

Jānis Pekša

AUTONOMAS LĒMUMPIEŅEMŠANAS ALGORITMU MODULARIZĒTA IMPLEMENTĀCIJA UZŅĒMUMA RESURSU PLĀNOŠANAS SISTĒMĀS

Promocijas darbs



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 darbs

Zinātniskais vadītājs

Profesors *Dr. sc. ing.*

JĀNIS GRABIS

RTU Izdevniecība

Rīga 2022

ANOTĀCIJA

Uzņēmumu resursu plānošanas sistēmas (turpmāk – URP) ir lielas modulāras uzņēmuma lietojumprogrammas, kas paredzētas lielākajai daļai uzņēmuma biznesa procesiem. Tās galvenokārt ir paredzētas transakciju apstrādei. URP sistēmas izmanto uzņēmuma biznesa procesu īstenošanā, lai sekmīgi ieviestu, modificētu un uzturētu URP sistēmas ir jāpārzina uzņēmuma biznesa procesi (turpmāk – BP).

BP ir aktivitāšu kopa, kuru izpildes rezultātā tiek iegūts vēlamais rezultāts. BP izpildi ierosina notikumi. Biznesa aktivitātes izpilda darbinieki, kas pārstāv dažādus uzņēmuma funkcionālos apgabalus. Uzņēmuma lietotnes nodrošina BP īstenošanu. URP sistēmas parasti izmanto uzņēmuma iekšējo procesu īstenošanā. URP pamatprocesi ir finanses, loģistika un cilvēkresursi, kā arī, citi, savukārt URP sistēmas moduļi ir ražošanas plānošana, materiālu pārvaldība, pārdošana un izplatīšana, finanšu grāmatvedība, vadības grāmatvedība un cilvēkresursu pārvaldība.

URP sistēmas iebūvētās iespējas ir ierobežotas un atkarīgas no skaitļošanas resursiem, kas pārsvarā ir ierobežoti un izmaksu ziņā nav racionāli lietojami. URP sistēmas pārsvarā ir slēgta tipa sistēmas, kuras ģenerē no biznesa procesiem dažādus datus, kas tiek glabāti vienotā centralizētā datu bāzē. Pārsvarā ārējie dati nav pieejami URP sistēmās, lai ar tiem varētu veikt citas papildus aktivitātes, kā piemēram, jaunu klientu piesaiste vai mārketinga aktivitātes, lai veiktu kādu sarežģītāku biznesa procesu URP sistēmas iekšienē. Datu pieejamība ir ierobežota, ir nepieciešamība piesaistīt dažādus datu avotus, kas sniedz padziļinātu vērtību biznesa procesu uzlabošanai vai pat biznesa vērtību palielināšanai. URP sistēmās algoritmu iespējas ir ierobežotas. URP sistēmas programmētāji ir ierobežotā skaitā un nav brīvi pieejami, lai spētu nodrošināt nepieciešamo pieprasījumu pēc URP sistēmas modificēšanas.

Darbā izstrādāts satvars, kas ļauj reducēt prognozēšanas metodes integrāciju URP sistēmās. Projektēta un izstrādāta tipveida integrācijas metode, kas nodrošinātu vienkāršotu integrācijas procesu URP sistēmās. Prognozēšanas algoritmu implementācija tipveida satvarā. Izstrādāta autonomās prognozēšanas iztrūkstošo datu avotu algoritmu pieeja un satvara prognozēšanas novērtējums un salīdzinošās analīze.

ANNOTATION

Enterprise Resource Planning (ERP) systems are large modular enterprise applications designed for most enterprise business processes. They are mainly intended for transaction processing. ERP systems are used to implement the company's business processes; to implement, modify and maintain ERP systems successfully, one needs to know the company's business processes (BP).

BP is a set of activities, the execution of which results in the desired result. Events trigger the execution of the BP. Business activities are performed by employees who represent various functional areas of the company. Enterprise applications provide BP implementation. ERP systems are typically used to implement internal company processes. The basic processes of the ERP are finance, logistics, human resources, and others. The modules of the ERP system are production planning, materials management, sales and distribution, financial accounting, management accounting, and human resource management.

The built-in capabilities of the ERP system are limited and depend on computing resources, which are generally limited and not cost-effective. ERP systems are primarily closed-type systems that generate various data from business processes stored in a single centralized database. In general, external data is not available in ERP systems to perform any additional activities, such as attracting new customers or marketing activities to perform a more complex business process within the ERP system. Data availability is limited, and there is a need to attract various data sources that provide in-depth value for improving business processes or even increasing business value. Algorithm capabilities in ERP systems are limited. The number of programmers in the ERP system is limited and not freely available to meet the required demand for modifying the ERP system.

In work is developed a framework that allows reducing the integration of forecasting methods in ERP systems. A standard integration method has been designed and developed, ensuring a simplified integration process in ERP systems. Implementation of forecasting algorithms in a standard framework. Autonomous forecasting missing data source algorithms approach and framework forecasting evaluation and comparative analysis has been developed.

SATURA RĀDĪTĀJS

1. Ievads	7
1.1. Problēmas nostādne	7
1.2. Tēmas aktualitāte	10
1.3. Promocijas darba mērķis un uzdevumi	12
1.4. Pētījuma objekts un priekšmets	12
1.5. Hipotēzes	12
1.6. Pētījuma metodika	13
1.7. Darba zinātniskais jaunievedums	16
1.8. Darba praktiskā nozīmība	17
1.9. Darba rezultātu aprobācija	18
1.10. Darba struktūra	21
2. Literatūras apskats	23
2.1. Sistemātiska literatūras kritiskā analīze	28
2.2. Lēmumpieņemšana	31
2.2.1. Lēmumpieņemšanas matemātiskā modeļa formulējums	31
2.3. Prognozēšana	33
2.4. Lēmumpieņemšanas modeļa integrācija URP sistēmā	36
2.4.1. Prognozēšanas modeļu veidi	38
2.5. Esošie risinājumi	42
2.5.1. URP sistēmas integrācijas spēju analīze	42
2.5.2. Lietošanas gadījumi praksē	53
2.6. Literatūras apskata rezultāti	55
3. Satvara projektējums	57
3.1. AODPF satvara konceptuālais piemērs	59
3.2. AODPF satvara datu komponente	62
3.3. AODPF satvara datu straumēšanas komponente	63

3.4.	AODPF satvara datu transformācijas komponente.....	65
3.5.	AODPF satvara labākā modeļa izvēles komponente.....	66
3.6.	AODPF satvara tuvināta reāllaika prognozēšanas komponente	68
3.6.1.	Iztrūkstošo datu metode	71
3.6.2.	AODPF integrācijas metode	72
4.	Prognozēšanas risinājums	73
4.1.	Paplašinātais prognozēšanas modelis	74
4.1.1.	Paplašinātā prognozēšanas modeļa novērtējums	75
4.1.2.	Trūkstošo vērtību aizpildīšanas novērtējums	81
4.2.	Izmantotais integrācijas modelis AODPF	89
4.3.	Integrācijas process.....	91
4.3.1.	Integrācijas procesa gadījums SAP URP sistēmā.....	94
4.3.2.	Matemātiskais optimizācijas modelis	96
4.4.	AODPF pielietotā integrācijas metode	98
5.	Eksperimentālais novērtējums	107
5.1.	Eksperimenta plāns.....	107
5.1.1.	Pirmais eksperiments	111
5.1.2.	Otrais eksperiments	111
5.1.3.	Trešais eksperiments.....	114
5.1.4.	Ceturtais eksperiments	116
5.1.5.	Piektais eksperiments.....	118
5.1.6.	Sestais eksperiments	120
5.1.7.	Septītais eksperiments.....	122
5.2.	Eksperimentu novērtējums	124
5.3.	Eksperimentu statistiskā ticamības novērtējums ar t-test un ANOVA.....	127
5.4.	Secinājumi par eksperimentālo novērtējumu.....	129
6.	Praktiskais novērtējums	131

6.1. Praktiskā novērtējuma problēma	131
6.2. AODPF praktiskais novērtējums ar piemēru	132
6.3. AODPF ekspertu grupas praktiskais novērtējums	135
6.4. Praktiskā novērtējuma rezumējums.....	138
REZULTĀTI UN SECINĀJUMI	139
IZMANTOTIE INFORMĀCIJAS AVOTI	143
PIELIKUMI	170

1. IEVADS

1.1. Problēmas nostādne

Uzņēmumu resursu plānošanas sistēmas (*no 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 lēmumu pieņemšanas loģiku, ja tā palaujas uz analītiskiem vai vadības modeļiem, lai noteiktu darbības virzienu biznesa procesu izpildē, un tai ir vajadzīga zināšanas par citiem vadības modeļiem, kas atrodas ārpus URP sistēmas. Prognozēšana ir process, ar kura palīdzību var prognozēt nākotni, pamatojoties uz pagātnes datiem un ar tendenču analīzes palīdzību (Januschowski & Gasthaus u.c., 2020). Prognozēšana ir viena no pieejām, kas ir vajadzīga biznesam pieprasījumu apstrādei un lēmumu pieņemšanai, lai iegūtu lielāku peļņu un veiksmīgi turpinātu biznesa procesus (Fiori & Foroni, 2020). URP sistēmām ir ierobežotas prognozēšanas iespējas, kuras atrodas pamatkodā (Ruivo & Johansson u.c., 2020). Uzņēmumi tērē daudz finansiālos līdzekļus, lai pielāgotu esošās metodes (Olson & Johansson u.c., 2018). Dažām URP sistēmām nav pieejamas pietiekamas prognozēšanas spējas, kas pamato nepieciešamību pēc prognozēšanas algoritmu integrēšanas ar URP sistēmām.

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 $PURP$ formula (1.1.1):

$$PURP = \langle P, D, M \rangle \quad (1.1.1.)$$

$PURP$ prognozēšanas pieejas būtiskākais trūkums ir tas, ka tas izmanto tikai URP sistēmā pieejamos datus un funkcionalitāti. $PURP$ alternatīva ir prognozēšana datu noliktavā, kuru apzīmējam ar PDW , kur P' ir procesu, kuros izmanto prognozes. Datus no URP sistēmas apzīmē ar $D1$, un datus no ārējām sistēmām apzīmē ar $D2$. Arī

datu noliktavā izmantot prognozēšanas modeļus, kas ir izteikti iepriekš kā M . Iegūto izteiksmi PDW var skatīt formulu (1.1.2.):

$$PDW = \langle P', D1, D2, M \rangle \quad (1.1.2.)$$

PDW ierobežojums ir, ka process ir statistisks un tas ir 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 faktiskie notikumi. 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, formula (1.1.3.):

$$IP = \langle P1, P2, D1, D3, M' \rangle \quad (1.1.3.)$$

Problēma, kas tiek risināta, ir, kā kartēt $P2$ uz $P1$ piesaistot datus. Piemērs, ir ceļu uzturēšana URP sistēmas $P1$ ceļu uzturēšanas process, $D1$ ir informācija par ceļiem URP sistēmā, kas ir ierobežota ar konkrētu ceļa posma garumu. $P2$ ir faktiskie notikumi uz ceļa (piem., palielināta plūsma, negadījumi, piesalst ledus u. tml.) un $D3$ ir sensoru dati, kuru galvenā problēma ir, ka tie ir nevienmērīgi sadalīti (piem., vienā atrašanās vietā ir sensors vienā nav). URP sistēmā $D1$ un $D2$ ir vienmērīgi sadalīti, toties, $D3$ ir nevienmērīgi sadalīti dati. Problēma ir kā, lai IP process piesaista $D3$ veicot kartējumu, lai iegūtu prognozes no pieejamajiem D . Otrs piemērs ir klientu pieprasījuma prognozēšana, kur URP sistēmā ir pieprasījumu saraksts, kuram ir nepieciešama pieprasījuma prognoze $PURP$, toties ja ir IP process, kad informācija par klientu ir mainīga un ļoti atšķirīga, katram klientam ir nepieciešama prognoze, tad var izmantot IP , lai piekārtotu datus tā, lai būtu iespējams veikt katram klientam attiecīgo prognozi. Lēmumpieņemšana, kas definēts 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 un ir nepieciešamība pēc IP pieejas;

2. URP sistēmās ir ierobežoti resursi, lai piesaistītu dažādus datu avotus, ir nepieciešamība pēc *PWD* patapinājuma 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 nepieciešamība pēc lielapjoma resursiem, ir nepieciešamība pēc ārēja risinājuma;
5. Ir nepieciešamība izstādāt modeli, kas spētu veikt datu transformāciju, datu sagatavošanu pēc vienota modeļa;
6. Nav vienotas pieejas URP sistēmās *IP* spēju nodrošināšanai, ir nepieciešamība pēc satvara.

Autora darbā izmantoto pamatjēdzienu definīcijas ir:

- *Prognozēšanas modelis* – tiek izmantoti nākotnes datu prognozēšanai kā pagātnes datu funkcija. Tos 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, kuru izmantošanai tiek iegūti prognozēšanas modeļi, kuri 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* – kas satur vismaz vienu darbības aksiomu. Darbība ir formā “*Ja-Tad*” (*no angļu val. IF-THEN*) 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, kuru var izmantot atkārtoti.
- *Satvars* – prognozēšanas risinājums ar atkal izmantojamu satvara prototipu, kas sastāv no prognozēšanas risinājuma ar vairākām iebūvētām prognozēšanas metodēm, tādām kā *AR*, *ARMA*, *ARIMA* un Kalmana filtrs, kuru sasniegtos rezultātus var integrēt URP sistēmās izmantojot tipveida integrācijas metodi.

- *Integrācijas metode* – implementācijas process pakāpeniski no pieejamiem datiem līdz rezultātu saņemšanai URP sistēmās ir integrācijas metode, kuru var izmantot neatkarīgi no datu dažādības un URP sistēmas dažādības. Tehniskais risinājums ir tīmekļa pakalpojums (*no angļu val.* Web Service), kas spēj nodrošināt integrāciju starp tīmekļa pakalpojumu un URP sistēmu izmantošanu.
- *Prognozēšanas risinājums* – datu apstrādes metode, kas ļauj novērtēt datu pieejamību un kvalitāti, kā piemēram, vai dati nav iztrūkstoši, ja tādi ir, iztrūkstošo datu metode, ļauj aizpildīt iztrūkstošos datus tā, lai spētu uzlabot prognozes. Uz konkrētiem datiem tiek pielietotas fiksētas prognozēšanas metodes, lai iegūtu labāko modeli uz konkrēti dotajiem datu punktiem. Priekšapstrāde ir veikta un esošās prognozēšanas metodes ir pielietotas, ievietojot prognozēšanas modeli, kas spēj automatizētā veidā noteikt, cik daudz datu punktus jāņem, lai spētu konkrētā prognozēšanas metodē noteikt labāko prognozēšanas modeli ar kuru palīdzību var prognozēt nākotnes tendenci. Pēc priekšapstrādes un labāka prognozēšanas modeļa identificēšanas un iegūstot lēmumpieņemšanas modeli, kas tiek definēts pēc lēmumpieņemšanas personas ar noteiktām robežvērtībām, kurām ir jābūt sasniegtām konkrētā gadījumā.
- *Datu apstrādes metode* – nepieciešamas pielietot vairākas datu apstrādes metodes. Pirmkārt, datu vākšana, kur dati tiek apkopoti, piemēram, tiek iegūti no dažādiem datu avotiem: brīvi pieejami, uzņēmuma dati, brīvi pieejamie valsts dati, otrkārt, datu sagatavošana, kā, piemēram, lai noteiktu vai dati ir patiesi un vai datiem ir jāveic datu transformācijas uz diskrētām laikrindām, treškārt, izpētes datu analīze, kā, piemēram, noteikt datu tendenci, stacionaritāti un sezonalitāti, kas nepieciešama prognozēšanas metodēm.

1.2. Tēmas aktualitāte

URP sistēmas izmanto uzņēmuma biznesa procesu īstenošanā, lai sekmīgi ieviestu, modificētu un uzturētu URP sistēmās ir jāpārzina uzņēmuma biznesa procesi (*no angļu val.* BP – Business Process). BP īstenošana un pārvaldība ir BP īpašnieku uzdevums. BP ir aktivitāšu kopa, kuru izpildes rezultātā tiek iegūts vēlamais rezultāts.

BP izpildi ierosina notikumi. Biznesa aktivitātes izpilda darbinieki, kas pārstāv dažādus uzņēmuma funkcionālos apgabalus.

Uzņēmuma lietotnes nodrošina BP īstenošanu. URP sistēmas ir sarežģītākās un lielākās uzņēmuma lietotnes. URP sistēmas parasti izmanto uzņēmuma iekšējo procesu īstenošanā. URP pamata procesi ir finanses, loģistika un cilvēkresursi, kā arī, citas. URP sistēmas moduļi ir ražošanas plānošana, materiālu pārvaldība, pārdošana un izplatīšana, finanšu grāmatvedība, vadības grāmatvedība un cilvēkresursu pārvaldība. Svarīgākie biznesa procesi ir iepirkumu (sagādes), ražošanas, izpildes (pārdošana un piegāde), dzīves cikla pārvaldība, materiālu plānošana, krājumu un noliktavu pārvaldība, pamatlīdzekļi un klientu serviss, cilvēkresursu pārvaldība, projekta vadība, finanšu grāmatvedība un vadības grāmatvedība.

URP sistēmas iebūvētās iespējas ir ierobežotas un atkarīgas no skaitļošanas resursiem, kas pārsvarā ir ierobežoti un izmaksu ziņā arī nav racionāli lietojami. URP sistēmas pārsvarā ir slēgtā tipa sistēmas, kuras ģenerē no biznesa procesiem dažādus datus, kas tiek glabāti vienotā centralizētā datu bāzē, sākot no klienta izveides beidzot ar maksājuma uzdevuma iegrāmatošanas. Pārsvarā ārēji dati nav pieejami URP sistēmās, lai veiktu kādus papildus aktivitātes, kā piemēram, jaunu klientu piesaiste vai mārketinga aktivitātes vai nu vēl kādu sarežģītāku biznesa procesu veikšanu URP sistēmas iekšienē. Datu pieejamība ir ierobežota un ir nepieciešamība piesaistīt dažādus datu avotus, kas sniedz padziļinātu vērtību biznesa procesu uzlabošanai vai pat biznesa vērtību palielināšanai. URP sistēmās algoritmu iespējas ir ierobežotas, jo katrai URP sistēmai ir sava veida programmēšanas valodas, kuras ir jāapgūst un jāspēj programmēt ne tipveida programmēšanas valodās kā *Java*, *C#*, *PHP* vai *Python*, kas ir vienas no populārākajām pasaules mērogā. No tā izriet, ka URP sistēmas programmētāji ir ierobežotā skaitā un nav brīvi pieejami, lai spētu nodrošināt nepieciešamo pieprasījumu pēc URP sistēmas modificēšanas.

Aktualitāte norāda uz to, ka ir nepieciešamība pēc plašāku datu pieejamību no citiem datu avotiem, kas spētu palielināt biznesa vērtības un uzlabotu nākotnē biznesa procesus, ja šos datu avotus spētu apstrādāt un pareizā veidā pielietot URP sistēmas vajadzībām. URP sistēmas ir ierobežotas algoritmu izstrādē un realizācijā, saskaroties ar izaicinājumiem datu apjomā un ilgstošu skaitļošanas algoritmu izpildē, esošie URP sistēmas moduļi var tikt ietekmēti un pat traucēti. Ir nepieciešamība pēc ārējiem risinājumiem, kas spētu risināt esošās nepilnvērtības URP sistēmās. Veidojot atsevišķu risinājumu, kas spētu nodrošināt plašākas datu pieejamības, kā arī, plašākas

algoritmiskās iespējas. Viens no piedāvātajiem risinājumiem ir integrācija starp URP sistēmu un ārējiem risinājumiem, kas spēj atdalīt skaitļošanas jaudu ārpus URP sistēmas, tādā veidā nodrošināt resursu lietderīgu izmantošanu. Vairāku datu avotu piesaiste un biznesa vērtību izgūšana no vienota risinājuma, kas spētu sniegt rezultātu URP sistēmas biznesa procesu uzlabošanā. Esošie risinājumi, kas ir mākoņdatošanas pakalpojumi jau daļēji risina esošo aktualitāti, toties arī šiem risinājumiem ir ierobežojumi.

1.3. Promocijas darba mērķis un uzdevumi

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

Mērķa sasniegšanai izvirzītie **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 metodi, 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.

1.4. Pētījuma objekts un priekšmets

Pētījuma **objekts** ir URP sistēmas prognozēšanas iespēju uzlabošanu.

Pētījuma **priekšmets** ir integrācijas metode, kas nodrošina autonomu lēmumpieņemšanas algoritmu modeļu implementāciju URP sistēmās.

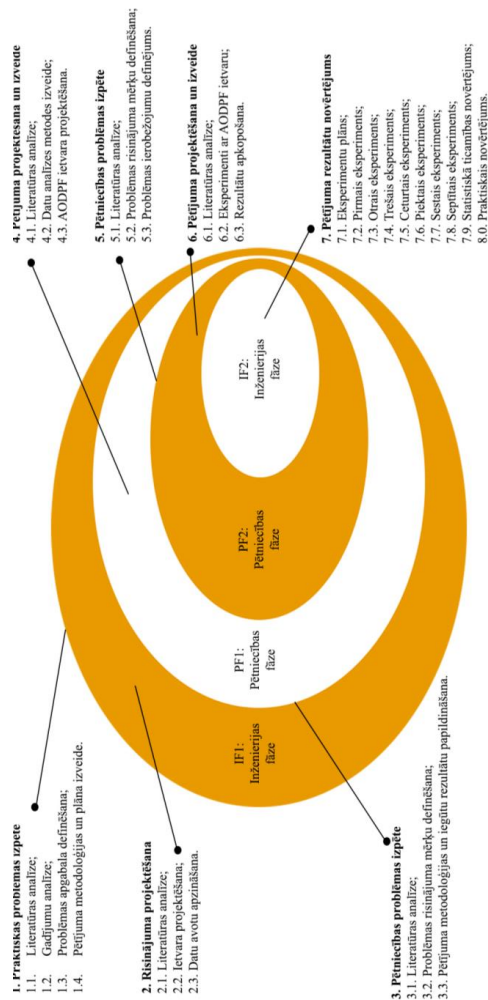
1.5. Hipotēzes

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

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

1.6. Pētījuma metodika

Darba izstrādē ir izmantotas zinātniskās metodes (1.6.1. att.), kas ir sistematisks literatūras apskats un inženiertehniskā metode, kas paredz izstrādāt analītisko modeli, izstrādāt eksperimentu plānu un veikt eksperimentu rezultāts ar statistisko analīzi (Brinkemper, 1996).



1.6.1. att. Pētījuma metodika

Inženierijas fāze iedalās *IF1*, kas sastāv no divām daļām, pirmā praktiskās problēmas izpēte, kurā ir literatūras analīze, gadījumu analīze, problēmas apgabala definēšana un pētījuma metodoloģijas un plāna izveide. Otrajā daļā *IF1* ir risinājuma projektēšana, kura sastāv no literatūras analīzes, satvara projektēšanas un datu avotu apzināšanas.

PF1 pētniecības fāze, kas sastāv arī no divām daļām, pirmā pētniecības problēmas izpēte, kas sastāv no literatūras analīzes, problēmas risinājuma mērķu definēšanas un pētījuma metodoloģijas un iegūto rezultātu papildināšanas. *PF1* pētniecības fāzes otrajā daļā ir pētījuma projektēšana un izveide, kas sastāv no literatūras analīzes, datu analīzes metodes izveide un AODPF satvara projektēšanas.

PF2 pētniecības fāzē sastāv no divām daļām, pirmā pētniecības problēmas izpēte, kas sastāv no literatūras analīzes, problēmas risinājuma mērķu definēšanas un problēmas ierobežojumu definējuma. Otrā *PF2* daļa sastāv no pētījuma projektēšana un izveides, kurā ir literatūras analīze, eksperimenti ar AODPF satvaru un rezultātu apkopošana.

Pēdējā, *IF2* inženierijas fāzē, ir pētījuma rezultātu novērtējums, kas sastāv no eksperimenta plāna, kurā ir 7 eksperimenta scenāriji un praktiskais novērtējums.

Promocijas darba īstenošanai tiek pielietotas modernas pētniecības metodes:

1. *Literatūras analīze* – iepriekš zināmā apraksts vai teorija – tiek dots problēmas stāvokļa novērtējums publicētajos materiālos, kā bibliometrijas analīze, sistemātiska analīze, koncepciju salīdzinājumi, kas jau veikti šīs problēmas risinājumā, ko pēta izvēlētas parādības, procesa saturā, kādas ir dažādu autoru pieejas problēmas risināšanā, kas šajos jautājumos palicis neizpētīts. Darbā tiek pielietota sistemātiska literatūras apskats izmantojot plašai sabiedrībai pieejamās datu bāzes kā *Scopus*, *Web of Science*, *ScienceDirect*, *IEEE Xplore* un *EBSCO*;
2. *Gadījuma izpēte* – jeb arī gadījuma analīze tiek pielietota dažādu sociālu fenomenu (indivīdu, grupu, notikumu, vietu, laika posmu, lēmumu, politiku, institūciju u.c.) izpētē to veselumā. Gadījuma analīzē parasti izmanto daudzveidīgus informācijas avotus: intervijas, novērojumus, dokumentus, arhīva materiālus, audio, video ierakstus, fiziskus arhetipus u.c. Gadījuma izpēte var būt vērsta uz viena vai vairāku fenomenu izpēti, salīdzinājumu. Gadījuma izpēte neļauj izdarīt secinājumus, vispārinājumus ārpus izpētes objektiem, attiecībā par

plašāku sociālo parādību loku, taču ļauj atklāt pārmaiņas, iegūt padziļinātu izpratni par kādu notikumu, situāciju, procesu (Lindgreen & Benedetto u.c., 2020);

3. *Datu analīzes metodes* – sistemātiski pielietotas statistiskas metodes, lai aprakstītu, ilustrētu, reducētu un apkopotu, kā arī izvērtētu datus. Balstoties uz datiem, šīs metodes ļauj izdarīt induktīvus secinājumus un nodalīt datus signālu (interesējošo fenomenu) no trokšņa (statistiskām fluktuācijām vai subjektīviem aizspriedumiem) (Mengist & Soromessa u.c., 2020). Metodes ietver laikrindu metodes, kurām ir liela nozīme finanšu analītikā, apdrošināšanā, finanšu inženierijā un ekonomikā. Tās pēta likumsakarības dinamikas rindas kopējās attīstības tendences, kā, piemēram, trenda noteikšana, kas izmanto speciālas metode, kā piemēram, intervālu paplašināšanas, slidošo vidējo un analītiskās izlīdzināšanas metodes. Kā arī, ir nozīmīga sezonālām svārstībām, kas tiek analizēta rindu dinamika (Aggarwal & Alshehri u.c., 2020). Tā ietver arī klasteru analīzi, kas ir sagrupēt novērojumus, balstoties uz to īpašībām, lai beigu objektu klasteri būtu homogēni klastera satvaros, bet starp klasteriem tie būtu heterogēni (Liu & Fan, 2020). Izmantojot datu apstrādes metodi kā klasteru analīze tā spēj risināt iztrūkstošo vērtību problēmu (Cheng & Chang u.c., 2020). Statistiskai apstrādei tiek pielietota plaši pieejama atvērtā koda *R* un *Python* risinājumi (Haripriya & Patil u.c., 2021). Lai pārbaudītu eksperimentālo statistiski nozīmi tiek izmantots *T-tests* un *ANOVA* (Liu & Wang, 2021);
4. *Konteinerizāciju* – izmantojot konteinerizācijas risinājumu, piemēram, *Docker*, kas ir platformas komplekts kā pakalpojumu produkti, kas izmanto operētājsistēmas līmeņa virtualizāciju programmatūras piegādei paketēs, ko sauc par konteineriem. Konteineri ir izolēti viens no otra un apvieno savu programmatūru, bibliotēkas un konfigurācijas failus (Al-Rakhami & Gumaei u.c., 2020). Rezultātu var konteinerizēt izmantojot brīvi pieejamos risinājumus, kas spēs konteinerizēt risinājumu, kas ir pieejams plašākai sabiedrībai un ir brīvi pieejams. Pamatprincips ļauj risinājumu tipveidā atkārtoti izmantot un pārvietot no vienas sistēmas uz otru neatkarīgi no sistēmas operētājsistēmas vai citiem ietekmējošiem faktoriem;

5. *Biznesa procesa modelēšana* – ļauj detalizēti strukturēt procesu. Darbā tiek izmantots meta-modelēšanas paņēmieni, kā biznesa procesu modelēšanas notācija (*no angļu val.* BPMN – Business Process Model and Notation), kas ir biznesa procesu modelēšanas standarts, kas nodrošina grafisko apzīmējumu biznesa procesu precizēšanai. Tiek izmantots arī vienotas modelēšanas valoda (*no angļu val.* UML – Unified Modeling Language), kas ir vispārējas nozīmes, izstrādes, modelēšanas valoda programmatūras inženierijas jomā, kuras mērķis ir nodrošināt standarta veidu, kā vizualizēt sistēmas dizainu (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020);
6. *Ekspertu novērtējuma metodes* – visbiežāk izmanto sistēmu matemātiskajā modelēšanā, modeļa elementu un to savstarpējo sakarību novērtēšanā, tēlu atpazīšanā, pazīmju svarīguma novērtēšanā, tehniskajā un medicīniskajā diagnostikā, lēmumu atbalsta sistēmās un daudz kritēriālās optimizācijas sistēmās. Izvērtējot ekspertus un sniedzot izstrādāto risinājumu, tiek apkopots un iegūts ekspertu novērtējums (Markovičs, 2009).

1.7. Darba zinātniskais jaunievedums

Darba zinātniskais ieguvums ir:

1. Metode iztrūkstošo 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 izstrādāt pieeju, kas ļauj reducēt prognozēšanas algoritmu integrāciju URP sistēmās, kas tiek papildināts ar kontrolēm un specifiskiem 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 norāda, ka ir nepieciešami vairāki datu avoti, kas stiprina iegūto rezultātu uzticamību. Šajā gadījumā ir nepieciešamība pēc metodes, 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, izmantot ārējos datu avotus, lai sekmētu biznesa procesu lēmumus;
- atkal izmantojama prototips, kuru var izmantot tipveida pielietojamam ar citiem lēmumpieņemšanas algoritmiem.

1.8. Darba praktiskā nozīmība

Darba praktiskā nozīme ir:

1. URP sistēmu novērtēšanas nepilnību apkopojums. Analizējot literatūru un veicot gadījumu izpēti, apkopojumā identificētas tipiskākās URP sistēmas integrācijas nepilnības. Apkopojums izmantojams kā zināšanu apkopojums, ko zinātnieki un uzņēmumi var izmantot esošo URP sistēmu biznesa procesu uzlabošanai un nākotnes procesu pilnveidošanai;
2. Uzlabot URP sistēmas modeļu spējas, kā piemēram, SAP URP, *MS Dynamics* un *Oracle* URP, kurās nav pieejamas visas prognozēšanas iespējas. Samazinot sarežģītu augsti kvalificētu darba spēku, kas spēj programmēt *ABAP* programmēšanas valodā un citās, kurās nav nepieciešamās prognozēšanas metodes. Prognozēšanas metodes ir jāveido no jauna, un tās ir nerentablas. Sākot veikt izmaiņas URP sistēmas kodolos, tiek novēroti visdažādākie izaicinājumi, kā piemēram, īpašnieka sistēmā ir ierobežots skaits speciālistu, kas var veikt konkrēto uzdevumu. Kā arī, 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 arī nodrošinās atkārtojama risinājuma pamatu, kas būs pieejams plašākai sabiedrībai;

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

1.9. Darba rezultātu aprobācija

Promocijas darbā veikto pētījumu rezultāti ir atspoguļoti 16 publikācijās:

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. 32.-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-ISSN 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**).

Un ar promocijas darbu nesaistītas 5 Scopus publikācijas.

Pētījumos iegūtie rezultāti tika prezentēti 11 (vienpadsmit) **konferencēs**:

1. 2021. gada 14.-15.oktobris. IEEE Information Technology and Management Science Conference 2021 (ITMS 2021), Rīga, Latvija;
2. 2021. gada 8.-11.jūnijs. 4th International Conference on Design, Simulation, Manufacturing: The Innovation Exchange (DSMIE-2021), Lviv, Ukraine;

3. 2021. gada 11.-14.marts. 4th International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT 2021), Kahului, Maui Island, Hawaii, United States;
4. 2020. gada 15.-16.oktobris. 61th International Scientific Conference on Information Technology and Management Science of Riga Technical University (ITMS 2020);
5. 2020. gada 26.-28. augusts. ICCBDC '20: Proceedings of the 2020 4th International Conference on Cloud and Big Data Computing, Liverpool Lielbritānija;
6. 2019. gada 15.-16. novembris. 7th IEEE Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE'2019), Latvia, Liepāja;
7. 2019. gada 20.-22. jūnijs. Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference. Rēzekne, Latvija;
8. 2019. gada 20.-22. jūnijs. Environment. Technology. Resources: Proceedings of the 12th International Scientific and Practical Conference. Rēzekne, Latvija;
9. 2019. gada 10.-12. oktobris. 25th International Conference (ICIST19). Viļņa, Lietuva;
10. 2019. gada 11. oktobris. Information Technology and Management Science (ITMS'19). Rīga, Latvija;
11. 2018. gada 8.-10. novembris. 6th Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE 2018). Viļņa, Lietuva.

1.10. Darba struktūra

Darbā ir 6 nodaļas, rezultāti un secinājumi, literatūras avotu saraksts un 9 pielikumi.

Pirmajā nodaļā sniegts vispārīgs darba raksturojums, t.sk., ir pamatota risināmā problēma, definēts darba mērķis, uzdevumi un pierādāmās hipotēzes, kā arī, izklāstīta promocijas darba pētījumu metodika, galvenie rezultāti un darba struktūra.

Otrajā nodaļā definēti promocijas darbā izmantotie pamatjēdzieni un literatūras apskats.

Trešajā nodaļā izklāsta satvara projektējumu.

Ceturtnā nodaļā izklāsta prognozēšanas risinājums.

Piektā nodaļā ir par eksperimentālo novērtējumu, kas sastāv no 7 eksperimenta scenārijiem.

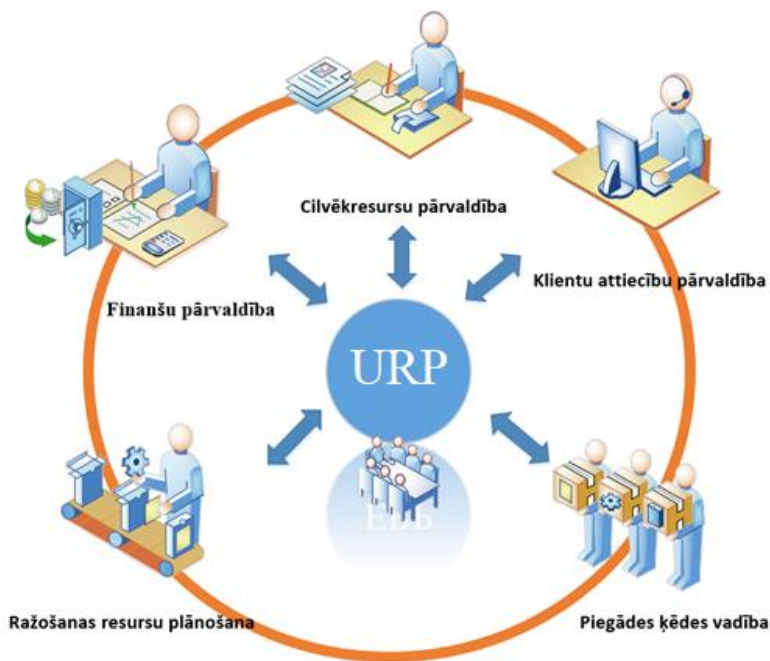
Sestā, pēdējā nodaļā, ir par praktisko novērtējumu, kur tiek izmantots satvara un ar ekspertu grupas palīdzību, praktiski novērtēts satvars.

Secinājumu daļā ir sniegts darba rezultātu, iegūto secinājumu un turpmāko pētījumu izklāsts.

Promocijas darbam ir 9 pielikumi. Darba 1. pielikumā ceļa uzturēšanas problēmas optimizācijas modeļa parametru un mainīgo lielumu terminoloģijas apraksts. Darba 2. pielikumā ievietots svarīgāko darbā lietoto terminu un saīsinājumu skaidrojums. Darba 3. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 1 rezultāts. Darba 4. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 2 rezultāts. Darba 5. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 3 rezultāts. Darba 6. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 4 rezultāts. Darba 7. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 5 rezultāts. Darba 8. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 6 rezultāts. Darba 9. pielikumā ietverts veiktais eksperimenta nr. 7 rezultāts.

2. LITERATŪRAS APSKATS

URP sistēmas ir lielas modulāras uzņēmumu lietojumprogrammas, kas paredzētas, lai izpildītu lielāko daļu uzņēmuma biznesa procesus. URP sistēmas sastāv no funkcionāliem apgabaliem. Cita autora definīcija skan šādi: „ERP systems are computer-based systems designed to process an organization’s transactions and facilitate integrated and real-time planning, production, and customer response” (Junior & Oliveira, 2019). Ko var tulkot kā: ”URP sistēmas ir datorbalstītas sistēmas, izstrādātas tā, lai organizācijas transakcijas un tās integrācija atvieglotu reāla laika plānošanu, ražošanu un reaģēšanu uz klientu.” Tiek uzskaitīti pieci un pielīdzināti jēdzienam moduļi, tie ir aplūkojami sajauktā secībā (2.1. att.), un tiek atspoguļoti URP sistēmā.



2.1. att. URP sistēma

Katrs no šiem moduļiem ir paskaidrots zemāk:

- *cilvēkresursu pārvaldība* – cilvēki, kas strādā organizācijā un ir darbinieki šajā organizācijā, kura tiek pārvaldīti (Dabi & Wiafe u.c., 2018);

- *finanšu pārvaldība* – joma ir saistīta ar kopsavilkumu, analīzi un ziņošanu par finanšu transakcijām, kas ir saistītas ar uzņēmējdarbību (Lemonakis & Sariannidis u.c., 2018) tajā skaitā arī, iepirkumi – iegūt jebko īpašumā, maksājot par konkrētu lietu (Elbahri & Al-Sanjary u.c., 2019);
- *klientu attiecību pārvaldība* – pārvaldības pieeja uzņēmuma mijiedarbība ar pašreizējiem un potenciālajiem nākotnes klientiem (Cruz-Jesus & Pinheiro u.c., 2019), tajā skaitā arī, pārdošana un mārketing – pārdošana: preču apmaiņa, lai gūtu peļņu; mārketing: darbība vai biznesa veicināšana un produktu vai pakalpojumu pārdošana, tajā skaitā tirgus izpēti un reklāma (Samiei & Habibi, 2020);
- *ražošanas resursu plānošana* – ir process, kad darbinieki apvienojot dažādus materiālus ieguldījumus un nemateriālus ieguldījumus, rada nākošo nepieciešamo materiālu vai gala produktu (Kumar & Manjrekar u.c., 2020), tajā skaitā arī, inventārs – posteņu saraksts, piemēram, nekustamie īpašumi, preces noliktavā (Chofreh & Goni u.c., 2020);
- *piegādes ķēdes vadība* – piegādes ķēde ir tīkls, uzņēmumiem un cilvēkiem, kas strādā kopā, lai pārvietotu gatavās produkcijas izejmateriālus un piegādātu gala produkciju patērētājiem (Banerjee, 2018; Ben-Daya & Hassini u.c., 2019; Meredith & Shafer, 2019).

Biznesa procesus īsteno URP sistēmās, iezīmējot: “Uzņēmuma biznesa procesi ir veids, kādā tiek organizēta un koordinēta darba izpilde, lai radītu vērtīgu produktu vai pakalpojumu.” (Hein & Schreieck u.c., 2019).

URP sistēmas ietver transakciju apstrādi un lēmumpieņemšanu, tomēr daudzi no moduļiem satur sarežģītas lēmumu pieņemšanas loģiku (Cruz-Cunha & Silva u.c., 2021). Datu apstrādes loģika tiek uzskatīta par sarežģītu lēmumu pieņemšanas loģiku, ja tā balstās uz analītiku vai vadības modeļiem, lai noteiktu rīcību, kas saistīta ar biznesa procesu izpildi un pieprasu specifiskas zināšanas.

Tradicionāli lēmumu loģika ir iegulta URP sistēmās. Uzņēmumiem bieži ir jāmaina šī lēmumu pieņemšanas loģika, lai izpildītu īpašas prasības (Demyanova & Andreeva u.c., 2018). Uzņēmumiem ir stimuls nepārtraukti uzlabot lēmumu pieņemšanas loģiku, kas ir galvenais konkurences priekšrocību avots, rezultāti ir bieži jāpārveido. Parasta modifikācija tiek veikta URP iekšējā attīstības vidē. Rezultāti ne

vienmēr ir apmierinoši, ja runājam par modifikācijas procesu (AboAbdo & Aldhoiena u.c., 2019; Chofreh & Goni u.c., 2018; Ibrahim & Duraisamy u.c., 2019).

Lēmumu pieņemšanas loģikas iekļaušanai URP sistēmās ir vairāki trūkumi, piemēram, tā ir neelastība un izmaiņu izmaksas (Demi & Haddara, 2018; Alsharari & Al-Shboul u.c., 2020; Shafi & Ahmad u.c., 2019). Tehnoloģiju sasniegumi ļauj izmantot citas tehnoloģijas lēmumu pieņemšanas spēju nodrošināšanai URP sistēmās (Zoubeidi & Kazar u.c., 2020; Chofreh & Goni u.c., 2020; Beric & Havzi u.c., 2020). Tas ietver izpēti par lēmumu pieņemšanas loģikas integrāciju URP sistēmās ārpus iegūtās pieejas. Šīs pieejas ietver datu glabāšanu un tiešsaistes analītiskā apstrāde (*no angļu val.* OLAP - Online Analytic Processing) (Ain & Vaia u.c., 2019), uz modeļiem balstītu konfigurāciju un sistēmas domāšanu (Steininger, 2019), semantiskās informācijas iekļaušanu strukturētos modeļos (Khan & Ramasamy, 2021) un vispārēju asociācijas modelis starp plānošanas moduli un URP sistēmu (Zoubeidi & Kazar u.c., 2020).

Modernās tehnoloģijas paplašina lēmumpieņemšanas iespējas, kaut arī URP sistēmas ir ļoti standartizētas sistēmas, nav kopīgas vienošanās par lēmumu pieņemšanas komponentu lomu un ieviešanu URP sistēmās. Piedāvātā pētījuma vispārējais mērķis ir skaidri nošķirt lēmumu pieņemšanas komponentus URP sistēmā, lai atbalstītu šo komponentu attīstību, uzturēšanu un izmantošanu.

Šīs sastāvdaļas ir jānošķir gan loģiskajā, gan tehniskajā līmenī. Loģiskajā līmenī lietotājiem ir labi jāzina lēmumu pieņemšanas komponentu ietekme uz biznesa procesu izpildi. Tehniskajā līmenī lēmumu pieņemšanas komponentiem jābūt modificējamiem (Beric & Havzi u.c., 2020), pārnēsājamiem (Moh'd, 2019) un pielāgojamiem (Yoo & Kim, 2021; Kiran & Reddy, 2019; Junior & Oliveira u.c., 2019).

Sarežģīto un dažādo uzņēmuma prasību dēļ URP sistēmām bieži trūkst nepieciešamās funkcionalitātes, piemēram, (Jiasheng, 2019) informācijas sistēmas vienkāršā dizaina dēļ uzņēmuma grāmatvedība nevar realizēt pilna mēroga tīkla biroju, var būt tikai dažas būtiskas pamatfunkcijas, kamēr trūkst dziļāku datu analīzes funkciju. Turklāt datu iegūšanas procesam jābūt ļoti efektīvam, tuvu reāllaikam un nepārtrauktam. URP sistēmas atbalsta lēmumu pieņemšanu vienas organizācijas satvaros, bet piegādes ķēdes pārvaldībā šie lēmumi ļoti ietekmē piegādes ķēdes partnerus (Kunath & Winkler, 2019; Ben-Daya & Hassini u.c., 2019; Caiado & Scavarda u.c., 2021). URP sistēmas var kalpot par pamatu šādu sadarbības lēmumu pieņemšanas komponentu izstrādei, piemēram, "autonoma piegādes ķēde" (da Silva &

Kovaleski, 2019; Ramirez-Peña & Sotano, 2020; Hartley & Sawaya u.c., 2019) un pārdevēju vadības inventārs (Muchaendepi & Mbohwa u.c., 2019; Elbahri & Al-Sanjary u.c., 2019).

Jāmainās arī URP sistēmas tehnoloģijām, lai uzlabotu esošās lēmumu pieņemšanas iespējas, URP sistēmas bieži tiek integrētas ar citām lietojumprogrammām. Ir konstatēts, ka visbiežāk URP sistēmas tiek integrētas ar uzlabotajām plānošanas sistēmām (*no angļu val.* APS – Advanced Planning Systems), datu analītiskajām sistēmām, piemēram, datu noliktavām un biznesa datiem, un īpašiem mērķtiecīgiem modelēšanas rīkiem, piemēram, simulācijas rīkiem (Wolfshorndl & Vivaldini u.c., 2020; Allaoui & Guo u.c., 2019; Aliche & Hoberg u.c., 2019; Widmer & Klein u.c., 2019).

Autori (Trunzer & Calà u.c., 2019) norāda, ka biznesa informācijas sistēmas izmanto datus no URP sistēmām, lai atbalstītu organizatoriskos lēmumu pieņemšanas procesus. Šis ir lēmumu pieņemšanas iespēju piemērs, ko nodrošina ārēji komponenti, izmantojot datu koplietošanu. Labā prakse norāda (Hu & Liu u.c., 2019), ka datu atgriezeniskās saites nodrošināšanu nodrošina biznesa inteligences sistēmas, kas ir pieejamas pārsvarā URP sistēmās. Savukārt, lai efektīvāk nodrošinātu rezultātu (Guizzi & Falcone u.c., 2019) izmanto simulāciju, lai pārbaudītu URP sistēmas ģenerētos ražošanas grafikus. Šī pieeja tiek paplašināta, iesaistot APS, lai ģenerētu uzlabotus grafikus, kas novērtēti, izmantojot simulāciju, kamēr URP sistēma koncentrējas uz transakciju apstrādi (Rossit & Tohme u.c., 2019). Autori (Piroozfar & Farr u.c., 2019) izstrādā modernu resursu plānošanas sistēmu, kas īpaši koncentrējas uz URP sistēmās izmantoto ražošanas plānošanas un vadības parametru precizēšanu. Liela mēroga APS parasti ietvēra ilgtermiņa, vidēja un īstermiņa plānošanas funkcionalitāti piegādes ķēdes projektēšanas, ģenerālpilānošanas, plānošanas, transportēšanas un citās jomās (Ehsan & Yang, 2019).

