



RĪGAS TEHNISKĀ
UNIVERSITĀTE

Dmitrijs Soboļevskis

ENERGOSISTĒMAS DARBĪBU IETEKMĒJOŠO PROCESU PROGNOZĒŠANA

Promocijas darba kopsavilkums



RTU Izdevniecība
Rīga 2020

RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultāte

Enerģētikas institūts

Dmitrijs Sobolevskis

Doktora studiju programmas “Enerģētika un elektrotehnika” doktorants

**ENERGOSISTĒMAS DARBĪBU IETEKMĒJOŠO
PROCESU PROGNOZĒŠANA**

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskie vadītāji:

Profesors *Dr. habil. sc. ing.*
ANTANS SAUĻUS SAUHATS

Vadošais pētnieks *Dr. sc. ing.*
ROMĀNS PETRIČENKO

RTU Izdevniecība
Rīga 2020

Soboļevskis, D. Energosistēmas darbību ietekmējošo procesu prognozēšana. Promocijas darba kopsavilkums Rīga: RTU, 2020. 42 lpp.

Iespiests saskaņā ar promocijas padomes "RTU P-05" 2020. gada 5. maija lēmumu Nr. 68/20.

Šis darbs izstrādāts ar Latvijas Zinātnes padomes atbalstu projektā "Viedo Energosistēmas Vadība un Ekspluatācija" (*I-POWER*) (Nr. lzp-2018/1-0066).

Šo pētījumu finansē Latvijas Republikas Ekonomikas ministrija, projekts "Inovātīvas viedo tīklu tehnoloģijas un to optimizācija (*INGRIDO*)", projekts Nr. VPP-EM-INFRA-2018/1-0006.

Vāka attēls © Imants Urtāns

ISBN 978-9934-22-447-8 (print)

ISBN 978-9934-22-448-5 (pdf)

PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS ZINĀTNES DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ

Promocijas darbs zinātnes doktora grāda (*Ph. D.*) iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2020. gada 29. jūnijā plkst. 10.00 Rīgas Tehniskās universitātes Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultātē, Āzenes ielā 12 k-1, 306. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

Asoc. profesore *Dr. sc. ing.* Anna Mutule,
Rīgas Tehniskā universitāte, Latvija

Dr. sc. ing. Aleksandrs L̄vovs,
AS "Augstsprieguma tīkls", Latvija

Profesors *Dr. Saulius Gudzius*,
Kauņas Tehnoloģiju universitāte, Lietuva

APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājis šo promocijas darbu, kas iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē zinātnes doktora grāda (*Ph. D.*) iegūšanai. Promocijas darbs zinātniskā grāda iegūšanai nav iesniegts nevienā citā universitātē.

Dmitrijs Soboļevskis (paraksts)

Datums

Promocijas darbs uzrakstīts latviešu valodā, tajā ir ievads, piecas nodaļas, secinājumi, kā arī literatūras saraksts. Darba kopējais apjoms ir 153 lappuses (tajā skaitā 10 pielikumu). Darbā iekļautas deviņas tabulas un 110 attēlu. Literatūras sarakstā ir 105 izmantotās literatūras avoti.

SATURS

IEVADS	6
Promocijas darba aktualitāte.....	6
Promocijas darba hipotēze.....	7
Promocijas darba mērķis	7
Promocijas darba uzdevumi	7
Promocijas darba zinātniskā novitāte	7
Izmantotās metodes un rīki.....	8
Promocijas darba praktiskā nozīme.....	9
Autora personiskais ieguldījums	9
Pētījumu rezultātu aprobācija	9
Promocijas darba forma, struktūra un saturs	11
1. LATVIJAS ENERGOSISTĒMA UN PROCESU PROGNOZĒŠANA KĀ PLĀNOŠANAS UZDEVUMU ATRISINĀŠANAS PAMATS.....	12
1.1. Latvijas energosistēmas struktūra un saites.....	13
1.2. Energozņēmumu režīmu vadības īpatnības elektroenerģijas tirgus apstākļos.....	14
1.3. Energosistēmas vadības režīmu optimizācijas procedūras fizikālā nostādne.....	15
2. ENERGOSISTĒMU IETEKMĒJOŠO PROCESU PROGNOZĒŠANAS LOMA UN METODES	16
2.1. Prognozēšanas algoritma izvēles metodoloģija.....	16
2.2. Mākslīgie neironu tīkli	17
2.3. Prognozes, kas izmanto fizikas likumus. Laika apstākļu prognozēšana	17
2.4. Prognozēšanas rezultāta precizitātes novērtēšana	18
2.5. Prognozēšanas procedūru ietekmējošo faktoru analīze	18
3. IEEJAS PROCESI DAUGAVAS HES VADĪBAI.....	19
3.1. Ieejas procesu reģistrācijas datubāzes un prognozēšanas metodoloģija.....	19
3.2. Mākslīgā neironu tīkla struktūras un parametru automātiskās izvēles metodika	19
3.3. Datu priekšapstrāde – datu klasterizācija	21
3.4. Energoceļas prognozēšana ar mākslīgā neironu tīkla modeli.....	22
3.5. Daugavas pieteces prognozēšana.....	23
3.6. Ūdens pieteces prognožu realizāciju kopas modelēšana	25
4. SILTUMA PATĒRĒŠANAS PROCESU PROGNOZĒŠANA.....	26
4.1. Ieejas dati un siltumslodži ietekmējošie faktori	26
4.2. Siltumslodzes prognozēšana, izmantojot MNT un polinomiālo modeli	26
4.2.1. Polinomiālais prognozēšanas modelis	26
4.2.2. Datu priekšapstrāde	27
4.2.3. Siltumslodzes prognozēšana ar polinomiālo modeli	27
4.2.4. Siltumslodzes prognozēšana ar MNT modeli.....	28
4.2.5. Temperatūras prognozēšanas precizitāte un tās ietekme uz siltumslodzes prognozēšanu	29

4.2.6. Modelēšana ar kombinētu metodi	30
5. IETEKMĒJOŠO PROCESU PROGNOZĒŠANAS REZULTĀTU IZMANTOŠANAS PIEMĒRI UN RĪKI	31
5.1. Eksploatācijas rezerves nodrošināšanas izmaksu novērtēšana nedēļregulējamā hidroelektrostacijā	31
5.1.1. Gadījumizpēte.....	33
KOPĒJIE SECINĀJUMI	36
KOPSAVILKUMĀ IZMANTOTĀ LITERATŪRA	39

IEVADS

Promocijas darba aktualitāte

Enerģētiskās sistēmas ir vienas no sarežģītākajām cilvēka darbības rezultātā radītajām mākslīgajām tehniskajām sistēmām, tās ir vitāli nepieciešamas, un to galvenie uzdevumi:

- efektīva enerģijas piegāde patērētājiem;
- droša un pastāvīga energoapgāde;
- ietekmes uz klimata pārmaiņām mazināšana;
- ilgtspējas nodrošināšana.

Šo uzdevumu nopietnība ir kļuvusi par iemeslu starptautiskā līmenī pieņemtiem lēmumiem par atjaunīgo energoresursu izmantošanu, ogļu un atomstaciju būvniecības ierobežošanu, energosistēmu restrukturizāciju, izmantojamo primāro energoresursu diversifikāciju, tirgus apstākļu un tā mehānismu izmantošanu energosistēmu attīstības un darbības vadībā. Mūsdienās energosistēma tiek sadalīta daudzās juridiski neatkarīgās, bieži – savstarpēji konkurējošās, daļās. Kopā ar energosistēmu juridisko sadali neatkarīgās daļās notiek tālāka energosistēmu integrēšana, veidojas jaunas saites starp vēl nesen nesaistītām energosistēmām. No tehniskā viedokļa raugoties, var apgalvot, ka Latvijas energosistēma ir kļuvusi par daļu no milzīgas energosistēmas, kas izvietota Eiropas un Āzijas kontinentos.

Jāatzīmē, ka pārmaiņas Eiropas, Baltijas valstu un Latvijas enerģētikā īpaši strauji ir notikušas pēdējās desmitgadēs.

Strauji un būtiski ir mainīties enerģijas pieprasījums, cenas, standarti. Kļuvusi pieejama virkne jaunu tehnoloģiju enerģijas ražošanā un sadalē. Baltijas valstis elektriski ir tikušas savienotas ar Skandināviju un Poliju. Elektroenerģijas ražošanas un patēriņa procesu vadība notiek, izmantojot vienoto *Nord Pool* elektrības tirgu. Var apgalvot, ka tirgus darbība ir vadāma uz daudzu parametru, kas raksturo nākotnes energoapgādes stāvokli, prognožu pamata.

Lai pieteiktu tirgus operatoram savu piedāvājumu – elektroenerģijas ražošanas plānu, nepieciešams zināt šādus nākotnes datus: elektrības cenas, enerģijas pieprasījumu, ūdens pieteci hidroelektrostaciju rezervuāros, enerģijas izstrādi vēja un saules stacijās u. c. Ir kļuvis nepieciešams mainīt energosistēmas vadības principu. Minētās problēmas izpētei veltīts simtiem zinātnisko publikāciju žurnālos un konferenču darbu krājumos [1].

Jautājumiem, kas saistīti ar stohastiskās optimizācijas problēmu modelēšanu, veltīti arī Latvijas zinātnieku darbi: te jānosauc Antans S. Sauhats, Romāns Petričenko, Oļegs Linkevičs, Kārlis Baltputnis, Renāta Varfolomejeva [2]–[10]. Šis promocijas darbs lielā mērā turpina minēto Latvijas zinātnieku pētījumus. Tiek izmantota energosistēmas režīmu optimizācijas uzdevuma stohastiska nostādne, optimizācijas kritēriji un procedūras. Šis darbs, pirmkārt, pilnveido minētās procedūras ar ietekmējošiem stohastiskiem procesiem (ISP), prognozēšanas modeļiem, algoritmiem un programmatūras produktiem, kas kļūst par liela programmatūras kompleksa svarīgu sastāvdaļu.

Promocijas darba hipotēze

Energosistēmas nākotnes stāvokļa modeļu precizitāti un spēju atspoguļot nākotnes energoapgādes stāvokli, kas stipri ietekmē elektroenerģijas tirgus dalībnieku lēmumu pareizību un enerģijas ražotāju peļņu, ir iespējams uzlabot.

Promocijas darba mērķis

Promocijas darba mērķis ir izveidot algoritmisko un informatīvo bāzi energosistēmu režīmu efektivitātes paaugstināšanai un tās peļņas palielināšanai.

Promocijas darba uzdevumi

Lai sasniegtu definēto mērķi, tika atrisināti šādi uzdevumi:

- veikts elektroenerģijas tirgus organizācijas principu, Latvijas elektrostaciju enerģijas ražošanas apstākļu, ražošanas vadības un optimizācijas modeļu apskats un analīze;
- veikts nākotnes procesu prognozēšanas metožu un pieeju apskats un analīze, izvēlētas pieejas tālākai attīstībai;
- modeļu sintēzei izvēlēti tie stohastiskie procesi, kas visstiprāk ietekmē Latvijas elektrostaciju režīmus;
- procesu prognozēšanas nolūkos sintezēts un piedāvāts mākslīgā neironu tīkla struktūras un parametru optimizācijas algoritms un pierādīta tā izmantošanas iespējamība un efektivitāte;
- sintezēti Rīgas termoelektrocentrāļu un Daugavas hidroelektrostaciju enerģijas ražošanas modeļi; izmantota ražotņu raksturlīkņu aproksimācija ar polinomiem;
- sintezēti programmatūras produkti ūdens pieteces Pļaviņu HES rezervuārā un siltumenerģijas pieprasījuma Rīgā prognozēšanai; veikta izmantoto modeļu verifikācija un programmatūras testēšana; pierādīta modeļu izmantošanas iespēja kopā ar stohastiskās optimizācijas metodēm un algoritmiem;
- nākotnes procesu prognozēšanas precizitātes paaugstināšanai tiek piedāvāts statistisko datu analizēšanas algoritms.

Promocijas darba zinātniskā novitāte

Šajā darbā veikto pētījumu rezultāti ir šādi.

Izstrādāti detalizēti matemātiskie modeļi Latvijas elektroenerģijas ražošanu ietekmējošo procesu prognozēšanai. Padziļināti zpētītas procesu prognozēšanas neprecizitātes ekonomiskās izmaksas. Izstrādāti algoritmi un lietotnes statistisko datu kļūdainības novēršanai, kā arī lēmuma pieņemšanai gan projektēšanas stadijā, gan arī ekspluatācijas laikā.

Pierādīta rūpnieciskās programmatūras *Thermoflow* izmantošanas iespēja termoelektrocentrāļu modeļu izveides sākuma stadijā. Veikta modeļu verifikācija, un pierādīta to izmantošanas iespēja režīmu optimizācijas nolūkos. Veikta Latvijas energosistēmas

efektivitāti ietekmējošo procesu korelācijas analīze, identificēti procesi, kurus saista spēcīga korelācija.

Piedāvāti, pamatoti un verificēti (uz Rīgas pilsētas piemēra bāzes) lielo centralizētās apkures sistēmu siltuma pieprasījuma prognozēšanas algoritmi. Algoritmos izmantots mākslīgais neironu tīkls (MNT) un polinomu aproksimācija (PA), kā arī minēto divu metožu kombinācija. Pamatotie MNT un PA parametru izvēles algoritmi ir vērsti uz prognozēšanas kļūdu minimizēšanu.

Centralizētās apkures sistēmu siltuma pieprasījuma prognozēšanas procesos identificētas trīs neatrisinātas problēmas:

- statistisko datu nepilnīgums;
- kļūdas statistiskajos datos;
- prognozes veikšanas nepieciešamība apkures sezonas sākumā, kad trūkst statistisko datu pietiekamā apjomā.

Pamatoti algoritmi minēto problēmu atrisināšanai.

Novērtēta nākamās dienu prognožu kļūdu ietekme uz energosistēmas peļņu un iespējamām elektrostaciju reālo jaudu atkāpēm no plānotajām vērtībām. Piedāvāti, pamatoti un verificēti Daugavas ūdens pieteces Pļaviņu HES ūdenskrātuvē prognozēšanas algoritmi. Algoritmos izmantots mākslīgais neironu tīkls un sniegta prognoze stohastiskā formā, izdodot rezultātu kā iespējamo ūdens pieteces realizāciju kopumu.

Izmantotās metodes un rīki

Darbā izmantotas šādas pētīšanas metodes un līdzekļi:

- 1) *Therflow* programmatūras kopums: tvaika-gāzes tehnoloģiju simulēšanai;
- 2) *OPTIBIDUS HES* un *OPTIBIDUS TEC* programmatūras kopums: HES hidroresursu un HES un TEC efektīvas izmantošanas optimizācijas uzdevumu risināšanai;
- 3) *MatLab 2013a* interaktīvā vide: intensīvai skaitļošanai, datu analīzei un to vizuālai attēlošanai;
- 4) *Microsoft Excel 2013* programmnodrošinājums;
- 5) Montekarlo metode: mākslīgā neironu tīkla struktūras un hiperparametru optimizācijas uzdevuma risināšanai;
- 6) mākslīgais neironu tīkls;
- 7) Daugavas pieteces mērījumu datubāze Pļaviņu HES ūdenskrātuvē;
- 8) Rīgas temperatūras mērījumu datubāze;
- 9) Latvijas Vides, ģeoloģijas un meteoroloģijas centra temperatūras, vēja ātruma, nokrišņu daudzuma, saules radiācijas mērījumu datubāze;
- 10) Rīgas termoelektrocentrāļu turboagregātu jaudu datubāze.

Promocijas darba praktiskā nozīme

Darbā piedāvāto algoritmu un metodikas praktiskā nozīme.

1. Izstrādāto procesu prognozēšanas matemātisko modeļu izmantošana ļaus paaugstināt Latvijas siltuma un elektroenerģijas ģenerācijas avotu ražošanas darba efektivitāti Baltijas valstu elektroenerģijas tirgū.
2. Ieteikto elektroenerģijas ražošanu ietekmējošo procesu prognozēšanas algoritmu realizācija ļauj elektroenerģiju ražojošiem uzņēmumiem efektīvi konkurēt elektroenerģijas tirgū.
3. Sintezētie procesu prognozēšanas programmatūras produkti ir kļuvuši par pamatu AS “*Latvenergo*” elektrostaciju kompleksa režīmu optimizācijas programmatūras izveides uzdevuma atrisināšanai (izpildīts līgums starp RTU un AS “*Latvenergo*”).

Autora personiskais ieguldījums

Aizstāvamo pamattēžu fundamentu veido idejas, kas radītas ciešā sadarbībā ar profesoru Antanu Sauļu Sauhatu un vadošo pētnieku Romānu Petričenko. Promocijas darbu var uzskatīt par profesora A. S. Sauhata vadītās Energosistēmu vadības un automatizācijas katedras ilggadējās darbības turpinājumu.

