

Jānis Pekša

AUTONOMAS LĒMUMPIEŅEMŠANAS ALGORITMU MODULARIZĒTA IMPLEMENTĀCIJA UZŅĒMUMA RESURSU PLĀNOŠANAS SISTĒMĀS

Promocijas darba kopsavilkums



RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte

Informācijas tehnoloģijas institūts

Jānis Pekša

Doktora studiju programmas “Informācijas tehnoloģija” doktorants

**AUTONOMAS LĒMUMPIEŅEMŠANAS
ALGORITMU MODULARIZĒTA
IMPLEMENTĀCIJA UZŅĒMUMA RESURSU
PLĀNOŠANAS SISTĒMĀS**

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskais vadītājs
profesors *Dr. sc. ing.*
JĀNIS GRABIS

RTU Izdevniecība
Rīga 2022

Pekša J. Autonomas lēmumpieņemšanas algoritmu modularizēta implementācija uzņēmuma resursu plānošanas sistēmās. Promocijas darba kopsavilkums. – Rīga: RTU Izdevniecība, 2022. – 37 lpp.

Iespiests saskaņā ar Promocijas padomes “RTU P-07” 2022. gada 5. oktobra lēmumu, protokols Nr. 22-6.



NACIONĀLAIS
ATTĪSTĪBAS
PLĀNS 2020



EIROPAS SAVIENĪBA
Eiropas Sociālais
fonds

IEGULDĪJUMS TAVĀ NĀKOTNĒ

Promocijas darbs izstrādāts ar Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultātes (34-12000-DOK.DITF/[18, 19, 20, 21]) doktorantu grantu atbalstu, ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu projektā “Izaugsme un nodarbinātība” SAM 8.2.2 un ar Informācijas tehnoloģijas institūta atbalstu.

<https://doi.org/10.7250/9789934227936>
ISBN 978-9934-22-793-6 (pdf)

PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS ZINĀTNES DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ

Promocijas darbs zinātnes doktora (*Ph. D.*) grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2022. gada 30. novembrī plkst. 14.30 Rīgas Tehniskās universitātes Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultātē, Zunda krastmalā 10, 102. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

Profesors, *Dr. habil. sc. ing.* Jurijs Merkurjevs,
Rīgas Tehniskā universitāte

Profesore *Dr. sc. comp.* Anita Jansone,
Liepājas Universitāte, Latvija

Asociētais profesors *Ph. D.* Bjorns Johansons (*Björn Johansson*),
Linčepingas Universitāte, Zviedrija

APSTIPRINĀJUMS

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

Jānis Pekša (paraksts) Datums:

Promocijas darbs ir uzrakstīts latviešu valodā, tajā ir ievads, sešas nodaļas, secinājumi, literatūras saraksts, 72 attēli, 22 tabulas, deviņi pielikumi, kopā 180 lappuses, ieskaitot pielikumus. Literatūras sarakstā ir 298 nosaukumi.

SATURS

Tēmas aktualitāte	5
Pētījuma mērķis	5
Pētījuma uzdevumi	5
Hipotēzes	6
Zinātniskā novitāte	6
Pētījuma metodes	7
Darba praktiskais lietojums	8
Autora publikācijas (2018–2022)	9
Promocijas darba struktūra	11
1. Vispārējs darba raksturojums.....	12
2. Literatūras apskats	15
3. Satvara projektēšana	18
4. Prognozēšanas risinājums	20
5. Eksperimentālais novērtējums	28
6. Praktiskais novērtējums	31
Darba kopējie secinājumi.....	32
Izmantotie informācijas avoti	34

Tēmas aktualitāte

Uzņēmumu resursu plānošanas sistēmas (angļu val. *ERPs – Enterprise Resource Planning Systems*; turpmāk tekstā – URP sistēmas) ir lielas modulāras uzņēmuma lietojumprogrammas, kas paredzētas lielākajai daļai uzņēmuma biznesa procesiem. Tās galvenokārt ir paredzētas transakciju apstrādei. Tomēr daudzos moduļos ir sarežģīta lēmumu pieņemšanas loģika (*Holsapple, Sena u. c., 2019*). Datu apstrādes loģika tiek uzskatīta par sarežģītu, ja tā paļaujas uz analītiskiem vai vadības modeļiem, lai noteiktu darbības virzienu biznesa procesu izpildē, un tai ir nepieciešamas zināšanas par citiem vadības modeļiem, kas atrodas ārpus URP sistēmas. Prognozēšana ir process, ar kura palīdzību var prognozēt nākotni, pamatojoties uz pagātnes datiem un izmantojot tendenču analīzes (*Januschowski, Gasthaus u. c., 2020*). Prognozēšana ir viena no pieejām, kas ir nepieciešama biznesam pieprasījumu apstrādei un lēmumu pieņemšanai, lai iegūtu lielāku peļņu un veiksmīgi turpinātu biznesa procesus (*Fiori un Foroni, 2020*). URP sistēmām ir ierobežotas prognozēšanas iespējas, kas atrodas pamatkodā (*Ruivo, Johansson u. c., 2020*). Uzņēmumi tērē daudz finansiālo līdzekļu, lai pielāgotu esošās metodes (*Olson, Johansson u. c., 2018*). Dažām URP sistēmām nav pieejamas pietiekamas prognozēšanas spējas, kas pamato nepieciešamību integrēt prognozēšanas algoritmus URP sistēmām.

Pētījuma mērķis

Promocijas darba mērķis ir izstrādāt satvaru, kas ļauj vienkāršot prognozēšanas metožu integrāciju URP sistēmās.

Pētījuma uzdevumi

1. Analizēt un novērtēt esošo situāciju lēmumpieņemšanas algoritmu implementāciju URP sistēmās, veicot literatūras analīzi un gadījumu izpēti no dažādiem aspektiem.
2. Izpētīt esošās URP sistēmas lēmumpieņemšanas algoritmus un novērtēt datu avotu izmantošanas iespējas ārpus URP sistēmām.
3. Projektēt un izstrādāt tipveida integrācijas metožu, kas nodrošinātu vienkāršotu integrācijas procesu URP sistēmās.
4. Optimizācijas modeļa formulēšana un implementācija tipveida integrācijas metodē.
5. Prognozēšanas algoritmu implementācija projektētajā satvarā.

6. Autonomās prognozēšanas, iztrūkstošo datu avotu algoritmu un satvara prognozēšanas novērtējums un salīdzinošās analīzes izstrāde.

Hipotēzes

1. hipotēze. Autonomas datu avotu apstrādes algoritms uzlabo prognozēšanas precizitāti.

2. hipotēze. Izstrādātā integrācijas metode vienkāršo prognozēšanas metožu integrācijas procesu URP sistēmās.

Zinātniskā novitāte

1. Metode trūkstošo datu aizpildīšanai ar vairākiem datu slāņiem, lai palielinātu prognozēšanas precizitāti.
2. Metode dažādo datu avotu dotās informācijas integrēšanu prognozēšanas nolūkos implementācijai URP sistēmās.
3. Autonomas satvars lēmumpieņemšanas algoritmu atkalizmantošanai prognozēšanai, kas ļauj iegūt aktuālāko modeli, nodrošina plašāku pārklājumu un reāllaika prognozēšanu.

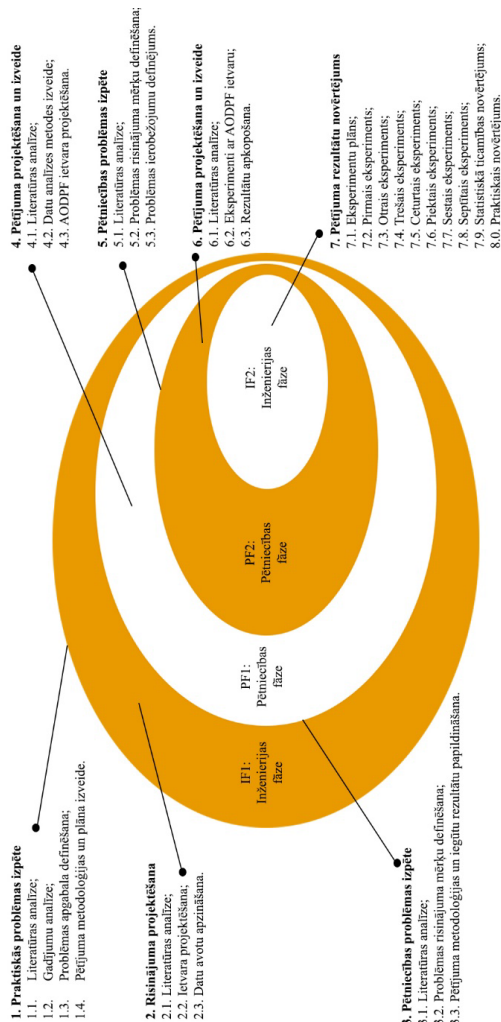
Metodes pamatā ir pieeja, kas ļauj vienkāršot prognozēšanas algoritmu integrāciju URP sistēmās, kas tiek papildināts ar kontrolēm un specifiskām lēmumpieņemšanas algoritmu novērtēšanas metodēm. Lai veiktu sekmīgu prognozēšanu, sākotnēji ir jāapzinās, kādu lēmumpieņemšanas algoritmu izmantot konkrētam datu avotam. Tā sekmīgai izvēlei ir nepieciešama centralizēta novērtēšanas metode, kas spētu uzsvērt lēmumpieņemšanas algoritma izvēli. Pēc sekmīgas izvēles ir nepieciešams izvēlēties laikrindas apgabalu, kas pārsvarā sastāv no trūkstošiem novērojumiem dažādu iemeslu dēļ:

- lai šo situāciju mazinātu vai pilnībā novērstu, ir nepieciešama metode, kas veiks iztrūkstošo datu aizpildīšanu, lai sekmētu prognozēšanu;
- precizējot rezultātu no viena datu avota, labā prakse liecina, ka ir nepieciešami vairāki datu avoti, kas stiprina iegūto rezultātu uzticamību. Šajā gadījumā ir nepieciešama metode, kas dažādo datu avotu dotās informācijas apvieno kopējā pieejā. Metode palielina precizitāti no dažādiem datu avotiem. Attiecīgās metodes integrēšana URP sistēmās, prognozēšanas nolūkos iegūstot biznesa iekšējos datu avotus, kā arī ārējo datu avotu izmantošana, lai sekmētu biznesa procesu lēmumus;

- atkal izmantojama prototips, ko var izmantot tipveida lietojamam ar citiem lēmumpieņemšanas algoritmiem.