Iepriekš minētie raksti ir vērsti uz funkcionālo iespēju uzlabošanu, savukārt citu rakstu grupa pēta tehniskos aspektus URP sistēmu integrēšanai ar citām lietojumprogrammām. Integrācijas tehnoloģijas ir ievērojami attīstījušās, un tādas attīstības tendences kā uz pakalpojumu orientēta arhitektūra (*no angļu val.* SOA – Service-Oriented Architecture) un mākoņdatošana būtiski ietekmē URP sistēmu lēmumu pieņemšanas spēju attīstību (Gupta & Meissonier u.c., 2020; Sohaib & Naderpour u.c., 2019; Khayer & Talukder u.c., 2020).

Pakalpojuma orientācija ļauj nošķirt lēmumu pieņemšanas loģiku no galvenās lietojumprogrammas, kas uzlabo lēmumu pieņemšanas risinājumu elastīgumu (Borangiu & Trentesaux u.c., 2019). Autori (Niknejad & Ismail u.c., 2020) piedāvā lēmumu kā pakalpojumu, lai nodalītu lēmumu pieņemšanas loģiku no pamatprocesiem, ņemot vērā šo komponentu īpašo raksturu. Adaptīvā pakalpojumu regulēšanas arhitektūra un lēmumu pieņemšanas pakalpojuma vide ļauj veikt gan sinhronu pieprasījuma atbildes mijiedarbību, gan asinhrono paziņojumu.

Lēmumu pieņemšanas komponentu sasaistīšanai nepieciešami risinājumi, lai vienkāršotu integrāciju starp tiem un citām lietojumprogrammām, ieskaitot URP sistēmas. Uz pakalpojumiem orientēta arhitektūra SOA apvienojumā ar semantiskām tīmekļa tehnoloģijām (Moleda & Momot u.c., 2020) atvieglo tādas informācijas apmaiņas funkcijas kā modeļa publicēšana, atklāšana un izmantošana. Līdzīgas problēmas tiek risinātas, izmantojot modeļu apmaiņas standartus, piemēram, PMML (Massaro & Mastandrea u.c., 2020). PMML pakotne eksportē dažādus paredzamos un aprakstošos modeļus no programmēšanas valodām uz XML, lai tos izmantotu citās lietojumprogrammās (Lee & Wang, 2019). URP sistēmas pamatā ir centralizēta datu bāze. URP sistēmas ir datu orientētas sistēmas. URP sistēmās tiek nodrošinātas dažādas tehnoloģijas. Pārsvārā tās ir tiešsaistes transakciju apstrādes (*no angļu val.* OLTP - Online Transaction Processing), kuru primārais uzdevums ir nodrošināt efektīvu transakciju izpildi. Neizmanto sarežģītu pārskatu ģenerēšanai nepietiekamās skaitļošanas jaudas dēļ, ka arī, izmanto OLAP. Tās glabā priekšapstrādātus transakciju datus (apkopotus dažādos griezumos), to primārais uzdevums ir datu analīzes iespēju nodrošināšana. URP sistēmas tiek nodrošinātas ar trīsriindu klienta-servera sistēmu, kuras sastāvā ir prezentācijas slānis, lietotnes slānis un datu slānis. Mākoņu skaitļošana ļauj HANA platformā veidot izklaidētus un mērogojamus lēmumu pieņemšanas risinājumus, mijiedarbojoties ar URP sistēmām (Daszczuk & Rybiński u.c., 2020). Ziņotā transportlīdzekļa maršrutēšanas lietojumprogramma spēj veikt intensīvi skaitļošanas uzdevumus un reālā laikā vākt datus no izplatītiem avotiem, piemēram, uz transportlīdzekļiem uzstādītām GPS ierīcēm. Autori (Orosz & Selmecsi u.c., 2019) pēta pakalpojumu organizēšanu, izmantojot darbpūsma tehnoloģijas kā URP sistēmu pamatu. Lēmumu pieņemšanas komponentu specifikācija, izmantojot domēnam specifiskas valodas, ļauj attīstīt atkārtoti lietojamus komponentus, kas ir iespējot dažādās uzņēmuma lietojumprogrammās (Myrodia & Randrup u.c., 2019). Autori (Bueno & Godinho u.c., 2020) integrē produktu konfigurēšanu, ražošanas plānošanu

un ražošanas izpildi, pamatojoties uz URP sistēmu. Autori (Fildes & Goodwin, 2021) izmantojot piegādes ķēdes pārdošanas prognozes un uzlabo BP URP sistēmā.

2.1. Sistemātiska literatūras kritiskā analīze

Lai novērtētu zinātniskās darbības rezultātus un izmantotu darbā zinātniskos rakstus, grāmatas un citus avotus, kas atbilst izvirzītam virzienam ir nepieciešamība veikt sistemātisku zinātnisko literatūras novērtējumu. Ar dažādiem papildus rīkiem un vietnēm, kā, piemēram, zinātniskajām datu bāzēm *Scopus*, *Web of Science* u.c. Zinātniskās darbības rezultāti tiek mērīti pēc Hirša indeksa (*no angļu val.* h-index), kas ir bibliometrijas instruments, parāda kāda autora produktivitāti un kvalitāti, balstoties uz autoru darbu citēšanas biežumu. Izmantojot bibliometriju kā matemātisko un statistisko metožu pielietošana grāmatu un citu komunikācijas līdzekļu pētīšanā (Donthu & Kumar u.c., 2020).

Izmantotais rīks ir *VOSviewer*, kas ir brīvi pieejams, lai veiktu bibliometrijas analīzi. Meklēšanai tiek izmantota strukturēta vaicājumu meklēšana, kurā tiek noteikti atslēgas vārdi (2.1. tabula) pēc kuriem tiek atlasītas zinātniskās publikācijas, kā piemērs, tiek atspoguļots *Scopus* datu bāzes sistemātiska literatūras analīzes atlases kopa.

2.1. tabula

Sākotnējā atslēgvārdu kopa

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

Atlasot rezultātus *Scopus* datu bāzē pēc (2.1. tabulas) minētajiem atslēgas vārdiem kopējā kopa sastāda 1,080,440 dokumentu, pieejamais skaits ir uz 20.03.2021 (Pekša & Grabis, 2018). Lai meklēšanas rezultāti būtu precīzāki un atbilstošāki, no visiem pieejamajiem rezultātiem tika atlasīti tikai zinātniskie raksti, kuriem ir pieejama

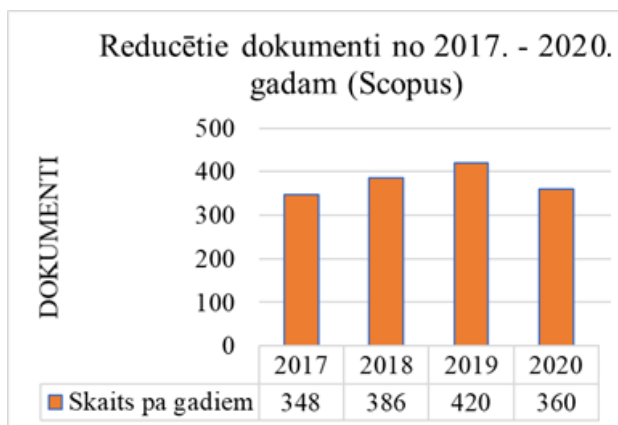
brīva pieeja, tie ir publicēti angļu valodā, laika posmā no 2017.gada līdz 2020.gadam, ņemot vērā to, ka tieši pēdējo 5 gadu pieejamie zinātniskie raksti ir viss aktuālākie. Lai rezultātu reducētu un nokļūtu pie vēlamā rezultāta tiek ieviesti vairāki kritēriji, lai rezultāts tiktu pietuvināts darba specifikai, skatīt 2.2. tabulā ieviestos reducēšanas pasākumus. Minētie atslēgas vārdi tika izmantoti *Scopus* datu bāzes meklētājā.

2.2. tabula

Reducēšanas mēri

N.p.k.	Reducējošais kritērijs (latviešu val.)	Reducing criterion (angļu val.)
1.	Dokumenta tips: raksts, konferences raksts, grāmatas nodaļa un grāmata	LIMIT-TO DOCTYPE: "ar", "cp", "ch", "bk"
2.	Priekšmeta apgabals datorzinātne	LIMIT-TO SUBJAREA,"COMP"
3.	Publikācijas robežā 2017-2021	LIMIT-TO PUBYEAR 2017-2021
4.	Publikāciju valoda angļu valodā	LIMIT-TO LANGUAGE,"English"
5.	...	...

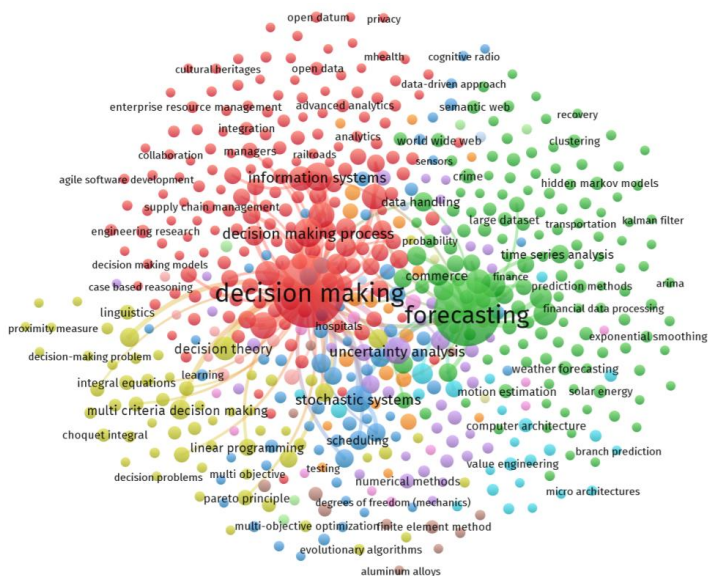
Iegūts rezultāts 1,582 dokumenti uz 20.03.2021 tiek eksportēti uz *VOSviewer* rīku padziļinātai analīzei. Skatīt dokumentu sadalījumu pa gadiem (2.1.1. att.).



2.1.1. att. Reducēto dokumentu sadalījums pa gadiem 2017-2020

Reducēto dokumentu sadalījumā pa gadiem (2.1.1. att.) dokumentu skaits par laika posmu no 2017. gada līdz 2020. gadam. Apskatītajā laika periodā dokumentu skaits šajā nozarē ir ar augošu tendenci, kur visstraujākais pieaugums novērojams 2019. gadā. Apkopotie bibliometriskie dati no izvēlētajiem zinātniskajiem rakstiem tālāk tiek izmantoti, lai veiktu grafisko analīzi.

Attēlā (2.1.2. att.) var redzēt visvairāk apkopotos rakstos izmantotos atslēgas vārdu izvietojums VOSviewer rīkā. Attēlotās kopas izmērs, galvenokārt, norāda uz atslēgas vārdu svarīgumu, tikmēr līnijas biezums uz to, cik spēcīga ir saikne starp dažādiem atslēgas vārdiem.



2.1.2. att. Visu atlasīto atslēgas vārdu savstarpēja saistība

Attēlā (2.1.2. att.) divi atslēgas vārdi ir ar vislielāko uzsvāru “decision-making” un “forecasting”, kas ir viens no pamata atslēgvārdiem darbā. Kopā veidojot 13 klāsterus, no tiem “decision-making” klāsteris sastāda 524 saites kopējo saišu ietekmi 18123 un “forecasting” klāsteris sastāda 474 saites kopējo saišu ietekmi 2407.

Sākotnējā veiktā analīze uzskatāmi norādīja virzienu uz kuru fokusēties, apliecināja nepieciešamību pētīt un izmantot tieši jaunāko pieejamo literatūru, ņemot vērā tematikas specifiku, analīzes gaitā tiek noskaidrota temata būtība. Rīks tiek pielietots turpmākai sistemātiskai literatūras kritiskai analīzei. Zinātnisko rakstu skaits

ar katru gadu turpina palielināties, skatoties uz augošo tendenci. Metode, bibliometriskā analīze, palīdz veikt precīzu zinātnisko publikāciju atrašanu nepieciešamajā tematikā un publikāciju filtrēšana ir daudz pārskatāmāka. VOSviewer rīka iespēja veikt vizualizāciju uzskatāmi parādīja galvenos atslēgas vārdus, kuri ir saistīti ar autoriem, biežāk citētos rakstus un autorus, kas ļauj izprast, kuri no pieejamajiem rakstiem, ir viss aktuālākie un pieprasītākie.

2.2. Lēmumpieņemšana

Psiholoģijā lēmumpieņemšana (*no angļu val.* decision-making) uzskata par izziņas procesu, kura rezultātā tiek izvēlēts uzskats vai darbības virziens starp vairākām alternatīvām iespējām (Edwards, 1954). Lēmumu pieņemšana ir alternatīvu identificēšanas un izvēles process, pamatojoties uz lēmumu pieņēmēja vērtībām, vēlmēm un uzskatiem. Katrs lēmumu pieņemšanas process dod galīgo izvēli, kas var vai nevar pamudināt rīkoties (Li & Chapman, 2020). Lai spētu veikt lēmumpieņemšanu ir nepieciešamas prognozes, kas ir tuvinātas iespējamajam rezultātam nākotnē, lai to veiktu ir nepieciešamība pēc matemātiska modeļa formulējuma.

2.2.1. Lēmumpieņemšanas matemātiskā modeļa formulējums

Lēmumpieņemšanas matemātiskā modeļa formulējuma ir nepieciešams apgabals un tas tiek noteikts uz datiem orientēts lēmumu pieņemšanas process (*no angļu val.* Data Driven Decision Making Process), kas tiks vērts uz biznesa vērtību paaugstināšanu (Urena & Kou u.c., 2019). Lēmumpieņemšanas matemātiskā modeļa formulēšanai ir nepieciešami lēmuma mainīgie, mērķa funkcija un ierobežojumi. Lēmuma mainīgajiem ir jāatbild uz jautājumu, kādi lēmumi ir jāpieņem un ko varam mainīt. Toties mērķa funkcijai ir jāatbild uz jautājumu, ko vēlamies sasniegt, piemēram, palielināt peļņu vai samazināt izdevumus. Ierobežojumi ir viennozīmīgi tie, kas neļauj vai ierobežo attiecīgo mērķa funkciju. Vispārējā modelī ir doti lēmumu mainīgie algebriski apzīmējumi, piemēram, $x_1, x_2, x_3, \dots x_n$. Lēmumu mainīgo skaits ir n un x_j ir j -to mainīgā lieluma nosaukums. Konkrētā situācijā bieži ir ērti lietot citus nosaukumus, piemēram, x_{ij} vai y_k vai $z(i, j)$. Datoru modeļos tiek izmantoti nosaukumi, piemēram, "FLOW 1" vai "AB_1", lai attēlotu īpašus ar problēmu saistītus lielumus. Vērtību piešķiršanu visiem problēmas mainīgajiem sauc par risinājumu (Kitjacharoenchai &

Ventresca u.c., 2019; Khalilpourazari & Khalilpourazary, 2020; Moshref-Javadi & Hemmati u.c., 2020; Candler & Townsley, 1982).

Mērķa funkcija novērtē dažus tūlītējas nozīmes kvantitatīvos kritērijus, piemēram, izmaksas, peļņu, lietderību vai ienesīgumu. Vispārējo lineārā mērķa funkciju var uzrakstīt formulā (2.2.1.1.): (Candler & Townsley, 1982)

$$Z = C_1X_1 + C_2X_2 + \dots + C_nX_n = \sum_{j=1}^n C_jX_j, \quad (2.2.1.1.)$$

kur C_j – ir j -tā mainīgā lieluma koeficients;

Z – mērķa funkcija;

X_n – lēmumu mainīgā;

n – lēmumu mainīgo skaits.

Izvēlēto kritēriju var palielināt vai samazināt (Candler & Townsley, 1982).

Ierobežojums ir nevienlīdzība vai vienlīdzība, kas nosaka lēmumu ierobežojumus. Ierobežojumi rodas no dažādiem avotiem, piemēram, ierobežotiem resursiem, līgumiskām saistībām vai fiziskiem likumiem. Parasti tiek teikts, ka lineārajai programmēšanai ir m lineāri ierobežojumi, kurus var izteikt kā formulu (2.2.1.2.): (Candler & Townsley, 1982)

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \begin{cases} \leq \\ \geq \end{cases} b_i, \text{ for } i = 1 \dots m \quad (2.2.1.2.)$$

Katram ierobežojumam jāizvēlas viena no trim lielās iekavās parādītajām attiecībām. Skaitli a_{ij} sauc par "tehnoloģisko koeficientu", un skaitli b_i sauc par i ierobežojuma vērtību "labajā pusē". Stingras nevienādības kā mazāks "<" un lielāks ">" nav atļautas. Formulējot modeli, laba prakse ir dot nosaukumu katram ierobežojumam, kas atspoguļo tā mērķi. Vienkārša augšējā robeža, kas saistīta ar katru mainīgo x_j var būt noteikts daudzums u_j , kas ierobežo tā vērtību no iepriekš minētā (Candler & Townsley, 1982) formula (2.2.1.3.):

$$x_j \leq u_j, \text{ for } j = 1 \dots n \quad (2.2.1.3.)$$

Lielākajā daļā praktisko problēmu mainīgajiem jābūt nenegatīviem, piemēram, dati varbūt 1, 2, 3 utt., bet tie nevar būt -1, -2, -5 utt., formula (2.2.1.4.):

$$x_j \geq 0, \text{ for } j = 1 \dots n \quad (2.2.1.4.)$$

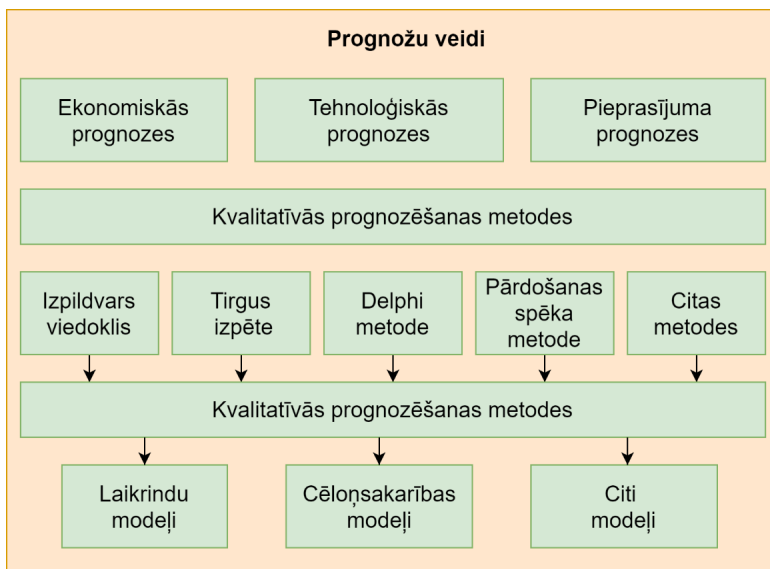
Šo īpašo ierobežojumu sauc par ierobežojumu, kas nav negatīvs. Dažreiz mainīgajiem lielumiem jābūt pozitīviem vai faktiski tie var būt neierobežoti (ļaujot iegūt jebkādu reālu vērtību). Koeficientu kolekcija (c_j, a_{ij}, b_i, u_j) visām indeksu i un j vērtībām sauc par modeli. Lai modelis būtu pilnībā noteikts viss parametru vērtībām jābūt zināmām (Facchini & Digiesi u.c., 2020; Falk, 1976). Lai pielietotu matemātiskos modeļus tos ir jāizmanto prognozēšanai.

2.3. Prognozēšana

Pastāv trīs galvenās prognožu kategorijas: ekonomiskās prognozes (Ericsson & Martinez, 2019), tehnoloģiskās prognozes (Huang & Porter u.c., 2019) un pieprasījuma prognozes (Dandl & Hyland u.c., 2019), kas atspoguļo prognozes attīstību. Šajās trīs kategorijās ir dažādu veidu prognozēšanas metožu. Tiek apskatītas tikai kvantitatīvās prognozēšanas metodes, jo tās tiek izmantotas esošajā pētījumā, kaut arī, ir arī tādas kvalitatīvās prognozēšanas metodes kā:

- *Vadītāju viedoklis* – izmanto vairāku atsevišķu ekspertu sagatavotu salikto prognozi (Ordóñez & Threlfall u.c., 2019);
- *Tirgus pētījums* – prognožu metode, kas ietver komunikēšanu ar mērķauditoriju (Vissak & Francioni u.c., 2020);
- *Delfu metode* – tiek izmantots politikas veidošanā un organizatorisku lēmumu pieņemšanā (Belton & MacDonald u.c., 2019);
- *Pārdošanas metode* – tiek izmantots, lai skatītu vislabāko ieņēmumu aprēķinu noteiktā laika posmā (Schlingemann & Wu, 2015).

Tomēr kvantitatīvās prognozēšanas metodes ir balstītas uz matemātiskiem modeļiem, un tās ir objektīvas (Arvan & Fahimnia u.c., 2019). Šīs metodes var izmantot tikai tad, ja abi nosacījumi ir apmierināti. Saskaņā ar pirmo nosacījumu ir pieejama skaitliska informācija par pagātni, un otrajā nosacījumā var pieņemt, ka daži no iepriekšējo modeļu aspektiem saglabāsies arī nākotnē (Chatfield & Xing, 2019). Ir daudz kvantitatīvu prognozēšanas metožu. Lai samazinātu apsveramo metožu skaitu, tiek izvēlēta lairindu prognozēšana. Prognožu, prognozēšanas metožu un prognozēšanas modeļu kopējais attēlojums parādīts zemāk (2.3.1. att.).



2.3.1. att. Prognožu un prognozēšanas metožu attēlojums

Laikrindu prognozēšanā par nākotnes iznākumu novērtēšanu izmanto vēsturiskos datus. Pastāv divu veidu laikrindas – nepārtrauktas un diskrētas (Hillmer & Tiao, 1982). Diskrētām laikrindām laika ass ir diskrēta, kamēr nepārtrauktas laikrindas novērotais mainīgais parasti ir nepārtraukts mainīgais, ko nepārtraukti reģistrē. Vairākas prognozēšanas procedūras ir balstītas uz laikrindu modeli (Sowell, 1992).

Katra modeļa būtību ir izklāstīta, turklāt tiek apskatīti modeļi, kas ir pieejami plašai sabiedrībai, pazīstami URP sistēmās kā *SAP URP* un *Microsoft Dynamics*:

- *Automātiski regresīvs integrēts slīdošais vidējais* – pazīstams arī kā *ARIMA* (*no angļu val.* Auto-Regressive Integrated Moving Average), ir piemērots laikrindu prognozēšanai (Moayedi & Masnadi-Shirazi, 2008; You, 2019; Kotthoff & Thornton u.c., 2019; Naylor & Seaks u.c., 1972; Bartlett & Long u.c., 2020);
- *Automātiski regresējošs koku modelis* – vēsturiski pazīstams kā *ARTxp* algoritms no *Microsoft SQL Server*, kas atbalsta savstarpēju validāciju. Tomēr *ART* modelis ir aizvēsturisks lineārs automātiski regresējošs modelis, kurā robežas ir definētas ar lēmumu koku, un lēmumu koka lapās ir lineāri automātiski regresīvie modeļi (You, 2019);

- *Automātiska modeļa izvēle* – sistēma analizē vēsturiskos datus un pēc tam izvēlas piemērotāko modeli (Kotthoff & Thornton u.c., 2019);
- *Boksa–Dženkinsa metode* – lai atrastu laukrindu modeļa vispiemērotāko laukrindu pagātnes vērtību (Naylor & Seaks u.c., 1972), tas izmanto automātiski regresējošo mainīgo vidējo (ARMA) un kā kopumu izmanto *ARIMA*;
- *Lineārā regresija* – statistikas metode, kas ļauj apkopot un izpētīt sakarības starp diviem nepārtrauktiem kvantitatīviem mainīgajiem lielumiem, un tā ir vispazīstamākā pieprasījuma prognozēšanas metode tendenciozam pieprasījumam (Bartlett & Long u.c., 2020);
- *Mainīgais vidējais* – analīzes rīks, kas izlīdzina datus par cenām, veidojot pastāvīgi atjauninātu vidējo cenu (Hyndman, 2011);
- *Holt-Winters metode* – viena no laukrindām ar tendenci, bet ar sezonālītāti, ko izmanto, lai prognozētu “Ja-Tad” analīzi (Chatfield, 1978);
- *Svērtais vidējais* – piešķir lielāku nozīmi jaunākajiem datiem un mazāk iepriekšējiem datiem (Linares-Mustarós & Ferrer-Comalat u.c., 2020).

Izmantojot novērtēšanas metodes, lai atrastu prognozēšanas metožu izmantošanu vairākās URP sistēmās (Ren & Chan u.c., 2020). Piemēram, *SAP URP* un *Microsoft Dynamics* sistēmas tiek ņemtas vērā, lai salīdzinātu vienu ar otru. Šīs divas URP sistēmas, kas ir viena no lielākajām un nozīmīgākajām sistēmām, tiek salīdzinātas, ņemot vērā trīs kritērijus: “+” ar zaļu krāsu ir šāda metode ir iekļauta URP sistēmā, “-” ar tumši orandžu krāsu nav šīs metodes URP sistēmā un “+/-” ar gaišu orandžu krāsu ir šī metode ir daļēji pieejama konkrētajā URP sistēmā. Visi kritēriji ir apkopoti vienā 2.3.1. tabulā.

2.3.1. tabula

URP sistēmu prognozes metožu salīdzinājums

Laikrindu modeļi, metodes	SAP URP	Microsoft Dynamics
Automātiski regresijas integrēts slidošais vidējais	+	+
Automātiski regresējošs koku modelis	-	+
Automātiska modeļa izvēle	+	-

(2.3.1. tabulas nobeigums)

Laikrindu modeļi, metodes	SAP URP	Microsoft Dynamics
Boksa–Dženkinsa metode	+	+/-
Holt–Winters metode	+	+
Mainīgais vidējais	+	+
Lineārā regresija	+	-
Svērtais vidējais	+	+
k-NN	-	-
Rekurentais neironu tīkls	-	-
Atbalsta vektoru mašīna	-	-
Mākslīgo neironu tīkls	-	-
Slēptais Markova modelis	-	-
Kalmana filtrs	-	-

URP sistēmās lielākoties ir vienādi modeļi un metodes, taču dažas ir unikālas. SAP URP sistēmā nav automātiskas regresijas koku modeļa, un *Microsoft Dynamics* nav automātiskas modeļa izvēles, dažas *Box-Jenkins* metodes un lineārās regresijas. Ir vērts pieminēt, ka *Microsoft Dynamics* var nodrošināt konfigurācijas vidi, kurā lietotāji var veikt lineāru regresiju no nulles. SAP URP sistēma parāda to prognozēšanas modeļu un metožu skaita priekšrocības, kas pēc noklusējuma ir pieejamas SAP URP sistēmā.

2.4. Lēmumpieņemšanas modeļa integrācija URP sistēmā

Pirms prognozēšanas uzsākšanas ieejas datiem ir jābūt aizpildītiem un tie nevar saturēt trūkstošus ierakstus. Matemātiskam modelim, kurā ieejas dati ir noteikti ir jābūt pieejamiem laika intervālam, kas ir definēts sākotnēji. Tie var būt 1 minūte, 1 stunda, 1 diena, tiem ir jābūt diskrētiem. Lai risinātu iztrūkstošo datu problēmu var izmantot dažādas metodes, piemēram:

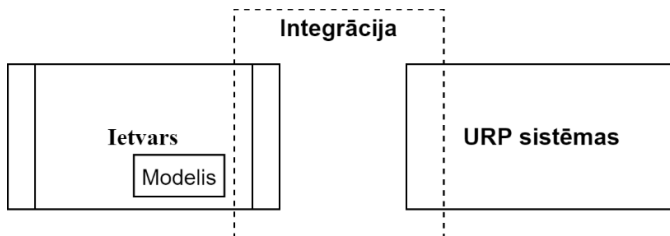
- *Daudzslāņu perceptrona neironu tīkls* – mākslīgā neironu tīkla klase, kas sastāv no vismaz trim mezglu slāņiem: ieejas slāņa, slēptā slāņa un izejas slāņa. Katrs mezgls, izņemot ieejas mezglus, ir neirons, kas izmanto nelineāru aktivizācijas funkciju (Heidari & Faris u.c., 2019);
- *Vienkāršs mainīgais vidējais lielums* – mainīgā lieluma aritmētiskais vidējais lielums, ko aprēķina, saskaitot pēdējās noslēguma vērtību un

pēc tam vidēji dalot tās ar laika periodu skaitu (Muangprathub & Intarasit u.c., 2020);

- *Vidējais aritmētiskais* – visizplatītākais standarta tips ir vidējais aritmētiskais (Hyndman, 2011);
- *Baija vidējais rādītājs* – metode vidējā iedzīvotāju skaita noteikšanai, izmantojot ārēju informāciju (Jacquier & Kane u.c., 2003);
- *k-vērtības klasterizācijas algoritms* – ne parametru metode, ko izmanto klasifikācijai un regresijai. Ieguldījumu veido tuvākās apmācības piemēri funkciju telpā. Vektora kvantācijas metode, kas sākotnēji iegūta no signāla apstrādes un kas ir populāra klasteru analīzei datu ieguvē (Meager, 2019);
- *Statistikā cerību maksimizācijas algoritms* – iteratīva metode, lai atrastu maksimālo parametru iespējamību statistiskajos modeļos, kas pārstāv optimālos svarus (Kumar & Singh, 2019).

Iegūstot vērtības, kas tiek aizpildītas iztrūkstošajos datu intervālos ļauj veikt prognozēšanu ar dažādiem modeļiem (Sammaknejad & Zhao u.c., 2019).

Lēmumpieņemšanas modeļa integrācijai URP sistēmā tiek izmantoti dažādi risinājumi, kas spēj nodot ieejas datus (parametrus) no iegūtajiem rezultātiem uz konkrētiem datu avotiem. Izmantojot tīmekļa pakalpojumu var nodot dažādus parametrus par konkrētu datu avotu, ierobežojoties par konkrētu reģionu vai pat ierobežojot par konkrētu ģeoloģijas vietu. Kā arī, tiek pielietota modeļu integrācija, kas spēj tuvu reāla laika brīdīm sniegt parametrus, kas jāņem vērā pēc konkrēta biznesa procesa vajadzībām. URP sistēmā var definēt programmas, kas spēj nolasīt tīmekļa pakalpojuma parametrus un iegūt nepieciešamo rezultātu, lai turpmāk spētu automatizētā veidā pieprasīt tīmekļa pakalpojuma parametrus pēc konkrēta laika sprīža. Atgriezenisko saiti var kontrolēt no URP sistēmas nodot uz tīmekļa pakalpojumu ieejas parametrus, lai konfigurētu nākotnes URP sistēmas biznesa procesu lēmumus, kas spētu uzlabot biznesa vērtību palielināšanu (2.4.1. att.) (Harvey & Cardwell u.c., 2019; Ferretti & Grosso, 2019; Effat & El-Zeiny, 2020).



2.4.1. att. Lēmumpieņemšanas modeļa integrācija URP sistēmā

2.4.1. Prognozēšanas modeļu veidi

Prognozēšanas modeļi ir dažādi, darbā tiek apskatīti *PURP* identificētie prognozēšanas modeļi, kas tiek izgūti no sistemātiskā literatūras apskata un tālākā darba gaitā arī tiek analizēti. Autoregresīvais (*no angļu val.* AR - Autoregressive) modelis paredz potenciālās darbības, pamatojoties uz pagātnes uzvedību. Apzīmējums AR(p) norāda pasūtījuma p auto regresīvo modeli (Rodriguez & Flores u.c., 2019). Metode vienkāršā laicrindu modelēšanai ir slīdošais vidējais modelis (*no angļu val.* MA - Moving-average), kas pazīstams, arī kā, mainīgā vidējais process. Apzīmējums MA(q) attiecas uz q kārtas mainīgo vidējo modeli (Gupta & Lau u.c., 2019). Autoregresīvā slīdošā vidējā (ARMA) modeļi sniedz daudznozīmīgu tālu stacionāra stohastiskā cikla definīciju divu polinomu dēļ, no kuriem katrs ir AR, bet otrs MA. Apzīmējums ARMA(p, q) attiecas uz modeli ar p auto regresīviem nosacījumiem un q slīdošā vidējā izteiksmē. ARMA ir AR un MA metožu kombinācija, kas pazīstama kā divu zinātnieku *Box-Jenkins* metode (Benvenuto & Giovanetti u.c., 2020). Autoregresīvā integrētā slīdošā vidējais (*no angļu val.* ARIMA - Autoregressive integrated moving average) modelis ir ARMA modeļa vispārinājums. ARIMA modelī projicētajām potenciālajām vērtībām tiek izmantota lineāra vēsturisko kļūdu terminu un vērtību kombinācija (Afyouni & Smith u.c., 2019). Modeļu izvēlei autori Box un Jenkins izstrādāta trīs soļu process. Šādi posmi ir identifikācija, novērtēšana, diagnostikas pārbaude. *PURP* pamatprincipu nodrošināšanai tiek izmantoti zemāk uzsvērtie soļi.

Pirmais solis – modeļa identifikācija: laicrindu pārbauda uz stacionaritāti, analizējot auto korelācijas funkcijas (*no angļu val.* ACF - Autocorrelation Function Plot) korelogrammas un daļējas auto korelācijas (*no angļu val.* PACF - Partial Autocorrelation Function) funkcijas. Stacionaritāte nozīmē laicrindu vidējo vērtību, dispersiju un kovariāciju laika gaitā. Tomēr lielākajai daļai ekonomisko laicrindu ir

tendences, tāpēc laika gaitā tām ir dažādi līdzekļi. Sērija ir nekustīga, ja tās vērtības ACF grafikā tiek ātri nogrieztas vai ātri samazinās. Ja ACF grafiks samazinās lēni, laikrindas sauc par nestacionārām. Ja laikrindu dati mēdz būt nestacionāri, tos, izmantojot ar pareizo atšķirību skaitu, var pārveidot par stacionāriem. Diferencēšana tiek piemērota pēc iespējas vairāk reižu, lai apmierinātu stacionāras prasības. Diferencēšana kalpo funkcijai samazināt tendences no laikrindām. Pirmā neatbilstību (Portet, 2020) formula (2.4.1.1.):

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2.4.1.1.)$$

kur Y_t ir viena novērojuma vērtība no stacionārām laikrindām laikā t . Ja pēc pirmās diferenciācijas laikrinda ir nestacionāra, tad, lai piemērotu otro diferenciāciju, izmanto zemāk esošo (Velasco & González-Salazar u.c., 2019) formulu (2.4.1.2.):

$$\Delta \Delta Y_t = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} \quad (2.4.1.2.)$$

Korelogrammas ir vērtības, kas attēlotas pret ACF un PACF aiztures garumiem, un tās izmanto, lai secīgi pārbaudītu stacionaritāti. Auto korelācijas koeficients aprēķina saistību starp novērojumu apkopošanu laikrindās un novēlotu novērojumu kopumu (Rutkowski & Ļapa u.c., 2019). Kad sērija ir nekustīga, nākamais uzdevums ir noteikt modeļa p un q secību. Q vērtības noteikšanai izmanto metodi $MA(q)$. Saskaņā ar to q ir ekvivalents pēdējai ACF, kur aprēķini ir statistiski nozīmīgi. $MA(q)$ PACF process mēdz ātri apstāties. P vērtība tiek definēta $AR(p)$ procesā kā pēdējais nosacījums, kas parāda PACF kāpumu. Ātri ACF apstājas tīrā $AR(q)$ ciklā, ja pasūtījumu skaitu nenorāda ne ACF, ne PACF funkcijas. Tad tiek ieviests kombinēts mehānisms. Visbeidzot, jāizvēlas viens vai vairāki provizoriski modeļi, pamatojoties uz statistiku, ACF un daļējas PACF metodi (Rutkowski & Ļapa u.c., 2019).

Otrās solis – parametru novērtēšana, izmantojot mazāko kvadrātu procesu, modeļu parametri jāaprēķina pēc norādoša modeļu apkopošanas. Parametri tiek mērīti tā, lai vēsturiskajiem datiem būtu tuvu nulles prognozēšanas kļūdu gradientam. Sākotnēji jāsamazina prognozēšanas kļūda un jāparedz modeļa parametri un secība. To koeficienti tiek salīdzināti pēc provizorisko modeļu novērtēšanas. Statistikas mērījumi, kas tiek izmantoti, lai noteiktu piemērotāko modeli, ir Akaike informācijas kritēriji (*no angļu val.* AIC - Akaike information criterion) un Schwarz Bayesian (SBC) kritērijs. Iegūstot abus kritērijus vienmēr jāizvēlas modeli, kuram ir viszemākais AIC un SBC. Arī augstākais R^2 ir attiecīgā modeļa rādītājs (Takano & Miyashiro, 2020; Vicentini &

Bordino u.c., 2020; Benvenuto & Giovanetti u.c., 2020; Tandon & Ranjan u.c., 2020; Nepal & Yamaha u.c., 2020).

Trešajā solī – diagnostiskā pārbaude pēc parametru novērtēšanas, provizoriskā modeļa precizitāte tiek pārbaudīta, novērojot ACF un PACF atlikumus. Atlikumiem jāievēro arī baltā trokšņa process. Atbilstošo modeli nevajadzētu papildināt ar liekiem koeficientiem, pretējā gadījumā modelis varētu būt pārāk pārspīlēts. Ja provizoriskais modelis ir nepietiekams, visa procedūra jāatkārto, pirms tiek atrasts atbilstošais. Pabeidzot *Box-Jenkins* metodes procedūru, izvēlētais ARIMA modelis prognozēs nākotnes vērtības, parasti vairāk nekā 24 stundas uz priekšu (Wirawan & Widiyaningtyas u.c., 2019; Selvaraj & Arunachalam u.c., 2020). Jāatzīmē, ka 24 stundas ir par vēlu priekš noteiktiem biznesa procesiem. Pēc esošajiem soļiem var pielietot papildus algoritmus, kas var uzlabot PURP rezultātus.

2.4.1.1. Kalmana filtrs

Statistikā un kontroles teorijā Kalmana filtrs, kas pazīstams arī kā lineārā kvadrātiskā novērtējums (*no angļu val.* LQE – linear–quadratic estimator) ir algoritms, kas izmanto laika gaitā novērotu mērījumu virkni, kas satur statistisko troksni un citas neprecizitātes, un rada nezināmu mainīgo lielumu aplēses, kuras parasti ir vairāk precīzas nekā citas teorijas, kuru pamatā ir tikai viens mērījums, katram laika periodam novērtējot kopīgu varbūtības sadalījumu pa mainīgajiem (Anderson & Moore, 2007).

Kalmana filtra (Welch & Bishop, 1995) matemātiskais formula (2.4.1.1.1.):

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_k + w_{k-1} \quad (2.4.1.1.1.)$$

Kalmana filtrs pievēršas vispārējai stāvokļa novērtēšanas problēmai $x \in R^n$ diskrēta laika kontrolētan procesam, ko pārvalda lineārais stohastiskās atšķirības vienādojums (Welch & Bishop, 1995). Ar mērījumu $y \in R^m$ kas ir formulas (2.4.1.1.2.):

$$y_k = Hx_k + v_k \quad (2.4.1.1.2.)$$

Nejausie mainīgie, w_k un v_k , attiecīgi procesu un mērījumu trokšņi. Tiek uzskatīts, ka tie ir neatkarīgi viens no otra, balti un ar normālu varbūtības sadalījumu: $p(w) \approx N(0, Q)$ un $p(v) \approx N(0, R)$. Praksē procesa kovariācija Q un mērīšanas trokšņa R matricas var mainīties ar katru soli vai mērījumu, bet šeit tās ir nemainīgas $n * n$ matricas. A attiecas uz iepriekšējā laika stāvokli, pārejot uz pašreizējo pakāpi, ja nav slīdošas funkcijas vai procesa trokšņa $n * 1$. Matrica B norāda uz izvēles matricas H

vadības ieejas stāvokli $m * n$ mērījumu vienādojumā attiecas uz stāvokli mērīšanai y_k (Welch & Bishop, 1995).

Kalmana filtrēšanas procesam ir divi posmi: prognozēšanas posms, kur nākamais stāvoklis sistēmu prognozē iepriekšējie mērījumi un atjaunināšanas fāze, kurā tiek novērtēts pašreizējais sistēmas stāvoklis, ņemot vērā mērījumus noteiktā laika posmā. Darbības tiek pārveidotas pēc (Welch & Bishop, 1995) formulām (2.4.1.1.3.; 2.4.1.1.4.; 2.4.1.1.5.; 2.4.1.1.6.; 2.4.1.1.7.; 2.4.1.1.8.):

- Prognozēšana

$$X_k^- = A_{k-1} X_{k-1} + B_k U_k \quad (2.4.1.1.3.)$$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (2.4.1.1.4.)$$

- Atjaunošanas solis

$$V_k = Y_k - H_k X_k^- \quad (2.4.1.1.5.)$$

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k \quad (2.4.1.1.6.)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T S_k^{-1} \quad (2.4.1.1.7.)$$

$$P_k^- = P_k^- - K_k S_k K_k^T \quad (2.4.1.1.8.)$$

kur X_k^- un P_k^- ir prognozētais vidējais un stāvokļa kovariācija attiecīgi laika posmā k pirms mērījuma aplūkošanas. X_k un P_k ir aprēķinātais stāvokļa vidējais lielums un kovariācija attiecīgi laika posmā k pēc mērījuma aplūkošanas. Y_k ir rādījumu laika solis k . V_k ir inovācija vai mērījuma atlikums laika posmā k . S_k ir mērījuma prognozēšanas kovariācija laika posmā k . K_k ir filtra pastiprinājums, kas norāda, cik daudz prognozes ir jākorrigē laika posmā k (Welch & Bishop, 1995). Kalmana pieeja tiek izmantota kā papildus pieeja, lai spētu uzlabot esošās PURP pieejas rezultātu. Izmantojot apvienojošu prognozēšanas modeli, kas tiek definēta kā matemātiskais modelis, var veikt PURP vienotā matemātiskā izteiksmē, kas sastāv no soļiem sākot ar pirmo un beidzot ar papildus pieeju, kas spēj uzlabot PURP rezultātu. PURP pieejā nepieciešamās papildus pieejas var pievienot pēc nepieciešamības.

2.5. Esošie risinājumi

2.5.1. URP sistēmas integrācijas spēju analīze

Esošās iespējas tiek identificētas literatūras apskatā, ievērojot šīs integrācijas perspektīvas, 2.5.1. tabulā ir uzskaitīti atslēgas vārdi, kas izmantoti, lai identificētu attiecīgo literatūru.

2.5.1. tabula

Lēmumpieņemšanas iespējas URP sistēmās

Pētījuma priekšmets	Atslēgas vārdi
Iekšējās URP lēmumu pieņemšanas iespējas	Uzņēmuma resursu plānošana, lēmumu pieņemšana, ražošanas plānošana, krājumu vadība, prognozēšana, optimizācija, simulācija
Lēmumu pieņemšanas iespējas, ko nodrošina citas ar URP integrētas sistēmas	URP sistēmas, lēmumu atbalsta sistēmas, informācijas sistēmu integrācija, biznesa informācija, uzlabotas plānošanas sistēmas
Saskarne starp URP sistēmām un ārējām sistēmām	Uz pakalpojumiem orientēta arhitektūra, lēmumu pieņemšanas pakalpojumi, integrācijas standarti un formāti

Iesaiņotās URP sistēmas satur daudzas funkcijas lēmumu pieņemšanai, ieskaitot funkcionalitāti krājumu papildināšanas, ražošanas plānošanas un prognozēšanas lēmumu pieņemšanai. Autori (Aslan & Stevenson u.c., 2012) novērtē URP sistēmu spēju izpildīt prasības, kas raksturīgas uzņēmumiem pēc pasūtījuma. Tas ietver arī plānošanas un citu lēmumu pieņemšanas iespēju novērtēšanu. Autori (Borovski & Zeier u.c., 2009) pārskata ražošanas plānošanu, kontroli un izpildi URP sistēmās. Autori norāda, ka ir pieejamas dažādas stratēģijas un metodes, un ir nepieciešama šo funkciju atbilstoša konfigurācija katram gadījumam. Līdzīgi, vairākas prognozēšanas metodes ir iekļautas arī URP sistēmās, un tās nodrošina atšķirīgu precizitāti un ir piemērojamas īpašos apstākļos (Deokar & El-Gayar, 2013).

Apskatīto rakstu apkopojums liecina par to, ka var noteikt četras integrācijas pieejas. Šīs kategorijas ir: 1) iegultas; 2) ārējā partija; 3) ārējais reāllaiks; un 4) pagarinātas. Iegultā pieeja atspoguļo lēmumu pieņemšanas iespējas, kas ieviestas URP sistēmā. Ārējā pieeja nozīmē, ka dati no URP sistēmām tiek nosūtīti uz ārējiem lēmumu pieņemšanas pieteikumiem ar tiešu atgriezenisko saiti vai bez tās uz URP sistēmām.

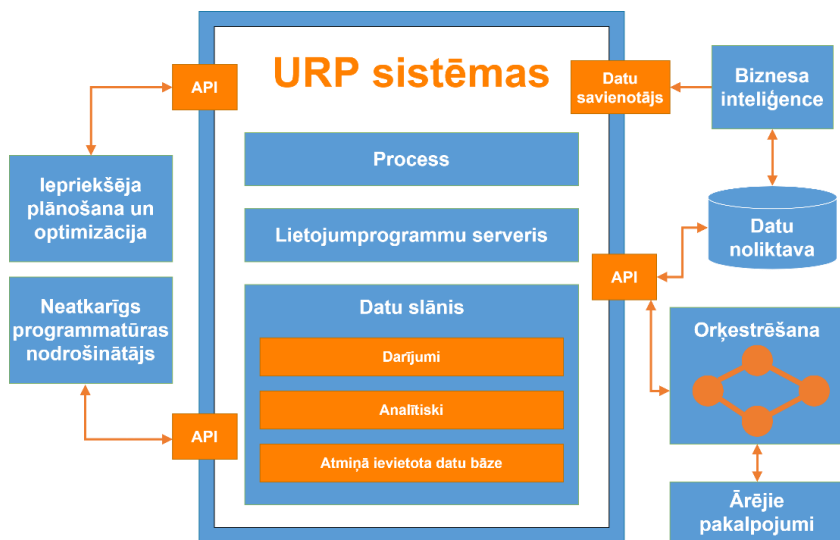
Tas atbilst datu integrācijai. Ārējais reāllaiks nozīmē, ka lēmumu pieņemšanu veic ārēji komponenti, lai gan lēmumi tiek pieņemti kā daļa no integrēta reāllaika biznesa procesa, ar kuru notiek datu apmaiņa ar URP sistēmā. Vairumā gadījumu šīs trīs pieejas lēmumu pieņemšanu traktē kā vispārīgus programmatūras komponentus. Paplašinātās pieejas gadījumā tiek ņemtas vērā arī lēmumu pieņemšanas algoritmu un modeļu īpašās iezīmes, un lēmumu pieņemšanas iespējas nodrošina šādi uz modeli balstīti komponenti, 2.5.2. tabulā ir sadalīts integrācijas kategorijās.