Elektroenerģijas cenas, pieteces un siltumslodzes prognozes veiktas ar RTU profesora A. S. Sauhata vadītajā Energosistēmu vadības un automatizācijas katedrā izstrādātās specifiskās programmatūras palīdzību. Šajā promocijas darbā apskatītie un verificētie Daugavas pieteces un enerģijas cenas prognozēšanas algoritmi, prognozēšanas metožu kombinācija, kļūdaino statistisko datu identificēšanas metodika, prognozēšanas metožu ekonomiskā analīze pieder personiski promocijas darba autoram.

Pētījumu rezultātu aprobācija

Pētījumu rezultāti apspriesti sešās starptautiskās konferencēs.

1. Sauhats, A. S., Soboļevskis, D., Varfolomejeva, R., Kucajevs, J., Power plants feasibility studies supported by stochastic programming software. Riga Technical University 55th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering. Rīga: RTU 2014. SCOPUS.
2. Sauhats, A. S., Petrichenko, R., Broka, Z., Baltputnis, K., Sobolevsky, D., Artificial Neural Network-Based Stochastic Forecasting of Daugava River Water Inflow. Riga Technical University 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering. Rīga: RTU 2016. SCOPUS.
3. Petrichenko R., Baltputnis K., Sauhats, A. S., Sobolevsky, D., District Heating Demand Short-Term Forecasting. IEEE EEEIC 17th International Conference on Environment and Electrical Engineering, Italy, Milano 2017. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
4. Petrichenko R., Sobolevsky D., Sauhats A. S. Short-term forecasting of district heating demand. IEEE 18th International Conference on Environment and Electrical

Engineering and 2nd Industrial and Commercial Power Systems Europe, Italy, Palermo 2018. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.

5. Petrichenko, R., Baltputnis, K., Sobolevsky, D., Sauhats, A. S. Estimating the Costs of Operating Reserve Provision by Poundage Hydroelectric Power Plants. 15th International Conference on the European Energy Market (EEM), Polija, Lodz, 27.–29. jūnijs, 2018. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
6. Baltputnis, K., Petrichenko, R., Sobolevsky, D. Heating Demand Forecasting with Multiple Regression: Model Setup and Case Study, 6th IEEE Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2018), Viļņa, Lietuva, 8.–10. novembris, 2018. IEEE Xplore.

Pētījumu rezultāti publicēti 11 starptautiskos izdevumos.

1. Sļiskis, O., Soboļevskis, D., Ketners, K., Zibens izlādes iedarbība uz gaisvadu līniju metālkonstrukcijām. Publikācija izdevuma “RTU zinātniskie raksti” sējumā – 2012. g.
2. Soboļevskis, A., Soboļevskis, D., Sauhats, A. S. Prospects for wind power generation in Latvia. 17th International Practical Student Conference “Human. Environment. Technologies”. Rēzekne Higher School, 2013.
3. Soboļevskis, A., Soboļevskis, D., Sauhats, A. S., Augstsprieguma līniju pārvades spēju limitējošie faktori. 54. RTU studentu zinātniskā un tehniskā konference. Rīga: RTU 2013. SCOPUS.
4. Soboļevskis, A., Soboļevskis, D., Linkevičs, O., Sauhats, A. S., Vēja elektrostaciju pieslēgšana pie elektrotīkla reģionos ar ierobežoto elektroapgādes spēju. 54. RTU studentu zinātniskā un tehniskā konference. Rīga: RTU 2013. SCOPUS.
5. Sauhats, A. S., Soboļevskis, D., Varfolomejeva, R., Kucajevs, J., Power plants feasibility studies supported by stochastic programming software. Riga Technical University 55th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering. Rīga: RTU 2014. SCOPUS.
6. Sļiskis, O., Dvornikovs, I., Ketners, K., Soboļevskis, D., Specification of Transmission Tower Structure for Following Surge Protection Simulation. 16th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE 2015), Czech Republic, Kouty nad Desnou, 2015. 20.–22. May. Ostrava: Technical University of Ostrava, 2015. SCOPUS.
7. Sauhats, A. S., Petrichenko, R., Broka, Z., Baltputnis, K., Sobolevsky, D., Artificial Neural Network-Based Stochastic Forecasting of Daugava River Water Inflow. Riga Technical University 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering. Riga: RTU 2016. SCOPUS.
8. Petrichenko, R., Baltputnis, K., Sauhats, A. S., Sobolevsky, D., District Heating Demand Short-Term Forecasting. IEEE EEEIC 17th International Conference on Environment and Electrical Engineering, Italy, Milano 2017. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
9. Petrichenko, R., Sobolevsky D., Sauhats A. S. Short-term Forecasting of district heating demand. IEEE 18th International Conference on Environment and Electrical

- Engineering and 2nd Industrial and Commercial Power Systems Europe, Italy, Palermo 2018. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
10. Petrichenko, R., Baltputnis, K., Sobolevsky, D., Sauhats, A. S. Estimating the Costs of Operating Reserve Provision by Poundage Hydroelectric Power Plants. 15th International Conference on the European Energy Market (EEM 2018), Poland, Lodz, 27.–29. jūnijs, 2018. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
 11. Baltputnis, K., Petrichenko, R., Sobolevsky, D. Heating Demand Forecasting with Multiple Regression: Model Setup and Case Study, 6th IEEE Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2018), Vilnius, Lithuania, 8.–10. November, 2018. IEEE Xplore.

Promocijas darba forma, struktūra un saturs

Promocijas darbs uzrakstīts latviešu valodā. Tajā ir ievads, piecas nodaļas, secinājumi un rekomendācijas, pielikumi un literatūras saraksts. Darbā ir 110 attēlu, deviņas tabulas, kopā 153 lappuses. Literatūras sarakstā norādīti 105 izmantotās literatūras avoti.

Pirmā nodaļa veltīta energouzņēmuma režīmu vadības īpatnībām elektroenerģijas tirgus apstākļos. Apskatīti biržas organizācijas principi, kā arī formulēts enerģijas piedāvājuma-pieprasījuma optimizācijas uzdevums nenoteiktības apstākļos. Aprakstītas vairākas metodes energouzņēmumu režīmu vadības uzdevuma risināšanai. Apskatīti Baltijas valstīm raksturīgie tirgu ierobežojošie faktori. **Otrā nodaļa** veltīta energosistēmu ietekmējošo procesu prognozēšanas lomai un metodēm. Izanalizēti prognozēšanas procedūras neprecizitātes izskaitļošanas kritēriji; liela uzmanība pievērsta procesu savstarpējām atkarībām un korelācijas analīzei. **Trešajā nodaļā** veikta iespējamo ieejas datu korelācijas analīze un izvēlēts ieejas datu kopums tālākai biržas cenu prognozei. Enerģijas cenu prognozēšanai autors piedāvā trīs algoritma realizācijas ar mākslīgajiem neironu tīkliem. Nodaļā prognozēts viens no minētajiem Latvijas energosistēmu ietekmējošajiem parametriem, proti, ūdens pietece Daugavā.

Siltumslodzes prognozēšanas izpēte detalizēti un vispusīgi aprakstīta **ceturtajā nodaļā**. Aplūkojamo parametru prognozēšana ir īstenota gan ar MNT, gan arī ar polinomiālo modeļu palīdzību. Fundamentāli izpētīta ieejas datu nepilnīguma vai izkropļotības problēma. Ekonomiskā analīze ļauj parādīt siltumslodzes prognozes neprecizitātes izmaksas. **Piektajā nodaļā** aprakstītas optimizācijas, izmantojot termoelektrocetrāļu un Daugavas hidroelektrostaciju darba režīmus. Tiek ilustrēta siltumslodzes, enerģijas cenas un pieteces prognozēšanas ietekme uz Latvijas energosistēmu. Nodaļā aprakstīta Daugavas kaskādes darba režīmu un iespēju uzturēt jaudas rezervi izpēte. Aprēķinātas rezerves uzturēšanas izmaksas.

1. LATVIJAS ENERGOSISTĒMA UN PROCESU PROGNOZĒŠANA KĀ PLĀNOŠANAS UZDEVUMU ATRISINĀŠANAS PAMATS

Sabiedrības centieni energoapgādes efektivitātes un drošuma paaugstināšanai un ietekmes uz klimata pārmaiņām samazināšanai ir radījuši būtiskas izmaiņas enerģijas ražošanā [11]:

- 1) strauji aug atjaunīgo enerģijas avotu (AEA) skaits, jauda un īpatsvars saražotās enerģijas daudzumā [11];
- 2) pieaugusi koģenerācijas staciju loma [12], [13].

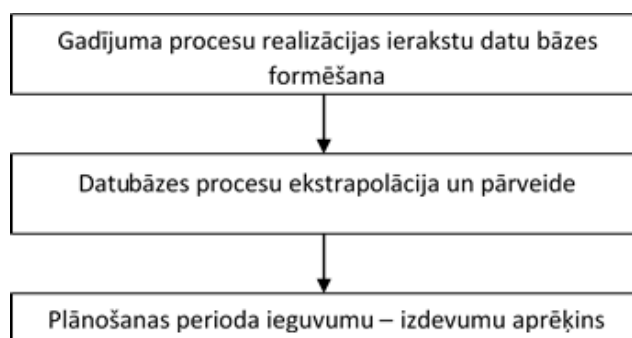
Daudzās valstīs energosistēma ir sadalīta vairākās neatkarīgās daļās, kas, no vienas puses, konkurē savā starpā, no otras, nodrošina apmaiņu ar rezervēm, nepieciešamības gadījumā sniedz palīdzību partneriem. Lai nodrošinātu neatkarīgo enerģijas ražotāju koordināciju, izveidoti dažādu tipu enerģijas tirgi, ar kuru palīdzību tiek ieviesta zināma kārtība kopējā darbībā. Vienlaikus tirgus apstākļos veidojas mainīgas enerģijas cenas, tādējādi ražotāji ir spiesti pielāgot enerģijas izstrādi mainīgām cenām [14].

Apkopojot atzīmētās mūsdienu energosistēmas darbības īpatnības, varam apgalvot: energouzņēmumu darbība un to raksturojošie faktori, tādi kā saražotās enerģijas un izmantotā kurināmā daudzums, peļņa, ražošanas izmaksas un citi, ir mainīgi un atkarīgi no dabas faktoriem.

Papildus ir jāņem vērā senā problēma: saražotās enerģijas daudzumam ir jābūt vienādam ar mainīgu pieprasījumu. Šo problēmu var atrisināt tikai, plānojot enerģijas ražošanu nākotnes laika periodam. Plānošanas perioda garums atkarībā no uzdevuma nostādnes var būt mērāms sekundēs, minūtēs, stundās vai var būt pat desmit gadu – plānojot energouzņēmumu vadību un režīmus.

Plānojot nākotnes energosistēmas režīmus, jāņem vērā daudzi ietekmējošie faktori un procesi. Nākamais solis ir procesu prognozēšanas metodes izvēle, kas ir cieši saistīta ar energosistēmas specifiku, tās struktūru, iekšējiem un ārējiem procesiem, enerģijas tirgus organizēšanas principiem.

Lai veiktu ģenerējošo energoobjektu analīzi, ir nepieciešami ietekmējošo procesu matemātiskie modeļi. Tieši šādu modeļu sintēzei veltīts šis darbs. Tiks izmantots vienotais algoritms, kura vispārināta struktūra redzama 1.1. attēlā.

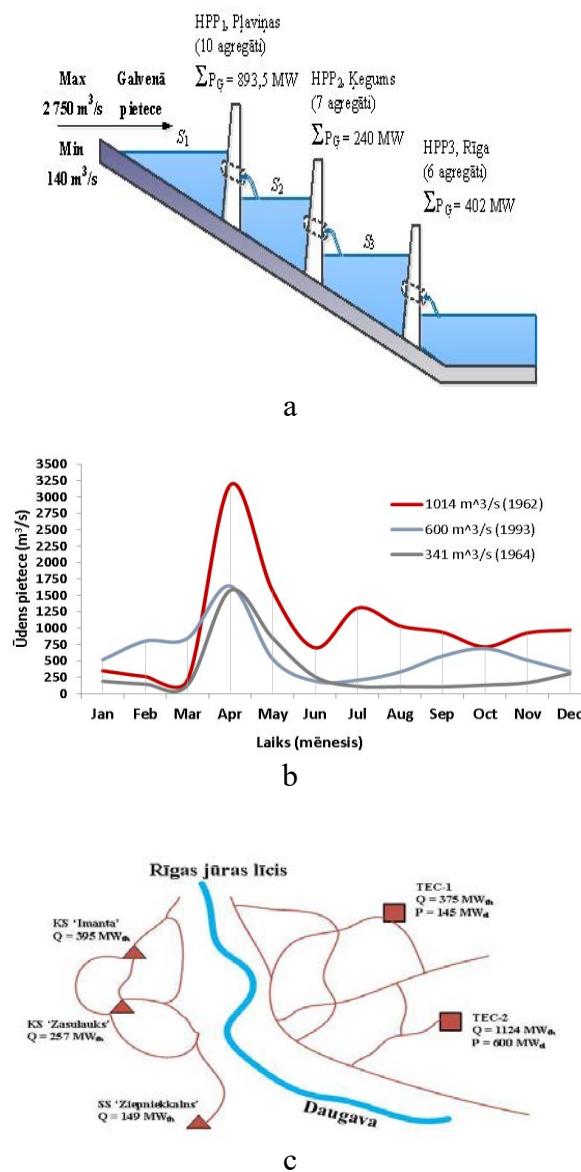


1.1. att. Izmantojamā algoritma vispārināta struktūra.

1.1. Latvijas enerģosistēmas struktūra un saites

Latvijas enerģosistēmas enerģijas ražošanas portfeli pārsvarā veido hidroelektrostacijas (Pļaviņu, Ķeguma un Rīgas HES) un augsti efektīvas termoelektrostacijas (Rīgas TEC-1 un Rīgas TEC-2). Pēc vadošā elektroenerģijas un siltumenerģijas ražotāja datiem (“Latvenergo” koncerns [15], [16]), elektrostaciju kopējā elektriskā jauda 2016. gada beigās bija 2569 MW, to kopējā siltumjauda – 1842 MW.

Daugavas HES (1.1. a att.) elektroenerģijas ražošanas kapacitātei ir cieša, gandrīz proporcionāla atkarība no ūdens pieteces Daugavā. Savukārt ar pilnu jaudu Daugavas HES var darboties pavasara palu periodā, kas ilgst aptuveni vienu līdz divus mēnešus gadā. Palu laikā ūdens pietece vairāk nekā 10 reizes pārsniedz pieteci mazūdens periodos; tas dod iespēju nosegt visu “Latvenergo” koncerna klientu elektroenerģijas pieprasījumu un pārpalikumu pārdot.



1.2. att. Ūdens pietece Pļaviņu HES rezervuārā (a). Vienkāršota Daugavas HES kaskādes struktūra (b). Vienkāršota Rīgas centralizētās siltumapgādes struktūrhēma (c).

Hidroelektrostaciju darbība, peļņa un darbības grafiks ir stipri atkarīgi no ūdens pieteces, kas ir mainīga un atkarīga no sezonas un laika apstākļiem. 1.2. a attēlā redzama maksimālās ūdens pieteces vērtība trīs dažādu gadu griezumā.

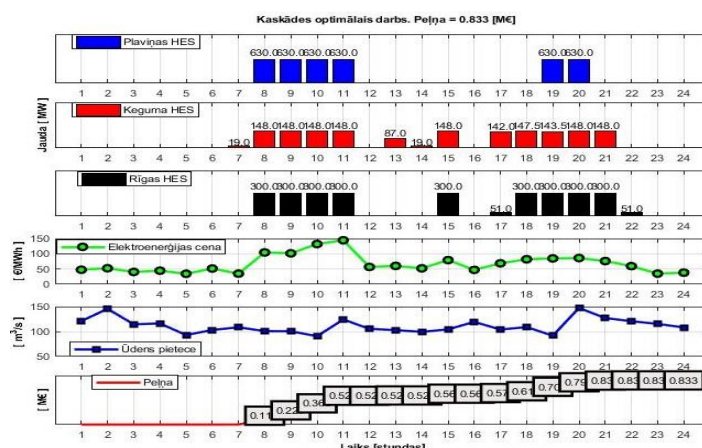
Daugavas hidroelektrostacijas ir aprīkotas ar salīdzinoši maza apjoma rezervuāriem, kuru pieļaujamais ūdens līmenis ir stipri ierobežots (1.2 b att.). Rezultātā režīmu plānošana notiek, ņemot vērā ūdens pieteces prognozi, rezervuāru līmeņa ierobežojumus un – pēc iespējas – cenšoties ražot enerģiju augstu enerģijas cenu stundās.