Pētījuma metodes

Darba izstrādē izmantotās zinātniskās pētniecības metodes (1. att.) ir sistemātisks literatūras apskats un inženiertehniskās eksperimentēšanas metode, kas paredz izstrādāt analītisko modeli, eksperimentu plānu un statistiski analizēt eksperimentu rezultātus (*Brinkemper, 1996*).



1. att. Pētījuma metodika.

Inženierijas fāzei IF1 ir divas daļas. Pirmā – praktiskās problēmas izpēte, kas ietver literatūras analīzi, gadījumu analīzi, problēmas apgabala definēšanu un pētījuma metodoloģijas un plāna izveidi. Otrā IF1 daļa – risinājuma projektēšana, kas ietver literatūras analīzi, satvara projektēšanu un datu avotu apzināšanu.

Pētniecības fāzei PF1 ir divas daļas. Pirmā – pētniecības problēmas izpēte, kas ietver literatūras analīzi, problēmas risinājuma mērķu definēšanu un pētījuma metodoloģijas un iegūto rezultātu papildināšanu. Otrā PF1 daļa – pētījuma projektēšana un izveide, kas ietver literatūras analīzi, datu analīzes metodes izveidi un *AODPF* satvara projektēšanu.

Pētniecības fāzei PF2 ir divas daļas. Pirmā – pētniecības problēmas izpēte, kas ietver literatūras analīzi, problēmas risinājuma mērķu definēšanu un problēmas ierobežojumu definējumu. Otrā PF2 daļa – pētījuma projektēšana un izveide, kas ietver literatūras analīzi, eksperimentus ar *AODPF* satvaru un rezultātu apkopošanu.

Inženierijas fāzē IF2 dots pētījuma rezultātu novērtējums, kas ietver eksperimenta plānu, kurā ir septiņi eksperimenta scenāriji, un praktisko novērtējumu.

Promocijas darba īstenošanai izmantotas modernas pētniecības metodes: literatūras analīze, gadījuma izpēte, datu analīzes metodes, konteinerizāciju, biznesa procesa modelēšana un ekspertu novērtējuma metodes.

Darba praktiskais lietojums

1. URP sistēmu novērtēšanas nepilnību apkopojums. Analizējot literatūru un veicot gadījumu izpēti, apkopojumā identificētas tipiskākās URP sistēmas integrācijas nepilnības. Apkopojums izmantojams esošo URP sistēmu biznesa procesu uzlabošanai un nākotnes procesu pilnveidošanai.
2. Uzlabotas URP sistēmas modeļu spējas, piemēram, *SAP ERP*, *MS Dynamics* un *Oracle* URP, kurās nav pieejamas visas prognozēšanas iespējas. Samazinās pieprasījums pēc augsti kvalificēta darba spēka, kas spēj programmēt *ABAP* programmēšanas valodā un citās, kurās nav nepieciešamo prognozēšanas metožu. Prognozēšanas metodes ir jāveido no jauna, un tās ir nerentablas. Sākot veikt izmaiņas URP sistēmas kodolos, tiek novēroti dažādi izaicinājumi, piemēram, īpašnieka sistēmā ir ierobežots skaits speciālistu, kas var veikt konkrēto uzdevumu; veicot jaunas fundamentālas izmaiņas URP sistēmās, tās ilgtermiņā ir nepārtraukti jāuzlabo, kas ne vienmēr ir rentabli. Piedāvātā metode ļaus būt brīvi pieejamai un

integrējamai URP sistēmā neatkarīgi no programmēšanas koda un speciālistu pieejamības. Metode nodrošinās arī atkārtojama risinājuma pamatu, kas būs pieejams plašākai sabiedrībai.

3. Jauna ārpakalpojuma iespēja URP sistēmas lietotājiem un klientiem – satvars.

Autora publikācijas (2018–2022)

1. Peksa, J., Grabis, J., Integration of the Autonomous Open Data Prediction Framework in ERP Systems. **No:** *Proceedings of the 24th International Conference on Enterprise Information Systems – Volume 1*. 2022. 251–258. lpp. ISBN 978-989-758-569-2, ISSN 2184-4992 (ieguldījums **90 %**, **Scopus**).
2. Pekša, J., Experimental Evaluation of Autonomous Open Data Prediction Framework (AODPF). **No:** *IEEE 9th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE)*. Latvija, Rīga, 25.–26. novembris, 2021. USA: IEEE, 2021, 1.–6. lpp. ISBN 978-1-6654-6712-4. ISSN 2689-7334. e-ISSN 2689-7342. Pieejams: doi:10.1109/AIEEE54188.2021.9670032 (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).
3. Peksa, J., An Automated Algorithm Implementation to Fill Missing Points with Euclidean Approach. **No:** *4th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT 2021)*. HI, USA. 2021 (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).
4. Peksa, J., Autonomous Data-Driven Integration into ERP Systems. **No:** *Design, Simulation, Manufacturing: The Innovation Exchange*. 2021. 223.–232. lpp. (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).
5. Pekša, J., Prediction Framework Integration into ERP Systems. **No:** *2020 61th International Scientific Conference on Information Technology and Management Science of Riga Technical University (ITMS 2020): Proceedings*. Latvija, Rīga, 15.–16. oktobris, 2020. Piscataway: IEEE. 2020 (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).
6. Pekša, J., Autonomous Data-Driven Integration Algorithm. **No:** *ICCBDC '20: Proceedings of the 2020 4th International Conference on Cloud and Big Data Computing*. Lielbritānija, Liverpool, 26.–28. augusts, 2020. New York: ACM. 2020. 63.–67. lpp. ISBN 978-1-4503-7538-2. Pieejams: doi:10.1145/3416921.3416939 (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).

7. Pekša, J., Prediction Framework with Kalman Filter Algorithm. **No:** *Information*. 2020. 11 (11). ISSN 2078-2489. Pieejams: doi:10.3390/info11070358 (ieguldījums **100 %**, *Scopus*).
8. Pekša, J., Autonomous Open Data Prediction Framework. **No:** *The 7th IEEE Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE'2019)*. Latvija, Liepāja, 15.–16. novembris, 2019. Piscataway: IEEE, 2019 (ieguldījums **100 %**, *Scopus*).
9. Grabis, J., Kampars, J., Pinka, K., Pekša, J., A Data Streams Processing Platform for Matching Information Demand and Data Supply. **No:** *Information Systems Engineering in Responsible Information Systems: CAiSE Forum 2019: Proceedings. Lecture Notes in Business Information Processing*. 350. Itālija, Rome, 3.–7. jūnijs, 2019. Cham: Springer. 2019. 111.–119. lpp. ISBN 978-3-030-21296-4. e-ISBN 978-3-030-21297-1. Pieejams: doi:10.1007/978-3-030-21290-2 (ieguldījums **10 %**, *Scopus*).
10. Pekša, J., Adaptive Kalman Filter Forecasting for Road Maintainers. **No:** *Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference*. 2. Latvija, Rezekne, 20.–22. jūnijs, 2019. Rezekne: Rēzeknes Tehnoloģiju akadēmija, 2019, 109.–113. lpp. ISSN 1691-5402. e-ISSN 2256-070X. Pieejams: doi:10.17770/etr2019vol2.4134 (ieguldījums **100 %**, *Scopus*).
11. Pekša, J., Forecasting Missing Data Using Different Methods for Road Maintainers. **No:** *Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference*. 2. Latvija, Rēzekne, 20.–22. jūnijs, 2019. Rēzekne: Rēzeknes Tehnoloģiju akadēmija, 2019, 104.–108. lpp. ISSN 1691-5402. e-ISSN 2256-070X. Pieejams: doi:10.17770/etr2019vol2.4120 (ieguldījums **100 %**, *Scopus*).
12. Pekša, J., Decision-Making Algorithms for ERP Systems in Road Maintenance Work. **No:** *Information and Software Technologies: 25th International Conference (ICIST19): Proceedings*. Lietuva, Vilnius, 10.–12. oktobris, 2019. Cham: Springer, 2019, 44.–55. lpp. ISBN 978-3-030-30274-0. Pieejams: doi:10.1007/978-3-030-30275-7_5 (ieguldījums **100 %**, *Scopus*).
13. Pekša, J., Rubulis, K., Operations Research Model Formulation for Road Maintenance Case. **No:** *Information Technology and Management Science*. 2019.

- 22 2.–36. lpp. ISSN 2255-9086. e-ISSN 2255-9094. Pieejams: doi:10.7250/itms-2019-0005 (ieguldījums **90 %**, **EBSCO**).
14. Pekša, J., Forecasting using Contextual Data in Road Maintenance Work. **No: 2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2018): Proceedings**. Lietuva, Vilnius, 8.–10. novembris, 2018. Piscataway: IEEE, 2018, 1.–6. lpp. ISBN 978-1-7281-2000-3. e-ISBN 978-1-7281-1999-1. Pieejams: doi:10.1109/AIEEE.2018.8592085 (ieguldījums **100 %**, **Scopus**).
15. Pekša, J., Extensible Portfolio of Forecasting Methods for ERP Systems: An Integration Approach. **No: Information Technology and Management Science**. 2018. 21. 64.–68. lpp. ISSN 2255-9086. e-ISSN 2255-9094. Pieejams: doi:10.7250/itms-2018-0010 (ieguldījums **100 %**, **EBSCO**).
16. Pekša, J., Grabis, J., Integration of Decision-Making Components in ERP Systems. **No: ICEIS 2018: Proceedings of the 20th International Conference on Enterprise Information Systems**. 1. Spānija, Funchal, 21.–24. marts, 2018. [S.l.]: SciTePress, 2018, 183.–189. lpp. ISBN 978-989-758-298-1. Pieejams: doi:10.5220/0006779601830189 (ieguldījums **50 %**, **Scopus**).

Datubāzē *Scopus* izdeksētas piecas autora zinātniskās publikācijas, kas nav saistītas ar promocijas darbu.

Promocijas darba struktūra

Promocijas darbā ir sešas nodaļas. 1. nodaļā sniegts vispārējs darba raksturojums, t. sk. pamatota risināmā problēma, definēts darba mērķis, uzdevumi un pierādāmās hipotēzes, kā arī izklāstīta promocijas darba pētījumu metodika, galvenie rezultāti un darba struktūra. 2. nodaļā definēti promocijas darbā izmantotie pamatjēdzieni un literatūras apskats. 3. nodaļā izklāstīts satvara projektējums. 4. nodaļā aprakstīts prognozēšanas risinājums. 5. nodaļā dots septiņu eksperimentu scenāriju novērtējums. 6. nodaļa ietver praktisko novērtējumu.