2.5.2. tabula

Literatūrā izmantotās integrācijas pieejas

Kategorija	Tips	Avots
iegultas	PURP	(Aslan & Stevenson u.c., 2012; Borovskiy & Zeier u.c., 2009; Deokar & El-Gayar, 2013; El-Gayar & Deokar, 2013; Guazzelli & Zeller u.c., 2009; Kridel & Dolk, 2013; Kurbel & Nowak, 2013)
ārējā partija	IP	(Aslan & Stevenson u.c., 2012; Kridel & Dolk, 2013; Liu & Liu, 2010; Vidoni & Vecchietti, 2016)
ārējais reāllaiks	IP	(Kurbel & Nowak, 2013; Cardoso & Schütz u.c., 2016; Uppström & Lönn u.c., 2015)
pagarināta	IP	(Aslan & Stevenson u.c., 2012; Deokar & El-Gayar, 2013; Kurbel & Nowak, 2013; Brodsky & Krishnamoorthy u.c., 2014; Kelle & Akbulut, 2005)

Šīs integrācijas pieejas var īstenot, izmantojot dažādas tehnoloģijas piemēram, autori (Singh & Sinderen u.c., 2015) definē dažādas integrācijas tehnoloģijas kā daļu no integrācijas platformu atsauces arhitektūras). Ir ierosināts to tehnoloģiju provizorisks satvars (2.5.1.1. att.), kuros īpaši izmanto lēmumu pieņemšanas spēju nodrošināšanai URP sistēmās.



2.5.1.1. att. Tehnoloģiju sākotnējais satvars, ko izmanto, lai nodrošinātu lēmumu pieņemšanas iespējas URP sistēmās

Iegultās lēmumu pieņemšanas pieeja tiek ieviesta, izmantojot iekšējos izstrādes rīkus, un tiek izpildītas lietojumprogrammu serverī. Iebūvētās atskaišu funkcijas OLAP arī atbalsta lēmumu pieņemšanu, un atmiņā esošo datu bāzes tehnoloģijas arvien vairāk tiek izmantotas, lai paplašinātu URP sistēmu iekšējās analītiskās iespējas (Karduck & Chitlur, 2016). Datu glabāšana un biznesa informācija ar vai bez tiešas datu atgriezeniskās saites uz URP procesiem ir tipiski ārējās paketes integrācijas pieejas piemērs. Tāpat kā APS sistēmas galvenokārt ir paredzētas pakešu integrācijai, pamatojoties uz datu apmaiņu starp URP sistēmu un APS. Integrēti lēmumu pieņemšanas procesi parasti tiek izstrādāti, izmantojot orientāciju uz pakalpojumu. Pakalpojumi tiek izsaukti tieši no URP sistēmas vai izmantojot orķestrācijas dzinēju. Paplašināto pieeju atbalsta dažādas tehnoloģijas, kas bieži ir raksturīgas konkrētām lēmumu pieņemšanas metodēm, piemēram, jutīgā analītika vai simulācija. Šajā gadījumā lēmumu pieņemšanu veic ārējs komponents, un, lai nodrošinātu datu savstarpēju apmaiņu un integrētu procesu izpildi ar URP, tiek izmantoti īpaši integrācijas protokoli.

Integrācijas pieeju novērtējums ir parādīts 2.5.3. tabulā. Mērogojamības kritērijs apraksta lēmumu pieņemšanas komponenta spēju tikt galā ar skaitļošanas ziņā izteiktām problēmām. Pārveidojamības kritērijs tiek skatīts, pieņemot, ka lēmumu

pieņemšanas loģikai nepieciešama bieža pielāgošana, un ir lietderīgi to nodalīt no pārējās lietojumprogrammas. Datu latentuma kritērijs norāda, vai lēmumu pieņemšanas komponents darbojas ar jaunākajiem URP sistēmu datiem. Iegultajai pieejai ir tāds pats mērogojamības līmenis kā pašai URP sistēmai, un tai nav īpašu līdzekļu, lai apstrādātu skaitļošanas prasīgus algoritmus. Pārveidojamība kodā ir aizklātu transakciju apstrādei, un modificēšana, var izraisīt pārmērīgu URP sistēmu galvenās daļas pārslodzi. Tomēr iegultajā pieejā tiek izmantoti jaunākie dati. Ārējai pakešu pieejai ir mērogojamība un modificējamība vidējā līmenī, jo tās ir liela mēroga lietojumprogrammas, un īpašus lēmumu pieņemšanas algoritmus ne vienmēr ir viegli izolēt. Uz pakalpojumiem orientētas sistēmas un uz mikro pakalpojumiem balstītas sistēmas ir īpaši izstrādātas, lai panāktu mērogojamību un modificējamību. Paplašinātā pieeja ir vērsta uz saskarni starp ārējiem lēmumu pieņemšanas komponentiem un URP sistēmām, kā arī integrācijas protokoliem, lai vajadzības gadījumā būtu iespējams pievienot atbilstošus lēmumu pieņemšanas komponentus, tādējādi atvieglojot modificējamību.

2.5.3. tabula

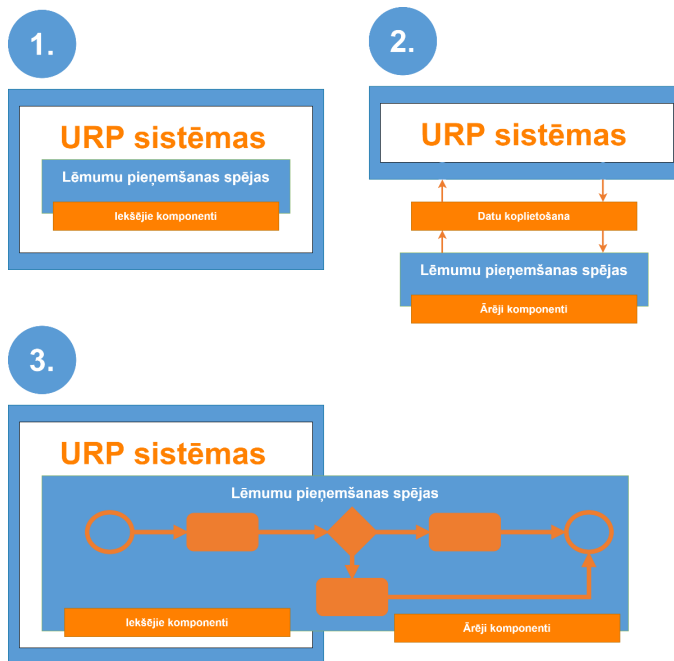
Integrācijas pieeju spēju novērtēšana

Peeja	Tips	Mērogojamība	Pārveidojamība	Datu latentums
iegultas	PURP	zems	zems	nav
ārējā partija	IP	vidēja	vidēja	augsts
ārējs	IP	augsts	vidējs / augsts	zems
reāllaiks	IP	vidējs / augsts	augsts	zems

URP sistēmu lēmumu pieņemšanas iespējas tiek analizētas caur lietojumprogrammu integrācijas prizmu, iegūstot četras pieejas lēmumu pieņemšanas komponentu integrēšanai URP sistēmās. Ir identificētas pašreizējās tehnoloģijas, kas atbalsta šo pieeju ieviešanu, un pieejas tiek vērtētas atbilstoši mērogojamības, modificējamības un datu latentuma kritērijiem. URP sistēmu lēmumu pieņemšanas iespējas ir integrētas no lietojumprogrammu integrācijas viedokļa, kā programmatūra, kā pakalpojums (*no angļu val.* Software as a Service) (Linthicum, 2003). No šī viedokļa izšķiras (2.5.1.2. att.):

- 1) lēmumu pieņemšanas iespējas kā URP sistēmu iekšējo sastāvdaļu;
- 2) lēmumu pieņemšanas iespējas kā ārējs komponents, kas integrēts datu apmaiņā;

- 3) lēmumu pieņemšanas iespējas, ko nodrošina ārējie komponenti, kas veido integrētu procesu kopā ar URP datu apstrādes iespējām.



2.5.1.2. att. URP sistēmu lēmumu pieņemšanas spēju lietojumprogrammu integrācijas perspektīva

Sarežģīto un dažādo uzņēmuma prasību dēļ URP sistēmām bieži trūkst nepieciešamās funkcionalitātes, piemēram, (Samaranayake & Tonicich, 2007) izstrādā jaunu uzturēšanas vadības moduli, un šis modulis mijiedarbojas ar aktīvu, ražošanas un noliktavas pārvaldības moduļiem. URP sistēmas atbalsta lēmumu pieņemšanu vienas organizācijas satvaros, bet piegādes ķēdes pārvaldībā šie lēmumi ļoti ietekmē piegādes ķēdes partnerus (Catt & Barbour u.c., 2008). URP sistēmas var kalpot par pamatu šādu sadarbības lēmumu pieņemšanas komponentu izstrādei, piemēram, “autonoma piegādes ķēde” (Nikolopoulos & Metaxiotis u.c., 2003) un pārdevēju vadības inventārs (O’Leary, 2008).

Lai uzlabotu esošās lēmumu pieņemšanas iespējas, URP sistēmas bieži tiek integrētas ar citām lietojumprogrammām. Ir konstatēts, ka visbiežāk URP sistēmas tiek integrētas ar uzlabotajām plānošanas sistēmām (APS), datu analītiskajām sistēmām, piemēram, datu noliktavām un biznesa datiem, un īpašiem mērķtiecīgiem modelēšanas

rīkiem, piemēram, simulācijas rīkiem. Autori (Shiau & Tsou, 2015) norāda, ka biznesa informācijas sistēmas izmanto datus no URP sistēmām, lai atbalstītu organizatoriskos lēmumu pieņemšanas procesus. Šis ir lēmumu pieņemšanas iespēju piemērs, ko nodrošina ārēji komponenti, izmantojot datu koplietošanu. Autori (Chou & Tripuramallu u.c., 2005) pētīja datu atgriezeniskās saites nodrošināšanu no biznesa izlūkošanas sistēmām URP sistēmām. Autori (Russman & Seymour u.c., 2017) izmanto simulāciju, lai pārbaudītu URP sistēmas ģenerētos ražošanas grafikus. Šī pieeja tiek paplašināta, iesaistot APS, lai ģenerētu uzlabotus grafikus, kas novērtēti, izmantojot simulāciju, kamēr URP sistēma koncentrējas uz transakciju apstrādi (Moon & Phatak, 2005). Autori (Krenczyk & Jagodzinski, 2015) izstrādā modernu resursu plānošanas sistēmu, kas īpaši koncentrējas uz URP sistēmās izmantoto ražošanas plānošanas un vadības parametru precizēšanu. Liela mēroga APS parasti ietver ilgtermiņa, vidēja un īstermiņa plānošanas funkcionalitāti piegādes ķēdes projektēšanu, ģenerālpilānošanu, plānošanu, transportēšanu un citas jomas (Van Nieuwenhuyse & De Boeck, 2011).

Iepriekš minētie raksti ir vērsti uz funkcionālo iespēju uzlabošanu, savukārt citu rakstu grupa pēta tehniskos aspektus URP sistēmu integrēšanai ar citām lietojumprogrammām. Integrācijas tehnoloģijas ir ievērojami attīstījušās, un tādas attīstības tendences kā SOA un mākoņdatošana būtiski ietekmē URP sistēmu lēmumu pieņemšanas spēju attīstību (Meyr & Wagner u.c., 2015).

Orientācija uz pakalpojumu ļauj nošķirt lēmumu pieņemšanas loģiku no galvenās lietojumprogrammas, kas uzlabo lēmumu pieņemšanas risinājumu elastīgumu. Autori (Zarghami & Sapkota u.c., 2012) piedāvā lēmumu kā pakalpojumu, lai nodalītu lēmumu pieņemšanas loģiku no pamatprocesiem, ņemot vērā šo komponentu īpašo raksturu. Adaptīvā pakalpojumu regulēšanas arhitektūra un lēmumu pieņemšanas pakalpojuma vide ļauj veikt gan sinhronu pieprasījuma atbildes mijiedarbību, gan asinhrono paziņojumu.

Lēmumu pieņemšanas komponentu atsaistīšanai nepieciešami risinājumi, lai vienkāršotu integrāciju starp tiem un citām lietojumprogrammām, ieskaitot URP sistēmas. Uz SOA apvienojumā ar semantiskām tīmekļa tehnoloģijām (Auer & Draheim u.c., 2013) atvieglo tādas informācijas apmaiņas funkcijas kā modeļa publicēšana, atklāšana un izmantošana. Līdzīgas problēmas tiek risinātas, izmantojot modeļu apmaiņas standartus, piemēram, PMML (Jingxing & Ma, 2014). PMML pakotne eksportē dažādus paredzamos un aprakstošos modeļus no R uz XML, lai tos

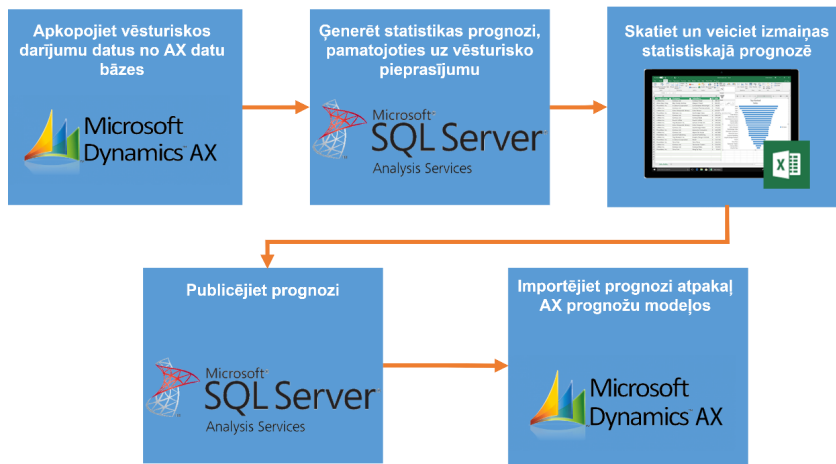
izmantotu citās lietojumprogrammās. Jutīgos modeļus pakalpojumu veidā piedāvā (Friedemann & Schumann, 2013).

Mākoņu skaitļošana ļauj veidot izklaidētus un mērogojamus lēmumu pieņemšanas risinājumus, mijiedarbojoties ar URP sistēmām (Parthasarathy & Daneva, 2016). Ziņotā transportlīdzekļa maršrutēšanas lietojumprogramma spēj veikt intensīvi skaitļošanas uzdevumus un reālā laikā vākt datus no izplatītiem avotiem, piemēram, uz transportlīdzekļiem uzstādītām GPS ierīcēm. Autori (Aulkemeier & Daukuls u.c., 2016) pēta pakalpojumu organizēšanu, izmantojot darbpļūsmas tehnoloģijas kā URP sistēmu pamatu. Lēmumu pieņemšanas komponentu specifiskācija, izmantojot domēnam specifiskas valodas, ļauj attīstīt atkārtoti lietojamus komponentus, kas ir ieslēdzami dažādās uzņēmuma lietojumprogrammās (Aulkemeier & Daukuls u.c., 2016). Autori (Girbea & Suciu u.c., 2014) integrē produktu konfigurēšanu, ražošanas plānošanu un ražošanas izpildi, pamatojoties uz URP sistēmu. Integrācija tiek iespējota, izmantojot vienotu funkciju satvaru, kas nodrošina informācijas integrāciju starp komponentiem.

Mērogojamība ir nepieciešama, jo lēmumu pieņemšanas komponenti bieži ir atkarīgi no sarežģītiem aprēķiniem. Pārveidojamība ir nepieciešama, jo URP ieviešanas laikā bieži jāmaina lēmumu pieņemšanas loģika, jo tā nodrošina konkurences priekšrocības. Turklāt lēmumu pieņemšanas loģika mainās biežāk nekā pārējā lietojumprogramma, un tai varētu būt vajadzīgas dažādas attīstības kompetences. Datu latentums ir svarīgs operatīvo lēmumu pieņemšanā, bet mazāk svarīgs stratēģisko un taktisko lēmumu pieņemšanā. Ārējā reālā laika pieeja ir piemērota, lai nodrošinātu lēmumu pieņemšanas iespējas URP sistēmās, it īpaši operatīviem lēmumiem. Tiek apgalvots, ka URP lēmumu pieņemšanas loģikas atsaistīšana ir izdevīga, lai atbalstītu mērogojamību un modificējamību. Tas nodrošina arī iespējas, kurās lēmumu pieņemšanas komponentu atlasē tiek izmantota vislabākā pieeja, nepaļaujoties tikai uz komponentiem, ko nodrošina URP pārdevējs. Tomēr esošās tehnoloģijas, kas atbalsta ārēju reālā laika integrāciju, koncentrējas uz tehnisko, nevis loģisko integrāciju, kur loģiskā integrācija tiek uztverta kā sapratne par attiecībām starp lēmumu pieņemšanas intensīvajiem biznesa procesiem un lēmumu pieņemšanas komponentiem. Loģiskā integrācija tiek apskatīta ārējā pieejā. Tomēr ārējā pieeja bieži tiek pielāgota īpašām lēmumu pieņemšanas metodēm, un loģiskā integrācija netiek īpaši apskatīta URP sistēmu kontekstā.

Tādējādi dokuments identificē turpmāko pētījumu virzienu vispārīgātai saskarnei starp ārējiem lēmumu pieņemšanas komponentiem un lēmumu pieņemšanas intensīvajiem biznesa procesiem, kurus atbalsta URP sistēmas gan tehniskajā, gan loģiskajā sistēmā. Integrācijas metodei būtu jāatbalsta ērta lēmumu pieņemšanas pievienošana URP sistēmām un saistību izpēte starp pieņemtajiem lēmumiem un veiktajiem procesiem.

Lai labāk izprastu prognozēšanas procesa pašreizējo situāciju URP sistēmās, tiek detalizēti analizēta *Microsoft Dynamics AX* prognozēšanas funkcionalitāte un veikti daži novērojumi par prognozēšanu *SAP URP* sistēmās. *Microsoft Dynamics AX* nodrošina sadaļu pieprasījuma prognožu ģenerēšanai ar *AX*. Būtībā tiek apkopoti vēsturiskie transakciju dati no *AX* transakciju datu bāzes un tiek izveidota pieturvietu tabula. Pēc pārstrādes dati tiek pārvietoti uz *AX* analīzes pakalpojumu ieguves modeli. Ar nelielu pielāgošanu lietotāji izvēlētajā tabulā var pievienot dažādus datu avotus, piemēram, *Microsoft Excel* failus un komatatdalītus failus. Tas ļauj lietotājiem izveidot pieprasījuma prognozi, kurā ņemti vēsturiskie dati, kas izplatīti vairākās sistēmās. Sākotnējo prognožu aprēķināšanai modelī tiek izmantotas laukrindu analīzes pakalpojumu prognozēšanas metodes. Šo prognozēšanas metožu parametri tiek pārvaldīti *AX*. Pēc tam prognozi un vēsturiskos datus, kā arī izmaiņas, kas veiktas, pieprasījuma prognozēs par iepriekšējām iterācijām, dara pieejamus *MS SQL Server* datu noliktavā. *Microsoft Excel* tiek izmantots, lai izveidotu savienojumu ar pieprasījuma prognozēšanas kubu, lai lietotāji varētu vizualizēt un modificēt sākotnējās prognozes. Manuālie pielāgojumi ir jāizvēlas atpakaļ kubā, pirms tie var tikt importēt *AX*. Tā kā vienā laikā ir tikai viens pieprasījuma prognozēšanas kubs, ir tikai viena prognoze. Visbeidzot, sākot ar *AX*, koriģētās prognozēto modeļu prognozes var importēt atpakaļ *AX* datu bāzē. Prognozēšanas procesa kopējā plūsma *AX* ir parādīta zemāk (2.5.1.3. att.).



2.5.1.3. att. Prognozēšanas process Microsoft Dynamics AX

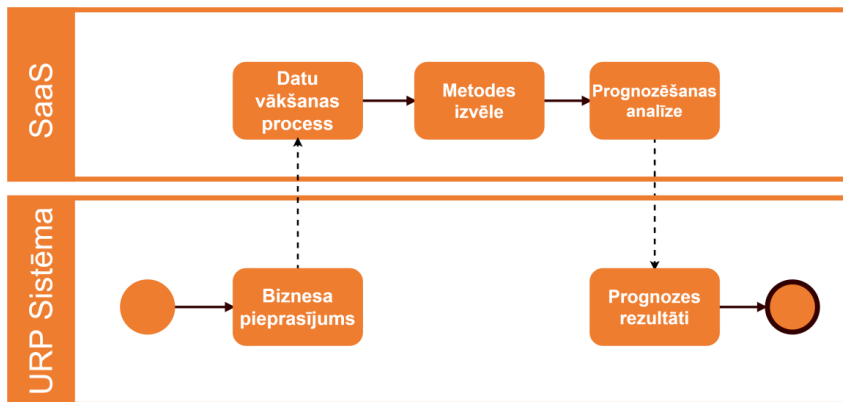
Lai identificētu visbiežāk izmantoto integrācijas pieeju prognozēšanas metodēm, kuras var izmantot URP sistēmās, labākais veids ir apkopot integrācijas pieejas no literatūras un izvēlēties vienu no integrācijas pieejām, kas ir vispiemērotākā šai tendencei. Tiek apskatītas šādas integrācijas pieejas: iekšējā integrācija, orientēta uz pakalpojumiem un SaaS.

Iekšējās integrācijas gadījumā prognozēšanas metodes tiek ieviestas un izpildītas URP pamatsistēmās. Pētījumos (Frontoni & Marinelli u.c., 2020) analizēts, kā atjaunojamo resursu iepirkuma neskaidrības var ņemt vērā URP sistēmu pamatdatu struktūrās, proti, materiālu pavadzīmē (BOM), darba laika grafikos. Attiecīgi autori apraksta noteiktas variācijas metodes kā vispārējas iespējas tikt galā ar nenoteiktību. Šī analīze ļauj saprast, kā esošo sistēmu var uzlabot, lai tā būtu efektīvāka un nebūtu tik piesātināta ar biznesa neveiksmēm. Sistēmas kodola prognozēšanas pievienošana URP sistēmai var būt noderīga turpmākai optimizēšanai un kļūdu samazināšanai.

Uz pakalpojumiem orientētas pieejas, kā norādīts (Schnicke & Kuhn u.c., 2020), pieņem augšupēju domāšanu, ja URP sistēma ir segmentēta biznesa procesu noteikumos vai biznesa scenāriju modeļos; tiek aprēķināti dažādi tehniskie sarežģītāji, lai palīdzētu atrisināt URP pielāgošanas novērtēšanas problēmu. Viņi koncentrējas biznesa procesa vai scenārija modeļa analītiskajā līmenī un turpina sniegt novērtējuma datus šajā līmenī.

SaaS piekļūst lietotāji, izmantojot klientu ar tīmekļa pārlūka starpniecību. SaaS pēdējos gados joprojām ir etalons URP sistēmu modeļu un pieeju pievienošanai no ārpuses (Sohaib & Naderpour u.c., 2019). Liela daļa literatūras piedāvā SaaS metodes un pieejas URP sistēmās. Autori (Park & Lee u.c., 2020) ir aprakstījuši jauna rūpniecības automatizācijas jomas arhitektūru, kuras mērķi ir: 1) optimālu ražošanas plānu aprēķināšana; 2) optimizēto plānu automatizēta izmantošana; 3) elastība un atkārtotamība izstrādes un uzturēšanas laikā; 4) netraucēta pāreja no pašreizējās prakses uz šeit ieviesto pieeju. Pētījumos (Gavrila & de Lucas Ancillo, 2021) pārskata mazo un vidēju uzņēmumu mākoņdatošanu kopumā, un SaaS ir populāri risinājumi, lai dalītos ar IT pakalpojumu izstrādes un darbību izmaksām. Attiecīgi, datu analīzes uzdevums produktu pārdošanas prognozēšanai ir cerīgs pieteikums jaunam mākoņa pakalpojuma modelim. Šie SaaS pozitīvie aspekti un iespējas liek izmantot šo pieeju prognozēšanas metožu integrēšanai URP sistēmās. Tālāk tiek sniegta integrācijas risinājuma piedāvājums, kas IT uzņēmumiem var sniegt iespēju integrēt tipiskos modeļus URP sistēmās.

Integrācijas risinājums ir URP sistēmas paplašinātā pieeja, kas koncentrējas uz saskarni starp ārējiem komponentiem un URP sistēmu, un integrācijas protokoliem ir iespēja vajadzības gadījumā pievienot atbilstošus komponentus. Dažus datus nevar uzglabāt URP sistēmā, jo tie var izraisīt sistēmas pārslodzi. SaaS ir pieeja, kas kalpo kā mehānisms noteiktu lēmumu pieņemšanai. Ārēja risinājuma avota integrācija ļauj nelabvēlīgi ietekmēt URP sistēmas resursus. Labām prognozēm un darbam ar prognozēm ir nepieciešamība pēc daudz datiem, kas ir pieejami prognozēšanas veikšanai. No biznesa viedokļa kopējo biznesa modeli attēlo atdalīšana no URP sistēmas un SaaS (2.5.1.4. att.) izmantojot biznesa procesa modeli un apzīmējumus BPMN ar SaaS prognozēšanas pieeju.



2.5.1.4. att. BPMN process ar SaaS prognozēšanas pieeju

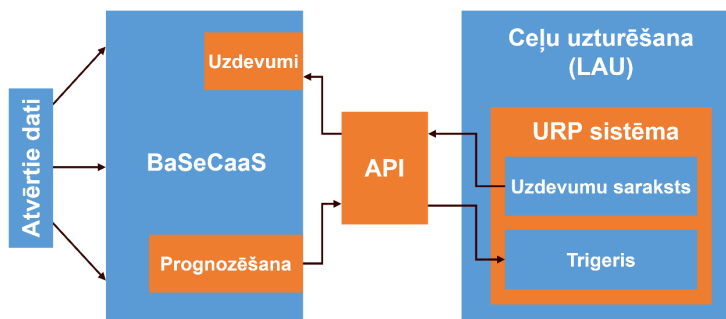
BPMN process izmanto savienojumu starp SaaS un URP sistēmu, lai veiktu analītiku, novēršot lielu slodzi URP sistēmas resursiem, vienlaikus ļaujot apkopot prognozes statistikas analīzi, atgriežot vienkāršu rezultātu URP sistēmā. Pamatā SaaS pieprasījumus saņem no URP sistēmas, ko noteiktā laika momentā iedarbina URP sistēmu *super* lietotājs. Pēc tam, kad trigeris ir aktīvs, sākas datu vākšanas process, izvēloties labāko scenāriju. Ar minimālu latentumu URP sistēma iegūst prognozes statistiku, un sistēma automātiski darbojas atbilstoši konkrētam pieprasījumam. Konkrētāk, saites starp katra procesa konceptuālo modeļa dizainu ir parādītas 10. attēlā, kur parādīts lineārās regresijas prognozes metožu cikla piemērs SaaS. Ir arī ārējie dati, kas ņemti no ārējiem avotiem, piemēram, publiskajām datu kopām, un, lai palielinātu rezultāta precizitāti, ir pievienoti vēl citi ārējie avoti. URP sistēmas šīm biznesa procesu vajadzībām var izmantot vairākās SaaS. SaaS pieejas konceptuālajā modelī tiek izmantotas prognozēšanas metodes darbam ar automātiski izvēlētiem prognozēšanas metodēm. Lai iegūtu labākus rezultātus, var pievienot arī ārējus datus, bet ir arī iespējams izmantot URP sistēmas datus, kas ir pieejami caur esošajiem biznesa procesiem. Labākus rezultātus nākotnē iespējams iegūt, pievienojot vairāk prognozēšanas metožu, piemēram, mašīnu mācīšanos jebkuram modelim, ko izmanto SaaS prognozēšanas satvarā, piemēram, neironu tīkliem (NN).

Prognozēšana mūsdienās ir ļoti svarīga tiem biznesa procesiem, kas atrodami URP sistēmās. Šie biznesa procesi uzņēmumiem var radīt daudz ieguldījumu ietaupījumu un pievienot biznesa procesiem papildus vērtību, jo ir iespējams paredzēt nākotnes rādītājus. Tomēr, prognoze faktiski ir stabili pārbaudīta metode, kas palielina

matemātisko aprēķinu precizitāti, kas ļauj palielināt prognozēšanas precizitāti. Sasniegtie rezultāti norāda, ka integrācijas pieeju ar *Apache Sparks* atvērtā koda klasteru skaitļošanas satvaru var izmantot lielu datu problēmai ar SaaS pieeju.

2.5.2. Lietošanas gadījumi praksē

Tiek atspoguļots praktisks piemērs no LAU lietošanas gadījuma praksē. Atvērtie dati ir dati, kuriem ikviens var piekļūt, tos izmantot un koplietot. Valdība, uzņēmēji un indivīdi var izmantot atklātos datus, lai panāktu sociālus, ekonomiskus un vides ieguvumus (Neves & de Castro Neto u.c., 2020; Anastasiu & Foth u.c., 2020; Sharma & Ghosh u.c., 2021; Cabitza & Locoro u.c., 2020). Latvijas Republikas ceļu tīkla datu kopa ir ņemta no VAS “Latvijas valsts ceļi”. Šī datu kopa ir atvērti dati, un to var izmantot jebkurā laikā. Lielo datu straumju apstrādes spējas servisa veidā (*no angļu val.* BaSeCaaS – Big Data Stream Processing Capabilities as a Service) platformai var definēt vairākus uzdevumus, ja datu ir par daudz, tad tos apstrādā horizontāli, izmantojot platformas priekšrocības (Grabis & Kampars u.c., 2019). Tā kā dati reāllaikā ir zināmi, vienmēr ir daudz resursu un platformas, lai tos efektīvi apstrādātu. Kā zināms šodien, lielākais vairums lietojumprogrammu apvienošanas saskarnes (*no angļu val.* API – Application programming interface) iespējas izmanto platformu savstarpējās attiecības. API ir apakšprogrammu definīciju, komunikācijas protokolu un programmatūras veidošanas rīku komplekts. Grupas komunikācijas metode starp dažādiem komponentiem, koncepcija parādīta zemāk (2.5.2.1. att.).

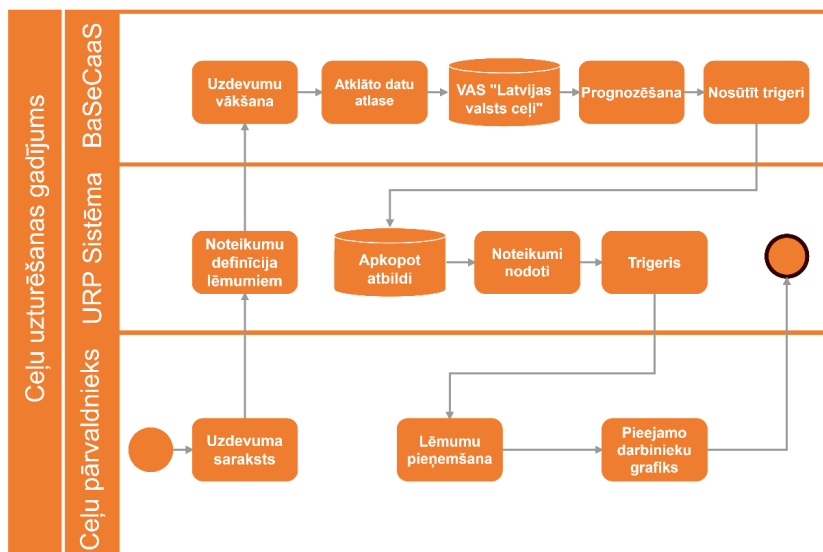


2.5.2.1. att. Koncepcija starp BaSeCaaS platformu un ceļu uzturētājiem ar atvērtiem datiem, izmantojot API

Ceļu uzturētāji var definēt īpašu uzdevumu sarakstu, kas nosūtas uz BaSeCaaS platformu. Uzdevumi ir nepieciešami ikdienas darbā, un tos var modificēt vai jebkurā

laikā var nosūtīt jaunus uzdevumus. Uzdevuma definīcija ir atkarīga no situācijas noteiktā ceļa posmā. Ziemas mēnešos ceļu uzturētāji jau spēj paredzēt apstākļus, kādos jāveic attiecīgas ceļu uzturēšanas darbības. Sastādot ceļu uzturēšanas darbu uzdevumu sarakstu, tas atdala precīzākus notikumus, kuri jārisina un kādos gadījumos jābūt atgriezeniskās saites saitei vai pat brīdinājumam.

Ceļu uzturētāji izmanto URP sistēmas, lai izveidotu un reģistrētu notiekošos biznesa procesus. URP sistēmās tiek izveidoti uzdevumu saraksti, kas ļauj ceļu uzturētājiem ne tikai redzēt vēsturiskos notikumus, bet arī ar BaSeCaaS prognozēšanas modeļiem, precīzāk prognozēt nākotnes notikumus. BaSeCaaS kā papildu rīks ļauj ceļu uzturētājiem dažādās situācijās pieņemt pareizos lēmumus un krīzes gadījumā automātiski atbrīvot brīdinošos paziņojumus. Prognozēšana balstās uz atbilstošo ceļa uzturētāju definīciju, kas ir definējusi īpašus parametrus un atribūtus, lai varētu pareizi strādāt ar prognozēšanas modeļiem un to rezultātiem, izmantojot BaSeCaaS platformu. Zemāk ir parādīts biznesa process (2.5.2.2. att.), izmantojot biznesa procesu modeļu notāciju (BPMN), parādot uzņēmuma procesu atspoguļošanu ar ceļu uzturēšanas darbiem.

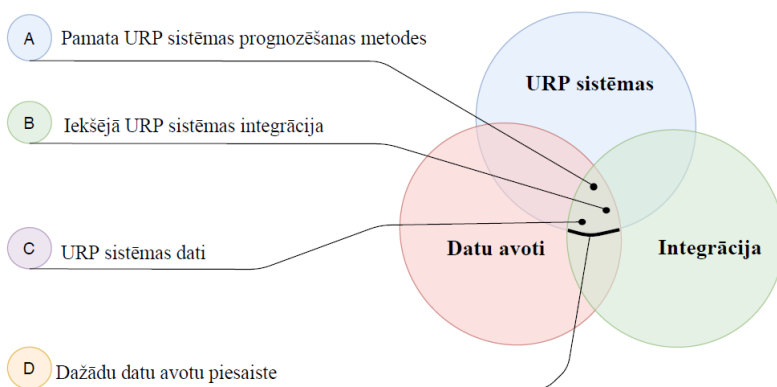


2.5.2.2. att. Ceļu uzturētāju lietas BPMN ar trim iesaistītajām pusēm: ceļu vadītāji, URP sistēmas, BaSeCaaS

BPMN atvieglo ceļu uzturētāju biznesa procesa lietu nošķiršanu no ceļu pārvaldīšanas darbiem, izmantojot API iespējas, izmantojot URP sistēmu, un prognozēšanas modeļu izpildi BaSeCaaS platformā. Uzdevumu saraksts sākotnēji tiek pārņemts no idejas uz URP sistēmu, lai izveidotu noteikumu definīciju lēmumiem. Šīs definīcijas tiek pārsūtītas uz BaSeCaaS, kas apkopo atbilstošos uzdevumus. BaSeCaaS izvēlas atbilstošos atvērtos datus, kas šajā gadījumā ir “Latvijas valsts ceļi” datu kopa. Prognozēšana sākas pēc kritērijiem un to uzdevumiem, datu apstrādes, prognozēšanas modeļa izvēles un tikai pēc tam prognozēm. Viens no datu apstrādes veidiem ir tāds, ka ar piemērotām pieejām trūkstošos datus aizstāj ar precīzāku prognozēšanu. Prognozēšanas modeļa izvēle šobrīd ir atkarīga no visprecīzākā modeļa, kas attiecīgi parāda labāko rezultātu vai ir visprecīzākais. BaSeCaaS platforma ir izstrādāta nākotnē, lai varētu izvēlēties autonomu prognozēšanas modeli konkrētai datu kopai. Pēc priekšatlases veikšanas URP sistēmai tiek nosūtīts paziņojums, kas apzīmē atbildi, kas tika konfigurēta, veidojot uzdevumu saraksta noteikumu definīciju. URP sistēma apkopo atbildes no BaSeCaaS un, ja noteikumi attiecas uz ceļu pārvaldnieku noteiktajām definīcijām, tad paziņojums tālāk tiek nosūtīts ceļu pārvaldniekiem, pēc iespējas ātrākai reaģēšanai attiecībā uz veicamajiem darbiem. Lēmumu pieņemšana sākas, kad ceļu pārvaldnieki izvieto pieejamos darbiniekus un tehniku, pamatojoties uz prognozēšanas sniegtajiem rezultātiem. Pieejamie darbinieki tiek nosūtīti uz konkrētu ceļu tīkla daļu, un veicamās instrukcijas tiek nosūtītas dažu minūšu laikā. Mērķis ir reaģēt uz krīzēm, kas var dramatiski mainīties.

2.6. Literatūras apskata rezultāti

Pēc literatūras apskata var iezīmēt rezultātu kopu (2.6.1. att.), kas spēj vieglāk uztvert pētāmo apgabalu.



2.6.1. att. Literatūras apskata rezultātu kopa

Literatūras apskata rezultātā tiek iezīmēts pētījuma apgabals (2.6.1. att.). To veido trīs komponentes – URP sistēmas, datu avoti un integrācijas process starp URP sistēmu un datu avotiem. Punkts A raksturo pētījumus par pamata URP sistēmas prognozēšanas metodēm, kas ir pieejamas URP sistēmās un var tikt izmantotas ar esošajiem datu avotiem, kuri ir pieejami centralizētā datu bāzē. Punkts B – iekšējā URP sistēmas integrācija, kurā ir pieejamas integrācijas iespējas ar citiem datu avotiem. Punkts C – URP sistēmas dati, kas aprobežojas ar esošās centralizētās datu bāzes datiem un ir nepieciešamība pēc ārējiem datu avotiem, kas ir nepieciešami prognozēšanai. Punkts D – dažādu datu avotu piesaiste, ir apgabals, kas ir starp URP sistēmām un ārējiem datu avotiem, kas ir pētījuma objekts.

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 pietiekoši, lai paaugstinātu prognozēšanas precizitāti. Lai risinātu iepriekš uzskaitīto ir nepieciešams piesaistīt vairākas prognozēšanas metodes un dažādus datu avotus, kas ir pieejami ārpus URP sistēmas, lai uzlabotu prognozēšanas precizitāti. Nākošajā nodaļā tiek projektēts satvars, lai risinātu augstāk minētos izaicinājumus.

3. SATVARA PROJEKTĒJUMS

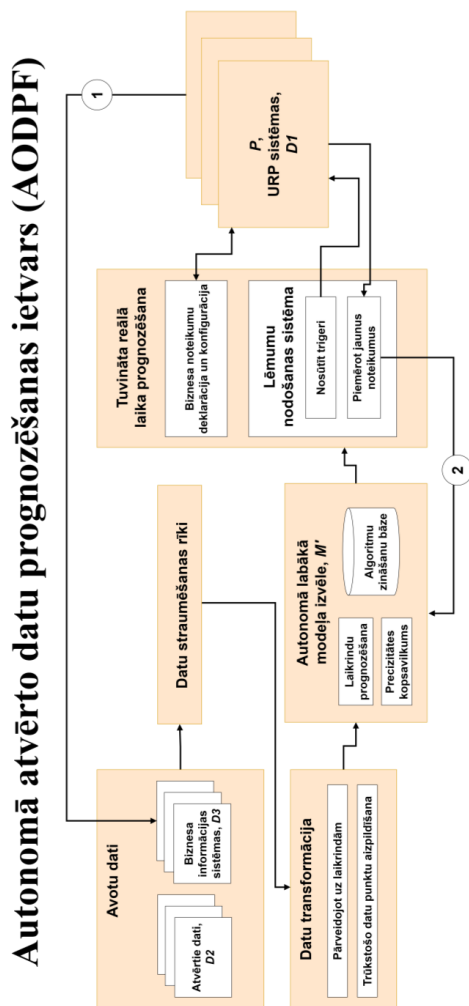
Prognozēšanas modeļu integrēšanai URP sistēmās ir izstrādāts satvars, kas tiek dēvēts par autonomu atvērto datu prognozēšanas satvaru (*no angļu val.* AODPF - Autonomous Open Data Prediction Framework), (turpmāk tekstā – AODPF) (Pekša, 2019a). Tas atbalsta IP prognozēšanas pieeju, kas ir nepieciešama, lai varētu veikt prognozēšanu ar atvērtiem datiem no dažādiem avotiem. AODPF nodrošina automatizētu algoritmu izvēli un rezultātus nodošanu URP sistēmām.

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).

AODPF satvara (3.1. att.) viena no 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 šīm 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 specificē 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 (Ren & Chan u.c., 2020; 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 tā iespējas. Datu transformācija komponente - tiek izmantota, lai varētu veikt prognozes, izmantojot trūkstošo datu punktu aizpildīšanas pieeju un datu transformāciju uz laikrindām. Autonomā labākā modeļa izvēles komponente - labākā modeļa atrašana un uzturēšana zināšanu bāzē. Tuvināta reālā laika prognozēšanas komponente - izmantojot uz zināšanām balstītus modeļus, var tikt nodrošinātas reāllaika prognozes (Pekša, 2021b).



3.1. att. Satvars AODPF

3.1. AODPF satvara konceptuālais piemērs

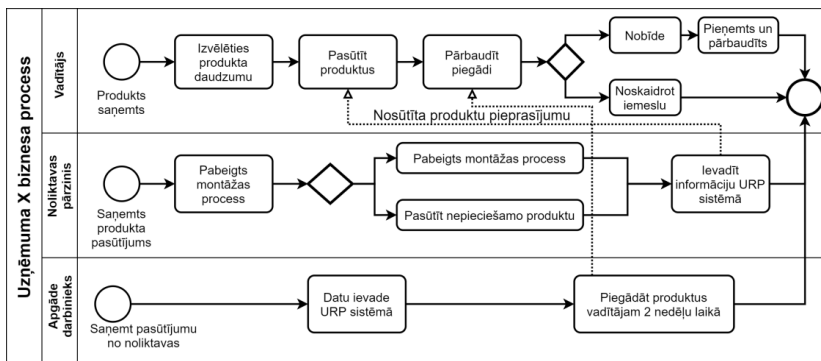
Konceptuālais piemērs spēj rast skaidru būtību AODPF satvaram, kas sastāv no algoritmiem un skaidro satvara iesaistītās puses. Izstrādājot algoritmu, vienmēr tiek ņemta vērā problēma, ar kuru jāsaskaras izveidotajam algoritmam, un loģiski sakārtojot katru soli, var saprast algoritma būtību un to, kā konkrētā problēma tiek atrisināta. Šajā gadījumā tiek vērtēti vairāki jautājumi, kas ietekmē uz datiem balstītu URP sistēmu integrāciju, ko sauc par datu sinhronizācijas trūkumiem (Chen & Lv u.c., 2019; Wang & Li u.c., 2020; Li & Gao u.c., 2020). Dažas no biežākajām datu sinhronizācijas problēmām ir šādas:

- *Datu formātu sarežģītība* – parādoties sistēmā, dati tiek uzrādīti samērā tīrā veidā, kas laika gaitā mainās, un organizācijai augot, izraisa tādas problēmas kā attiecība starp mērķa sistēmu un avota sistēmu, kā arī datu pārveidošanas problēmas pārraides laikā starp sistēmām (Brinkmann & Aspöck u.c., 2021);
- *Darbs reāllaikā* – tagad ir reālā laika ēra, kurā lietotāji vēlas uzzināt sistēmas pašreizējo statusu, klienti vēlas redzēt tiešsaistes veikalā esošo pasūtījuma statusu, izsekot pasūtījuma pašreizējo statusu pēc tā izsekošanas numura, uzraudzīt norēķinu kontu atlikumus utt. Attiecīgi ir arī nepieciešama reāllaika mijiedarbība un sistēmu sinhronizācija un uzbūve, ko varētu ne tikai atjaunināt, bet arī nodrošināt nepārtrauktā reāllaika ražošanas procesā (Cao & Liu u.c., 2020; Rizvi & Cao u.c., 2020; Tripathi & Kamath u.c., 2020);
- *Datu drošība* – drošības noteikumi un politikas var atšķirties atkarībā no izmantotās sistēmas. Tomēr pat tad, ja datu drošība (glabāšana, piekļuves tiesības) avotu sistēmā tiek nodrošinātas pareizi, šī politika ir jātransponē mērķa sistēmās, kā arī jāpievērš uzmanība informācijas plūsmām (piemēram, ievadiet vienu vai otru šifrēšanas laiku datu pārsūtīšanai starp sistēmām), lai novērstu informācijas iespējamu ļaunprātīgu izmantošanu. Šis jautājums ir izšķirošs, strādājot ar personas datiem (Duan & Li u.c., 2020; Guo & Wang, 2020);
- *Datu kvalitāte* – vēl viens būtisks šķērslis ir datu kvalitāte. Dati nedrīkst būt pretrunīgi, un integritātes īpašībai jābūt izpildītai. Laba prakse ir uzglabāt datus vienā vietā un pēc tam tos novirzīt mērķa sistēmām, kas

palīdz novērst datu neatbilstības un galu galā noved pie efektīvākas lietderīgas kvalitātes datu pārvaldības un uzturēšanas (Liu & Feng u.c., 2021; Buyse & Trotta u.c., 2020; Côte-Real & Ruivo u.c., 2020);

- *Veiktspēja* – tiek mērīta pēc iepriekš noteiktiem precizitātes, pilnīguma, izdevumu un ātruma standartiem, veicot noteiktu uzdevumu. Mūsdienās viena no nozīmīgākajām problēmām IT nozarē (Dos Anjos & Matteussi u.c., 2020; Liu & Huang u.c., 2020; HeydariGorji & Rezaei u.c., 2020; Dickey & Fuller, 1979).

Lai atspoguļotu biznesa procesu, tiek uzskatāmi demonstrēts BPMN piemērs ar uzņēmumu “X” palīdzību integrējot to ar vairākiem URP sistēmu aspektiem, ko izmanto uzņēmējdarbības vadīšanai, var panākt saskaņotu un efektīvu mehānismu, kā dokumentēt attiecības starp cilvēkiem, procesiem un metodēm, atvieglojot gan izvietošanu, gan notiekošās operācijas. Piemēram, zemāk (3.1.1. att.) attēlots organizācijas biznesa procesu modelis.