Rīga patērē 52 % no visā valstī centralizētajā siltumapgādē piegādātās enerģijas. Rīgā galvenais siltumapgādes tips ir centralizētā siltumapgāde, kas nodrošina ap 76 % no visa patērētā siltuma daudzuma. Aptuveni 69 % no nepieciešamā siltuma tiek ražots divās lielās modernizētās valstij piederošās koģenerācijas stacijās – Rīgas TEC-1 (37,63 %) un Rīgas TEC-2 (60,15 %). Vienkāršota Rīgas pilsētas siltumapgādes shēma parādīta 1.2. c att.

1.2. Energozņēmumu režīmu vadības īpatnības elektroenerģijas tirgus apstākļos

Tirgus organizācijas principus iespējams klasificēt pēc dažādām pazīmēm, piemēram, pēc plānošanas perioda: nākamās diennakts darījumu tirgus (angļu val. – *day-ahead market*); nākamās stundas darījumu tirgus; palīgpakalpojumu tirgus.

Nākamās diennakts elektroenerģijas tirdzniecības darījumus organizē izsoļu veidā. Biržas dalībniekiem katru dienu jāiesniedz tirdzniecības piedāvājumi katrai nākamās diennakts stundai. Izsoles rezultātā katram dalībniekam tiek paziņoti iepērkamās un pārdodamās enerģijas daudzums un cena. Pēc tam dalībniekam jāizvēlas savu generatoru jaudas. Uzdevuma atrisināšanas rezultāta piemērs dots 1.3. attēlā, kur atspoguļots Latvijas HES ģenerācijas plāns nākamajām diennaktīm un attiecīgi prognozētajām enerģijas cenām un pieteces vērtībām. Analizējot 1.3. attēlu, redzams, ka HES strādā tikai dažas stundas diennaktī, kad elektroenerģijas cena ir pietiekami liela.



1.3. att. Ģenerējamās jaudas un slodzes profils diennakts periodam.

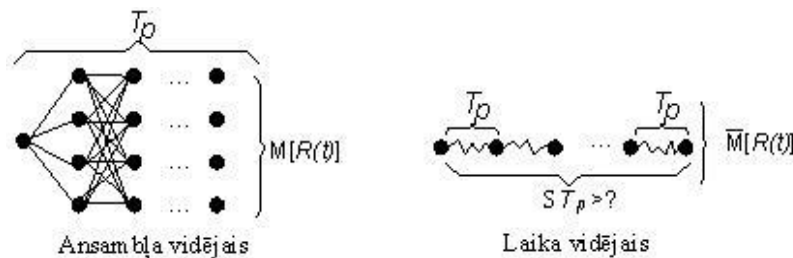
1.3. Energosistēmas vadības režīmu optimizācijas procedūras fizikālā nostādne

Promocijas darbā apskatīto elektrostacijas režīmu optimizācijas uzdevumu pamatus var nosaukt par visai sarežģītiem, jo šādus uzdevumus – atkarībā no risinājuma vajadzībām – var ierindot pie dinamiskiem, daudzparametru, nelineāriem un stohastiskiem ar nepārtrauktiem vai diskrētiem optimizācijas parametriem. RTU Enerģētikas institūta iepriekšējos darbos pieņemts, ka ietekmējošie stohastiskie procesi ir ergodiski [2]–[10]. Šajā gadījumā energosistēmas optimālo ekspluatācijas režīmu iespējams aprakstīt šādi:

$$\bar{M}[R] = \lim_{T_p \rightarrow \infty} \left(\frac{1}{2T_p} \int_{-T_p}^{+T_p} R(X(t), \Pi(t)) dt \right), \quad (1.1.)$$

kur $\Pi(t)$ – optimizācijas parametru izmaiņas laikā; T_p – plānošanas perioda ilgums; X – gadījuma un nenoteikto faktoru kopa (prognozējamā cena un slodze, ūdens pietece, ārgaisa temperatūra utt.); R – energouzņēmuma peļņa; $\bar{M}[\dots]$ – energosistēmas optimizācijas galarezultāts.

1.1. vienādojuma izmantošanas fizikālā būtība ir scenāriju kopas aizstāšana ar vienu pietiekami ilgstošu gadījuma procesa realizāciju. Rezultātā optimizācijas uzdevums daudzkārt vienkāršojas (1.4. att.). Scenāriju kopa tiek aizstāta ar vienu pietiekami ilgstošu gadījuma procesa realizāciju. Šis process vispārīgā gadījumā var būt multidimensionāls.



1.4. att. Optimizācijas uzdevuma transformācija.

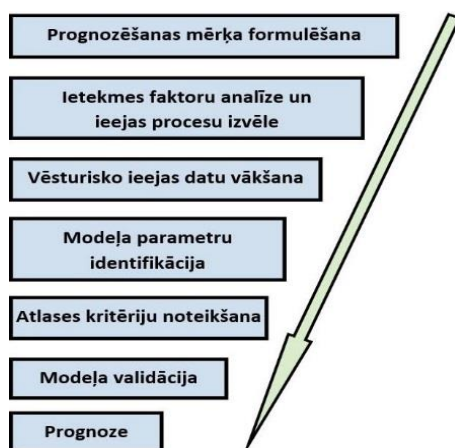
2. ENERGO SISTĒMU IETEKMĒJOŠO PROCESU PROGNOZĒŠANAS LOMA UN METODES

Prognozēšanas uzdevuma atrisināšanas nepieciešamība rodas, plānojot darbību jebkurā ražošanas sfērā, jo prognozes dod informāciju par nākotni, par gaidāmo un iespējamo faktoru un procesu ietekmi uz paredzamo darbību. No prognozēšanas metodes un prognozes pareizības un precizitātes ir atkarīga rūpniecības vai citu uzņēmumu attīstība, to konkurētspēja un pat dzīvotspēja.

2.1. Prognozēšanas algoritma izvēles metodoloģija

Vispāratzītas metodes procesu prognozēšanas algoritma izvēlei un pamatojumam nav. Algoritmu izvēle notiek, izmantojot skaitliskos eksperimentus, pārbaudot konkrētā uzdevuma atrisināšanas pieejas un metodes un izvēloties labāko, kas spēj nodrošināt konkrētā uzdevuma atrisināšanu [17], [18].

Izmantotā prognozēšanas algoritma izvēles vispārinātā struktūra parādīta 2.1. attēlā.



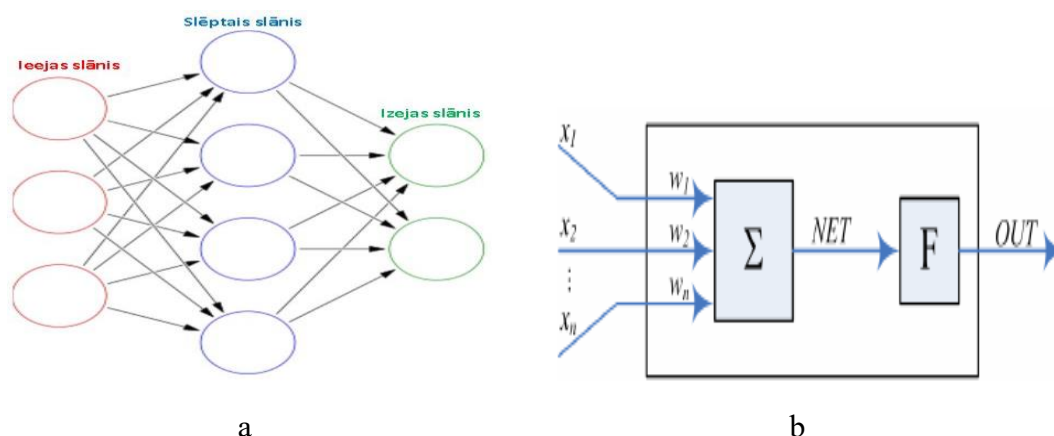
2.1. att. Prognozēšanas pieejas un to klasificēšana.

Zinātniskajos žurnālos publicētās metodes iespējams iedalīt šādi:

- 1) atkarībā no galīgā mērķa;
- 2) atkarībā no prognozēšanas perioda ilguma;
- 3) atkarībā no izmantotās detalizācijas pakāpes;
- 4) atkarībā no izmantotajiem modeļiem;
- 5) atkarībā no prognozēšanas vajadzībām izmantotās matemātiskās pieejas;
- 6) atkarībā no plānošanas, attīstības vai optimizācijas uzdevuma atrisināšanai izmantotās matemātiskās pieejas;
- 7) atkarībā no izvaddatu un ievaddatu apraksta.

2.2. Mākslīgie neironu tīkli

Pēdējos gados ietekmējošo procesu prognozēšana daudzos gadījumos tiek veikta, izmantojot mākslīgos neironu tīklus [18]–[23]. Mākslīgais neironu tīkls (MNT) ir matemātiskais modelis, kas ietver paralēlās skaitļošanas iekārtas, kas veido savā starpā savienotu un savā starpā sadarbojošos vienkāršu procesoru sistēmu. Katrs procesors izmanto tikai signālus, ko tas periodiski saņem un ko tas periodiski aizsūta citiem procesoriem. Savienoti pietiekami lielā tīklā ar vadāmu mijiedarbību, šādi lokāli procesori kopā ir spējīgi izpildīt sarežģītus uzdevumus (2.2. a att.).

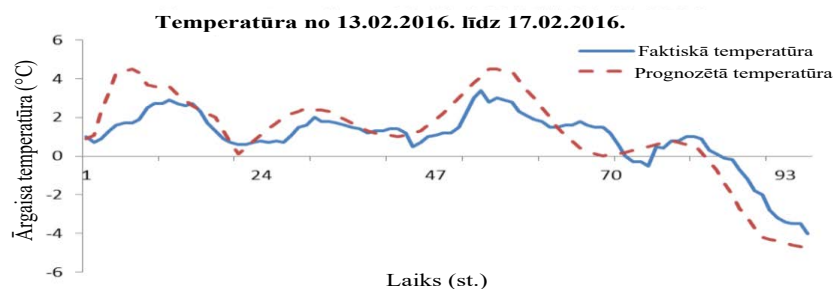


2.2. att. Mākslīgā neironu tīkla modelis.

Uz neirona ieejām tiek padota signālu kopa (x_1, x_2, \dots, x_n) , no kuras katrs ir cita neirona izeja. Katras ieejas vērtība tiek sareizināta ar attiecīgo koeficientu (svaru (w_1, w_2, \dots, w_n)), un visi reizinājumi tiek sasummēti (vērtība *NET*), tādējādi nosakot neirona aktivizācijas līmeni, iegūstot izejas vērtību (*OUT*) (2.2. b att.) [24].

2.3. Prognozes, kas izmanto fizikas likumus. Laika apstākļu prognozēšana

Daudzu ģenerējošo energoobjektu darbība ir atkarīga no laika apstākļiem. Var apgalvot, ka laika apstākļu prognozēšanas metožu attīstība ilgst jau tūkstošiem gadu un ir sasniegusi ļoti augstu līmeni [25], [26]. Neskatoties uz izmantoto metožu, mērījumu un datoru jaudīgumu, prognozēs neizbēgami ir kļūdas un neprecizitātes. 2.3. attēlā dota prognozētā un faktiskā temperatūra Rīgā. Šis promocijas darbs izmanto laika apstākļu prognozes kā ieejas datus citu prognožu veikšanai.



2.3. att. Ārējais temperatūras prognozēšanas datu atšķirība no faktiskajiem datiem.

2.4. Prognozēšanas rezultāta precizitātes novērtēšana

Atšķirīgos apstākļos prognozēšanas metodēm ir raksturīgs precizitātes nepastāvīgums, un nav iespējams izcelt kādu no metodēm kā universālu. Lai salīdzinātu prognozēšanas rezultātus pēc dažādām metodēm, kā arī lai varētu tālāk izmantot dominējošo prognozēšanas metodi, izmanto vairākus prognozēšanas rezultāta precizitātes novērtēšanas veidus (*MAPE*, *MAE*, *MSE*, *RMSE*, *ME*, *SD*) [27]. Šajā promocijas darbā kā galvenais kritērijs laika procesu prognozēšanas precizitātes vērtēšanai tika izmantota vidējā procentuālā absolūtā kļūda:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|R(t) - P(t)|}{R(t)} \cdot 100, \% \quad (2.1.)$$

kur N – laikrindas punktu skaits; t – laikrindas punkta momentānā vērtība; R – laikrindas punkta faktiskā vērtība; P – vērtības prognoze.

2.5. Prognozēšanas procedūru ietekmējošo faktoru analīze

Vēsturisko datu iepriekšēja sagatavošana ļauj ievērojami paaugstināt prognozes precizitāti. Viens no datu iepriekšējās sagatavošanas veidiem ir lineāro sakarību atrašana starp prognozējamo procesu un to ietekmējošajiem citiem procesiem vai parametriem, citiem vārdiem – korelāciju analīze. Statistisko datu korelāciju analīze uzskatāmi parāda sakarības esamību vai neesamību starp diviem vai vairākiem parametriem. Viena parametra vērtību izmaiņās pakāpe atkarībā no cita parametra vērtību izmaiņām ir šāda novērtējuma rezultāts. 2.1. tabulā attēlota korelācijas koeficienta vērtību interpretācija.

2.1. tabula

Korelācijas koeficienta vērtības nozīme

Korelācijas koeficienta vērtības	
Korelācijas koeficienta vērtība r	Interpretācija
$0 < r \leq 0,2$	Ļoti vāja korelācija
$0,2 < r \leq 0,5$	Vāja korelācija
$0,5 < r \leq 0,7$	Vidēja korelācija
$0,7 < r \leq 0,9$	Spēcīga korelācija
$0,9 < r \leq 1$	Ļoti spēcīga korelācija

3. IEEJAS PROCESI DAUGAVAS HES VADĪBAI

Pieņemot, ka Daugavas HES kaskādē saražotā enerģija tika pārdota par vidējo tirgus cenu, ir viegli izrēķināt ikgadējos ienākumus, kas ir apmēram 60 mlj. EUR. Taču 2017. gadā, kad ūdens pietece bija ievērojami lielāka, ienākumi dubultojās. Šādas samērā lielas summas ir nozīmīgas Latvijas ekonomikai. Svarīgi atzīmēt, ka kaskādes staciju rezervuāru līmeņi ir stingri reglamentēti – pieļaujamas ir ierobežotas rezervuāru līmeņa izmaiņas diennaktī un katrā stundā. Var konstatēt, ka HES kaskādes operatora primārais uzdevums ir nepārsniegt atļautās robežas. Ūdens līmeņa svārstības HES rezervuārā stipri ietekmē ūdens pietece un darbojošos agregātu jauda. Tātad otrais uzdevums ir pēc iespējas nodrošināt lielākus ienākumus. Lai operatoram pārdotu elektroenerģiju paaugstināto cenu periodā, jāizmanto divu procesu prognoze nākamajai diennaktij: elektroenerģijas tirgus cenas un ūdens pieteces prognoze.

3.1. Ieejas procesu reģistrācijas datubāzes un prognozēšanas metodoloģija

Promocijas darbā ir izvēlēta stohastiskā energostaciju vadības uzdevuma nostādne, kas nosaka nepieciešamību pēc prognožu rezultātu attēlošanas. Ir veiktas divu tipu prognozes, kas tiek attēlotas:

- vienas realizācijas veidā plānošanas perioda garumā;
- realizācijas veidā, kuras garums tiek izvēlēts, lai nodrošinātu aprēķinu precizitāti, balstoties uz hipotēzi par gadījuma procesu ergodisko raksturu.

Lai izveidotu otrā veida prognozi, ir izmantota modificēta naivā pieeja, bet par prognozēšanas algoritma pamatu pieņemti mākslīgie neironu tīkli [28].