1. VISPĀRĒJS DARBA RAKSTUROJUMS

URP sistēma implementē vairākus procesus, un šo procesu daļa ir prognozēšana, ko var izteikt kā kopu P . Procesu izpildes rezultātā URP sistēmā iegūst transakciju datu kopu D . Procesu izpildei nepieciešamo prognožu iegūšanai izmanto vēsturiskajos datos balstītu prognozēšanas modeļu kopu M . Tādējādi URP sistēmās implementēto prognozēšanas funkcionalitāti raksturo kopa $PURP$:

$$PURP = \langle P, D, M \rangle \quad (1.1.)$$

$PURP$ prognozēšanas pieejas būtiskākais trūkums ir tas, ka tā izmanto tikai URP sistēmā pieejamos datus un funkcionalitāti. $PURP$ alternatīva ir prognozēšana datu noliktavā, kas apzīmēta ar PDW , kur P' ir procesi, kuros izmanto prognozes. Dati no URP sistēmas apzīmēti ar $D1$, un datus no ārējām sistēmām apzīmē ar $D2$. Arī datu noliktavā izmantot prognozēšanas modeļus, kas ir izteikti iepriekš kā M .

$$PDW = \langle P', D1, D2, M \rangle \quad (1.2.)$$

PDW ierobežojums ir tas, ka process ir statistisks un piesaistīts datu noliktavas shēmai. PDW paplašinājums ir IP jeb integrētā prognozēšanas pieeja. Tā apvieno URP sistēmas procesus $P1$ un $P2$ procesu, kas norit dabā jeb faktiskos notikumus. IP pieejai ir pieejami dati no URP sistēmas ($D1$) un dati $D3$, kas ir pieejami no dažādiem sensoriem jeb pieejami ārpus URP sistēmas, kas mēra $P2$ procesu. Atšķirībā no $D2$ $D3$ nav piesaistīti datu noliktavas shēmai. IP ir arī paplašinātais prognozēšanas modelis M' , kurā ir plašāks modeļu klāsts nekā iepriekšējā M prognozēšanas modelī:

$$IP = \langle P1, P2, D1, D3, M' \rangle \quad (1.3.)$$

Risināmā problēma ir, kā kartēt $P2$ uz $P1$, piesaistot datus. Piemērs ir ceļu uzturēšanas URP sistēmas $P1$ ceļu uzturēšanas process, kur $D1$ ir informācija par ceļiem URP sistēmā, kas ir ierobežota ar konkrētu ceļa posma garumu. $P2$ ir faktiskie notikumi uz ceļa (piemēram, palielināta plūsma, negadījumi, apledojums u. tml.), un $D3$ ir sensoru dati, kuru galvenā problēma ir tā, ka tie ir nevienmērīgi sadalīti (piemēram, vienā atrašanās vietā ir sensors, citā – nav). URP sistēmā $D1$ un $D2$ ir vienmērīgi sadalīti, savukārt $D3$ ir nevienmērīgi sadalīti dati. Problēma ir, kā IP kartējot var piesaistīt $D3$, lai iegūtu prognozes no pieejamajiem D . Otrs piemērs ir klientu pieprasījuma prognozēšana, kur URP sistēmā ir pieprasījumu saraksts, kuram ir nepieciešama pieprasījuma prognoze $PURP$, savukārt, ja ir IP process, kad informācija par klientu ir mainīga un ļoti atšķirīga, katram klientam ir nepieciešama prognoze, tad

var izmantot *IP*, lai sakārtotu datus tā, lai būtu iespējams veikt attiecīgu prognozi katram klientam. Lēmumpieņemšana, kas definēta kā *L* konkrētā gadījumā, kad *M'* sasniedz noteiktu robežvērtību. Problēma tiek risināta zinātnes nozarē “Elektrotehnika, elektronika, informācijas un komunikāciju tehnoloģijas” un tās apakšnozarē “Sistēmu analīze, modelēšana un projektēšana”.

Problēmas

1. URP sistēmās ir ierobežotas prognozēšanas iespējas, tāpēc ir nepieciešama *IP* pieeja.
2. URP sistēmās ir ierobežoti resursi, lai piesaistītu dažādus datu avotus, tāpēc ir nepieciešams *PWD* patapinājums, izmantojot *IP* procesu.
3. URP sistēmās ir vienmērīgi sadalīti dati; lai spētu piesaistīt nevienmērīgi sadalītus datus, ir nepieciešama *IP* pieeja.
4. URP sistēmās ir ierobežoti resursi, lielapjoma prognozēm ir nepieciešami lielapjoma resursi, tāpēc vajadzīgs ārējs risinājums.
5. Ir jāizstrādā modelis, kas spētu veikt datu transformāciju, datu sagatavošanu pēc vienota modeļa.
6. Nav vienotas pieejas URP sistēmās *IP* spēju nodrošināšanai, tāpēc ir nepieciešams satvars.

Promocijas darbā izmantoto pamatjēdzienu definīcijas

- **Prognozēšanas modelis** tiek izmantots nākotnes datu prognozēšanai kā pagātnes datu funkcija. To ir lietderīgi izmantot, ja ir pieejami iepriekšējie skaitliskie dati un ja ir pamatoti pieņemt, ka sagaidāms, ka daži no datu modeļiem turpināsies arī nākotnē. Darbā tiek definēts kā *M*. Izmantojot algoritmus, kā pieeja, kuras izmantošanai tiek iegūti prognozēšanas modeļi, kas tiek iegūti, palaižot algoritmus pār treniņa datiem un algoritmi tiek izmantoti, lai iegūtu jaunus prognozēšanas modeļus un iegūtu jaunus datus, kā arī to parametrus, kuras ir ieejas prognozēšanas modeļos. Dažādiem datiem var atšķirties prognozēšanas modeļi no tiem pašiem datiem ar atšķirīgiem algoritmiem.
- **Lēmumpieņemšanas modelis** ietver vismaz vienu darbības aksiomu. Darbība ir “Ja, tad” (angļu val. *IF-THEN*) formā kārtula. Darbības aksioma pārbauda “Ja, tad”, pirms nosacījums ir izpildīts, pamatojoties uz zināšanām, lai pieņemtu lēmumu. Lēmuma modelis var būt arī saistītu lēmumu, informācijas un zināšanu tīkls, kas pārstāv lēmumu pieņemšanas pieeju, ko var izmantot atkārtoti.

- **Satvars** ir prognozēšanas risinājums ar atkal izmantojamu satvara prototipu, kas ietver prognozēšanas risinājumu ar vairākām iebūvētām prognozēšanas metodēm, tādām kā *AR*, *ARMA*, *ARIMA* un Kalmana filtrs, kura sasniegtos rezultātus var integrēt URP sistēmās, izmantojot tipveida integrācijas metodi.
- **Integrācijas metode** ir implementācijas process pakāpeniski no pieejamiem datiem līdz rezultātu saņemšanai URP sistēmās, ko var izmantot neatkarīgi no datu un URP sistēmas dažādības. Tehniskais risinājums ir tīmekļa pakalpojums (angļu val. *Web Service*), kas spēj nodrošināt integrāciju starp tīmekļa pakalpojumu un URP sistēmu izmantošanu.
- **Prognozēšanas risinājums** ir datu apstrādes metode, kas ļauj novērtēt datu pieejamību un kvalitāti, piemēram, vai dati nav iztrūkstoši, ja tādi ir, iztrūkstošo datu metode ļauj aizpildīt iztrūkstošos datus tā, lai spētu uzlabot prognozes. Konkrētiem datiem tiek lietotas fiksētas prognozēšanas metodes, lai iegūtu labāko modeli konkrētiem datu punktiem. Priekšapstrāde ir veikta un esošās prognozēšanas metodes ir izmantotas, ievietojot prognozēšanas modeli, kas spēj automatizētā veidā noteikt, cik daudz datu punktus jāņem, lai spētu konkrētā prognozēšanas metodē noteikt labāko prognozēšanas modeli, ar kura palīdzību var prognozēt nākotnes tendences. Pēc priekšapstrādes un labāka prognozēšanas modeļa identificēšanas, iegūstot lēmumpieņemšanas modeli, kas tiek definēts pēc noteiktām robežvērtībām, kurām ir jābūt sasniegtām konkrētā gadījumā.
- **Datu apstrādes metode.** Nepieciešams izmantot vairākas datu apstrādes metodes. Pirmkārt, datu vākšana, kur dati tiek apkopoti, piemēram, iegūti no dažādiem datu avotiem: brīvpieejas; uzņēmuma dati; brīvi pieejamie valsts dati; otrkārt, datu sagatavošana, piemēram, lai noteiktu, vai dati ir patiesi un vai datiem ir jāveic datu transformācijas uz diskrētām laikerindām; treškārt, izpētes datu analīze, piemēram, noteikt datu tendenci, stacionaritāti un sezonālītāti, kas nepieciešama prognozēšanas metodēm.

2. LITERATŪRAS APSKATS

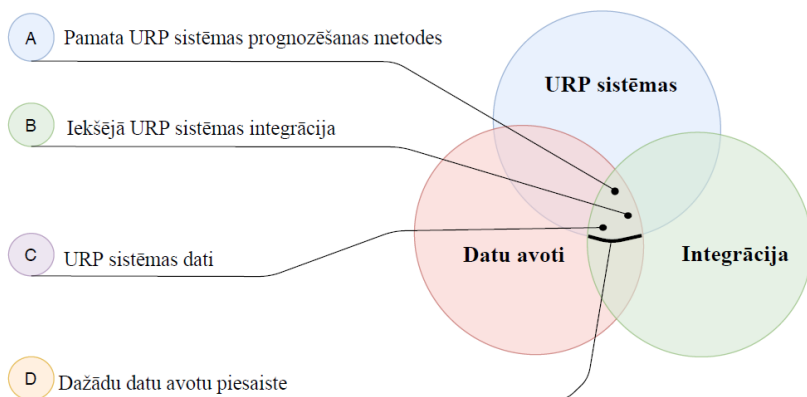
Pašreizējā zinātnības līmeņa novērtēšanai un aktuālo pētījuma virzienu noteikšanai ir veikts sistemātisks literatūras apskats. Tā īstenošanai izmantotas bibliogrāfiskās datubāzes *Scopus*, *Web of Science* u. c., kā arī bibliogrāfiskie datu analīzes rīki (*Donthu, Kumar* u. c., 2020).

