje ir skirtumą padengiantiems antrinėje rinkoje. Mokslininkai, įvertinę ir į modelį įtraukę informacijos vėlavimo įtaką „dienos prieš“ rinkai, nustatė, kad sukurta kainodaros strategija, labiau nei tikėtasi, mažina elektros energijos įsigijimo kaštus.

D. Menniti ir kiti (2009), naudodami Monte Carlo metodu pagrįstą algoritmą, sukūrė kainų siūlymo sistemą pritaikytą „dienos prieš“ rinkai. Pastaroji pateikia net kelis siūlomų kainų variantus. Energijos tiekėjas, atsižvelgdamas į vartotojų pirmenybes bei situaciją rinkoje, nustato galutinę elektros pirkimo kainą.

Kazemi M. ir kiti (2014) sukūrė stambiam energijos tiekėjui riziką valdančią kainų siūlymo tiesinio programavimo programą. Modelis vertina vartotojų naudojamų atsako programų bei informacijos vėlavimo įtaką nustatant elektros kainą „dienos prieš“ rinkoje. Tyrimo išvadose teigiama, kad energijos tiekėjo pelnas visada didesnis nei planuotas, kai vartotojai yra aktyvūs paklausos atsako programų naudotojai. Taip pat, pripažįstama, kad paklausos atsako programos pasireiškia kaip papildoma energijos tiekimo rizikos valdymo priemonė.

Pastebima, kad naujausiai atlikti tyrimai naudoja kelias skirtingų analizės metodų kombinacijas. Modeliuojant rinką, lošimų teorijos pagalba sprendžiami tiesiniai, daugiakriteriniai programavimo uždaviniai. Tai rodo, kad elektros energijos rinka tampa dinamiškesne, kompleksiškesne ir konkurencingesne. Daugumos tyrimų išvados skelbia, kad elektros energijos sektoriaus paklausos atsako priemonės yra veiksmingos. Jų pagalba ne tik mažinama elektros energijos kaina, bet ir švelninami paklausos svyravimai, valdoma rizika.

2.3 Paklausos valdymo (DSM) programos

Paklausos valdymas (toliau – DSM) yra vienas iš įrankių, kuriuo gali būti siunčiami vartotojų signalai elektros energijos gamintojams. Anksčiausiai pradėta naudoti paklausos

¹ Lietuvos Respublikos Energetikos Ministerija – „Elektros energijos rinka“. Prieiga per: <https://enmin.lrv.lt/lt/veiklos-sritys-3/elektra/elektros-energijos-rinka>

valdymo strategija – elektros energijos vartojimo pritaikymas prie einamųjų elektros kainų, t. y. elektros energija vartojama tada, kai ji pigiausia (ne piko metu). DSM įdiegimas liberaliame elektros energijos sektoriuje teikia didžiulę ekonominę bei eksploatacinę naudą elektros tinklui. Dėl šios priežasties DSM tapo plačiai siūlomu ir svarstomu įrankiu skirtingose valstybėse (tarp jų ir Lietuvoje). Šalys aktyviai investuoja į mokslinius tyrimus, kurių tikslas – atlikti išsamią DSM diegimo kaštų ir naudos analizę ir priimti sprendimą dėl jų diegimo.

Šiuo metu naudojamos dvi DSM technologijos. (1) *Paklausos atsako (DSR) programos*, kurios suteikia galimybę pasirinktam laikotarpiui atidėti elektros energijos vartojimą reaguojant į tiekėjo siunčiamus kainos signalus. Tokiu būdu paklausos atsakas padeda mažinti elektros energijos suvartojimą piko metu, prisideda prie stabilios infrastruktūros veikimo bei švelnina elektros energijos poreikio svyravimus. (2) *Vartojimo efektyvumo didinimo programos* skirtos bendram elektros energijos poreikiui mažinti. Pavyzdžiui, atliekant pastatų renovaciją; skatinant elektros gamybą atsinaujinančiais šaltiniais gyvenamuosiuose namuose; rekomenduojant keisti senus įrenginius naujais, aukštos energetinės klasės įrenginiais; atnaujinant apšvietimo sistemas *etc.* Efektyvus energijos vartojimas yra labai svarbus, tačiau dėl rinkos dinamiškumo ir DSR technologijos teikiamų galimybių galima staigiai reaguoti į rinkos pokyčius darant reikšmingą įtaką elektros apkrovos svyravimams, suvartojimui bei infrastruktūros išlaidoms. Toliau darbe detalizuojama DSR programa.

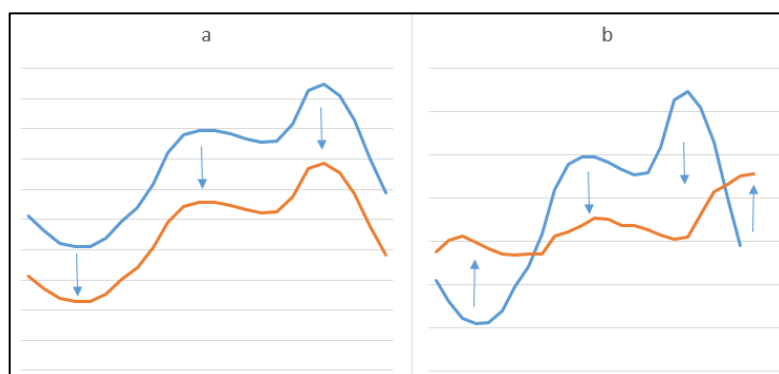
3. Paklausos atsako (DSR) programos

Siekiant, kad paklausos atsako technologija veiktų, o vartotojai ir elektros tiekėjai efektyviai dalyvautų rinkoje bei tarpusavyje keistųsi informacija – vartotojams turi būti suteiktos galimybės matyti kintančias elektros kainas arba kaupti elektros energiją (Kirschen, 2005). Vartotojams disponavimas šiais įrankiais suteikia praktines galimybes modifikuoti elektros energijos vartojimo tvarkaraščius. Norint naudotis pigios elektros energijos teikiama nauda, tarp vartotojų ir elektros energijos tiekėjų privalo būti nuolatinis bendravimo ir keitimosi informacija kanalas (Abrate, 2005), t. y. išmanieji skaitikliai (angl. *advanced/smart meters*). DSR efektyviausia diegti elektros valdymo sistemoje, kuri veikia išmaniajame tinkle (angl. *smart grid*). Sumanaus tinklo koncepcija tai – pilnai automatizuota elektros sistema, optimaliai valdanti ir kontroliuojanti visus sistemos elementus siekiant efektyviai ir saugiai gaminti, perduoti ir paskirstyti elektros energiją (Aghaei, 2013). Išmanaus tinklo idėja plačiai plinta ir yra bandoma įvairiose pasaulio valstybėse: JAV, Kanadoje, Japonijoje, Indijoje, Australijoje bei keliose Europos šalyse, tarp jų ir Lietuvoje (ESO, 2017).

Diegiant DSR, atsiranda informacijos apsikeitimo tarp vartotojų ir tiekėjų poreikis. Skaitmenizuojant tinklą rinkoje, turi būti įdiegti elektros skaitikliai su išmania matavimo sistema.

Išmanieji skaitikliai – modernūs, skaitmeniniai įrenginiai su programine įranga, kuri suteikia galimybę kombinuoti intervalinius rodmenis su nuolat prieinamu nuotoliniu monitoringu bei interakcija tarp vartotojo ir tiekėjo. Skaitikliai teikia informaciją vartotojui ir elektros energijos tiekėjui apie nuolatinę elektros energijos suvartojimą. Duomenys naudojami tiksliai vartotojų apmokestinimui bei statistiniais tikslais. Skaitikliai leidžia per atstumą nuskaityti skaitliuko rodmenis, sekti elektros suvartojimo rodmenis skirtingais intervalais, detaliai analizuoti elektros energijos išlaidas ir taip mažinti sąskaitas už elektrą, atidedant ar atsisakant vartojimo tam tikru paros metu. Elektros tiekimo įmonės komunikuojančios su vartotojais išmaniaisiais skaitikliais, gali sumažinti elektros apkrovų valdymo ir tinklo aptarnavimo išlaidas (Aghaei, 2013). Tokie duomenų nuskaitymo įrenginiai gali būti diegiami kiekvienam vartotojui individualiai arba išdėstant juos strateginėse elektros tinklo vietose. Sistema, veikdama pagal nustatytus algoritmus, apkrovos prognozavimo modelius bei pasitelkdama duomenis, gautus iš išmaniųjų skaitiklių, numato ir užtikrina optimalų tinklo veikimą (Muller, 2001).

Elektros energijos vartotojai skirstomi į tris pagrindines kategorijas: (1) *pramoniniai vartotojai*; (2) *komerciniai vartotojai*; (3) *namų ūkiai*. Visos vartotojų grupės skiriasi savo bruožais ir vaidmeniu rinkoje. Dalyvaujant DSR, galima mažinti elektros vartojimą piko periodais (žr. 3.1 (a) pav.). Alternatyvus būdas – vartojimo perkėlimas į ne piko periodą (žr. 3.1 (b) pav.). Pramoninių ir komercinių vartotojų yra mažiau nei buitinių vartotojų, tačiau jų galimybės mažinant elektros poreikį yra didesnės (Aghaei, 2013).



3.1 pav. Elektros vartojimo mažinimas DSR

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Paklausos atsako programos skirstomos į dvi kategorijas: (1) *skatinamosios* (angl. *incentive-based*); (2) *grįstos kainomis* (angl. *price-based*). Skatinamosios programos kyla iš elektros energijos tiekėjo iniciatyvos, siunčiant signalus vartotojui sumažinti ar padidinti vartojimo apimtį. Šios programos prieinamos stambiems komerciniams ir industriniams vartotojams, kurių energijos taupymo galimybės yra aukštos arba kurie naudojami elektros energijos balansavimo technologijomis. Papildomai skatinamosios programos skirstomos į kategorijas pagal tikslą: (1) *patikimumo* ir (2) *ekonomiškumo* (žr. Priedas Nr. 1).

Kainomis grįstos programos dažniausiai orientuotos į buitinius vartotojus. Tai programos, siūlančios savanoriškai sumažinti elektros energijos sąskaitas perkeliant vartojimą į ne piko valandas arba atsisakant dalies vartojimo. Paklausos atsako programomis industriniai ir stambūs komerciniai vartotojai naudojami jau seniai. Tuo tarpu buitiniams ir smulkiems komerciniams vartotojams jos tampa labiau prieinamos išmaniųjų matavimo technologijų paplitimo dėka. Programų skaičius kasmet vis auga: 2008 m. aprašyta 12, o 2010 m. jau 15 veikiančių programų (FERC, 2010). Pagrindinių programų palyginimas atliktas ir pateiktas lentelėje Nr. 3.1.

3.1 lentelė. Paklausos atsako programų analizė

Pavadinimas	Kategorija	Reaguoja	Privalumai	Trūkumai
<i>Tiesioginis apkrovos valdymas (angl. Direct Load Control (DLC))</i>	Skatinamoji	Tiekėjas	Tiekėjas teikia reikšmingą nuolaidą už nustatytą vartojimo sumažinimą ar atidėjimą	Vartotojas suteikia energijos tiekėjui teisę valdyti nustatytą apkrovos kiekį balansavimo tikslais
<i>Automatinė DSR (angl. Automated DR)</i>	Skatinamoji	Tiekėjas	Nereikalauja nuolatinio vartotojo įsikišimo reaguojant į tiekėjo siunčiamus signalus,	Reikalauja išmaniųjų tinklų; realiu laiku vartotojas netenka galimybės priimti sprendimų
<i>Pertraukiamos apkrovos programa (angl. Interruptible Load)</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Vartotojas tam tikru nustatytu metu reaguoja į kainos signalus	Vartotojas, siekdamas išvengti baudos, privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą
<i>Vartojimo laiko tarifai (angl. Time-Of-Use Rates)</i>	Grįsta kainomis	Vartotojas	Žemos kainos ne piko metu, vartotojai atideda vartojimą iš piko į ne piko laikus	Tarifai vienodi visiems vartotojams nepriklausomai nuo suvartojamo elektros kiekio
<i>Kritinio-Piko kainodara (angl. Critical-Peak Pricing)</i>	Grįsta kainomis	Vartotojas	Siekdami sumažinti sąskaitas, vartotojai trumpam laikotarpiui kritinio piko metu atideda vartojimą	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą kritinio piko metu
<i>Piko nuolaida (angl. Peak-Time Rebate)</i>	Grįsta kainomis	Vartotojas	Tiekėjas siūlo nuolaidą už vartojimo atidėjimą	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą piko metu
<i>Kainodara realiuoju laiku (angl. Real Time Pricing)</i>	Grįsta kainomis	Vartotojas	Kaštų optimizavimas atsižvelgiant į sezoninius (dienos, mėnesio, metų laikų) kainų pokyčius	Siekdamas sumažinti išlaidas, vartotojas privalo akimirksniu reaguoti į kainų pokyčius

<i>Rinkos pajėgumo programa (angl. Capacity Market Program(CAP))</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Vartotojas gauna premiją už iš anksto nustatyto energijos kiekio vartojimo sumažinimą	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą arba gaus baudą
<i>Veikiantys rezervai (angl. Spinning/responsive reserve)</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Industriniai vartotojai gauna premijas už parduotą energiją	Auga energijos rinkos kaina, vartotojai privalo staigiai reaguoti į rinkos signalą
<i>Budintys rezervai (angl. Non spinning/responsive reserve)</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Industriniai vartotojai gauna premijas už parduotą energiją	Auga energijos rinkos kaina, vartotojai privalo staigiai reaguoti į rinkos signalą, jų įsijungimas užtrunka ilgiau nei veikiančių rezervų
<i>Nenumatytų atvejų programa (angl. Emergency DRP)</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Vartotojas gauna nuolaidą ar premiją už vartojimo atidėjimą	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą
<i>Paklausos siūlomų kainų programa (angl. Demand Bidding/ Buyback)</i>	Skatinamoji	Vartotojas	Vartotojas siūlo kainą mainais už tam tikrą sutaupyta energijos kiekį	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą
<i>Sistemos atsakas į pikinį tarifą (angl. System Peak Response Transmission Tarriff)</i>	Kainomis grįsta	Vartotojas	Vartotojai gauna nustatyto tarifo nuolaidą/premiją už sutaupyta energijos kiekį	Vartotojas privalo sumažinti arba perkelti energijos vartojimą

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Aghaei J. (2012), FERC (2013), Haider T. (2015)

Tiesioginis apkrovos valdymas (angl. *Direct Load Control*) yra viena efektyviausių ir labiausiai paplitusių paklausos atsako programų tarp smulkių komercinių vartotojų. Vykdamas DLC, energijos tiekėjas įgyja teisę nuotoliniu būdu išjungti arba pakeisti tam tikrų galingų elektrinių prietaisų veikimo ciklą (pvz., oro kondicionierių, vandens šildytuvų). Panaši yra ir pertraukiamos apkrovos programa (angl. *Interruptible Load*). Energijos tiekėjui suteikiamos teisės apriboti ar net nutraukti elektros energijos tiekimą vartotojui atsižvelgiant į sutartyje numatytus abiejų šalių įsipareigojimus. Už vartotojo sutikimą leisti energijos tiekėjui reguliuoti elektros įtampą nenumatytų atvejų metu, atsilyginama pagal nustatytus nuolaidų dydžius ir tarifus. Skiriamasis programos bruožas tas, kad vartotojas privalo laikytis sutarties taisyklių. Nereaguodamas į tiekėjo siunčiamus signalus, vartotojas gauna nustatyto dydžio baudas. Dar viena programa, kurioje vartotojas griežtai kontroliuojamas ir gali susilaukti baudų už

nedalyvavimą – rinkos pajėgumų programa (angl. *Capacity Market Program (CMP)*). Joje numatyta, kad jei tinkle įvyksta nenumatyti įvykiai vartotojas sutinka sumažinti elektros energijos vartojimą iš anksto nustatytu dydžiu.

Viena naujausių paklausos atsako programų – automatinis DSR (angl. *Automated DR*). Tai – tiesioginis apkrovos valdymas pritaikytas piko valandoms. Programa aktyvuojasi tinkle įvykus nenumatytiems įvykiams arba aukštai pakilus elektros kainai. Nuo įprastos piko programos (angl. *Critical Peak Pricing*) automatinis DSR skiriasi tuo, kad nereikalaujama papildomo vartotojo įsikišimo, programa pati priima sprendimą.

Veikiantys rezervai (angl. *Spinning reserve*) – paklausos atsako programa tiesiogiai susieta su tinklu ir visuomet pasirengusi pateikti į tinklą trūkstamą galią. Budintys rezervai (angl. *Non-Spinning reserve*) nuo veikiančių rezervų skiriasi tuo, kad juos paleisti užtrunka ilgiau, jie nėra nuolat veikiantys generavimo įrenginiai. Anksčiau veikiantys ir budintys rezervai buvo priskiriami prie papildomų elektros energijos gamybos pajėgumų, tačiau dabar vis dažniau minimi, kaip DSR programos. Nenumatytų atvejų programa (angl. *Emergency DRP*) – vartotojų skatinimas premijomis, siekiant sumažinti elektros energijos vartojimą dėl įvykusių nenumatytų tinklo gedimų, perkrovų.

Kainų siūlymo programa (angl. *Demand Bidding*) vartotojui suteikia galimybę nurodyti elektros tiekėjui, kiek energijos galėtų būti sutaupyta, jei būtų nustatyta tam tikra kaina. Kitaip tariant, vartotojas parduoda sutaupytos energijos kiekį elektros tiekėjui siūlydamas savo kainą. Ši programa gali būti įgyvendinta ir didmeninėje, ir mažmeninėje elektros energijos rinkoje. Vartojimo laiko (angl. *Time of Use (TOU)*) programa – elektros tarifų paslauga, siūlanti skirtingas energijos kainas skirtingu paros metu. Nustatyti laikotarpiai dažniausiai ilgesni nei viena valanda, 24-ių valandų ribose. Vartotojams siūlomi tarifai tėra vidutinės nurodyto laiko intervalo elektros kainos išraiškos. Tai – dažniausiai naudojama programa. Einamosios rinkos kainos (angl. *Real Time Pricing*) atspindi valandines ar net dažnesnes didmeninės rinkos elektros kainas. Ekonomistų įsitikinimu, būtent ši programa efektyviausia, nes vartotojas priima sprendimą tiesiogiai reaguodamas į konkurencinės rinkos signalus ir informacija visiems vartotojams yra simetrinė (Hobman, 2016; Vilim, 2014). Piko nuolaidos (angl. *Peak Time Rebate*) teikiamos vartotojams kaip premijos už tai, kad kritinėmis (piko) valandomis suvartojama mažiau energijos nei nustatyta riba. Sistemos atsakas į piko laiko tarifą (angl. *System Peak Response Transmission Tarriiff*) yra programa, skirta vartotojams su intervaliniais elektros skaitikliais, kurie sutinka mažinti elektros energijos suvartojimą piko valandomis. Programa aktyvuojasi pagal nustatytus bendros elektros kainos arba vienos iš dedamųjų (elektros perdavimo) intervalus. Šia programa siekiama mažinti elektros perdavimo kaštus piko metu.

Pasirinkimą, kokias programas taikyti rinkoje, nulemia jos paskirtis, teikiama nauda bei diegimo kaštai. DSR teikia ekonominę bei aplinkosauginę naudą, skatina elektros tiekėjų teikiamų paslaugų bei kainodaros plėtrą, padeda užtikrinti rizikų valdymą, tinklų patikimumą ir pigesnę infrastruktūros išlaikymą. Paklausos atsako programų teikiama ekonominė nauda gali būti traktuojama, kaip svarbiausias inovacijos privalumas. Iš vartotojo perspektyvos, ekonomine nauda yra įvardijami priedai už sumažintą ar atidėtą elektros energijos vartojimą, taip mažinant išlaidas už elektrą. Taip pat sėkmingai įgyvendinus paklausos atsako programas, pastebėtas mažmeninės elektros kainos mažėjimas. Tyrimai rodo, kad DSR ilgu laikotarpiu lemia ir didmeninės elektros kainos mažėjimą, kadangi mažėja brangių elektros generavimo įrengimų poreikis piko metu. Vis dėlto, paklausos atsako programų vykdymas dėl sistemos atnaujinimų ir patobulinimų poreikio, gali lemti infrastruktūros kaštų išaugimą trumpuoju laikotarpiu (Albadi, 2008).

DSR programos užima reikšmingą poziciją elektros sistemos rizikos valdymo ir tinklo patikimumo užtikrinime. Paprasčiausiai vietoje to, kad į tinklą tiekti papildomą kiekį energijos, energijos paklausa prisitaiko prie esamų gamybos pajėgumų. Kadangi tokį patį efektą galima pasiekti pasitelkiant veikiančius ir budinčius energijos rezervus, tai galima daryti prielaidą, kad namų ūkiai, naudojantys paklausos atsako programas, nesugeba organizuotai vartoti elektros energiją. Nepaisant to, galimas kelių smulkių DSR programų kombinavimas, kuris leistų pasiekti užsibrėžtų energijos taupymo tikslų. Papildomų įrengimų, gaminančių elektros energiją piko ar nenumatytų atvejų metu, paleidimas gali užtrukti iki 30 min., o į elektros kainą įskaičiuojami ir aukšti agregato paleidimo kaštai. AEI, išskirtinai vėjo ir saulės energijos, gamybos patikimumas dėl išteklių nepastovumo, ypač piko laikotarpiais, nėra aukštas (Sharifi, 2017). Paklausos atsako priemonių įgyvendinimas duoda teigiamus aplinkosauginius rezultatus. Taip pat individualius elektros vartotojus pasiektų informacija, kaip kiti vartotojai reaguoja į rinkos pokyčius. Esant tokioms aplinkybėms, paklausos atsako programos suteikia galimybę vartotojams tapti patikimesniu elektros energijos ištekliu už tam tikrus gamybos pajėgumus. Vartojimo atidėjimas tampa energijos ištekliu.

Elektros tinklo sistemos kaštų mažinimo nauda pasireiškia per gamybos pajėgumų paklausos mažėjimą piko laikotarpiais; kapitalo poreikio, perduodant ir paskirstant elektros energiją, mažėjimą. Įdiegus paklausos atsako programas, pastebėtas ir vartotojų polinkis perskirstyti elektros energijos vartojimą. Todėl DSR programos ateityje galėtų būti svarstomos, kaip AEI ir tradicinių generavimo pajėgumų plėtros alternatyva. Taip pat paklausos atsako programos gali sumažinti brangių elektros kaupimo priemonių poreikį (Siano, 2017).

Diegiant paklausos atsako programas, išlaidas patiria ir vartotojai, ir elektros sistemos operatoriai. Vartotojų kaštus sudaro kapitalo, operacinės bei aptarnavimo išlaidos. Kapitalo

sąnaudos yra vienkartinės, jas sudaro išmaniųjų elektros skaitiklių įsigijimas bei įdiegimas. Vartotojai patiria operacines ir aptarnavimo išlaidas, kaip tęstines išlaidas, mokamas sistemos operatoriui už tinklo tobulinimą, atnaujinimą ir priežiūrą. Elektros sistemos operatorių kaštus sudaro naujos komunikacinės infrastruktūros kūrimas, diegimas ir kontrolė. Komunikacinę sistemą sudaro išmaniųjų skaitiklių sistema, duomenų (apie elektros energijos tiekimą ir vartojimą) apdorojimas ir saugojimas. Vieni svarbiausių kaštų – edukacija, t. y. vartotojų apmokymas ir informavimas apie DSR programas ir jų teikiamas naudas (Aghaei, 2013; Haider, 2016; Sharifi, 2017).