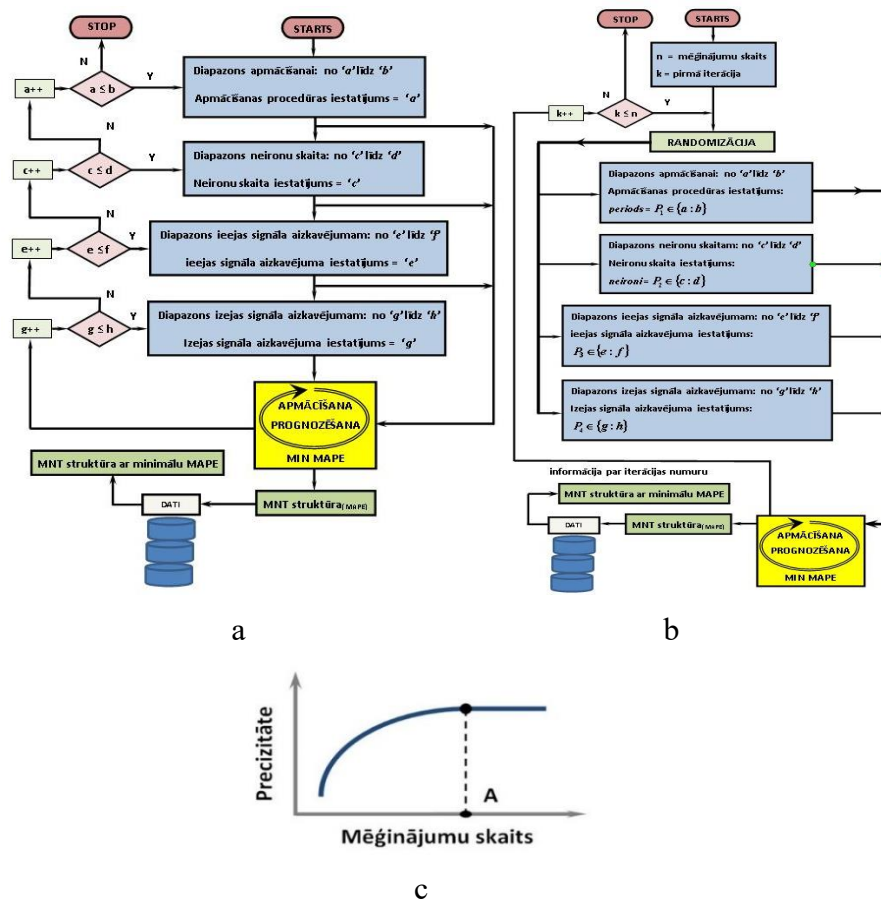
3.2. Mākslīgā neironu tīkla struktūras un parametru automātiskās izvēles metodika

Eksistē daudzi MNT veidi, tomēr vēl nav izstrādāta metodika piemērota tīkla veida izvēlei [20], [23], [29]–[31]. Ņemot vērā iepriekšējo pētnieku rekomendācijas un iespējas izmantot pieejamās programmatūras (*Matlab 2013a* MNT pakete), tika izvēlēts MNT laikrindas prognozēšanai – *narxnet* – nelineārs autoregresīvs neironu tīkls ar ārēju ieeju. Pēc tīkla veida izvēles ir nepieciešams atrisināt vēl virkni sarežģītu uzdevumu: izvēlēties apmācīšanas algoritmu [32], [33]; konkretizēt ieejas–izejas procesus; veikt vēsturisko datu iepriekšēju sagatavošanu, kuros ar lielu varbūtības pakāpi ir kļūdaini dati; veikt MNT parametru izvēli; veikt izvēlētajā MNT ar konkrētiem parametriem testēšanu, prognozēšanu un pēc tam saņemto rezultātu analīzi un, iespējams, koriģēšanu [19], [34]–[36].

MNT optimālie parametri ir specifiski konkrētajam uzdevumam, un tos ir iespējams noteikt tikai eksperimentāli [17]. Promocijas darbā piedāvātas divas metodes MNT optimālās struktūras automatizētai meklēšanai (procedūra MNTOSM):

1. Atklātās pilnās pārslases metode (APPM) (angļu val. – *explicit complete enumeration*) MNT iekšējo parametru visu iespējamo kombināciju izskatīšana (3.1. a att.);

2. Slēptās pilnās pārlases metode (SPPM) (angļu val. – *implicit complete enumeration* [37]) MNT iekšējo parametru iespējamo kombināciju nejauši izvēlētas apakškopas izmantošana (3.1. b att.).



3.1. att. MNTOSM struktūrshēma, izmantojot APPM un SPPM. Prognozes precizitātes hipotētiskā atkarība no ciklu skaita.

Atklātās pilnās pārlases metodei raksturīgs ievērojams skaitļošanas darba izlietojums. MNTOSM procedūra tika īstenota ar otro, mazāk laikietilpīgo algoritmu (SPPM) (3.1. b att.). Ģenerējot gadījumskaitļus uzdotajos diapazonos, tiek realizēta noteiktu MNT parametru izvēle. Pēc MNT apmācības un testēšanas etapa tiek noteikta *MAPE* (vidējā absolūtā procentuālā kļūda), un tai atbilstošā MNT struktūra tiek saglabāta datubāzē. Pēc katras iterācijas beigām tiek noteiktā MNT struktūra, kas atbilst minimālajai vidējās absolūtās procentuālās kļūdas vērtībai. Tādējādi pēdējās iterācijas rezultātā tiek iegūta izsmeļoša informācija MNT realizācijai, kas atbilst minimālajai vidējo absolūto procentuālo kļūdu kopas vērtībai.

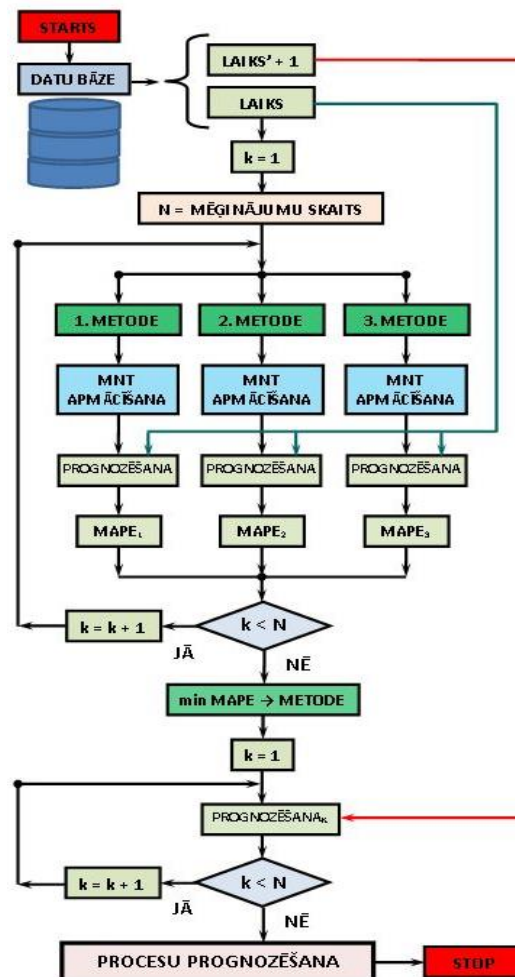
Rodas jautājums par MNTOSM procedūras iterāciju skaitu, kāds nepieciešams, lai nodrošinātu pieņemamu prognozēšanas precizitātes pakāpi. Maza iterāciju skaita gadījumā MNT prognozes precizitāte ir zema, savukārt iterāciju skaita palielināšanās pēc zināmas vērtības sasniegšanas (punkts A) nerada ievērojamu prognozes precizitātes paaugstināšanos (3.1. c att.). Viens no promocijas darba mērķiem un uzdevumiem ir šī jautājuma izpēte.

3.3. Datu priekšapstrāde – datu klasterizācija

Viens no vēsturisko datu iepriekšējās sagatavošanas veidiem ir iespējamo kļūdu atklāšana. Datus iespējams arī sadalīt klusteros, pamatojoties uz papildu pazīmju izmantošanu, piemēram, vēsturisko datu šķirošana pēc šādiem kritērijiem:

- vēsturisko datu laikrindas jebkādu izmaiņu trūkums;
- vēsturisko dienu sadalījums darbdienās un brīvdienās;
- prognozētās dienas kārtas numurs katrā nedēļā.

Pēc datu šķirošanas jeb klasterizēšanas tālākai enerģijas tirgus cenas un ūdens pieteces prognozēšanai tiek izmantots algoritms, kura blokshēma redzama 3.2. attēlā. Šis algoritms ļauj determinēt ieejas datu klasterizēšanas metodi pēc augstākā prognozēšanas precizitātes līmeņa. Kā jau atzīmēts, veikto prognozi iespējams koriģēt; mūsu gadījumā izmantosim izejas datu filtrēšanu, lietojot gludinātājfiltru.



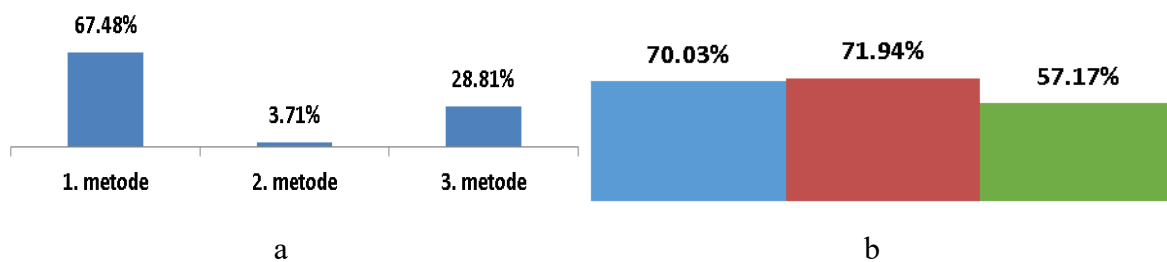
3.2. att. Procesu prognozēšanas algoritma izvēles struktūrshēma.

3.4. Energocenas prognozēšana ar mākslīgā neironu tīkla modeli

Elektroenerģijas cenas prognozēšanas procedūra tika pētīta laika periodam no 2014. gada 1. februāra līdz 2017. gada 31. decembrim. Lai uzskatāmāk būtu redzama prognozes precizitāte, tika izmantota vērtība, kas raksturo prognozes precizitātes pakāpi:

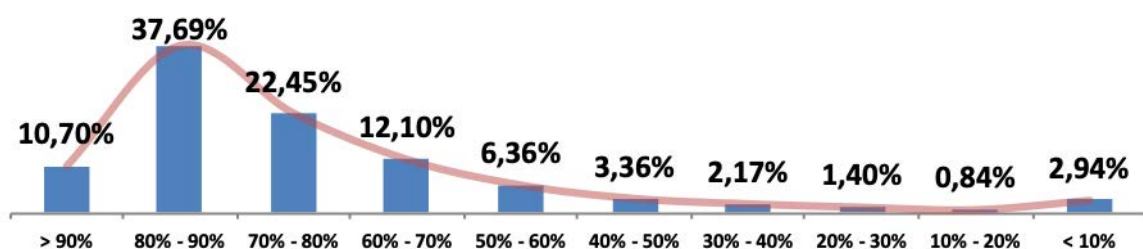
$$Ac = 100 \% - MAPE. \quad (3.1.)$$

3.3. a attēlā redzamā histogramma atspoguļo tāda notikuma varbūtību, ka noteiktais ieejas datu klasterizācijas veids ar sekojošo prognozi izrādīsies labāks par diviem citiem. Veiktās analīzes rezultāti rāda, ka 96,29 % (67,48 % + 28,81 %) aplūkoto elektroenerģijas cenas prognozēšanas gadījumu vismazākās kļūdas deva pirmā un trešā enerģijas cenas prognozēšanas metode. 3.3. b attēlā redzamajā histogrammā attēlotas dominējošās elektroenerģijas cenas prognozēšanas metodes, proti: zilais stabiņš atbilst pirmajai enerģijas cenas prognozēšanas metodei (bez jebkādas vēsturisko datu klasterizācijas). Sarkankrāsas stabiņš ilustrē ar pirmo metodi iegūto filtrēto datu precizitātes pakāpi. Zaļais stabiņš atbilst trešajai enerģijas biržas cenas prognozēšanas metodei.



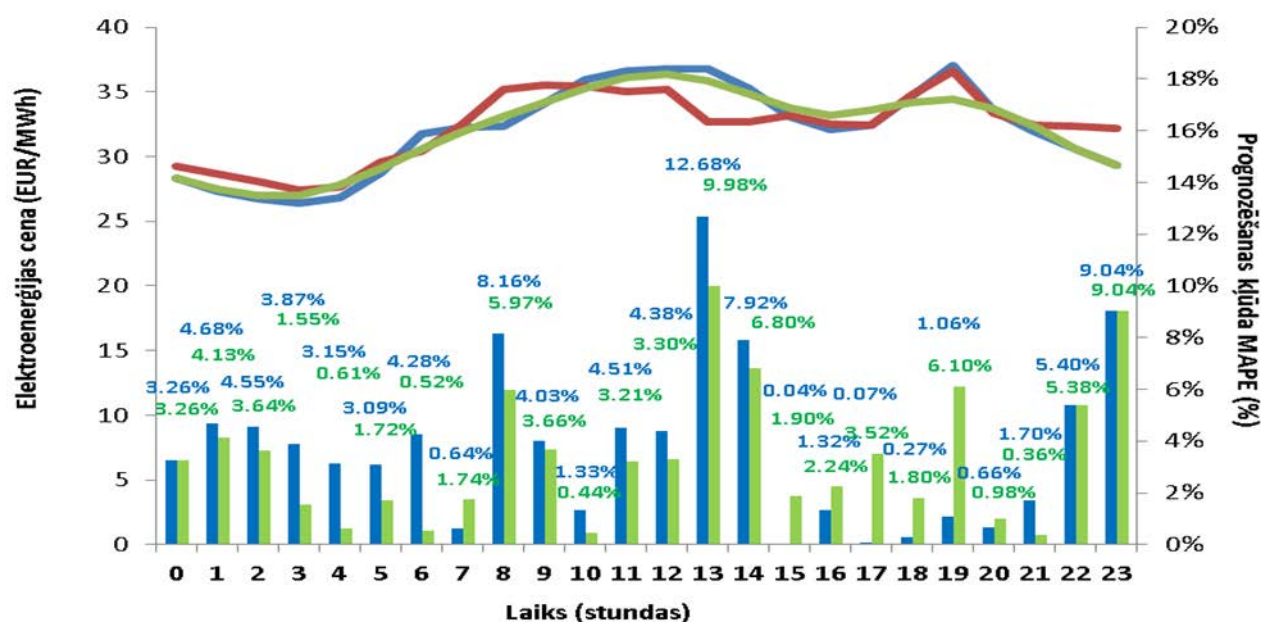
3.3. att. Elektroenerģijas cenas prognozēšanas metodes visaugstākās precizitātes varbūtība. Elektroenerģijas cenas prognozēšanas precizitāte ar pirmo metodi (zils) un pēc filtrēšanas procedūras (sarkans), kā arī ar trešo (zaļš) metodi laika periodam no 01.02.2014. līdz 31.12.2017.

Pirmā no trim pētāmajām elektroenerģijas biržas cenas prognozēšanas metodēm uzrādīja visaugstākos precizitātes līmeņa rezultātus. 3.4. attēlā redzams minētās metodes prognozētās enerģijas cenas precizitātes sadalījuma blīvums. Aptuveni viena trešdaļa (37,69 %) elektroenerģijas biržas cenu prognožu, kas realizētas ar pirmo metodi ar sekojošu filtrāciju, atrodas precizitātes diapazonā no 80 % līdz 90 %. Aptuveni piektā daļa jeb 22,45 % realizēto prognožu atrodas precizitātes diapazonā no 70 % līdz 80 %.



3.4. att. Prognozēšanas precizitātes sadalījums, izmantojot pirmo metodi ar sekojošu filtrāciju.

Ilustrēsim elektroenerģijas cenas prognozēšanas piemērus un filtrēšanas procedūras ietekmi uz prognozes precizitāti. 3.5. attēlā atspoguļotas elektroenerģijas cenas prognozes ikstundas vērtības 2017. gada 10. martā.



3.5. att. Elektroenerģijas faktiskā cena un tās prognozes, 10.03.2017.

3.5. attēlā redzamā grafika krāsu apzīmējumi:

- - elektroenerģijas cenas faktiskā vērtība, EUR/MWh;
- - elektroenerģijas cenas prognoze, EUR/MWh;
- - elektroenerģijas cenas prognoze ar sekojošu filtrāciju, EUR/MWh;
- - prognozēšanas ikstundas kļūdas MAPE, %;
- - prognozēšanas ikstundas kļūdas, pēc tam lietojot filtrāciju, %.

Prognozes un tās filtrācijas diennakts vidējā neprecizitāte ir 3,75 % un 3,41 %. Elektroenerģijas cenas prognozes rezultātiem piemīt augsta precizitāte: $100\% - 3,41\% = 96,59\%$.

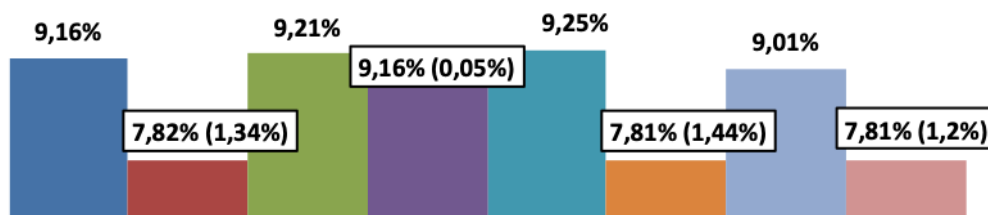
3.5. Daugavas pieteces prognozēšana

Lai atrastu parametru, kas dod visprecīzāko ūdens pieteces prognozēšanas rezultātu, tika izveidoti četri aprēķinu veidi, kas atšķiras ar sākumdatu jeb ievaddatu veidu:

- temperatūras dati par 2015. gadu [37];
- nokrišņu daudzuma dati par 2015. gadu [37];
- meteoroloģiskā dienesta pieteces prognoze par 2015. gadu [37];
- ūdens pieteces prognoze, kas balstās uz temperatūras datiem par 2015. gadu (ūdens resursa prognoze, pamatojoties uz ūdens pieteces prognozētajiem datiem).