1.1. tabula

Sākotnējā atslēgvārdu kopa

Atslēgas vārdi (latviešu val.)	Keywords (angļu val.)
uzņēmuma resursu plānošanas sistēmas	<i>enterprise resource planning systems</i>
URP sistēmas	<i>ERP systems</i>
lēmumpieņemšanas	<i>decision-making</i>
prognozēšana	<i>forecasting</i>
informācijas sistēmas integrācija	<i>information systems integration</i>
uzlabotas plānošanas sistēmas	<i>advanced planning systems</i>

Atlasot rezultātus *Scopus* datubāzē pēc 1.1. tabulā minētajiem atslēgas vārdiem, kopējā kopa veido 1,080,440 dokumentu (20.03.2021.) (Pekša un Grabis, 2018). Lai meklēšanas rezultāti būtu precīzāki un atbilstošāki, no visiem pieejamajiem rezultātiem tika atlasīti tikai brīvpieejas zinātniskie raksti, kas publicēti angļu valodā no 2017. līdz 2020. gadam, ņemot vērā to, ka tieši pēdējo piecu gadu pieejamie zinātniskie raksti ir viss aktuālākie rezultāti. 1,582 dokumenti tika eksportēti uz *VOSviewer* rīku padziļinātai analīzei. Padziļinātā analīze ļauj atrast prognozēšanas metožu izmantošanu dažādās URP sistēmās (*Ren un Chan*, 2020). *VOSviewer* (2.1. att.) divi atslēgas vārdi ar vislielāko biežumu ir “*decision-making*” un “*forecasting*”, kuri ir pamata atslēgvārdiem darbā. Abi atslēgas vārdi kopā veido 13 klasterus, no tiem “*decision-making*” klasteris veido 524 saites kopējo saišu ietekmi 18 123 un “*forecasting*” klasteris veido 474 saites kopējo saišu ietekmi 2407.



2.2. att. Literatūras apskata rezultātu kopa.

No veiktā literatūras apskata var secināt, ka pamata URP sistēmas prognozēšanas metodes ir ierobežotas un neaptver visas prognozēšanas metodes. Arī iekšējā URP sistēmas integrācija ir ierobežota, un pieejamie resursi ir ierobežoti. URP sistēmas dati nav pietiekami, lai paaugstinātu prognozēšanas precizitāti. Lai risinātu iepriekš minēto, ir nepieciešams piesaistīt vairākas prognozēšanas metodes un dažādus datu avotus, kas ir pieejami ārpus URP sistēmas, lai uzlabotu prognozēšanas precizitāti.

3. SATVARA PROJEKTĒŠANA

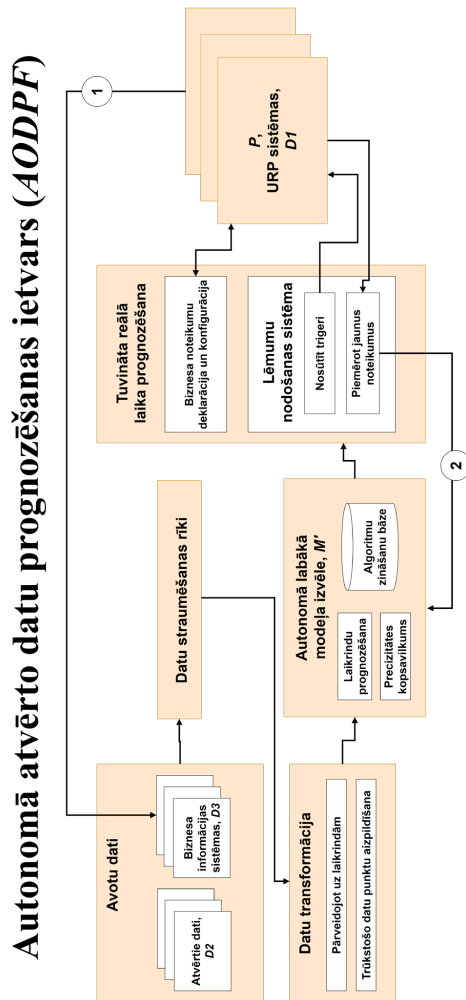
Prognozēšanas modeļu integrēšanai URP sistēmās ir izstrādāts satvars, kas tiek dēvēts par autonomu atvērto datu prognozēšanas satvaru (angļu val. *AODPF – Autonomous Open Data Prediction Framework*) (Pekša, 2019a). Tas atbalsta *IP* prognozēšanas pieeju, kas ir nepieciešama, lai varētu veikt prognozēšanu ar atvērtiem dažādu avotu datiem. *AODPF* nodrošina automatizētu algoritmu izvēli un rezultātu nodošanu URP sistēmām (3.1. att.).

AODPF satvarā prognozēšanas un datu apstrādes funkcionalitāte ir nodalīta no URP sistēmas, kurā tiek īstenots biznesa process P , kam ir nepieciešama prognoze. Prognozi nodrošina tuvināta reāllaika prognozēšanas komponente. Prognozēšanai tiek izmantoti reāllaika, vēsturiskie dati un autonomo labākā modeļa izvēle. Reālā laika datu avoti ir procesa īstenošanas faktiskie mērījumi un konteksta dati, kas tiek izgūti no atvērtajiem datu avotiem un biznesa informācijas sistēmām. Pirmā atgriezeniskā saite ļauj integrēt arī aktuālos datus no URP sistēmas. Reālā laika apstrādei tiek izmantoti datu straumēšanas rīki. Datu transformēšanas laikā tiek veikta datu regularizēšana un trūkstošo datu aizpildīšana (Pekša, 2019b; Pekša, 2021a).

Viena no *AODPF* satvara svarīgākajām iespējām ir autonomā labākā modeļa izvēle. Tā izmanto modeļu bāzi, kurā ir pieejama informācija par dažādiem prognozēšanas modeļiem. Modeļu izvēles algoritms atrod prognozēšanai piemērotu datu kopu un izvērtē modeļu piemērotību šai datu kopām. Modeļu bāzi var papildināt ar dažādiem problēmapgabalam pielāgotiem modeļiem. Datu kopas pielāgošana ļauj ņemt vērā strukturālas izmaiņas datus. Labākais modelis tiek izmantots prognozēšanai un prognozes precizitātes novērtēšanai. Tuvināta reālā laika prognozēšanas komponente specifificē biznesa likumus, kādā veidā prognoze ietekmē biznesa procesu izpildi. Pamatojoties uz prognozi, tiek pieņemts lēmums par biznesa procesa izpildes turpmāko virzienu, kas tiek nodots URP sistēmai. URP sistēma atgriež datus par procesa izpildes efektivitāti, kas ļauj uzlabot lēmumpieņemšanu. Otrā atgriezeniskā saite nodrošina jaunu parametru piemērošanu M' no URP sistēmas (Pekša & Grabis, 2018; Pekša, 2018a).

AODPF nodrošina URP sistēmai nepieciešamās prognozes, ļauj datošanas ziņā nodalīt URP sistēmas biznesa procesu izpildes funkcionalitāti un prognozēšanu, kas ir analītisks uzdevums, apvienot un apstrādāt datus no dažādiem datu avotiem un izvēlēties konkrētai situācijai piemērotāko prognozēšanas modeli. *AODPF* satvarā ir

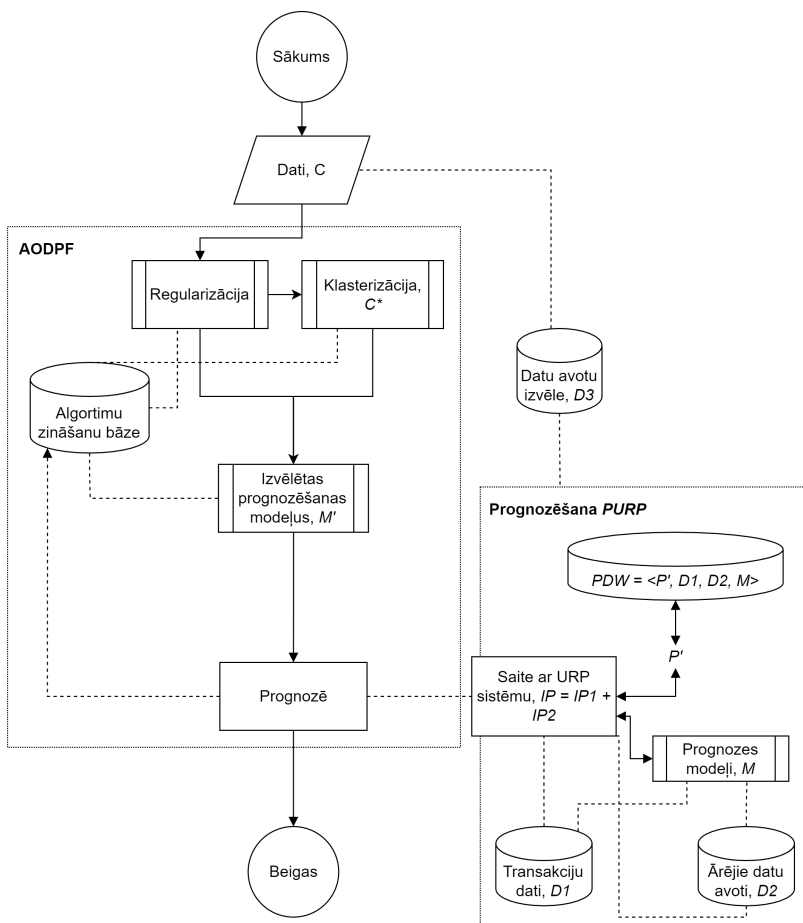
vairākas komponentes. Avotu datu komponente – saite uz C ar D no D1, D2 un D3. Datu straumēšanas rīku komponente – izmantojot dažādus rīkus, tiek nodrošināta datu pieejamība un tās iespējas. Datu transformācija komponente – tiek izmantota, lai varētu veikt prognozes, izmantojot trūkstošo datu punktu aizpildīšanas pieeju un datu transformāciju uz laukrindām. Autonomā labākā modeļa izvēles komponente – labākā modeļa atrašana un uzturēšana zināšanu bāzē. Tuvināta reālā laika prognozēšanas komponente – izmantojot zināšanās balstītus modeļus, var tikt nodrošinātas reāllaika prognozes (Pekša, 2021b).



3.1. att. AODPF satvars.