Pagrindiniai iššūkiai, su kuriais susiduriama rinkai pristatant paklausos valdymo programas, susiję su tinkamų ir patikimų kontrolės įrankių įdiegimu. Jų paskirtis – užtikrinti optimalų tinklo ir paklausos valdymo programų veikimą. Didžiausiu sunkumu laikomas vartotojų ir tiekėjų ryšio sistemos sukūrimas (O'Connell, 2014). Situacija palengvėja, jei sistemoje veikia išmanieji tinklai (Siano, 2017). Egzistuoja ir kiti sunkumai, kuriuos privalu įvertinti prieš diegiant paklausos valdymo programas. Visų pirma, vartotojų elgsenos neapibrėžtumas, kylantis dėl pasikeitusio *status quo*. Kadangi paklausos atsako programos vis dar nėra plačiai naudojamos daugelyje pasaulio valstybių, jaučiama informacijos, žinių ir patirties stoka. Galiausiai, paklausos atsako programų diegimas turi būti vertinamas kaip investicinis projektas. Tačiau tiksliai apskaičiuoti potencialiai teikiamą sutaupyto ir atidėto elektros energijos kiekio naudą, kaip ir vartotojų palankumą diegiamai programai, sudėtinga. Prastai atlikti skaičiavimai gali reikšti žemą vartotojų įsitraukimą ir investicijų neefektyvumą (Mohajeryami, 2016). Dar viena problema susijusi su vartotojų paklausos neelastingumu elektros kainai (Gyamfi, 2013). DSR programos sudaro sąlygas elektros kainai mažėti. Vis dėlto, oligopolinėje rinkoje, kurioje dominuoja kelios stambios vartotojų grupės ir gamintojai, kiekvienas rinkos dalyvis suinteresuotas pasiekti maksimalią naudą. Tai vienas iš atvirų klausimų, į kurį būtina atsakyti planuojant paklausos atsako programas. Todėl, atliekant jautrumo vertinimą, vertėtų įtraukti lošimo teorijos analizę, kurios išvados apibūdintų vartotojų ir gamintojų santykius (Maharjan, 2013).

Lietuvoje paklausos atsako priemonių, išmaniųjų skaitiklių ir išmaniųjų tinklų diegimu bei plėtra aktyviai užsiima visuomeninis energijos skirstymo operatorius 2017 m. ESO užbaigė išmaniosios apskaitos bandomąjį projektą (ESO, 2017), kurio metu 3000 namų ūkių visus 2016 metus turėjo galimybę išbandyti išmaniuosius skaitiklius. Projekto tikslas – ištirti išmaniųjų skaitiklių efektyvumą ir jų naudą gyventojams. Įdiegus išmaniuosius skaitiklius, vartotojams nereikia nurašinėti suvartojimo rodmenų – informacija apie valandinį elektros suvartojimą automatiškai siunčiama ESO. Vartotojai gali stebėti elektros suvartojimą internetu. Taip pat pasiūlyti nauji paslaugų planai apimantys keturias laiko zonas (naktis, rytas, diena, vakaras), t. y.

vartojimo laiko paklausos atsako programa (angl. *Time-of-Use*). Atlikta projekto kaštų ir naudos analizė parodė, kad dėka išmaniosios apskaitos, gyventojai per metus galėtų sutaupyti apie 7% elektros energijos, o sprendimas diegti išmaniuosius skaitiklius nacionaliniu mastu atneštų finansinę ir socialinę naudą visai valstybei.

2018 m. ESO atvėrė elektros tinklo infrastruktūrą inovacijų testavimui: pristatytas projektas „Sandbox“. Įmonės kviečiamos realiomis sąlygomis ir nemokamai išbandyti inovatyvius sprendimus, o pasiteisinusias technologijas ESO svarstytų pritaikyti plačiu mastu. Dalyvauti kviečiamos bendrovės kuriančios inovacijas energetikos srityje, startuoliai, universitetai bei mokslo centrai, o dalyvavimo trukmė – vieneri metai.

Dar vienas vykdomas projektas artinantis Lietuvos elektros infrastruktūrą išmaniųjų tinklų link – tai „save gydančio“ elektros tinklo bandymai. Ši technologija leidžia identifikuoti, automatiškai atjungti elektros tinklą be dispečerio įsitraukimo. Įvykus gedimui, sistema autonomiškai nustato gedimo vietą, ją lokalizuoja ir, nesukeliant papildomų trikdžių linijos ruože esantiems vartotojams, gedimas pašalinamas greičiau. Ši technologija priskiriama išmanaus tinklo sprendimams.

4. Elektros energijos paklausos prognozavimas

Elektros rinkų liberalizavimas ir paklausos atsako priemonių plėtra atvėrė naujas galimybes efektyviam ir patikimam infrastruktūros eksploatavimui. Sparčiai plintančios išmaniųjų skaitiklių technologijos užtikrina komunikaciją tarp energijos tiekėjų ir vartotojų. Tokiu būdu elektros paklausai suteikiama galimybė aktyviai dalyvauti elektros rinkoje ir išvengti kainos priėmėjos vaidmens. Vartotojai, reaguodami į jiems siunčiamus kainų signalus, gali sumažinti energijos vartojimą piko metu ir taip daryti įtaką apkrovos grafikui. Susiklosčiusi situacija rinkoje reikalauja efektyvių trumpo laikotarpio elektros energijos paklausos prognozavimo metodų, kurie vertintų paklausos atsako priemonių daromą poveikį. Tam tikslui reikia atlikti elektros energijos paklausos prognozavimo technikų analizę, identifikuoti potencialią prognozavimo metodiką, pasirinkti tinkamą(-as) prognozavimo techniką(-as).

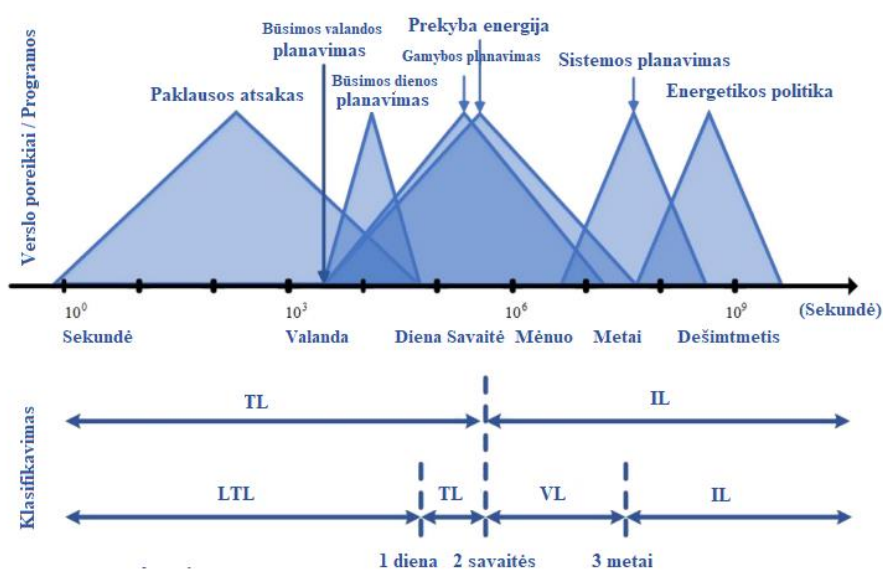
4.1 Elektros energijos paklausos modeliai pagal prognozavimo laikotarpius

Prognozuojamo laiko horizontą, modeliai skirstomi į trumpo ir ilgo laikotarpio. Detalesnis skirstymas pagal apkrovų prognozavimo laiko horizontą apima šiuos metodus:

- Labai trumpo laikotarpio (minutės, valandos, iki 48 h);
- Trumpo laikotarpio (nuo 1 dienos iki 2 sav.);
- Vidutinio laikotarpio (nuo 2 sav. iki 3 m.);

- Ilgo laikotarpio (nuo 3 m.).

Pagal šias kategorijas prognozuojami laikotarpiai apribojami iki vienos dienos, dviejų savaitių ar trijų metų (Hong, 2015). Labai trumpo laikotarpio (LTL) prognozavimo metodai skirti tinklo apkrovų valdymui ir energijos gamybos agregatų kaštų optimizavimui. Prognozuojant LTL energijos paklausą, vertinama galima paklausos atsako programų įtaka mažinant galutines apkrovų apimtis, planuojami tinklo balansavimo išteklių. Būsimos dienos apkrovos modeliuojamos atsižvelgiant į kalendorines dienos savybes (darbo diena, savaitgalis, šventinė diena, mėnuo) ir prognozuojamas oro sąlygas (oro temperatūra, oro drėgmė, vėjo greitis). Trumpo laikotarpio (TL) prognozavimo rezultatai naudojami kasdieniam energijos tiekimo planavimui ir sudarant vienkartinį elektros energijos prekybos sandorį. Vidutinio laikotarpio (VL) prognozavimas būtinas planuojant ir atliekant techninės priežiūros programas, sudarant vidutinio ir ilgo laikotarpio prekybos sandorius. Ilgo laikotarpio (IL) elektros energijos prognozių pagrindu sudaromi infrastruktūros plėtros planai bei formuojama ilgalaikė šalies energetikos politika (žr. 4.1.1 pav.).



4.1.1 pav. Apkrovų prognozavimas pagal laiko horizontus

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Hong T., Fan S. (2016)

Atsižvelgiant į modelių klasifikavimą pagal prognozuojamą laikotarpį, šiame darbe sudaromas labai trumpo laikotarpio namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelis.

4.2 Elektros energijos paklausos prognozavimo technikos

Prognozavimo modelis sudaromas pasirenkant prognozavimo techniką ir metodiką. Prognozavimo technika – prognozavimui naudojamų modelių grupė, šeima. Skiriamos dvi pagrindinės prognozavimo technikos:

1. Statistinės technikos (angl. *Statistical Techniques*):

- Daugianarės tiesinės regresijos modeliai (angl. *Multiple Linear Regression models*);
- Semiparametriniai adityvieji modeliai (angl. *Semi-parametric Additive Models*);
- Autoregresijos integruoti slenkančiųjų vidurkių modeliai (ARIMA);
- Eksponentinis išlyginimas (angl. *Exponential Smoothing*);

2. Dirbtinio intelekto technikos (angl. *Artificial Intelligence (AI)*).

- Dirbtiniai neuronų tinklai (angl. *Artificial Neural Networks*);
- Neraiškios regresijos modeliai (angl. *Fuzzy Regression Models*) bei neraiškioji logika (angl. *Fuzzy Logic*);
- Atraminių vektorių klasifikatorius (angl. *Support Vector Machines (SVM)*);
- Gradientinis stiprinimas (angl. *Gradient Boosting*).

Statistinės technikos efektyviausiai veikia rinkose, kuriose dominuoja tradiciniai elektros gamybos būdai, konkurencijos lygis nėra aukštas, o elektros tinklas nepatiria reikšmingų sutrikimų. Dėl sudėtingų ir netiesinių apkrovos ryšių su kintamaisiais (pvz., oro temperatūra), tikslesnis tinklo modeliavimas atliekamas naudojant dirbtinio intelekto technologijas. Jos suteikia tyrėjui galimybę sudaryti sudėtingus netiesinius ryšius tarp kintamųjų, pasitelkiant modelio mokymosi galimybę remtis istoriniais tiriamojo reiškinio duomenimis, tendencijomis. Išvardyti prognozavimo modeliai yra bendriniai – naudojami ir išvestiniai (hibridiniai) modeliai ar kelių modelių kombinacijos. Šiame darbe pateikiamas prognozavimo technikų savybių apibendrinimas (žr. Priedą Nr. 2).

Statistiniai prognozavimo modeliai yra patikimi ir laiko patikrinti, tačiau vis dažniau naudojami siekiant juos palyginti su dirbtinio intelekto rezultatais. Dirbtinio intelekto modelių suteikiamos galimybės ir augantis populiarumas sulaukia didelio mokslininkų palaikymo. Dėka technikos tikslumo ir paprastumo, būsimos dienos Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimo modelio sudarymui pasirenkami *dirbtiniai neuronų tinklai*.

4.3 Elektros energijos paklausos prognozavimo metodikos

Kelių technikų pasirinkimas ir suderinimas konkrečiam klausimui, problemai ar jos daliai spręsti vadinamas metodika (Hong, 2016). Kitaip tariant, metodika – būdų, padedančių pasiekti iš anksto norimą rezultatą, sutelkimas (Gintalas, 2011). Metodika gali įtraukti kelias prognozavimo technikas priklausomai nuo jų charakteristikų, savybių ir susidariusių aplinkybių sprendžiant iškilusią problemą. Sprendžiant apkrovų prognozavimo klausimą, dažniausiai naudojamos kelios metodikos, kurios pateikiamos 4.3.1 lentelėje.

4.3.1 lentelė. Apkrovos poreikio prognozavimo metodikos

Metodika	Aprašymas
<i>Panašios dienos paieškos metodas (angl. Similar Day Method)</i>	Istoriniuose šaltiniuose atliekama panašiausias į prognozuojamą dienos paieška. Panašumas siejamas su: savaitės diena, metų laiku, oro sąlygomis, sezoninėmis šventėmis. Naudojami ir grupavimo metodai, kurie atranka kelias panašias dienas ir pagal tai kuria prognozes.
<i>Kintamųjų pasirinkimas (angl. Variable Selection)</i>	Metodika aktuali naudojant prognozavimo technikas, kurios remiasi priežastiniais ryšiais tarp priklausomų ir nepriklausomų kintamųjų. Iš duomenų rinkinio algoritmas parenka reikiamus kintamuosius taip sumažindamas prognozavimo paklaidą.
<i>Hierarchinis prognozavimas (angl. Hierarchical Forecasting)</i>	Metodika skirta apkrovos prognozavimui išmaniuose tinkluose. Duomenų gausa suteikia galimybę analizuoti apkrovos poreikį skirtingais įtampos lygiais bei laikotarpiams priklausomai nuo tinkle įdiegtų išmaniųjų skaitiklių galimybių. Tokiu būdu sistemos operatorius geba atlikti platesnes išvalgas apie skirtingo sektoriaus vartotojų elgseną nei prognozuojant vien aukštos įtampos perdavimo tinklų lygiu.
<i>Oro stebėjimo stotelių pasirinkimas (angl. Weather Station Selection)</i>	Kadangi oro sąlygos yra kertinis veiksnys prognozuojant elektros paklausą – svarbu teisingai pasirinkti oro stebėjimo stoteles kiekvienoje regiono zonoje. Metodika atsako į klausimus: kiek ir kokių oro stebėjimo stotelių turi būti pasirinkta.
<i>Tikimybinis prognozavimas (angl. Probabilistic Forecasting)</i>	Tai stochastinės prigimties prognozavimo metodika glaudžiai siejama su rizikos valdymu, sprendimų priėmimu bei scenarijų kūrimu. Rezultatai pateikiami tikimybiniais kvantiliais, intervalais arba tankio funkcijomis. Metodo tikslas – normaliojo skirstinio formos tikimybinis skirstinys, kuris priklauso nuo modelio sukalybravimo, t. y. statistinio modelio tikslumo. Tačiau tai nėra grynai statistine prognozavimo technika paremta metodika.

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Hong T., Fan S. (2016), Hong T. ir kiti (2015).

Nors pirmosios mokslinės publikacijos trumpo laikotarpio elektros apkrovų tikimybinio prognozavimo tema pasirodė dar 1996 m., per šį laikotarpį rinka sparčiai modernizavosi. Liberalizuojasi elektros rinkos, auga rinkos konkurencijos laipsnis, vis plačiau integruojami AEI, paklausos atsako programos ir išmanieji skaitikliai. Šių rinkos pokyčių ir naujų technologijų pagalba rinkos dalyviai disponuoja didžiuliais informacijos srautais. Įvertinus rinkos ir

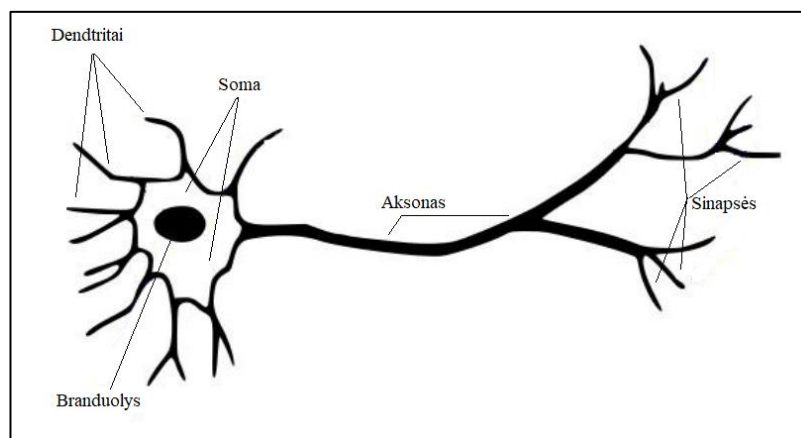
technologijų pokyčius bei faktą, kad energetikos sektoriuje sprendimai dažnai priimami remiantis įvairiomis prognozėmis, išaugo tikimybinio apkrovų prognozavimo (angl. *Probabilistic Load Forecasting*) metodo poreikis (Hong, 2014; Hong, 2016). Mokslinės literatūros tikimybinio elektros energijos prognozavimo tema nėra daug, tačiau rekomendacijų ir nuorodų tyrimams tęsti yra pakankamai. Dėl šių priežasčių, atliekant tiriamąjį darbą, panaudojamas *tikimybinis prognozavimo metodas*.

5. Lietuvos namų ūkių elektros energijos prognozavimo metodika

Šiame skyriuje pateikiama tiriamosios dalies, kurioje sudaromas Lietuvos namų ūkių elektros energijos prognozavimo modelis, metodika. Pirmieji du skyriai skiriami naudojamiems instrumentams pristatyti, o trečiajame pateikiama tyrimo atlikimo logika ir schema.

5.1 Dirbtiniai neuronų tinklai

Dirbtinis neuronų tinklas –iš adaptyvių elementų, imituojančių gyvų organizmų smegenų ląstelių (vadinamų neuronais) veiklą, sudaryta informaciją apdorojanti sistema (Raudys, 2008). Dirbtiniai neuronų tinklai (DNT), naudodamiesi matematinių modelių rinkiniu, imituoja biologinių sistemų savybes ir tokiu būdu geba mokytis bei adaptuotis prie besikeičiančių aplinkos elementų. DNT modelis sukurtas remiantis biologinio neurono sandara (žr. 5.1.1 pav.), kuris yra bazinis smegenų komponentas. Neuronas sudarytas iš aksonų, dendritų, somos ir sinapsės. Įvesties signalai į neurono somą pateikiami per dendritus, čia signalai sumuojami, o jau aksonu apdorota informacija perduodama išvesties sinapsėms.



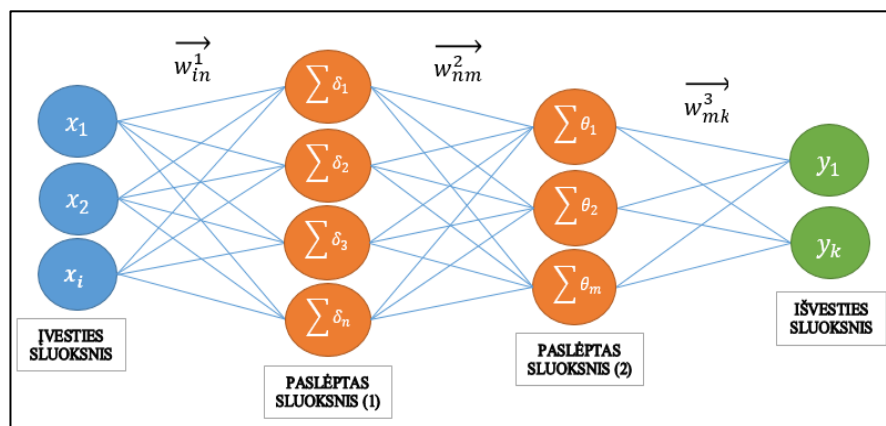
5.1.1 pav. Biologinio neurono sandara

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis Pečiulis K. (2016)

DNT modelį paprastai sudaro trys dalys (žr. 5.1.2 pav.), dar vadinamos sluoksniais:

1. **Įvesties sluoksnis** (angl. *Input Layer*) – įvesties duomenys, kintamojo reikšmių vektorius (x_i);

2. **Paslėptas sluoksnis** (angl. *Hidden Layer*) veikia kaip tinklo savybių modeliotojas. DNT gali turėti ne vieną paslėptą sluoksnį, daugiau neuronų paslėptame sluoksnyje tinklui leidžia išvelgti daugiau sąryšių tarp kintamųjų;
3. **Išvesties sluoksnis** (angl. *Output Layer*) – šiame sluoksnyje paskaičiuojamas DNT išvesties rezultatas.



5.1.2 pav. DNT su paslėptais sluoksniais schema

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis Kayri M. (2016)

Pagal tai, kaip neuronai sujungti tarpusavyje, arba kokia kryptimi tinkle sklinda signalai, skiriamos dvi DNT grupės:

- **Tiesioginio sklidimo neuronų tinklai** (angl. *Feedforward Neural Networks*):
 - Vienasluoksniai perceptronai (VsP);
 - Daugiasluoksniai perceptronai (DsP);
 - Radialinių bazinių funkcijų neuronų tinklas (RBF).
- **Grižtamojo ryšio arba rekurentiniai neuronų tinklai** (angl. *Recurrent Neural Networks*).

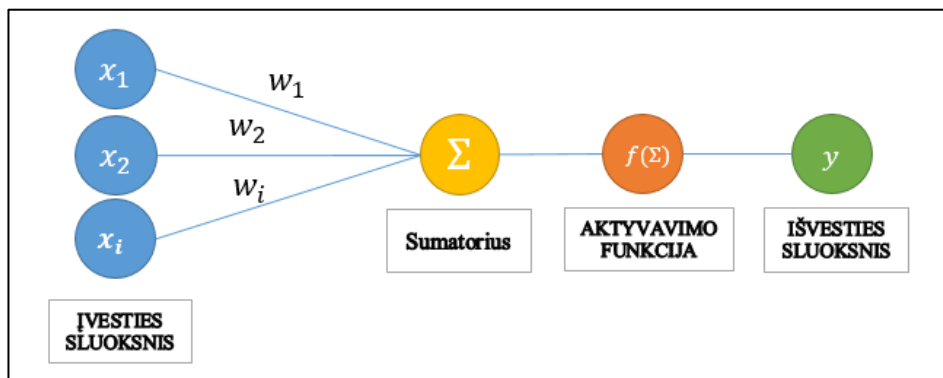
Šiame darbe nagrinėjami tiesioginio sklidimo VsP ir DsP perceptronai. RBF neuronų tinklai neanalizuojami, nes VsP ir DsP paprastesni, greitesni ir apsaugoti nuo permokymo (angl. *overfitting/overtraining*). Rekurentiniai neuronų tinklai neaptariami dėl tinklo išvesties (prognozės) duomenų naudojimo įvesties duomenims, šio tipo neuronų tinklų paskirtis dažnai yra klasifikavimo, atpažinimo uždavinių sprendimas.