Izpētes dati par laika periodu no 2015. gada 1. janvāra līdz 1. novembrim attēloti 3.6. attēlā redzamajā histogrammā. Viszemākā nefiltrētās prognozēšanas vidējā kļūda

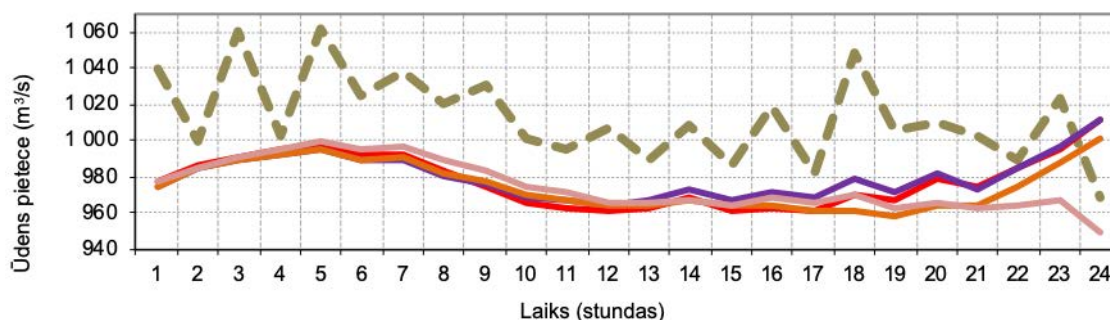
raksturīga metodei, kas balstās uz agrāk prognozētu pieteces vērtību, kas atkarīga no apkārtējās vides temperatūras.



3.6. att. Diennakts prognožu kļūdas vidējā vērtība laika periodam no 01.01.2015. līdz 01.11.2015.

- , ■ – ūdens pieteces prognozēšana, kas balstās uz nokrišņu daudzuma prognozēšanu un tā filtrētajām vērtībām;
- , ■ – ūdens pieteces prognozēšana, kas balstās uz ūdens pieteces prognozēšanu pēc meteoroloģijas dienesta datiem un tās filtrētajām vērtībām;
- , ■ – ūdens pieteces prognozēšana, kas balstās uz apkārtējās vides temperatūras prognozēšanu, un tās filtrētajām vērtībām;
- , ■ – ūdens pieteces prognozēšana, kas balstās uz ūdens pieteces prognozēšanu atkarībā no apkārtējās vides temperatūras.

Pieteces prognozēšanas filtrācijas procedūras rezultātā paaugstinās precizitātes pakāpe visiem ieejas datu veidiem. 3.7. attēlā sniegtas ūdens pieteces faktiskās vērtības 2015. gadā 21.aprīlī un pētāmie prognožu veidi. Ūdens pieteces prognožu precizitātes rezultāti, kas iegūti, izmantojot pētāmās metodes, ļauj apgalvot, ka metodes ir līdzvērtīgas.

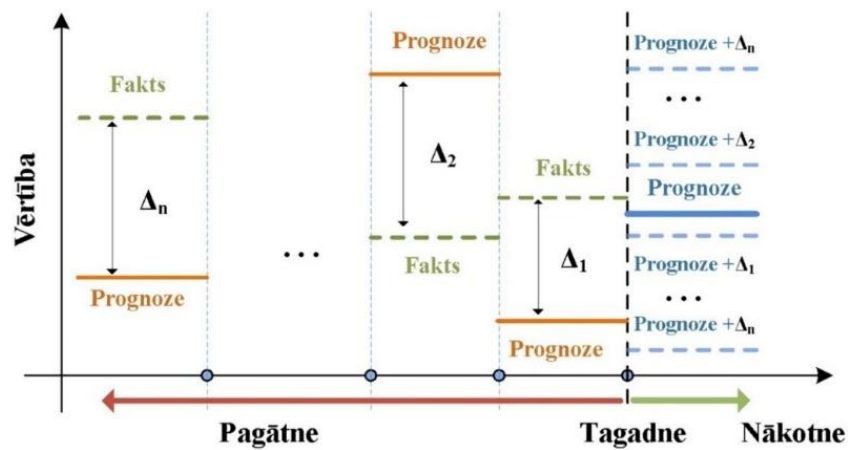


3.7. att. Ūdens pieteces faktiskā vērtība un tās prognozes, 21.04.2015.

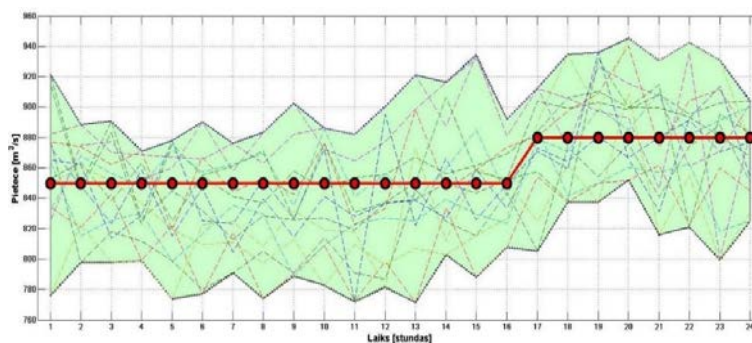
- faktiskā pietece, m³/s.
- pieteces prognoze (nokrišņu daudzums), m³/s. *MAPE* = 3,77 %.
- pieteces prognoze (meteoroloģiskā dienesta ūdens pieteces prognoze), m³/s. *MAPE* = 3,59 %.
- pieteces prognoze (ārgaisa temperatūra), m³/s. *MAPE* = 3,97 %;
- pieteces prognoze (ūdens pieteces un ārgaisas temperatūras RTU prognoze), m³/s. *MAPE* = 3,76 %.

3.6. Ūdens pieteces prognožu realizāciju kopas modelēšana

Naivās metodes balstās uz pieņēmumu, ka nākotni vislabāk raksturo nesenākās izmaiņas [3], [5], [7], [8], [38]–[41]. Naivo metožu priekšrocības ir tajā, ka tās ir viegli izmantojamas un spēj ģenerēt prognozes, balstoties uz neilgiem iepriekšējiem novērojumiem gadījumos, kad nav pieejamas garākas vēsturisko datu sērijas. Mūsu gadījumā pieņemam, ka nākotnē saglabājas pagātnes nosacītas prognozēšanas kļūdas. Rezultātā veidojas ļoti vienkāršs algoritms (3.8. att.): izmantojot pagātnes reģistrēto, faktiski novēroto ūdens pieteci un šīs pieteces prognozi (veiktu pagātnē), izrēķinām pagātnes kļūdas. Pēc tam naivi pieņemam, ka kļūdas atkārtosies arī nākamajā dienā. Ja izmantojam vairākas pagātnes dienas, tad arī nākamajai dienai varam veikt vairākas prognozes, piesummējot pagātnes kļūdas pie veiktās vienīgās prognozējamā procesa realizācijas. Tālāk doti aprakstītā algoritma realizācijas piemēri (3.9. att.).



3.8. att. Naivā algoritma būtības apraksts.



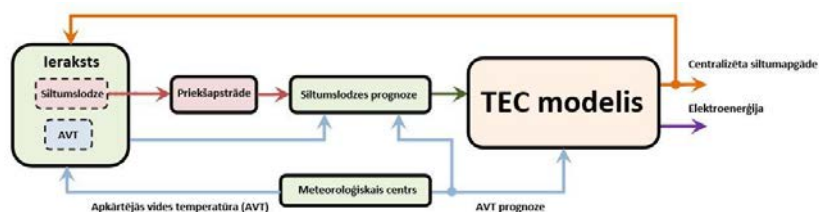
3.9. att. Ūdens pieteces prognožu realizāciju kopas modelēšanas piemērs 06.04.2015. Sarkanā līkne – rītdienas prognoze, svītrlīniju līknes – piesummētās pagātnes prognozes kļūdas.

Elektrostaciju operatoram ir jāņem vērā 3.9. att. atspoguļotā prognožu realizāciju daudzveidība un attiecīgi jāizvēlas elektrostaciju darba režīmi, nepārkāpjot ekoloģiskos, tehniskos un juridiskos ierobežojumus. To iespējams īstenot, izmantojot specializētu programmatūru, kuras vienu no svarīgām sastāvdaļām veido šajā promocijas darbā apskatītie prognozēšanas rīki un paņēmieni.

4. SILTUMA PATĒRĒŠANAS PROCESU PROGNOZĒŠANA

4.1. Ieejas dati un siltumslodži ietekmējošie faktori

Pēc izpētītajiem korelāciju analīzes rezultātiem starp ārējās vides parametriem un siltumslodzi var konstatēt, ka spēcīgu korelāciju ar siltumslodzi veido apkārtējās vides temperatūra. Apkārtējās vides temperatūras vēsturisko datu ieraksti tiek izmantoti siltuma un elektrības ģenerācijas plānošanā (4.1. att.).



4.1. att. Termoelektrostacijas režīmu plānošanas modeļa vienkāršota blokskāme.

4.2. Siltumslodzes prognozēšana, izmantojot MNT un polinomiālo modeli

4.2.1. Polinomiālais prognozēšanas modelis

Rīgas elektrostaciju operatori termoelektrocetrāļu darbības režīmu prognozēšanai izmanto polinomiālo modeli, kura koeficienti tiek izvēlēti, izmantojot iepriekšējā gada siltumslodzes mērījumu datus. Viena no pieejām ir izmantot visus iepriekšējā gada datus. Otra – izmantot ikdienas datu atjaunošanas esamību un ierobežotu periodu polinoma noskaņošanai.

Šajā gadījumā nepieciešama specializēta programmatūra, kas katru dienu atjauno polinoma pakāpes un koeficientu izvēli. Tieši šī pieeja tiek izmantota promocijas darbā. Tika pārbaudīti daudzu pakāpju polinomi (ar pakāpi līdz 20), un labākos rezultātus deva pirmās un trešās pakāpes polinomi (4.1. tabula). Pakāpes vērtība ir atkarīga no prognozējamās dienas ārgaisa temperatūras “pieredzes” esamības vēsturiskajos datos. Tādējādi izstrādātais polinomiālais modelis adaptējas esošajā stāvoklī. 4.1. tabulā salīdzināti divi siltumslodzes prognozēšanas modeļi – RTU izstrādātais modelis (“polinoms RTU”) un AS “Latvenergo” (“polinoms LE”) izmantotais modelis.

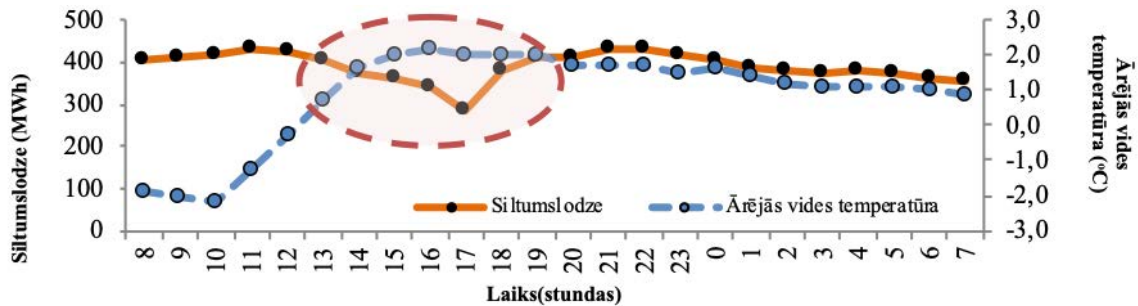
4.1. tabula

Siltumslodzes prognozes precizitātes salīdzinājums

Datums	Polinoms (RTU)		Polinoms (LE)									
	MAPE (%)	Pakāpe	MAPE (%) / pakāpe (1–10)									
31.12.2016.	4,80	3	7,58	8,39	8,81	7,65	9,51	9,90	8,71	8,66	8,72	8,47
01.01.2017.	5,52	3	13,82	10,50	11,16	14,09	12,02	8,18	9,83	9,75	9,95	8,20
02.01.2017.	3,21	1	6,06	5,05	4,93	5,07	4,77	4,83	5,15	5,20	5,64	6,16
03.01.2017.	3,60	1	4,50	4,97	4,93	4,94	5,37	5,50	5,79	5,86	5,94	5,93
04.01.2017.	8,47	1	12,24	15,18	12,94	13,65	13,43	13,55	13,11	13,18	13,33	13,43

4.2.2. Datu priekšapstrāde

Pirms siltumslodzes prognozēšanas realizācijas jāizvēlas izmantojamie dati un jāpārbauda to korektums un pietiekamība – datu priekšapstrāde [33], [42]–[44]. Kļūdaino datu atklāšana vēsturiskajos siltumslodzes ierakstos un to attiecīga koriģēšana spēj ievērojamā mērā paaugstināt prognozēšanas precizitātes pakāpi. 4.2. attēlā parādīta situācija, kad konstatēta siltumslodzes anomāla uzvedība attiecībā pret apkārtējās vides temperatūru. Lai atklātu alogisku siltumslodzes uzvedību, šajā promocijas darbā tika izmantots 4.1. un 4.2. vienādojums.



4.2. att. Vēsturiskie siltumslodzes un apkārtējās vides temperatūras dati par periodu 27.02.2015.–28.02.2015.

$$MAPE_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Q_i^F - Q_i^P|}{Q_i^F} \cdot 100, \% \quad (4.1.)$$

$$MAPE_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Q_i^F - Q_{i-1}^F|}{Q_i^F} \cdot 100, \% \quad (4.2.)$$

kur N – iterāciju skaits (24 stundas); Q_i^F – siltuma patēriņa faktiskā vērtība; Q_i^P – siltuma patēriņa prognozētā vērtība.

Konstatēto anomāliju labošanai tiek piedāvāti šādi pasākumi:

- brīdinājumu ignorēšana;
- manuāla koriģēšana;
- filtrācijas izmantošana, kombinējot vienkāršo un svērto slīdošo vidējo diennakts diapazonā;
- filtrācijas izmantošana, kombinējot vienkāršo un svērto slīdošo vidējo diapazonā, kas atbilst salīdzināšanas kritērija laika diapazonam (mūsu gadījumā – 60 dienas);
- prognozējamās siltumslodzes vērtības anomālijas automātiska koriģēšana.

4.2.3. Siltumslodzes prognozēšana ar polinomiālo modeli

Pētītais laika periods siltumslodzes verifikācijā ir divas apkures sezonas (15.10.2015.–20.04.2016. un 15.10.2016.–21.04.2017.). Vidējā absolūtā procentuālā kļūda ($MAPE$) šiem laika diapazoniem ir attiecīgi 5,19 % un 5,60 %. 4.3. attēlā redzamas faktiskās siltuma patēriņa vērtības no 05.01.2016. plkst. 8.00 līdz 06.01.2016. plkst. 7.00 un prognoze šim laika

periodam. 4.3. attēlā redzamajā grafikā siltumslodzes prognozes diennakts vidējā kļūda (*MAPE*) ir 2,01 %.



4.3. att. Siltumslodzes faktiskās vērtības un to prognozes laika periodam no 05.01.2016. plkst. 8.00 līdz 06.01.2016. plkst. 7.00.

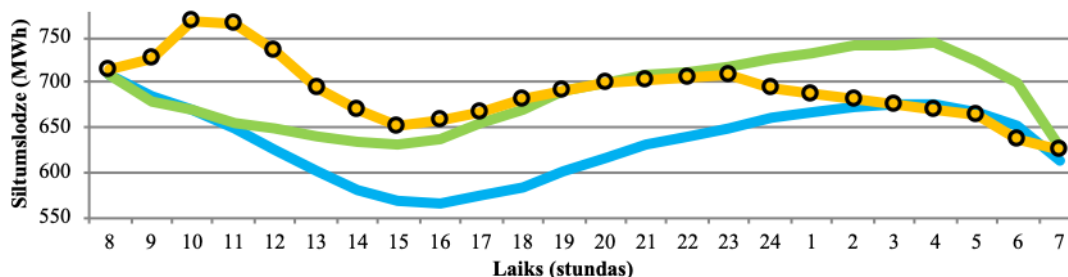
4.2.4. Siltumslodzes prognozēšana ar MNT modeli

Pirms siltumslodzes prognozēšanas realizācijas ar MNT modeli nepieciešams noteikt optimālos struktūras parametrus. Siltumslodzes prognozēšanai tiek lietots otrs algoritms – iepriekš aprakstītais algoritms, kurā tiek izmantota Montekarlo metode. Atrastās MNT struktūras (nosauksim to par “optimālo”) optimālie parametri sniegti 4.2. tabulā. Salīdzinājumam 4.2. tabulā sniegta MNT struktūra, kurā parametri atrasti daudzu neautomatizētu eksperimentu ceļā. 4.4. attēlā prognozēta siltumslodze no 2015. gada 31. decembra līdz 2016. gada 1. janvārim. “Optimālā” MNT prognozēšanas neprecizitāte, salīdzinot ar “tradicionālo” MNT, ir praktiski divas reizes mazāka.