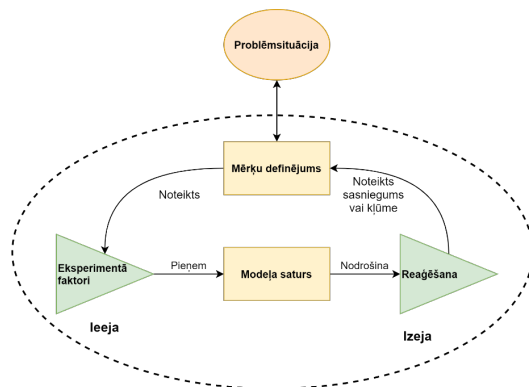
4. PROGNOZĒŠANAS RISINĀJUMS

AODPF satvara darbības pamatā ir datu transformācijas un labākā modeļa izvēles algoritms (4.1. att.). *AODPF* satvarā izmantotais paplašinātais prognozēšanas modelis M' , kas izmanto URP sistēmā pieejamos transakcijas datus $D1$, un ārējie dati $D2$ jāpapildina ar $D3$. M' tiek izmantots *AODPF* satvara labākā modeļa izvēles komponentes. $D3$ var paaugstināt iespējamo precizitāti prognozēm, kas tiek iegūtas no zināšanu bāzes, kurā tiek glabāti vairāki M' kā paplašinātie prognozēšanas modeļi. Sniedzot priekšrocību izmantot iepriekš definētu paplašinātu prognozēšanas modeli un izmantotu zināmu M' , neveicot atkārtotus algoritmu darbības ar *AODPF* labākā modeļa izvēles komponenti, ja ieejas parametri nav mainījušies nevienmērīgi sadalītiem datiem $D3$ un $D1$, tad tiek izmantoti $D2$ dati, kas arī nav mainījušies. URP sistēma implementē vairākus procesus, un šo procesu daļa ir prognozēšana P . URP sistēmā P iegūst transakciju datu kopu D . Procesu izpildei nepieciešamo P iegūšanai izmanto vēsturiskajos datos balstītu prognozēšanas modeļu kopu M . URP sistēmās implementēto prognozēšanas funkcionalitāti raksturo kopa $PURP$. $PURP$ alternatīva ir prognozēšana datu noliktavā PDW , kur P' ir procesi, kuros izmanto prognozes. Arī datu noliktavā izmanto prognozēšanas modeļus M . PDW paplašinājums ir IP integrētā prognozēšanas pieeja. Tā apvieno URP sistēmas procesus $P1$ un $P2$ faktiskos notikumus. IP pieejai ir pieejami dati no URP sistēmas $D1$ un dati $D3$, kas ir pieejami no dažādiem sensoriem jeb pieejami ārpus URP sistēmas, kas mēra $P2$ procesu. *AODPF* satvarā dati C tiek nodoti uz regularizācijas procesu, ja nepieciešams, tiek veikta datu klasterizācija C^* , ja nē, tad tā tiek nodota uz M' . Algoritmu zināšanu bāzē tiek glabāti vēsturiskie prognozēšanas rezultāti. Tiek uzturēta saite starp URP sistēmu un *AODPF* satvaru, kur $IP1$ un $IP2$ apvienojot veido integrētu prognozēšanu, izsakot kā IP apvienotu procesu. $IP1$ ir ceļa uzturēšanas procesa integrācija, un $IP2$ ir faktisko notikumu uz ceļa integrācija. Saite ar URP sistēmu nodrošina parametru nodošanu uz *AODPF* satvaru, kā arī triggera nosūtīšanu pie noteikta rezultāta.



4.1. att. AODPF satvara darbības algoritms.

Algoritma integrācija AODPF satvarā ir nozīmīga, lai veiktu nepārtrauktu prognozēšanu. Bez algoritma atbilstošas pievienošanas AODPF satvara nav iespējams veikt iztrūkstošo datu aizpildīšanu, izmantojot standartizētu modeļa saturu (4.2. att.), algoritms tiek implementēts AODPF satvarā.



4.2. att. Integrācijas modeļa konceptuālais modelis (aizgūts no (Robinson, 2008)).

Prognoze tiek izmantota lēmumpieņemšanas modelī, kas ģenerē lēmumus. Lēmumpieņemšanas modelis ir specifisks konkrētam problēmapgabalam. Promocijas darbā modelis ir formulēts lineāras programmēšanas modeļa veidā un paredzēts lēmumu pieņemšanai ceļu uzturēšanā (Pekša & Rubulis, 2019). Matemātiskā modeļa definēšanai sākotnēji tiek iezīmēta ceļu uzturēšanas problēma. Ir jāzina, vai ziemas mēnešos ceļa stāvoklis ir apmierinošs vai tomēr bīstams, kurā brīdī ceļa uzturētājam vajadzētu reaģēt. Ja noteiktā posmā ir apmierinošs ceļa seguma stāvoklis, tad uzturēšanas darbi nav jāveic. Ja ceļa stāvoklis nav atbilstošs, ir jāveic uzturēšanas darbi. Ceļa stāvokļa prognozēšanai izmanto datus no ceļa malā esošajām metroloģiskajām stacijām, kuru skaits katru gadu palielinās, taču joprojām nevienmērīgi pārklāj valsts teritoriju (Pekša, 2021c; Pekša, 2020b; Pekša, 2020c).

AODPF satvars nodrošina ceļa stāvokļa prognožu iegūšanu, kas tiek izmantotas matemātiskās prognozēšanas modelī, lai pieņemtu lēmumu par ceļa uzturēšanas datu organizēšanu. Lēmumpieņemšanas modelī ir dota satvara ģenerētā prognoze un ceļu uzturētāja rīcībā esošās specializētās kravas automašīnas. Lēmumpieņemšanas uzdevums ir noteikt, kuras automašīnas tiks izmantotas noteiktu ceļa posmu uzturēšanai. Matemātiskā modeļa parametri un mainīgie apkopoti 4.1. tabulā.

4.1. tabula

**Ceļa uzturēšanas problēmas optimizācijas modeļa parametru un mainīgo
lielumu terminoloģijas apraksts**

Parametri un mainīgie	Aprakstošā daļa
t_1, t_2, \dots, t_{n+1}	novērojumi (laikrindu punkti)
F	visu mērķa ceļa posmu tīkojumu kopums ceļu uzturēšanas problēmā
f	ceļa posmu pasūtījumu indekss un $f \in F$
ω_f^-	uzturēšanas pakalpojumu pasūtījuma izcelsmes indekss f
ω_f^+	tehniskās apkopes pakalpojumu pasūtījuma mērķa indekss f
$send_f$	tehniskās apkopes pakalpojuma pasūtījuma izdošanas laiks tā rašanās brīdī
$[arrive_f^-, arrive_f^+]$	ceļa uzturētāja pieprasītā uzturēšanas pakalpojuma pasūtījuma f ierašanās laika grafiks, kur $arrive_f^-$ un $arrive_f^+$ atsevišķi ir laika loga apakšējā un augšējā robeža
R	Latvijas Republikas ceļu tīkla ceļa posms
A	ceļu tīkla virziens
T	uzturēšanas pakalpojumu komplekts tīklā
i, j	ceļa posma parametri $i, j \in R$
(i, j)	virziens no i ceļa posma uz j ceļa posmu $(i, j) \in A$
k	apkopes serviss
q_{ijk}	tehniskās apkopes dienestam k , q_{ijk} ir visa specializēto kravas automašīnas parka grupas ietilpība, ko tā var nodrošināt
N_{ijk}	tehniskās apkopes izmaksas uz vienu specializētu kravas automašīnas vienību tehniskās apkopes dienesta k virzienā (i, j)

(4.1. tabulas turpinājums)

Parametri un mainīgie	Aprakstošā daļa
N_{pen}	soda izmaksas par specializēto kravas automašīnas vienību stundā
T_{ij}	tehniskās apkopes pakalpojums noteikts virzienā (i, j) , un $T_{ij} \subseteq T$
x_{ij}^f	mainīgais 0–1: ja tehniskās apkopes dienesta specializētais kravas auto dežurē virzienā (i, j) , $x_{ij}^f = 1$; vai arī pretēji, $x_{ij}^f = 0$
y_i^f	nenegatīvs mainīgais: specializētās kravas automašīnas ierašanās laiks tehniskās apkopes dienesta pasūtījumam f ceļa posmā i

Optimizācijas modeļa mērķis ir minimizēt kopējās tehniskās apkopes dienesta specializēto kravas automašīnu izmantošanas izmaksas ceļu uzturēšanā. Pakalpojuma pasūtījuma izmaksas (1), kur $(i = 1, 2, \dots, n)$ un $(j = 1, 2, \dots, n)$, un kavējuma soda izmaksas formula ir šāda:

$$\begin{aligned}
& \text{minimize } \sum_{f \in F} \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in T_{ij}} N_{ijk} \times x_{ijk}^f + \\
& + \sum_{f \in F} N_{pen} \times \left[\begin{array}{l} \max \{ arrive_f^- - y_{\omega_f^+}^f, 0 \} + \\ \max \{ y_{\omega_f^+}^f - arrive_f^+, 0 \} \end{array} \right] \quad (4.1)
\end{aligned}$$

Ierobežojumu formulēšana (4.2. vienādojums) nodrošina, ka noteiktā galapunktā darbojas tikai viens tehniskās apkopes dienesta specializētais kravas automobilis.

$$\sum_{k \in T_{ij}} x_{ijk}^f \leq 1 \quad \forall f \in F \quad \forall (i, j) \in A \quad (4.2.)$$

4.3. vienādojums nodrošina, ka katra apkopes pakalpojuma pasūtījuma specializētā kravas automašīna noteiktā laikā precīzi izbrauks no tās atrašanās vietas.

$$y_{\omega_f^-}^f = send_f \quad \forall f \in F \quad (4.3.)$$

4.4. un 4.5. vienādojums ierobežo abu mainīgo domēnus atbilstoši to definīcijām.

$$x_{ijk}^f \in \{0,1\} \quad \forall f \in F \quad \forall (i,j) \in A \quad \forall k \in T_{ij} \quad (4.4.)$$

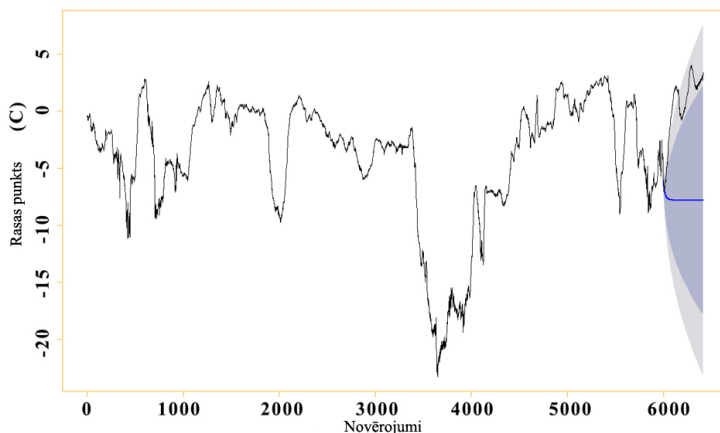
$$y_i^f \geq 0 \quad \forall f \in F \quad \forall i \in R \quad (4.5.)$$

4.6. vienādojums norāda, ka var izmantot tikai pieejamos uzturēšanas transportlīdzekļus.

$$\left\{ \sum_{f \in F} x_{ijk}^f \leq q_{ijk} \right\} \geq \alpha \quad \forall (i,j) \in A \quad \forall k \in T_{ij} \quad (4.6.)$$

AODPF implementācija nodrošina pilnu prognozēšanas un lēmumpieņemšanas ciklu no pieejamiem datiem līdz rezultātu saņemšanai URP sistēmās. Tā ir integrācijas metode, ko var izmantot neatkarīgi no datu un URP sistēmas dažādības. *AODPF* tehniskais risinājums ir fīmekļa pakalpojums, kas spēj saņemt un nodot datus URP sistēmai (Pekša, 2019b).