Tiesioginio sklidimo neuronų tinklų schemoje (5.1.2 pav.) paslėptų sluoksnių neuronuose pavaizduotos sumos (toliau – sumatoriai) $\sum \delta_n$ ir $\sum \theta_m$ simbolizuoja įvesties duomenų ir jiems priskirtų svorių (w) sandaugų sumas (pvz. $\sum \delta_1 = x_1 w_{11}^1 + x_2 w_{21}^1 + \dots + x_i w_{i1}^1 + \omega_{j0}$; $\sum \delta_2 = x_1 w_{12}^1 + x_2 w_{22}^1 + \dots + x_i w_{i2}^1 + \omega_{j0}$ etc.). Neuronai, pasiekę sumatorių, netiesiškai apdorojami aktyvacijos funkcijos ($f(\Sigma)$) ir perduodami kitame (paslėptame ar išvesties) sluoksnyje esančiam neuronui.

Labiausiai prognozavimo uždaviniams paplitusios DNT rūšys:

1. **Vienasluksniai perceptronai** (VsP, angl. *Single-layer perceptrons*);
2. **Daugiasluksniai perceptronai** (DsP, angl. *Multi-layer perceptrons*).

VsP – tai paprasčiausias DNT matematinis modelis. VsP susideda iš daugelio įėjimų (x_i), kurie sumuojami ir įvertinami tam tikrų koeficientų (svorių (w ; $w \in \mathbb{R}$)). Gauta suma netiesiškai apdorojama ir nukreipiama į išvesties elementą (žr. 5.1.3 pav.).



5.1.3 pav. VsP schema

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis Pečiulis K. (2016), Raudys Š. (2008)

Bendruoju atveju VsP užrašomas formule (5.1.1):

$$y = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_iw_i + w_0 = \sum_{n=1}^i x_nw_n + w_0 \quad (5.1.1) \text{ (Raudys, 2008)}$$

kur:

w_{i0} – slenksčio reikšmė (angl. *bias*), nurodanti sustiprinti ar susilpninti gaunamą signalą;

y – išvesties (trokštamas) rezultatas (angl. *target*).

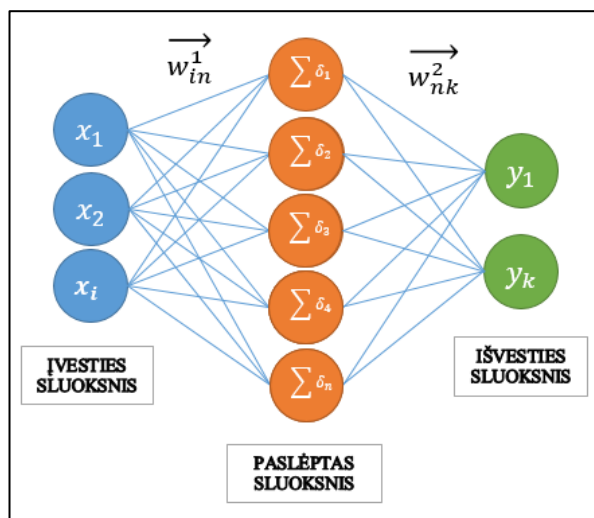
Svarbu paminėti, kad, jei y priima diskretines reikšmes (pvz., 0 ar 1), tada VsP tampa klasifikavimo uždaviniu, jei tolydines – prognozavimo uždaviniu, o jei y visiems mokymo vektoriems įgyja vienodas reikšmes – klasterizavimo uždaviniu.

Nežinomų koeficientų $w_0, w_1, w_2, \dots, w_i$ ieškoma minimizuojant nuostolių funkciją (angl. *Cost function*), kuri yra modelio paklaida (žr. formulę 5.1.2).

$$C = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - f(x_{1j}w_{1j} + x_{2j}w_{2j} + w_0))^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y}_j)^2 \quad (5.1.2) [4, 61]$$

Nuostolių funkcijai būdingas netiesiškumas ($f(x_{1j}w_{1j} + x_{2j}w_{2j} + w_0)$), todėl ji turi ne vieną ekstremumą ir diferencijuojant svorių ieškoti negalime. DNT svoriai randami iteracijų būdu. Iteracijos atliekamos tol, kol pasiekama minimali paklaida (Raudys, 2008).

DsP – daugybės vienasluoksnių perceptronų, išdėstytų sluoksniais, tinklas. Jame informacija iš vieno sluoksnio perceptrono perduodama kito sluoksnio perceptronams. Įvesties signalai (x_1, x_2, \dots, x_i) iš pradžių patenka į paslėptą sluoksnio neuronus (žr. 5.1.4 pav.). Paslėptų sluoksnių DNT turi būti vienas arba daugiau, kad vadintume jį daugiasluoksniu.



5.1.4 pav. DsP schema su vienu paslėptu sluoksniu

Šaltinis: Sudaryta autoriaus remiantis Kayri M. (2016)

Kiekviename sluoksnyje pasverti signalai nuolat sumuojami ir netiesiškai apdorojami aktyvacijos funkcijos, kol pasiekia išvesties neuroną. Formulėje (5.1.3) pateikiamos paslėpto sluoksnio neuronuose apskaičiuotos sumos. Neuronų išėjimai $f(\delta_n)$ tampa išvesties sluoksnio įėjimais.

$$\delta_j = \sum_{v=1}^i x_v w_{vj} + w_{j0}, j = 1, 2, \dots, n. \quad (5.1.3) \text{ (Yu, 2011)}$$

Kaip ir VsP, DsP nežinomų koeficientų (svorių) paieška atliekama iteracijų būdu minimizuojant nuostolių funkciją. Šis būdas dar vadinamas DNT mokymosi (treniravimo) procesu. Tinklas apmokomas nuolat keičiant svorių reikšmes (w) tol, kol gaunamas trokštamasis rezultatas. Išskiriami trys DNT mokymo būdai:

- **Mokymas su mokytoju** (angl. *supervised learning*). Mokytoju tampa tinklui nurodytos trokšamos atsako reikšmės ($Y = \{y_1, y_2, \dots, y_j, \}$). Tinklas mokomas tol, kol modelio apskaičiuotų išėjimo ir tinklui pateiktų išvesties reikšmių paklaida (žr. formulę 5.1.2) tampa mažiausia. Šis būdas naudojamas prognozavimo uždaviniuose, todėl toliau nagrinėsime galimus šio būdo algoritmus.
- **Mokymas be mokytojo** (angl. *unsupervised learning*). Neuronai patys atranda išvesties neuronus, atsižvelgiant į koreliacijas ar panašumus tarp įvesties duomenų.

- **Mokymas su paskatinimu** (angl. *reinforcement learning*). Panašus į mokymo būdą su mokytoju, tačiau vietoje trokštamų reikšmių pateikimo DNT jam nurodoma, ar jo atsakymas buvo geras ar blogas.

DNT mokymo procesas nutraukiamas, kai pasiekama paklaidos toleravimo reikšmė (ε). Jei nustatyta ε bus per didelė, gali būti susidurta su ne pilnu tinklo apmokymu. Jei per maža – tinklo apmokymas gali užtrukti labai ilgai, arba susiduriama su tinklo pertreniravimo rizika. Tokiu atveju pasirenkamas taškas, kuriame ε reikšmė buvo mažiausia. DNT apmokymui naudojamas algoritmas, kurio pasirinkimas priklauso nuo sprendžiamos užduoties specifikos. Šiame darbe, atliekant tyrimą, naudojama *Matlab* programinė įranga ir DNT įrankių juosta (*Matlab Neural Network Toolbox*). Todėl toliau aprašomi standartiniai *Matlab* aplinkoje siūlomi DNT mokymo algoritmai.

Levenbergo-Markardo (LM) algoritmas (angl. *Levenberg-Marquardt*) – Gauso-Niutono ir gradientinio nuolydžio metodų junginys (5.1.4).

$$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k + \mu I)^{-1} J_k e_k \quad (5.1.4) \text{ (Yu, 2011)}$$

kur:

w_{k+1} – atnaujintas svoris;

e_k – paklaida;

μ – kombinacijos koeficientas;

I – vienetinė matrica;

J_k – Jakobio matrica (angl. *Jacobian matrix*);

$J_k^T J_k$ – Hesiano matrica (angl. *Hessian matrix*).

Kai μ reikšmė labai žema, tada algoritmas naudoja Gauso-Niutono metodą, ir atvirkščiai. Tai labiausiai paplitęs DNT mokymo algoritmas, dažnai naudojamas pagal nutylėjimą. *Matlab* aplinkoje žinomas, kaip *trainlm*.

Bajeso reguliarizavimas (angl. *Bayesian Regularization*) – atsitiktiniais dydžiais pagrįstas algoritmas (*Matlab* aplinkoje žinomas, kaip *trainbr*). Kitaip nei tradiciniai mokymo algoritmai, kurie minimizuoja nuostolių funkciją, Bajeso metodas naudoja tikimybinį tinklo svorių skirstinį, todėl tinklo išvesties rezultatai (prognozės) taip pat priklauso tikimybiniam skirstiniui (Kayri, 2016). Tinklo mokymo metu apskaičiuojamas atstumas tarp realių ir prognozuojamų duomenų (žr. formulę 5.1.5). 5.1.5 – 5.1.10 formulės pateikiamos, remiantis Baghirli O. (2015) ir Kayri M. (2016) teorijomis.

$$F = E_D(D|w, M) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (5.1.5)$$

kur:

E_D – vidutinė kvadratinė paklaida (MSE);

D – įvesties duomenų rinkinys skirtas tinklo mokymui;

M – DNT architektūra (sluoksnių skaičius, neuronų skaičius sluoksniuose, aktyvacijos funkcijos).

Bajeso reguliarizavimas prideda papildomą sąlygą tikslo funkcijai, kuri silpnina didelių svorių įtaką ir taip pasiekiamas Gauso (normalusis) svorių pasiskirstymas tinkle (Baghirli, 2015). Minimizuojama tikslo funkcija apima paklaidų kvadratų sumą ir svorių kvadratų sumą.

$$F = \alpha E_w(w|M) + \beta E_D(D|w, M), \quad (5.1.6)$$

$$E_w(w|M) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i^2 \quad (5.1.7)$$

kur:

E_w – kvadratinė svorių suma,

α ir β – tikslo funkcijos parametrai aprašyti Bajeso teoremos (žr. formulę 5.1.8).

A ir B įvykių tikimybės priklausomos nuo jų priorinės (ribinės) tikimybės ir posteriorinės (sąlyginės) tikimybės.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)*P(A)}{P(B)} \quad (5.1.8)$$

čia:

$P(A|B)$ – A įvykio sąlyginė tikimybė įvykus B įvykiui;

$P(B|A)$ – priorinė B įvykio tikimybė sąlygojama A įvykio.

Remiantis Bajeso teorema, užrašoma posteriorinė tinklo svorių tankio funkcija.

$$P(w|D, \alpha, \beta, M) = \frac{P(D|w, \beta, M)*P(w|\alpha, M)}{P(D|\alpha, \beta, M)} \quad (5.1.9)$$

kur:

$P(w|\alpha, M)$ – tinklo žinios apie svorius prieš duomenų įvestį;

$P(D|w, \beta, M)$ – įvykio tikimybė suteikianti tinklui svorius.

Optimalūs tinklo svoriai turi maksimizuoti posteriorinę tikimybę. T. y. posteriorinės svorių tikimybės maksimizavimas yra ekvivalentinis reguliarizuotos tikslo funkcijos (žr. formulę 5.1.6) minimizavimui. Todėl užrašome maksimizuojamą jungtinę posteriorinę tikslo funkciją:

$$P(\alpha, \beta|D, M) = \frac{P(D|\alpha, \beta, M)P(\alpha, \beta|M)}{P(D|M)} \quad (5.1.10)$$

Optimizavimas, toliau sprendžiant Hesiano matricą, vyksta Levenbergo-Markardo principu, tinklo svoriai atitinkamai atnaujinami tol, kol tikslo funkcija (žr. formulę 5.1.6) pasiekia minimalią reikšmę.

Ir Levenbergo-Markardo, ir Bajeso algoritmas sugeba aptikti mažiausias vidutines kvadratinės paklaidas (MSE), lyginant su kitais algoritmais, kai kalbama apie funkcijų aproksimacijos uždavinius. Abu algoritmai pateikia tikslius rezultatus ir veikia greičiau nei tradiciniai DNT metodai, pvz., tokie kaip radialiniai neuronų tinklai. Be to, Levenbergo-Markardo ir Bajeso tinklai apsaugoti nuo pertreniravimo (Kayri, 2016).

Kita svarbi detalė yra anksčiau minėta aktyvacijos funkcija, kurios pagalba neuronas netiesiškai apdoroja sumatorių ir perduoda signalą kitam neuronui. Aktyvacijos (ar aktyvavimo, perdavimo) funkcija $f(\Sigma)$ – funkcija, apibrėžianti neurono išėjimą iš žemesnio sluoksnio į aukštesnį. Pagrindinės aktyvavimo funkcijos pateikiamos lentelėje 5.1.1. Funkcijos pasirinkimą lemia konkretaus sprendžiamo uždavinio specifika, tačiau klasikiniu atveju perdavimo funkcija yra sigmoidė (žr. formulę 5.1.13).

5.1.1 lentelė. DNT aktyvavimo funkcijos

Pavadinimas	Aprašymas	Matematinė išraiška
<i>Tiesinė funkcija (angl. Linear Function)</i>	Neurono produktas dauginamas iš konstantos (k). Sprendžiant prognozavimo uždavinį išėjimo sluoksnyje aktyvavimo funkcija paprastai būna tiesinė.	$f(z) = kz$ (5.1.11)
<i>Slenksčio funkcija (angl. Binary step)</i>	Neurono produktas (z) lyginamas su konstanta (c). Naudojama klasifikavimo uždaviniuose, nes gražina reikšmes 0 arba 1.	$f(z) = \begin{cases} 1, & \text{kai } z \geq c \\ 0, & \text{kai } z < c \end{cases}$ (5.1.12)
<i>Sigmoidė (angl. Sigmoid)</i>	Švelnaus nuolydžio funkcija, kurios reikšmė priklauso intervalui $[0;1]$. Veikimas panašiausias į natūralaus neurono.	$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (5.1.13)
<i>Tangento funkcija (angl. TanH)</i>	Savo forma ir išraiška yra panaši į sigmoidę, tik funkcijos reikšmė yra intervale $[-1;1]$.	$f(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$ (5.1.14)
<i>Gauso funkcija (angl. Gaussian Function)</i>	Naudojama aprašyti normaliai pasiskirsčiusio stebimo reiškinio tikimybinio tankio funkciją.	$f(z) = e^{-z^2}$ (5.1.15)

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Pečiulis K. (2016), Ringienė L. (2014).

Standartiniuose prognozavimo uždaviniuose naudojami VsP ar DsP, taikantys Levenbergo-Markardo, tikimybinuose – Bajeso reguliarizavimo algoritmą tinklo svoriams optimizuoti ir sigmoidės aktyvacijos funkcija. Gauso aktyvavimo funkcija taip pat naudojama tikimybinuose (radialinių bazinių funkcijų) neuronų tinkluose, tačiau jie nėra apsaugoti nuo persimokymo, yra lėtesni, o pagal tikslumą jiems nenusileidžia DsP su Bajeso reguliarizavimo algoritmu (Kayri, 2016).

5.2 Tikimybinis trumpo laikotarpio elektros paklausos prognozavimas

Tikimybinis prognozavimas naudojamas daugelyje sričių: oro, klimato pokyčio prognozavimui, potvynių ir seisminių pavojų rizikos vertinimui, ekonominės ir finansinės rizikos valdymui, rinkimų rezultatų prognozavimui, demografinių, epideminių tendencijų numatymui, sveikatos apsaugos valdymui ir medikamentų poreikio nustatymui. Energetikoje šis prognozavimo metodas naudojamas stochastiniam gamybos pajėgumų paskirstymui ir planavimui (angl. *Stochastic Unit Commitment*), elektros energijos paklausos ir kainos prognozavimui, tinklo sutrikimų prognozavimui bei AEI gamybos prognozavimui (Hong, 2014).

Elektros energijos infrastruktūroje sparčiai diegiamos naujosios technologijos. Išmanieji skaitikliai ir išmanieji tinklai kartu su paklausos atsako programomis yra netolima išsivysčiusių ir besivystančių šalių ateitis. Atsižvelgus į naujųjų technologijų teikiamų duomenų apie elektros tinklą detalumą, trumpo ir labai trumpo laikotarpio elektros energijos paklausos prognozavimas sulaukia vis didesnio analitikų dėmesio. Išanalizavus jau sukurtus tikimybinis elektros energijos paklausos prognozavimo modelius (žr. Priedą Nr. 3) bei jų išvadas ir rekomendacijas tolimesniems tyrimams atlikti, pasirenkama metodika, skirta Lietuvos namų ūkių ateinančios dienos valandiniam elektros energijos paklausos prognozavimui.

Pastebima tendencija, kad trumpo laikotarpio tikimybiniam elektros energijos paklausos prognozavimui daugiausiai naudojami neparimetriniai dirbtinio intelekto modeliai. Pagal tai, kokie kintamieji naudojami, galime daryti išvadą, kad didžioji dalis modelių remiasi faktine valandine oro temperatūra, vėjo greičiu, santykine oro drėgme ir istoriniu valandiniu elektros energijos suvartojimu. Atlikus oro stebėjimo stotelių atranką, dauguma modelių taiko tikimybinį prognozavimo metodą, pagal kintamuosius ieškantį panašios į prognozuojamą dienos. Modelio rezultatai pateikiami nurodant prognozuojamą reikšmę ir jos intervalus, prognozių vidutinę reikšmę, kai taikomos kelių prognozavimo modelių kombinacijos. Vis dėlto modeliai neskiria atskiro dėmesio paklausos atsako programų daromos įtakos galutinei namų ūkių elektros energijos paklausai. Ši spraga užpildoma tiriamojoje darbo dalyje, kurioje tikimybinis prognozavimas panaudojamas prognozuojant paklausos atsako priemonių įtaką galutinei elektros energijos paklausai.

5.3 Tyrimo atlikimo eiga

Tyrimo eiga

Išanalizavus tikimybinis elektros energijos paklausos prognozavimo modelius paaiškėjo, kad modeliai tinkami paklausos atsako įtakai galutiniam namų ūkių elektros suvartojimui vertinti. Tačiau tokių tyrimų nėra atlikta daug. Paklausos atsako programų tikslas – skatinti galutinius vartotojus keisti elektros energijos vartojimą, reaguojant į skatinamuosius kainų ir tarifų pokyčius. Tai vienas iš metodų, galinčių spręsti piko paklausos keliamus iššūkius ir tapti investicijų į gamybos infrastruktūros plėtimą alternatyva. Dažniausiai taikomos paklausos atsako programos (žr. skyrių 3.1) yra *vartojimo laiko tarifai* (kai elektros energijos kaina yra itin žema ne piko metu, ir itin aukšta piko metu) ir *piko nuolaida* (kai elektros tiekėjas taiko nuolaidas vartotojams, atidedantiems vartojimą į ne piko metą). Šios programos gali daryti reikšmingą įtaką trumpo laikotarpio elektros energijos prognozavimui (Hong, 2016).

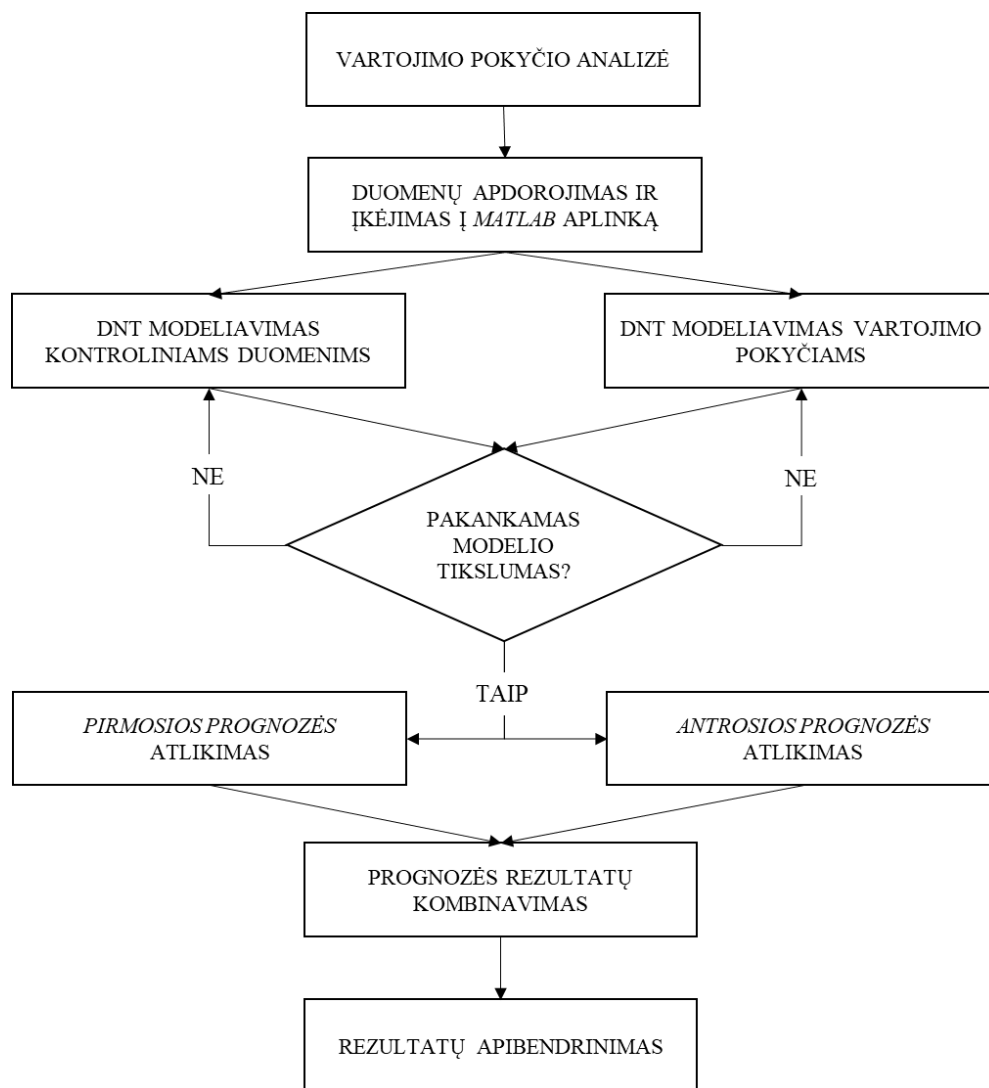
Tradicinė (taškinė) trumpo laikotarpio namų ūkių elektros energijos prognozė atliekama remiantis istoriniais elektros apkrovų ir oro sąlygų duomenimis. Vis dėlto, augant neapibrėžtumui dėl paklausos atsako programų bei augančios AEI gamybos dalies elektros rinkoje, vis dažniau remiamasi intervalinėmis prognozėmis. Siekiant įvertinti rinkoje veikiančių paklausos atsako priemonių įtaką elektros energijos paklausai, turi būti atlikta paklausos pokyčio analizė ir dvi prognozės (Hong, 2016).