4.2. tabula

MNT tradicionālā un optimālā struktūra

MNT struktūras parametrs	“Tradicionālā” MNT struktūra	“Optimālā” MNT struktūra
Apmācīšanas periods (stundas)	8760	2030
Ieejas datu aizkavējums (stundas)	1 : 24	1 : 19
Atgriezeniskās saites aizkavējums (stundas)	1 : 24	17 : 17
Neironu skaits	20	10
Apmācības mērķis	0,01	0,213
Gradients	0,01	0,877
Apmācīšanas ātrums	0,01	0,035

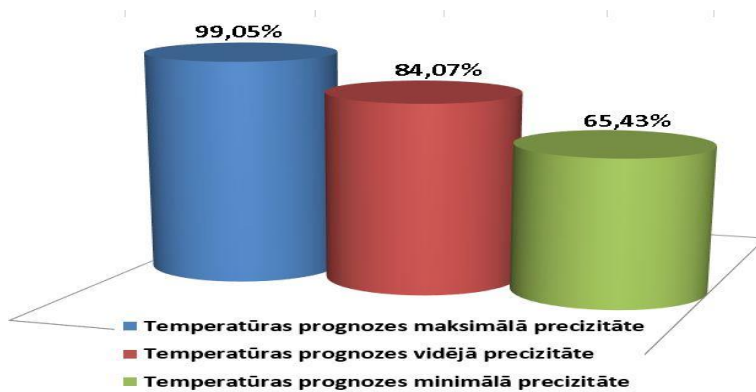


4.4. att. Faktiskā siltumslozde un tās prognozes 31.12.2015.–01.01.2016.

- faktiskā siltumslozde.
- “tradicionālais” MNT (ārējās vides temperatūras prognoze). $MAPE = 8,31\%$.
- “optimālais” MNT (ārējās vides temperatūras prognoze). $MAPE = 5,51\%$.

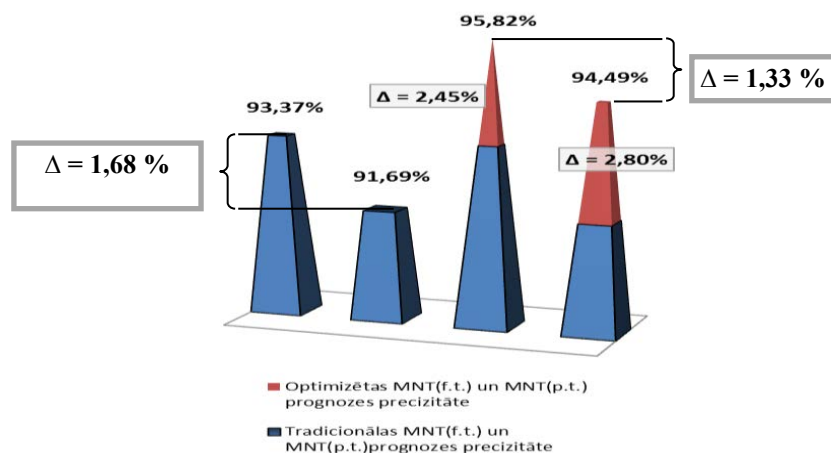
4.2.5. Temperatūras prognozēšanas precizitāte un tās ietekme uz siltumslozdes prognozēšanu

Kā siltuma patēriņa prognozes ieejas dati tiek izmantota apkārtējās vides temperatūras prognoze. Ieejas datu kļūda ievērojami ietekmē siltuma patēriņa prognozēšanas precizitātes pakāpi. Ārējās vides temperatūras prognozes precizitātes vidējā vērtība ir 84,47 % (4.5. att.). Diennakts maksimālā prognozes precizitātes vērtība ir 99,05 %, minimālā – 65,43 %.



4.5. att. Temperatūras prognozēšanas precizitāte 31.12.2015.–01.01.2016.

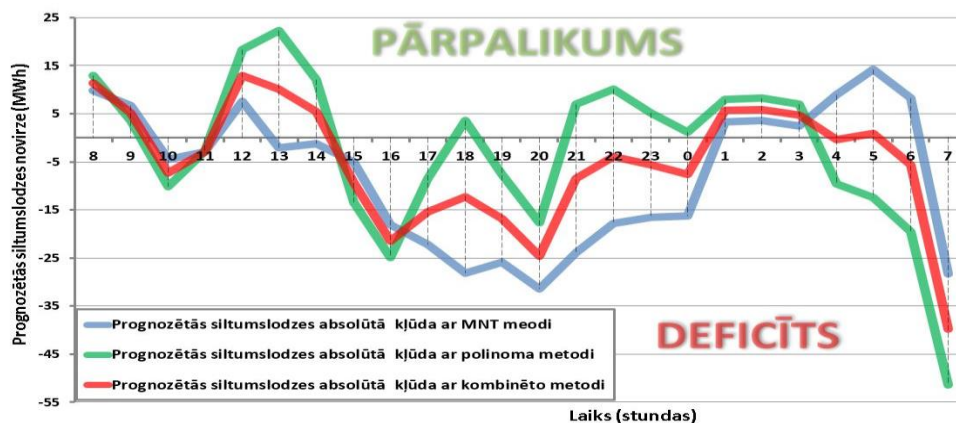
4.6. attēlā ilustrēti to prognožu vērtējuma rezultāti, kurās kā ieejas dati tika izmantotas faktiskās un prognozējamās apkārtējās vides temperatūras vērtības no 31.12.2015. līdz 01.01.2016. “Tradicionālajai” un “optimālajai” MNT struktūrai mākslīgajiem neironu tīkliem, kas kā ieejas datus izmanto temperatūras prognozi un tās faktiskās vērtības, siltuma patēriņa prognozēšanas kļūdas ($MAPE$) samazinājums ir attiecīgi 1,68 % un 1,33 %. Izmantojot “optimālo” MNT struktūru, gadījumā, kad tiek izmantoti prognozējamie apkārtējās vides temperatūras dati, prognozes precizitāte pieaug par 2,80 %, salīdzinot ar “tradicionālo” MNT struktūru.



4.6. att. Siltumslodzes prognozēšanas precizitāte ar “tradicionālo” un “optimālo” MNT struktūru, izmantojot apkārtējās vides temperatūras prognozi un faktiskās vērtības.

4.2.6. Modelēšana ar kombinētu metodi

Abas iepriekš izskatītās atšķirīgās siltumslodzes prognozēšanas pieejas dod tuvus rezultātus. Šis fakts ļauj izveidot vēl vienu pieeju, kas apvieno polinomiālo modeli un MNT. 4.7. attēlā atspoguļotas siltumslodzes prognozējamo vērtību noviržu no faktiskajiem datiem absolūtās vērtības. Grafika rezultāti, kā arī atsevišķi pieņēmumi (kas detalizēti aplūkoti promocijas darbā) ļauj ekonomiski noteikt siltuma patēriņa prognozes neprecizitātes vērtību (4.3. tabula). MNT un polinomiālā modeļa kombinācija auksta laika apstākļos deva vairāk par tūkstoti EUR līdzekļu ekonomiju, samazinot balansēšanas izmaksas.



4.7. att. Siltumslodzes prognozējamo vērtību noviržu no faktiskajiem datiem absolūtās vērtības, 08.12.2016.–09.12.2016.

4.3. tabula

Prognozēšanas kļūdas un to attiecīgā vērtība trim izskatītajām metodikām

Datums	MNT	Polinoms	Kombinācija
2016. g. 8.–9. dec.	MAPE (%) / PNI (EUR) 3,88 / 29 102,35	MAPE (%) / PNI (EUR) 3,63 / 24 309,35	MAPE (%) / PNI (EUR) 2,99 / 23 164,68

PNI – prognozes neprecizitātes izmaksas.

5. IETEKMĒJOŠO PROCESU PROGNOZĒŠANAS REZULTĀTU IZMANTOŠANAS PIEMĒRI UN RĪKI

5.1. Eksploatācijas rezerves nodrošināšanas izmaksu novērtēšana nedēļregulējamā hidroelektrostacijā

Eksploatācijas rezerves ir nozīmīgs rīks pārvades sistēmu operatoru (PSO) rokās, kuru uzdevums ir nodrošināt energosistēmas funkcionēšanas stabilitāti un drošumu. Mūsdienu energosistēmā ir trīs atsevišķas tirgus dalībnieku grupas, pie kurām pārvades sistēmu operatori var vērsties pēc palīdzības energosistēmu darbības vadībā: regulējama ģenerācija, enerģijas uzglabāšana un regulējama slodze.

Promocijas darbs koncentrējas uz alternatīvajām izmaksām, ko rezervju nodrošināšana rada nedēļregulējamām hidroelektrostacijām (HES), kas ir nozīmīgs solis virzienā uz to, lai formulētu taisnīgus un pamatotus piedāvājumus rezervju tirgos. HES peļņas maksimizācijas laikā, pirmkārt, svarīgi ievērot enerģijas cenu svārstīgumu [13], ūdens pieteci, kā arī ierobežojumus vides jomā.

Šī promocijas darba galvenais uzdevums ir tādu alternatīvo izmaksu novērtēšana, kas rodas eksploatācijas rezervju nodrošināšanā. Šim nolūkam trīs reizes tiek veikta nākamās dienas plānošanas optimizācija, ievērojot konkrētus eksploatācijas režīmus (ER) – daļība nākamās dienas elektroenerģijas vairumtirdzniecības tirgū:

- bez papildu ierobežojumiem saistībā ar eksploatācijas rezervju nodrošināšanu; sauksim šo ER par bezrezervju režīmu (BR);
- ar papildu ierobežojumiem saistībā ar rotējošās rezerves (RR) nodrošināšanu;
- ar papildu ierobežojumiem saistībā ar nerotējošās rezerves (NR) nodrošināšanu.

Salīdzinot ieņēmumus BR režīmā ar ieņēmumiem RR vai NR režīmā (5.1. att.), iespējams noteikt minimālo kompensāciju, kāda nepieciešama rotējošajai rezervei. Šādu rezervju uzturēšanas novērtējumu var izmantot HES īpašnieki, gatavojot pieteikumu operatora kārtējās dienas tirgus un balansēšanas tirgus piedāvājumiem, kā arī daudzu mazu enerģijas avotu pārvaldītāji (neatkarīgi no tā, vai šie avoti darbojas vai arī atrodas tikai projektēšanas stadijā), pieņemot lēmumu par piedalīšanos energosistēmas balansēšanā.

Konkurējošā tirgus spēlētāja elektroenerģijas tirgū galvenais mērķis ir peļņas maksimizācija (5.1. vienād.). Uzdevums (5.1. vienād.) jārisina, ņemot vērā virkni tehnisku un vides ierobežojumu [1]–[10].



5.1. att. Eksploatācijas rezerves nodrošināšanas izmaksu novērtējuma blokshēma.

Ražotāja mērķi nākamās dienas tirgum var attēlot šādi:

$$\sum_{t=1}^N \left(\sum_{k \in \{1,2,3\}} P_t^k \right) C_t \rightarrow \max, \quad (5.1.)$$

kur N – stundu skaits; k – kopas $\{1, 2, 3\}$ mainīgais, kas raksturo konkrētu HES kaskādē; P_t^k – konkrētas HES k ģenerētā jauda stundā t , MW; C_t – elektroenerģijas cena stundā t .

Savukārt enerģijas ražošanas apjoms hidroelektrostacijā ir atkarīgs no vairākiem parametriem:

$$P_t^k = f_p(\eta_t^k, \Delta h_t^k, Q_t^k), \quad (5.2.)$$

kur η_t^k – HES k lietderības koeficients stundā t , %; Δh_t^k – ūdens izlaide (rezervuāra līmeņa izmaiņas) hidroelektrostacijā k stundā t , m; Q_t^k – ūdens pietece HES k stundā t , m³/s.

Visumā stohastisku nelineāras optimizācijas uzdevumu (5.1. vienād.) iespējams iedalīt trijās savstarpēji saistītās daļās:

- 1) nākotnes procesu prognozēšana (C_t , Q_t^k);
- 2) mērķa funkcijas formulēšana;
- 3) maksimizācijas uzdevuma atrisināšana.

Otrajā darbības režīmā (RR) nepieciešams atrisināt uzdevumu (5.1. vienād.), ņemot vērā papildu nosacījumus:

$$P_{res_t}^k \leq P_t^k \leq P_{max_t}^k, \quad (5.3.)$$

kur $P_{res_t}^k$ – HES k minimālā jaudas rezerve stundā t , MW; $P_{max_t}^k$ – HES k maksimālā jauda stundā t , MW; P_t^k – HES k aktīvās jaudas ražošana stundā t , MW.

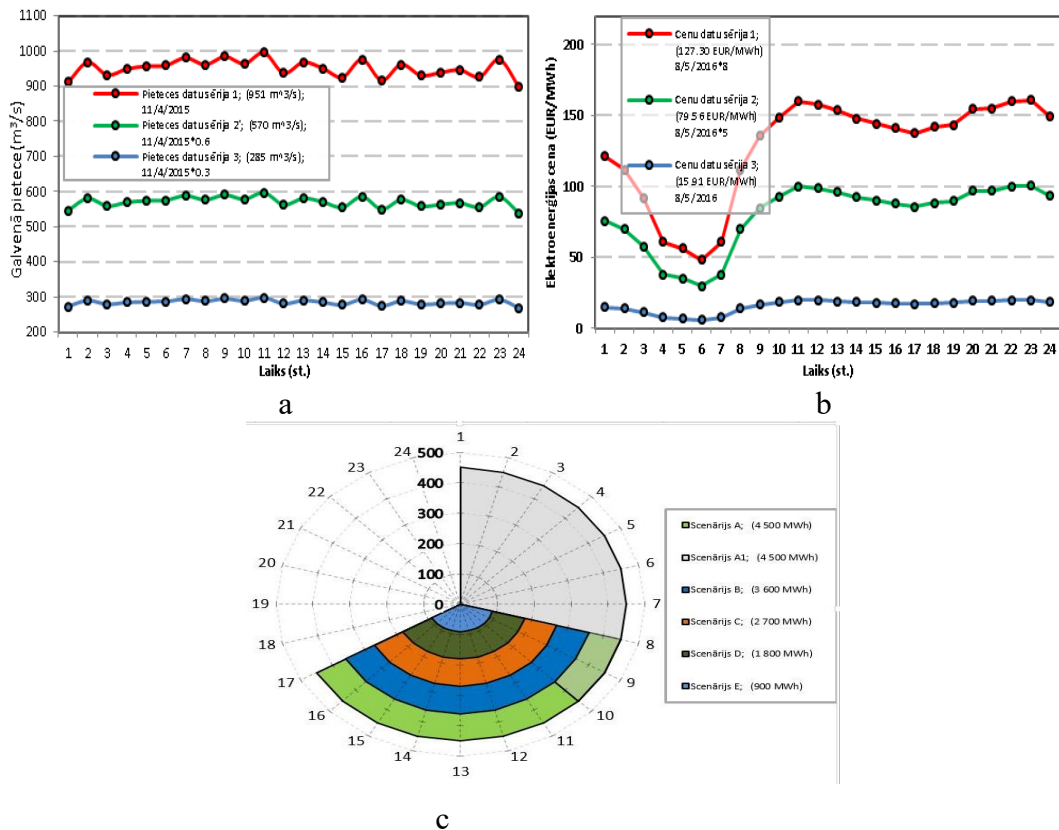
Trešajā darbības režīmā (NR) risinām uzdevumu (5.1. vienād.), pieņemot, ka rezerves netiks izmantotas, taču mums nepieciešams ievērot ierobežojumus arī pretējā gadījumā, kad tās ir pilnībā aktivizētas. Tādējādi optimizācijas uzdevuma (5.1. vienād.) atrisinājums NR režīmam ir atkarīgs no šādiem nosacījumiem:

- ģenerētās jaudas augšējām robežām;
- maksimālās ūdens izlaides ierobežojums, kāds pieļaujams, lai nekavētu rezervju aktivizēšanu; to var izteikt, aizstājot nepieciešamo rezerves jaudu 5.2. vienādojumā ar rezervju aktivizēšanai izmantoto ūdeni $\Delta h_{res_t}^k$:

$$\begin{cases} \Delta h_t^k \leq \Delta h_{\max_t}^k - \Delta h_{\text{res}_t}^k; \\ h_{\max_t}^k = f_{\Delta h_t^k}(\eta_t^k, P_t^k, Q_t^k); \\ \Delta h_{\text{res}_t}^k = f_{\Delta h_t^k}(\eta_t^k, P_{\text{res}}^k, Q_t^k). \end{cases} \quad (5.4.)$$

5.1.1. Gadījumizpēte

Piedāvātais izmaksu novērtēšanas algoritms ekspluatācijas rezervju nodrošināšanai ļauj aplūkot samērā plašu enerģijas ražotāju uzvedības veidu klāstu atkarībā no ārējiem (ūdens pietece, enerģijas cena utt.) un iekšējiem procesiem (lietderības koeficients, tehniski un ekoloģiski ierobežojumi utt.). 5.2. a attēlā parādītas trīs ūdens pieteces faktiskas vērtības. Līkne balstīta uz reāliem datiem par 2015.gada 11. aprīli, un šīs virknes atšķiras tikai ar amplitūdu. Izmantotās elektroenerģijas cenas parādītas 5.2. b attēlā. Tāpat kā iepriekšējā gadījumā, šīs sērijas atšķiras tikai ar absolūtajām vērtībām. Šāds pieņēmums ļauj saglabāt līkņu raksturu.