Prognozēšanas risinājuma demonstrācijas nolūkos (Pekša, 2018b; Pekša, 2019c; Pekša, 2019d; Pekša, 2020a) tiek izmantota VAS “Latvijas Valsts ceļi” datu kopa no 2016. gada 1. decembra līdz 2017. gada 1. martam. Metroloģijas stacijā LV01, kas neietver trūkstošos datus. Datu kopā viens no svarīgākajiem novērojumiem ir rasas punkts, kas nosaka apledojuma veidošanos uz ceļa (4.2. att.).



4.2. att. Rasas punkta prognoze (meteoroloģiskā stacija LV01; 01.12.2016–01.03.2017).

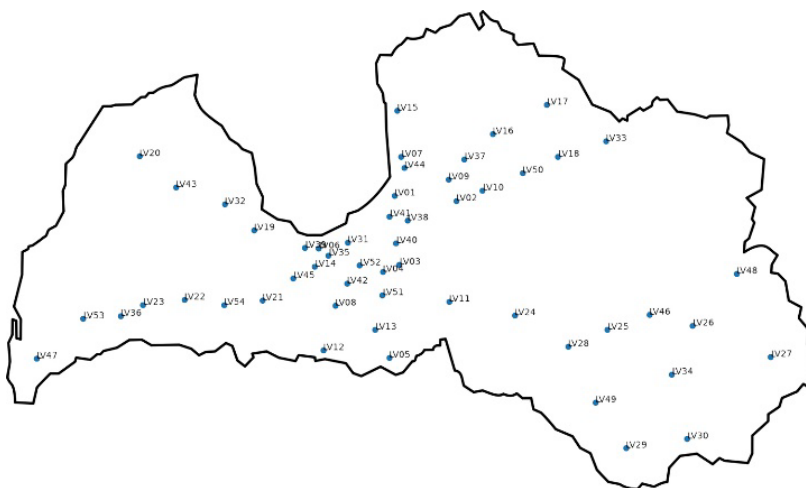
Labākā modeļa izvēles rezultātā tika noteikts, ka piemērotākais prognozēšanas modelis ir $ARIMA(4, 1, 5)$, kura koeficientu vērtības un prognozēšanas precizitātes kvadrātsakne no vidējās kvadrātiskās kļūdas ($RMSE$) ir dota 4.2. tabulā.

4.2. tabula

$ARIMA(4, 1, 5)$ modeļa koeficienti un prognozēšanas precizitāte

AR1	AR2	AR3	AR4	MA1	MA2	MA3	MA4	MA5	RMSE
0,53	-0,06	-0,26	0,66	-0,58	0,14	0,33	-0,71	0,08	0,205

Lai veiktu prognozes, ir nepieciešams iegūt trūkstošos datus. Latvijas Republikas karte ar visām LV54 metroloģijas stacijām redzama 4.3. attēlā.



4.3. att. Meteoroloģiskās stacijas blakus ceļā virsmai LR teritorijā.

Lai veiktu trūkstošo datu aizpildīšanu pa visas datu kopas katrā reģionā tiek izmantots papildu algoritmu salīdzinājums. Tā rezultāti apkopoti 4.3. tabulā. Kopā ir izveidoti astoņi reģioni, kur trūkstošie dati ir aizpildīti un prognozes ir atkārtotas un tiek iegūts kopējais $RMSE$ uz katru reģionu. Sagaidāmās vērtības maksimizēšanas algoritms un k -vidējais klasterēšana uzrāda labākos rezultātus, un atkārtotā plašākā izvērtējumā k -vidējais klasterēšana uzrāda vienu no labākiem rezultātiem. Tas tiek izmantots $AODPF$ satvarā.

4.3. tabula

Algoritmu rezultāti pa reģioniem

Algoritmi	Reģionu RMSE							
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8
Slīdošais vidējais	0,02	0,36	0,38	0,36	0,54	0,83	0,62	0,48
Aritmētiskais vidējais	0,05	0,10	0,35	0,43	0,55	0,79	0,70	0,50
Beijesa vidējais	0,10	0,27	0,37	0,39	0,53	0,73	0,65	0,47
Pudurošana pēc vidējiem	0,03	0,16	0,37	0,36	0,52	0,77	0,64	0,51
Sagaidāmās vērtības maksimizēšanas algoritms	0,02	0,09	0,31	0,30	0,49	0,69	0,58	0,44

AODPF satvarā turpmāk tiek izmantota pudurošana pēc vidējiem.

5. EKSPERIMENTĀLAIS NOVĒRTĒJUMS

Eksperimentālajā novērtējumā, balstoties uz sistemātisku literatūras apskatu un labāko praksi, *AODPF* satvarā tiek lietotas *AR*, *ARMA*, *ARIMA* un Kalmana filtra prognozēšanas metodes. Pamatdatu slānis ir URP sistēmas ceļa uzturēšanas dati. Papildu datu slānis ir VSIA „Latvijas Vides, ģeoloģijas un meteoroloģijas centrs” (LVĢMC), kas nodrošina papildu datu avotu – 25 Latvijas pilsētu metroloģijas staciju datus. Eksperimenta mērķis ir novērtēt *AODPF* satvara lietderību. Eksperimenta objekts ir rāsas punkts, kas ir izteikts mērvienībā temperatūra (°C), kas ir pieejams katrā metroloģijas stacijā Latvijas Republikas teritorijā par laika periodu no 2020. gada 19. janvāra līdz 2021. gada 19. janvārim. *AODPF* satvars tiek izmantots rāsas punkta prognozēšanai. *AODPF* satvara prognožu precizitātes novērtēšanai izmanto vidējo kvadrātisko kļūdu. Eksperimenta plāns ietver septiņus eksperimenta scenārijus. Katrā no tiem automatizētā veidā tiek atrasta labākā prognozēšanas metode izvēlētajā datu kopā. Eksperimenta plāns ar septiņiem eksperimentu scenārijiem un to faktoriem apkopots 5.1. tabulā. Eksperimenta scenāriji tika izpildīti ar *Intel® Core™ i5* procesoru, vienlaikus eksperimentālo scenāriju izpildei tika izmantoti 20 datori. Visos septiņos scenārijos tika veikts 240 eksperimentu (sākuma laiks plkst. 06.00, plkst. 09.00, plkst. 12.00, plkst. 18.00 un plkst. 21.00; prognozēšanas solis – 1, 5 un 10), kas kopumā veidoja 3642,01 *CPU* stundas. Šādu eksperimentu veikšana, izmantojot vienu datoru, prasītu mazāk nekā pusgadu. Pirmā eksperimentā tiek izmantots ārējs rīks, kas ļauj iegūt rezultātus, jo netiek izmantots *AODPF* satvars, lai salīdzinātu *AODPF* lietderību ar citiem ārēju rīku. Eksperimenta plāns tiek atkārtots divas reizes, lai pārliecinātos par rezultātu precizitāti.

5.1. tabula

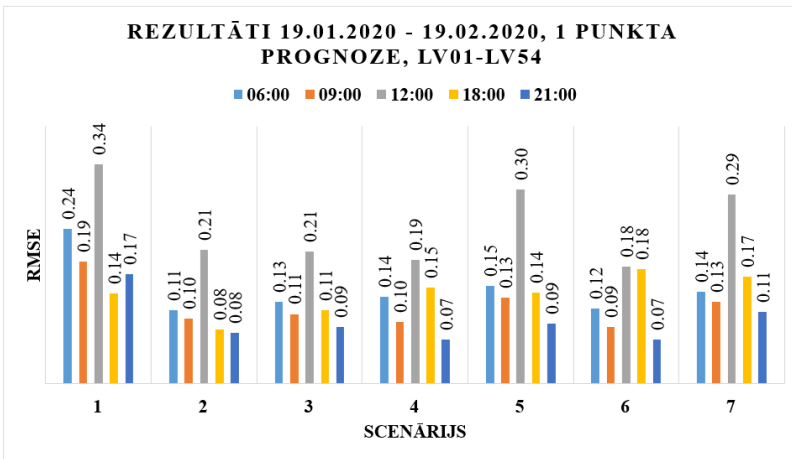
Eksperimenta plāns ar septiņiem eksperimenta scenārijiem

Scenāriji	Eksperimenta faktori				
	Bez <i>AODPF</i>	Ar <i>AODPF</i>	Kalmana filtrs	Iztrūkstošo datu aizpildīšana	LVĢMC datu kopa
Nr. 1	+	–	–	–	–
Nr. 2	–	+	–	–	–
Nr. 3	–	+	+	–	–

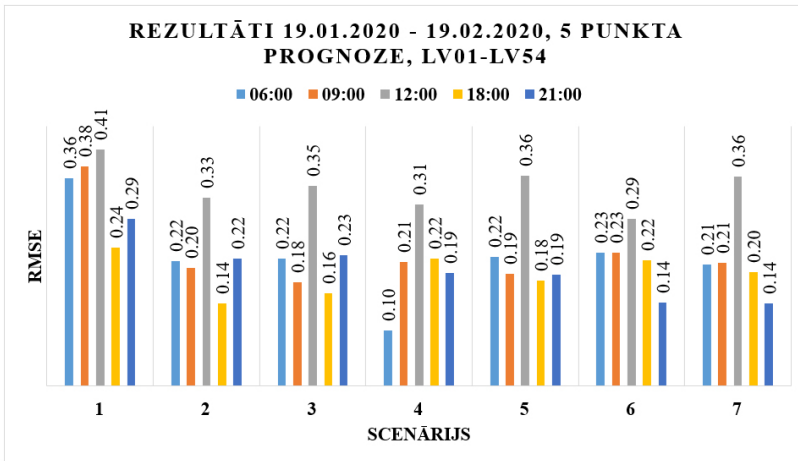
(5.1. tabulas turpinājums)

Scenāriji	Eksperimenta faktori				
	Bez AODPF	Ar AODPF	Kalmana filtrs	Iztrūkstošo datu aizpildīšana	LVĢMC datu kopa
Nr. 4	–	+	–	+	–
Nr. 5	–	+	+	+	–
Nr. 6	–	+	–	+	+
Nr. 7	–	+	+	+	+