Vartojimo pokyčio analizė – kontrolinių elektros energijos vartojimo duomenų palyginimas su pilotiniais elektros energijos vartojimo duomenimis. Kontroliniai duomenys – elektros energijos paklausa, nepaveikta paklausos atsako programų. Pilotiniai duomenys – elektros energijos paklausa, kai rinkoje veikia paklausos atsako programos ir įdiegti išmanieji skaitikliai.

Pirmoji prognozė atliekama kontroliniam apkrovų grafikui remiantis istoriniais apkrovų ir oro sąlygų duomenimis. Rezultatas parodo, kokia bus tikėtina namų ūkių elektros energijos paklausa, jei paklausos atsako priemonių rinkoje nėra arba jų nėra paisoma. Prognozė atliekama naudojant tiesioginio sklidimo dirbtinį neuronų tinklą, kuris remiasi Bajeso reguliarizavimo mokymosi algoritmu ir sigmoidės aktyvacijos funkcija.

Antroji prognozė sudaroma remiantis vartojimo pokyčio analizės rezultatais. Pasitelkiant faktinius orų sąlygų duomenis atliekama prognozė, kuri parodo, koku dydžiu paklausos atsako programa gali sumažinti galutinę namų ūkių elektros energijos paklausą. Prognozė atliekama naudojant tiesioginio sklidimo dirbtinį neuronų tinklą, kuris remiasi Bajeso reguliarizavimo mokymosi algoritmu ir sigmoidės aktyvacijos funkcija. Atskirai nustatyti vien tik paklausos atsako programų įtaką elektros paklausai yra sudėtinga. Todėl tikimybinis prognozavimo būdas, pateikiantis rezultatą intervale, tinkamesnis už tradicinę prognozę. Prognozės intervalams nustatyti apskaičiuojamos apatinė ir viršutinė prognozės riba, esant nustatytam reikšmingumo lygiui.

Siekiant įvertinti paklausos atsako programų poveikį galutinėms apkrovoms, *pirmosios* ir *antrosios prognozės* rezultatai kombinuojami. Gaunamas rezultatas, kuriame atsispindi ne tik elektros energijos paklausos prognozė, bet ir intervalų režiai, žymintys galimą paklausos atsako dydį. Remiantis modeliu nustatoma, kokias paklausos atsako priemones ir koku metu galima taikyti elektros rinkoje. Tyrimo schema pateikiama paveiksle 5.3.1.



5.3.1 pav. Tyrimo atlikimo schema

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Duomenys

Tyrimui atlikti naudojami vidutiniai namų ūkių elektros energijos suvartojimo duomenys, oro sąlygų duomenys ir kalendorinė stebėjimų informacija.

Namų ūkių, dalyvavusių išmaniosios apskaitos bandomajame projekte, vidutinius elektros energijos suvartojimo duomenis pateikė ESO (*Sandbox*). Pateikti anoniminiai kontroliniai ir pilotiniai elektros suvartojimo duomenys apimantys 2015.06-2017.06 ir 2016.06-2017.06 laikotarpius. Kadangi duomenų horizontai nėra vienodi ir skiriasi net dvigubai, tikėtina, kad, prognozuojant vartojimo pokyčius, bus susiduriama su didesniu neapibrėžtumu.

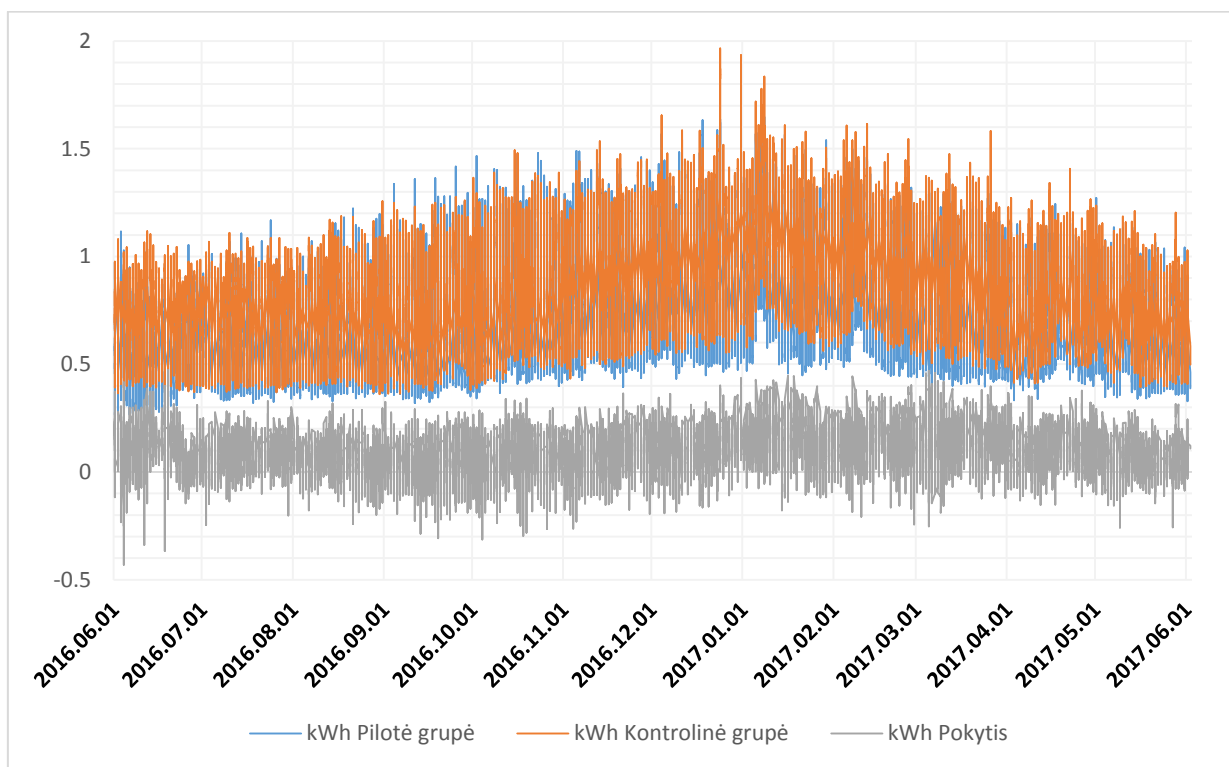
Duomenis apie valandinę oro temperatūrą ir santykinę oro drėgmę pateikė Lietuvos hidrometeorologijos tarnyba (LHMT). Tyrimui atlikti naudojami Kauno meteorologijos stoties duomenys, kadangi jie geriausiai reprezentuoja Lietuvos oro sąlygų vidurkį. Informacija apima 2015.06-2017.06 laikotarpį.

Kalendorinę informaciją apima stebėjimų registravimo momentas: *mėnuo, savaitės diena, valanda*.

6. Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozavimas

Vartojimo pokyčio analizė

Vartojimo pokyčio analizė atlikta naudojant 2016.06-2017.06 laikotarpio kontrolinių ir pilotinių vidutinių apkrovų duomenis (žr. 6.1 pav.).



6.1 pav. Išmaniosios apskaitos projekto dalyvių vidutinis elektros energijos suvartojimas

Šaltinis: sudaryta autoriaus

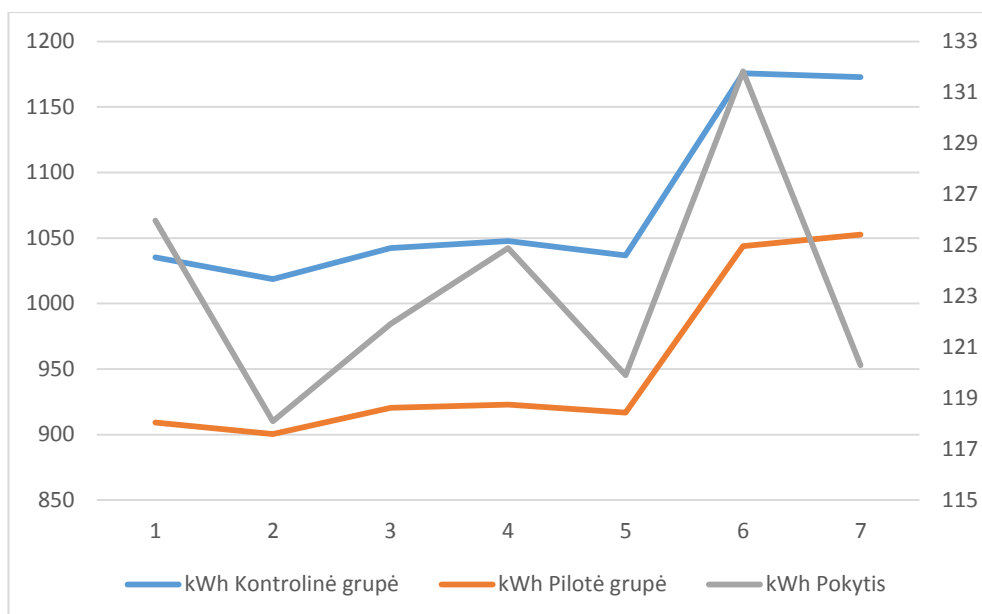
Iš grafiko matyti, kad elektros energijos suvartojimas intensyvesnis šaltuoju metų laiku (spalio – kovo mėnesiais) ir aukščiausią piką pasiekia sausio mėnesį. Sprendžiant iš vartojimo pokyčio tendencijos, akivaizdu, kad elektros energijos suvartojimas ne tik sumažėjo, bet ir buvo nežymiai perkeltas į kitus laikotarpius. Analizuojamu laikotarpiu išmaniosios apskaitos projekto dalyvių vidutinis elektros energijos suvartojimas sumažėjo 11%. Duomenų apie elektros prietaisų atnaujinimą į energetiškai efektyvesnius įrenginius, kaip ir apie pastatų energetinio naudingumo pokyčius ar energijos šaltinio pokyčius nėra. Todėl objektyviai teigti, kad visas energijos vartojimo sumažėjimas nulemtas išmaniųjų skaitiklių įdiegimo – negalime. Siekiant

įvertinti grynąją naudą, gautą įdiegus išmaniuosius skaitiklius, reikia turėti daugiau duomenų apie vartotojus. Pavyzdžiui, elektros suvartojimas pagal pasirinktus tarifų planus. Kur kas efektyviau elektros energijos pokytį analizuoti pasirenkant skirtingus laikotarpius: mėnesius, savaitės dienas, valandas.

Grafike (žr. 6.2 pav.) pavaizduoti agreguoti vidutiniai elektros energijos suvartojimo (pirminė ašis) ir pokyčio (antrinė ašis) duomenys pagal mėnesius.

Pokyčio duomenys interpretuojami kaip energijos sutaupymai (skirtumai tarp kontrolinės ir pilotinės grupės duomenų). Kaip jau minėta, spalio – kovo mėnesiais elektros energijos intensyvumas yra didžiausias ir piką pasiekia sausio mėnesį. Atkreipiamas dėmesys, jog didžiausi energijos sutaupymai pasiekti gruodžio – kovo ir birželio mėnesiais.

Žvelgiant į vidutinio elektros energijos suvartojimo pagal savaitės dienas grafiką (žr. 6.3 pav.), pastebima, kad darbo dienomis elektros energijos suvartojimas yra panašus, o savaitgaliais – nežymiai išauga.



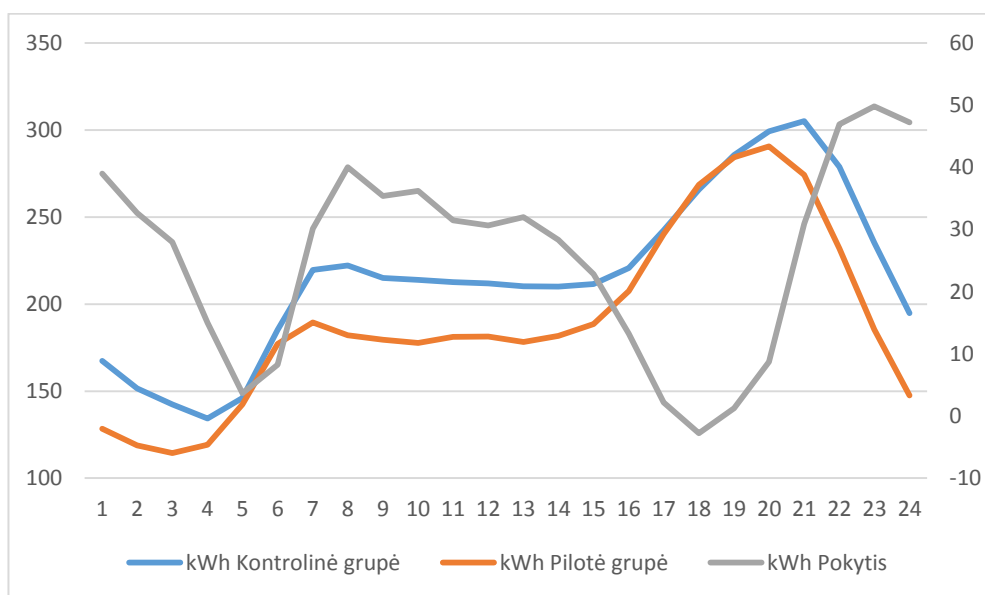
6.3 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal savaitės dienas

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Didžiausi vartojimo pokyčiai, įdiegus išmaniuosius skaitiklius, įvyko pirmadieniais, ketvirtadieniais, o didžiausias pokytis – šeštadieniais. Analizuojant vidutinius duomenis pagal valandas, reikia išskirti darbo dienas ir savaitgalius. Kadangi 6.3 pav. pastebėjome, jog suvartojimo mastai skiriasi, todėl tikėtina, kad skirsis ir vartojimo įpročiai (pvz., žmonės vėliau keliasi, vėliau eina miegoti ir pan.).

Pavaizduotuose valandiniuose darbo dienos elektros energijos suvartojimo duomenyse (žr. 6.4 pav.), akivaizdžiai matome standartinę darbo dienos pradžią (5–9 val.), eigą (10–17 val.) ir pabaigą (nuo 18 val.). Elektros energijos sutaupymai mažiausi (arba lygus nuliui) ryte ir vakare,

nes tikėtina kad daugumos gyventojų darbo diena prasideda ir baigiasi panašiu metu, vyksta natūralūs procesai (keliamasi, pusryčiaujama, poilsiaujama po darbo ir t.t.).

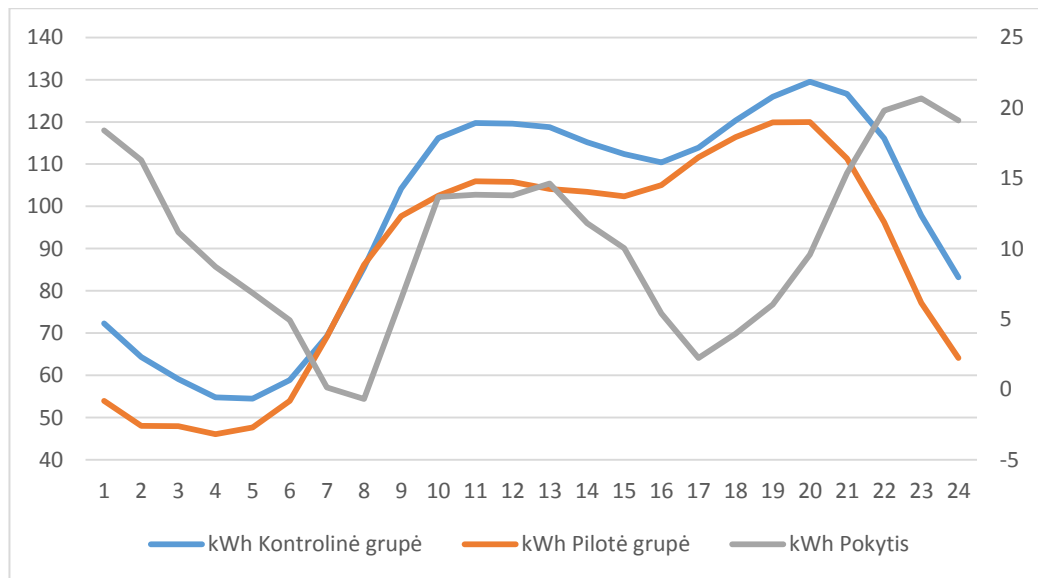


6.4 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal valandas darbo dienomis

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Standartinio darbo laiko metu (8–16 val.) namų ūkių elektros energijos vartojimas yra pastovus. Vis tik pastebimas šiomis valandomis pasiektas reikšmingas elektros energijos vartojimo sumažėjimas. Pasibaigus standartiniam darbo laikui, akivaizdžiai matoma, kad kontrolinės ir pilotinės grupių elektros vartojimo įpročiai išliko panašūs (16–21 val.). Vienas iš paklausos atsako priemonių tikslų – mažinti elektros energijos suvartojimą piko metu perkeliant vartojimą į kitus laikotarpius. Iš grafiko matyti, jog intensyviausias namų ūkių elektros energijos vartojimo laikotarpis – nuo 16 iki 24 valandos ir piką pasiekia 21 valandą. Analizuojant kontrolinės ir pilotinės grupių dinamiką galima teigti, kad tikslą pavyko pasiekti – pilotinės grupės paklausos grafikas pasislinkęs žemyn link abscisių ašies ir į kairę link ordinačių ašies. Rezultatas aiškesnis stebint vartojimo pokyčių grafiką nuo 18 iki 24 valandos. Šiame intervale elektros energijos suvartojimui nežymiai išaugus 18 val., 19–24 valandomis sutaupyta kur kas daugiau elektros.

Kaip jau minėta, savaitgalį namų ūkių elektros suvartojimo įpročiai skiriasi nuo darbo dienos (žr. 6.5 pav.). Matoma, kad elektros vartojimas prasideda vėliau ir pradžia trunka ilgiau (iki 9 val.). Tuo metu (6–9 val.) elektros energijos suvartojimo tarp kontrolinės ir pilotinės grupių skirtumas yra minimalus, o 7–8 valandomis elektros energijos suvartojimas nežymiai augo. Lyginant piko laikotarpius darbo dienomis ir savaitgaliais, galime teigti, kad darbo dienomis matomas ženklus vartojimo išaugimas 16–24 val., tuo tarpu savaitgaliais pikai švelnesni. Žymesnis išaugimas pastebimas 16–21 valandomis.



6.5 pav. Vidutinis elektros energijos suvartojimas pagal valandas savaitgaliais

Šaltinis: sudaryta autoriaus

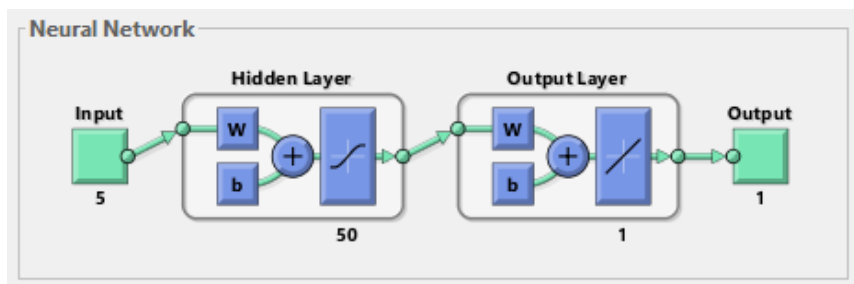
Atlikus išmaniosios apskaitos bandomojo projekto dalyvių (namų ūkių) elektros energijos vartojimo pokyčių analizę, galima daryti šias: (1) išmaniosios apskaitos bandomasis projektas buvo sėkmingas. Elektros energijos vartojimas mažėjo didžiąją paros dalį (ir darbo dienomis, ir savaitgaliais), o augo nežymiai, trumpais intervalais. Vidutinis elektros energijos vartojimas išaugo darbo dienomis nuo 17 iki 19 valandos ir savaitgaliais nuo 7 iki 8 valandos, o darbo dienos pradžioje (5–6 val.) ir pabaigoje (17–21 val.) išliko panašus; (2) stebėjimo metu vidutiniškai sutaupyta 11% elektros energijos, tačiau negalime objektyviai teigti, jog tai – vien tik išmaniosios apskaitos projekto pasekmė; (3) siekiant įvertinti grynąją paklausos atsako priemonių naudą, reikalingi duomenys apie vartotojų pasirinktus ar pasikeitusius tarifų planus.

Dirbtinių neuronų tinklų (DNT) modeliavimas kontroliniams duomenims

Atliekant tyrimą, toliau naudojama *MATLAB* programinė įranga ir jos neuronų tinklų įrankis (angl. *Neural Network Toolbox*). Kuriant daugiasluksnį perceptroną (DsP), svarbu nustatyti, kokį paslėptų neuronų skaičių naudoti, kadangi nuo to priklauso sukurto modelio tikslumas ir sudėtingumas. Modelio tikslumas vertinamas atsižvelgiant į vidutinę procentinę absoliutinę paklaidą *MAPE* ir vidutinę absoliutinę paklaidą *MAE*. Modelio sudėtingumo pasirinkimas priklauso nuo modeliavimui skiriamų laiko išteklių.

MATLAB programinėje įrangoje iškviečiamas neuronų tinklų įrankis. Jame pasirenkami įvesties duomenys, paslėptų neuronų skaičius, tinklo apmokymo algoritmas ir iškviečiama komanda tinklui apmokyti (žr. Priedas Nr. 4). Įvesties duomenis sudaro nepriklausomi kintamieji (x_i) bei priklausomas kintamasis (y – vidutinis elektros energijos suvartojimas (kWh)). Pasirinkti (5) nepriklausomi kintamieji: mėnuo (1–12), savaitės diena (1–7), valanda (0–23), valandinė oro temperatūra, valandinė santykinė oro drėgmė. Siekiant sukurti tikimybinį neuronų tinklą (žr. 6.6

pav.), pasirenkamas Bajeso mokymo algoritmas (*Baessian Regularization*). Jo pagalba sudaryti duomenys normalizuojami tikimybiniam skirstiniui. Siekiant nustatyti pakankamą paslėptų neuronų skaičių, sukuriama keli neuronų tinklai (žr. lentelę Nr. 6.1). Šiame DNT naudosisime 50 paslėptų neuronų, kadangi toliau didinant neuronų skaičių, ribinis modelio tikslumas mažėja ir reikšmingai išauga tinklo apmokymo laiko kiekis. Esant pasirinktam neuronų skaičiui, apskaičiuota *MAPE* reikšmė yra 6,6% (<10%). Nurodoma, kad modelis labai tikslus.