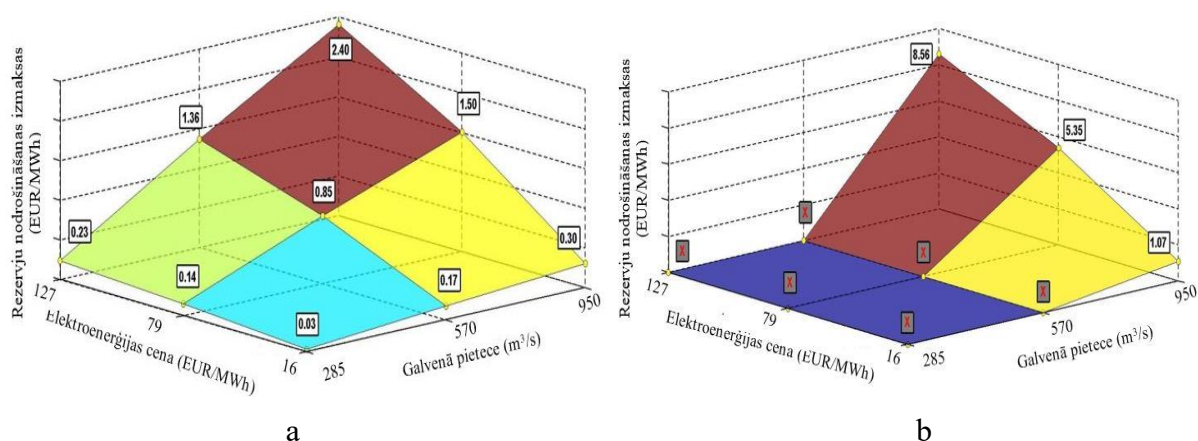
5.2. att. Faktiskā ūdens pietece 11.04.2015. un tās divi varianti, kā arī elektroenerģijas cena novērojumu veikšanas dienā. Rezervju nodrošināšanas scenāriji (MWh/h).

5.2. c attēlā redzamā radardiagramma ilustrē dažādus pētītus rezervju nodrošināšanas gadījumus. Vairumā scenāriju (A, A1, B, C, D, E), nepieciešamās rezerves atšķiras pēc apjoma, bet ne pēc gatavības brīža. Tiek aplūkots arī A scenārija apakšgadījums – A1 –, kur rezerves savukārt nepieciešams uzturēt stundās, kad elektroenerģijas cena ir relatīvi zema.

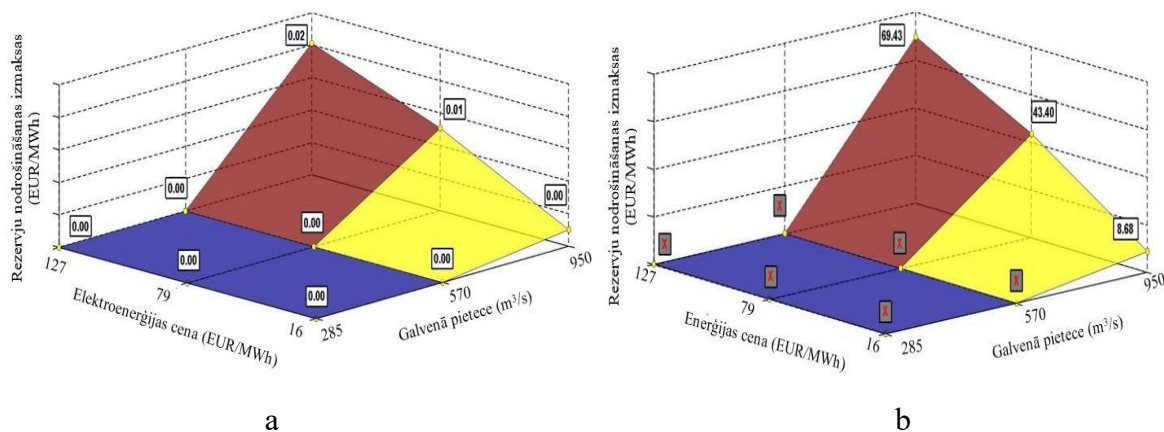
Rezultāti izmaksu novērtējumam par rotējošo un nerotējošo rezervju nodrošināšanu, izmantojot piedāvāto metodiku, parādīti no 5.3. a, b līdz 5.5. a, b attēlā. Izmaksas, nodrošinot nerotējošo rezervi 4500 MWh apmērā (A scenārijs), pastāvot enerģijas cenas un galvenās pieteces svārstībām, attēlotas 5.3. a attēlā.

Pie augstākajām enerģijas cenu un ūdens pieteces vērtībām ģeneratoragregātiem jādarbojas suboptimālos apstākļos, lai nodrošinātu RR režīmu (5.3. b att.). Dažos gadījumos nav iespējams ievērot ierobežojumus (5.4. vienād.) vai ekoloģiskus, vai tehniskus ierobežojumus, un šādi gadījumi ir atzīmēti ar sarkanu krustiņu pelēkā taisnstūrī. A1 scenārija gadījumā rezervētās jaudas apjoms ir tāds pats, taču nobīdās stundas, kurās šī rezerves jauda ir nepieciešama. 5.4. a un b attēlā redzamas rezerves nodrošināšanas izmaksas attiecīgi NR un RR režīmiem: augstākas pieteces un nākamās dienas elektroenerģijas cenas vērtības veido augstākas rezerves nodrošināšanas izmaksas.

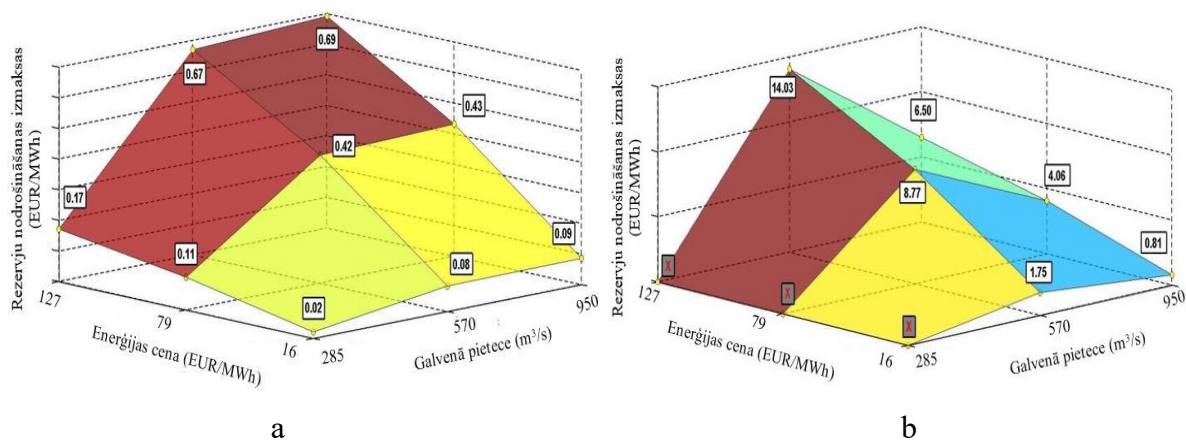
C scenārijs zināmā mērā ir īpatnējs tādā ziņā, ka NR režīmā gadījumā ar vidēju pieteci izmaksas ir gandrīz tikpat augstas kā gadījumā ar augstu pieteci vērtību (5.5. a att.), bet RR režīmā – pat augstākas (5.5. b att.). Turklāt gadījumā ar zemu pieteci nebija iespējams nodrošināt vēlamo rezerves jaudu.



5.3. att. Izmaksas, kas saistītas ar nerotējošās un rotējošās rezerves nodrošināšanu A scenārijā ar mainīgām vidējās enerģijas cenas un ūdens pieteces vērtībām.



5.4. att. Izmaksas, kas saistītas ar nerotējošās un rotējošās rezerves nodrošināšanu A1 scenārijā ar mainīgām vidējās enerģijas cenas un ūdens pieteces vērtībām.



5.5. att. Izmaksas, kas saistītas ar nerotējošās un rotējošās rezerves nodrošināšanu C scenārijā ar mainīgām vidējās enerģijas cenas un ūdens pieteces vērtībām.

Aplūkotie scenāriji un diagrammās atspoguļotie rezultāti ļauj secināt, ka rezervju uzturēšanas izmaksas ir stipri atkarīgas no cenām, ūdens pieteces un rezervuāru stāvokļa. Tas nozīmē, ka aplūkoto uzdevumu nepieciešams risināt katru dienu pēc jaunas informācijas saņemšanas un jaunu prognožu veikšanas. Tikai šādā gadījumā elektrostaciju operators var novērtēt rezervju uzturēšanas izmaksas un veiksmīgi rīkoties balansēšanas tirgū.

KOPĒJIE SECINĀJUMI

1. Lielākā Latvijā saražotās enerģijas daļa tiek ģenerēta Daugavas hidroelektrostacijās un Rīgas termoelektrocentrālēs. Rīgas termoelektrocentrāles vairumā gadījumu darbojas koģenerācijas režīmā, ko stipri ietekmē Rīgas labā krasta siltumenerģijas pieprasījums. Latvijas elektriskais tīkls ir savienots ar Lietuvu un Igauniju, caur tām – ar Skandināvijas valstīm un Poliju, kas nodrošina plašas eksporta un importa iespējas un darbību elektrības tirgū ar augstu brīvības pakāpi. Lai sekmīgi rīkotos tirgū, ir jāveic elektrostaciju darbības optimizācija, izvēloties staciju ikstundas darbības režīmus.
2. Režīmi tiek vadīti, novērojot ieejas un izejas procesus, modelējot iespējamās izmaiņas, izmantojot kādu no optimizācijas procedūrām, kas faktiski darbojas uz modeļa eksperimentu bāzes. Galvenā staciju darbības optimizācijas uzdevuma īpatnība izriet no uzdevuma nostādnes – režīmi ir jāizvēlas nākotnei (diennaktij uz priekšu, nedēļai, gadam un ilgākam posmam). Šādos apstākļos ieejas un izejas procesi tiek novēroti tikai daļēji.
3. Enerģijas ražošanu stipri ietekmē laika apstākļi – ārgaisa temperatūra, nokrišņi, mitrums, ūdens pietece Daugavā, vēja ātrums un tā virziens, saules radiācija. Rīgas TEC elektroenerģijas ražošanas apjoms ir stipri atkarīgs no siltuma pieprasījuma Rīgā. Enerģijas ražošanas apjoma mainīgums nosaka prognozēšanas uzdevumu nepieciešamību un svarīgumu.
4. Plānojot jaunu objektu būvniecību vai esošo rekonstrukciju, rodas optimizācijas uzdevums, ko nepieciešams risināt, ņemot vērā darbības apstākļus daudziem gadiem uz priekšu, rezultātā ir nepieciešams veikt objekta darbības apstākļu ikstundas prognozi daudziem gadiem uz priekšu. Prognozēšanas uzdevuma atrisināšana nepieciešama, plānojot darbību jebkurā ražošanas sfērā, jo prognozes dod informāciju par nākotni, par gaidāmo un iespējamo faktoru un procesu ietekmi uz plānotā objekta vai sistēmas darbību.
5. Procesu prognozēšanas algoritma izvēle un pamatošana notiek, izmantojot skaitliskos eksperimentus, pārbaudot konkrētā uzdevuma atrisināšanas pieejas un metodes un izvēloties labāko, kas spēj nodrošināt konkrētā uzdevuma atrisināšanu.
6. Bieži prognozes tiek veiktas, pamatojoties uz vēsturisko lielumu izmaiņu laikā mērījumu un reģistrācijas datu analīzi. Pastāvīgu sakarību atklāšanai un aprakstīšanai tiek izmantotas dažāda veida laukrindas.
7. Statistisko datu pārpilnība sarežģī prognozēšanu. Nepieciešams filtrs, kas ļautu izslēgt statistiskos datus, kas vislielākajā mērā ietekmē prognozi.
8. Daugavas HES kaskādes darbība tiek plānota, prognozējot *Nord Pool* elektrības cenas un ūdens pietece Daugavā. Tirgus apstākļos, izmantojot staciju elastīgumu, operators cenšas pārdot enerģiju augsto cenu periodā. Procesu prognozi izmanto trīs svarīgu uzdevumu atrisināšanai:
 - veidojot piedāvājumus elektroenerģijas tirgus operatoram;
 - sagatavojot rekonstrukcijas projektu skices;
 - sagatavojot jaunu elektrostaciju būvniecības projektus.

9. Procesu prognozēšanai var lietot mākslīgos neironu tīklus. Piemērota tīkla veida izvēle notiek, balstoties uz pētnieku rekomendācijām un iespējām izmantot pieejamos programmatūras produktus. Ņemot vērā *Matlab* pakotnes pieejamību, tika izvēlēts mākslīgais neironu tīkls laicrindu prognozēšanai, proti, *narxnet* tipa tīkls – nelineārs autoregresīvs neironu tīkls ar ārēju ieeju, kas tiek piedāvāts tehniskās skaitļošanas valodas *Matlab 2013a* neironu tīklu pakotnē.
10. Pēc tīkla veida izvēles, cenšoties paaugstināt prognožu precizitāti, nepieciešams atrisināt virkni sarežģītu uzdevumu:
 - konkretizēt ieejas-izejas procesus; ūdens pietece un tirgus cenu prognozēšanai par ieejas procesiem tiek izmantoti cenu un ūdens pietece ikstundas mērījumu vēsturiskie dati;
 - veikt vēsturisko datu iepriekšēju sagatavošanu;
 - veikt MNT parametru izvēli: a) apmācības procesa izmantoto reģistrēto datu laika periods; b) slēptā slāņa neironu skaits; c) tiešās saites aizkave; atgriezeniskās saites aizkave (*Fd*).
11. Tīkla veida un parametru izvēlei var izmantot prognozēšanas kļūdu minimizēšanas algoritmu un programmatūru, kas veic iespējamo tīkla veidu un parametru kombināciju pārļasi.
12. Sintezēto prognozēšanas programmatūras produktu pārbaude, izmantojot reālās tirgus cenas un Daugavas pietece mērījumu rezultātus, pierādīja iespēju prognozes veikšanai un izmantošanai.
13. Salīdzinoši aukstais klimats, augstās efektivitātes koģenerācijas staciju ar lielu elektroenerģijas saražošanas koeficientu esamība, lielais siltumenerģijas patērētāju skaits un patērētās enerģijas apjoms nosaka Rīgas siltumenerģijas pieprasījuma uzdevuma svarīgumu, veicot elektrostaciju režīmu vadību.
14. Siltumenerģijas pieprasījumu ietekmē daudzi faktori, daļai no tiem ir stohastisks raksturs. Daļa no faktoriem var būt un ir vadāmi. Realizēta sarežģīta vadības sistēma, kurā piedalās enerģijas ražotāji, siltumtīkli, siltummezglu operatori un tūkstošiem galapatērētāju.
15. Lai nodrošinātu nepārtrauktu, drošu un ekonomiski pamatotu patērētāju apgādi ar siltumenerģiju, ir ļoti svarīgi precīzi prognozēt siltumslodzi un uzdot pareizos siltumtīkla režīmus un parametrus. Vienlaikus ar siltumenerģiju koģenerācijas stacijās tiek ražota elektroenerģija, kas tiek pārdota atbilstoši tirgus noteikumiem. Atkāpes no plāna rada nozīmīgus ekonomiskos zaudējumus. Tādējādi precīza siltumslodzes prognozēšana ir svarīga gan siltuma piegādātājam, gan arī enerģijas ražotājam.
16. Rīgas centralizētās siltumapgādes prognozēšanai ir pieejami siltumslodzes ikstundas mērījumu rezultāti, temperatūras un citu laika apstākļus raksturojošo parametru mērījumi. Šie mērījumi tiek izmantoti par pamatu, plānojot siltuma un elektroenerģijas ģenerāciju.
17. Siltuma pieprasījums ir stipri saistīts ar ārējais temperatūru, kas ļauj izmantot laika apstākļu prognozes režīmu plānošanas nolūkos.
18. Rīgas elektrostaciju režīmu plānošanas uzdevuma atrisināšanai var izmantot polinomiālo vai MNT modeli, kuru koeficienti un struktūra tiek izvēlēti, izmantojot iepriekšējā gada

siltumslodzes un temperatūras mērījumu datus, temperatūras prognozes un skaitliskos eksperimentus labāko parametru izvēles nolūkos.