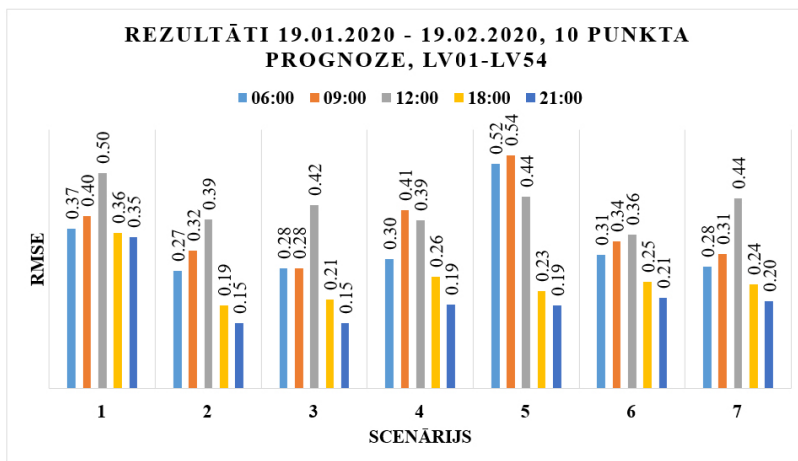
Rezultāti rāda, ka AODPF satvars samazina vidējo kvadrātisko kļūdu, kas liecina par tā efektivitāti, izmantojot dažādas atkārtotas metodes ar dažādām datu kopām no dažādām metroloģiskām stacijām un papildu izlīdzināšanas metodi, kas ir Kalmana filtrs. Eksperimentu rezultāti scenārijā Nr. 4, 5, 6, un 7 ar trūkstošiem datu punktiem rāda labus rezultātus, kur vidējā kvadrātiskā kļūda samazinās. Kopējais RMSE attēlojums – 5.1., 5.2. un 5.3. attēlā.



5.1. att. Septiņu eksperimentu scenāriju RMSE attēlojums viena soļa prognozēm.



5.2. att. Septiņu eksperimentu scenāriju RMSE attēlojums piecu soļu prognozes.



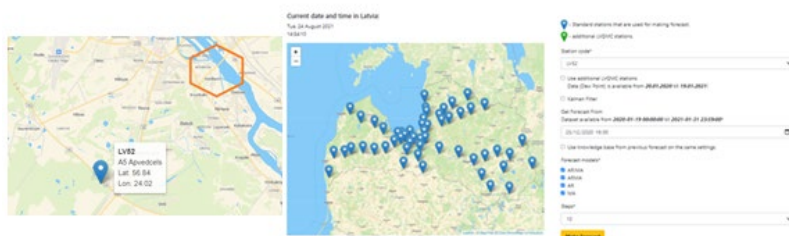
5.3. att. Septiņu eksperimentu scenāriju RMSE attēlojums 10 soļu prognozēm.

LVĢMC datu slāņa izmantošana uzlabo prognozēšanas precizitāti par 1,03 %, ja tiek izmantots Kalmana filtrs. Eksperimentu statistiskās ticamības novērtēšanai tiek izmantots t-tests un ANOVA.

6. PRAKTISKAIS NOVĒRTĒJUMS

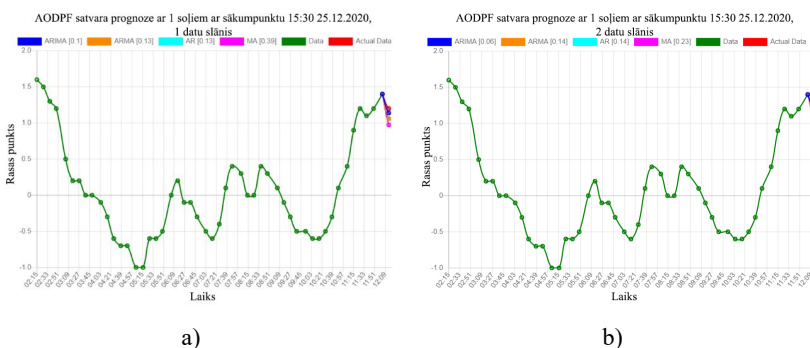
Satvara precizitāte no praktiskā viedokļa novērtēta dabiskā vidē veiktā eksperimentā. Satvara lietderību novērtējuši aptaujātie eksperti.

Prognozēšanas risinājuma piemēri demonstrē *AODPF* satvara izmantošanu reālu datu apstrādē. 2020. gada 25. decembrī laika posmā no plkst. 16.30 līdz plkst. 16.45 uz Dienvidu tilta notika 18 automašīnu avārija, tās iemesls bija apledojums, strauji krītot rāsas punktam. *AODPF* satvarā tiek iesūtīti atbilstoši vēsturiskie dati (6.1. att.).



6.1. att. *AODPF* satvara grafiskā lietotāja saskarne.

AODPF satvaram norādīts sākotnējais punkts, no kura sākt prognozēt, un tas ir LV47 plkst. 12.00 2020. gada 25. decembrī ar vienu soli uz priekšu prognozi. 6.2. attēlā ir redzami salīdzinājuma, kas ir iegūti ar vienu datu slāni, rezultāti: a) un b) ar diviem datu slāņiem, uzrādot labāku rezultātu par vienu datu slāni.



6.2. att. Rezultāts: a) viens datu slānis; b) divi datu slāņi.

Lai novērtētu satvara lietderību, *AODPF* satvara prototipa pieejas ir nodotas ekspertu grupai. Izmantojot plaši zināmos zinātnieku portālus, tika uzrunāti 64 eksperti. Ekspertu grupas atlasē pēc fokusa un pieredzes atbilst 21 eksperts, praktiskajā novērtēšanā piedalījās pieci eksperti. Ekspertu uzdevums bija iepazīties ar autora publikācijām un izstrādāto *AODPF* satvaru¹, kas ir pieejams katram ekspertam, izmantojot lietotājevārdu un paroli. Strādājot ar *AODPF* un to praktiski novērtējot, ekspertiem bija jāatbild uz jautājumiem, vērtējuma skalā ierakstot no 1 (pilnībā nepiekrītu) līdz 5 (pilnībā piekrītu). Kronbaha alfa vērtība rāda, ka ekspertu atbilžu uzticamība, izmantojot testu, liecina, ka *AODPF* satvara praktiskais novērtējums ir ticams, jo vērtība ir augstāka par 0,85. Vairāki komentāri liecina uz to, ka *AODPF* ir grūti izmantot, ja nav zināšanu prognozēšanas jautājumos. Savukārt eksperti norāda, ka papildus esošajiem datu avotiem var izmantot vēl papildu avotus, piemēram, ceļa plūsmas rādītājus, lai, iespējams, uzlabotu precizitāti. Eksperti norāda, ka vairāku prognozēšanas metožu izmantošana ir sarežģīts process, ievietojot tos vienotā satvarā. *AODPF* satvars radītu priekšrocības, ja tas būtu ietverts uzņēmumu URP sistēmās.

Darba kopējie secinājumi

Promocijas darba mērķis ir izstrādāt satvaru, kas ļauj reducēt prognozēšanas metodes integrāciju URP sistēmās.

Promocijas darba izstrādes laikā iegūtie nozīmīgākie secinājumi

- Balstoties uz esošiem risinājumiem un prognozēšanas metodēm, analizēta lēmumpieņemšanas algoritmu implementācija URP sistēmas un prognozēšanas savstarpēju mijiedarbības veidiem, ir pierādīts, ka programmatūra kā pakalpojums, *SaaS* lietojot datu transformācijai, vairāku datu slāņu izmantošanai, prognozēšanai un atkārtotu algoritmu izpildei, var veiksmīgi lietot.
- Izmantojot *SaaS* pieeju, darbā izstrādāts un eksperimentāli pārbaudīts *AODPF* satvars, kas atšķirībā no esošajiem satvariem ļauj izmantot dažādu datu avotu piesaisti, izmantot un risināt iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodi, izmantot sarežģītu izgludināšanas metodi, zināšanu bāzi, vairākas prognozēšanas metodes vienlaikus, uzrādīt tipveida atkal izmantojamu risinājuma spējas, strādāt autonomi un sniegt nepieciešamo triggeri uz noteiktu kontekstu, ir pierādīts, ka spēj paātrināt

¹ <https://github.com/JanisPeksa/Autonomous-Open-Data-Prediction-Framework>.

prognozēšanas procesu un tā apstrādes izpildlaiku, izmantojot konteinerizācijas pieeju un uzlabot prognozes rezultātus.

Ir pierādīts, ka:

- pēc eksperimentālā novērtējuma, kas ietvēra septiņus eksperimentus, ir lietots risinājums iztrūkstošo datu problēmai, kas ceļa uzturēšanas gadījumā bija 20,14 % no visiem datiem. Izmantojot korelētu t-testu septiņu eksperimentālo scenārijos, statistiski nozīmīga p-vērtība ir mazāka par 0,05, ANOVA divfaktora bez replikācijas rezultāts ir ievērojams, ka p-vērtība ir mazāka par 0,05, ir pierādīts, ka lietojot AODPF satvaru tiek iegūts labāks rezultāts, salīdzinot ar AODPF satvaru un 20,14 % gadījumā nevarētu veikt prognozes vispār. AODPF satvarā izmantojot papildus sarežģītās izgludināšanas metode kā Kalmāna filtru ir pierādīta tā efektivitāte par 0,33 %. Izmantojot papildu datu slāni AODPF satvarā, ir pierādīts, ka, izmantojot papildu LVĢMC datu slāni, prognozes summā uzlabojas par 1,03 %, kas liecina par papildu datu slāņa lietderību un pamatojumu izmantot arī citus papildu datu slāņus. Izmantojot integrācijas modeli AODPF un lietojot AODPF integrācijas metodi, ir pierādīts, ka AODPF satvaru var implementēt URP sistēmās un nodot autonomus darba uzdevumus, izmantojot trigeri;
- ņemot vērā praktisko novērtējumu, ir pierādīts, ka AODPF var izmantot kā SaaS un atkārtoti lietot ar konteinerizācijas risinājuma palīdzību. Pierādīts, ka izpildlaiks eksponenciāli ir samazinājies, salīdzinot ar vispārējo pieeju. Izmantojot programmēšanas izstrādes vidi, vienlaikus septiņi eksperimentālie scenāriju izpildei tika izmantoti 20 datori, kas kopumā sastāda 3642,01 CPU stundas. Izmantojot vienu datoru septiņiem eksperimentu scenārijiem, izpildlaiks aizņemu līdz pusgadam jeb aptuveni 182 diennakti;
- ņemot vērā ekspertu grupas praktisko novērtējumu, kurā piedalījās 21 eksperts, kas atbilda no 64 uzrunātiem ekspertiem beigās veidoja piecu ekspertu grupu. Ekspertu grupa vienoti uzsvēra, ka AODPF satvars ir praktiski izmantojams un tā izmantošana atvieglo rezultātu integrēšanu URP sistēmā, Kronbaha alfa vērtība pierāda, ka eksperti ir vienoti uz atbildot uz jautājumiem. AODPF satvara praktiskais novērtējums ir ticams, jo vērtība ir augstāka par 0,85 un rezultāti ir uzskatāmi par nozīmīgiem pēc Kronbaha alfa vērtības. Eksperti ir izmantojuši matemātiskais optimizācijas modeli ceļa uzturēšanas gadījumam sekmīgi un

ieguvuši rezultātus ar API starpniecību URP sistēmas implementācijai no iepriekš sagatavotajiem autonomiem darbiem.