6.6 pav. Kontrolinio DNT schema

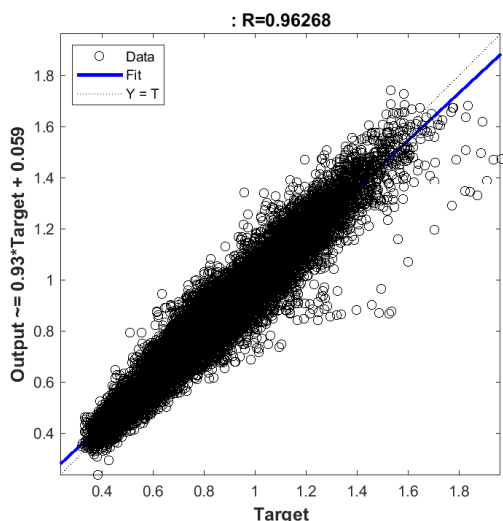
Šaltinis: sudaryta autoriaus

6.1 lentelė. Kontrolinių duomenų DNT tikslumo vertinimas

	Paslėptų neuronų skaičius paslėptajame sluoksnyje				
	10	20	30	50	100
MAPE	8,30%	7,40%	7,06%	6,60%	6,13%
MAE	0,07	0,06	0,06	0,05	0,05

Šaltinis: sudaryta autoriaus

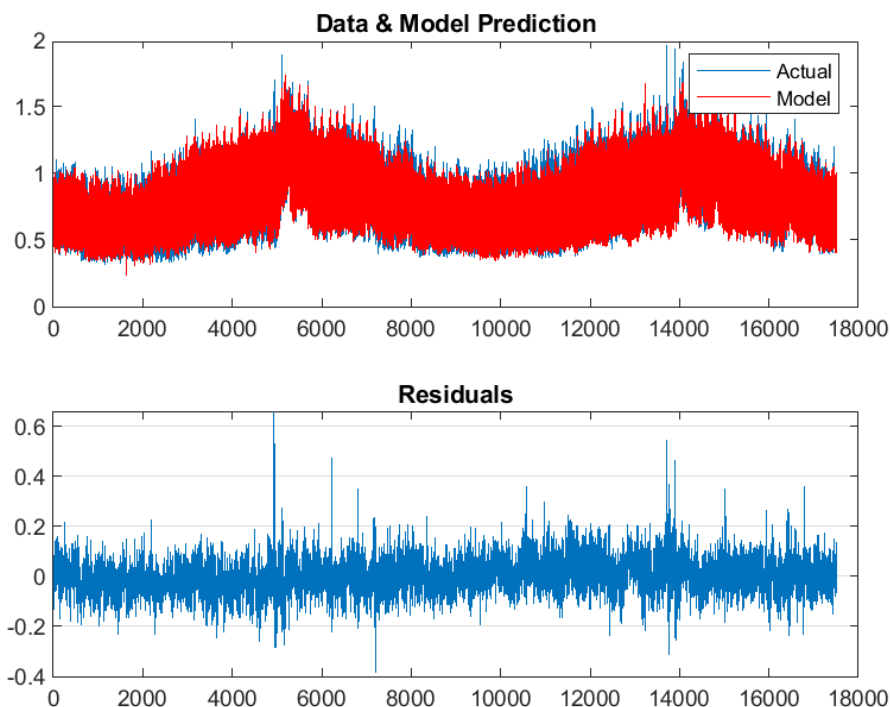
Sukurto modelio tikslumą patvirtina ir aukštas koreliacijos koeficientas $R=0,96$ (žr. 6.7 pav.). Rodiklis vertina koreliaciją tarp faktinių (y_i) ir DNT modeliuojamų (\hat{y}_i) reikšmių.



6.7 pav. Kontrolinio DNT determinacija

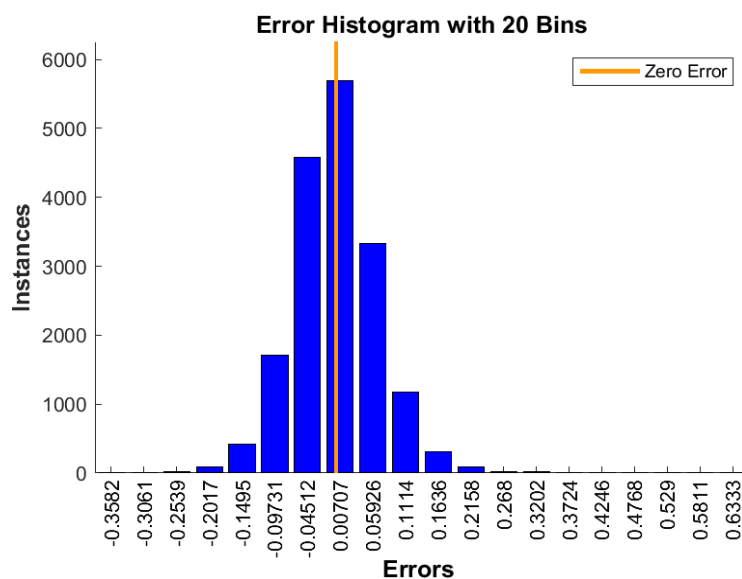
Šaltinis: sudaryta autoriaus

Pagal tai, kaip DNT modelis aprašo kontrolinės grupės vidutinės elektros energijos apkrovas, modelio tikslumą galima įrodyti ir grafiškai (žr. 6.8 pav.). Pastebima, kad modelio paklaidos (angl. *Residuals*) pasiskirsčiusios apie nulį, tačiau yra ir statistinių išskirčių. Paklaidų normalumą patvirtina ir jų pasiskirstymo histograma (žr. 6.9 pav.). Paklaidos normaliai pasiskirsčiusios ($\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$) ir jų vidurkis lygus nuliui ($E(\varepsilon_i) = 0$).



6.8 pav. Kontrolinio DNT reikšmių palyginimas su faktiniais duomenimis

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Deoras A. (2016)

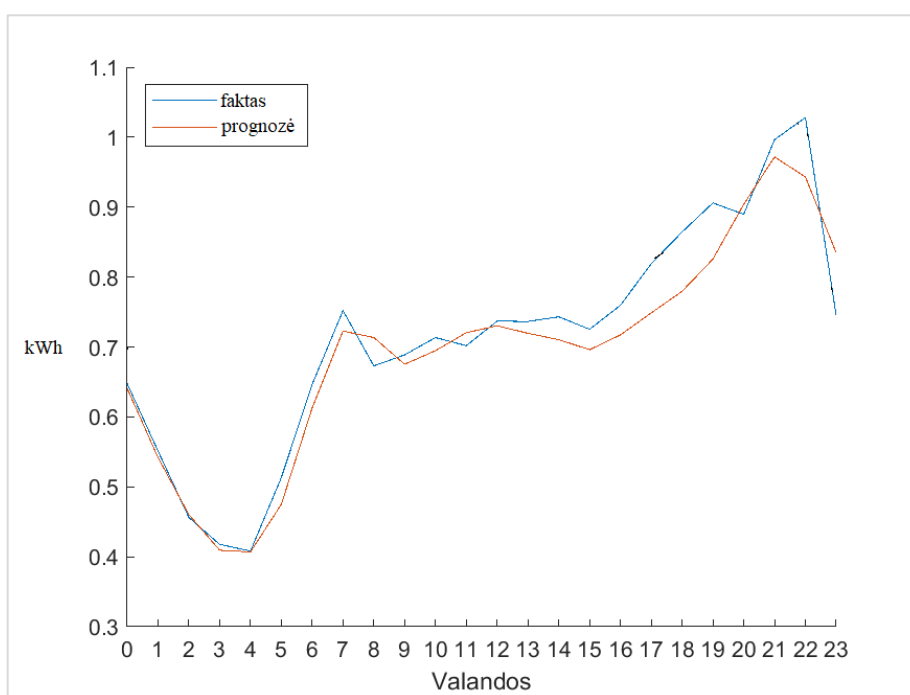


6.9 pav. Kontrolinio DNT paklaidų histograma

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Pirmosios prognozės sudarymas

Siekiant išsiaiškinti, ar modelis tinkamas prognozavimui, svarbu nustatyti ar paklaidos yra normaliai pasiskirsčiusios. Toliau sumodeliuotam neuronų tinklui pateikiama informacija (kintamųjų matrica, žr. Priedas Nr. 5) apie ateinančias 24 valandas (orų prognozė, kalendorinė informacija) ir, naudojant funkciją *predict*, atliekama ateinančių 24-ių valandų vidutinė tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozė. Prognozės rezultatai palyginti su faktiniais duomenimis, pateikiami 6.10 pav. ir lentelėje – priede Nr. 6. Prognozės patikimumo vertinimui apskaičiuota *MAPE* reikšmė: $MAPE = 4,35\%$. Žinant, kad dienos pikai prognozuojami sunkiau, papildomai apskaičiuojamas *MAPE* rodiklis dienos pikams: $MAPE_{peak} = 4,81\%$.

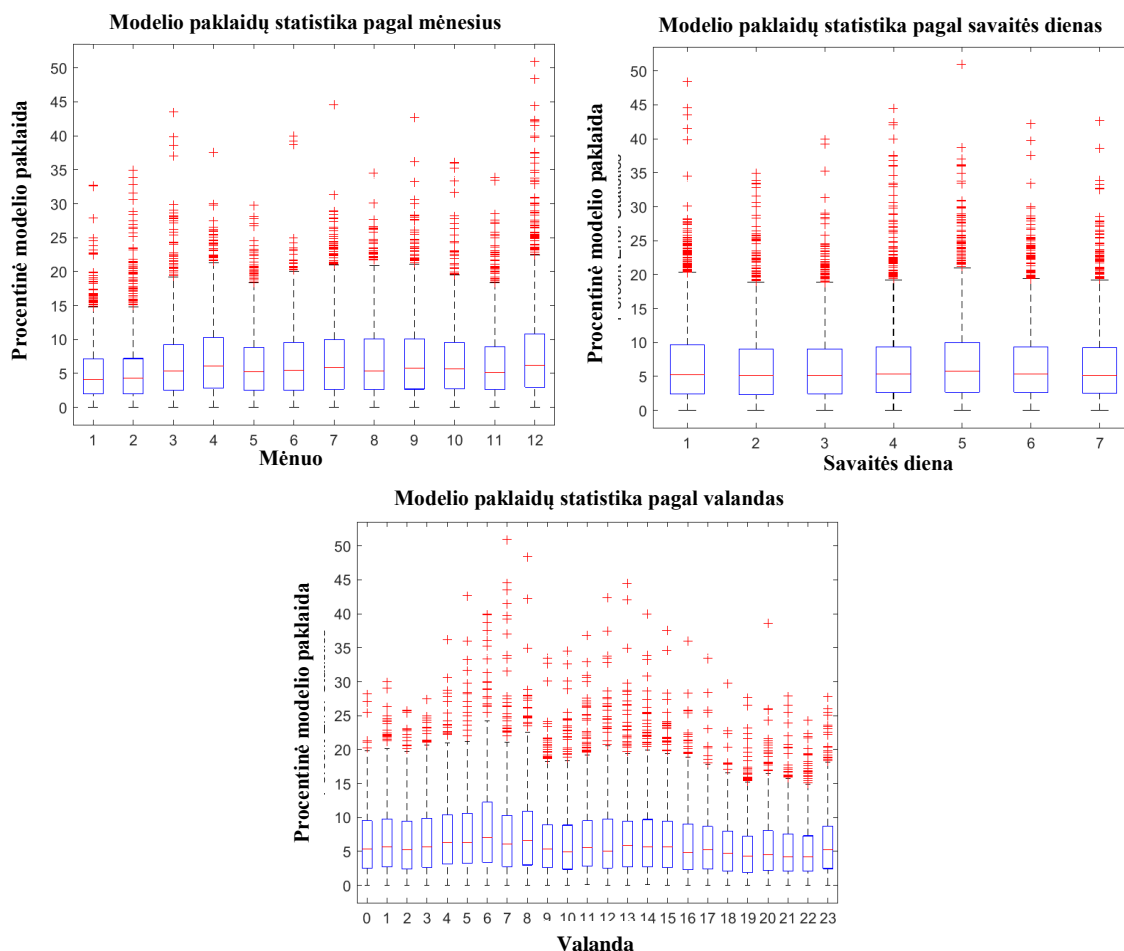


6.10 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozė

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Analizuodami modelio pateiktos prognozės grafiką matome, kad sudaryta prognozė darbo dienai, atsižvelgiant į namų ūkių vartojimo įpročius. Taip pat galime teigti, kad modelis gerai aproksimuoja elektros suvartojimą 0–12 ir 20–21 valandomis. Sunkiausiai prognozuojamas dienos pikas prasidėjęs 17 val. bei 21–22 valandos. Tai patvirtina ir šiek tiek (0,46%) padidėjusi pikui apskaičiuota *MAPE* reikšmė. Nesunku pastebėti, kad ypač piko metu vidutinės elektros energijos paklausos laiko eilutės reikšmės auga arba krenta nepertraukiamai apie kelias valandas. Tai reiškia, kad jos stipriai koreliuoja su prieš jas ir po jų einančiomis apkrovų reikšmėmis. Todėl modelio tikslumą galima būti padidinti, įtraukiant nors pirmos eilės faktinės vidutinės elektros energijos paklausos autoregresiją.

Gilinantį į sukurto neuronų tinklo modelio veikimo tikslumą vizualizuojamos stačiakampės diagramos (angl. *boxplot*) pagal mėnesius, savaitės dienas ir valandas (žr. pav. 6.11).



6.11 pav. Kontrolinio DNT paklaidų statistika pagal mėnesius, savaitės dienas, valandas

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Deoras A. (2016)

Diagramoje esantis stačiakampis brėžiamas nuo pirmojo iki trečiojo kvartilio. Stačiakampis brūkšniu, žyminčiu medianą, dalinamas į dvi dalis. Tai parodo paklaidų pasiskirstymo simetriškumą. Nuo stačiakampio brėžiami brūkšniai į apačią ir į viršų atitinkamai žymi minimalią ir maksimalią paklaidos reikšmę. Atkreipiamas dėmesys, kad visų mėnesių ir savaitės dienų prognozių vidutinė paklaida neviršija 10%, o iš valandų išsiskiria 4–8 valandų laikotarpis, kur paklaida viršijo 10%. Tai tik dar kartą patvirtina, kad modelis prognozuoja tiksliai. Toliau nuo brūkšnių esantys simboliai atitinka stebimo reiškinio išskirtis. Kuo toliau nuo stačiakampio nutolę brūkšniai ir kuo plačiau pasiskirsčiusios išskirtys – tuo sunkiau tam tikru metu prognozuoti reiškinį. Sunkiausiai prognozuojamas mėnuo – gruodis, savaitės diena – ketvirtadienis, išskirti sunkiausiai prognozuojamas valandas – sudėtinga. Didžiausiomis statistinėmis išskirtimis išsiskiria 7 valanda, o didžiausiomis vidutinėmis paklaidomis – 6 valanda.

Sukurtas DNT modelis Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausai prognozuoti yra pakankamai tikslus, atsižvelgiant į tai, kad tinklui apmokyti buvo panaudoti tik dviejų metų duomenys. Vis dėlto, elektros rinkoje reikalingos tikslesnės prognozės, suteikiančios daugiau informacijos apie galimas paklaidas ir jų įvykimo tikimybę. Tai galima pasiekti, apskaičiuojant intervalines prognozes. Kadangi šiuo DNT modeliu įvertinta tirtų Lietuvos namų ūkių vidutinė elektros energijos paklausa neveikiant paklausos atsako priemonėms, kitame žingsnyje modeliuojamas DNT vartojimo pokyčiams, atsiradusiems įdiegus išmaniuosius skaitiklius. Tada sumodeliuotam neuronų tinklui atliekama intervalinė prognozė, kuri vėliau kombinuojama su šioje tyrimo dalyje gauta prognoze.

Dirbtinių neuronų tinklų modeliavimas vartojimo pokyčiams

DNT sudarymas vartojimo pokyčio duomenims reikalingas nustatant įvykusių elektros energijos paklausos pokyčių išmaniosios apskaitos projekto metu ir – nepriklausomų kintamųjų netiesinius ryšius. Duomenų įvestims (*input*) pasirenkama nepriklausomų kintamųjų matrica yra tokia pati, kaip ir sudarant DNT kontroliniams duomenims (*mėnuo, savaitės diena, valanda, oro temperatūra, oro drėgmė*). Priklausomu kintamuoju pasirenkamas elektros energijos paklausos pokyčio vektorius. Vartojimo pokyčių tinklas nuo kontrolinio skiriasi ir tuo, kad stebėjimų skaičius (2016.06–2017.06) dėl pilotinės grupės elektros suvartojimo duomenų trūkumo, gerokai mažesnis. Todėl tikėtina, kad modelis nebus toks tikslus kaip kontrolinių duomenų DNT.

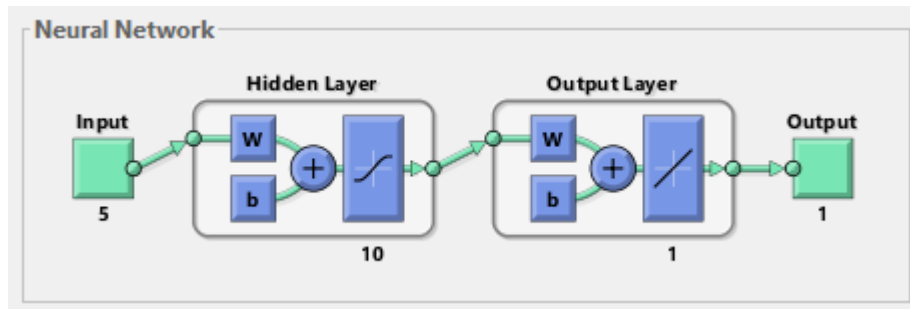
Modeliuojant neuronų tinklą, susiduriama su dideliais netikslumais varijuojant paslėptų neuronų skaičiumi (žr. lentelę 6.2).

6.2 lentelė. Vartojimo pokyčio DNT tikslumo vertinimas

	Paslėptų neuronų skaičius paslėptame sluoksnyje		
	8	10	20
MAPE	91,49%	8,84%	53,41%
MAE	0,06	0,06	0,06

Šaltinis: sudaryta autoriaus

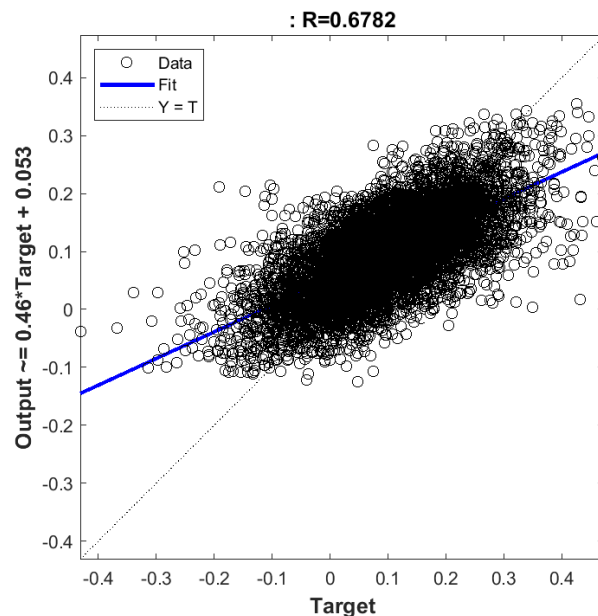
Taip pat pastebime, kad vidutinė absoliutinė paklaida (*MAE*) išlieka pastovi. Tai gali reikšti, kad modelis nepakankamai įvertino stebimą reiškinį. Kadangi kontrolinės grupės DsP su šia problema nesusidūrė, galime daryti išvadą, kad neuronų tinklui pateikiama per trumpa duomenų eilutė. Vis dėlto DsP nagrinėjamas toliau, siekiant detaliau išnagrinėti modelio veikimą. Pasirenkamas DNT, turintis 10 paslėptų neuronų paslėptajame sluoksnyje (žr. 6.12 pav.). Esant šiam neuronų skaičiui, apskaičiuota *MAPE* (8,84%), rodo aukštą modelio tikslumą.



6.12 pav. Pilotinės grupės DNT determinacija

Šaltinis: sudaryta autoriaus

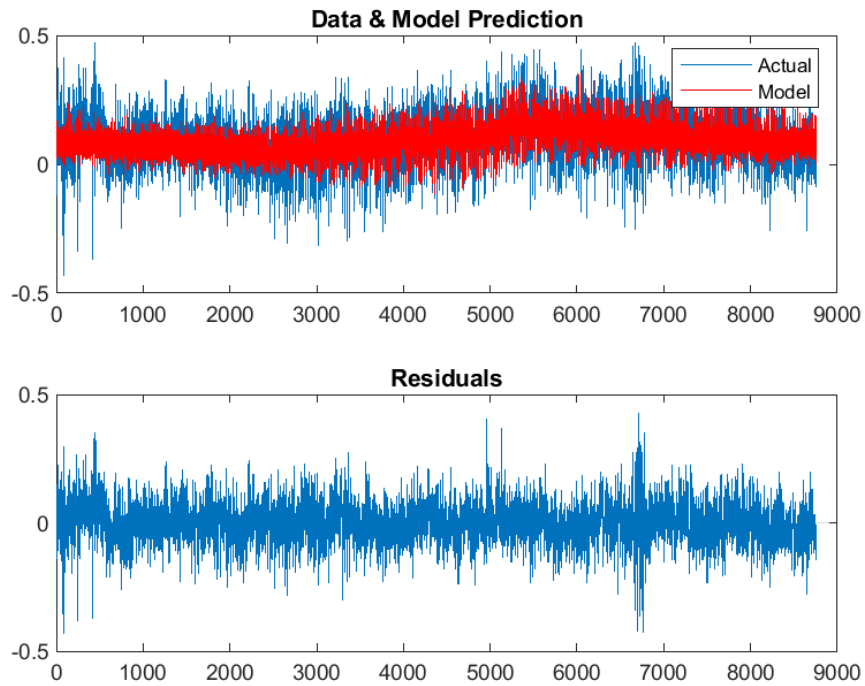
Sukurto modelio veikimo tikslumą toliau vertiname koreliacijos koeficiento pagalba (žr. 6.13 pav.). Faktinių ir modelio apskaičiuotų reikšmių koreliacija yra vidutinė-stipri ($R=0,67$), kadangi koreliacijos reikšmių skalėje (žr. Priedas Nr. 7) $R=0,7$ žymi analizuojamų duomenų ribą tarp vidutinio ir stipraus ryšio.



6.13 pav. Pilotinės grupės DNT determinacija

Šaltinis: sudaryta autoriaus

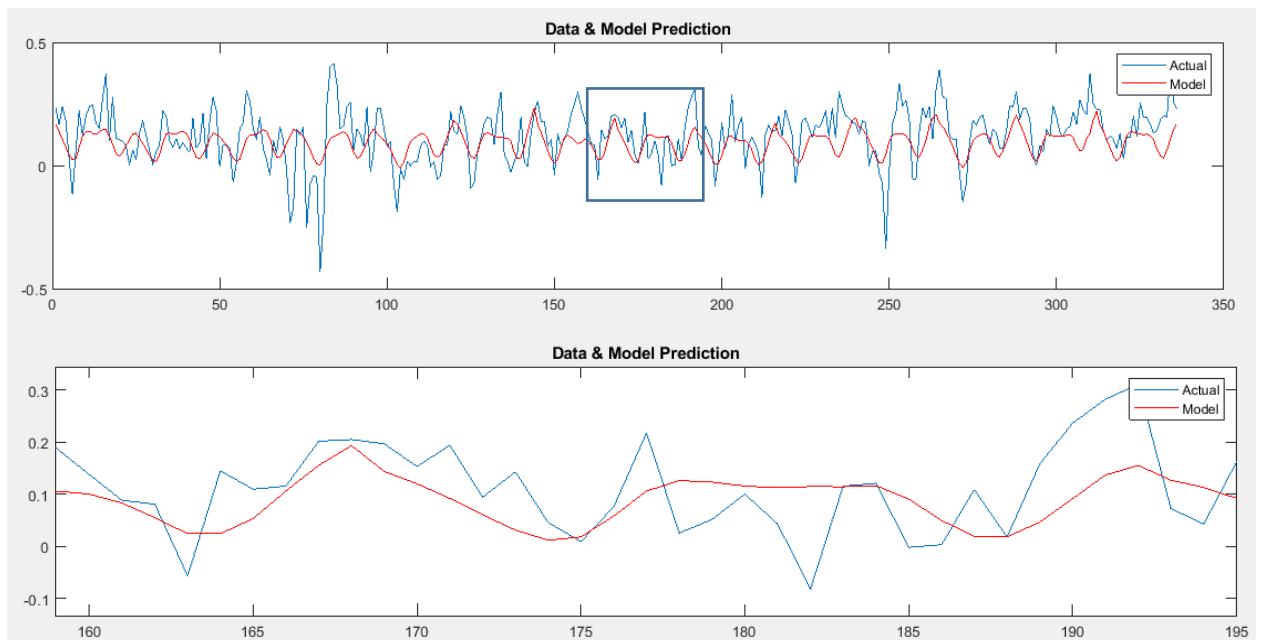
Analizuojant neuronų tinklo ir faktinių vartojimo pokyčių duomenų dinamiką (žr. 6.14 pav.), matoma akivaizdi tendencija, kad sukurtas modelis, aprašant stebimą reiškinį, susiduria su dideliais sunkumais. DNT sumodeliuoti duomenys stipriai susikoncentravę ties stebimo reiškinio vidurkiu ir didžioji dalis nuokrypių nuo vidurkio ar išskirčių nėra aproksimuotos.