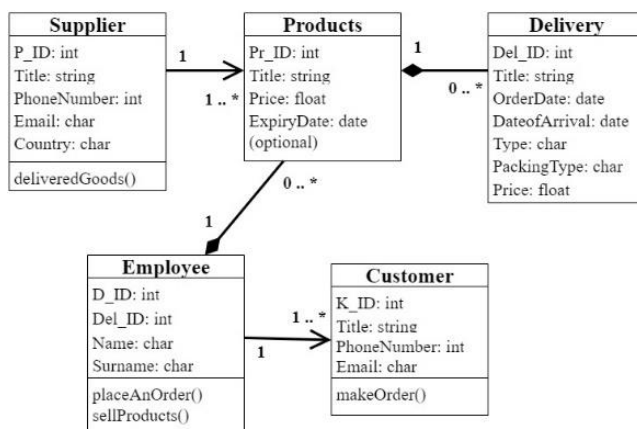
3.1.1. att. Uzņēmuma X biznesa process

Var redzēt, ka produkta piegāde tiek veikta ar vairāku iesaistīto pušu palīdzību. Vadītājs (*no angļu val.* manager) identificē, ka uzņēmumam trūkst specifisks produkts. Vadītājs izvēlas produkta daudzumu un pasūta atkārtotu meklēšanu no noliktavas pārzina (*no angļu val.* storekeeper). Apgāde darbinieks (*no angļu val.* logistics worker), saņem paziņojumu par pieprasījumu, un pārbauda produkta pieejamību. Ja produkts ir noliktavā, apgādes darbinieks procesu nogādā vadītājam atjaunojot statusu “tiks piegādāts 2 nedēļu laikā”. Ja produkts neatrodas noliktavā, noliktavas pārzinis nosūta produkta pieprasījumu apgādes darbiniekam. Apgādes darbinieks ievada nepieciešamo informāciju par produktu datu bāzē, izmantojot autonomu datu sinhronizācijas rīku, un

divu nedēļu laikā to pa sava kanālu piegādā produktu pārvaldniekam. Neatkarīgi no tā, vai produkts nāca no uzņēmuma noliktavas vai apgādes darbinieka, vadītājs to pārbauda. Ja tiek piegādāts pareizs produkts (ražotājs, produkta tips, derīguma termiņš, sertifikāts), vadītājs pārskaita samaksu par produktu un piegādi. Ja pēc produkta testēšanas kaut kas nav kārtībā, vadītājs noskaidro neatbilstības cēloni un veic nepieciešamās korekcijas. Tā rezultātā uzņēmums, kas ir saskaņojis savu darbību ar savu stratēģiju, ir bijis veikls, kas ir kontrolējis savus procesus un darbojies efektīvi.

Izmantojot ārēju saiti, kas tiek nodrošināta pateicoties ārējam tīmekļa pakalpojumam ar piekļuvi ārējiem datiem, kas tiek izmantoti SAP URP sistēmā. Tiek pārbaudīts, vai dati ir atjaunoti, lai, ja dati netiek atjaunoti, netiek atrasta datu dublēšanās, algoritms tiek pārtraukts. Tomēr, ja informācija ir pieejama un atjaunināta, tā tiek savākta un pēc tam pārsūtīta, lai pārliecinātos, ka dati ir pareizi strukturēti. Ja dati ir nepareizi strukturēti vai nevienmērīgi, tie tiek iepriekš apstrādāti, izmantojot apakšprocesu, un tiek nosūtīts atpakaļ datu validācijai. Ja informācija ir pareiza, tā tiek pārsūtīta uz datu noliktavu, kurā tā tiek glabāta. Kad dati ir saglabāti datu noliktavā, SAP URP sistēma ģenerē pārskatus par datu bāzes izmaiņām un algoritms tiek pārtraukts. Atbilstošais algoritms tiek izstrādāts kā automatizēts process, kas tiek izpildīts katru dienu pusdienlaikā.

UML diagrammā parādīts (3.1.2. att.) piegādātājs, produkti, piegāde, darbinieks un klients. Statistiskās struktūras modelis ir salīdzinoši vienkāršs, taču sarežģītību rada potenciāli liels pasūtījumu apjoms. Ir nepieciešams sinhroni izpildīt esošo algoritmu, lai pareizi pārbaudītu un uzglabātu datus pareizajā un konkrētajā apjomā.

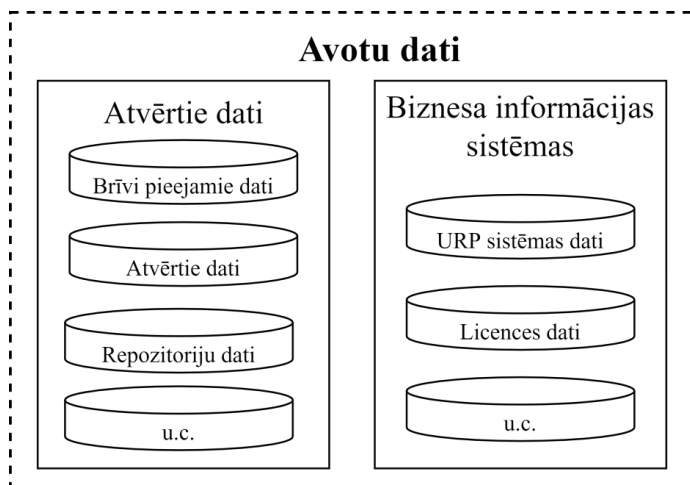


3.1.2. att. SAP URP integrācijas piemērs

Izklāstot AODPF satvara algoritma pamatnostādnes un pamatprincipus var turpināt ar detalizētu skaidrojumu par AODPF satvara iesaistītām komponentēm.

3.2. AODPF satvara datu komponente

Satvarā izmantoti vairāki datu avoti no dažādiem datu piegādātājiem. Viens no tiem ir izplātā fails, kas pārsvarā ir novietots lokāli un satur neapstrādātus datus. Atvērtie dati ir dati, kas ir pieejami tīmeklī un ir brīvi pieejami visiem. Brīvi pieejamiem datiem pārsvarā ir konkrēts datums un laiks, kad tie tiek publicēti un jau tiek identificēti kā vēsturiski dati. Trešā datu grupa ir URP sistēmā pieejamie dati, kas atrodas datu noliktavā un ir pieejami sistēmas īpašniekiem. Ceturtā un nozīmīgā grupa ir dati, kas ar API pieslēgumu tiek izgūti no ārējiem datu avotiem. Lai piekļūtu datiem ar API starpniecību ir nepieciešama pieeja no datu pārvaldnieka. Zemāk var apskatīt (3.2.1. att.) AODPF satvara datu komponentes konceptus.



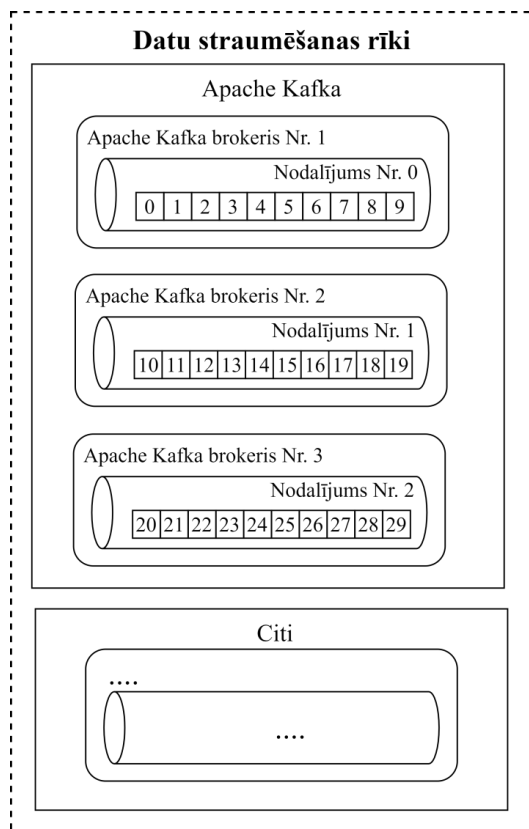
3.2.1. att. AODPF satvara datu komponentes koncepts

AODPF satvara datu avotu komponentes attēlā (3.2.1. att.) datu komponentes koncepts norāda uz diviem atdalītiem datu avotiem, no kreisās puses atvērtie dati un no labās puses biznesa informācijas sistēmas. AODPF satvara datu komponentes atvērtie dati ir brīvi pieejami dati, kuri ir pieejami bez papildus licences vai autorizācijas nepieciešamības. Kā otrs, ir norādīti atklātie dati, kuru piekļuvei ir jāsaņem ar datu turētāju, kas var saturēt autorizācijas nepieciešamību, lai nodrošinātu drošumu. Atvērtie dati ir arī pieejami bez autorizācijas, kas pārsvarā ir noteiktās institūcijas izvēlē vai šie

dati ir pieejam brīvi tīmeklī vai tomēr ir nepieciešamība autorizēties, lai identificētu izmantošanas biežumu. Atvērtajos datos kā pēdējais tiek minēts repozitoriju dati, kas ir pārsvarā bezpeļņas organizāciju atvērtie dati, kas ir pieejami no dažādiem zinātniskajiem rezultātiem un tiek izvietoti repozitorijos. Attēla (3.2.1. att.) labo pusi, kur ir attēlots biznesa informācijas sistēmas, kuras var uzskatīt par slēgtām un brīvi nepieejamas. Viena no tām ir URP sistēmas, kad uzņēmuma pārvaldībā ir uzņēmuma dati, kas glabājas URP sistēmas datu noliktavā. Kā otrs, ir licences dati, kas var būt daļēji pieejami, bet ar limitētām iespējām, piemēram, pieejamie dati ir pēdējās stundas dati. Lai iegūtu pilna spektra datus ir nepieciešamība iegādāties licenci. Pēc licences iegūšanas ir iespēja piekļūt pilna spektra datiem veidojot API sasaisti ar izmantojamo licences biznesa informācijas sistēmu. Lai neierobežotu biznesa informācijas sistēmas datu veidus tiek uzsvērti URP sistēmas dati un licences dati, jo tie tiek pielietoti darbā. No atvērtajiem datiem ir jāpiemin, ka darbā tiek izmantoti atklāti valdības dati. Ja, piemēram, tiek izmantoti atvērtie dati kā VAS “Latvijas Valsts Ceļi”, ir nepieciešams veikt pieprasījumu ar noteiktu izmantošanas pamatojumu. Kā arī, ir pieejami dažādi slēgtie resursi, kuriem ir nepieciešama licence, lai piekļūtu šiem datiem.

3.3. AODPF satvara datu straumēšanas komponente

Datu straumēšanas komponente AODPF satvarā nodrošina nepārtrauktu datu pārsūtīšanu no datu avota uz satvaru tā, lai dati, kas tiek saņemti ir pareizi un nav izveidojies īslaicīgs pārrāvums datu straumēšanā. Ir dažādas tehnoloģijas, kas nodrošina nepārtrauktu datu straumēšanas pakalpojumu, kā, piemēram, *Amazons Kinesis*, *Apache Kafka*, *Apache Flink* un *Apache Storm* u.c. Izmantojot datu straumēšanas rīkus var paātrināt prognozēšanas izpildes laiku sadalot izpildāmos horizontālos uzdevumos, kas izpildās vienlaicīgi uz vairākiem skaitļošanas resursiem. Zemāk (3.3.1. att.) AODPF satvara datu straumēšanas komponenti.



3.3.1. att. AODPF satvara datu straumēšanas komponentes koncepts

Nosauktie datu straumēšanas rīki nodrošina nepārtrauktu datu pārsūtīšanu veidā, bet arī nodrošina un risina lielo datu problēmas, kas netiek apskatītas AODPF satvarā padziļināti, bet izmantojot datu straumēšanas komponenti var nodrošināt nepārtrauktu datu pārsūtīšanu un piegādāšanu AODPF nākošai komponentei, kas ir datu transformācijas komponente. Kā, piemērs, tiek norādīts (3.3.1. att.) ar *Apache Kafka*, kas ir programmatūras kopnes satvara ieviešana, izmantojot straumēšanas apstrādi. Tā ir atvērtā koda programmatūras platforma, kuru izstrādājis *Apache Software Foundation*. Tam ir trīs galvenās sastāvdaļas:

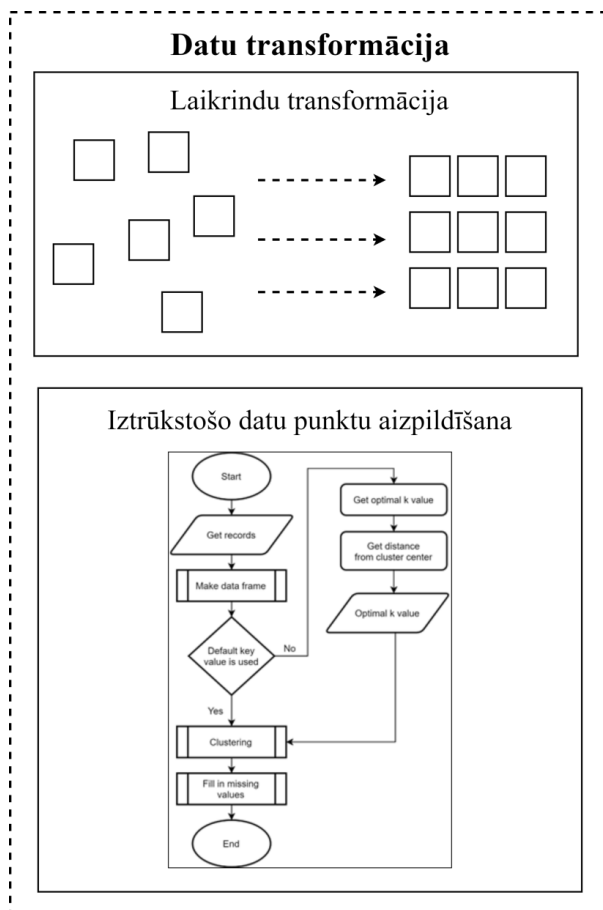
- *Izdevēja un abonenta komponente* – atbildīgs par efektīvu datu pārvaldību un piegādi visos *Apache Kafka* mezglos un patērētāju lietojumprogrammās, kas ir daudz mērogā;

- *Savienota API komponente* – visnoderīgākā *Apache Kafka* funkcija un ļauj *Kafka* integrēt ar daudziem ārējiem datu avotiem;
- *Apache Kafka straumes komponente* – izmantojot *Apache Kafka* straumes var apsvērt ienākošo datu apstrādi mērogā gandrīz reāllaikā.

AODPF satvara datu straumēšanas komponentes koncepta (3.3.1. att.) attēlu var redzēt *Apache Kafka* brokerus no 1 līdz 3, kas var būt arī vairāk par 3 un mazāk par 3 atkarībā no konteksta. Katram brokerim ir sava tēma. Tēma ir kategorija, kurai nosūtītie dati tiek atzīmēti un piegādāti ieinteresētajām lietojumprogrammām. Katram *Apache Kafka* brokerim ir savs tēmas nodalījums. Tēmas nodalījums – tā kā viena tēma vienā piegājienā var iegūt daudz datu, lai *Apache Kafka* būtu horizontāli mērogojama, katra tēma ir sadalīta nodalījumos un katrs nodalījums var dzīvot uz jebkura klastera mezgla. Mezgli ir starp *Apache Kafka* brokeriem 1, 2, 3. AODPF satvara viens no mērķiem ir nodrošināt nepārtrauktu datu straumēšanu nodrošinot horizontālu mērogojamību nododot tālāk uz AODPF satvara datu transformācijas komponenti, jo saņemtie dati ir neapstrādāti, kad tiek saņemti no straumes. AODPF satvars patur iespēju, ka konkrētus straumēšanas rīku var iešūt pēc nepieciešamības neuzsverot labāko vai sliktāko straumēšanas rīku, neiedziļinoties straumēšanas rīku apkopošanā un analīzē.

3.4. AODPF satvara datu transformācijas komponente

Datu transformācijas komponentes AODPF satvarā ir vairāki līmeņi, kuros norit dažāda datu transformācija. Viena no tām ir datu priekšapstrāde, kuras laikā dati tiek pārbaudīti pēc noteiktiem kritērijiem, AODPF satvara datu transformācijas komponente (3.4.1. att.) ir skatāma zemāk.



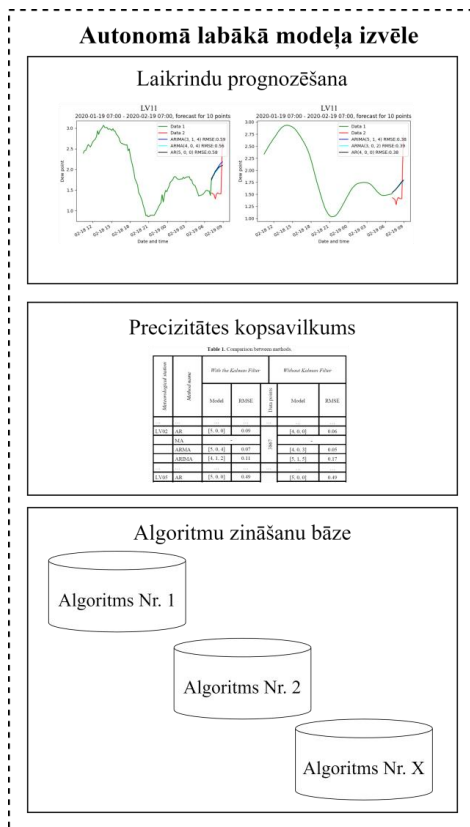
3.4.1. att. AODPF satvara datu transformācijas komponentes koncepts

AODPF satvara datu transformācijas komponente satur vairākus algoritmus, kas risina iztrūkstošo datu problēmu un transformē datus uz laikrindām. Matemātiska tiek izklāstīta 3.6.1. apakšnodaļā. Kad datu transformācija ir pabeigta un dati ir transformēti pareizā formātā, validēti un aizpildīti, tie tiek nodoti tālāk nākamai komponentei, kas ir AODPF satvara labākā modeļa izvēles komponente.

3.5. AODPF satvara labākā modeļa izvēles komponente

Pēc datu izgūšanas un apstrādes pabeigšanas var sākt vislabāko modeļa izvēli, kas sastāv no laikrindu prognozēšanas, algoritmu zināšanu bāzes un rezultātu

kopsavilkumi. Konkrēti, AODPF satvarā laikrindu prognozēšana ir process, kas atkārtojas līdz atrod labāko modeli, lai veiktu pilna mēroga prognozēšanu visai datu kopai. Laikrindu prognozēšana aplūko un izmanto visu pieejamo algoritmu zināšanu bāzi un salīdzina tās savā starpā, lai iegūtu labākos rezultātus un izmantotu labāko precizitāti. Visi rezultāti tiek ierakstīti precizitātes kopsavilkumā, kas ļauj procesam noteikt, kurš ir labākais algoritms konkrētam datu avota. Satvarā iezīmējot labāko uzreiz ir jānosaka robeža, ka labākā modeļa izvēle no pieejamajām AODPF satvarā. Izvēlētie dati tiek novirzīti uz labākā modeļa noteikšanu, kas arī tiek apkopota ar dažādiem prognozēšanas modeļiem. Veidojot labākā modeļa komplektu doto datu diapazonam, mainot sagaidāmā rezultāta garumu labākais modelis mainās, uzglabājot zināšanu bāzē konkrētos labākos modeļus, lai nebūtu nepieciešamība atkārtot labākā modeļa skaitļošanu. Tādā veidā satvars spēj nodrošināt atkārtojošu modeļa pielietojumu konkrētā intervālā, piemēram, nosakot tekošās dienas labāko modeli un virzoties uz priekšu atkārtojot prognozes ar labāko modeli ik pēc noteikta laika, piemēram, 30 sekundes, 1 minūte, 5 minūtes, 30 minūtes, 1 stunda utt. Labākā modeļa izvēles komponente (3.5.1. att.) zemāk.



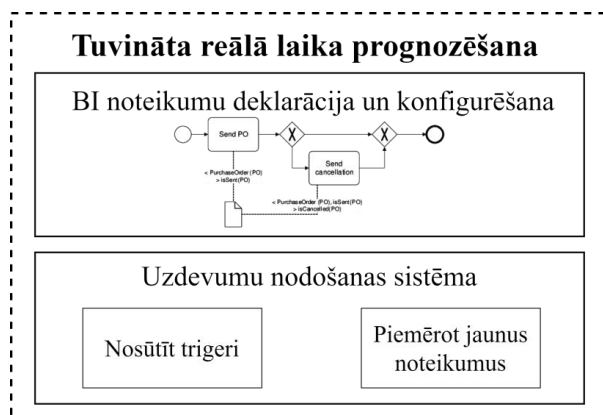
3.5.1. att. AODPF satvars labākā modeļa izvēles komponente

3.6. AODPF satvara tuvināta reāllaika prognozēšanas komponente

Tuvināta reāllaika prognozēšanas komponente AODPF satvars sastāv no vairākiem līmeņiem. Viens no tiem ir noteikumu deklarācija un konfigurācija, kurā AODPF administrators veic nepieciešamos deklarācijas un konfigurācijas darbus. Viens no tiem ir sasaistīt datu avotus no URP sistēmas ar nepieciešamajām tiesībām un privilēģijām, lai AODPF satvars spēju piekļūt URP sistēmas konkrētajiem datiem. Konfigurēt noteiktos intervālus un sasniedzamos mērķus, kā arī, jāuzrauga iegūtie rezultāti sākotnēji, lai tos spētu piekoriģēt ar labākā rezultāta sasniegšanai biznesa vērtības paaugstināšanai.

Otrs līmenis ir jau automatizētais IP starp URP sistēmu un AODPF, kas spēj nodrošināt tuvināta reāllaika prognozēšanas uzdevumu nodošanu satvaram un

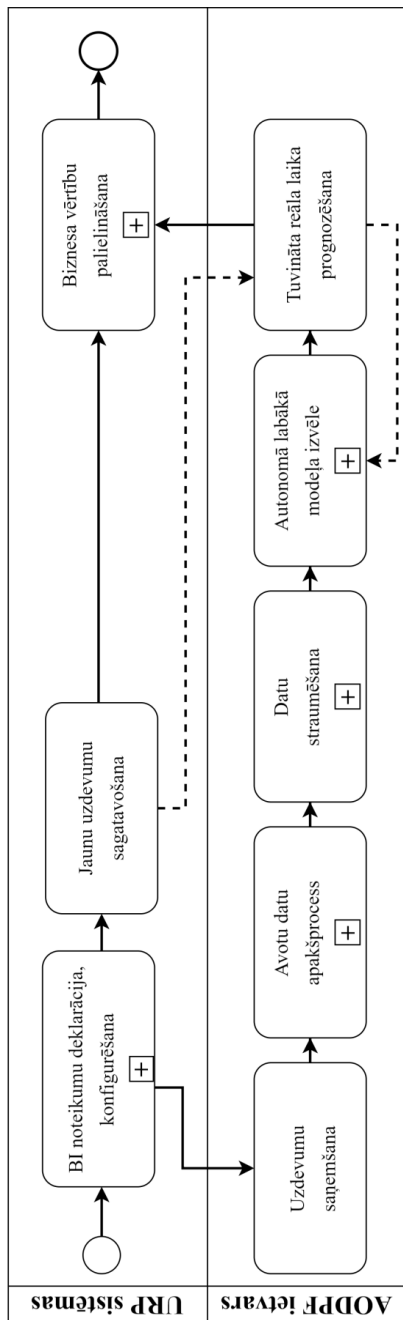
atgriezeniskās saites nosūtīšanu ar trigeru palīdzību, iegūstot gala rezultātu, kas var inicializēt triggeri ar noteiktām īpašībām. Piemēram, nosūtot e-pastu atbildīgajam pārstāvim par noteikto biznesa vērtības pārvaldību. E-pastā norādot, ka esošajos datos ir ar attiecīgo varbūtību iespējams nākotnes notikums, kas norāda uz konkrētu seku piepildīšanos. Pēc šāda e-pasta pārvaldnieks var veikt lēmumu, kas var nākotnē samazināt iespējamo risku, tādā veidā uzlabojot biznesa vērtību paaugstināšanu vai arī samazinot iespējamā riska iestāšanos. AODPF tuvākā reāllaika prognozēšanas komponentes koncepts (3.6.1. att.) zemāk.



3.6.1. att. Satvara reāllaika prognozēšanas komponentes koncepts

URP sistēmu vadītājiem, kas ir arī lēmumu atbalsta sistēmas turētāji veiksmīgai lēmumu pieņemšanai AODPF, ir nepieciešama integrācija starp AODPF un URP sistēmām. Tāpat sistēmai jāspēj regulāri un ar ātrgaitas precizitāti un savienojamību sniegt prognozes. To nodrošina biznesa inteliģence (BI), kas nosaka noteikumus un konkrētus triggerus. Konkrētā laikā viens precīzs datu avota novērojums dotu konkrētu notikuma triggerus, kas spētu nodrošināt URP sistēmu lēmumu pieņemšanu par papildu kritēriju. Šādus aktivizētājus varētu konfigurēt tik daudz, cik nepieciešams, lai BI nodrošinātu visas vēlmes un vajadzības. Uzdevuma nodošanas sistēma ir nepieciešamo uzdevumu veikšana kā darbu vai pakalpojumu veikšana, piemēram, veikt ceļa tīrīšanu noteiktā ceļa posmā.

AODPF satvara algoritma process tiek atspoguļots izmantojot BPMN (3.6.2. att.). AODPF var piemērot dažādiem uzņēmējdarbības jomām.



3.6.2. att. AODPF algoritma process

3.6.1. Iztrūkstošo datu metode

Tiek izmantoti sensori, lai mērītu un glabātu datus, tie pārsvarā nav vienmērīgi sadalīti, kā arī, bieži ir iztrūkstoši dati, kas ir saistītas ar dažādiem faktoriem, kas ietekmē datu kvalitāti. Pēc iepriekšējās literatūras analīzes tiek secināts, ka vispiemērotākais AODPF iztrūkstošo datu metode ir k -vidējā metode. Lai novērstu datu zudumu ir nepieciešams AODPF iztrūkstošo datu metodes, kas spētu aizvietot iztrūkstošos datus ar k -vidējās metodes pielietošanu, kas tika novērtēta literatūras apskatā un veiktajā priekš izpēte. Viena no tām ir k -vidējā veidošana, kas ir vektoru kvantēšanas metode, kas sākotnēji radusies signālu apstrādes rezultātā, kuras mērķis ir sadalīt n novērojumus k kopās, kurās katrs novērojums pieder klasterim ar tuvāko vidējo vērtību, kas kalpo kā kopas prototips.

AODPF iztrūkstošo datu metode piedāvā izmantot esošus (Dames, 2020) risinājumus, kurus var pielāgot. Parastajiem k -vidējās metodes nepieciešami tikai daži soļi. Pirmais solis ir nejauši atlasīt k centroīdus, kur k ir vienāds ar izvēlēto kopu skaitu. Centroīdi ir datu punkti, kas apzīmē kopas centru. Algoritma galvenais elements darbojas ar divpakāpju procesu, ko dēvē par gaidu-maksimizāciju. Gaidīšanas solis piešķir katram datu punktam tā tuvāko centroīdu. Pēc tam maksimizācijas solī tiek aprēķināts katra klastera visu punktu vidējais lielums un iestatīts jaunais centroīds k -vidējās metodes algoritma parastā versija:

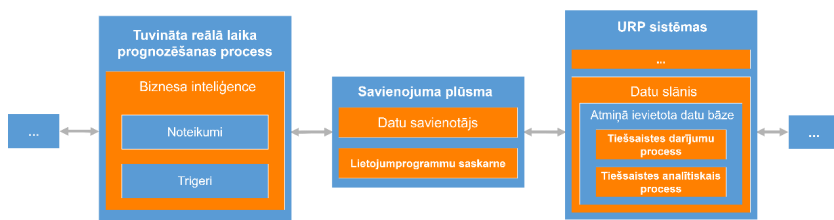
Algoritms 1 k -vidējo algoritms

- 1: Norādiet piešķiramo kopu skaitu k
 - 2: Nejauši inicializējiet k centroīdus
 - 3: **atkārtot**
 - 4: **cerība**: Piešķiriet katram punktam tuvāko centroīdu.
 - 5: **maksimizēšana**: aprēķiniet katra klastera jauno centroīdu (vidējo).
 - 6: **līdz** centrālās pozīcijas nemainās
-

Klasteru piešķiršanas kvalitāti nosaka, aprēķinot kvadrāta kļūdas (*no angļu val.* SSE – Sum of Squares for Error) summu pēc tam, kad centroīdi saplūst vai atbilst iepriekšējās iterācijas piešķiršanai. SSE ir definēta kā katra punkta kvadrātveida Eiklīda attālumu summa līdz tuvākajam centroīdam. Tā kā tas ir kļūdas mērs, k -vidējā mērķis ir mēģināt samazināt šo vērtību.

3.6.2. AODPF integrācijas metode

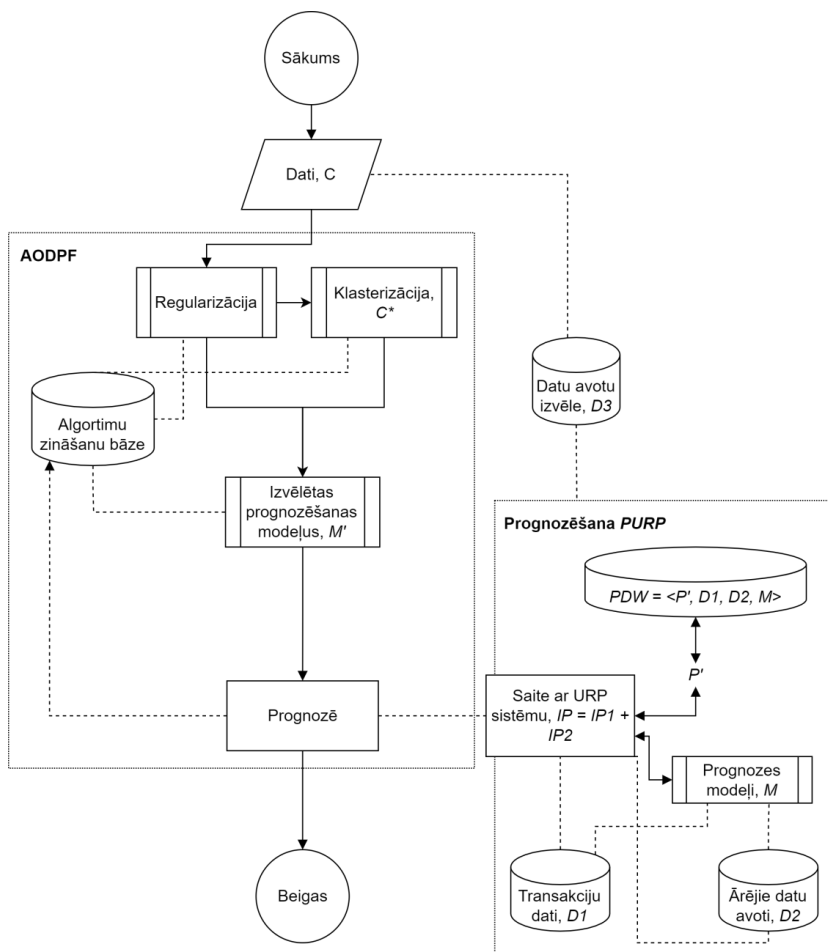
Lai AODPF savienotu ar URP sistēmām, nepieciešams datu savienotājs, kas mūsdienās lielākoties tiek veikts ar API palīdzību. Padziļinātais skaidrojums (3.6.2.1. att.) patapina iepriekšējo attēlu (3.6.2. att.). AODPF ir pieejams šāds API, un to var pārbaudīt, iestatot AODPF, tā savienojumu starp URP sistēmām (3.6.2.1. att.).



3.6.2.1. att. API demonstrēšana starp URP sistēmām un AODPF

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 $D2$, un jāpapildina ar $D3$. M' tiek izmantots AODPF satvara labākā modeļa izvēles komponentes. $D3$ var paaugstināt iespējamo precizitāti prognozēm, kas tiek iegūtas no zināšanu bāzē, 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 izvēlēs 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 procesu, kuros izmanto prognozes. Arī datu noliktavā izmantot prognozēšanas modeļus M . PDW paplašinājums ir IP integrētā prognozēšanas pieeja. Tā apvieno URP sistēmas procesus $P1$ un $P2$ faktiskie notikumi. 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 ir 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 faktiskie notikumi 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 paplašinātais koncepts

4.1. Paplašinātais prognozēšanas modelis

AODPF satvarā izmantotais paplašinātais prognozēšanas modelis M' , kas izmanto URP sistēmā pieejamos datus $D1$ un ārējie dati $D2$, un jāpapildina ar $D3$. M' tiek izmantots AODPF satvara labākā modeļa izvēles komponentes. $D3$ var paaugstināt iespējamo precizitāti prognozēm, kas tiek iegūtas pie IP , zināšanu bāzē, 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 nevienmērīgi sadalītie dati $D3$ un $D1$, $D2$ nav mainījušies. AODPF satvars ir risinājums, kuru var izteikt par integrētu prognozēšanas daļu, kas iepriekš ir izteikta kā IP apvienojot procesu, kas ir URP sistēmas process izsakot ka $P1$ un $P2$ kā procesu, kas ir faktiskie notikumi. AODPF izmanto paplašināto prognozēšanas modeli M' , kurā ir plašāks modeļu klāsts nekā iepriekšējā, sākotnējā M prognozēšanas modeli ar dažādiem ierobežojumiem.

Lēmumpieņemšanas modelis L , kas tiek nodrošināts ar AODPF satvara labāka modeļa komponentei, kas sastāv no dažādām algoritmiskām komponentēm – AODPF satvarā ir noteikta loģika kā M' tiek realizēts. L ir uzdevums noteikt trigera sūtīšanu konkrētā gadījumā, kad M' sasniedz noteikti robežvērtību. Lai iegūtu vēlamu rezultātu, ir jāzina pašreizējais un iepriekšējais gadījuma stāvokli. L var aprēķināt kā šī stāvokļa S funkciju formulā (4.1.1.):

$$L = f(S) \quad (4.1.1.)$$

Trigera nepieciešamību var paredzēt, izmantojot dažādus sensoru datus, un šie dati tiek apzīmēti ar X . Sensora datus var iegūt no dažādām mērierīcēm un no URP sistēmas. Līdzīgi L , S var attēlot ar vienādojumu, kas parādīts zemāk formulā (4.1.2.):

$$S = f(X) \quad (4.1.2.)$$

X datu kopas ir ar nepilnīgiem novērojumiem, ko apzīmē ar C , kas tiek sadalīti vienādos intervālos C_1 , C_2 , ... C_n un C ir nozīmīgāki nekā ārējie avoti, apzīmēti ar Z . Var izmantot dažādus ārējus avotus, kas sniedz papildus datus, kas varētu ar kādu noteiktu varbūtību papildināt trigera nepieciešamību. Skatīt matemātisko formulējumu (4.1.3.):

$$X = (C > Z) \quad (4.1.3.)$$

Tiek veikts eksperiments, kas iegūta 01.12.2016 – 01.03.2017 periodā, lai izprastu kādi dati ir pieejami un kādas metodes būtu jāizmanto, lai to virzītu uz AODPF satvaru, kas tiek apskatīts prognozēšanas modeļa novērtējumā.

4.1.1. Paplašinātā prognozēšanas modeļa novērtējums

Novērtējot M' ir nepieciešams izmantot datus, kas ir pieejami kā $D3$ dati, tiek izmantoti VAS “Latvijas Valsts Ceļi” datu kopa, lai iegūtu eksperimentālos rezultātus. Lai novērtētu M' ir nepieciešams izveidot M' , implementēt M' un veikt eksperimentu

ar M' . Lai to veiktu ir nepieciešamība sākt ar datu piesaisti $D3$, kuram seko neapstrādāti dati, mērķa periods ir ziemas sezona, 2016. gadā no 1. decembra līdz 2017. gada 1. martam, nekontrolēta vide, kas atrodas atklātā vietā uz Latvijas Republikas automaģistrāles. No datu kopas iegūst AT - gaisa temperatūra ($^{\circ}C$), RH - relatīvais mitrums (%), DP - rasas punkts ($^{\circ}C$), dienas laiks, kas norāda datumu un laiku, kad dati ir saņemti un saglabāti, TS - virsmas temperatūra ($^{\circ}C$) un $ST2S$ - virsmas stāvoklis (0 - īsa, 1 - sausa, 2 - mitra, 3 - mitra, 4 - mitra un ķīmiska, 5 - salna, 6 - sniegota, 7 - ledaina, 8 - mitra un ķīmiska), datu piemērs ir parādīts 4.1.1.1. tabulā.

4.1.1.1. tabula

VAS "Latvijas valsts ceļi" datu komplekts

AT	RH	DP	Datums un laiks	TS	ST2S	...
...	...	...	...	...	...	...
-4.2	94	-5	17.01.2017 19:04	-4.9	8	...
-4.2	94	-5	17.01.2017 19:15	-4.8	8	...
-4.3	94	-5.2	17.01.2017 19:26	-5	8	...
-4.4	94	-5.3	17.01.2017 19:37	-4.9	8	...
...	...	...	...	...	...	...

Tiek saglabāts viens no sensora indikatoriem, piemēram, DP , lai zinātu, vai ceļš ir apledojis vai slidens. DP ir temperatūra, kurā šķidrums vispirms veidojas no tvaikiem. Kad gaiss atdziest līdz DP , tas tiek pakļauts virsmai, kas ir aukstāka nekā gaisā ūdens, uz tā veidojas kondensāts. Ja temperatūra ir zemāka par ūdens sasaldēšanas punktu, DP tiek saukts par salnas punktu, jo sals veido ledu. Tomēr, lai varētu paredzēt nākotnes rādītājus, ir jāizmanto prognozēšanas modeļi. Viens no priekšnosacījumiem ir tāds, ka dati vienmērīgi jāsadala vienādās daļās. Iztrūkstošo datu definēšana kā $C = \{x_1, x_2, \dots, x_z\}$, kur x ir norādīts kā vienmērīgi sadalīti mērījumi. Nepilnīgu novērojumu C klātbūtnē pārveidošanas nepieciešamību var izteikt formulā (4.1.1.1.):

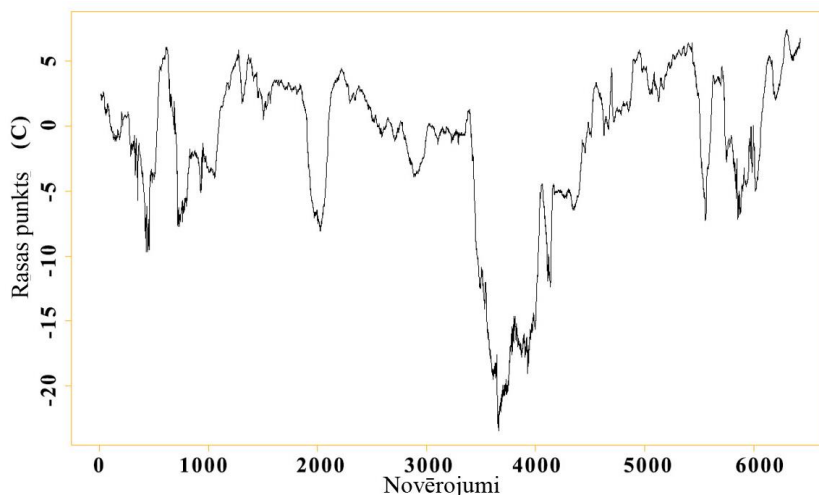
$$C^* = T(C), \quad (4.1.1.1.)$$

kur C^* tiek pārveidots par C konsekventu mērījumu;

T ir transformācijas tips.

Var izmantot tāda veida pārveidi kā vidējā vērtība, eksponenciālā izlīdzināšana un $ARIMA$ modeļa izmantošana. Lai to izdarītu, nepieciešama programmatūra, kas var nodrošināt datu apstrādi un modeļa izpildes prognozēšanu.

Prognozēšanas risinājuma demonstrācijas nolūkos (Pekša, 2018b; Pekša, 2019c; Pekša, 2019d; Pekša, 2020a) tiek izmantota VAS “Latvijas Valsts Ceļi” datu kopa periodā no 2016. gada 1. decembra līdz 2017. gada 1. martam. Metroloģijas stacijā LV01, kas nesatur trūkstošos datus. Datu kopā viens no svarīgākajiem novērojumiem ir rasas punkts, kas nosaka apledojuma veidošanos uz ceļa (4.1.1.1. att.).



4.1.1.1. att. Rasas punkts (DP) no 01.12.2016 – 01.03.2017

Pirmkārt, lai tas ietilptu prognozēšanas modelī, ir jāsagatavo datu kopa. Viena no darbībām, kas jāveic, lai noteiktu pamata modeļus - stacionārus vai nestacionārus, sezonālītāti un tendences. Pēc modeļu identificēšanas, ja nepieciešams, tiek veiktas datu pārvērtības. Nestacionāras ir laikrindas ar tendencēm vai sezonālītāti. Datu nekustīgumu vai ne stacionaritāti var noteikt, izmantojot:

- *Vienību cēloņu tests* – statistikā vienības cēloni pārbauda, vai laikrindas mainīgais nav stacionārs un vai tam ir vienības cēlonis. Pazīstams arī kā paplašināts *Dikija – Fullera tests* (ADF) (Liao & Vakanski u.c., 2020);
- *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) tests* – ekonometrijā (KPSS) testus izmanto, lai pārbaudītu nulles hipotēzi, ka novērojamās laikrindas ir stacionāras ap deterministisko tendenci (t.i., stacionāru tendenci), salīdzinot ar alternatīvu vienības cēloni (Dickey & Fuller, 1979).

ADF un KPSS sniegtie rezultāti ir parādīti 4.1.1.2. tabulā. KPSS testi tiek izmantoti, jo tādējādi tiek mainītas hipotēzes, tāpēc nulles hipotēze ir tāda, ka dati ir nekustīgi.

4.1.1.2. tabula

ADF un KPSS rezultāti

Veids	ADF	KPSS
Dikijs-Fullers	-2.5445	-
KPSS līmenis	-	2.4462
Aizture secība/ Saīsināšanas nobīdes parametrs	18	18
p-vērtība	0.3477	0.01
alternatīva hipotēze	stacionārs	stacionārs

Rezultātos, kas parādīti 8. tabulā, p vērtība (0,3477) ir lielāka par 0,05, un KPSS pārbaude vēl nav nepieciešama, lai kompensētu. KPSS ir veikts, un rezultāts parāda 0,01 p vērtību. Vienības testa rezultātos tika noteikts, vai dati ir nekustīgi. Ja dati ir nekustīgi, tiek izvēlēti optimālie *ARIMA* modeļi un nākotnes prognozes.

Nākamais solis, lai noteiktu, vai datu kopums ir sezonālitate vai tendence, ievietota 6416 novērojumu datu kopa, un modeļa novērtējuma rezultāti parādīti 4.1.1.3. tabulā ar *auto.arima* metode.

4.1.1.3. tabula

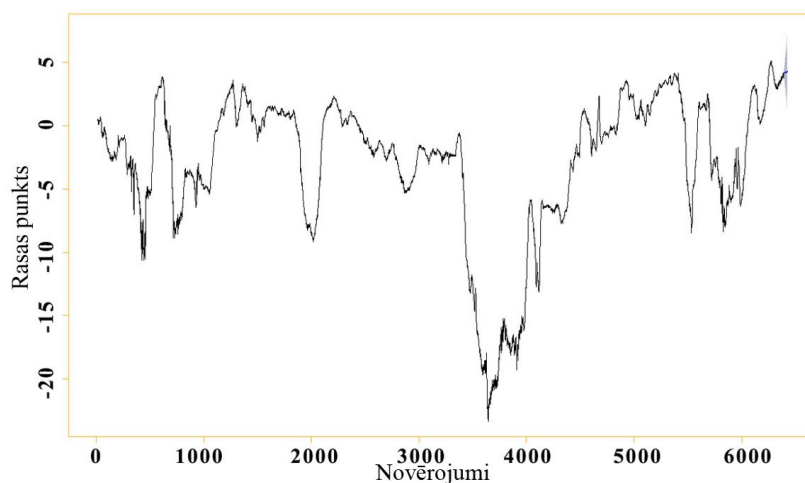
Auto.arima rezultāti

AR1	AR2	AR3	AR4	MA1	MA2	MA3	MA4	MA5
0.53	-0.06	-0.26	0.66	-0.58	0.14	0.33	-0.71	0.08

Tabulā sniegtie rezultāti dod labāko *ARIMA* modeli, ko ar šo funkciju pašreizējā datu kopā. *ARIMA* (4,1,5) secībā parametri ir $p = 4$, $q = 1$ un $d = 5$, kur parametri p , d un q ir nenegatīvi veseli skaitļi, p ir secība (laika nobīžu skaits), d ir diferencēšanas pakāpe (cik reizes no datiem ir atņemtas iepriekšējās vērtības), un q ir mainīgā vidējā modeļa secība, 4.1.1.3. tabulā vērtības $\{AR1 \dots AR4\}$ attiecas uz auto regresīvajiem koeficientiem, un $\{MA1 \dots MA4\}$ apzīmē mainīgos vidējos koeficientus.

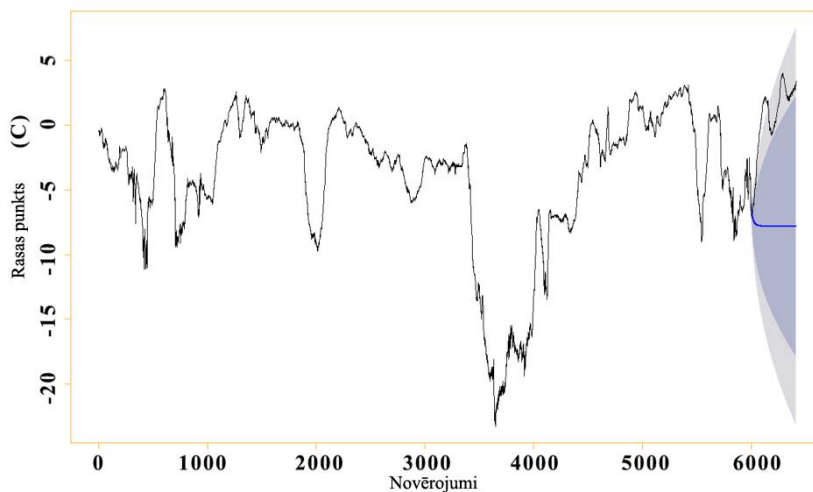
Prognozēšanai tiek izmantots uzstādītais modelis. Tas var norādīt prognožu horizonta h periodus, kas jāveic, lai veiktu prognozes, un šo prognožu ģenerēšanai

izmantot piemēroto modeli. Prognozējošā *ARIMA* (4,1,5) ir parādīta attēlā (4.1.1.2. att.).