19. Prognozēšanas kļūdas rada nepieciešamību pirkt vai pārdot elektroenerģiju par balansēšanas (paaugstinātām) cenām, kas tikai vienas diennakts ietvaros vien var radīt ekonomiskos zaudējumus desmitiem tūkstošu eiro apmērā. Ieejas datu iepriekšēja sagatavošana var ievērojami paaugstināt prognožu precizitāti.
20. Tāda modeļa, kurā tiek izmantots MNT, precizitāti iespējams ievērojami uzlabot, veicot optimizāciju ar Montekarlo metodi.
21. MNT un polinomiālo modeļu izmantošana koalīcijā dod precizitātes paaugstinājumu salīdzinājumā ar neatkarīgiem modeļiem.
22. Izstrādātā rezerves nodrošināšanas izmaksu novērtēšanas programmatūra sniedz plašas iespējas aplūkot papildu scenārijus, kā arī ņemt vērā jaunu informāciju.
23. Ja enerģijas ražotājs nevar pilnā mērā piedalīties enerģijas vairumtirdzniecības tirgū saistībā ar ierobežojumiem, ko nosaka nepieciešamība nodrošināt rezerves, tad enerģijas ražošanas grafiks neizbēgami ir suboptimāls. Salīdzinot potenciālo nākamās dienas peļņu darbības režīmā bez ierobežojumiem ar peļņu, kādu var sasniegt, ja zināms jaudas apjoms tiek rezervēts, ir iespējams novērtēt minimālo atlīdzību, kāda nepieciešama, lai rezervju nodrošināšanu padarītu par pievilcīgu uzņēmējdarbības iespēju enerģijas ražošanas uzņēmumam.
24. Tika konstatēts, ka ūdens pieteces svārstīgumam ir ļoti ievērojams iespaids uz rezervju nodrošināšanas alternatīvajām izmaksām. Relatīvi augstam rezervētās enerģijas apjomam augstāka pieteces vērtība radīja lielākas rezerves nodrošināšanas izmaksas nekā gadījumos ar zemāku pieteces vērtību. Taču, ja rezervētās enerģijas apjoms ir relatīvi zemāks, attiecīgā līkne maina virzienu, un izmaksas kļūst lielākas gadījumos ar zemu pieteces vērtību. Šo efektu var izskaidrot ar divējādo veidu, kā rezervju nodrošināšana kavē hidroelektrostacijas efektīvu dalību nākamās dienas tirgū. Jo lielākas nerotējošās rezerves ir nepieciešamas, jo mazāka ir HES spēja izmantot tās ievērojamus ūdens resursus izdevīgā veidā. No otras puses, kad pietece ir maza, rotējošās rezerves, kas darbojas kā obligātās ražošanas jaudas, rada lielākus kavēkļus nekā lielas pieteces laikā, jo pēdējā gadījumā nedēļregulējamā hidroelektrostacija, iespējams, tik un tā darbotos stundās, kad cenas ir visaugstākās, taču, ja ūdens resursi ir ļoti ierobežoti, nepieciešama lielāka brīvība to izmantošanā, lai sasniegtu ienesīgumu, kas ir tuvs optimālajam.
25. Rezervju uzturēšanas izmaksas ir stipri atkarīgas no cenām, ūdens pieteces un elektrostaciju rezervuāru stāvokļa. Tas nozīmē, ka izmaksu novērtēšanas uzdevums ir jārisina katru dienu pēc jaunas informācijas saņemšanas un jaunu prognožu veikšanas. Tikai šādā gadījumā elektrostaciju operators var novērtēt rezervju uzturēšanas izmaksas un droši rīkoties enerģijas balansēšanas tirgū.

KOPSAVILKUMĀ IZMANTOTĀ LITERATŪRA

1. Laika prognozes formulējums. https://en.wikipedia.org/wiki/Weather_forecasting.
2. A. Sauhats, R. Varfolomejeva, R. Petrichenko, J. Kucajevs, "A stochastic approach to hydroelectric power generation planning in an electricity market," konferences "2015 IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC)" materiāli, 883.–888. lpp., 2015.
3. A. Sauhats, R. Petričenko, K. Baltputnis, Z. Broka, R. Varfolomejeva, "A Multi-Objective Stochastic Approach to Hydroelectric Power Generation Scheduling", konferences "2016 Power Systems Computation Conference (PSCC 2016)" materiāli, Itālija, Dženova, IEEE, 56.–62. lpp., 2016.
4. R. Varfolomejeva, T. Makalska, R. Petrichenko, K. Baltputnis, A. Sauhats, "The Costs of Environmental Limitations of HPPs in Cascade", konferences "2017 IEEE 12th PES PowerTech Conference Towards and Beyond Sustainable Energy Systems" materiāli, 1.–6. lpp., 2017.
5. A. Sauhats, R. Petričenko, Z. Broka, K. Baltputnis, D. Sobolevskis, "ANN-Based Forecasting of Hydropower Reservoir Inflow", RTU/IEEE 57. starptautiskās zinātniskās konferences enerģētikā un elektrotehnikā (RTUCON 2016) materiāli, Latvija, Rīga, IEEE, 267.–272. lpp., 2016.
6. A. S. Sauhats, H. H. Coban, K. Baltputnis, Z. Broka, R. Petričenko, R. Varfolomejeva, "Optimal Investment and Operational Planning of a Storage Power Plant". International Journal of Hydrogen Energy. Izdevējs: Elsevier Ltd., 41. sēj., 29. laidiens, 2016, 12443.–12453. lpp.
7. K. Baltputnis, Z. Broka, A. Sauhats, R. Petričenko, "Short-Term Optimization of Storage Power Plant Operation under Market Conditions". Konferences "2016 IEEE 16th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC 2016)" materiāli, Itālija, Florence, 7.–10. jūnijs, 2016. Piscataway: IEEE, 2016, 250.–256. lpp. ISBN 978-1-5090-2321-9. e-ISBN 978-1-5090-2320-2. Pieejams [tiešsaistē]: doi:10.1109/EEEIC.2016.7555466.
8. K. Baltputnis, A. S. Sauhats, O. Linkevičs, R. Petričenko, R. Varfolomejeva, Z. Broka, "Modeling of Water Utilization in Hydroelectric Power Plants on the Daugava River", RTU 56. starptautiskās zinātniskās konferences enerģētikā un elektrotehnikā (RTUCON 2015) materiāli, Latvija, Rīga, 14.10.2015., 47.–52. lpp.
9. R. Varfolomejeva, R. Petrichenko, A. Sauhats, J. Kucajevs, "An Optimization Algorithm Selection to Regulate the Power Plant Work", RTU 56. starptautiskās zinātniskās konferences enerģētikā un elektrotehnikā (RTUCON 2015) materiāli, Latvija, Rīga, 63.–68. lpp., izdevējs: IEEE.
10. A. Sauhats, R. Varfolomejeva, R. Petrichenko, J. Kucajevs, "A Stochastic Approach to Hydroelectric Power Generation Planning in an Electricity Market", konference "15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC 2015)",

- Itālija, Roma, 2015. gada 10.–13. jūnijs, 883.–888. lpp., izdevējs: IEEE, ISBN: 978-1-4799-7992-9.
11. Climate and Energy Package, European Commission. 2020. [Tiešsaistes resurss.] Pieejams: http://ec.europa.eu/clima/policies/strategies/2020/index_en.html.
 12. Combined heat and power (CHP). [Tiešsaistes resurss.] Pieejams: <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/indicators/combined-heat-and-power-chp-1/combined-heat-and-power-chp-2>. [Skatīts: 2017. gada 3. aprīlī.].
 13. Pārskats par augstvērtīgu koģenerāciju. [Tiešsaistes resurss.] Pieejams: https://ec.europa.eu/energy/sites/ener/files/documents/review_of_reference_values_final_report.pdf.
 14. Enerģijas biržas “Nord Pool” interneta vietne: <https://www.nordpoolgroup.com/the-power-market/>.
 15. “Latvenergo” interneta vietne: <https://www.latvenergo.lv/>.
 16. AS “Latvenergo” interneta vietne: https://www.latvenergo.lv/lat/par_mums/razosana/hes/.
 17. T. Kavzoglu, “Determining Optimum Structure for Artificial Neural Networks”, konferences “25th Technical Conference and Exhibition of the Remote Sensing Society” materiāli, Kārdifa, Apvienotā Karaliste, 675. lpp., 1999. gada 8.–10. septembris.
 18. J. G. De Gooijer, R. J. Hyndman, “5 Years of Time Series Forecasting”, Science Direct, International Journal of Forecasting 22 (2006), 443.–473. lpp.
 19. R. Silipo, P. Winters, “Big Data, Smart Energy, and Predictive Analytics. Time Series Prediction of Smart Energy Data”, ziņojums par datu analītiku, balstīts KNIME platformā: https://files.knime.com/sites/default/files/inline-images/knime_bigdata_energy_timeseries_whitepape.
 20. R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos, “Forecasting: Principles and Practice”, 3.1. nodaļa “Some Simple Forecasting Methods”, Monash University, Austrālija. [Tiešsaistes resurss.] Pieejams: <https://otexts.org/fpp2/>.
 21. MathWorks, “Getting Started with Neural Network Toolbox”, Videos and Webinars. Pieejams [tiešsaistē]: <https://se.mathworks.com/videos/getting-started-with-neural-network-toolbox-68794.html>.
 22. M. Dudzyk, A. Jagiello, S. Drapik, J. Prusak, “The Selected Real Tramway Substation Overload Analysis Using the Optimal Structure of an Artificial Neural Network”, IEEE materiāli, simpozījs “International Symposium on Power Electronics, Electrical Drivers, Automation and Motion (SPEEDAM)”, 2018. gada 20.–22. jūnijs, Amalfi, Itālija, 413.–417. lpp.
 23. J. Ciganek, J. Osusky, “Structure Optimization of Artificial Neural Networks Using Pruning Method”, IEEE materiāli, “Cybernetics & Informatics (K&I) 2018”, Lāzi pie Makitas, Slovākija, 1.–6. lpp.
 24. V. Komašilovs, “Mākslīgo neironu tīklu pielietojuma analīze tēlu atpazīšanas uzdevumos”. Bakalaura darbs. Latvijas Lauksaimniecības universitāte, Informācijas tehnoloģiju fakultāte, Datorsistēmu katedra.
 25. Wikipedia, the free encyclopedia. “Numerical weather prediction”. Pieejams: https://en.wikipedia.org/wiki/Numerical_weather_prediction.

26. NOAA (National centers for environmental information) “Global forecast system (GFS)”. Pieejams: <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/model-data/model-datasets/global-forecast-system-gfs>, Accu weather. Weather online radar. Pieejams: <https://www.accuweather.com/en/us/national/weather-radar-interactive>.
27. Математическое бюро. Основные оценки точности прогнозирования временных рядов. Pieejams: <http://www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov>.
28. Business Dictionary, “Naïve forecasting – Definition”. Pieejams: <http://www.businessdictionary.com/definition/na-ve-forecasting.html>.
29. M. Hassoum, Fundamentals of artificial neural networks, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
30. V. Z. Manusov, I. S. Makarov, S. A. Dmitriev, S. A. Eroshenko, “Training sample dimensions impact on artificial neural network optimal structure”, IEEE materiāli, konference “12th International Conference on Environment and Electrical Engineering”, 2013. gada 5.–8. maijs, Vroclava, Polija. Pieejams [tiešsaistē]: <https://ieeexplore-ieee-org.resursi.rtu.lv/document/6549608/>.
31. Y.-Y. Hsu, C.-C. Yang, “Design of artificial neural networks for short-term load forecasting. Part I: Self-organizing feature maps for day type selection”, IEE materiāli “Proceedings-C”, 138. sēj., Nr. 5, 1991. gada septembris, 407.–413. lpp.
32. MathWorks. Pieejams [tiešsaistē]: https://www.mathworks.com/help/nnet/ug/choose-a-multilayer-neural-network-training-function.html?s_tid=gn_loc_drop.
33. MathWorks. trainlm function description. Pieejams [tiešsaistē]: <https://se.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html>.
34. N. Eriksson, “Predicting demand in district heating systems. A neural network approach”, Upsalas Universitātes ziņojums, 2012. gada maijs: <http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:530099/FULLTEXT01.pdf>.
35. D. Fay, J. V. Ringwood, “On the Influence of Weather Forecast Errors in Short-Term Load Forecasting”, materiāli “IEEE Transactions on Power Systems” (25. sēj., 3. laidiens, 2010. gada augusts), 1751.–1758. lpp.
36. S. W. Smith, The Scientist and Engineer’s Guide to Digital Signal Processing, California Technical Publishing, San Diego, California, 1999. Pieejams [tiešsaistē]: https://users.dimi.uniud.it/~antonio.dangelo/MMS/materials/Guide_to_Digital_Signal_Process.pdf.
37. Wikipedia, the free encyclopedia. “Enumeration methods 5”. Pieejams [tiešsaistē]: https://www.wiki.uni-kl.de/bisor-orwiki/Enumeration_methods_5#Theory.
38. Latvijas Vides, ģeoloģijas, un meteoroloģijas centra interneta vietne: <https://www.meteo.lv/meteorologija-datu-meklesana/?&nid=461&>.
39. S.-T. Chen, D. C. Yu, A. R. Moggaddamjo, “Weather sensitive short-term load forecasting using non-fully connected artificial neural network”, materiāli “IEEE Transactions on Power Systems”, 7. sēj., Nr. 3, 1992. gada augusts. 1098.–1102. lpp.
40. H. Coban, R. Varfolomejeva, A. Sauhats, I. Umbraško, “Hydropower Plant Regime Management according to the Market Conditions”, kongresa “2nd International Congress

- on Energy Efficiency and Energy Related Materials (ENEFM2014)” materiāli, Turcija, Oludeniza, Fethije/Mugla, 2014. gada 16.–19. oktobris. Springer International Publishing, 2015, 141.–152. lpp. ISBN 978-3-319-16900-2. e-ISBN 978-3-319-16901-9. ISSN 2352-2534. e-ISSN 2352-2542. Pieejams [tiešsaistē]: doi:10.1007/978-3-319-16901-9_18.
41. K. Baltputnis, R. Petričenko, A. Sauhats, “ANN-Based City Heat Demand Forecast”, konferences “12th IEEE PES PowerTech Conference Towards and Beyond Sustainable Energy Systems” materiāli, Apvienotā Karaliste, Mančestra, 2017. gada 18.–22. jūnijs. Piscataway: IEEE, 2017, 1.–6. lpp. ISBN 978-1-5090-4238-8. e-ISBN 978-1-5090-4237-1. Pieejams [tiešsaistē]: doi:10.1109/PTC.2017.7981097.
 42. R. Petrichenko, D. Sobolevsky, A. Sauhats, “Short-term forecasting of district heating demand”, konference “IEEE 18th International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2nd Industrial and Commercial Power Systems Europe”, Itālija, Palermo, 2018. gads. IEEE Xplore, SCOPUS, Web of Science.
 43. Z. Weixiong, “Data Mining”. Pieejams [tiešsaistē]: <http://www.cs.wustl.edu/~zhang/teaching/cs514/Spring11/Data-prep.pdf>.
 44. XenonStack tīmekļa lapa, “Data Preprocessing and Data Wrangling in Machine Learning and Deep Learning”. Pieejams [tiešsaistē]: <https://medium.com/@xenonstack/data-preprocessing-and-data-wrangling-in-machine-learning-and-deep-learning-2122bc8daea9>.
 45. M. Hanmandlu, B. K. Chauhan, “Load Forecasting Using Hybrid Models”, materiāli “IEEE Transactions on Power Systems”, 26. sēj., Nr. 1, 20.–29. lpp., 2011. gada februāris.