6.14 pav. Pilotinės grupės DNT modelis

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Deoras A. (2016)

Kad tuo įsitikintume, priartiname atsitiktinį intervalą, kuriame lyginamos faktinės ir modelio reikšmės, agreguotos pagal stebėjimų dienas (žr. 6.15 pav.).



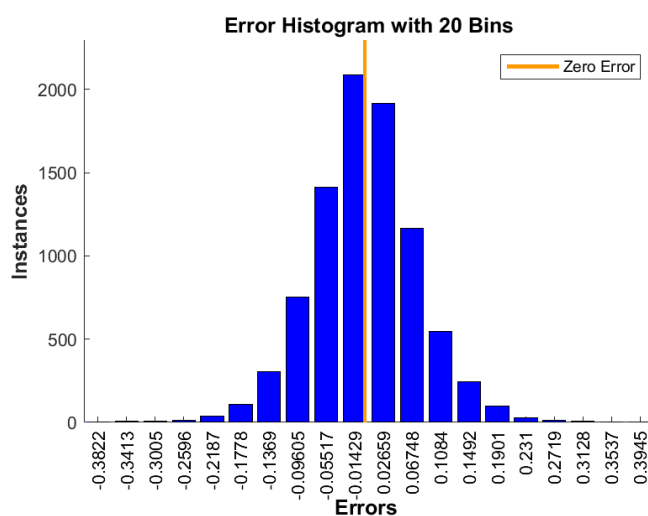
6.15 pav. Pilotinės grupės DNT modelio 160-195 dienos stebėjimo intervalas

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Deoras A. (2016)

Toks stebimo reiškinio nepastovumas gali būti paaiškintas tuo, jog *namų ūkiai, naudojantys paklausos atsako programas, nesugeba organizuotai sutelkti elektros energijos vartojimo* (žr. skyrių Nr. 3) ir jų veiksmai nėra tarpusavyje koordinuoti, ypač bandomojo

projekto metu, kai didesnis dėmesys, turbūt, skiriamas technologijų įgyvendinimui ir jų veikimo užtikrinimui, o ne paklausos atsako programų kūrimui ir koordinavimui. Ateityje, veikiant koordinuotoms paklausos atsako programoms, elektros energijos paklausos pokyčių grafikas turėtų būti gerokai pastovesnis.

Sukurto modelio paklaidos normaliai pasiskirsčiusios ($\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$), o jų vidurkis lygus nuliui ($E(\varepsilon_i) = 0$; žr. 6.16 pav.). Todėl daroma išvada, kad stebimas reiškinys (namų ūkių elektros energijos vartojimo pokyčiai) yra smarkiai kintantis, nepastovus, dominuoja statistinės išskirtys (lokalūs ekstremumai), tačiau modelis gali būti naudojamas prognozavimui. Nepaisant to, sukurtas modelis gerai aproksimuoja vidutinės stebimo reiškinio reikšmes, o išskirtis galima apimti apskaičiuojant prognozės intervalus.



6.16 pav. Pilotinės grupės DNT paklaidų histograma

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Antrosios prognozės sudarymas

DNT modeliui, aprašančiam Lietuvos namų ūkių elektros energijos pokyčius įdiegus išmaniąją apskaitą, pateikiama informacija (kintamųjų matrica) apie ateinančias 24 valandas (orų prognozė, kalendorinė informacija). Prognozuojant elektros energijos paklausos pokyčius, remiantis oro sąlygomis, galima nuspėti, koku dydžiu vartotojai gali sumažinti vartojimą. Ši prognozė gali būti naudinga elektros tiekėjams, nustatant, kokias paklausos atsako programas ir koku paros metu taikyti. Kadangi įsitikinta, kad DNT susiduria su sunkumais modeliuojant stipriai kintančio reiškinio ekstremumus, tačiau gerai aproksimuoja apie vidurkį susikoncentravusius duomenis, apskaičiuojami prognozės intervalai pateiktai valandinei namų ūkių elektros energijos prognozei.

Ateinančios dienos (24 val.) valandinė paklausos pokyčio prognozė atliekama naudojantis *predict* funkcija. Prognozės intervalai pateikiami kiekvienai prognozuojamai valandai (y_t),

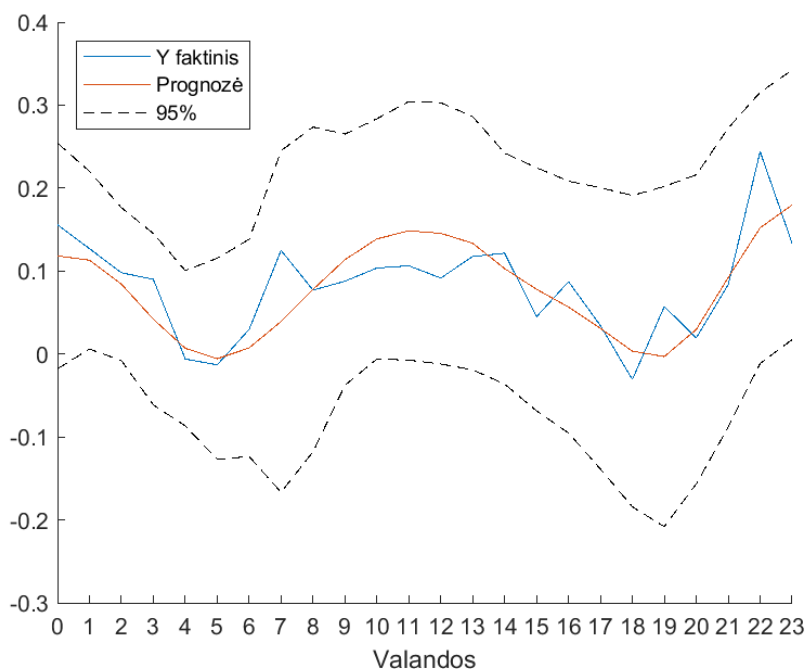
apskaičiuojant prognozės ribas (angl. *Prediction Bounds*). Tam *MATLAB* aplinkoje apskaičiuojami pasiklovimo intervalai, pateikiantys prognozės ribą, esant 95% reikšmingumo lygmeniui. Taigi apskaičiuojamos prognozės intervalų ribos, į kurias su 95% tikimybe patenka stebimo reiškinio reikšmės. Prognozės intervalai apskaičiuojami, remiantis vidutinio kvadratinio nuokrypio arba *RMSE* (angl. *Root Mean Squared Error*) rodikliu (žr. formulę Nr. 6.1).

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6.1)$$

Tada galutinės intervalų reikšmės ateinančioms 24 valandų prognozėms apskaičiuojamos pagal 6.2 formulę.

$$[\hat{y}_t - 1,96 * RMSE_t, \hat{y}_t + 1,96 * RMSE_t], t \in [0; 23] \quad (6.2)$$

Prognozės rezultatai pateikiami grafiškai (žr. 6.17 pav.) ir lentelėje – žr. Priedas Nr. 8.



6.17 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos pokyčio prognozė

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Nagrinėdami tirtų Lietuvos namų ūkų elektros energijos paklausos pokyčio prognozės grafiką (žr. 6.17 pav.) matome, kad prognozė labiau primena polinomą, aprašantį stebimą reiškinį nei tikslią aproksimaciją. Nepaisant to, visi faktiniai stebėjimo duomenys su 95% tikimybe patenka į prognozavimo intervalus. Apskaičiuoti intervalai yra platus, kadangi dėl duomenų trūkumo intervalo ribos apskaičiuotos pagal individualios valandos prognozės

nuokrypius viso stebėjimo metu. Šiuo atveju neatsižvelgiama į tai, kokie kintamieji prognozuojamai valandai yra priskirti. Norint susiaurinti prognozės intervalus išlaikant jų tikslumą, turi būti atlikti nors keli panašios dienos stebėjimai. Todėl, siekiant, kad sukurtas modelis geriau atspindėtų realią situaciją rinkoje, jis nuolat turi būti pildomas naujais duomenimis ir apmokomas iš naujo.

Grafike (žr. 6.17 pav.) žemiau nulio esanti apatinė intervalo (95%) riba žymi galimą elektros energijos vartojimo išaugimą ir atvirkščiai, virš nulio esanti riba žymi potencialų elektros energijos sutaupymo mastą. Todėl darome išvadą, kad teigiami bandomojo išmaniosios apskaitos projekto rezultatai yra akivaizdūs, t. y. didžioji dalis intervalais apriboto ploto yra teigiama. Prognozuojamu laikotarpiu vidutinis elektros energijos vartojimas nežymiai augo 4–5 bei 18 valandomis, kitomis valandomis – mažėjo. Analizuojant pateiktus intervalus, rizikingiausi laikotarpiai, kuriais vartojimas gali labiausiai išaugti, yra 2–9 ir 14–21 valandos. Dienos (9–14 val.) ir vėlaus vakaro (21–00) laikotarpiais registruojamas aukštas energijos sutaupymo potencialas.

Remiantis grafiku, galime nustatyti paklausos atsako priemones, kurias vertėtų diegti rinkoje. Vis tik, tame pačiame grafike naudinga matyti ir faktinį elektros energijos suvartojimą, siekiant išvengti neteisingo skatinamųjų priemonių panaudojimo subsidijuojant piko laikotarpius ir pan. Dėl šios priežasties tiriamojo darbo pabaigoje pateikiami galimų paklausos atsako programų taikymo būdai.

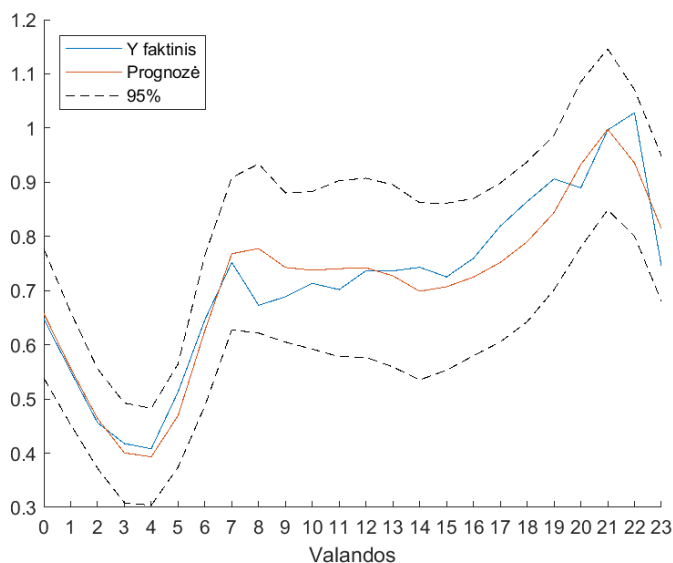
Sudarytas DNT modelis yra apmokytas vertinti vidutinius paklausos pokyčius pagal oro temperatūros, santykinės oro drėgmės duomenis ir kalendorinę informaciją. Siekiant įvertinti paklausos pokyčio poveikį galutinėms apkrovoms, kitame žingsnyje kombinuojami *pirmosios* ir *antrosios* prognozės rezultatai. Atliekant šią užduotį, naudojamosi tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos pokyčio prognozei apskaičiuotų intervalų ribomis.

Pirmosios ir antrosios prognozių kombinavimas

Kadangi *pirmoji* ir *antroji* prognozės atliktos modeliuojant dirbtinius neuronų tinklus, kurie remiasi vienodos rūšies kintamaisiais – neuronų tinklams pateikiama vienoda kintamųjų matrica (žr. Priedas Nr. 5). Šiuo žingsniu pasiekama, kad abi prognozės būtų apskaičiuotos tai pačiai dienai. *MATLAB* aplinkoje modelis sudarytas taip, kad visi trys prognozės sudarymo žingsniai atliekami vienu metu. Gavus naujus duomenis apie ateinančios dienos oro sąlygas ir faktinę elektros energijos paklausą bei įkėlus į programą, modelis galėtų mokytis iš naujo ir pateikti naujos prognozės rezultatus. Svarbu paminėti, kad kaskart iš naujo apmokytas neuronų tinklas, net ir pateikiant vienodus kintamuosius, yra unikalus ir pateikia nevienodus rezultatus.

Apskaičiavus abi prognozes su vienodais kintamaisiais, jų rezultatai kombinuojami ir pateikiami grafiškai (žr. 6.18 pav.). Modelis pateikia faktinę vidutinę tirtų Lietuvos namų ūkių

elektros energijos paklausą, jos valandinę prognozę ir prognozės intervalus, kurie žymi dėl inovacijos įdiegimo potencialius paklausos pokyčius.



6.18 pav. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozė

Šaltinis: sudaryta autoriaus

Iš elektros energijos paklausos grafiko matome, kad prognozė sudaryta darbo dienai. Arčiausiai prognozės ribų priartėja rytinis ir vakarinis dienos pikai. Nepaisant to, visos faktinės reikšmės patenka į prognozės intervalus, esant 95% patikimumo lygiui.

Intervalų plotis parodo paklausos atsako priemonių potencialą siekiant daryti įtaką elektros energijos paklausai. Siauro intervalo atkarpoje (0–6) val. paklausos atsako programų įtaka yra mažiausia. Tai nulemta natūralaus proceso – poilsio meto. Vis dėlto, siekiant sušvelninti elektros paklausos svyravimus ir išlyginti apkrovų grafiką, turi būti atrasti būdai keisti vartotojų įpročius, skatinant perkelti vartojimą būtent į šį laiko tarpą. Vienas iš būdų, kaip tai pasiekti – skatinamasis tarifas, kuris reikšmingai sumažintų elektros energijos kainą buitiniams vartotojams.

Kainodaros sprendimų nepakaks, kadangi namų ūkių disponuojamų prietaisų techninės galimybės skiriasi. Siekiant, kad vartotojai turėtų techninę galimybę reaguoti į sumažintos kainos signalus, elektros prietaisai (kurių naudojimas gali būti atidėtas) privalo turėti veikimo pradžios atidėjimo funkciją. Tai galėtų būti rūbų skalbimo, indų plovimo, patalpų šildymo, vandens siurbimo ir kt. įrenginiai. Taip pat svarbu mokyti vartotojus, kurti reklamines kampanijas ir kitaip agituoti vartotojus įsitraukti į aktyvaus vartotojo vaidmenį.

Toliausiai nutolęs nuo faktinių ir prognozuojamų reikšmių intervalas yra dienos ir vakaro metu (7–23 val.). Šiuo laikotarpiu paklausos atsako programos turi didžiausią potencialą, darant įtaką galutinėms elektros vartojimo apimtims. Dienos viduryje (7–16) val. elektros energijos suvartojimas pakankamai stabilus, todėl papildomai skatinti vartotojus keisti savo įpročius nėra

didelio poreikio. Vakaro metu (17–23) val. tinklas labiausiai apkrautas. Siekis šiuo paros metu sumažinti apkrovas ar perkelti vartojimą į kitus laikotarpius (pvz., į 0-7 val.) yra sudėtingiausias energijos tiekėjų uždavinys, todėl reikia ieškoti veiksmingų būdų galinčių įtikinti vartotojus pakeisti savo įpročius.

Remiantis intervalų teikiama informacija, galima pateikti kelis paklausos atsako priemonių įgyvendinimo pasiūlymus:

- bent keturių elektros energijos vartojimo laiko zonų tarifų (angl. *Time-of-Use Rates*) įgyvenimas. Rytas: 4–8 val. – pirmasis dienos pikas; 8–16 val. – stabilus, vidutinis elektros energijos suvartojimas; vakaras: 16–22 val. – antrasis dienos pikas; naktis: 22–4 val. – antrojo piko pabaiga, aukštas elektros vartojimo sutaupymo potencialas, vartojimas iš ankstesnių laikotarpių galėtų būti perkeliamas į nakties laiko zoną. Tarifai darbo dienomis ir savaitgaliais netūrėtų būti vienodi, kadangi vartojimo įpročiai šiomis dienomis skiriasi.
- piko nuolaida (angl. *Peak-Time Rebate*) galėtų būti taikoma vartotojams, vakaro metu atsisakiusiems dalies elektros energijos vartojimo. Kadangi ši skatinamoji priemonė kainuoja daugiau už laiko zonų tarifus, ji galėtų būti taikoma 20–22 valandomis, kada elektros energijos suvartojimas didžiausias. Visa tai padėtų išlyginti elektros energijos paklausos svyravimus paros metu.

Šiame darbe nėra siūlomi konkretūs elektros energijos įkainiai skirtingoms laiko zonoms ar piko nuolaidos programoms. Kartu su išmaniosios apskaitos projekto įgyvendinimu vartotojams turi būti pasiūlyti modernūs kainodaros sprendimai. Prieš tai reikia atlikti išsamius vartotojų atpažinimo ir klasifikavimo tyrimus, tokius kaip: skirtingų vartotojų grupių sudarymas pagal elastingumą elektros energijos kainoms, polinkį keisti elektros energijos vartojimo įpročius, AEI panaudojimą *etc.*

Rezultatų apibendrinimas

Atliktas tyrimas parodė, kad bandomasis išmaniosios apskaitos projektas buvo sėkmingas. Įdiegus išmaniuosius skaitiklius 2016.06–2017.06 laikotarpiu vidutinė elektros energijos paklausa sumažėjo 11%. Atlikta vidutinės elektros energijos suvartojimo pokyčių analizė skirtingiems laikotarpiams (*mėnuo, savaitės diena, valanda*) parodė, kad didžiausią laiko dalį elektros energijos suvartojimas mažėjo ir kartais nežymiai augo, dažniausiai – ryte. Vis tik negalima teigti, kad visas elektros energijos sumažėjimas veikiamas tik išmaniųjų matavimo prietaisų įdiegimo, nes duomenų apie elektros energijos efektyvaus vartojimo programų įgyvendinimą nėra.

Sudarius dirbtinių neuronų tinklų tirtų Lietuvos namų ūkių vidutinės elektros energijos paklausos prognozavimo modelį ir atlikus modelio analizę padaryta išvada, kad modelis yra

tikslus, gerai aprašo tiriamąjį reiškinį ir tinkamas prognozavimui. Atlikta jautrumo analizė parodė, kad sudėtingiausiai prognozuojamas mėnuo yra gruodis, savaitės diena – ketvirtadienis, o paros metas – 6 ir 7 valanda.

Siekiant įvertinti paklausos atsako priemonių įtaką galutiniam elektros energijos suvartojimui, sudarytas DNT modelis, vertinantis elektros energijos pokyčius pagal oro sąlygas ir kalendorinę informaciją. Dėl nepakankamos duomenų apimties, paklausos pokyčio modelis nebuvo toks tikslus, kaip faktinių apkrovų modelis. Taip pat stebimas reiškinys pasižymi išskirtimis, yra nepastovus ir stipriai kinta. Tai gali būti paaiškinama koordinuotų paklausos atsako priemonių rinkoje stoka, namų ūkių nesugebėjimu organizuotai reaguoti į paklausos atsako priemones ar nepakankamomis paskatomis. Nepaisant to, sudarytas modelis gerai aproksimuoja vidutines elektros energijos paklausos pokyčio reikšmes ir yra tinkamas prognozavimui. Kadangi grynąją paklausos atsako programų įtaką nustatyti sudėtinga, nuspręsta taikyti tikimybinį prognozavimą, apskaičiuojant prognozės intervalus. Elektros vartojimo pokyčių prognozės ribos apskaičiuotos esant 95% reikšmingumo lygiui. Siekiant įvertinti, kokią įtaką dėl paklausos atsako priemonių vartojimo pokyčiai turi galutinei elektros energijos paklausai, atlikta faktinių vidutinių elektros energijos apkrovų prognozės ir vartojimo pokyčių prognozės intervalų kombinacija.

Vertinti intervalus prasmingiau nei taškinę prognozę, nes intervalai atspindi viso stebimo reiškinio (elektros vartojimo pokyčio) variaciją pagal individualius parametrus (valandas). Naudojantis intervaline prognoze, elektros energijos operatoriams atveriamos galimybės tiksliau vertinti kainodaros modelį, valdyti rizikas, kylančias dėl elektros energijos vartojimo nepastovumo, tikslingai įgyvendinti paklausos atsako priemones. Remiantis intervalų suteikta informacija apie tikėtiną paklausos atsako priemonių įtaką galutiniam elektros energijos suvartojimui, pasiūlytos taikyti dvi populiariausios paklausos atsako programos – laiko zonų tarifai ir piko nuolaida. Siekiant nustatyti tikslią programų kainodarą, prieš tai reikia atlikti vartotojų analizę ir išsiaiškinti namų ūkių elektros energijos paklausos elastingumą elektros energijos kainų atžvilgiu.

IŠVADOS

1. Atlikus elektros energijos rinkos organizavimo modelių proceso analizę nustatyta, kad rinkos liberalizavimas yra pirmas žingsnis, kurio privalo imtis valstybės, siekiančios modernaus ir konkurencingo elektros ūkio. Nustatyta, jog norint tinkamai reformuoti elektros rinką turi būti atlikti trys žingsniai. *Pirma* – vertikalus, potencialiai konkurencingų didmeninės elektros energijos gamybos ir mažmeninės prekybos segmentų atskyrimas, elektros energijos perdavimo ir paskirstymo segmentuose paliekant natūralias monopolijas. *Antra* – valstybinių elektros monopolijų privatizavimas. *Trečia* – nepriklausomos, energetikos sektorių reguliuojančios, viešąjį interesą atstovaujančios institucijos sukūrimas.

2. Paklausos atsako programos – viena iš paklausos valdymo programų rūšių. Paklausos atsako programos suteikia galimybę atidėti elektros energijos vartojimą pasirinktam laikotarpiui ar jį sumažinti, reaguojant į tiekėjo siunčiamus kainos signalus. Nustatyta, kad dažniausiai taikomos standartinės paklausos atsako programos yra laiko zonų tarifai ir taikomos piko nuolaidos. Išanalizavus programų potencialą galima teigti, kad paklausos atsako priemonės gali turėti stiprų poveikį galutinei elektros energijos paklausai, ypač trumpuoju laikotarpiu. Todėl prognozuojant būsimą elektros suvartojimą, į tai privalo atsižvelgti.