4.1.1.2. att. Prognozēšanas *ARIMA*(4,1,5) rezultāts

Augšējā pelēkā līnija parāda modeļa nodrošināto piemērotību; kā modelis darbosies nākotnē, viena metode ir rezervēt daļu ($h = 30$) mūsu datu kā nogaidīšanas komplektu, piemērotu modeli un pēc tam aizliegt salīdzināt ar faktisko novēroto vērtību prognozēšanu. Daļa no 6000 līdz 6416 ir parādīta (4.1.1.3. att.) zemāk.



4.1.1.3. att. Datu kopa no 6000 līdz 6416 datu punktiem

Tomēr zilā līnija, kas attēlo prognozi, drīz tuvojas taisnai līnijai, kas, šķiet, ir maz ticama, ņemot vērā seriāla iepriekšējo uzvedību. Kad modelis ir izveidots, modeļa precizitāti var pārbaudīt, izmantojot iebūvēto precizitātes funkciju. Precizitātes funkcija atgriež *ME*, *RMSE*, *MAE*, *MASE* un *ACF1* vērtības, kuras var izmantot, lai izmērītu modeļa rezultātu precizitāti 4.1.1.4. tabulā.

4.1.1.4. tabula

ARIMA precizitāte (4,1,5)

ME	RMSE	MAE	MASE	ACF1
0.0003	0.205	0.124	1.006	0.0003

Iegūtie rezultāti ļauj nākotnē tos salīdzināt ar nākotnes prognozēšanas modeļiem, kas tiks izstrādāti, lai piemērotu modeli ar vismazāko precizitātes kļūdu. Eksperiments tika pabeigts, tika atrasts *ARIMA* modelis un tika izveidotas prognozes.

Nākamais pētījuma solis bija izskatīt trūkstošos datus, kas tiek aprēķināti, izmantojot šādas metodes: Normālās koeficienta metode, izmantojot aprēķinu izklājlapu. No otras puses, *k*-tuvākā kaimiņa algoritmu veido tuvākās apmācības piemēri funkciju telpā, izmantojot prognozēšanas un *RMSE* novērtēšanu. Nākamās metodes *MLP* neironu tīkls tiek izmantots ar parametriem, neironiem slēptajos slāņos. Aprēķina katras metodes *RMSE*, rezultāti ir parādīti 4.1.1.5. tabulā.

4.1.1.5. tabula

Katras metodes precizitāte

Metode	RMSE
Normālā koeficienta metode	0.35
<i>k</i> -tuvāko kaimiņu algoritms	0.23
<i>MLP</i> neironu tīkls	0.21

Lai veiktu trūkstošo datu aizpildīšanu pa visas datu kopas katrā reģionā tiek izmantoti papildus algoritmu salīdzinājums, un to rezultāti ir atspoguļoti 4.1.1.6. tabulā. Kopa 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 arī tiek izmantots AODPF satvarā.

4.1.1.6. 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
k-vidējais klasterēšana	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

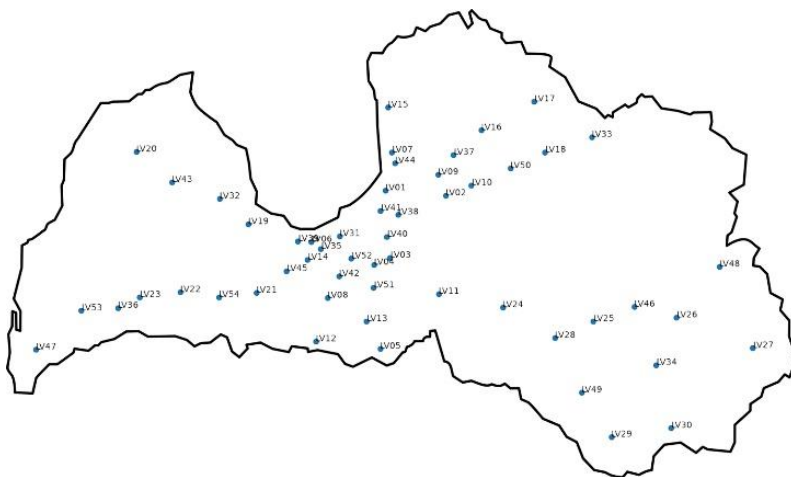
AODPF satvarā turpmāk tiek izmantots k-vidējais klasterēšana.

4.1.2. Trūkstošo vērtību aizpildīšanas novērtējums

Lai analizētu datus ir nepieciešamība pēc visiem datu punktiem, kas ir pieejami datu kopā. Šo nozīmi uzsver dažādas analītiskās metodes, kurām nepieciešami kvalitatīvi dati, kuros nav iztrūkstošu datu punktu (Dickey & Fuller, 1979; Kwiatkowski & Phillips u.c., 1992; Perrin & Freyssenge u.c., 2021; Rezvani & Hudson, 2021; Neuts, 2021; Muller & Garrison u.c., 2021). Lai izmantotu piemērotas metodes, piemēram, prognozēšanas vajadzībām, datiem jābūt diskrētiem un bez iztrūkstošiem datu punktiem, lai tos varētu efektīvi pielietot prognozēšanas metodēs. Prognozēšanas metodes precizitāti sākotnēji nosaka tas, cik labi tiek sagatavoti dati (Pratro & Panda, 2020; Carpenter, 2020). Esošie novērtējumu rezultāti ir iegūti ar neiztrūkstošiem datu punktiem. Toties datu kopās, kurās trūkst datu punktu jeb ir iztrūkstoši datu punkti, nevar veikt prognozes (Khan & Muhammad, 2020; Liu & Liu u.c., 2020; Allison, 2001). Tas norāda uz automatizēta algoritma ieviešanas nepieciešamību, lai aizpildītu trūkstošos datu punktus. Tiek aprakstīta tipiskā automatizēta algoritma ieviešana, izmantojot Eiklīda pieeju, zināms kā k-vidējā klāsterizācijas algoritms, kas attālumiem izmanto trijstūra nevienādību. Izmantotie dati ir un paliek nemainīgi, datu kopas

laikrindas intervāls mainās norādot ziemas mēnesi no 19.01.2020 līdz 19.02.2020. Datu kopa satur dažādus mērījumus, bet galvenā uzmanība tiek pievērsta rasas punkta mērījumiem. Rasas punktu ar robežvērtību norādīšanu pie M' prognozēm var palīdzēt prognozēt, vai ceļa segums konkrētā posmā tuvākajā laikā būs apledojis. Mērķa funkcija ir samazināt negadījumu skaitu un prognozēt apledojumu pirms tas ir noticis. Datu kopa sastāv no vairākām metroloģiskām stacijām, kas sniedz datus pie noteiktu ceļa posma atrašanās vietām Latvijas Republikas teritorijā. Diemžēl, metroloģijas staciju darbība tiek novēroti traucējumi, kas ir saistīti ar dažādiem iemesliem, kas tādejādi veido iztrūkstošos datus, kā, piemēram, tīkla pārklājuma traucējumi, sensoru kļūmes u.c. Iemesli ir dažādi, toties iztrūkstošie punkti pastāv un ir nepieciešamība tos aizvietot ar zināmām metodēm un pieejām. Tāpēc viena no metodēm ir aizpildīt trūkstošos datus no tuvākajām metroloģiskajām stacijām izmantojot Eiklīda pieeju. Automatizējot prognozēšanas procesu, ir jāizmanto metode, kas var iegūt aizpildāmos datus. Tādēļ pēc iepriekšējā novērtējuma tiek izvēlēts izmantot k-vidējā klāsterizācijas metodi, kas nodrošina iztrūkstošo datu iedalīšanu pa klasteriem.

Lai izveidotu algoritma datus no visām datu kopām, tiek ņemtas tās metroloģiskās stacijas, kurās iztrūka punkti. Tiek iegūtas 24 metroloģiskās stacijas, kas satur iztrūkstošos datus. Metroloģiskās stacijas ir sadalītas klasifikatoros LV01-LV52, no kuriem katrs atbilst noteiktai metroloģijas stacijai, kurā tiek sniegti dažādi mērījumu dati. Metroloģiskajās stacijās LV06, LV11, LV16, LV17, LV21, LV22, LV23, LV24, LV26, LV27, LV31, LV39, LV40, LV43, LV49, LV50 un LV52 ,attiecīgajā periodā, ir bijuši trūkstoši datu punkti. Lai labāk ilustrētu metroloģisko staciju izvietojumu Latvijas Republikas (LR) teritorijā (4.1.2.1. att.).



4.1.2.1. att. Meteoroloģiskās stacijas blakus ceļa virsmai LR teritorijā

Visas meteoroloģiskās stacijas kopumā ir parādītas iepriekš redzamajā (4.1.2.1. att.) attēlā, kur var redzēt, kā meteoroloģiskās stacijas ir izvietotas Latvijas Republikas teritorijā. Meteoroloģiskās stacijas atrodas noteiktā attālumā un var izmērīt dažādus meteoroloģiskos un ceļa apstākļus no ārējās temperatūras līdz ceļa virsmas temperatūrai. Dati tiek glabāti vienā datu bāzē, taču tajos ir trūkstošie datu punkti. Eksperiments ir ierobežots, no 19.01.2020 līdz 19.02.2020, ar noteiktām meteoroloģiskām stacijām un noteiktu mērījumu rasas punktu. Kā minēts iepriekš, rasas punkti ir mērījums, pamatojoties uz kuru var pamatot iespējamo ceļa apledojuma iespēju nākotnē. Lai izveidotu labu prognozi, nepieciešams aizpildīt trūkstošos datus.

Lai sāktu izmantot Eiklīda pieeju, vispirms ir jāizmanto Elkoņa metode. Elkoņa metode ir heuristika, ko izmanto, lai noteiktu kopu skaitu datu kopā. Metode sastāv no paskaidrotās variācijas attēlošanas atkarībā no kopu skaita un līknes elkoņa izvēles kā izmantojamo kopu skaitu (Ma & Chen, 2018), ko iegūst kā skaitli, izmantojot kopas lielumu kvadrāta attāluma summā starp centroīdu un katru kopas dalībnieku, ko sauc par kvadrātveida kļūdas summu (van Ginkel & Linting u.c., 2020). SSE ir kvadrātu starpību starp katru novērojumu un tā grupas vidējo vērtību summa. To var izmantot kā variācijas mēru klasterī. Ja visi gadījumi klasterī ir identiski, SSE būtu vienāds ar 0, skatīt (Ma & Chen, 2018) vienādojumu (4.1.2.1.):

$$SSE = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (4.1.2.1.)$$

Sākmā k-vidējā klāsterizācija, lai veiktu šo uzdevumu, tiek izmantota attālumu nepieciešamība vienam no otra. Zemāk Eiklīda attāluma (Ma & Chen, 2018) vienādojums (4.1.2.2.):

$$dist = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_k - q_k)^2} \quad (4.1.2.2.)$$

Attāluma mērījums noteiks, kā tiek aprēķināta abu elementu līdzība, un ietekmēs kopu formu. Kur n ir izmēru skaits, un p_k un q_k ir attiecīgi k^n datu objekti p un q . Turklāt, ir pieejami daudzi algoritmi, kurus var izmantot, lai veiktu k-vidējās klāsterizācijas, ir daudz k-vidējo klāsterizācijas algoritmu. Skatīt zemāk:

- *Lloyd's* – visizplatītākā k-vidējā metode ir Loida algoritms. Šis algoritms ir balstīts uz novērojumu, lai gan kopu un kopu optimizēšana ir izaicinoša, ir viegli optimizēt otru, ņemot vērā otro (Chabert, 1999);
- *Salīdzinošais vidējais* – t -testu izmanto, lai salīdzinātu mainīgā lielumu vienā grupā ar tā paša mainīgā vidējo rādītāju vienā vai vairākās citās grupās. Nulles hipotēze par starpību starp iedzīvotāju grupām ir nulle (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020);
- *Elkan's* – *Lloyd* alternatīvās optimizācijas algoritma variācija, kas izmanto trīsstūra nevienādību, lai izvairītos no daudziem attāluma aprēķiniem, piešķirot punktus kopām. Kaut arī daudz ātrāk nekā Loids, Elkāna metode izmanto krātuvi proporcionāli kopu skaitam pēc datu punktiem, padarot to nepraktisku daudzām kopām. Šī algoritma ideja ir tāda, ka, ja centra atjauninājums tos daudz nepārvieto, lielāko daļu no punkta uz centru aprēķinu var izvairīties, kad tiek pārrēķināti punkti no centra uzdevuma. Lai noteiktu, kuri attālumi ir jānovērtē, tiek izmantota trīsstūra nevienlīdzība, lai pēc centra atjaunināšanas veiktu attālumu apakšējo un augšējo robežu (Bosman & Engelbrecht u.c., 2020);
- *Hamerly's* – atspoguļo fokusa nobīdi no iekšējiem uz ārējiem testiem, kopumā iepriekšējo Elkāna iekšējo testu veicot un nodrošinot uzlabotu ārējo testu (Dames, 2020).

4.1.2.1. tabula

k-vidējā algoritmu salīdzinājums (aizgūts no (Imtyaz & Haleem u.c., 2020))

K-vidējais algoritms	K-vidējo algoritmu paštrinājuma izmantošanas salīdzinājums			
	1	2	3	4
Lloyd	-	-	-	-
Salīdzinošais vidējais	x	-	-	-
Elkāna	x	x	x	x
Hamerly	x	-	x	x

Ir parādītas dažādas paštrināšanas metodes 4.1.2.1. tabulā, kurās dažādos k-vidējā līmeņa algoritmos tiek izmantotas attāluma robežas, šķirošana un trijstūra nevienādība, un tās ir paskaidrotas tālāk (Imtyaz & Haleem u.c., 2020):

1. Attālums no centra līdz tuvākajiem citiem centriem;
2. Attālums no centra līdz visiem pārējiem centriem;
3. Augšējā robeža punktu un centra attālumos;
4. Apakšējā robeža punktu un centra attālumos.

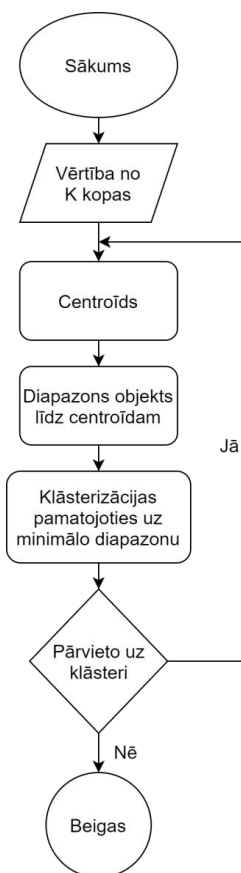
Elkāna algoritms parāda vislabāko paštrinājuma lietojumu šajā gadījumā. Lai iegūtu datus, kas jāaizpilda, pamatojoties uz saistīto darbu, tiek ņemts vērā, ka ir jāizmanto klāsterizācija, un vispiemērotākā metode ir k-vidējais klāsterizācijas algoritms. K-vidējā klāsterizācijas pieeja ir klasterēšana, kas tiek plaši izmantota. Algoritms ir vispopulārākā klāsterizācijas pieeja, ko zinātniskos un pētnieciskos nolūkos izmanto dažādiem mērķiem. Galvenā k-vidējā pieejas izmantošanas ideja ir noteikt k centrus, pa vienam katrā kopā. Šie centroīdi jānovieto uzmanīgi, jo cita atrašanās vieta dod atšķirīgu rezultātu. Labāka izvēle ir novietot tos pēc iespējas tālāk vienu no otra. Nākamais solis ir padarīt katru punktu ar noteiktu datu kopu un saistīt to ar tuvāko centru. Ņemot vērā novērojumu kopu $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, kur katrs novērojums ir dimensiju reāls vektors, k-vidējā klāsterizācijas mērķis ir sadalīt n novērojumus $k \leq n$ kopās $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, lai samazinātu klasteru iekšējo kopu daudzumu. Vienādojumā (4.1.2.3.) ir k-vidējais kopu skaits (Hamerly, 2010):

$$\arg_s \min \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (4.1.2.3.)$$

kur μ_i ir punktu vidējais rādītājs S_i . Formula ir līdzvērtīga punktu pāra kvadrātu noviržu samazināšanai vienā klasterī izteikts (Hamerly, 2010) formulā (4.1.2.4.):

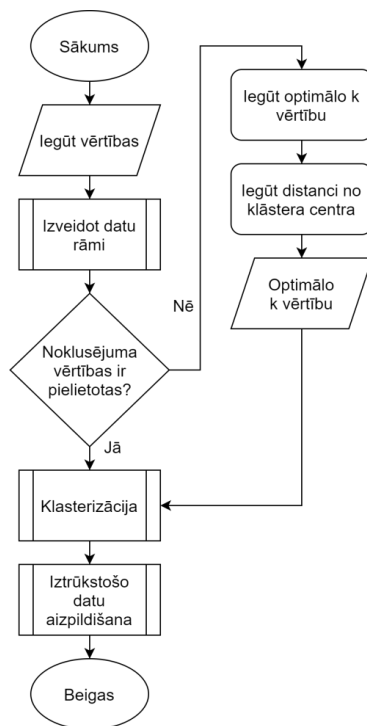
$$\arg_s \min \sum_{i=1}^k \frac{1}{2|S_i|} \sum_{x,y \in S_i} \|x - y\|^2 \quad (4.1.2.4.)$$

K-vidējo algoritms ir efektīvs un vienkāršs, lai ilustrētu k-vidējo klāsterizācijas algoritma darbību (4.1.2.2. att.).



4.1.2.2. att. K-vidējā klāsterizācijas pieejas blokshēma

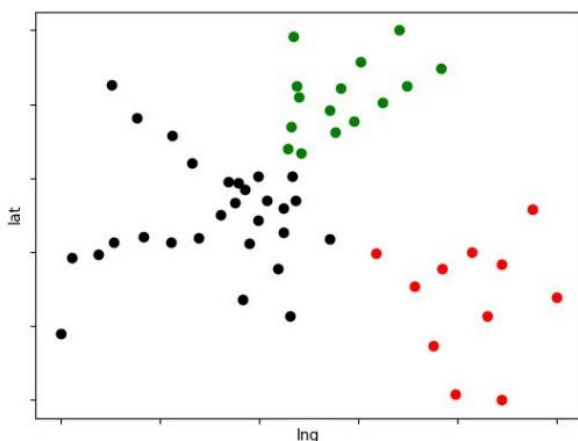
Vērtības tiek nodotas kopām, un pēc tam tās var sākt nākamo algoritma daļu, kas var aizstāt iztrūkstošos datu punktus ar vērtībām, kas ļauj noklusējuma kopas lielumu vai meklēt to pašu kopas izmēru, izmantojot to pašu algoritmu. Esošo formulu lietošana ir nepieciešama, lai izveidotu algoritmu, kas to izmantos secīgi (4.1.2.3. att.). Algoritms sāk un iegūst visas vērtības, kad tas tiek ievietots masīvā, tiek pielietotas nepieciešamās datu transformācijas metodes. Tiek pārbaudīts, vai algoritms ir nokārtojis noklusējuma kopas lielumu. Ja klastera izmērs ir nodots, pēc šī lieluma sākas kopu veidošana. Ja klastera lielums nav norādīts, to aprēķina ar SSE palīdzību, un pēc tam sākas kopu veidošana.



4.1.2.3. att. K-vidējā klāsterizācijas pieejas blokhēma

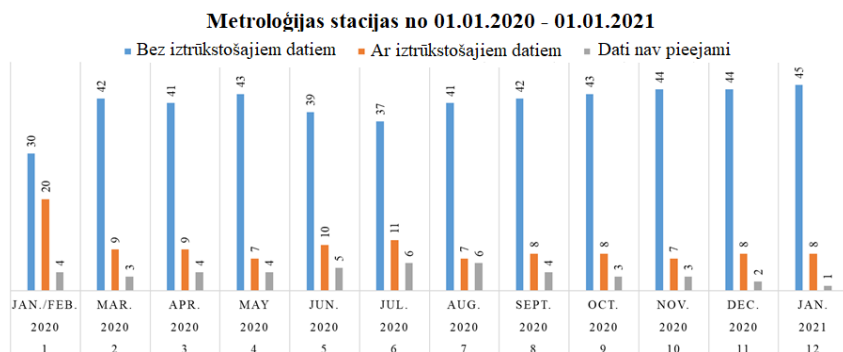
Trūkstošo vērtību aizpildīšana ir viens no galvenajiem apakšprocesiem, kas notiek algoritmā. Tas var nolasīt no tuvākajām divām metroloģijas stacijām datus par attiecīgo periodu, kas trūkst, un pēc tam ņemt šo divu staciju vidējo vērtību, aizpildot vērtību. Pēc noklusējuma kopas lielums ir trīs pašreizējā datu kopā, tāpēc tiek ņemta

abu metroloģisko staciju vidējā vērtība. Algoritms spēj noteikt klasteru lielumu automatizētā veidā, klasteru rezultātu var skatīt zemāk (4.1.2.4. att.).



4.1.2.4. att. Meteoroloģisko staciju k-vidējā algoritma rezultāti

Tiek apskatīts pilns gads, var redzēt un novērot arī svārstības starp mēnešiem, kad ir pieejami dati no vairākām metroloģiskajām stacijām un, kad nav. Metroloģiskās stacijās var notikt remonts vai sensoru bojājumi. Tālāk ir sniegts mēneša pieejamo metroloģisko staciju datu sadalījums (4.1.2.5. att.) no 2020. gada 19. janvāra līdz 2021. gada 19. janvārim.



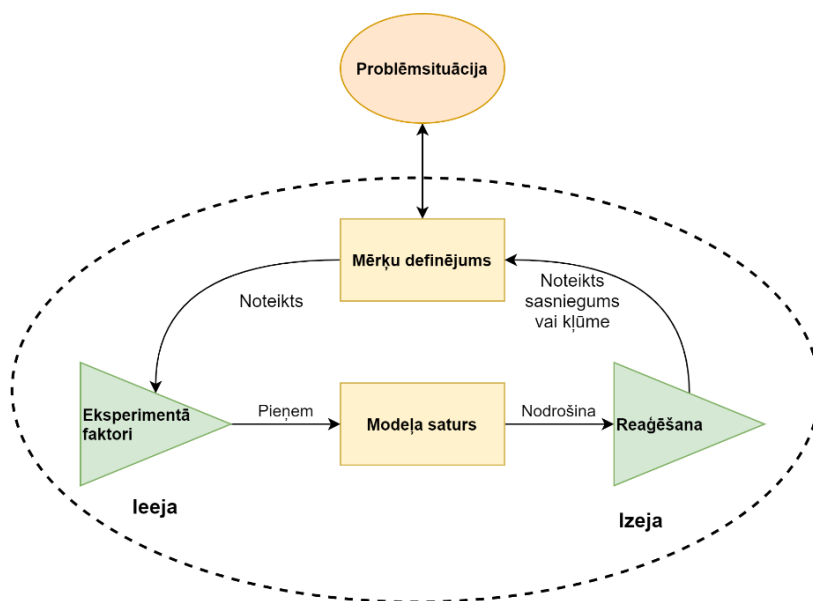
4.1.2.5. att. Metroloģisko staciju sadalījums no 19.01.2020 – 19.01.2021

Trūkstošo datu staciju nav daudz, tomēr tās ir, un spēja aizstāt trūkstošos datus ir būtiska, lai kvalitatīvi prognozētu reģionus, kur šādas metroloģiskās stacijām, noteiktā laikā nav sniegušas mērījumus. Visvairāk, mēnesis ar trūkstošajiem punktiem

ir 2020. gada janvāris, tāpēc, pēc gada, pēdējais mēnesis ar trūkstošajiem punktiem ir 2021. gada janvāris. Rezultātā, vidēji, pietrūkst 20,14%. Tāpat var redzēt, ka metroloģiskās stacijas nav pieejamas, un datus nebija iespējams atjaunot. Kopumā, vidēji, bez datiem, ir 9,08%. Rezultāti, kas apkopo abas vērtības kopā, parāda, ka trūkst gandrīz 1/3 datu. Uzsverot nepieciešamību pēc satvara, kas varētu mazināt esošās problēmas, kas identificētas kā prognožu veidošana ar datiem pamatotu pieeju, starp trūkstošajiem punktiem aizpildot arī trūkstošos datus.

4.2. Izmantotais integrācijas modelis AODPF

Integrācijas modelis tiek izteikts konceptuālā modelī, kas skatāms (4.2.1. att.) attēlā.



4.2.1. att. Integrācijas modeļa konceptuālais modelis (aizgūts no (Laña & Olabarrieta u.c., 2018))

Prognoze tiek izmantota lēmumpieņemšanas modelī, kas ģenerē lēmumus. Lēmumpieņemšanas modelis ir specifisks konkrētam problēmapgabalā. Promocijas darbā modelis ir formulēts lineāras programmēšanas modeļa veidā un ir paredzēts lēmumu pieņemšanai ceļu uzturēšanā. Matemātiskā modeļa definēšanai sākotnēji tiek iezīmēta ceļu uzturēšanas problēma ir tā, ka jāzina, vai ziemas mēnešos ceļa stāvoklis

ir apmierinošs vai tomēr bīstams, un kurā brīdī ceļa uzturētājam vajadzētu reaģēt. Ja noteiktā posmā ir apmierinošs ceļa seguma stāvoklis, tad uzturēšanas darbi nav jāveic. Ja ceļa stāvoklis nav atbilstošs, tas ir jāveic uzturēšanas darbi. Ceļa stāvokļa prognozēšanai izmanto datus no ceļa malā esošajām metroloģiskajām stacijām, kuru skaits katru gadu palielinās, bet joprojām nevienmērīgi pārklāj valsts teritoriju (Pekša, 2021c; Pekša, 2020a; Pekša & Rubulis, 2019).

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 ir definēti.

Konceptuālā modelēšana ietver piecas darbības, kas tiek veiktas šādā secībā:

- *Problēmas situācijas izpratne* – problēmsituācija ir atkarīga no tās definējuma. Viens no piemēriem, kas tiek ņemts ir ceļa uzturēšanas gadījums, kad nepieciešams ceļa brauktuvi nodrošināt ar ķīmiskiem elementiem tā, lai brauktuve nebūtu slidena un mazinātu iespēju, ka ceļa stāvoklis ir sliktā stāvoklī, kas pārsvarā norāda uz braukšanas apstākļiem – ātrums, avārijas u.c.;
- *Integrācijas modeļa vispārējo mērķu noteikšana* – lai spētu trigerēt URP sistēmas ir jādefinē mērķus, kas, piemēram, varētu būt, ka tuvākajā laikā, 30 minūšu intervālā, noteiktā ceļa posmā ar noteiktu varbūtību varētu būt apgrūtināta pārvietošanās brauktuves ceļa posmā veidojot ies aplēdojumam. Viens no veidiem ir definēt kāda ir amplitūda, piemēram, temperatūras kritumam no +2 °C grādiem līdz -2 °C grādiem laika sprīdī 30 minūtes;
- *Modeļa rezultātu noteikšana* – iegūstot modeļa rezultātus var spriest vai sasniegtais rezultāts ir devis nepieciešamo efektu vai defektu. Attiecīgi salīdzinot ar faktiskiem notikumiem, kā, piemērs, vai ceļa posms tika kaisīts ar ķīmiskiem materiāliem konkrētā laika sprīdī, kad tika iegūts rezultāts, kad būtu vēlams ar noteiktu varbūtību to darīt;
- *Identificēt modeļa ievadi jeb eksperimentālie faktori* – katram modelim ir jāidentificē modeļa ievades faktorus, šajā gadījumā tie ir rasas punkts,

kas izteikts °C temperatūras grādos. Ir zināms, ka ir nepieciešami vēl dažādi ievades dati, lai spētu precīzāk noteikt vai rezultāti dod vēlamu rezultātu;

- *Modeļa satura noteikšana* (darbības joma un detalizācijas pakāpe) – modeļa saturs var būt no augšējā slāņa līdz pat zemākajam. Zemākais slānis ir, kad dati norāda, ka mērķis jau tika sasniegts konkrētajā laika intervālā un tas ir nenovēršams rezultāta fakts, kad šāds saturs nav pieejams, tas jānosaka sākoties no augšējā slāņa definējuma virzoties pie zemākā slāņa, ja pat tas nav pieejams. Kā, piemēram, citi datu avoti, kas varētu apstiprināt zemākā slāņa rezultātus jeb faktus.

4.3. Integrācijas process

Biznesa procesu integrācija (*no angļu val.* BPI – Business Process Integration) ir uzņēmuma iekšējo darbību sinhronizācija ar citām tā nodaļām un tirdzniecības partneriem, reāllaikā savienojot dažādas sistēmas (Li & Guo u.c., 2020; Robinson, 2008; Lamine & Thabet u.c., 2020). BPI ļauj automatizēt biznesa procesus, integrēt sistēmas un pakalpojumus un droši koplietot datus daudzās lietojumprogrammās. Integrācijas problēmu pārvarēšana ļauj organizācijām savienot sistēmas iekšēji un ārēji, turklāt BPI ļauj automatizēt vadības, darbības un atbalsta procesus. Tas dod uzņēmumiem priekšrocības salīdzinājumā ar konkurentiem, jo BPI var pavadīt mazāk laika, rūpējoties par integrācijas izaicinājumiem, kā arī, vairāk laika un enerģijas jauna biznesa virzīšanai. Iepriekš biznesa procesu integrācijas programmatūra bija pieejama tikai lieliem uzņēmumiem, kuri to varēja atļauties. Mūsdienās visu izmēru uzņēmumiem ir nepieciešams efektīvs integrācijas risinājums, lai pilnveidotu procesus starp mārketingu, pārdošanu, klientu apkalpošanu un piegādes ķēdes pārvaldību. Integrācija starp administratīvajiem, operatīvajiem un atbalsta procesiem palielina produktivitāti, vienkāršojot regulāras uzņēmuma funkcijas (Wang & Wang u.c., 2020; Chandra & Grabis, 2007; Maheshwari, 2003).

Galvenā biznesa procesu integrācijas problēma ir tajā, kā vienā lietojumprogrammā iestrādātais biznesa process tiek savienots ar citu procesu. Biznesa procesi, kas ir savstarpēji saistīti, tiek aprakstīti aktivitāšu vai darbplūsmas izteiksmē, kā risinājuma atšķirības elementi tiek piesaistīti. BPI risinājumi ļauj uzņēmumiem izmantot jau esošo sistēmu priekšrocības, automatizējot un pārvaldot uzņēmējdarbības

procesus, kas aptver šīs sistēmas. Izmantojot BPI, uzņēmumi var saglabāt lielus ieguldījumus mantotajās sistēmās, tādējādi izvairoties no papildu kodu rakstīšanas, lai atkārtotu esošo funkcionalitāti (Xie, 2010; Putnik & Putnik, 2010; Viriyasitavat & Da Xu u.c., 2020).

Efektīvam biznesa integrācijas procesa modelim vajadzētu palīdzēt organizācijām šādos jautājumos (Putnik & Putnik, 2010):

- *Procesa nepilnības* – biznesa procesu pārvaldības (BPM) integrācija samazina kavēšanos vai kļūdas;
- *Nevajadzīga dublēšanās* – Biznesa procesu integrācija ļauj izvairīties no dublēšanās, kas iznīco resursus un var izraisīt datu neatbilstības;
- *Atšķirīgi procesi* – labāk izprotiet, kā dažādi procesi ietekmē viens otru. Būtiskas zināšanas biznesa procesu uzlabošanas programmu atbalstam;
- *Redzamība reāllaikā* – būtiska efektīvām biznesa veikspējas pārvaldības programmām.

Ir trīs dažādi biznesa procesu integrācijas veidi (Putnik & Putnik, 2010):

- *Procesa triggeris* – notikums, kas notiek noteiktā sistēmā, aktivizē procesu jūsu BPM, tāpat kā piemērā ar iekļaušanu;
- *Vilkt (no angļu val. Pull)* – dati tiek automātiski pārsūtīti no jebkuras sistēmas uz BPM, ļaujot procesa dalībniekiem tos izmantot;
- *Grūdiens (no angļu val. Push)* – datu pārsūtīšana no BPM uz citu sistēmu. Piemēram, ja attiecīgais process tiek pieņemts darbā, tas varētu būt veiksmīgā kandidāta datu pārsūtīšana uz CRM sistēmu.

Veiksmīgas biznesa procesu integrācijas soļi (Harmon, 2019; Harika & Kumar u.c., 2021; Reijers, 2021):

- *Procesa identifikācija* – lai ieviestu BPI, vispirms ir jāidentificē procesi. Labs veids, kā to izdarīt, ir biznesa procesu kartēšanas (BPM) rīku izmantošana. Šie rīki izmanto vārdus un vizuālos izkārtojumus, lai parādītu tipiskās funkcijas. Tā kā, vairāk organizāciju meklē veidus, kā kartēt biznesa procesus, ir izveidoti vairāki BPM rīki, lai to padarītu vieglāku un ātrāku. Vispopulārākais rīks ir procesu kartēšanas programmatūra, kas sniedz labu rādītāju organizācijas spējai dokumentēt esošos procesus un pierādīt, ka tie ir efektīvi biznesa mērķu sasniegšanā. BPM programmatūra var arī nodrošināt procesu

modelēšanu, kas reāllaikā sniedz ieskatu par to, kā jebkuras ierosinātās korekcijas varētu ietekmēt esošos procesus un līdz ar to arī vispārējo biznesa funkciju. BPM programmatūra var arī palīdzēt automatizēt esošos procesus un iekļaut tos dažādās uzņēmējdarbības daļās;

- *Dokumentēšana un kartēšana* – BPM pirmais solis ir organizācijas esošo biznesa procesu dokumentēšana. BPM rīki nodrošina iespēju izveidot plūsmas diagrammas un citus vizuālos rīkus, kas parāda šos esošos procesus un to attiecības savā starpā. Pēc procesu dokumentēšanas tos var novērtēt un pārskatīt, lai pārliecinātos, ka tie pietiekami ieskicē organizācijas reāllaika darbības. Procesu kartēšana arī atvieglo neefektivitātes un uzlabojot procesu satvaros. Organizācijas var arī izmantot BPM rīkus, lai automatizētu esošās funkcijas, palielinot efektivitāti un konsekvenci dažādos uzņēmuma departamentos. Programmatūra var palīdzēt dažādu departamentu sistēmām sazināties savā starpā un dalīties ar nepieciešamo informāciju. Procesu automatizācija bieži ietaupa laiku un naudu, un tā var palīdzēt uzņēmumiem īstenot vienotus darbplūsmas procesus visās uzņēmuma jomās. Tas jo īpaši attiecas uz uzņēmumiem, kuriem ir reglamentējošas prasības un kuriem ir paredzēts dokumentēt savus procesus un garantēt atbilstību;
- *Plānošana, izmantojot modelēšanu* – nākamajā solī tālākpārdevēji var palīdzēt saviem klientiem izveidot procesu modeļus, kas ir iezīmēti, lai ilustrētu piedāvātās sistēmas izmaiņas, kas jārealizē hipotētiski. Tas ļauj procesa īpašniekiem redzēt iespējamās izmaiņu iznākumus un spēt novērtēt, vai tas ir atbilstoši sadalīts ne efektivitātē, kas varētu būt konstatēta pirmajos posmos. Procesu simulācijas ļauj teorētiski ieviest ierosinātās izmaiņas un novērot un novērtēt to ietekmi pirms faktiskā izmaiņu veikšanas;
- *Projektēšana, ieviešana un pārvaldība* – BPI dizains un ieviešana palīdz novērst nepieciešamību dublēt datus dažādās sistēmās un palielināt uzņēmuma darbības visaptverošo efektivitāti. Pareizi izstrādājot un ieviešot, BPI var ietaupīt uzņēmumu laiku un naudu. BPI piemērs varētu būt attiecību uzsākšana starp pārdošanas un norēķinu sistēmām

uzņēmumā. Dažos gadījumos savienojums ir abpusējs, tas nozīmē, ka konkrētiem datiem pārdošanas datu bāzē var piekļūt ar norēķinu sistēmu un otrādi. Tas nozīmē, ka, ja integrācija tiek izveidota, izmantojot pareizos protokolus, pārdevējs var piekļūt konkrētā klienta pašreizējiem norēķinu perioda datiem, dodoties uz šī klienta profilu pārdošanas datu bāzē un ģenerējot pieprasījumu. Vienlaikus norēķinu speciālists varētu sākt pieprasījumu no norēķinu sistēmas pārdošanas datu bāzē un pēc tam lejupeļādēt zināšanas par jaunākajām klientam pieejamajām līgumu likmēm. Šajā gadījumā BPI var nodrošināt, ka klientu pasūtījumi tiek viegli apstrādāti, izpildīti, izrakstīti rēķini un pārvaldīti.

4.3.1. Integrācijas procesa gadījums SAP URP sistēmā

Autonomais datu sinhronizācija starp AODPF un URP sistēmu pirmie soļi pa solim izskaidrojat risinājumu, vispirms iepazīstoties ar izmantotajām SAP URP darbībām:

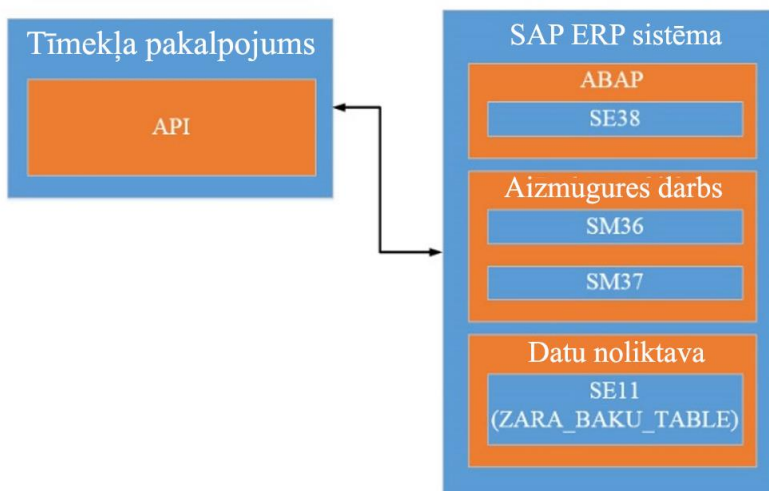
- *SM36* – SAP URP sistēmu fona darbu apstrāde (izveide, plānošana un pārplānošana). Fona darbs ir mehānisms, kas darbojas aiz parastajām digitālajām operācijām. Tas tiek palaists paralēli, un dinamiskie procesi un darbības netiek pārtrauktas. Fona darbu priekšrocības ir tādas, ka tas samazina roku darbu; to var ieplānot katram lietotājam un ieplānot naktī. Darbs uz vietas tiek iedalīts 3 kategorijās – augstas, vidējas un zemas prioritātes (vom Brocke & Baier u.c., 2021);
- *SM37* – SAP URP sistēmu fona darba uzraudzība. Fona darba uzraudzība ir kritiska, jo to var atcelt jebkuras kļūdas dēļ, kad ir ieplānots darbs (Galli & Patrone u.c., 2021);
- *SE38* – ABAP redaktors ir standarta SAP URP sistēmu transakciju kods, kas pieejams R/3 SAP sistēmās. Tas palīdz izstrādātājiem apstrādāt un izpildīt pārskatus (programmas), versijas, atribūtus, metadatus vai teksta elementus (ar atklūdotāju vai bez tā) (Dickersbach & Passon, 2015);
- *SE11* – SAP URP datu bāzes tabulas tiek ģenerētas, izmantojot transakciju SE11 datu vārdnīcā un saglabātie dati SAP URP sistēmā. Tas ietver pamatdatus, transakciju datus, konfigurācijas datus. Veidojot datu

bāzes tabulu, visiem ievadītajiem datiem jāpaliek, līdz kaut kas tos fiziski izvelk vai izmaina (Okungbowa, 2016).

Sinhronizācija tika veikta, izmantojot programmas, kas izveidotas transakcijā SE38. Transakcija pastāv, lai izveidotu un apskatītu dažādas programmas. Operācija ir uzrakstīta slēgtā programmēšanas valodā ar nosaukumu ABAP. Autonomija tika realizēta, izmantojot iebūvētu programmu, ko sauc par fona darbu. Fona darbs nav interaktīvs process, kas tiek veikts papildus parastajām interaktīvajām darbībām. Tas darbojas paralēli un netraucē interaktīviem procesiem un darbībām, un tas ir konfigurēts transakcijā SM36. To var analizēt, izmantojot transakciju SM37, pārskatot darbību žurnālu un statusu. Eksperiments sākas ar izveidotu programmas transakciju SE38.

Parādīta programmas (4.3.1.1. att.) struktūra, kreisajā pusē redzami elementi tiek izmantoti programmas kodā. Labajā pusē tiek parādīts programmas kods. Lietojumprogramma ir jāaktivizē un jāpalaiž, pirms to var izmantot nākotnē. Programmai nedrīkst izvadīt datus, bet gan, lai parādītu daļu no rezultāta. Var teikt, ka datu sinhronizācija no ārējās API ir bijusi veiksmīga, un ir iespējams strādāt ar datiem jau SAP URP sistēmu pusē. Galvenais mērķis ir pārvietot visus datus datu bāzē, lai tos turpmāk turētu nākotnē, un turpmāk tos izmantot dažādiem uzdevumiem. Lai tos pārvietotu tabulā, vispirms tie ir jāizveido, ko var izdarīt transakcijā SE11.

Autonomais datu sinhronizācijas risinājums



4.3.1.1. att. Autonomais datu sinhronizācijas risinājums starp SAP URP sistēmu un tīmekļa pakalpojumu

Tiek izmantotas SM36 un SM37 transakcijas SAP URP sistēmā, kas nodrošina fona darbu konfigurēšanu.

4.3.2. Matemātiskais optimizācijas modelis

Lai novērtētu ieguvumu ir nepieciešams definēt matemātisko modeli, kas tiek izvirzīts kā lineārās programmēšanas modelis, kas tiek aizgūts no operāciju pētīšanas. Matemātiskā modeļa definēšanai sākotnēji tiek iezīmēta ceļu uzturēšanas problēma ir tā, ka jāzina, vai ziemas mēnešos ceļa stāvoklis ir apmierinošs vai tomēr bīstams, un kurā brīdī ceļa uzturētājam vajadzētu reaģēt. Ja noteiktā posmā tiek definēts apmierinošs ceļa seguma stāvoklis, tas var norādīt, ka ceļa stāvoklis nav apledojs, kā arī, nav nokrišņu vai tā prognozes tuvākajā nākotnē. Ziemā apledojums uz ceļa seguma apdraud autovadītājus. Turklāt viens no ceļu uzturēšanas galvenajiem uzdevumiem ir ceļa posma drošība. Lai nodrošinātu šo drošību 24 stundas diennaktī, ceļu uzturētājiem ar saviem spēkiem ir jāuzrauga ceļa stāvoklis, kā arī, jāreģistrē vēsturiskie dati, kurus nākotnē vārētu pielietot prognozēm. Latvijas Republikā ir izvietotas blakus ceļa posmiem metroloģiskās stacijas un to apjoms ar katru gadu palielinās, lai ziemas mēnešos varētu notīrīt ceļa posmu, kur un kad, tas ir nepieciešams, Latvijas ceļu uzturētājiem ir liels skaits specializētu kravas automašīnu, kas ir spējīgas veikt šos uzdevumus. Viens no grūti prognozējama uzdevums ir tas, ka šie uzdevumi tiek veikti ar specializētām kravas automašīnām - tie ir jādeleģē tālos posmos, noteiktā laikā un vietā, lai, laika apstākļu dēļ, ceļa virsmu varētu notīrīt no sniega un apledojuma. Atbildība par šiem lēmumiem gulstas uz administrāciju, kurai savi lēmumi jāpamato ar laika prognozēm, meteoroloģiskām stacijām pie ceļa posmiem un ar vēsturiskajiem datiem. Lai pieņemtu precīzākus lēmumus, ir vajadzīgas labas prognozes. Sākot definēt matemātisko modeli ir nepieciešams definēt parametrus un mainīgo definējumus (sk. 1. pielikumā), lai izveidotu konkrētās ceļa uzturēšanas problēmas optimizācijas modeli.

Pēc visu mainīgo un parametru noteikšanas var definēt optimizācijas mērķi - samazināt ieguldījumus ceļa uzturētāja problēmā. Modelis ir veidots uz operāciju pētīšanas pamatprincipiem un laika gaitā var mainīties, cenšoties sasniegt labākus rezultātus.

Optimizācijas modeļa mērķis ir minimizēt kopējās tehniskās apkopes dienesta specializēto kravas automašīnu izmantošanas izmaksas ceļu uzturēšanā. Pakalpojuma

pasūtījuma izmaksas (4.3.2.1.), kur $(i = 1, 2, \dots, n)$ un $(j = 1, 2, \dots, n)$, un kavējuma soda izmaksas formulā:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \sum_{f \in F} \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in T_{ij}} N_{ijk} * x_{ijk}^f + \\ & + \sum_{f \in F} N_{pen} * \left[\begin{array}{l} \max \left\{ arrive_f^- - y_{\omega_f^+}^f, 0 \right\} + \\ \max \left\{ y_{\omega_f^+}^f - arrive_f^+, 0 \right\} \end{array} \right] \end{aligned} \quad (4.3.2.1.)$$

Ierobežojumu formulēšana vienādojums (4.3.2.2.) nodrošina, ka noteiktā galapunktā darbojas tikai viens tehniskās apkopes dienesta specializētais kravas automobilis.

$$\sum_{k \in T_{ij}} x_{ijk}^f \leq 1 \quad \forall f \in F \quad \forall (i,j) \in A \quad (4.3.2.2.)$$

Vienādojums (4.3.2.3.) nodrošina, ka katra apkopes pakalpojuma pasūtījuma specializētā kravas automašīna noteiktā laikā precīzi izbrauks no tās atrašanās vietas.

$$y_{\omega_f^-}^f = send_f \quad \forall f \in F \quad (4.3.2.3.)$$

Vienādojumi (4.3.2.4.) un (4.3.2.5.) ierobežo abu mainīgo domēnus atbilstoši to definīcijām.

$$x_{ijk}^f \in \{0,1\} \quad \forall f \in F \quad \forall (i,j) \in A \quad \forall k \in T_{ij} \quad (4.3.2.4.)$$

$$y_i^f \geq 0 \quad \forall f \in F \quad \forall i \in R \quad (4.3.2.5.)$$

Vienādojums (4.3.2.6.) norāda, ka izmantot var tikai pieejamos uzturēšanas transportlīdzekļus.

$$\left\{ \sum_{f \in F} x_{ijk}^f \leq q_{ijk} \right\} \geq \alpha \quad \forall (i,j) \in A \quad \forall k \in T_{ij} \quad (4.3.2.6.)$$

AODPF implementācija nodrošina pilnu prognozēšanas un lēmumpieņemšanas ciklu no pieejamiem datiem līdz rezultātu saņemšanai URP sistēmās ir integrācijas metode, kuru var izmantot neatkarīgi no datu dažādības un URP sistēmas dažādības. AODPF tehniskais risinājums ir tīmekļa pakalpojums, kas spēj saņemt un nodot datus URP sistēmai (Chuprunov, 2013).