- *AODPF* satvars sniedz vairākas priekšrocības.
 1. Iztrūkstošo datu aizpildīšana, izmantojot arī div datu slāņa datu punktus.
 2. Izmanto vairākas prognozēšanas metodes vienlaikus.
 3. Spēj izmantot sarežģītas izgludināšanas metodes, piemēram, Kalmana filtru.
 4. Satvars spēj strādāt autonomi un sniegt nepieciešamo triggeri uz noteiktu kontekstu, piemēram, vai rāsas punkts sasniedz noteiktu sliekšni.
 5. Satvars ir izstrādāts kā tipveida risinājums *SaaS*.
 6. Konteinerizācijas risinājums, kas spēj vienlaikus paralēli strādāt un iegūt rezultātus.

Promocijas darba hipotēzes

1. Autonomas datu avotu apstrādes algoritms uzlabo prognozēšanas precizitāti.
 1. hipotēze ir apstiprināta, izmantojot dažādus datu avotus ļauj uzlabot prognozēšanas precizitāti, ko apliecina veiktie eksperimenti.
 2. Izstrādātā integrācijas metode vienkāršo prognozēšanas metožu integrācijas procesu URP sistēmās.
 2. hipotēze ir apstiprināta, veicot eksperimentālu integrāciju *SAP* URP sistēmā, iegūstot patstāvīgu savienojumu ar URP sistēmu, izstrādātā integrācijas metode ir lietota praksē.

Promocijas darba rezultāti dod iespēju turpmākiem pētījumiem.

- Atkal izmantojamos iegūtos rezultātus var implementēt URP sistēmās.
- *AODPF* satvars ļauj izmantot dažādus datu avotus, piesaistot vairākus slāņus, kas pašlaik ir tikai divi datu slāņi;
- *AODPF* satvara implementācija jauna veida inteligēntas ziemas ceļu uzturēšanas IS un URP sistēmas integrācijas risinājuma uzturēšanas procesu efektivitātes uzlabošanai.

Izmantotie informācijas avoti

Brinkkemper, S., Method engineering: engineering of information systems development methods and tools. **No:** *Information and Software Technology*. 38 (4). 1996. 275.–280. lpp.

- Donthu, N., Kumar, S., Pattnaik, D., Forty-five years of journal of business research: a bibliometric analysis. **No:** *Journal of Business Research*. 109. 2020. 1.–14. lpp.
- Fiori, A. M., Foroni, I., Prediction accuracy for reservation-based forecasting methods applied in Revenue Management. **No:** *International Journal of Hospitality Management*. 84. 2020. 102332. lpp.
- Holsapple, C., Sena, M., Wagner, W., The perceived success of ERP systems for decision support. **No:** *Information Technology and Management*. 20 (1). 2019. 1.–7. lpp.
- Januschowski, T., Gasthaus, J., Wang, Y., Salinas, D., Flunkert, V., Bohlke-Schneider, M., Callot, L., Criteria for classifying forecasting methods. **No:** *International Journal of Forecasting*. 36 (1). 2020. 167.–177. lpp.
- Olson, D. L., Johansson, B., De Carvalho, R. A., Open source ERP business model framework. **No:** *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 50. 2018. 30.–36. lpp.
- Pekša, J., Adaptive Kalman Filter Forecasting for Road Maintainers. **No:** *Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference*. 2. Latvija: Rezekne, 20.–22. jūnijs, 2019. Rezekne: Rēzeknes Tehnoloģiju akadēmija, 2019, 109.–113. lpp. ISSN 1691-5402. e-ISSN 2256-070X. Pieejams: doi:10.17770/etr2019vol2.4134.
- Pekša, J., An Automated Algorithm Implementation to Fill Missing Points with Euclidean Approach. **No:** *2021 4th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT 2021): Proceedings*. Amerikas savienotās valstis: Kahului, 11.–14. marts, 2021. Los Alamitos: IEEE Computer Society, 2021, 79.–83. lpp. ISBN 978-1-6654-1400-5. e-ISBN 978-1-6654-1399-2. Pieejams: doi:10.1109/ICICT52872.2021.00020.
- Pekša, J., Autonomous Data-Driven Integration Algorithm. **No:** *ICCBDC '20: Proceedings of the 2020 4th International Conference on Cloud and Big Data Computing*. Lielbritānija: Liverpool, 26.–28. augusts, 2020. New York: ACM, 2020, 63.–67. lpp. ISBN 978-1-4503-7538-2. Pieejams: doi:10.1145/3416921.3416939.
- Pekša, J., Autonomous Data-Driven Integration into ERP Systems. **No:** *Advances in Design, Simulation and Manufacturing IV: Proceedings of the 4th International Conference on Design, Simulation, Manufacturing: The Innovation Exchange*

- (DSMIE-2021), Vol. 1: Manufacturing and Materials Engineering. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Ukraina: Lviv, 8.–11. jūnijs, 2021. Singapore: Springer Nature Switzerland AG, 2021, 223.–232. lpp. ISBN 978-3-030-77718-0. e-ISBN 978-3-030-77719-7. ISSN 2195-4356. e-ISSN 2195-4364. Pieejams: doi:10.1007/978-3-030-77719-7_23.
- Pekša, J., Autonomous Open Data Prediction Framework. **No:** 2019 IEEE 7th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2019): Proceedings. Latvija: Liepāja, 15.–16. novembris, 2019. Piscataway: IEEE, 2019, 7.–11. lpp. ISBN 978-1-7281-6731-2. e-ISBN 978-1-7281-6730-5. Pieejams: doi:10.1109/AIEEE48629.2019.8976955.
- Pekša, J., Decision-Making Algorithms for ERP Systems in Road Maintenance Work. **No:** Information and Software Technologies: 25th International Conference (ICIST19): Proceedings. Lietuva: Vilnius, 10.–12. oktobris, 2019. Cham: Springer, 2019, 44.–55. lpp. ISBN 978-3-030-30274-0. Pieejams: doi:10.1007/978-3-030-30275-7_5.
- Pekša, J., Experimental Evaluation of Autonomous Open Data Prediction Framework (AODPF). **No:** 2021 IEEE 9th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2021): Proceedings. Latvija: Rīga, 25.–26. novembris, 2021. Piscataway: IEEE, 2021, 1.–6. lpp. ISBN 978-1-6654-6713-1. e-ISBN 978-1-6654-6712-4. ISSN 2689-7334. e-ISSN 2689-7342. Pieejams: doi:10.1109/AIEEE54188.2021.9670032.
- Pekša, J., Extensible Portfolio of Forecasting Methods for ERP Systems: An Integration Approach. **No:** Information Technology and Management Science. 2018. 21 (1). 64.–68. lpp. ISSN 2255-9086. e-ISSN 2255-9094. Pieejams: doi:10.7250/itms-2018-0010.
- Pekša, J., Forecasting Missing Data Using Different Methods for Road Maintainers. **No:** Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference. 2. Latvija: Rēzekne, 20.–22. jūnijs, 2019. Rēzekne: Rēzeknes Tehnoloģiju akadēmija, 2019, 104.–108. lpp. ISSN 1691-5402. e-ISSN 2256-070X. Pieejams: doi:10.17770/etr2019vol2.4120.
- Pekša, J., Forecasting using Contextual Data in Road Maintenance Work. **No:** 2018 IEEE 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2018): Proceedings. Lietuva: Vilnius, 8.–10. novembris,

2018. Piscataway: IEEE, 2018, 1.–6. lpp. ISBN 978-1-7281-2000-3. e-ISBN 978-1-7281-1999-1. Pieejams: doi:10.1109/AIEEE.2018.8592085.
- Pekša, J., Grabis, J., Integration of Decision-Making Components in ERP Systems. **No:** *ICEIS 2018: Proceedings of the 20th International Conference on Enterprise Information Systems*. 1, Spānija: Funchal, 21.–24. marts, 2018. [S.l.]: SciTePress, 2018, 183.–189. lpp. ISBN 978-989-758-298-1. Pieejams: doi:10.5220/0006779601830189.
- Pekša, J., Prediction Framework Integration into ERP Systems. **No:** 2020 61st International Scientific Conference on Information Technology and Management Science of Riga Technical University (ITMS 2020): Proceedings. Latvija: Riga, 15.–16. oktobris, 2020. Piscataway: IEEE, 2020, 166.–171. lpp. ISBN 978-1-7281-9106-5. e-ISBN 978-1-7281-9105-8. Pieejams: doi:10.1109/ITMS51158.2020.9259292.
- Pekša, J., Prediction Framework with Kalman Filter Algorithm. **No:** *Information*. 11 (11). 2020. ISSN 2078-2489. Pieejams: doi:10.3390/info11070358.
- Pekša, J., Rubulis, K., Operations Research Model Formulation for Road Maintenance Case. **No:** *Information Technology and Management Science*. 22. 2019. 32.–36. lpp. ISSN 2255-9086. e-ISSN 2255-9094. Pieejams: doi:10.7250/itms-2019-0005.
- Ren, S., Chan, H.L., Siqin, T., Demand forecasting in retail operations for fashionable products: methods, practices, and real case study. **No:** *Annals of Operations Research*. 291 (1). 2020. 761.–777. lpp.
- Robinson, S., 2008. Conceptual modelling for simulation Part I: definition and requirements. **No:** *Journal of the Operational Research Society*, 59 (3), 278.–290. lpp.
- Ruivo, P., Johansson, B., Sarker, S., Oliveira, T., The relationship between ERP capabilities, use, and value. **No:** *Computers in Industry*. 117, 2020. 103209. lpp.



Jānis Pekša absolvējis Rīgas Tehniskās universitātes (RTU) Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāti (DITF), iegūstot bakalaura un maģistra grādu informācijas tehnoloģijā. No 2015. gada ir DITF Informācijas tehnoloģijas institūta Vadības informācijas tehnoloģijas katedras zinātniskais asistents.