3. Analizuojant elektros energijos paklausos prognozavimą, išskirtos dvi pagrindinės technikos: statistinė ir dirbtinio intelekto. Išnagrinėjus jų taikymo sritis ir naujausius mokslinius tyrimus nustatyta, kad statistinės prognozavimo technikos vis dažniau naudojamos dirbtinio intelekto modelio rezultatų palyginimo tikslais. Elektros energijos sektoriuje dirbtinio intelekto technika naudojama dėl suteikiamų galimybių modeliuoti tarp kintamųjų sudėtingus, netiesinius ryšius. Atlikus dirbtinio intelekto pagrindu sudarytų elektros paklausos modelių analizę pastebėta, kad dažniausiai taikomas panašios dienos atrankos metodas. Vis dėlto elektros sektoriuje, augant neapibrėžtumui dėl AEI integravimo bei diegiamų paklausos atsako priemonių, išaugo tikimybinio prognozavimo metodo poreikis. Taip pat nustatyta, jog tikimybiniai prognozavimo metodai yra tinkami vertinant paklausos programų įtaką elektros energijos paklausai, tačiau ši sritis dar nėra pakankamai ištirta.

4. Viena plačiausiai taikomų dirbtinio intelekto sričių – dirbtiniai neuroniniai tinklai. Šiame darbe išanalizuotas vienasluoksnio ir daugiasluoksnio perceptrono modeliavimo principas. Nustatyti pagrindiniai žingsniai, kuriuos atlikus, sukuriamas patikimas dirbtinis neuroninis tinklas: *įvesties duomenų atranka; paslėptų sluoksnių skaičiaus pasirinkimas; paslėptųjų neuronų skaičiaus pasirinkimas; tinklo apmokymo funkcijos pasirinkimas; aktyvacijos funkcijos pasirinkimas; modelio patikimumo tikrinimas ir pertreniravimas*. Atlikus mokslinės literatūros analizę nustatyta, kad Levenbergo-Markardo ar Bajeso mokymo algoritmo naudojimas su vienu

paslėptuoju sluoksniu, tikslumu gali prilygti neuroniniam tinklui su keliais paslėptais sluoksniais. Taip pat, nurodyti algoritmai yra apsaugoti nuo tinklo persimokymo, o tinklo apmokymui skiriama gerokai mažiau laiko išteklių. Sudarant tikimybinį Lietuvos namų ūkių elektros energijos prognozavimo modelį, naudojamas dirbtinių neuroninių tinklų modelis esant vienam paslėptų neuronų sluoksniui, panaudojant Bajeso apmokymo algoritmą.

5. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos prognozė sudaryta, remiantis *ESO* pateiktais išmaniosios apskaitos bandomojo projekto duomenimis ir *LHMT* pateiktais istoriniais oro sąlygų duomenimis. Paklausos pokyčio analizė parodė, kad analizuojamu laikotarpiu išmaniosios apskaitos projektas buvo sėkmingas ir vidutinė elektros energijos paklausa sumažėjo 11%. Vis dėlto negalima teigti, kad visas elektros energijos sumažėjimas yra veikiamas tik išmaniųjų matavimo prietaisų įdiegimo, kadangi duomenų apie elektros energijos efektyvaus vartojimo programų įgyvendinimą nėra. Nustatyta, kad kontrolinės grupės neuroninis tinklas, turintis 50 paslėptų neuronų paslėptajame sluoksnyje, tiksliai aprašo stebimą reiškinį. Taip pat pasiektas aukštas prognozės tikslumas ($MAPE=4,35\%$). Atliekant paklausos pokyčio analizę, susidurta su didesniais neapibrėžtumais. Modeliui sunkiai sekasi aprašyti stipriai kintantį reiškinį. To priežastys: per pusę mažesnis duomenų kiekis (2016.06–2017.06), lyginant su kontrolinės grupės duomenimis (2015.06–2017.06); nekoordinuotas paklausos atsako programų veikimas ar sunkiai nuspėjama vartotojų elgsena. Nepaisant to, modelis gerai aproksimuoja vidutinius stebimo reiškinio duomenis, o išskirtys apimtos apskaičiuojant prognozės intervalus. Sudarytas kontrolinės grupės ir paklausos pokyčio prognozės modelis apskaičiuoja, koku dydžiu galutinės elektros energijos apkrovos gali būti veikiamos paklausos atsako priemonėmis esant 95% įvykio tikimybei. Intervalinės prognozės apskaičiavimas ir vertinimas yra informatyvesnis ir prasmingesnis nei tradicinės, taškinės prognozės. Pasitelkiant intervalinę prognozę, elektros energijos tiekėjams sudaromos galimybės tiksliau įvertinti kainodaros modelį, valdyti rizikas, tikslingai įgyvendinti paklausos atsako priemones.

6. Atliekant tolimesnius paklausos atsako priemonių analizės Lietuvoje tyrimus turi būti tęsiamas kontrolinės ir pilotinės grupės dalyvių duomenų registravimas, saugojimas ir analizavimas. Siekiant padidinti paklausos pokyčio modelio tikslumą, galima būtų įtraukti naujus kintamuosius (pvz., skirtingo laipsnio elektros paklausos autoregresiją; šviesaus paros meto ilgį ir t.t.), išskirti šventines dienas. Taip pat turi būti atlikti išsamūs vartotojų atpažinimo ir klasifikavimo tyrimai, kurie nustatytų vartotojų grupes pagal jų paklausos elastingumą elektros energijos kainoms ir jų pokyčiui; polinkį keisti elektros energijos vartojimo įpročius; AEI panaudojimą ir pan. Tai sudarytų sąlygas elektros energijos tiekėjams, siekiant teigiamų rezultatų efektyvaus elektros energijos vartojimo srityje, teikti individualius kainodaros modelius skirtingoms vartotojų grupėms.

LITERATŪROS SĄRAŠAS

1. ABRATE G. *Electricity demand responsiveness under Time-Of-Use pricing: an application to Italian industrial customers* [interaktyvus]. University of Pavia, Ceris-CNR, HERMES, 2005 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://www.sieplib.it/sieplib/oldDoc/wp/422.pdf>
2. AGHAEI J., ALIZADEH M. *Demand response in smart electricity grids equipped with renewable energy sources: A review* [interaktyvus]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, vol. 18, 64-72 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
3. ALBADI M., EL-SAADANY E. *A summary of demand response in electricity markets* [interaktyvus]. Electric Power Systems Research, 78(11):1989-1996, 2008, vol. 78, 1989-1996 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
4. BAGHIRLI O. *Comparison of Lavenberg-Marquardt, scaled conjugate gradient and Bayesian regularization backpropagation algorithms for multistep ahead wind speed forecasting using multilayer perceptron feedforward neural network* [interaktyvus]. Uppsala Universitet (Švedija), 2015 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:828170/FULLTEXT01.pdf>
5. BOBINAITĖ V. *Didmeninės ir mažmeninės elektros energijos kainų prognozavimo veiksniai, metodai ir modelis*. Kaunas, pp. 44-58, 74-92. 2012.
6. CARRION M., CONEJO A. J., ARROYO J. M. *Forward contracting and selling price determination for a retailer* [interaktyvus]. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 22, 2105-2114, 2007 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/4349065>
7. CONEJO A. J., CARRION M., MOGHADDAM M. P. ZARE K., *Multi-market energy procurement for a large consumer using a risk-aversion procedure* [interaktyvus]. Electric Power Systems Research, vol. 80, 63-70, 2009 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
8. DEORAS A. *Electricity Load and Price Forecasting Webinar Case Study* [interaktyvus]. MATLAB, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://se.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/28684-electricity-load-and-price-forecasting-webinar-case-study?focused=6789513&tab=example>
9. EUROPEAN COMMISSION *Demand response – empowering the European customer*. SETIS, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://setis.ec.europa.eu/setis-reports/setis-magazine/smart-grids/demand-response-empowering-european-consumer>

10. EUROPOS KOMISIJA (komunikatas) *Atsparios energetikos sąjungos ir perspektyvios klimato kaitos politikos pagrindų strategija* [interaktyvus]. COM(2016) 860, Briuselis, 2015 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: http://eur-lex.europa.eu/resource.html?uri=cellar:1bd46c90-bdd4-11e4-bbe1-01aa75ed71a1.0006.03/DOC_1&format=PDF
11. EUROPOS KOMISIJA (komunikatas) *Efektyvaus išteklių naudojimo Europos planas* [interaktyvus]. COM(2011) 571, Briuselis, 2011 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: [http://www.europarl.europa.eu/meetdocs/2009_2014/documents/com/com_com\(2011\)0571_/com_com\(2011\)0571_lt.pdf](http://www.europarl.europa.eu/meetdocs/2009_2014/documents/com/com_com(2011)0571_/com_com(2011)0571_lt.pdf)
12. EUROPOS KOMISIJA (komunikatas) *Švari energija visiems europiečiams* [interaktyvus]. COM(2016) 860, Briuselis, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2016/LT/COM-2016-860-F1-LT-MAIN-PART-1.PDF>
13. EUROPOS KOMISIJA (komunikatas) *Energetikos veiksmų planas iki 2050 m.* [interaktyvus]. COM(2011) 885, Briuselis, 2011 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://eur-lex.europa.eu/legal-content/LT/TXT/PDF/?uri=CELEX:52011DC0885&from=EN>
14. EUROPOS PARLAMENTAS (pranešimo projektas) *Dėl naujo energijos rinkos modelio kūrimo* [interaktyvus]. Pramonės, mokslinių tyrimų ir energetikos komitetas, 2015/2322(INI), 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: http://www.europarl.europa.eu/meetdocs/2014_2019/plmrep/COMMITTEES/ITRE/PR/2016/06-13/1082935LT.pdf
15. EUROPEAN PARLIAMENT *The Potential of Electricity Demand Response* [interaktyvus]. European Union, ITRE Committee, IP/A/ITRE/2016-08, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: [http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2017/607322/IPOL_STU\(2017\)607322_EN.pdf](http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2017/607322/IPOL_STU(2017)607322_EN.pdf)
16. EUROPOS SĄJUNGOS OFICIALUSIS LEIDINYS *EUROPOS PARLAMENTO IR TARYBOS DIREKTYVA 2009/125/EB* [interaktyvus]. Europos Sąjunga, 2009 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/LT/TXT/PDF/?uri=CELEX:32009L0125&from=en>
17. EUROPOS SĄJUNGOS OFICIALUSIS LEIDINYS *Paryžiaus susitarimas* [interaktyvus]. Europos Sąjunga, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: [http://eur-lex.europa.eu/legal-content/LT/TXT/?uri=CELEX:22016A1019\(01\)](http://eur-lex.europa.eu/legal-content/LT/TXT/?uri=CELEX:22016A1019(01))

18. EUROSTAT *Energy balance sheets – 2015 data – 2017 edition* [interaktyvus]. ISBN: 978-92-79-69844-6. Prieiga per: <http://ec.europa.eu/eurostat/web/products-statistical-books/-/KS-EN-17-001>
19. Energijos Skirstymo Operatorius: *Išmaniosios apskaitos projektas* [interaktyvus]. 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: www.eso.lt/ismaniojiapskaita
20. FAN H., MACGILL I. F., SPROUL A. B. *Statistical analysis of drivers of residential peak electricity demand* [interaktyvus]. *Energy and buildings*, vol. 141, 205-217, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
21. FEDERAL ENERGY REGULATORY COMMISSION (FERC) *Assessment of Demand Response and Advanced Metering* [interaktyvus]. JAV, 2010 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://www.ferc.gov/legal/staff-reports/2010-dr-report.pdf>
22. FEDERAL ENERGY REGULATORY COMMISSION (FERC) *FERC-731 Demand Response/Time-Based Rate Programs and Advanced Metering* [interaktyvus]. JAV, 2013 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://www.ferc.gov/industries/electric/indus-act/demand-response/2010/instructions.pdf>
23. FISCHER R., SERRA P. *Regulating the electricity sector in Latin America* [interaktyvus]. Universidad de Chile, Serie Economia No.86, 2000 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://econpapers.repec.org/paper/edjceauch/86.htm>
24. FLETEN S. E., PETTERSEN E. *Constructing Bidding Curves for a Price-Taking Retailer in the Norwegian Electricity Market* [interaktyvus]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 20(2), 701 – 708, 2005 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: https://www.researchgate.net/publication/3267335_Constructing_Bidding_Curves_for_a_Price-Taking_Retailer_in_the_Norwegian_Electricity_Market
25. GINTALAS A. *Metodologijos ir metodo samprata* [interaktyvus]. Vilnius, Mykolo Romerio Universitetas 2011 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: https://www.mruni.eu/upload/iblock/d02/12_Gintalas.pdf
26. GYAMFI S., KRUMDIECK S., URMEE T. *Residential peak electricity demand response—Highlights of some behavioural issues* [interaktyvus]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 25, 71-77, 2013 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
27. HAIDER T. H., HANG S. O., ELMENREICH W. *Residential demand response scheme based on adaptive consumption level pricing* [interaktyvus]. *Energy*, vol. 113, 301-308, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.

28. HAHN H., MEYER-NIEBERG S., PICKL S. *Electric load forecasting methods: Tools for decision making* [interaktyvus]. *European Journal of Operational Research*, 199(3), 902-907, 2009 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
29. HOBMAN E. V., FREDERIKS E. R., STENNER K., MEIKLE S. *Uptake and usage of cost-reflective electricity pricing: Insights from psychology and behavioural economics* [interaktyvus]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 57, 455-467, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
30. HONG T. *Energy forecasting: past, present, and future* [interaktyvus]. University of North Carolina at Charlotte, *HSC Research Report*, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: http://prac.im.pwr.edu.pl/~hugo/RePEc/wuu/wpaper/HSC_13_15.pdf
31. HONG T., FAN S. *Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review* [interaktyvus]. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 914-938, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
32. HONG T., SHAHIDEHPOUR M. *Load forecasting case study* [interaktyvus]. JAV, *Eastern Interconnection States Planning Council*, 2015. Prieiga per: <https://pubs.naruc.org/pub.cfm?id=536E10A7-2354-D714-5191-A8AAFE45D626>
33. HONG T., WANG. P., WHITE L. *Weather station selection for electric load forecasting* [interaktyvus]. *International Journal of Forecasting*, 31(2), 286-295, 2015. Prieiga per: Science Direct.
34. HUNT S. *Making competition work..* JAV, 2002. ISBN 0471220981.
35. JAMASB T. *Between the state and market: Electricity sector reform in developing countries* [interaktyvus]. *Utilities Policy*, 14(1), 14-30, 2006. Prieiga per: Science Direct.
36. JOSKOW. P. L. *Deregulation and Regulatory Reform in the U.S. Electric Power Sector* [interaktyvus]. JAV, *Center of Energy and Environmental Policy Research*, 2000. Prieiga per: <https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/44967/2000-003.pdf?sequence=1>
37. KAYRI M. *Predictive Abilities of Bayesian Regularization and Levenberg–Marquardt Algorithms in Artificial Neural Networks: A Comparative Empirical Study on Social Data* [interaktyvus]. *Mathematical and Computational Applications*, 21(2), 20, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://www.mdpi.com/2297-8747/21/2/20>
38. KAZEMI M., MOHAMMADI-IVATLOO B., EHSAN M. *Risk-based bidding of large electric utilities using Information Gap Decision Theory considering demand*

- response* [interaktyvus]. *Electric Power System Research*, vol. 114, 86-92, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2014.04.016>
39. KIRSCHEN D. S., STRBAC G. *Fundamentals of Power System Economics*. John Wiley & Sons, 2005. ISBN: 9780470845721.
 40. KIRSCHEN D. S., STRBAC G. *Assessing the competitiveness of demand-side bidding* [interaktyvus]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 14(1), 120-125, 1999 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/744498/>
 41. KUMAR D., FUSHUAN W. *Strategic bidding in competitive electricity markets: a literature survey*. In: *Proceedings of Power Engineering Society Summer Meeting*. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 4, 2168-2173, 2001 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://ieeexplore.ieee.org/document/866982/>
 42. LAFFONT J. J. *Regulation and Development*. Didžioji Britanija, Cambridge University Press, 2005. ISBN: 9780521549486.
 43. LANGEN W., *Europos Parlamento pranešimas dėl naujo energijos rinkos modelio kūrimo* [interaktyvus]. 22015/2322(INI), 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://www.europarl.europa.eu/sides/getDoc.do?type=REPORT&reference=A8-2016-0214&language=LT>
 44. Lietuvos Respublikos energetikos ministerijos oficialus puslapis [interaktyvus]. 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://enmin.lrv.lt/>
 45. MAHARJAN S., ZHU Q., ZHANG Y., GJESSING S., BASAR T. *Dependable Demand Response Management in the Smart Grid: A Stackelberg Game Approach* [interaktyvus]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(1), 120-132, 2013 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6464552/>
 46. MENNITI D., COSTANZO F., SCORDINO N., SORRENTINO N. *Purchase-Bidding Strategies of an Energy Coalition With Demand-Response Capabilities* [interaktyvus]. *IEEE transactions on Power Systems*, 24(3), 1241-1255, 2009 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/5170201/>
 47. MIŠKINIS V., GALINIS A., KONSTANTINAVIČIŪTĖ I., LEKAVIČIUS V. *Energijos vartojimo Lietuvoje ir ES šalyse tendencijos* [interaktyvus]. Lietuvos Mokslų Akademija, *Energetika*, 60(2), 96-112, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://maleidykla.lt/ojs/index.php/energetika/article/viewFile/2934/1761>
 48. MOHAJERYAMI S., DOOSTAN M., SCHWARZ P. *The impact of Customer Baseline Load (CBL) calculation methods on Peak Time Rebate program offered to residential customers* [interaktyvus]. *Electric Power Systems Research*, vol. 137, 59-65, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.

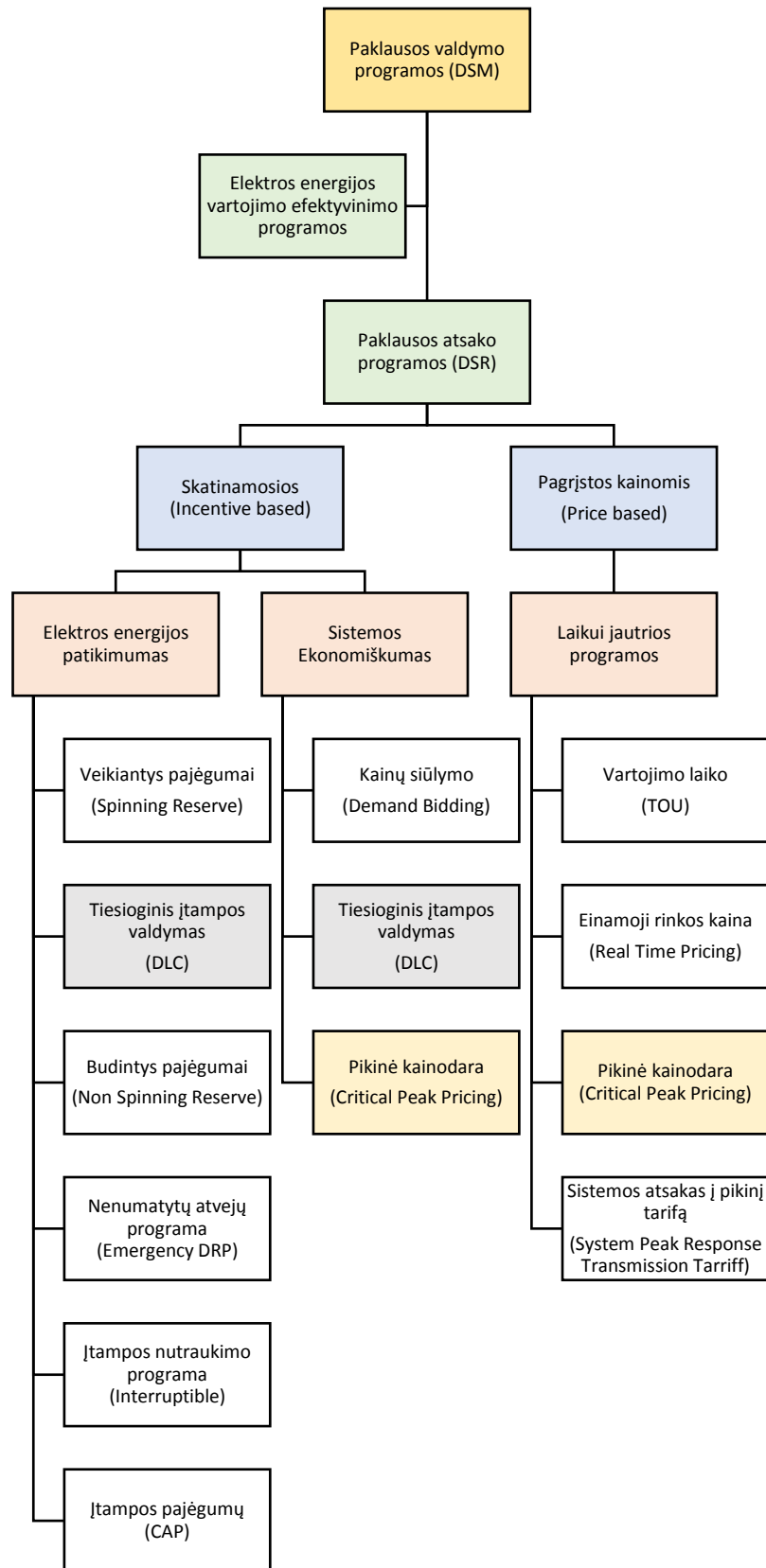
49. MOHSEN P. M., Shaghayegh Y. *Optimal real time pricing in an agent-based retail market using a comprehensive demand response model* [interaktyvus]. *Energy*, 36(9), 5716-5727, 2011 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
50. MORI H., OHMI M. *Probabilistic short-term load forecasting with Gaussian processes* [interaktyvus]. JAV, *Intelligent Systems Application to Power Systems 2005* [žiūrėta 2018-05-08]. ISBN:0780366816. Prieiga per: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1599306/>
51. MULLER H., RUDOLF A., AUMAYR G. *Studies of distributed energy supply systems using an innovative energy management system* [interaktyvus]. Australija, *Power Industry Computer Applications*, 2001 [žiūrėta 2018-05-08]. ISBN:0780366816. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/932324/>
52. NAGAYAMA H. *Effects of regulatory reforms in the electricity supply industry on electricity prices in developing countries* [interaktyvus]. *Energy Policy*, 35(6), 3440-3462, 2007 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
53. NAGAYAMA H. *Electric power sector reform liberalization models and electric power prices in developing countries: An empirical analysis using international panel data* [interaktyvus]. *Energy Economics*, 31(3), 463-472, 2009 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
54. NEPAL R., JAMASB T. *Caught between theory and practice Government, market, and regulatory failure in electricity sector reforms* [interaktyvus]. *Economic Analysis and Policy*, vol. 46, 16-24, 2015 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
55. NEWBERY D., *Issues and options for restructuring electricity supply industries* [interaktyvus]. JAV, University of Cambridge, Department of Applied Economics, 2002 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://pdfs.semanticscholar.org/2e6e/c9ddece0f664bbc72ec6a6c85d28ddee59ba.pdf>
56. O'CONNELL N., PINSON P., MADSEN H., O'MALLEY M. *Benefits and Challenges of Electrical Demand Response: A Critical Review* [interaktyvus]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 39, 686-699, 2014. Prieiga per: Science Direct.
57. PALISADE *Monte Carlo Simulation* [interaktyvus]. Prieiga per internetą http://www.palisade.com/risk/monte_carlo_simulation.asp
58. PEČIULIS K. *Varijuojančių parametų įtaka neuronų tinklų apmokymo procese* [interaktyvus]. Vilnius: Vilniaus Universitetas, 2016 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://epublications.vu.lt/object/elaba:20203428/20203428.pdf>