4.4. AODPF pielietotā integrācijas metode

AODPF vadlīnijas, lai pielietotu integrācijas metodi balstoties uz labo praksi. URP sistēmas izmanto prognozēšanu, lai būtiski uzlabot un palielinātu vai samazinātu rezultātu izmantojot labāko pieejamo risinājumu. Pieejas tā risināšanai svārstās no operāciju atkārtotas meklēšanas pieejām līdz prognozēšanas algoritmiem un to modeļiem. Lai sasniegtu mērķi, kā, piemēram, maksimizētu peļņu pievēršas arī operāciju pētišana, kas var izmantot brīvi pieejamos datus un uzņēmuma datus, lai to apkopotu, un izmantot zināmas prognozēšanas pieejas, lai nodrošinātu biznesa mērķa sasniegšanu. Kā jau tika uzsvērts, tiek ņemti dati, kas pēc tam tiek apstrādāti un sakopoti, lai varētu izmantot vislabāko prognozēšanas pieeju un automātiski izvēlēties esošās prognozēšanas pieejas vai izvēlēties jaunu, kas dod labākus rezultātus uz doto mirkli. Kad prognozēšanas satvars ir veicis vienu veselu iterāciju, rezultāti tiek saglabāti datu bāzē, lai tiem varētu piekļūt nākamās iterācijas laikā. Labākās prognozēšanas pieejas izvēlei ir kopēja pieeja, lai noteiktu, vai šī prognozēšanas pieeja ir vispiemērotākā. To var izdarīt, atkārtojot visus pieejamos prognozēšanas paņēmienus, kas ir pieejami. Šāda veida iterācijas algoritms varētu samazināt izpildes ātrumu. Tomēr jāatzīmē, ka datu apgabals, kurā darbojas šī iterācija, ir salīdzinoši maza 20–100 datu punkti. Tādā veidā ir jāsaglabā prognozēšanas satvara efektivitāte, jo rezultāti ir nepieciešami uz tekošo brīdi.

Nepieciešams ieskicēt atvērto datu biznesa modeļa būtību. Atvērtie dati (*no angļu val.* OD – Open Data) ir ideja, ka datiem jābūt brīvi pieejamiem ikvienam, lai OD varētu tos izmantot un publicēt, kā vēlas, bez ierobežojumiem no autortiesībām, patentiem vai citiem kontroles mehānismiem (Pekša, 2020b; Lieberman & Hillier, 2008). Viens no kritiskākajiem OD veidiem ir atvērtie valdības dati (*no angļu val.* OGD – Open Government Data) - atvērto datu formāts, kas jāizveido valdības iestādēm. Atklātie valdības dati ir īpatnēji, jo tie ir ikdienas dzīves sastāvdaļa, rutīna un ikdienas uzdevumi, kas ir tālu no valdības (Abbott & Abbott u.c., 2021). Bet, pievēršot uzmanību citai koncepcijai, biznesa modelis apraksta loģisko pamatojumu tam, kā organizācija rada, piegādā un atspoguļo ekonomiskā, sociālā, kultūras vai cita konteksta vērtību. Biznesa modeļa izstrādes un modifikācijas process ir pazīstams arī kā biznesa modeļa inovācija un ir daļa no biznesa stratēģijas. Šīs divas koncepcijas var iegūt, apvienojot stabilu risinājumu kopumu, kas var palielināt biznesa mērķus. Spēja atspoguļot to vērtību skaitu, kuras taustāmā veidā un kā tās var uzlabot, mainīt vai pat

apturēt, pirms tas kaitē kādam no biznesa procesiem (Coughlan, 2020; Nikiforova & McBride, 2021; Jetzek & Avital u.c., 2019). Tomēr tas tiek atzīmēts kā nepieciešams, lai pareizi un efektīvi apvienotu pareizos datus un pārliecinātos, ka rezultāts nav maldinošs. Tāpēc tā ietekme ir nepārtraukti jāpārbauda, vai arī ir jāpievieno vairāki datu avoti, lai nodrošinātu datu ticamību. Daži uzņēmējdarbības modeļi ir jāiekļauj sarakstā, lai labāk izprastu biznesa mērķus, kurus var uzlabot šī prognožu sistēmas:

- *OD orientēts mārketing* – pieejas, kas analizē atvērtos datus, lai nodrošinātu veiksmīgus mārketinga mērķus, piemēram, kas izmanto SAP HANA darbinātu atmiņas skaitļošanas jaudu. Tas ļauj pārstāvjiem izskaidrot visdetalizētāko informāciju un izmantot tādas iespējas kā gaidāmā modeļa veidošanu, teksta analīzi (sentimenta gadījumā) vienā un tajā pašā risinājumā bez un ar atkal importēšanas iespēju (McBride & Aavik u.c., 2019; Çaldağ & Gökalp u.c., 2019; Chianese & Piccialli, 2016);
- *Uz datiem balstītas preces un pakalpojumi* – datus var izmantot, lai palīdzētu uzņēmumiem radīt jaunus produktus un pakalpojumus ātrāk nekā jebkad, reaģējot uz klientu vajadzībām. Piemēram, šie dati ir ļāvuši finanšu sektoram izgudrot jaunus uzņēmējdarbības modeļus. Pakalpojumi, kuru pamatā ir atrašanās vieta reāllaikā, tā ir uz pierādījumiem balstīta produktu apakškopa. Tie samazina reāllaika GPS datus kopā ar citu informāciju, lai samazinātu izmaksas (Nazarov & Nazarov u.c., 2020; Dargam & Liu u.c., 2021; Emelyanova & Timofeeva u.c., 2021);
- *Atvērta ar datiem pamatota inovācija (no angļu val. Open Data-driven Innovation)* – jēdziens ir labi pazīstams, viena no OD uz datiem balstītajām inovācijām ir datu iespējota sabiedriskās politikas uzlabojums, īpašu uzmanību pievēršot uzņēmējdarbības modeļiem (Kuhn & Bruhin u.c., 2021). No otras puses, OD uz datiem balstītie jauninājumi ir tendences vai datu korelācijas, ko rada inovatīvs projekts. Šāds projekts varētu būt jauna sistēma, process vai produkts, kas vēl nav izgudrots, bet tiks piepildīts ar izmērāmu vajadzību vai problēmu (Chang, 2021);

- *Atvērtu uz datiem balstīta plānošana (no angļu val. Open Data-driven Planning)* – definēta kā sistemātisks process, kas apkopo uz rezultātiem balstītu novērtējumu, kas balstīts uz rezultātiem (Bresciani & Ciampi u.c., 2021);
- *Atvērtas uz datiem balstītas operācijas (no angļu val. Open Data-driven Operations)* – tas ir digitālo pārvērtību organizatoriskās sekas rūpnieciskajā praksē. Iespējot pāreju no reaktīvās uz konstruktīvo IT (Park & Gil-Garcia, 2021).

Lietojumprogrammām un pakalpojumiem uzņēmuma IT infrastruktūrā, kas aptver dažādas uzņēmējdarbības sistēmas un biznesa partneru IT infrastruktūrā, ir jāstrādā kopā, lai automatizētu biznesa procesus. Procesa automatizācija tiek atvieglota, ja biznesa procesu modelēšanas atbalstam tiek izmantots mehānisms modeļu izpildei. Pakalpojumu orķestrēšana ir viena no tehniskajām iespējām, kas ļauj to veikt (Goodall & Sharpe u.c., 2019). URP sistēmas nodrošina SAP, kas šim mērķim nodrošina dažādus rīkus. *SAP Solution Manager* piedāvā procesa saturu un konfigurācijas iespējas, kuras var pielāgot konkrēta uzņēmuma vajadzībām. *SAP NetWeaver* ir *IDS Scheer* trešās puses produkts, ko var izmantot, lai pielāgotu un bagātinātu SAP procesa saturu. *SAP XI* nodrošina rīkus biznesa procesu organizēšanas modeļu un darba laika dzinēja izveidošanai un konfigurēšanai, lai tos darbinātu, pārvaldītu un uzraudzītu visā dzīves ciklā (de Brito & Hoque u.c., 2017).

MS Dynamics darbplūsmas var izmantot, lai izveidotu savienojumu ar trešo pušu lietotnēm un programmām, neprasot sarežģītas pielāgotas integrācijas. Datu apmaiņa tiek nodrošināta, izmantojot uzņēmuma pakalpojumu kopni (*no angļu val. ESB - Enterprise Service Bus*), lai procesu vadītu. *Azure Logic Apps* ir mākoņa satvars, kas ļauj plānot, automātiski apvienot un koordinēt darbības, biznesa procesus un darbplūsmas, pat apvienojot programmas, digitālos failus, satvarus un resursus, izmantojot nozīmīgus uzņēmumus vai organizācijas visā pasaulē. *Azure Logic Apps* vienkāršo to, kā plānojat un attīstāt pielāgotu lietojumprogrammu ierīču izstrādei, datu izstrādei, satvara integrācijai, uzņēmuma lietojumprogrammu integrācijai (*no angļu val. EAI - Enterprise Application Integration*) un uzņēmumu savienošanai (*no angļu val. B2B - Business-to-Business*) savienojumu neatkarīgi no lokāla servera vai hibrīda vai arī mākoņdatošanas risinājuma. No šīm loģiskajām lietotnēm nāk parocīga *Azure Machine Learning*, kas var nodrošināt laikrindu prognozēšanu un kas principā ir uz

mākoņdatošanas risinājuma balstīta – skaitļošanas prognozēšanas tehnoloģijas (Goryunova & Goryunova u.c., 2017).

Iepazīstoties ar plaši pazīstamiem URP sistēmu piegādātājiem, iedziļinoties dažādos faktoros, kas pastāv starp piegādātājiem, kad orķestrēšana notiek kā risināmais uzdevums. Zemāk 4.4.1. tabulā sarakstā ir sakārtoti no apakšas uz augšu, norādot, vai URP sistēmas pieceja ir ļoti brīvi pieejama, lai atzīmētu to kā “Augstu” vai ļoti “Zemu”. Ir arī ērts viduspunkts, kas ir “Vidējs”, tas svārstās starp zemākajiem un augstākajiem punktiem. Jāatzīmē, ka pastāv arī kritērijs “Nav”, kas nozīmē, ka šādas piecejas vispār nepastāv vispārīgi tēmā - izceļot būtiskās nianšes, kas jāņem vērā pirms uzsākt biznesa integrācijas procesu.

4.4.1. tabula

URP sistēmas spējas starp trīs populārākajiem URP sistēmas piegādātājiem

Spējas	SAP URP	MS Dynamics	Oracle URP	Literatūras avoti
URP organizatoriskās spējas	Augsts	Augsts	Augsts	(de Brito & Hoque u.c., 2017; Goryunova & Goryunova u.c., 2017; Samanpour & Ruegenberg u.c., 2018; Chadhar & Daneshgar, 2018)
URP automatizācijas spējas	Nav	Zems	Zems	(Scheck & Siemens u.c., 2019; Kulkarni, 2019; Behera & Dhal, 2020; Dallasega & Rojas u.c., 2017)
URP plānošanas un kontroles spējas	Zems	Zems	Zems	(Dallasega & Rojas u.c., 2017; Orosz & Selmezi u.c., 2019; Prashanth & Venkataram, 2017; Ruivo & Johansson u.c., 2020; Gupta & Meissonier u.c., 2020; Mahmud & Ramayah u.c., 2017; Yeow & Soh u.c., 2018)

(4.4.1. tabulas nobeigums)

Spējas	SAP URP	MS Dynamics	Oracle URP	Literatūras avoti
URP biznesa inovācijas spēja	Vidējs	Vidējs	Vidējs	(Arunachalam & Kumar u.c., 2018; Yu & Chavez u.c., 2018; Rajšp & Horng-Jyh u.c., 2018; Kowal & Mäkiö u.c., 2017; Chi & Wang u.c., 2018; Ju & Ferreira u.c., 2020)

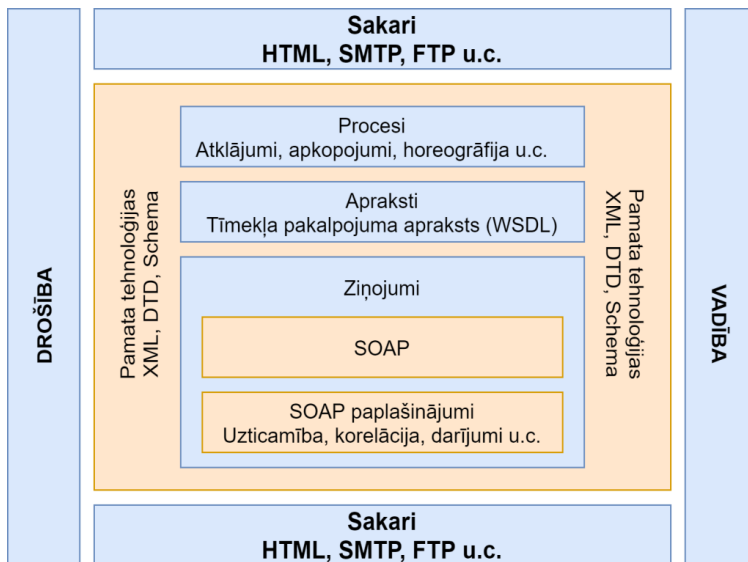
Lai saprastu būtību, nedaudz iedziļināsimies katrā iespējā:

- URP organizatoriskās spējas – ietekme uz uzņēmējdarbību ir dažādu uzņēmumu slāņu IT ekspansiju ietekme uz biznesa panākumiem un operatīvajām iespējām. Liela mēroga URP sistēmu spējas ir plašas, lielu uzvaru liekot uz spējām, kuras tās var nodrošināt (Samnour & Ruegenberg u.c., 2018; Chadhar & Daneshgar, 2018; Scheck & Siemens u.c., 2019; Kulkarni, 2019);
- URP automatizācijas spēja – atrod maz pierādījumu tam, ka vienai no URP sistēmām ir pusautomātiskas spējas, savukārt atkārtojas, ka, diemžēl, tāda nav un tā ir ļoti nepieciešama. Šis ir vissvarīgākais atradums, kas tiek ņemts vērā arī šajā kontekstā (Behera & Dhal, 2020; Dallasega & Rojas u.c., 2017; Orosz & Selmececi u.c., 2019);
- URP plānošanas un kontroles spējas – viens no nozīmīgākajiem biznesa procesiem, ja šo spēju neizveido tad īsti nav arī ko pārvaldīt. Pierādījumi sniedz atgriezenisko saiti par zemām šīm spējām, sakot, ka spēja tur ir, bet nenorāda cik spējīga tā ir (Prashanth & Venkataram, 2017; Ruivo & Johansson u.c., 2020; Gupta & Meissonier u.c., 2020; Mahmud & Ramayah u.c., 2017; Yeow & Soh u.c., 2018; Arunachalam & Kumar u.c., 2018; Yu & Chavez u.c., 2018);
- URP biznesa inovāciju spēja – dažādos zinātniskos rakstos uzsvērtā inovācija un tās nepieciešamība uzrādot lielisku piemērus biznesa inovāciju spējām, taču arī uzsver nepieciešamību pēc arvien vairāk un

vairāk URP biznesa inovāciju spējām (Rajšp & Horng-Jyh u.c., 2018; Kowal & Mäkiö u.c., 2017; Chi & Wang u.c., 2018; Ju & Ferreira u.c., 2020; Koç & Sandkuhl, 2017; Baginski & Pitassi u.c., 2017).

Ir divi galvenie kritēriji, lai veiksmīgi izveidotu izpildāmos procesu modeļus. Pirmkārt, ir pārvaldības sistēmas izveidošana, lai apstrādātu visas raksturīgās īpašības, kas atrodas ekspluatācijas pusē. Otrkārt, ir vajadzīgi tehnoloģiju standarti, kas ļauj izpildāmus modeļus veidot satvaros (Malik & Kim, 2017). Efektīvai dažādu komponentu un starp uzņēmumu procesu organizēšanai ir vispārārstītu kritēriju kopums. Integrācijas satvari ir atkarīgi no tādām tehnoloģijām kā *OMG CORBA*, *Microsoft COM* un *Sun Microsystems Java EJB*. Elektroniskajai datu apmaiņai (*no angļu val.* EDI - Electronic Data Interchange) ir savi trūkumi, kaut arī tradicionālās struktūras to parasti akceptē.

Tīmekļa pakalpojumi – programmas interfeiss, kas izveidots tīklā, lai atvieglotu sadarbīgspejīgu mijiedarbību starp mašīnām. Tam ir saskarne, kad WSDL tiek definēts mašīnizstrādātā formātā. Dažas lietojumprogrammas sazinās ar tīmekļa pakalpojumu tādā veidā, kā noteikts tā definīcijā, izmantojot SOAP ziņojumus, kas parasti tiek izteikti pēc citiem ar internetu saistītiem protokoliem, izmantojot HTTP un XML serializāciju (Muñoz & Cohen, 2017). Tīmekļa pakalpojumu paraugu koncepts ir redzama zemāk (4.4.1. att.).



4.4.1. att. Tīmekļa pakalpojuma koncepts

Tīmekļa pakalpojumu saskarnes parasti tiek izlaistas un izgūtas, izmantojot SOAP izsaukumus. Klienti izmanto interfeisa faila informāciju, lai izveidotu atbilstošus tīmekļa pakalpojuma izsaukumus. Parasti automātisko rīku izmantošana tīmekļa pakalpojumam nepieciešamo datu ražošanai, kas mijiedarbojas ar tīmekļa pakalpojumu, izmantojot API (Martino & D'Antonio u.c., 2017).

XML – atzīmēšanas valoda paplašināmā iezīmēšanas valoda (XML) ir pamatnostādņu kopums teksta kodēšanai tādā formātā, kas cilvēkiem ir maz saprotams un saprotams datoriem. XML arhitektūras prioritātēs, prioritāte tiek noteikta interneta elastīgumam, vispārīgumam un pieejamībai. Kamēr XML arhitektūra ir orientēta uz dokumentiem, valodu parasti izmanto, lai atšifrētu tādas patvaļīgas datu struktūras, kādas atrodamas tīmekļa pakalpojumos (Su & Xiao u.c., 2017).

SOAP – vienkāršais objekta piekļuves protokols (SOAP) ir komunikācijas mehānisma izvēle, lai apmainītos ar standartizētām zināšanām tīmekļa pakalpojumu lietojumprogrammās datortīklā. Tās mērķis ir piedāvāt paplašināmību, neitralitāti un brīvību. Tā sava ziņojuma formātā izmanto XML zināšanu apkopošanu un paļaujas uz lietojumprogrammu slāņa protokoliem, visbiežāk HTTP, lai gan dažas mantotās sistēmas mijiedarbojas ziņojumu sarunai un pārsūtīšanai, izmantojot SMTP (He & Xiang u.c., 2018).

WSDL – tīmekļa pakalpojumu apraksta valoda (WSDL) ir uz XML balstīta saskarnes definēšanas valoda, kuru izmanto, lai definētu tīmekļa pakalpojuma funkcijas. Šis termins bieži tiek izmantots, lai definētu WSDL unikālu tīmekļa pakalpojumu. Tas sniedz mašīnlasāmu skaidrojumu, kā piekļūt operācijai, kādiem nosacījumiem tas ir nepieciešams un kādas datu struktūras tas atgriež. Tādējādi tā funkcija programmēšanas valodā ir brīvi līdzvērtīga formas parastai funkcijai (Dai & Zhang u.c., 2017).

BPEL – citiem vārdiem sakot, WS-BPEL (tīmekļa pakalpojumu biznesa procesa izpildes valoda), pazīstama arī kā BPEL (biznesa procesa izpildes valoda), ir pamata OASIS izpildes valoda, ko izmanto, lai definētu tīmekļa pakalpojumu aktivitātes biznesa procesos. Eksporta un importa zināšanu procesi BPEL izmanto tikai tās tīmekļa pakalpojumu saskarnes (Karthikeyan & RS u.c., 2018).

WSFL – tīmekļa pakalpojumu plūsmas valoda (WSFL) bija XML programmēšanas valoda, ko izstrādāja IBM, lai definētu tīmekļa pakalpojumu kompozīcijas. Valodai ir divi kompozīciju stili, pirmais veids ir raksturot biznesa

procesus kā tīmekļa pakalpojumu kolekcijas, otrais veids, aprakstīt savienojumus starp partneriem (Viriyasitavat & Da Xu u.c., 2020).

XMLANG – tā ir izstrādāta, lai izmantotu tādus interneta formātus kā XML, XSD un WSDL, ar integrētu funkcionalitāti, lai mijiedarbotos ar artefaktiem ar balstītiem ziņojumiem. *XMLANG* kā saziņas valodu var parādīt ar dažiem no C# izteiktajiem spēkiem. *XMLANG* iestājas par spēcīgu atšķirību starp metodi un izpildi (Paik & Lemos u.c., 2017).

ORDS – Java lietojumprogramma, kas rada REST API Oracle Database, Oracle Database 12c JSON dokumentu kolekcijai un Oracle NoSQL Database ātruma pārsūtītājiem ar SQL un datu bāzes zināšanām. Ikviens lietojumprogrammu izstrādātājs var izmantot šīs API no jebkuras valodas vides, ne lejupielādējot un neuzturot draiverus (Traczyk, 2017). *Sešu metožu konfrontācija* – sadalījums ir sadalīts zemā un augstā mērogā 4.4.2. tabulā. Nozīmē “Zems” kā sliktis orandžā krāsā līdz “Augsts” kā labs zaļā krāsā un vidējs punkts “Vidējs” bez krāsojuma. Tas nozīmē, ka līdzeklis ir viegli uztverams vai viegli lietojams, vai arī tam ir laba arhitektūra.

4.4.2. tabula

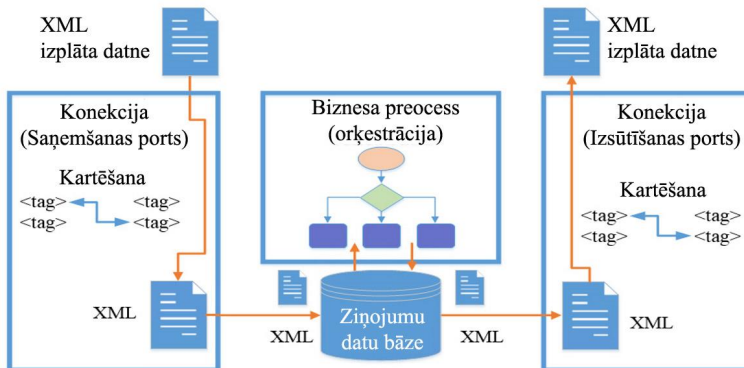
Sešu tehnoloģiju konfrontācija

Tehnoloģijas	Arhitektūra	Sniegumus	Neatkarība	Literatūras avoti
SOAP	Vidējs	Vidējs	Augsts	(Paik & Lemos u.c., 2017; Traczyk, 2017; Sakthivel & Singhal u.c., 2017)
WSDL	Augsts	Vidējs	Vidējs	(Heredia & Flores-García u.c., 2019; Parimala & Saini, 2019)
BPEL	Augsts	Vidējs	Zems	(Jamshidi & Pahl u.c., 2018; Melo & da Cunha u.c., 2017; Parimala & Kohar, 2018)

(4.4.2. tabulas nobeigums)

Tehnoloģijas	Arhitektūra	Sniegumus	Neatkarība	Literatūras avoti
WSFL	Vidējs	Vidējs	Vidējs	(Sun & Ran u.c., 2018; Kuo & Chen u.c., 2016; Belmabrouk & Bendella u.c., 2016)
XLANG	Vidējs	Vidējs	Vidējs	(He & Yue, 2015; Lübke & Pautasso, 2019; Tsoutsas & Fitsilis u.c., 2021)
ORDS	Augsts	Vidējs	Zems	(Paik & Lemos u.c., 2017; Ouyang & Adams u.c., 2015; Gautam & Basava, 2019)

Starp tehnoloģijām, kas veido tīmekļa pakalpojumu kā SOAP un WSDL. BPEL un ORDS norāda uz neatkarības ierobežojumiem. Otrā pusē ir zināma iespēju relatīva izklaidēšana, izmantojot citas tehnoloģijas. Apzinot SOAP un WSDL priekšrocības, tās tiks izmantoti izstrādājot integrācijas procesu koncepciju (4.4.2. att.).



4.4.2. att. Integrācijas process

5. EKSPERIMENTĀLAIS NOVĒRTĒJUMS

Eksperimentālajā novērtējumā, balstoties uz sistemātisku literatūras apskatu un labāko praksi, AODPF satvarā tiek pielietoti 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” turpmāk tekstā – LVĢMC, kas nodrošina papildu datu avotu dati no 25 Latvijas pilsētu metroloģijas stacijām. Eksperimenta mērķis ir novērtēt AODPF satvara lietderību. Eksperimenta objekts ir izteikts mērvienībā temperatūra °C grādos, kas ir pieejams katrā metroloģijas stacijā Latvijas Republikas teritorijā par laika periodu 19.01.2020 – 19.01.2021. AODPF satvars tiek izmantots rasas punkta prognozēšanai. AODPF satvara doto prognožu precizitātes novērtēšanai izmanto vidējo kvadrātisko kļūdu. Eksperimenta plāns sastāv no 7 eksperimenta scenārijiem. Katrā eksperimentā tiek automatizētā veidā atrasta labākā prognozēšanas metode izvēlētajā datu kopā. Eksperimenta plāns ar 7 eksperimentu scenārijiem un to faktoriem ir dots 7. tabulā. Eksperimenta scenāriji tika izpildīti ar Intel® Core™ i5 procesoru, vienlaikus eksperimentālo scenāriju izpildei tika izmantoti 20 datori. Visos septiņos scenārijos tika veikti divi simti četrdesmit eksperimentu ar sākuma laiku 06:00, 09:00, 12:00, 18:00 un 21:00 un prognozēšanas soli 1, 5 un 10 katram scenārijam, kas kopumā sastādīja 3642,01 CPU stundas. Tādējādi šādu eksperimentālo scenāriju izpildīšana vienā datorā 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 pārlicinātos par precīzi iegūtajiem rezultātiem.

5.1. Eksperimenta plāns

Eksperimenta mērķis ir novērtēt AODPF satvaru.

Eksperimenta objekts ir rasas punkts, kas ir pieejams katrā metroloģijas stacijā Latvijas Republikas teritorijā, par laika periodu 19.01.2020 – 19.01.2021. Eksperimenta objekts ir izteikts mērvienībā temperatūra °C grādos. Kā arī, metodes kā AR, ARMA, ARIMA un Kalmana filtra izmantošana.

Eksperimenta faktori, kas tiek mainīti un kombinēti AODPF satvara izmantošana, kā arī, ar Kalmana filtra izmantošana, trūkstošo datu aizpildīšana un papildus datu avotu pievienošana (Pekša, 2019d; Pekša, 2020c).

Eksperimenta novērtēšanas rādītāji tiek mērīti pēc vidējās kvadrātiskās kļūdas (*no angļu val.* RMSE – Root-Mean-Square Error) vienādojums (5.1.1.):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{N}}, \quad (5.1.1.)$$

kur i = mainīgais lielums;

N = netrūkstošo datu punktu skaits;

x_i = faktisko novērojumu laikrindas;

$\hat{x}_i$ = prognozētās laikrindas.

Eksperimenta plāns sastāv no 7 eksperimenta scenārijiem:

1. Eksperiments scenārijs Nr.1 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kurām nav iztrūkstošo datu, kas kopā sastāda 30 no 54 metroloģijas stacijām visā Latvijā, tiek izmantots ar ARIMA prognozēšanas metodi un, **netiek** izmantots Kalmana filtrs, novērojumu skaits ir atkarīgs no metroloģijas stacijas, kas vidēji sastāda 5 (piecus) novērojumus 1 (vienā) stundā ik pēc 11 minūtēm. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2020 1 (viens) vesels mēnesis. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 3. pielikumā) rezultātus. Eksperimenta scenārijā Nr. 1 arī tiek salīdzināts kopējais RMSE ar rezultātiem neizmantojot AODPF satvaru;
2. Eksperiments scenārijs Nr.2 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kurām nav iztrūkstošo datu, kas kopā sastāda 30 no 54 metroloģijas stacijām visā Latvijā, tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un, **netiek** izmantots Kalmana filtrs, novērojumu skaits ir atkarīgs no metroloģijas stacijas, kas vidēji sastāda 5 (piecus) novērojumus 1 (vienā) stundā ik pēc 11 minūtēm. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2020 1 (viens) vesels mēnesis. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un

- 21:00 (sk. 4. pielikumā) rezultātus. Eksperimenta scenārijā Nr. 2 arī tiek salīdzināts kopējais RMSE ar rezultātiem izmantojot AODPF satvaru;
3. Eksperiments scenārijs Nr.3 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kurām nav iztrūkstošo datu, kas kopā sastāda 30 no 54 metroloģijas stacijām visā Latvijā, tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un, **tiek** izmantots Kalmana filtrs. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2020 1 (viens) vesels mēnesis. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 5. pielikumā) rezultātus;
 4. Eksperiments scenārijs Nr.4 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kas kopā sastāda 54 metroloģijas stacijas. Izmantojot iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodes, kas paredzētas 24 metroloģijas stacijām. Tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un **netiek** izmantots Kalmana filtrs. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2020 1 (viens) vesels mēnesis. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 6. pielikumā) rezultātus;
 5. Eksperiments scenārijs Nr.5 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kas kopā sastāda 54 metroloģijas stacijas. Izmantojot iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodes, kas paredzētas 24 metroloģijas stacijām. Tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un **tiek** izmantots Kalmana filtrs. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2020 1 (viens) vesels mēnesis. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 7. pielikumā) rezultātus;
 6. Eksperiments scenārijs Nr.6 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kas kopā sastāda 54 metroloģijas stacijas. Izmantojot iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodes, kas paredzētas 24 metroloģijas stacijām. Tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un **netiek** izmantots Kalmana filtrs. Un tiek pievienots papildus datu avots LVĢMC, kas sastāda 25 papildus metroloģijas stacijas, kas ir novietotas

pilsētas centrālajā daļā. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2021 12 (divpadsmit) vesels mēneši, kas sastāda vienu kalendāro gadu. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 8. pielikumā) rezultātus;

7. Eksperiments scenārijs Nr.7 tiek veikts ar visām metroloģijas stacijām, kas kopā sastāda 54 metroloģijas stacijas. Izmantojot iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodes, kas paredzētas 24 metroloģijas stacijām. Tiek izmantots ar AR, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodēm un **tielk** izmantots Kalmana filtrs. Tiek pievienots papildus datu avots LVGMC ar 25 metroloģijas stacijām. Laika periods ir 19.01.2020 – 19.02.2021 12 (divpadsmit) vesels mēneši, kas sastāda vienu kalendāro gadu. Tiek prognozēti 1 (viens), 5 (pieci) un 10 (desmit) datu punkti ar 5 (pieciem) dažādiem prognozēšanas sākumpunktiem 6:00, 9:00, 12:00, 18:00 un 21:00 (sk. 9. pielikumā) rezultātus.

Katrā no eksperimentiem tiek automatizētā veidā atrastas labākas prognozēšanas metodes kontrolētā specifiskā datu kopā. Eksperimenta plāna saskaņošana 5.1.1. tabulā ar 7 eksperimentu scenārijiem. Eksperimenta scenāriji tika izpildīti tikai Intel® Core™ i5 procesoros, vienlaikus eksperimentālo scenāriju izpildei tika izmantoti 20 datori. Visos septiņos scenārijos tika veikti divi simti desmit eksperimentu, kas kopumā ilga 7,59 dienas un sastādīja 3642,01 CPU stundas 20 datoriem. Tādējādi šādu eksperimentālo scenāriju izpildīšana vienā datorā prasītu mazāk nekā pusgadu. Pirmā eksperimentā tiek izmantots ārējs rīks, kas ļauj iegūt rezultātus, jo netiek izmantots AODPF satvars.

5.1.1. tabula

Eksperimenta plāns ar 7 eksperimenta scenārijiem

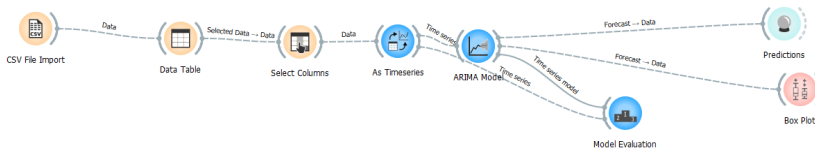
Scenāriji	Eksperimenta faktori				
	Bez AODPF	Ar AODPF	Kalmana filtrs	Iztrūkstošo datu aizpildīšana	LVGMC datu kopa
Nr.1	+	-	-	-	-
Nr.2	-	+	-	-	-

(5.1.1. tabulas nobeigums)

Scenāriji	Eksperimenta faktori				
	Bez AODPF	Ar AODPF	Kalmana filtrs	Iztrūkstošo datu aizpildīšana	LVGMC datu kopa
Nr.3	-	+	+	-	-
Nr.4	-	+	-	+	-
Nr.5	-	+	+	+	-
Nr.6	-	+	-	+	+
Nr.7	-	+	+	+	+

5.1.1. Pirmais eksperiments

Pirmajā eksperimentā netiek izmantots AODPF un datu kopas tiek ielādētas rīkā *Orange* ar versiju 2.39. Iegūtie dati tiek apvienoti pa visām 30 metroloģijas stacijām, kurām nav iztrūkstošo datu, iegūtie rezultāti ir apkopoti un skatāmi pielikumā (sk. 3. pielikumā). Darba gaita skatāma zemāk (5.1.1.1. att.).



5.1.1.1. att. Pirmais eksperimenta scenārijs ar *Orange* rīku

5.1.2. Otrais eksperiments

Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF otrajā eksperimenta scenārijā ir šādi:

Algoritms 2 AODPF algoritms

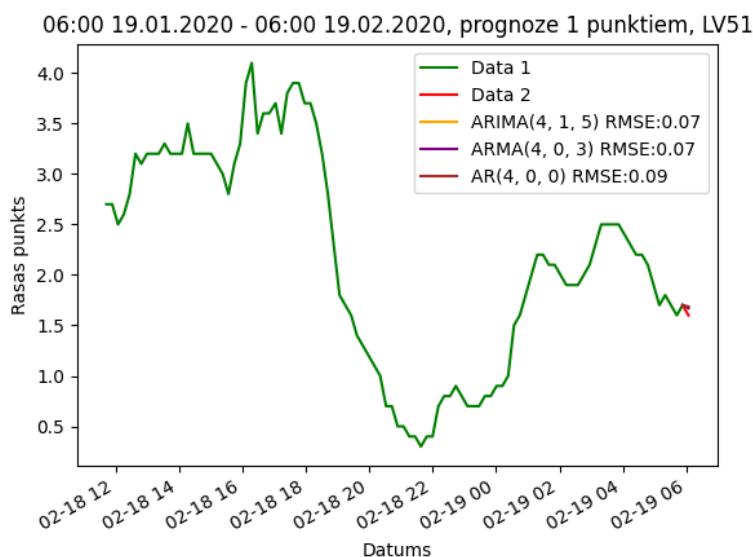
- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
- 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Bez Kalmana filtra
 - 2.2.: Bez iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Bez papildus datu slāņa
- 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
- 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
- 3: **atkārtot**

4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.

5. **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE

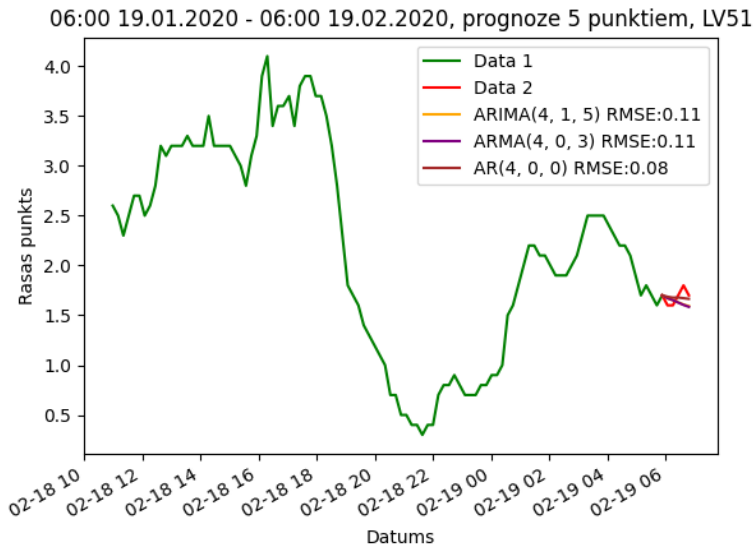
6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem

Algoritms ņem visus datu punktus konkrētai metroloģijas stacijai, galvenokārt aptuveni 4000 datu punktu, kas tiek samazināti uz 1000 datu punktiem. Kad tiek atrasts noteikts daudzums, tiek izveidota prognoze un tiek prognozēti un salīdzināti 1 (viens), 5 (pieci), 10 (desmit) punkti, lai iegūtu RMSE vērtību. Tiek uzsvērts, ka netiek izmantots pirmajā eksperimentā scenārijā (5.1.2.1. att.; 5.1.2.2. att.; 5.1.2.3. att.) rezultātu un pilno rezultātu (sk. 4. pielikumā).

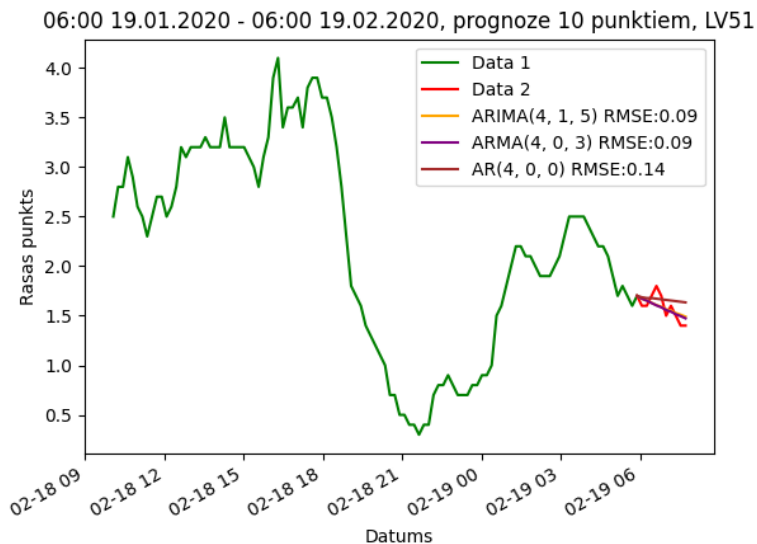


5.1.2.1. att. Otrā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV51), prognoze 1 punkta 6:00 rezultāts

Rezultātu attēlā (5.1.2.1. att.) un arī citos, zaļā krāsā, ar leģendu “Data 1” ir atspoguļoti dati par noteiktu laika rindu 6:00 19.01.2020 līdz 6:00 19.02.2020 par 1 punkta prognozi metroloģijas stacijai LV51. Var redzēt, ka ar prognozēšanas metodēm kā ARIMA ir dzeltena krāsa, ARMA violeta krāsa un AR ir brūna krāsa, sarkanā krāsā var redzēt testa “Data 2”, kas tiek novērtēti ar RMSE palīdzību.



5.1.2.2. att. Otrā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV51), prognoze 5 punktiem 6:00 rezultāts



5.1.2.3. att. Otrā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV51), prognoze 10 punktiem 6:00 rezultāts

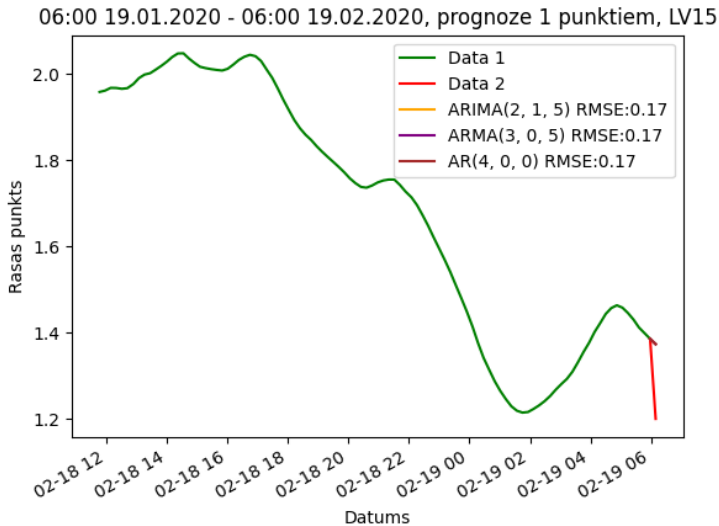
5.1.3. Trešais eksperiments

Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF trešajā eksperimenta scenārijā ir šādi:

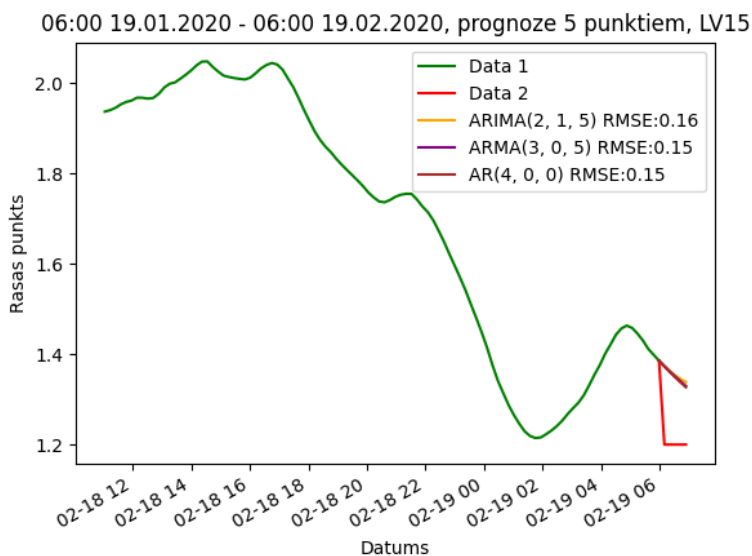
Algoritms 3 AODPF *algoritms*

- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
 - 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Ar Kalmana filtra
 - 2.2.: Bez iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Bez papildus datu slāņa
 - 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
 - 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
 - 3: **atkārtot**
 - 4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.
 - 5: **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE
 - 6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem
-

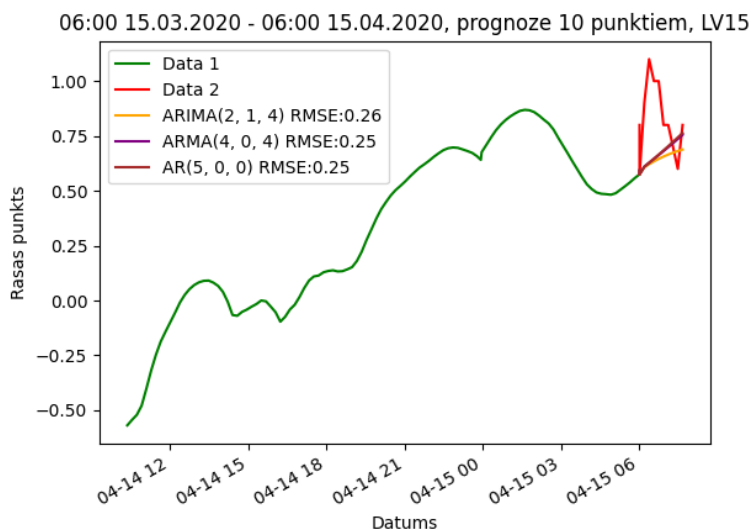
Nākošais eksperiments tiek veidots tieši tādā pašā kontrolētā vidē tikai izmantojot Kalmana filtru. Trešajā eksperimentā scenārijā (5.1.3.1. att.; 5.1.3.2. att.; 5.1.3.3. att.) rezultātu un pilno rezultātu (sk. 5. pielikumā).