59. PHILPOTT A. B., PETTERSEN E. *Optimizing demand-side bids in day-ahead electricity markets* [interaktyvus]. IEEE Transactions on Power Systems, 21(2), 488-498, 2006. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/1626351/>
60. POLLITT M. G., HANEY A. B. *Dismantling Competitive Electricity Sector: The U.K.'s Electricity Market Reform* [interaktyvus]. The Electricity Journal, 26(10), 8-15, 2013. Prieiga per: Science Direct.
61. RAUDYS Š. *Žinių išgavimas iš duomenų. Vadovėlis*. Klaipėda: Klaipėdos Universiteto leidykla, 2008. ISBN 9789955183457.
62. RASSENTI S. J., SMITH V. L., WILSON B. J. *Controlling Market Power and Price Spikes in Electricity Networks: Demand-Side Bidding* [interaktyvus]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 100(5), 2998-3003, 2003. Prieiga per: https://www.researchgate.net/publication/7202353_Controlling_Market_Power_and_Price_Spikes_in_Electricity_Networks_Demand-Side_Bidding
63. RANAWEERA D. K., KADRADY G. G., FARMER R. G. *Effect of probabilistic inputs on neural network-based electric load forecasting* [interaktyvus]. 1996, IEEE vol. 7, p. 1528 – 1532. Prieiga per internetą: <https://ieeexplore-ieee.org.ezproxy.ktu.edu/document/548183/>
64. RINGIENĖ L. *Hibridinis neuroninis tinklas daugiamačiams duomenims vizualizuoti* [interaktyvus]. Vilnius: Vilniaus Universitetas, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <https://epublications.vu.lt/object/elaba:2178448/>
65. SHARIFI R., FATHIA S.H., VAHIDINASAB V. *A review on Demand-side tools in electricity market* [interaktyvus]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 72, 565-572, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
66. SIANO P. *Demand response and smart grids—A survey* [interaktyvus]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 30, 461-478, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
67. STEEGER G., BARROSO L. A. *Optimal Bidding Strategies for Hydro-Electric Producers: A Literature Survey* [interaktyvus]. IEEE Transactions on Power System, 29(4), 1758-1766, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6708480/>
68. ŠTREIMIKIENĖ D., ŠIKŠNELYTĖ I. *Electricity market opening impact on investments in electricity sector* [interaktyvus]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 29, 891-904, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
69. STRMČIK B., DODIG V., ŽERTEK A., SKUBIC A., LAGER B., TITOVŠEK M. *Increasing the penetration of renewable energy sources in the distribution grid by*

- developing control strategies and using ancillary services* [interaktyvus]. Europos Komisija, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: https://cordis.europa.eu/project/rcn/109974_en.html
70. ŠIKŠNELYTĖ I. *Elektros energijos rinkos modelių darnumo vertinimas* [interaktyvus]. Vilnius: Vilniaus Universitetas, 2015 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: <http://talpykla.elaba.lt/elaba-fedora/objects/elaba:8281447/datastreams/MAIN/content>
71. ŠTILINIS R. *Elektros rinkos kūrimo tendencijos* [interaktyvus]. Vilnius: Vilniaus Universitetas, *Ekonomika*, 2006 [žiūrėta 2018-05-08]. ISSN 1392-1258. Prieiga per: <http://etalpykla.lituanistikadb.lt/fedora/get/LT-LDB-0001:J.04~2006~1367154561046/DS.002.0.01.ARTIC>
72. VAINIENĖ R. *Ekonomikos terminų žodynas*. Tyto Alba, 2015. ISBN: 9789986164180.
73. VILIM M., BOTTERUND A. *Wind power bidding in electricity markets with high wind penetration* [interaktyvus]. *Applied Energy*, vol. 118, 141-155, 2014 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.
74. YU H., WILIAMOWSKI B. M. *Levenberg-Marquardt Training* [interaktyvus]. *Industrial Electronics Handbook*, 5(2), pp. 12-1 – 12-15, 2011 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: http://www.eng.auburn.edu/~wilambm/pap/2011/K10149_C012.pdf
75. ZURMUHLEN S., FLEER J., MEYER J., BADEDA J., STENZEL P., HAKE J., SAUER D.U. *Price development and bidding strategies for battery energy storage systems on the primary control reserve market* [interaktyvus]. *Energy Procedia*, vol. 135, 143-157, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per internetą: Science Direct.
76. QADRAN M., CHENG M., WU J., JENKINS N. *Benefits of demand-side response in combined gas and electricity networks* [interaktyvus]. *Applied Energy*, vol. 192, 360-369, 2017 [žiūrėta 2018-05-08]. Prieiga per: Science Direct.

PRIEDAI

Priedas Nr. 1 Elektros energijos paklausos valdymo programos



Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Priedas Nr. 2 Prognozavimo modelių privalumai ir trūkumai

	Modelio pavadinimas	Privalumai	Trūkumai
STATISTINĖS TECHNIKOS	<i>Daugianarės tiesinė regresijos modeliai (angl. Multiple Linear Regression Models)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Polinomiali gali aprašyti netiesinius ryšius tarp kintamųjų; • Įverčiai apskaičiuojami mažiausių kvadratų metodu • Įtraukiami egzogeniniai kintamieji; • Taškinis prognozavimas; • Paprastas ir turiningas pritaikymas, formuluotė, interpretavimas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Netinkamas kuriant scenarijus; • Netaikomas išmaniuose tinkluose; • Nėra mokymosi f-jos, todėl modelį reikia nuolat atnaujinti; • Naudojamas mažas duomenų kiekis;
	<i>Semiparametriniai adityviniai modeliai (angl. Semiparametric Additive Models)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Netiesinis ryšys tarp kintamųjų; • Taškinis ir intervalinis prognozavimas; • Efektyvus būdas prognozuojant agreguotus tinklus (regiono, valstybės mastu); • Suderina netiesinius ryšius tarp kintamųjų ir autokoreliaciją. 	<ul style="list-style-type: none"> • Regresijos forma; • Ribotos rezultatų analizės galimybės; • Nėra mokymosi funkcijos, todėl modelį reikia nuolat atnaujinti.
	<i>Autoregresijos integruoti slenkančiųjų vidurkių modeliai (ARIMA)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Įtraukia egzogeninius kintamuosius (ARIMAX); • Analizuoja istorinius nagrinėjamo reiškinio reikšmes, autoregresijas; • Naudojamas, kai nėra duomenų apie oro sąlygas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Reikalauja duomenų stacionarumo (valandinė elektros paklausos dinamika nėra stacionari); • Nėra mokymosi f-jos, todėl modelį reikia nuolat atnaujinti.
	<i>Ekspontinis išlyginimas (angl. Exponential Smoothing)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Mažesni reikalavimai duomenų atrankai; • Remiasi istoriniais duomenimis jiems suteikiant lyginamuosius svorius; Naudojamas, kai nėra duomenų apie oro sąlygas. 	<ul style="list-style-type: none"> • Neįtraukiami egzogeniniai kintamieji (pvz. oro sąlygos), todėl retai naudojamas prognozuojant apkrovas; • Nėra mokymosi f-jos, todėl modelį reikia nuolat atnaujinti.
INTELEKTO	<i>Dirbtiniai neuronų tinklai (angl. Artificial Neural Network)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Nereikalinga funkcinė forma aprašanti ryšius tarp kintamųjų; • Tinkamas sprendžiant komplikuotus netiesinius ryšius; • Prognozavimo būdas plačiai paplitęs JAV ir Kanadoje; • Naudojamas išmaniuose 	<ul style="list-style-type: none"> • Reikalauja programinių išteklių; • Ribotos galimybės rezultatų interpretacijai; • Modelis neatvaizduoja ryšio tarp nepriklausomų kintamųjų ir apkrovos; • Reikalingas didelis duomenų masyvas programos apmokymui;

	<ul style="list-style-type: none"> tinkluose; • Nereikalauja iš analitiko statistikos mokslo žinių, o programiniai įrankiai yra plačiai paplitę (pvz. MATLAB); • Ryšiai kuriami modeliui mokantis iš istorinio kintamųjų elgesio, todėl nereikalauja nuolatinio perprogramavimo; • Tikslūs prognozuojant netolimą ateitį, esant neapibrėžtumams rinkoje; • Rezultatai nenukenčia sutrikus vieno iš modelio elementų veikimui. 	<ul style="list-style-type: none"> • Sudėtingesnis modeliavimas nei taikant statistinius metodus; • Plečiant prognozuojamą laikotarpį tikslumas krenta.
<i>Neraiškios regresijos modeliai / neraiškioji logika (angl. Fuzzy Regression Models)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Nereikalinga funkcinė forma aprašanti ryšius tarp kintamųjų; • Sukurtas siekiant praplėsti ribotas regresijos galimybes; • Technika naudoja netobulą informaciją apie aplinką ir pasitelkdama nustatytas taisykles atlieka veiksmus (naudojasi jei –tai (angl. <i>if-then</i>) logika); • Kuria netiesinius ryšius tarp kintamųjų. 	<ul style="list-style-type: none"> • Reikalauja programinių išteklių; • Vieni naudojami retai, dažnai analitikai naudoja neraiškia modelio logiką (angl. <i>fuzzy logic</i>) kombinuodami ją su kitomis prognozavimo technikomis (pvz. neuronų tinklais). • Paklaidos interpretuojamos, kaip sistemos struktūros apibrėžtumo klaidos.
<i>Atraminių vektorių klasifikatorius regresija (angl. Support Vector Regression)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Naudoja mokymosi algoritmus, kurie analizuoja duomenis, atpažįsta elgesio modelius; • Kuria netiesinius ryšius tarp kintamųjų; • Vienas efektyviausių besimokančių modelių; • Regresija atliekama daugiamatėje erdvėje. 	<ul style="list-style-type: none"> • Reikalauja programinių išteklių (ypač Kernelio metodas); • Aukštas algoritmų kompleksiskumas; • Lėtas veikimas dėl kompleksiskumo ir duomenų kiekio.
<i>Gradientinis stiprinimas (angl. Gradient Boosting)</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Automatinė mokymosi programa sprendžianti regresijos problemas; • Modelio išskirtinumas – tikslo funkcija minimizuojanti nuokrypius tarp faktinės ir prognozuojamos reikšmių. 	<ul style="list-style-type: none"> • Reikalauja programinių išteklių; • Naudojama įkomponuojant kitus modelius; • Pasitelkia silpnų prognozavimo modelių algoritmų rinkinius (dažniausiai sprendimų medžius).

Šaltinis: sudaryta autoriaus remiantis Hahn H. ir kiti (2009), Hong T., Fan S. (2016), Khan A. R. ir kiti (2015), Strmčnik B. ir kiti (2014).

Priedas Nr. 3 Tikimybiniai trumpo ir labai trumpo laikotarpio elektros energijos paklausos prognozavimo modeliai

Metodas	Autoriai	Kintamieji	Išvados
<i>Neparametrinė tankio funkcija (angl. Nonparametric Probability Density Estimation)</i>	Charytoniuk W., Chen M. S., Kotas P., Olinda P. V. (1999, JAV, Niujorkas).	<ul style="list-style-type: none"> • Elektros suvartojimo duomenys pagal vartotojų grupes; • Bendras suvartotas energijos kiekis per mėn. kWh; • Valandinė oro temperatūros prognozė. 	Prognozės patikimumas priklauso nuo vartotojų klasifikavimo sistemos kokybės, populiacijos/ imties dydžio.
<i>Dirbtinis neuronų tinklas</i>	Taylor J. W., Buizza R. (2002, D. Britanija)	<ul style="list-style-type: none"> • Prognozuojama oro temperatūra; • Faktinė oro temperatūra. 	Modelis prognozuoja tiksliau naudojant prognozuojamas orų reikšmes.
<i>Gauso procesas su hierarchine Bajeso formule</i>	Mori H., Ohmi M. (2005, Japonija)	<ul style="list-style-type: none"> • Savaitės diena; • Didžiausia, mažiausia bei vidutinė oro temperatūra; • Maksimali dienos apkrova. 	Metodas tiksliai nustato vidutinę prognozės reikšmę bei prognozės intervalus (apatinį/viršutinį režius).
<i>Semiparametrinis adityvinis modelis</i>	Fan S., Hyndman R. J. (2012, Australija)	<ul style="list-style-type: none"> • Savaitės diena; • Oro temperatūra (prognozuojama ir faktinė); • I-eilės valandinė elektros paklausos autoregresija. 	Panaudotas savirankos (angl. <i>Bootstrap</i>) metodas prognozės paklaidoms pataisyti. Pasiūlyta įtraukti oro drėgmės informaciją.
<i>Daugianaris dinaminis regresijos modelis</i>	Migon H. S., Alves L. C. (2013, Brazilija)	<ul style="list-style-type: none"> • Faktinė oro temperatūra; • I-eilės valandinė elektros paklausos autoregresija. 	Tiksliam modeliui sudaryti pakanka oro temperatūros ir faktinių apkrovų priklausomybės.
<i>Kvantilinis apibendrintas adityvinis modelis (angl. Quantile Generalized Additive Model)</i>	P. Gaillard, Y. Goude, R. Nedellec (2016, GEFCOM2014)	<ul style="list-style-type: none"> • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • 25-ių oro stotelių duomenys apie valandinę oro temperatūrą; • Prognozuojama oro temperatūra. 	Naudojant faktines oro temperatūros reikšmes prognozės intervalai yra siauresni, todėl ir prognozuojama reikšmė tikslesnė, negu naudojant prognozuojamas reikšmes.
<i>Kvantilinis regresijos ir Kernelio modelis</i>	G. Giasemidis, S. Haben (2016, GEFCOM2014)	<ul style="list-style-type: none"> • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • 25-ių oro stotelių duomenų apie valandinę oro temperatūrą vidurkis; • Prognozuojama oro temperatūra. 	Stipri koreliacija tarp oro temperatūros ir elektros paklausos reiškia, jog rezultatas priklauso nuo temperatūros prognozės tikslumo.

<p><i>Išlygintas neparametrinis kvantilinis modelis</i></p>	<p>E. Mangalova (2016, GEFCOM2014)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Kalendoriniai duomenys (prognozuojama diena metuose, dienos valanda); • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • Faktinė oro temperatūra. 	<p>Naudojant faktines oro temperatūros reikšmes prognozės tikslesnės, nei naudojant prognozuojamas; pastebėta, jog dienos numeris metuose yra svarbesnis rodiklis, nei oro temperatūra</p>
<p><i>Autoregresinis LASSO (angl. Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) modelis</i></p>	<p>F. Ziel , B. Liu (2016, GEFCOM2014)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • Pasirinktų oro stotelių duomenų apie valandinę oro temperatūrą vidurkis;. 	<p>Modelis mokosi iš duomenų rinkinio ir nereikšmingiems kintamiesiems automatiškai suteikia mažesnius (ar lygius nuliui) koeficientus.</p>
<p><i>Neparametrinis pakartotinės atrankos modelis</i></p>	<p>V. Dornonnat, A. Pichavant, A. Pierrot (2016, GEFCOM2014)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • Pasirinktų oro stotelių duomenų apie valandinę oro temperatūrą vidurkis; 	<p>Švenčių dienos eliminuotos iš modelio, kaip išskirtys; jei oro temperatūra yra simuliuojama – efektyviau elektros apkrovas prognozuoti intervaluose.</p>
<p><i>Daugianarė tiesinė regresija kombinuota su:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> • Ekspontentiniu išlyginimu; • Dirbtiniu neuronų tinklu; • ARIMA • Nestebimojo komponento modeliu (angl. Unobserved Component Model) 	<p>Xie J., Hong T. (2016, GEFCOM2014)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Kalendoriniai duomenys (prognozuojamas mėnuo metuose, savaitės diena, dienos valanda); • Valandinis elektros energijos suvartojimas; • Pasirinktų oro stotelių duomenų apie valandinę oro temperatūrą vidurkis; 	<p>Tiksliausia tikimybinė elektros energijos paklausos prognozė apskaičiuota įvertinus visų (4) apskaičiuotų prognozių vidutinę reikšmę.</p>
<p><i>Daugianaris tiesinis (kvantilinis) regresijos modelis</i></p>	<p>Liu B. et al.(2017, GEFCOM2014 konkurso duomenys)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Naudojami dukterinių prognozavimo modelių rezultatų vektoriai jiems priskiriant kvantiliuose kintančius lyginamuosius svorius. • Pasirinktų oro stotelių duomenų apie valandinę oro temperatūrą vidurkis; 	<p>Prognozavimo modelių kombinacija pademonstravo didesnę tikslumą, nei kiekvienas modelis atskirai.</p>

Šaltinis: sudaryta autoriaus.

Priedas Nr. 4. Prognozės sudarymo kintamųjų matrica

Mėnuo	Savaitės diena	Valanda	Oro temperatūra	Santykinė oro drėgmė
6	4	0	11.5	92
6	4	1	11.5	93
6	4	2	11.4	93
6	4	3	11.5	92
6	4	4	11.4	93
6	4	5	11.2	94
6	4	6	11.1	93
6	4	7	10.7	94
6	4	8	10.7	95
6	4	9	11.3	96
6	4	10	8.9	95
6	4	11	9.7	93
6	4	12	9.6	94
6	4	13	12.6	91
6	4	14	14.5	77
6	4	15	16.1	64
6	4	16	16.4	55
6	4	17	15.8	55
6	4	18	15.4	53
6	4	19	15.6	43
6	4	20	14.2	47
6	4	21	12.8	46
6	4	22	10.9	55
6	4	23	9.0	67

Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Priedas Nr. 5. Neuronų tinklo kūrimas *MATLAB* aplinkoje

The image displays three sequential screenshots of the MATLAB Neural Network Fitting tool interface.

Neural Network Start (nnstart): The first screenshot shows the 'Welcome to Neural Network Start' window. It provides instructions on solving problems with neural networks and offers several 'Getting Started Wizards':

- Input-output and curve fitting: **Fitting app** (nftool)
- Pattern recognition and classification: **Pattern Recognition app** (nprtool)
- Clustering: **Clustering app** (nctool)
- Dynamic Time series: **Time Series app** (ntstool)

Neural Fitting (nftool) - Select Data: The second screenshot shows the 'Select Data' panel. It asks 'What inputs and targets define your fitting problem?'.

- Get Data from Workspace:** Input data to present to the network is set to '(none)'. Target data defining desired network output is also set to '(none)'. Samples are selected as 'Matrix columns'.

Neural Fitting (nftool) - Validation and Test Data: The third screenshot shows the 'Validation and Test Data' panel. It allows setting aside samples for validation and testing.

- Select Percentages:** Randomly divide up the 1 samples. Training is set to 70% (1 samples), Validation to 15% (0 samples), and Testing to 15% (0 samples).
- Explanation:**
 - Training:** These are presented to the network during training, and the network is adjusted according to its error.
 - Validation:** These are used to measure network generalization, and to halt training when generalization stops improving.
 - Testing:** These have no effect on training and so provide an independent measure of network performance during and after training.

Neural Fitting (nftool) - Network Architecture: The fourth screenshot shows the 'Network Architecture' panel.

- Hidden Layer:** Define a fitting neural network. (fitnet). Number of Hidden Neurons is set to 20.
- Recommendation:** Return to this panel and change the number of neurons if the network does not perform well after training.
- Neural Network Diagram:** Shows an Input layer with 1 neuron, a Hidden Layer with 20 neurons, and an Output Layer with 1 neuron. Weights (W) and biases (b) are shown for each layer, along with a summation (+) and an activation function block.

Train Network: The final screenshot shows the 'Train Network' panel.

- Choose a training algorithm:** Bayesian Regularization is selected.
- Description:** This algorithm typically requires more time, but can result in good generalization for difficult, small or noisy datasets. Training stops according to adaptive weight minimization (regularization).
- Action:** Train using Bayesian Regularization. (trainbr). A 'Train' button is visible.

Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Priedas Nr. 6. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos paklausos prognozės rezultatai
(vidutinis suvartojimas)

Valanda	Faktinės apkrovos	Prognozė
0	0.64755	0.6407
1	0.55112	0.54191
2	0.4562	0.46025
3	0.41772	0.40931
4	0.40815	0.40694
5	0.51324	0.47504
6	0.64648	0.61277
7	0.752	0.7228
8	0.67292	0.71347
9	0.68876	0.67529
10	0.71342	0.6947
11	0.70184	0.72041
12	0.73689	0.73031
13	0.73647	0.7196
14	0.74308	0.71042
15	0.72529	0.69608
16	0.75961	0.71726
17	0.81902	0.74874
18	0.86444	0.77957
19	0.90592	0.82561
20	0.8897	0.90396
21	0.9964	0.97179
22	1.02827	0.94305
23	0.74531	0.8349

Šaltinis: Sudaryta autoriaus

Priedas Nr. 7. Koreliacijos koeficientų reikšmių lentelė

Labai stipri	Stipri	Vidutinė	Silpna	Labai silpna	Nėra ryšio	Labai silpna	Silpna	Vidutinė	Stipri	Labai stipri
-1	nuo -1 iki -0,7	nuo -0,7 iki -0,5	nuo -0,5 iki -0,2	nuo -0,2 iki 0	0	nuo 0 iki 0,2	nuo 0,2 iki 0,5	nuo 0,5 iki 0,7	nuo 0,7 iki 1	+1

Šaltinis: Wikipedia.org

Priedas Nr. 8. Tirtų Lietuvos namų ūkių elektros energijos vartojimo pokyčių prognozės rezultatai

Valanda	Y (kWh) Faktinis	Y (kWh) Prognozė	MSE	Intervalas
0	0,15577	0,11822	0,00481	0,1359674
1	0,12706	0,11314	0,00299	0,1071478
2	0,098	0,08423	0,00221	0,092208
3	0,08997	0,042	0,00278	0,1033364
4	-0,006	0,0069	0,00228	0,0936456
5	-0,0131	-0,0057	0,00382	0,1211126
6	0,02962	0,00731	0,00446	0,1309417
7	0,1249	0,03918	0,01103	0,2058686
8	0,07699	0,07781	0,00998	0,1957623
9	0,08774	0,11368	0,00597	0,1514146
10	0,10364	0,13876	0,00546	0,1448194
11	0,10632	0,14848	0,00633	0,1558813
12	0,09157	0,14546	0,00646	0,1574981
13	0,11753	0,13354	0,00607	0,1526451
14	0,12151	0,10298	0,00505	0,1392367
15	0,04494	0,07798	0,00559	0,1465682
16	0,08724	0,05661	0,006	0,1517741
17	0,03415	0,03089	0,00749	0,1695713
18	-0,0308	0,00343	0,00916	0,1876321
19	0,05723	-0,0031	0,01095	0,2050657
20	0,01934	0,02962	0,00904	0,1863408
21	0,08351	0,09208	0,00845	0,180155
22	0,24395	0,1521	0,00695	0,1634044
23	0,13363	0,17966	0,00687	0,16242

Šaltinis: Sudaryta autoriaus