5.1.3.1. att. Trešā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV15), prognoze 1 punktiem 6:00 rezultāts



5.1.3.2. att. Trešā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV15), prognoze 5 punktiem 6:00 rezultāts



5.1.3.3. att. Trešā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV15), prognoze 10 punktiem 6:00 rezultāts

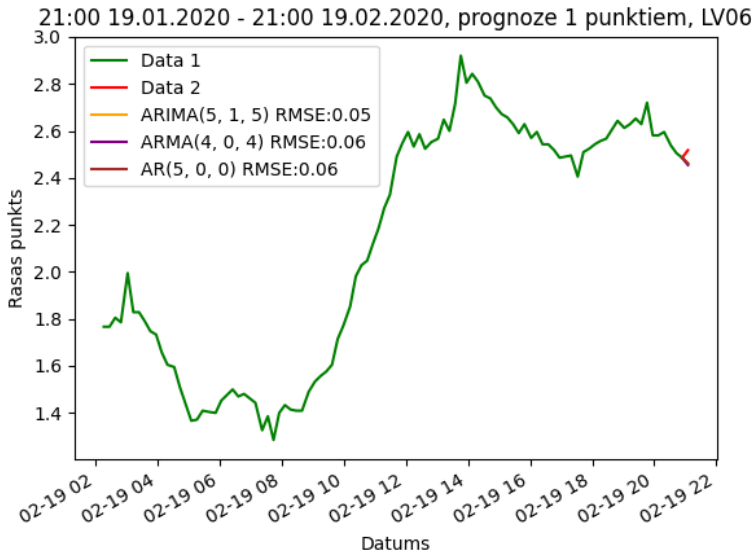
5.1.4. Ceturtais eksperiments

Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF ceturtā eksperimenta scenārijā ir šādi:

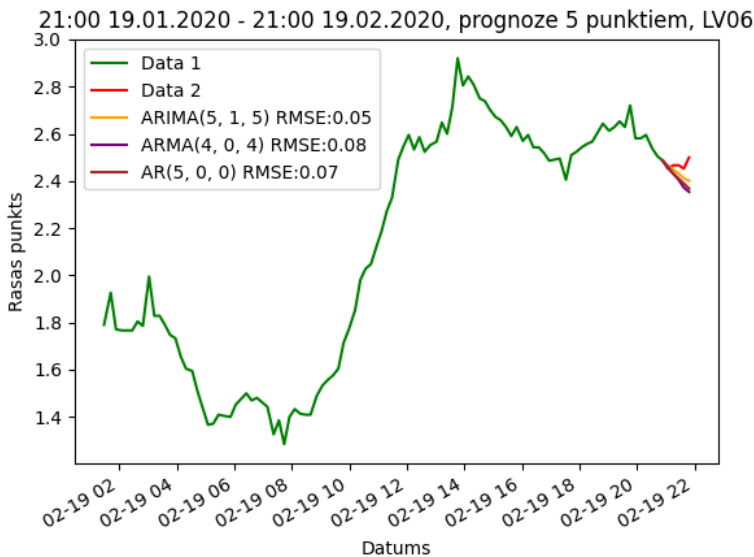
Algoritms 4 AODPF *algoritms*

- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
 - 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Bez Kalmana filtra
 - 2.2.: Ar iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Bez papildus datu slāņa
 - 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
 - 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
 - 3: **atkārtot**
 - 4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.
 - 5: **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE
 - 6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem
-

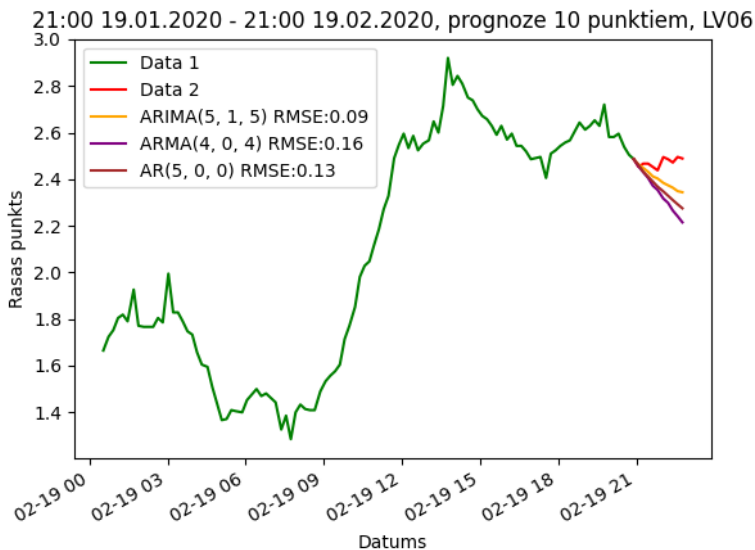
Pirms ceturtā eksperimenta scenārija sākuma iztrūkstošie dati atlikušajās 24 metroloģijas stacijās tiek ievietoti izmantojot klāsterizācijas pieeju. Izmantojot pirmā eksperimenta scenārija gaitu tiek atkārtots eksperiments ar visām pieejamajām 54 metroloģijas stacijām. Atzīmējot, ka Kalmana filtrs netiek pielietots trešajā eksperimentā. Ceturtā eksperimentā scenārijā bez Kalmana filtra (5.1.4.1. att.; 5.1.4.2. att.; 5.1.4.3. att.) rezultātu, kur redzama metroloģijas stacija LV06, kura satur iztrūkstošos datus un nebija iespējams veikt prognozes ar šo LV06 metroloģijas staciju un citām, un pilno rezultātu (sk. 6. pielikumā).



5.1.4.1. att. Ceturtā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 1 punktam 21:00 rezultāts



5.1.4.2. att. Ceturtā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 5 punktiem 21:00 rezultāts



5.1.4.3. att. Ceturtā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 10 punktiem 21:00 rezultāts

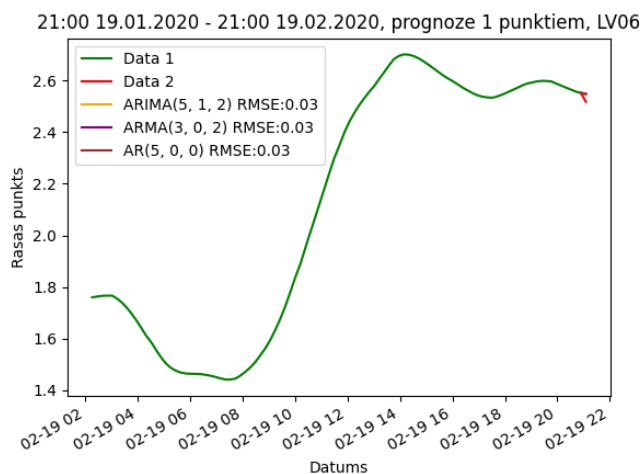
5.1.5. Piektais eksperiments

Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF piektajā eksperimenta scenārijā ir šādi:

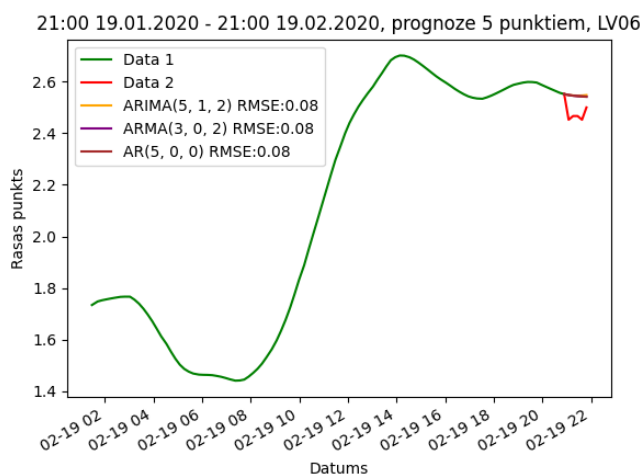
Algoritms 5 AODPF algoritms

- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
 - 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Ar Kalmana filtra
 - 2.2.: Ar iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Bez papildus datu slāņa
 - 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
 - 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
 - 3: **atkārtot**
 - 4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.
 - 5: **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE
 - 6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem
-

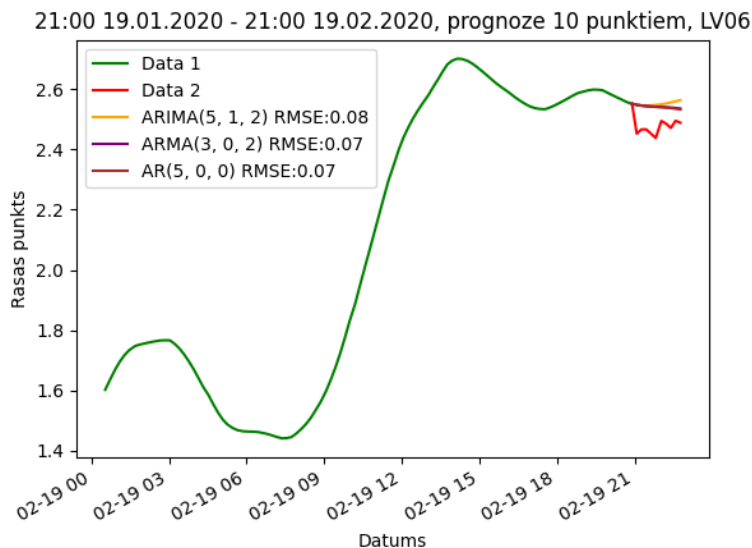
Eksperimentā tiek veikts ar aizpildītajiem datiem, kas trūka pirmajam eksperimentam scenārijā ar Kalmana filtru. Piektā eksperimentā scenārijā Kalmana filtrs (5.1.5.1. att.; 5.1.5.2. att.; 5.1.5.3. att.) rezultātu un pilno rezultātu (sk. 7. pielikumā).



5.1.5.1. att. Piektā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 1 punktam 21:00 rezultāts



5.1.5.2. att. Piektā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 5 punktiem 21:00 rezultāts



5.1.5.3. att. Piektā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 10 punktiem 21:00 rezultāts

5.1.6. Sestais eksperiments

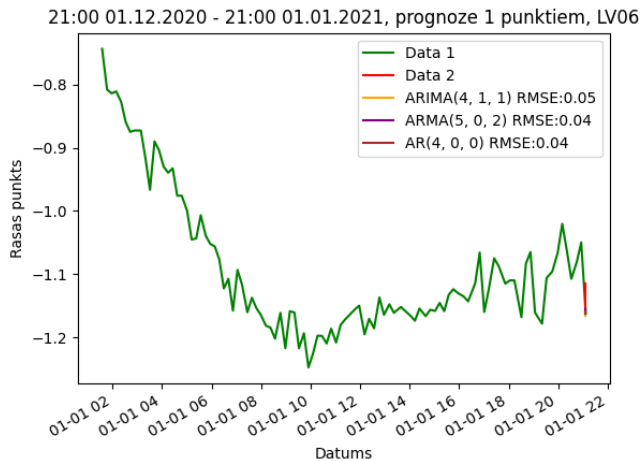
Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF sestajā eksperimenta scenārijā ir šādi:

Algoritms 6 AODPF *algoritms*

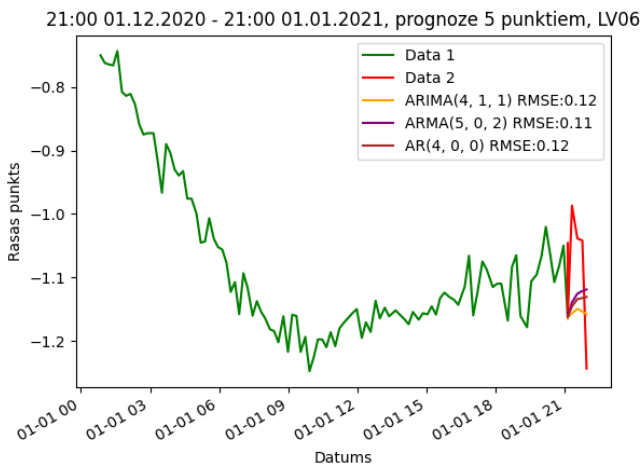
- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
- 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Bez Kalmana filtra
 - 2.2.: Ar iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Ar papildus datu slāņa
- 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
- 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
- 3: **atkārtot**
- 4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.
- 5: **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE
- 6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem

Sestajā eksperimenta scenārijā tiek pievienots papildus datu punkts no VSIA "Latvijas vides, ģeoloģijas un meteoroloģijas centrs", kur tiek ņemti dati par ārējo

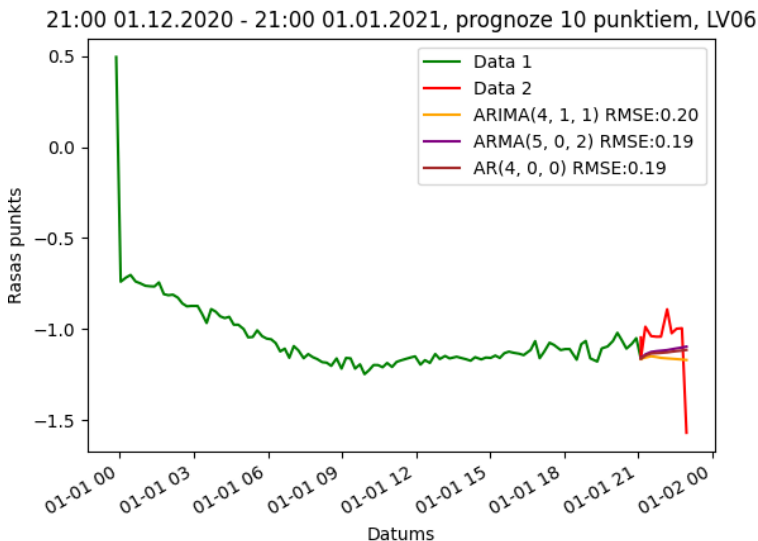
temperatūru un mitrumu no kā var izgūt rasas punktu noteiktās pilsētās, kas ļauj papildināt esošo datu avotus. Sestajā eksperimentā scenārijā **bez** Kalmana filtra (5.1.6.1. att.; 5.1.6.2. att.; 5.1.6.3. att.) rezultātu un pilno rezultātu (sk. 8. pielikumā).



5.1.6.1. att. Sestajā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 1 punktam 21:00 rezultāts



5.1.6.2. att. Sestajā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 5 punktiem 21:00 rezultāts



5.1.6.3. att. Sestajā eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 10 punktiem 21:00 rezultāts

5.1.7. Septītais eksperiments

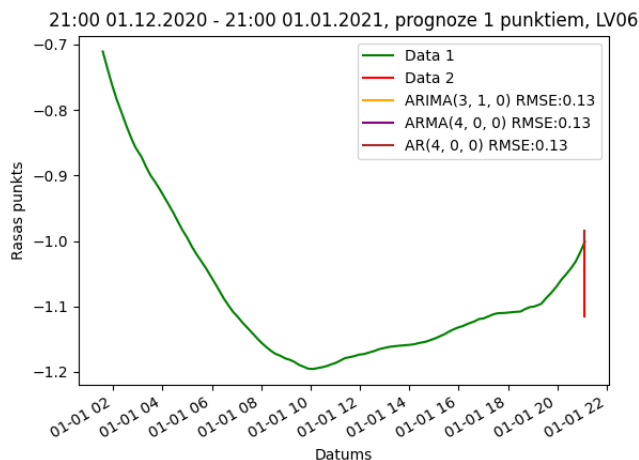
Iezīmējot algoritmu, kas notiek AODPF septītajā eksperimenta scenārijā ir šādi:

Algoritms 7 AODPF algoritms

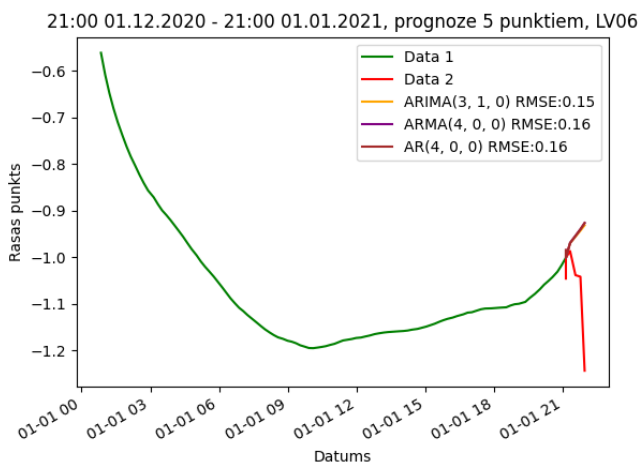
- 1: Tiek saņemta datu kopa – intervāls
 - 2: Tiek norādīti parametri:
 - 2.1.: Ar Kalmana filtra
 - 2.2.: Ar iztrūkstošo datu aizpildīšanas
 - 2.3.: Ar papildus datu slāņa
 - 2: Tiek iegūti prognozēšanas modeļi
 - 3: Tiek pieglabāts iegūtais RMSE
 - 3: **atkārtot**
 - 4: **samazinājums:** Tiek samazināts ar katru iterāciju pa 200 datu punktiem.
 5. **līdz** tiek iegūts mazākais RMSE
 - 6: Tiek veikta prognoze ar iegūto prognozēšanas modeli un datu punktiem
-

Septītajā eksperimenta scenārijā tiek pievienots papildus datu punkts no VSIA “Latvijas vides, ģeoloģijas un meteoroloģijas centrs”, kur tiek ņemti dati par ārējo

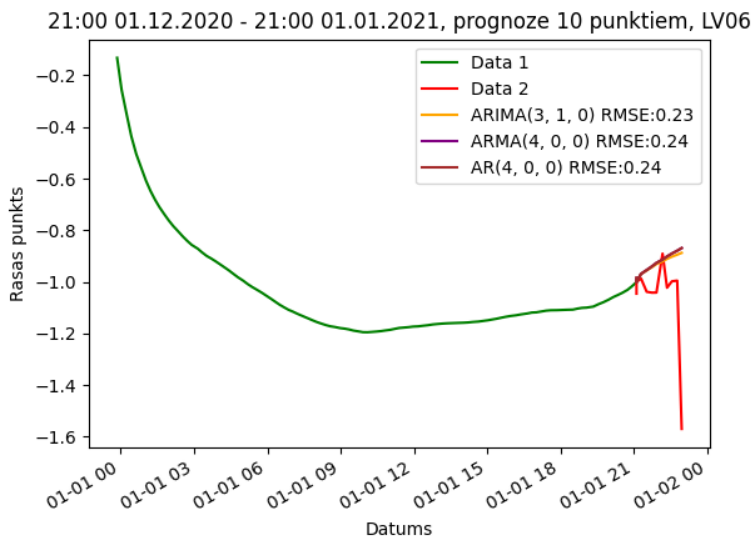
temperatūru un mitrumu no kā var izgūt rasas punktu noteiktās pilsētās, kas ļauj papildināt esošo datu avotus. Sestajā eksperimentā scenārijā ar Kalmana filtra (5.1.7.1. att.; 5.1.7.2. att.; 5.1.7.3. att.) rezultātu un pilno rezultātu (sk. 9. pielikumā).



5.1.7.1. att. Septītais eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 1 punktam 21:00 rezultāts



5.1.7.2. att. Septītais eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 5 punktiem 21:00 rezultāts

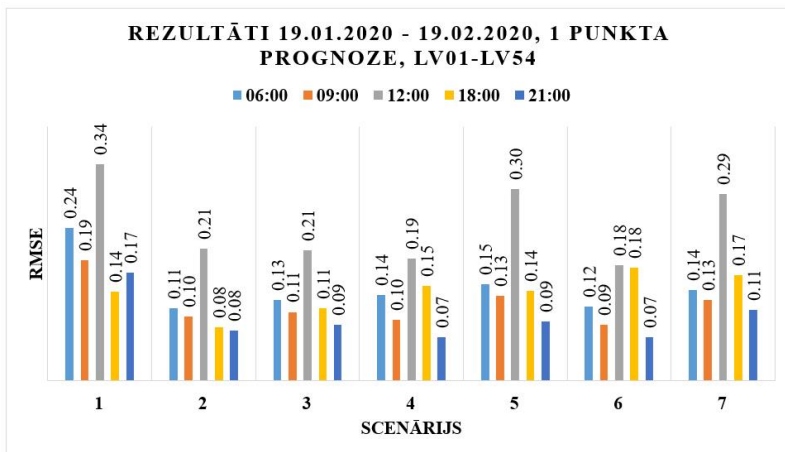


5.1.7.3. att. Septītais eksperimenta scenārija vienas stacijas (LV06), prognoze 10 punktiem 21:00 rezultāts

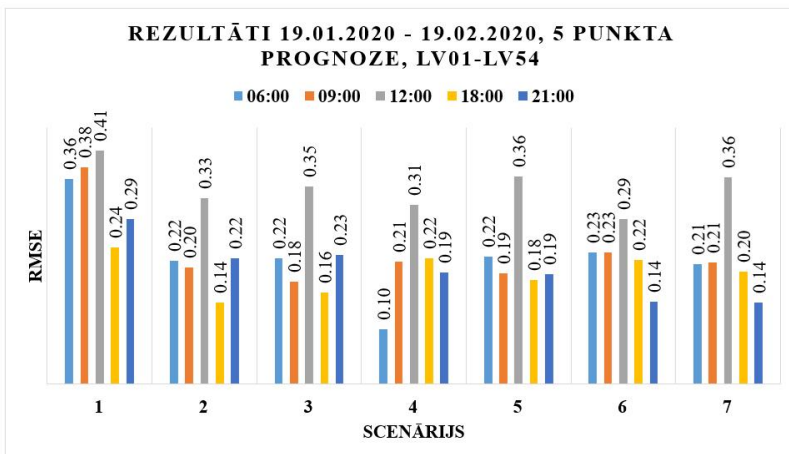
Izmantojot Kalmana filtru var novērot, ka grafikos aktuālo datu nobīde ir ar vizuālu tukšumu vai iztrūkumu, tā īsti nav, jo Kalmana filtrs veicot nogludināšanu var veic datu pārlekšanu uz datu punktiem, kas nav nogludināti un Kalmana filtrs pēc šī punkta vairs netiek pielietots (5.1.7.3. att.) “Data 2” sarkanā krāsā. Tādā veidā veidojas iespaids, ka ir dažādi dati atspoguļoti uz vienota grafika.

5.2. Eksperimentu novērtējums

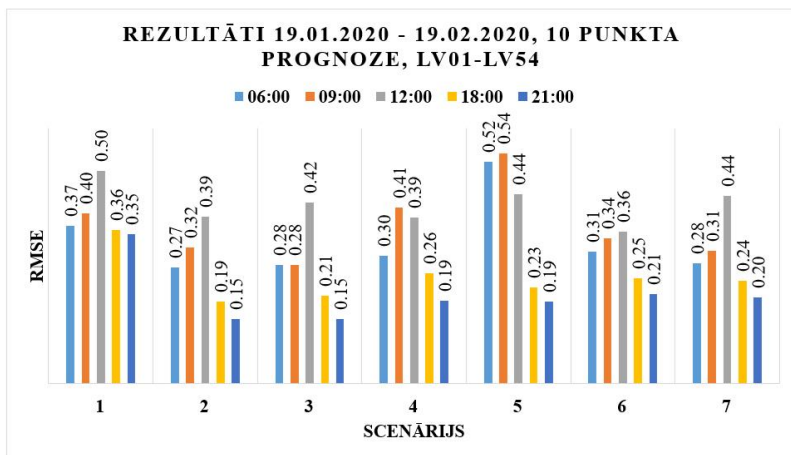
Eksperimentu novērtējuma rezultāti parāda, ka AODPF satvars, samazina vidējo kvadrātisko kļūdu, kas norāda uz tā efektivitāti, izmantojot dažādas atkārtotas metodes ar dažādām datu kopām no dažādām metroloģiskām stacijām un papildus izlīdzināšanas metodi, kas ir Kalmana filtrs. Eksperimentu rezultāti Nr. 4., 5., 6., un Nr. 7. scenārijā ar trūkstošiem datu punktiem parāda labus rezultātus, kur vidējā kvadrātiskā kļūda samazinās. Kopējo RMSE attēlojumu var skatīt zemāk (5.2.1. att.; 5.2.2. att.; 5.2.3. att.).



**5.2.1. att. Septiņu eksperimentu scenāriju RMSE attēlojums viena soļa
prognozēm**



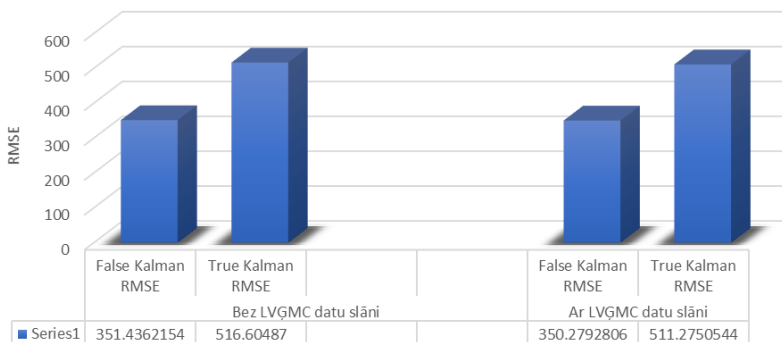
**5.2.2. att. Septiņu eksperimentu scenāriju RMSE attēlojums piecu soļu
prognozes**



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

LVĢMC datu slāņa izmantošana uzlabo prognozēšanas precizitāti par 1.03%, ja izmanto Kalmana filtru (5.2.4. att.). Eksperimentu statistiskās ticamības novērtēšanai tiek izmantots T-tests un ANOVA.

**Eksperimenta rezultāti no 19.01.2020 - 19.01.2021 bez un
ar LVĢMC datu slāni, prognozēšanas RMSE rezultāts pa
visām stacijām kopā**



**5.2.4. att. Eksperimenta kopējie rezultāti no 19.01.2020 - 19.01.2021 bez un ar
LVĢMC datu slāni, RMSE rezultāts pa visām stacijām kopā**

Skatoties attēlā (5.2.4. att.) kreisajā pusē var redzēt, ka tiek iegūts rezultāts bez papildus LVĢMC datu slāņa, kas ir sadalīts 2 (divos) stabiņos, kreisajā pusē 351.44 bez Kalmana filtra un labā pusē ar Kalmana filtru 516.60. Kā arī, izmantojot papildus

datu slāni LVGMC, kas labajā pusē ar 2 (diviem) stabiņiem, kur no kreisās puses bez Kalmana filtra 350.28 un no labās puses ar Kalmana filtru 511.28. Rezultāti tiek izteikti ar RMSE palīdzību, kas veido summu no visiem rezultātiem kopā par kārtējo eksperimenta scenāriju. Ieguvums starp neizmantojot Kalmana filtru ir 0.33%, starp izmantojot LVGMC datu slāni un to neizmantojot. Kā arī, ja skatās Kalmana filtra izmantošanu bez un ar LVGMC datu slāni ieguvums ir 1.03%, kas norāda un papildus datu slāņa lietderību un pamatojumu izmantot papildus datu slāņus. Tiek iegūta iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodes izmantošanas ietekme un tiek sekmīgi noteikta Kalmana filtra ietekme un papildus datu slāņa izmantošanas ietekme. Lai labāk izprastu rezultātu raksturu, tiks izmantotas T-testa un ANOVA pieejas. Eksperimentu statistiskās ticamības novērtēšanu.

5.3. Eksperimentu statistiskā ticamības novērtējums ar t-test un ANOVA

Novērtēšanai tiks izmantots t-tests un ANOVA. T-tests ir sava veida secināms statistikas veids, ko izmanto, lai noskaidrotu, vai pastāv būtiska atšķirība divu, konkrētos veidos saistītu grupu vidējos rādītājos. Lai noteiktu statistisko nozīmīgumu, t-pārbaude pārbauda t-statistiku, t-sadalījuma vērtības un brīvības pakāpes. Turklāt, lai veiktu testu ar trim vai vairākiem līdzekļiem, jāizmanto dispersijas analīze (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020). t-tests tiek veikts, izmantojot katra eksperimenta scenārija RMSE ar 95% ticamību, un to uzskatīs par p-vērtību, rezultātā izmantojot korelētu t-testu. Tādējādi visi septiņu eksperimentālo scenāriju rezultāti tiek apvienoti 5.3.1. tabulā.

5.3.1. tabula

Septiņu eksperimentālo scenāriju rezultātu T-testa rezultāts

Scenāriji	p-vērtība					
	Nr.2	Nr.3	Nr.4	Nr.5	Nr.6	Nr.7
Nr.1	0.001	0.004	0.001	0.001	0.049	0.013
Nr.2	-	0.566	0.136	0.001	0.638	0.618
Nr.3	-	-	0.223	0.001	0.829	0.916
Nr.4	-	-	-	0.001	0.508	0.314
Nr.5	-	-	-	-	0.001	0.001
Nr.6	-	-	-	-	-	0.791

Statistiski nozīmīga p -vērtība ir mazāka par 0,05. Tas parāda nozīmīgus pierādījumus pret nulles hipotēzi, jo nulles hipotēzes iespējamība būt precīzai ir mazāka par 5% (un rezultāti ir nejauši). Rezultātā nulles hipotēze tiek noraidīta, un alternatīvā hipotēze tiek pieņemta (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020). Scenārijam Nr. 1, kas neizmanto AODPF, ir nozīme salīdzinājumā ar scenārijiem Nr. 2 līdz Nr. 7. Scenāriji Nr.5, kur tiek izmantots AODPF ar trūkstošo punktu algoritmu un Kalmana filtru, tiek parādīti pret visiem citiem nozīmīgajiem. Tomēr citi scenāriji neliecina par labu nozīmīgumu. Tāpēc statistiskā nozīmība ir vismazākā rezultātu daļa, jo nākamais solis būs ANOVA testa izmantošana, lai aprakstītu rezultātus lieluma mēru izteiksmē.

ANOVA tests - tiek izmantots, lai noteiktu apsekojuma vai eksperimenta rezultātu nozīmīgumu. Citiem vārdiem sakot, tie palīdz noteikt, vai nulles hipotēze ir jānoraida vai jāpieņem alternatīvā hipotēze (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020). Nulles hipotēze, ka visu scenāriju vidējie lielumi ir vienādi, tiek pārbaudīta, izmantojot vienvirziena ANOVA. Septiņu scenāriju vidējie rādītāji ir diezgan līdzīgi, jo F ir vienāds ar 1,366 un F kritiskais ir vienāds ar 1,552. Tādējādi ANOVA (dispersijas analīze) testu var izmantot, lai statistiski novērtētu divus dažādus eksperimentālos apstākļus. ANOVA pārbauda dispersijas starp eksperimenta situācijām, savukārt t -tests salīdzina vidējos rādītājus (Al-Fedaghi & Makdessi, 2020). ANOVA divfaktora bez replikācijas rezultāti 5.3.2. tabulā.

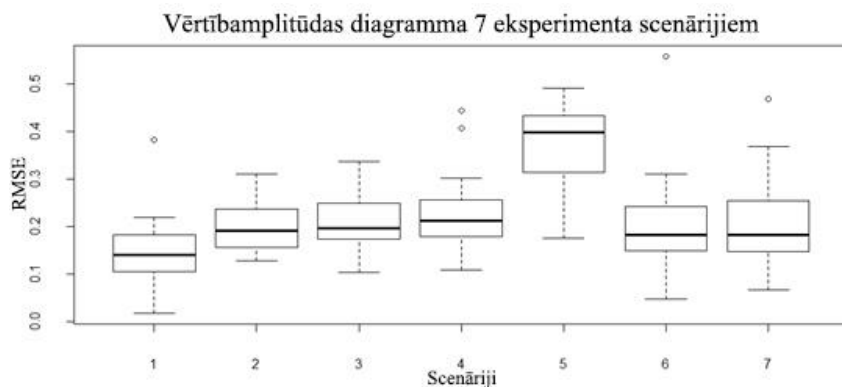
5.3.2. tabula

ANOVA divfaktors bez replikācijas

Variācijas avots	SS	df	MS	F	p-vērtība	F crit
Rindas	0.902	6	0.150	18.240	3.992E-16	2.154
Kolonnas	0.491	27	0.018	2.207	0.001	1.554
Kļūda	1.335	162	0.008			
Kopā	2.729	195				

P vērtība ir mazāka par 0,05, un tiek secināts, ka gan rindās, gan kolonnās ir ievērojama atšķirība. Nākamajā sadaļā tiks prezentēti sasniegtie rezultāti un to kopsavilkums.

Vērtībamplitūdas diagramma (*no angļu val. Box-whisker plot*) tiek izmantota, lai vizuāli atspoguļotu tās pašas diagrammas rezultātus (5.3.1. att.). Vērtībamplitūdas diagramma ir veids, kā vizuāli attēlot skaitliskas datu grupas kā kvartiles (Denner & Püschel u.c., 2018).



5.3.1. att. Vērtībamplitūdas diagramma septiņiem eksperimenta scenārijiem

Kā jau iepriekš tika atzīmēts, eksperimentālajos scenārijos ir būtiskas atšķirības. Piemēram, attēlā (5.3.1. att.) Nr. 2., 3., 4., 6. un Nr. 7. eksperimenta scenāriji ir tuvu līdzīgi. Tomēr var novērot atšķirības vidējos rādītājos. Tomēr Nr. 5. eksperimenta scenārijs ir ļoti atšķirīgs. Tā kā pēc trūkstošo datu aizpildīšanas tiek izmantots Kalmana filtrs, var novērot, ka tas ietekmē rezultātu sliktāk. Citos gadījumos uzlabojumi tomēr ir redzami. Kā zināms, pirmais eksperimentālais scenārijs neizmanto AODPF satvaru un neizmanto vairākus faktorus, kā arī neizmanto trūkstošos datus un citus.

Jāatzīmē, ka pirmajā scenārijā tika prognozētas 30 metroloģiskās stacijas, savukārt pārējiem, sākot no 3 eksperimentālajiem scenārijiem, jau tika prognozētas visas 54 metroloģiskās stacijas, kas saturēja trūkstošos datus, un priekšnoteikumus nemaz nevarēja izdarīt. Tomēr var apgalvot, ka sasniegtie rezultāti ir diezgan tuvi, kas apstiprina rezultātu nozīmīgumu, ja dati būtu, tie būtu tuvu iegūtajiem rezultātiem, kas pierāda AODPF izmantošanas priekšrocības.

5.4. Secinājumi par eksperimentālo novērtējumu

Apskatītie eksperimentu scenāriji, kas tika novērtēti:

1. Neizmantojot AODPF satvaru;
2. Izmantojot AODPF satvaru, kam nav iztrūkstošos datu;

3. Izmantojot AODPF satvaru, kam nav iztrūkstošos datu un pielietojot Kalmana filtru;
4. Izmantojot AODPF satvaru ar iztrūkstošos datu aizpildīšanas algoritmu;
5. Izmantojot AODPF satvaru ar iztrūkstošos datu aizpildīšanas algoritmu un pielietojot Kalmana filtru;
6. Izmantojot AODPF satvaru ar 2 datu slāņiem un iztrūkstošos datu aizpildīšanas algoritmu;
7. Izmantojot AODPF satvaru ar 2 datu slāņiem un iztrūkstošos datu aizpildīšanas algoritmu, kā arī, Kalmana filtru.

AODPF satvara novērtējumu veic autors visiem 7 eksperimenta scenārijiem, kas tiek veikts divas reizes, lai pārliecinātos, ka rezultāti sakrīt. Novērtējums norāda uz to, ka pielietojot AODPF satvaru tiek iegūts labāks rezultāts nekā neizmantojot AODPF satvaru. AODPF satvars uzrāda priekšrocības:

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

6. PRAKTISKAIS NOVĒRTĒJUMS

Lai novērtētu AODPF risinājumu kopumā un tā lietderību, tiek izstrādāts AODPF prototips kā tīmeklī balstīts risinājums, kuru var izvērtēt ekspertu grupa (Pekša & Grabis, 2022). Praktiskajā novērtējumā tiek atspoguļota problēma un tās risinājums izmantojot AODPF prototipu, tas tiek nodots ekspertu grupai, kas praktiski novērtē (Denner & Püschel u.c., 2018) risinājuma lietderību.

6.1. Praktiskā novērtējuma problēma

Prognozēšanas risinājuma piemēri, kas tiek apskatīti šajā nodaļā, demonstrē AODPF satvara izmantošanu reālu datu apstrādē. Kā minēts iepriekš, tiek izmantota ceļu uzturēšanas datu kopa un arī papildus datu kopa, kas nāk no LVGMC. Ceļu uzturēšanas darbības ir sarežģītas un unikālas, sākot no ceļa seguma ieklāšanas līdz ikdienas uzturēšanai. Tiek iesaistītas daudzas ieinteresētās personas, tostarp vadītāji un tehniskās apkalpes darbinieki, kā arī, jāpieņem droši un atbilstoši operatīvie lēmumi. Prognozēšana ļauj veikt proaktīvas apkopes darbības. Tikai ziemas laikā pret slīdes darbus ietver pret slīdes materiālu kaisīšanu jeb apstrādi dažādos laika posmos un vietās uz auto ceļu posmiem. Mūsdienās pret slīdes pārvaldībā tiek izmantoti reāllaika kvantitatīvie dati no vairākiem dažādiem avotiem, tostarp no atvērtiem datu avotiem, un lēmumu pieņemšanas rezultāti ir būtiski atkarīgi no datu kvalitātes. Lai varētu veiksmīgi apstrādāt un prognozēt lielu datu apjomu, ir paredzēts izmantot AODPF satvaru, kurā notiek prognozēšana un tiek nodota integrācija no AODPF uz URP sistēmas, kas ir savstarpēji saistītas ar atkārtotiem rezultātiem, kas palielina biznesa vērtību. AODPF ieejas datus tiek izmantoti atvērtie dati. Papildus vērtību var iegūt no datu pārklājuma. Datu transformācija ir būtiska, lai prognozētu, viens no procesiem, kas notiek AODPF satvarā. Datu transformācija laikrindās un trūkstošo datu aizpildīšana ir nepieciešams solis, kas notiek AODPF utt.

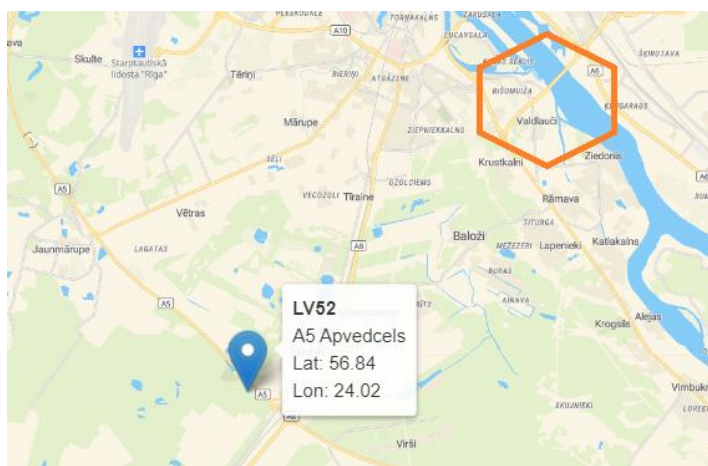
Ceļa stāvokļa prognozēšanas piemērs, kura reģions ir Latvijas Republikas ceļu tīkls, un datu kopa ir ņemta no VAS "Latvijas valsts ceļi", reģionu veido 54 ceļu metroloģiskās stacijas, kas atrodas samērā tālu viena no otras. Lai reaģētu uz apkārtējās vides izmaiņām ceļa posmos pie ceļa virsmas, ir izvietoti ceļu novērošanas metroloģiskās stacijas un kameras, kuras pārvalda dažādas vienības. Ceļu novērošanas metroloģiskās stacijas vāc neapstrādātus novērojumu datus, kas tiek apstrādāti, lai

varētu veikt vajadzīgo prognozi turpmāko lēmumu pieņemšanā. Ceļu uzturētājiem šīs prognozes ir ļoti svarīgas lēmumu pieņemšanai katrai dienai. Ceļu novērošanas metroloģiskās stacijas un kameras, kuras pārvalda dažādas vienības, var palīdzēt lēmumu pieņemšanā. Ceļu uzturētāji, kas kontrolē viedās ceļa zīmes, kas ir pieejamas, lai brīdinātu autovadītājus noteiktā ceļu posmā. Trūkstošā informācija metroloģiskās staciju laikrindās ir neizbēgama, jo gandrīz nepārtraukti novērot visus nepārtrauktos procesus ir praktiski neiespējami. Skatoties tālāk var redzēt AODPF satvaru darbībā un to sasniegtos rezultātus.

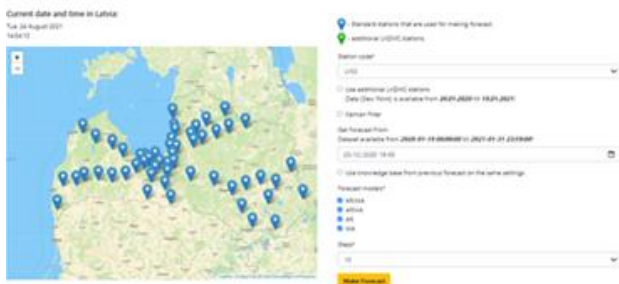
6.2. AODPF praktiskais novērtējums ar piemēru

Kā jebkuram risinājumam ir jārisina kāda reāla problēma, kas uzlabot pasauli. Tad viena no tām, ko uzlabo AODPF ir praktiski prognozē ar dažādiem datu avotiem un dažādām prognozēšanas metodēm rasas punktu ar ceļa uzturēšanas datu avotu un LVGMC datu avotu. Iegūstot prognozi noteiktai metroloģijas stacijai, kuru ceļa uzturētāji spēj nolasīt, kā iespējamās, tuvākos iestāšanās draudus noteiktā ceļa posmā.

Viens no gadījumiem, kas, diemžēl, notika 25. decembra 2020. gada laika posmā no 16:30 – 16:45 uz Dienvidu tilta, notiek 18 automašīnu avārija, kuras iemesls ir izveidojies apledojums, strauji krītot rasas punktam (SIA All Media Latvia, 2020). Izmantojot zināmo laiku un datumu, tas tiek nodots AODPF satvaram (6.2.1. att.; 6.2.2. att.).

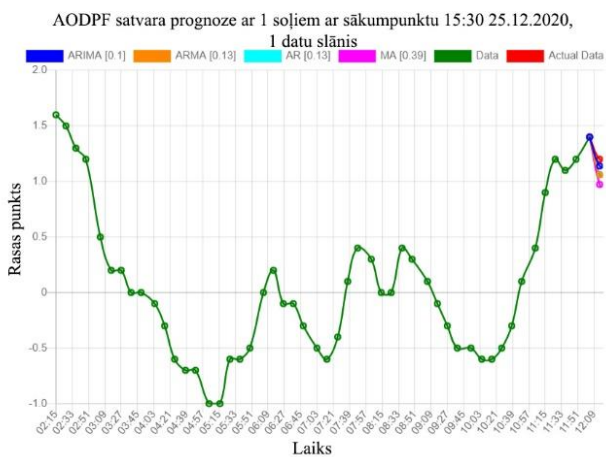


6.2.1. att. AODPF satvars LV52 metroloģijas stacijas fiziskais novietojums



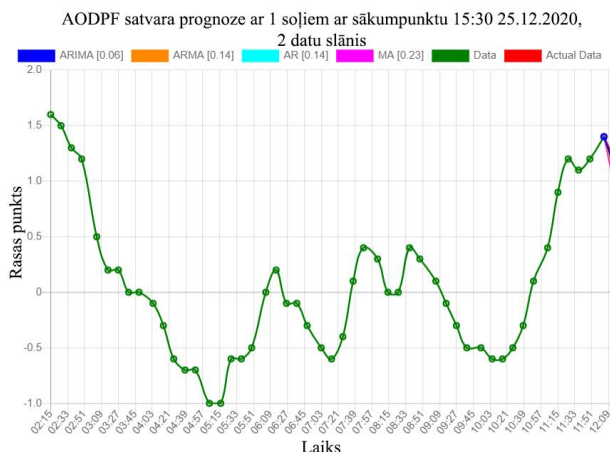
6.2.2. att. AODPF satvars saņem ieejas datus

Ieejas datus netiek izvēlēts Kalmana filtrs vai papildus datu slānis kā LVĢMC. Tiek izvēlēts (6.2.2. att.) AR, MA, ARMA un ARIMA prognozēšanas metodes un norādīts sākotnējais punkts, no kura sākt prognozēt un tas ir 16:00 25.12.2020 ar 1 punktu prognozi uz priekšu (6.2.3. att.).



6.2.3. att. AODPF satvars iegūtie dati par 1 soļiem ar 1 datu slāni

Iegūtais rezultāts ir iegūts uz nākotni, kuru var salīdzināt ar reālajiem datiem. Lai prognozētu vienu stundu uz priekšu tiek izvēlēts cits sākuma laiks 15:30 ar to pašu datumu 25.12.2020, rezultāts skatāms zemāk, tiek arī pievienots 2 datu slānis LVĢMC (6.2.4. att.).



6.2.4. att. AODPF satvars iegūtie dati par 1 soļiem ar diviem datu slāņiem

Pievienojot papildus datu slāni un sākot prognozi ar 15:30 var redzēt, ka ARIMA prognozēšanas modelis izmantojot divu datu slāņus ir ieguvis pareizu tendenci, ka rasas punkts krīt un pamazām samazinās, toties rezultātus ir nedaudz vājāks nekā iepriekšējais.

Lai novērtētu satvara lietderību, AODPF satvara prototipa pieeja ir nodotas ekspertu grupai. Izmantojot plaši zināmos zinātnieku portālus, tika uzrunāti 64 eksperti. Ekspertu grupas atlasē pēc fokusa un pieredzes atbilst 21 eksperts, un praktiskajā novērtējumā piedalījās pieci eksperti. Ekspertu uzdevums ir iepazīties ar autora publikācijām un ar izstrādāto AODPF satvaru¹, kas ir pieejams katram ekspertam ar savu lietotājvārdu un paroli. Strādājot ar AODPF un to praktiski novērtējot, ekspertiem ir jāatbild uz jautājumiem ar vērtējumiem skalā no 1 – pilnībā nepiekrītu līdz 5 – pilnībā piekrītu. Kronbaha alfa vērtība parāda, ka ekspertu atbilžu uzticamība izmantojot testu norāda, ka AODPF satvara praktiskais novērtējums ir ticams, jo vērtība ir augstāka par 0.85. Vairāki komentāri norāda uz to, ka AODPF ir grūti izmantot, ja nebūtu zināšanas prognozēšanas jautājumos. Toties eksperti norāda, ka papildus esošajiem datu avotiem var izmantot vēl papildus avotus kā ceļa plūsmas rādītājus, lai, iespējams, uzlabotu precizitāti. Eksperti norāda, ka vairāku prognozēšanas metožu izmantošana ir sarežģīts

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

process, ievietojot vienotā satvarā. AODPF satvars radītu priekšrocības, ja tas būtu ietverts uzņēmumu URP sistēmās.

6.3. AODPF ekspertu grupas praktiskais novērtējums

Veidojot ekspertu grupu ir jāsaprot tās eksperta pieredze un zināšanas noteiktajā apgabalā. Šajā gadījumā fokuss tiek uzlikts uz ekspertiem, kas ir saistīti ar prognozēšanu, laikrindām, laikapstākļu prognozēšanu un ceļa stāvokļa prognozēšanu. Izmantojot plaši zināmos zinātnieku portālus tiek uzrunāti 64 eksperti no tiem ekspertu grupas atlasē pēc fokusa un pieredzes atbilst 21 eksperts, no tiem ekspertu grupas praktiskajā novērtējumā piedalās 5 eksperti. Katrs eksperts ir izpildījis prasību par ekspertu pārbaudi, jo minimālais ekspertu skaits, kas iesaistīts novērtēšanas jautājumā, jāsāk no diviem ekspertiem, un ekspertiem jābūt vismaz 2 gadu pieredzei attiecīgajā jomā (Pekša & Grabis, 2022).

Ekspertu uzdevums ir iepazīties ar autora publikācijām un ar izstrādāto AODPF satvaru, kas ir pieejams individuāli katram ekspertam, ar savu lietotājvārdu un paroli. Strādājot ar AODPF, un to praktiski novērtējot, ekspertiem ir jāatbild uz sekojošiem jautājumiem, skalā no 1 – pilnībā nepiekrītu līdz 5 – pilnībā piekrītu, skatīt 6.3.1. tabulā zemāk jautājumus.

6.3.1. tabula

Ekspertu grupas jautājumi

N. p. k.	Jautājumi
1.	Vai tiek izmantoti papildu datu avoti AODPF?
2.	Vai AODPF tiek izmantoti dažādi prognozēšanas modeļi?
3.	Atkārtojot eksperimentu ar metroloģisko staciju “LV52” 25.12.2020 16:00 ar ARIMA metodi prognozējot 10 punktus uz priekšu, vai var konstatēt, ka rāsas punkti strauji kritās un, iespējams, veidojās ceļa apledojuums?
4.	Vai izmantojot papildu Kalmana filtru var iegūt labākus rezultātus, izmantojot AODPF?
5.	Vai AODPF zināšanu bāze samazina prognozēšanas rezultātu atkārtēšanos?

(6.3.1. tabulas nobeigums)

N. p. k.	Jautājumi
6.	Vai metroloģisko staciju LV06, kurā trūkst datu laika posmā 19.01.20-19.02.20, var novērtēt efektivitātes uzlabošanas salīdzinājumā ar citām tuvumā esošajām metroloģiskajām stacijām?
7.	AODPF dažādu datu avotu izmantošana ļauj uzlabot prognozēšanas precizitāti?

Kā arī, 8. jautājums tiek uzdots brīvā formātā kā iespējamie ieteikumi, komentāri no ekspertiem. Ekspertu informācija ir apkopota 6.3.2. tabulā.

6.3.2. tabula**Ekspertu informācija**

Eksperts	Kategorija	Pieredze gados	Ekspertīze
Eksperts 1	Akadēmiskais	6-10	Zinātnieks prognozēšanas jautājumos
Eksperts 2	Industrija	3-5	Laikapstākļu prognozēšana
Eksperts 3	Akadēmiskais	10+	Zinātnieks prognozēšanas jautājumos
Eksperts 4	Industrija	6-10	Laikapstākļu prognozēšana
Eksperts 5	Akadēmiskais	6-10	Zinātnieks prognozēšanas jautājumos

Izmantotais process darbam ar ekspertiem:

- Tika sagatavots eksperts, lai iepazītos ar autora publikācijām un būtu laba izpratne par procesiem, kas norit AODPF satvarā un tā sasniedzamajiem rezultātiem;
- Tika sagatavoti video ar pamācībām un piemēriem, lai uzsvērtu kā strādāt ar AODPF satvaru;
- Tika sagatavots AODPF satvars tiešsaistes tīmeklī ar individuālu lietotājevārdu un paroli, kur katrs eksperts spēja piekļūt un darboties ar AODPF satvaru;

- Pēc iepazīšanās ar AODPF satvaru, ekspertam tika lūgts atbildēt uz virkni jautājumiem, kas ir redzami augstāk 6.3.2. tabulā;
- Pēdējais posms apkopot rezultātus un secināt iegūtos rezultātus.

Ekspertam ir svarīga loma, lai pārliecinātos, ka katrs no AODPF satvara iespējām ir atbilstošas uzdotajam uzdevumam un sasniedzamajam rezultātam. Un viens no galvenajiem faktoriem vai ir iespēja atkārtoti izmantot un AODPF satvaru ir noderīgs gan akadēmiskais videi, gan industrijai. Vidējā jeb mediāna pieeja tiks izmantota kā metode, lai aprēķinātu novērtējuma vienību pēc ekspertu novērtējuma. Mediānas pieeja tiek piedāvāta kā viena no metodēm, lai izmērītu ekspertu piešķirtos vērtējumus. Mediāna ir par datu kopas centru. Tā kā darbā iesaistītie eksperti bija 5, kas ir nepāra skaitlis, vidējais vērtējuma punktu skaits secīgā secībā būs mediāna. Vienuma analīze ir parādīta 6.3.3. tabulā, pamatojoties uz ekspertu vērtējumiem.

6.3.3. tabula

Vienuma analīze pamatojoties uz ekspertu vērtējumiem

Ekspertu vērtējumi skalā no 1 – 5, kur 1 – pilnībā nepiekrītu un 5 – pilnībā piekrītu						
Jautājumi	Eksperts 1	Eksperts 2	Eksperts 3	Eksperts 4	Eksperts 5	Mediāna
1.	3	4	4	5	4	4
2.	3	5	4	2	3	3.4
3.	4	5	3	4	4	4
4.	3	4	4	4	3	3.6
5.	4	3	4	3	4	3.6
6.	3	5	4	4	3	3.8
7.	4	3	4	4	2	3.4

Lai pārbaudītu iegūtos rezultātus tiek pielietots ANOVA un pēc tam Kronbaha alfa tests pēc šādas formulas (6.3.1.):

$$P_T = \frac{k_{\sigma_{ij}}^2}{\sigma_x^2}, \quad (6.3.1.)$$

Rezultāti ir atspoguļoti zemāk 6.3.4. tabulā.

6.3.4. tabula

ANOVA divfaktors bez replikācijas

Variācijas avots	SS	df	MS	F	p-value	F crit
Rindas	1.943	6	0.324	0.542	0.771	2.508
Kolonnas	3.257	4	0.814	1.363	0.276	2.776
Kļūda	14.343	24	0.598			
Kopā	19.543	34				

Kronbaha alfa vērtība parāda, ka ekspertu atbilžu uzticamība izmantojot testu norāda, ka AODPF satvara praktiskais novērtējums ir ticams, jo vērtība ir augstāka par 0.85 un rezultāti ir uzskatāmi par nozīmīgiem pēc *Kronbaha alfa* vērtības.

6.4. Praktiskā novērtējuma rezumējums

Novērtējums norāda uz to, ka AODPF satvaru ir praktiski izmantojams un tā izmantošana palīdz rezultātus integrēt URP sistēmā. *Kronbaha alfa* vērtība parāda, ka eksperti ir vienoti uz atbildot uz jautājumiem. Vairāki komentāri norāda uz to, ka AODPF ir grūti izmantot, ja nebūtu zināšanas prognozēšanas jautājumos. Toties eksperti norāda, ka papildus esošajiem datu avotiem var izmantot vēl papildus avotus kā ceļa plūsmas rādītājus, lai, iespējams, uzlabotu precizitāti. Eksperti norāda, ka vairāku prognozēšanas metožu izmantošana ir sarežģīts process ievievojot vienotā satvarā. AODPF satvars radītu priekšrocības, ja tas būtu ietverts uzņēmumu URP sistēmās.

REZULTĀTI UN SECINĀJUMI

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

Mērķa sasniegšanai ir iegūti šādi rezultāti:

1. Analizēta un novērtēta esošā situācija lēmumpieņemšanas algoritmu implementācija URP sistēmās, veicot literatūras analīzi (2.nodaļa) un gadījumu izpēti (2.nodaļa) no dažādiem aspektiem;
2. Apzināti esošās URP sistēmas lēmumpieņemšanas algoritmi un novērtētas datu avotu izmantošanas iespējas ārpus (2.5.nodaļa) URP sistēmām;
3. Radīta tipveida integrācijas metode (3.nodaļa), kas nodrošina vienkāršotu integrācijas procesu URP sistēmās (4.nodaļa);
4. Optimizācijas modeļa formulēšana un implementācija tipveida integrācijas metodē (2.5., 6.nodaļa);
5. Prognozēšanas algoritmu implementācija projektētajā satvarā (4., 5.nodaļa);
6. Autonomās prognozēšanas izstrūkstošo datu avotu, algoritmu un satvara prognozēšanas novērtējums un salīdzinošās analīzes izstrāde (5., 6.nodaļa);
7. Izstrādāta sistēma ceļa apstākļu prognozēšanai, kurā aprobētas izstrādātās metodes un sasniegti ievērojami rezultāti (6.nodaļa).

Promocijas darba izstrādes laikā iegūtie literatūras apskata secinājumi ir:

1. URP sistēmās ir ierobežotas prognozēšanas iespējas un ir nepieciešamība pēc IP pieejas;
2. URP sistēmās ir ierobežoti resursi, lai piesaistītu dažādus datu avotus, ir nepieciešamība pēc PWD patapinājuma izmantojot IP procesu;
3. URP sistēmās ir vienmērīgi sadalīti dati, lai spētu piesaistīt nevienmērīgi sadalītus datus ir nepieciešamība pēc IP pieejas;
4. URP sistēmās ir ierobežoti resursi, lielapjoma prognozēm ir nepieciešamība pēc lielapjoma resursiem, ir nepieciešamība pēc ārēja risinājuma;

5. Ir nepieciešamība izstrādāt modeli, kas spētu veikt datu transformāciju, datu sagatavošanu pēc vienota modeļa;
6. Nav vienotas pieejas URP sistēmās IP spēju nodrošināšanai, ir nepieciešamība pēc satvara;
7. Dažādo datu avotu izmantošana ļauj uzlabot prognozēšanas precizitāti;
8. Izstrādātā integrācijas metode vienkāršo integrācijas procesu URP sistēmā;
9. Izstrādātais AODPF satvars ļauj atkārtoti izmantot iepriekš iegūtos parametrus un rezultātus.

Promocijas darba izstrādes laikā iegūtie nozīmīgākie secinājumi ir:

- 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 pielietojot datu transformācijai, vairāku datu slāņu izmantošanai, prognozēšanai un atkārtotu algoritmu izpildei, var būt veiksmīgi pielietota;
- Izmantojot SaaS pieeju, darbā ir izstrādāts un eksperimentāli pārbaudīts AODPF satvars, kurš atšķirībā no eksistējošiem satvariem ļauj izmantot dažādu datu avotu piesaisti, izmantot un risināt iztrūkstošo datu aizpildīšanas metodi, izmantot sarežģītu izgludināšanas metodi, izmantojot zināšanu bāzi, izmantot vairākas prognozēšanas metodes vienlaicīgi, uzrādīt tipveida atkal izmantojamu risinājuma spējas, strādāt autonomi un sniegt nepieciešamo trigeri uz noteiktu kontekstu, ir pierādīts, ka spēj paātrināt prognozēšanas procesu un tā apstrādes izpildlaiku, izmantojot konteinerizācijas pieeju un uzlabot prognozes rezultātus. Ir pierādīts, ka:
 - pēc eksperimentālā novērtējuma, kas sastādīja septiņus eksperimentus ir pielietots risinājums iztrūkstošo datu problēmai, kas ceļa uzturēšanas gadījumā sastādīja 20,14% no visiem datiem. Izmantojot korelētu t-testu septiņu eksperimentālo scenārijos statistiski nozīmīga p-vērtība ir mazāka par 0,05 un ANOVA divfaktora bez replikācijas rezultāts ir ievērojams, ka p-vērtība ir

mazāka par 0,05, ir pierādīts, ka pielietojot AODPF satvaru tiek iegūts labāks rezultāts nekā neizmantojot AODPF satvaru un 20.14% gadījumā nevarētu veikt prognozes vispār. AODPF satvarā izmantojot papildus sarežģītas izgludināšanas metode kā Kalmana filtru ir pierādīta tā efektivitāte pa 0.33%. Izmantojot papildus datu slāni AODPF satvarā ir pierādīts, ka izmantojot papildus LVGMC datu slāni prognozes summā uzlabojas pa 1.03%, kas norāda un papildus datu slāņa lietderību un pamatojumu izmantot arī citus papildus datu slāņus. Izmantojot integrācijas modeli AODPF un pielietojot AODPF integrācijas metodi ir pierādīts, ka AODPF satvaru var implementēt URP sistēmas un nodot autonomus darba uzdevumus izmantojot triggeri;

- pēc praktiskā novērtējuma ir pierādīts, ka AODPF var izmantot kā SaaS un atkārtoti pielietot ar konteinerizācijas risinājuma palīdzību. Pierādīts, ka izpildlaiks ir eksponenciāli ir samazinājies salīdzinot ar vispārējo pieeju. Izmantojot programmēšanas izstrādes vidi vienlaikus septiņi eksperimentālie scenāriju izpildei tika izmantoti 20 datori, kas kopumā ilga 7,59 dienas un sastādīja 3642,01 CPU stundas uz 20 datoriem. Izmantojot vienu datoru septiņu eksperimentu scenāriju izpildlaiks aizņemtu līdz pusgadam jeb aptuveni 182 diennakti.
- pēc ekspertu grupas praktiskais novērtējuma, kurā piedalījās 21 eksperti, kas atbilda no 64 uzrunātiem ekspertiem beigās sastādīja 5 ekspertu grupu. Ekspertu grupa vienoti uzsvēra, ka AODPF satvars ir praktiski izmantojams un tā izmantošana palīdz 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 uzrāda priekšrocības:

1. Iztrūkstošo datu aizpildīšana izmantojot arī 2 datu slāņa datu punktus;
2. Izmanto vairākas prognozēšanas metodes vienlaicīgi;
3. Spēj izmantot sarežģītas izgludināšanas metodes, piemēram, Kalmana filtru;
4. Satvars spēj strādāt autonomi un sniegt nepieciešamo trigeri uz noteiktu kontekstu, piemēram, vai rasas 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. *Dažādo datu avotu izmantošana ļauj uzlabot prognozēšanas precizitāti.*

Hipotēze 1 ir apstiprināta, izmantojot dažādus datu avotus ļauj uzlabot prognozēšanas precizitāti, kas tiek apstiprināta ar veiktajiem eksperimentiem.

2. *Izstrādātā integrācijas metode vienkāršo integrācijas procesu URP sistēmās.*

Hipotēze 2 ir apstiprināta, veicot eksperimentālu integrāciju SAP URP sistēmā, iegūstot patstāvīgu savienojumu ar URP sistēmu, izstrādātā integrācijas metode ir pielietota praksē.

Promocijas darba rezultāti rada 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 inteliģentas ziemas ceļu uzturēšanas IS un URP sistēmas integrācijas risinājuma uzturēšanas procesu efektivitātes uzlabošanai.

IZMANTOTIE INFORMĀCIJAS AVOTI

- Abbott, R., Abbott, T.D., Abraham, S., Acernese, F., Ackley, K., Adams, C., Adhikari, R.X., Adya, V.B., Affeldt, C., Agathos, M., Agatsuma, K., Open data from the first and second observing runs of Advanced LIGO and Advanced Virgo. **No:** *SoftwareX*. 2021. 13. 100658. lpp.
- AboAbdo, S., Aldhoiena, A., Al-Amrib, H., Implementing enterprise resource planning ERP system in a large construction company in KSA. **No:** *Procedia Computer Science*. 2019. 164. 463-470. lpp.
- Afyouni, S., Smith, S.M., Nichols, T.E., Effective degrees of freedom of the Pearson's correlation coefficient under autocorrelation. **No:** *NeuroImage*. 2019. 199. 609-625. lpp.
- Aggarwal, A., Alshehri, M., Kumar, M., Alfarraj, O., Sharma, P., Pardasani, K.R., Landslide data analysis using various time-series forecasting models. **No:** *Computers & Electrical Engineering*. 88. 2020. 106858. lpp.
- Ain, N., Vaia, G., DeLone, W.H., Waheed, M., Two decades of research on business intelligence system adoption, utilization and success—A systematic literature review. **No:** *Decision Support Systems*. 2019. 125. 113113. lpp.
- Al-Fedaghi, S., Makdessi, M., Modeling Business Process and Events. **No:** *Computer Science On-line Conference*. 2020. 366-379. lpp.
- Alicke, K.N.U.T., Hoberg, K., Rachor, J.Ü.R.G.E.N., The supply chain planner of the future. **No:** *Supply Chain Management Review*. 2019. 23 (3). 40-47. lpp.
- Allaoui, H., Guo, Y., Sarkis, J., Decision support for collaboration planning in sustainable supply chains. **No:** *Journal of Cleaner Production*. 2019. 229. 761-774. lpp.
- Allison, P.D., Missing data. **No:** *Sage publications*. 2001.
- Al-Rakhami, M., Gumaei, A., Alsahli, M., Hassan, M.M., Alamri, A., Guerrieri, A., Fortino, G., A lightweight and cost effective edge intelligence architecture based on containerization technology. **No:** *World Wide Web*. 23(2). 2020. 1341-1360. lpp.
- Alsharari, N.M., Al-Shboul, M., Alteneiji, S., Implementation of cloud ERP in the SME: evidence from UAE. **No:** *Journal of Small Business and Enterprise Development*. 2020.

- Anastasiu, I., Foth, M., Schroeter, R., Rittenbruch, M., From repositories to switchboards: Local governments as Open Data facilitators. **No:** *Open Cities Open Data*. 2020. 331-358. lpp.
- Anderson, B.D., Moore, J.B., Optimal control: linear quadratic methods. **No:** *Courier Corporation*. 2007.
- Arunachalam, D., Kumar, N., Kawalek, J.P., Understanding big data analytics capabilities in supply chain management: Unravelling the issues, challenges and implications for practice. **No:** *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*. 2018. 114. 416-436. lpp.
- Arvan, M., Fahimnia, B., Reisi, M., Siemsen, E., Integrating human judgement into quantitative forecasting methods: A review. **No:** *Omega*. 2019. 86. 237-252. lpp.
- Aslan, B., Stevenson, M., Hendry, L.C., Enterprise Resource Planning systems: An assessment of applicability to Make-To-Order companies. **No:** *Computers in Industry*. 2012. 63 (7). 692–705. lpp.
- Auer, D., Draheim, D., Geist, V., Kopetzky, T., Küng, J., Natschläger, C., Towards a Framework and Platform for Mobile, Distributed Workflow Enactment Services on a Possible Future of ERP Infrastructure. **No:** *Innovation and Future of Enterprise Information Systems*. 2013. 201–215. lpp.
- Aulkemeier, F., Daukuls, R., Iacob, M.E., Boter, J., Van Hillegersberg, J., De Leeuw, S., Sales Forecasting as a Service-A Cloud based Pluggable E-Commerce Data Analytics Service. 2016.
- Baginski, L., Pitassi, C., Barbosa, J.G.P., Technological capability in the Brazilian naval industry: a metric for offshore support vessels. **No:** *RAI Revista de Administração e Inovação*. 2017. 14 (2). 109-118. lpp.
- Banerjee, A., Blockchain technology: supply chain insights from ERP. **No:** *Advances in computers*. 2018. 111. 69-98. lpp.
- Bartlett, P.L., Long, P.M., Lugosi, G., Tsigler, A., Benign overfitting in linear regression. **No:** *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2020. 117 (48). 30063-30070. lpp.
- Behera, R.K., Dhal, S.K., A Meta-Analysis of Impact of ERP Implementation. **No:** *Advances in Data Science and Management*. 2020. 123-135. lpp.
- Belmabrouk, K., Bendella, F., Bouzid, M., Multi-agent based model for web service composition. **No:** *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl*. 2016. 7. lpp.

- Belton, I., MacDonald, A., Wright, G., Hamlin, I., Improving the practical application of the Delphi method in group-based judgment: a six-step prescription for a well-founded and defensible process. **No:** *Technological Forecasting and Social Change*. 2019. 147. 72-82. lpp.
- Ben-Daya, M., Hassini, E., Bahroun, Z., Internet of things and supply chain management: a literature review. **No:** *International Journal of Production Research*. 2019. 57 (15-16). 4719-4742. lpp.
- Benvenuto, D., Giovanetti, M., Vassallo, L., Angeletti, S., Ciccozzi, M., Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset. **No:** *Data in brief*. 2020. 29. 105340. lpp.
- Beric, D., Havzi, S., Lolic, T., Simeunovic, N., Stefanovic, D., Development of the MES software and Integration with an existing ERP Software in Industrial Enterprise. **No:** *2020 19th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH)*. 2020. 1-6. lpp.
- Borangui, T., Trentesaux, D., Thomas, A., Leitão, P., Barata, J., Digital transformation of manufacturing through cloud services and resource virtualization. 2019.
- Borovskiy, V., Zeier, A., Koch, W., Plattner, H., Enabling enterprise composite applications on top of ERP systems. **No:** *IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference, APSCC 2009*. 2009. 492. lpp.
- Bosman, A.S., Engelbrecht, A., Helbig, M., Visualising basins of attraction for the cross-entropy and the squared error neural network loss functions. **No:** *Neurocomputing*. 2020. 400. 113-136. lpp.
- Bresciani, S., Ciampi, F., Meli, F., Ferraris, A., Using big data for co-innovation processes: Mapping the field of data-driven innovation, proposing theoretical developments and providing a research agenda. **No:** *International Journal of Information Management*. 2021. 102347. lpp.
- Brinkkemper, S., Method engineering: engineering of information systems development methods and tools. **No:** *Information and Software Technology*. 38 (4). 1996. 275.–280. lpp.
- Brinkmann, F., Aspöck, L., Ackermann, D., Opdam, R., Vorländer, M., Weinzierl, S., A benchmark for room acoustical simulation. **No:** *Concept and database. Applied Acoustics*. 2021. 176. 107867. lpp.

- Brodsky, A., Krishnamoorthy, M., Menasce, D.A., Shao, G., Rachuri, S., Toward smart manufacturing using decision analytics. **No:** *Proceedings - 2014 IEEE International Conference on Big Data, IEEE Big Data 2014*. 2015. 967. lpp.
- Bueno, A.F., Godinho Filho, M., Frank, A.G., Smart production planning and control in the Industry 4.0 context: A systematic literature review. **No:** *Computers & Industrial Engineering*. 2020. 106774. lpp.
- Buyse, M., Trotta, L., Saad, E.D., Sakamoto, J., Central statistical monitoring of investigator-led clinical trials in oncology. **No:** *International Journal of Clinical Oncology*. 2020. 25 (7). 1207-1214. lpp.
- Cabitza, F., Locoro, A., Batini, C., Making open data more personal through a social value perspective: a methodological approach. **No:** *Information systems frontiers*. 2020. 22 (1). 131-148. lpp.
- Caiado, R.G.G., Scavarda, L.F., Gavião, L.O., Ivson, P., de Mattos Nascimento, D.L., Garza-Reyes, J.A., A fuzzy rule-based industry 4.0 maturity model for operations and supply chain management. **No:** *International Journal of Production Economics*. 2021. 231. 107883. lpp.
- Çaldağ, M.T., Gökalp, M.O., Gökalp, E., Open Government Data: Analysing Benefits and Challenges. **No:** *2019 1st International Informatics and Software Engineering Conference (UBMYK)*. 2019. 1-6. lpp.
- Candler, W., Townsley, R., A linear two-level programming problem. **No:** *Computers & Operations Research*. 1982. 9 (1). 59-76. lpp.
- Cao, K., Liu, Y., Meng, G., Sun, Q., An overview on edge computing research. **No:** *IEEE access*. 2020. 8. 85714-85728. lpp.
- Cardoso, P.J.S., Schütz, G., Semião, J., Monteiro, J., Rodrigues, J., Mazayev, A., Ey, E., Viegas, M., Integration of a real-time stochastic routing optimization software with an enterprise resource planner. **No:** *Geographical Information Systems Theory, Applications and Management*. 2016. 124–141. lpp.
- Carpenter, J.R., Kenward, M., Missing data. **No:** *SAGE Publications Limited*. 2020.
- Catt, P.M., Barbour, R.H., Robb, D.J., Assessing forecast model performance in an ERP environment. **No:** *Industrial Management and Data Systems*. 2008. 108 (5). 677–697. lpp.
- Chabert, J.L., Euclid's Algorithm. **No:** *A History of Algorithms*. 1999. 113-138. lpp.

- Chadhar, M.A., Daneshgar, F., Organizational Learning and ERP Post-implementation Phase: A Situated Learning Perspective. **No:** *J. Inf. Technol. Theory Appl.* 2018. 19 (2). 7. lpp.
- Chandra, C., Grabis, J., Application of the Service-Oriented Architecture in Integration of Decision-Modeling Applications. **No:** *IIE Annual Conference Proceedings Institute of Industrial and Systems Engineers (IISE)*. 2007. 82. lpp.
- Chang, V., An ethical framework for big data and smart cities. **No:** *Technological Forecasting and Social Change*. 2021. 165. 120559. lpp.
- Chatfield, C., The Holt-winters forecasting procedure. **No:** *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*. 1978. 27 (3). 264-279. lpp.
- Chatfield, C., Xing, H., The analysis of time series: an introduction with R. **No:** *CRC press*. 2019.
- Chen, J., Lv, Z., Song, H., Design of personnel big data management system based on blockchain. **No:** *Future Generation Computer Systems*. 2019. 101. 1122-1129. lpp.
- Cheng, C.H., Chang, J.R., Huang, H.H., A novel weighted distance threshold method for handling medical missing values. **No:** *Computers in Biology and Medicine*. 122. 2020. 103824. lpp.
- Chi, M., Wang, W., Lu, X., George, J.F., Antecedents and outcomes of collaborative innovation capabilities on the platform collaboration environment. **No:** *International Journal of Information Management*. 2018. 43. 273-283. lpp.
- Chianese, A., Piccialli, F., A service oriented framework for analysing social network activities. **No:** *Procedia Computer Science*. 2016. 98. 509-514. lpp.
- Chofreh, A.G., Goni, F.A., Klemeš, J.J., A roadmap for Sustainable Enterprise Resource Planning systems implementation (part III). **No:** *Journal of cleaner Production*. 2018. 174. 1325-1337. lpp.
- Chofreh, A.G., Goni, F.A., Klemeš, J.J., Malik, M.N., Khan, H.H., Development of guidelines for the implementation of sustainable enterprise resource planning systems. **No:** *Journal of Cleaner Production*. 2020. 244. 118655. lpp.
- Chou, D.C., Tripuramallu H.B., Chou, A.Y., BI and ERP integration. **No:** *Information Management & Computer Security*. 2005. 13 (5). 340-349. lpp.
- Chuprunov, M., IT general controls in SAP ERP. **No:** *Auditing and GRC Automation in SAP*. 2013. 131-163. lpp.

- Côrte-Real, N., Ruivo, P., Oliveira, T., Leveraging internet of things and big data analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value? **No:** *Information & Management*. 2020. 57 (1). 103141. lpp.
- Coughlan, T., The use of open data as a material for learning. **No:** *Educational Technology Research and Development*. 2020. 68 (1). 383-411. lpp.
- Cruz-Cunha, M.M., Silva, J.P., Goncalves, J.J., Fernandes, J.A., Avila, P.S., ERP selection using an AHP-based decision support system. **No:** *Research Anthology on Recent Trends, Tools, and Implications of Computer Programming*. 2021. 374-391. lpp.
- Cruz-Jesus, F., Pinheiro, A., Oliveira, T., Understanding CRM adoption stages: empirical analysis building on the TOE framework. **No:** *Computers in Industry*. 2019. 109. 1-13. lpp.
- da Silva, V.L., Kovaleski, J.L., Pagani, R.N., Technology transfer in the supply chain oriented to industry 4.0: a literature review. **No:** *Technology Analysis & Strategic Management*. 2019. 31 (5). 546-562. lpp.
- Dabi, J., Wiafe, I., Stibe, A., Abdulai, J.D., Can an enterprise system persuade? The role of perceived effectiveness and social influence. **No:** *International conference on persuasive technology*. 2018. 45-55. lpp.
- Dai, W., Zhang, Z., Wang, P., Vyatkin, V., Christensen, J.H., Service-oriented data acquisition and management for industrial cyber-physical systems. **No:** *2017 IEEE 15th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*. 2017. 759-764. lpp.
- Dallasega, P., Rojas, R.A., Rauch, E., Matt, D.T., Simulation based validation of supply chain effects through ICT enabled real-time-capability in ETO production planning. **No:** *Procedia Manufacturing*. 2017. 11. 846-853. lpp.
- Dames, P.M., Distributed multi-target search and tracking using the PHD filter. **No:** *Autonomous robots*. 2020. 44 (3). 673-689. lpp.
- Dandl, F., Hyland, M., Bogenberger, K., Mahmassani, H.S., Evaluating the impact of spatio-temporal demand forecast aggregation on the operational performance of shared autonomous mobility fleets. **No:** *Transportation*. 2019. 46 (6). 1975-1996. lpp.
- Dargam, F., Liu, S., Ribeiro, R.A., On the Impact of Big Data Analytics in Decision-Making Processes. **No:** *EURO Working Group on DSS*. 2021. 273-298.lpp.

- Daszczuk, W.B., Rybiński, H., Wilkin, P., Using Domain Specific Languages and Domain Ontology in Workflow Design in Syndatis BPM4 Environment. **No:** *International Conference on Dependability and Complex Systems*. 2020. 143-154. lpp.
- de Brito, M.S., Hoque, S., Magedanz, T., Steinke, R., Willner, A., Nehls, D., Keils, O., Schreiner, F., A service orchestration architecture for fog-enabled infrastructures. **No:** *2017 Second International Conference on Fog and Mobile Edge Computing (FMEC)*. 2017. 127-132. lpp.
- Demi, S., Haddara, M., Do cloud ERP systems retire? An ERP lifecycle perspective. **No:** *Procedia computer science*. 2018. 138. 587-594. lpp.
- Demyanova, O.V., Andreeva, E.V., Sibgatullina, D.R., Kireeva-Karimova, A.M., Gafurova, A.Y., Zakirova, C.S., Evaluation of effectiveness of information systems implementation in organization (by example of ERP-systems). **No:** *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. 1015 (4). 042009. lpp.
- Denner, M.S., Püschel, L.C., Röglinger, M., How to exploit the digitalization potential of business processes. **No:** *Business & Information Systems Engineering*. 2018. 60 (4). 331-349. lpp.
- Deokar, A.V., El-Gayar, O.F., 2013. On semantic annotation of decision models. **No:** *Information Systems and e-Business Management*. 2013. 11 (1). 93–117. lpp.
- Dickey, D.A., Fuller, W.A., Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root. **No:** *Journal of the American statistical association*. 1979. 74 (366a). 427-431. lpp.
- Dickersbach, J.T., Passon, M.F., Master data, services and basis functions. In *Service Parts Planning with SAP SCM™*. 2015. 13-48. 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.
- Dos Anjos, J.C., Matteussi, K.J., De Souza, P.R., Grabher, G.J., Borges, G.A., Barbosa, J.L., Gonzalez, G.V., Leithardt, V.R., Geyer, C.F., Data processing model to perform big data analytics in hybrid infrastructures. **No:** *IEEE Access*. 2020. 8. 170281-170294. lpp.
- Duan, Y., Li, J., Srivastava, G., Yeh, J.H., Data storage security for the Internet of Things. **No:** *The Journal of Supercomputing*. 2020. 1-19. lpp.
- Edwards, W., The theory of decision making. **No:** *Psychological bulletin*. 1954. 51 (4). 380. lpp.

- Effat, H.A., El-Zeiny, A.M., Integration of satellite data and spatial decision models for zoning new urban communities in El-Fayoum Desert. **No:** *Arabian Journal of Geosciences*. 2020. 13 (20). 1-13. lpp.
- Ehsan, A., Yang, Q., State-of-the-art techniques for modelling of uncertainties in active distribution network planning: A review. **No:** *Applied energy*. 2019. 239. 1509-1523.lpp.
- Elbahri, F.M., Al-Sanjary, O.I., Ali, M.A., Naif, Z.A., Ibrahim, O.A., Mohammed, M.N., Difference comparison of SAP, Oracle, and Microsoft solutions based on cloud ERP systems: A review. **No:** *2019 IEEE 15th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*. 2019. 65-70. lpp.
- El-Gayar, O., Deokar, A., A semantic service-oriented architecture for distributed model management systems. **No:** *Decision Support Systems*. 2013. 55 (1), 374–384. lpp.
- Emelyanova, O.V., Timofeeva, O.G., Perepelkin, I.G., Information Component in the Construction of Cooperation of Innovatively Active Business Entities. **No:** *Frontier Information Technology and Systems Research in Cooperative Economics*. 2021. 165-173. lpp.
- Ericsson, N.R., Martinez, A.B., Evaluating government budget forecasts. **No:** *The Palgrave Handbook of Government Budget Forecasting*. 2019. 37-69. lpp.
- Facchini, F., Digiesi, S., Mossa, G., Optimal dry port configuration for container terminals: A non-linear model for sustainable decision making. **No:** *International Journal of Production Economics*. 2020. 219. 164-178. lpp.
- Falk, J.E., Exact solutions of inexact linear programs. **No:** *Operations Research*. 1976. 24 (4). 783-787. lpp.
- Ferretti, V., Grosso, R., Designing successful urban regeneration strategies through a behavioral decision aiding approach. **No:** *Cities*. 2019. 95. 102386. lpp.
- Fildes, R., Goodwin, P., Stability in the inefficient use of forecasting systems: A case study in a supply chain company. **No:** *International Journal of Forecasting*. 2021. 37 (2). 1031-1046. 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.

- Friedemann, S., Schumann, M., How to consider supply uncertainty of renewable resources in the basic data structures of ERP-systems. **No:** *Innovation and Future of Enterprise Information Systems*. 2013. 253-269. lpp.
- Frontoni, E., Marinelli, F., Rosetti, R., Zingaretti, P., Optimal stock control and procurement by reusing of obsolescences in manufacturing. **No:** *Computers & Industrial Engineering*. 2020. 148. 106697. lpp.
- Galli, G., Patrone, C., Battilani, C., Revetria, R., Simulation and Business Process Management Notation in Support of Business Process Re-engineering. **No:** *Transactions on Engineering Technologies*. 2021. 47-58. lpp.
- Gautam, B., Basava, A., Performance prediction of data streams on high-performance architecture. **No:** *Human-centric Computing and Information Sciences*. 2019. 9 (1). 1-23. lpp.
- Gavrilă, S.G., de Lucas Ancillo, A., Spanish SMEs' digitalization enablers: E-Receipt applications to the offline retail market. **No:** *Technological Forecasting and Social Change*. 2021. 162. 120381. lpp.
- Girbea, A., Suciu, C., Nechifor, S., Sisak, F., Design and implementation of a service-oriented architecture for the optimization of industrial applications. **No:** *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2014. 10 (1). 185-196. lpp.
- Goodall, P., Sharpe, R., West, A., A data-driven simulation to support remanufacturing operations. **No:** *Computers in Industry*. 2019. 105. 48-60. lpp.
- Goryunova, V.V., Goryunova, T.I., Lukinova, O.V., Ontologically-Oriented methods of integration of modular ERP systems. **No:** *2017 Second Russia and Pacific Conference on Computer Technology and Applications (RPC)*. 2017. 75-79. lpp.
- Grabis, J., Kampars, J., Pinka, K., Pekša, J., A data streams processing platform for matching information demand and data supply. **No:** *International Conference on Advanced Information Systems Engineering*. 2019. 111-119. lpp.
- Guazzelli, A., Zeller, M., Lin, W., Williams, G., PMML: An open standard for sharing models. **No:** *R Journal*. 2009. 1 (1). 60–65. lpp.
- Guizzi, G., Falcone, D., De Felice, F., An integrated and parametric simulation model to improve production and maintenance processes: Towards a digital factory performance. **No:** *Computers & Industrial Engineering*. 2019. 137. 106052. lpp.
- Guo, J., Wang, L., Learning to upgrade internet information security and protection strategy in big data era. **No:** *Computer Communications*. 2020. 160. 150-157. lpp.

- Gupta, R., Lau, C.K.M., Wohar, M.E., The impact of US uncertainty on the Euro area in good and bad times: Evidence from a quantile structural vector autoregressive model. **No:** *Empirica*. 2019. 46 (2). 353-368. lpp.
- Gupta, S., Meissonier, R., Drave, V.A., Roubaud, D., Examining the impact of Cloud ERP on sustainable performance: A dynamic capability view. **No:** *International Journal of Information Management*. 2020. 51. 102028. lpp.
- Hamerly, G., Making k-means even faster. **No:** *Proceedings of the 2010 SIAM international conference on data mining. Society for Industrial and Applied Mathematics*. 2010. 130-140. lpp.
- Harika, A., Kumar, M.S., Natarajan, V.A., Kallam, S., Business Process Reengineering: Issues and Challenges. **No:** *Proceedings of Second International Conference on Smart Energy and Communication*. 2021. 363-382. lpp.
- HariPriya, V., Patil, P.G., Kumar, T.A., 2021. Sarcasm Detection on Twitter Data Using R and Python. **No:** *Advances in Medical Physics and Healthcare Engineering*. 2021. 455-462. lpp
- Harmon, P., Business process change: a business process management guide for managers and process professionals. **No:** *Morgan Kaufmann*. 2019.
- Hartley, J.L., Sawaya, W.J., Tortoise, not the hare: Digital transformation of supply chain business processes. **No:** *Business Horizons*. 2019. 62 (6). 707-715. lpp.
- Harvey, E.P., Cardwell, R.C., McDonald, G.W., van Delden, H., Vanhout, R., Smith, N.J., Kim, J.H., Forgie, V.E., van den Belt, M., Developing integrated models by coupling together existing models; land use, economics, demographics and transport in Wellington, New Zealand. **No:** *Computers, Environment and Urban Systems*. 2019. 74. 100-113. lpp.
- He, Y., Xiang, Z., Zheng, J., Lin, Y., Overton, J.A., Ong, E., The eXtensible ontology development (XOD) principles and tool implementation to support ontology interoperability. **No:** *Journal of biomedical semantics*. 2018. 9 (1). 1-10. lpp.
- He, L., Yue, P., Moving towards intelligent giservices. **No:** *2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2015. 1373-1376. lpp.
- Heidari, A.A., Faris, H., Aljarah, I., Mirjalili, S., An efficient hybrid multilayer perceptron neural network with grasshopper optimization. **No:** *Soft Computing*. 2019. 23 (17). 7941-7958. lpp.
- Hein, A., Schreieck, M., Riasanow, T., Setzke, D.S., Wiesche, M., Böhm, M., Krcmar, H., Digital platform ecosystems. **No:** *Electronic Markets*. 2019. 1-12. lpp.

- HeydariGorji, A., Rezaei, S., Torabzadehkashi, M., Bobarshad, H., Alves, V., Chou, P.H., Hypertune: Dynamic hyperparameter tuning for efficient distribution of dnn training over heterogeneous systems. **No:** *2020 IEEE/ACM International Conference On Computer Aided Design (ICCAD)*. 2020. 1-8. lpp.
- Heredia, J.S., Flores-García, E., Solano, A.R., Comparative Analysis Between Standards Oriented to Web Services: SOAP, REST and GRAPHQL. **No:** *International Conference on Applied Technologies*. 2019. 286-300. lpp.
- Hillmer, S.C., Tiao, G.C., An ARIMA-model-based approach to seasonal adjustment. **No:** *Journal of the American Statistical Association*. 1982. 77 (377). 63-70. lpp.
- Hyndman, R.J., Moving Averages. 2011.
- 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.
- Hu, Q.L., Liu, J.Y., Hobson, D.B., Cohen, M.E., Hall, B.L., Wick, E.C., Ko, C.Y., Best practices in data use for achieving successful implementation of enhanced recovery pathway. **No:** *Journal of the American College of Surgeons*. 2019. 229 (6). 626-632. lpp.
- Huang, Y., Porter, A.L., Zhang, Y., Lian, X., Guo, Y., An assessment of technology forecasting: Revisiting earlier analyses on dye-sensitized solar cells (DSSCs). **No:** *Technological Forecasting and Social Change*. 2019. 146. 831-843. lpp.
- Ibrahim, S.H., Duraisamy, S., Sridevi, U.K., Flexible and reliable ERP project customization framework to improve user satisfaction level. **No:** *Cluster Computing*. 2019. 22 (2). 2889-2895. lpp.
- Imtyaz, A., Haleem, A., Javaid, M., Analysing governmental response to the COVID-19 pandemic. **No:** *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*. 2020. 10 (4). 504-513. lpp.
- Yeow, A., Soh, C., Hansen, R., Aligning with new digital strategy: A dynamic capabilities approach. **No:** *The Journal of Strategic Information Systems*. 2018. 27 (1). 43-58. lpp.
- Yoo, B.K., Kim, S.H., A Suggestion for ERP Software Customization Model Using Module Modification Factors. **No:** *Advances in Computer Science and Ubiquitous Computing*. 2021. 563-568. lpp.

- You, L., Financial Risk Measurement of High Energy Consumption Enterprises Based on Data Mining from the Perspective of Low-Carbon Ecological Environment. **No:** *Ekoloji Dergisi*. 108. 2019.
- Yu, W., Chavez, R., Jacobs, M.A., Feng, M., Data-driven supply chain capabilities and performance: A resource-based view. **No:** *Transportation Research Part E: logistics and transportation review*. 2018. 114. 371-385. lpp.
- Jacquier, E., Kane, A., Marcus, A.J., Geometric or arithmetic mean: A reconsideration. **No:** *Financial Analysts Journal*. 2003. 59 (6). 46-53. lpp.
- Jamshidi, P., Pahl, C., Mendonça, N.C., Lewis, J., Tilkov, S., Microservices: The journey so far and challenges ahead. **No:** *IEEE Software*. 2018. 35 (3). 24-35. 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.
- Jetzek, T., Avital, M., Bjorn-Andersen, N., The sustainable value of open government data. **No:** *Journal of the Association for Information Systems*. 2019. 20 (6). 6. lpp.
- Jiasheng, C., Analysis of the Impact of Macroeconomic Business Analysis on Modern Management Accounting Information Decision-Making. 2019.
- Jingxing, W., Ma, Y.-S., Design of a feature-based order acceptance and scheduling module in an ERP system. **No:** *Computers in Industry*. 2014. 65 (1). 64–78. lpp.
- Ju, X., Ferreira, F.A., Wang, M., Innovation, agile project management and firm performance in a public sector-dominated economy: Empirical evidence from high-tech small and medium-sized enterprises in China. **No:** *Socio-Economic Planning Sciences*. 2020. 72. 100779. lpp.
- Junior, C.H., Oliveira, T., Yanaze, M., The adoption stages (Evaluation, Adoption, and Routinisation) of ERP systems with business analytics functionality in the context of farms. **No:** *Computers and electronics in agriculture*. 2019. 156. 334-348. lpp.
- Karduck, A.P., Chitlur, S.S., Data driven decision making for sustainable smart environments. **No:** *Proceedings - 2015 11th International Conference on Innovations in Information Technology, IIT 2015*. 2016. 146. lpp.
- Karthikeyan, N.K., RS, R.K., Fuzzy service conceptual ontology system for cloud service recommendation. **No:** *Computers & Electrical Engineering*. 2018. 69. 435-446. lpp.

- Kelle, P., Akbulut, A., The role of ERP tools in supply chain information sharing, cooperation, and cost optimization. **No:** *International Journal of Production Economics*. 2005. 93–94. lpp.
- Khayer, A., Talukder, M.S., Bao, Y., Hossain, M.N., Cloud computing adoption and its impact on SMEs’ performance for cloud supported operations: A dual-stage analytical approach. **No:** *Technology in Society*. 2020. 60. 101225. lpp.
- Khalilpourazari, S., Khalilpourazary, S., Optimization of time, cost and surface roughness in grinding process using a robust multi-objective dragonfly algorithm. **No:** *Neural Computing and Applications*. 2020. 32 (8). 3987-3998. lpp.
- Khan, F., Ramasamy, L.K., Web Services Security Using Semantic Technology. **No:** *Recent Advances in Intelligent Systems and Smart Applications*. 2021. 403-427. lpp.
- Khan, M.M.H., Muhammad, N.S., El-Shafie, A., Wavelet based hybrid ANN-ARIMA models for meteorological drought forecasting. **No:** *Journal of Hydrology*. 2020. 590. 125380. lpp.
- Kiran, T. and Reddy, A., Critical success factors of ERP implementation in SMEs. **No:** *Journal of Project Management*. 2019. 4 (4). 267-280. lpp.
- Kitjacharoenchai, P., Ventresca, M., Moshref-Javadi, M., Lee, S., Tanchoco, J.M., Brunese, P.A., Multiple traveling salesman problem with drones: Mathematical model and heuristic approach. **No:** *Computers & Industrial Engineering*. 2019. 129. 14-30. lpp.
- Koç, H., Sandkuhl, K., Capability-driven digital service innovation: Implications from business model and service process perspectives. **No:** *IFIP Working Conference on The Practice of Enterprise Modeling*. 2017. 126-140. lpp.
- Kotthoff, L., Thornton, C., Hoos, H.H., Hutter, F., Leyton-Brown, K., Auto-WEKA: Automatic model selection and hyperparameter optimization in WEKA. **No:** *Automated Machine Learning*. 2019. 81-95. lpp.
- Kowal, J., Mäkiö, J., Jasińska-Biliczak, A., Business competencies and innovation capability in cross-border small regional enterprises. **No:** *2017 IEEE 15th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*. 2017. 905-910. lpp.
- Krenczyk, D., Jagodzinski, M., ERP, APS and simulation systems integration to support production planning and scheduling. **No:** *10th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*. 2015. 451–461. lpp.

- Kridel, D., Dolk, D., Automated self-service modeling: Predictive analytics as a service. **No:** *Information Systems and e-Business Management*. 2013. 11 (1). 119–140. lpp.
- Kuhn, T., Bruhin, J., Hill, T., Making Processes Patient-Centric: Process Standardization and Automation in the Healthcare Sector at Hirslanden AG. **No:** *Business Process Management Cases*. 2021. 2. 221-233. lpp.
- Kulkarni, S., Organizational Change Management in S/4HANA. **No:** *Implementing SAP S/4HANA*. 2019. 121-135. lpp.
- Kumar, S. and Singh, M., A novel clustering technique for efficient clustering of big data in Hadoop Ecosystem. **No:** *Big Data Mining and Analytics*. 2019. 2 (4). 240-247. lpp.
- Kumar, S., Manjrekar, V., Singh, V., Lad, B.K., Integrated yet distributed operations planning approach: A next generation manufacturing planning system. **No:** *Journal of Manufacturing Systems*. 2020. 54. 103-122. lpp.
- Kunath, M., Winkler, H., Usability of information systems to support decision making in the order management process. **No:** *Procedia Cirp*. 2019. 81. 322-327. lpp.
- Kuo, T.H., Chen, C.H., Kung, H.Y., Liao, Y.S., Applications of the web service middleware framework based on the BPEL. **No:** *2016 IEEE 5th Global Conference on Consumer Electronics*. 2016. 1-5. lpp.
- Kurbel, K., Nowak, D., Customization of on-demand ERP software using SAP Business by Design as an example. **No:** *Lecture Notes in Information Systems and Organisation*. 2013. 4. 289–297. lpp.
- Kwiatkowski, D., Phillips, P.C., Schmidt, P., Shin, Y., Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root? **No:** *Journal of econometrics*. 1992. 54 (1-3). 159-178. lpp.
- Lamine, E., Thabet, R., Sienou, A., Bork, D., Fontanili, F., Pingaud, H., BPRIM: An integrated framework for business process management and risk management. **No:** *Computers in Industry*. 2020. 117. 103199. lpp.
- Laña, I., Olabarrieta, I.I., Vélez, M., Del Ser, J., On the imputation of missing data for road traffic forecasting: New insights and novel techniques. **No:** *Transportation research part C: emerging technologies*. 2018. 90. 18-33. lpp.

- Lee, H.Y., Wang, N.J., Cloud-based enterprise resource planning with elastic model–view–controller architecture for Internet realization. **No:** *Computer Standards & Interfaces*. 2019. 64. 11-23. lpp.
- Lemonakis, C., Sariannidis, N., Garefalakis, A., Adamou, A., Visualizing operational effects of ERP systems through graphical representations: current trends and perspectives. **No:** *Annals of Operations Research*. 2018. 1-18. lpp.
- Li, H., Gao, X., Li, R., Exponential stability and sampled-data synchronization of delayed complex-valued memristive neural networks. **No:** *Neural Processing Letters*. 2020. 51 (1). 193-209. lpp.
- Li, M., Chapman, G.B., Medical decision making. **No:** *The Wiley Encyclopedia of Health Psychology*. 2020. 347-353. lpp.
- Li, W., Guo, Q., Elkan, C., One-Class Remote Sensing Classification From Positive and Unlabeled Background Data. **No:** *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2020. 14. 730-746. lpp.
- Liao, Y., Vakanski, A., Xian, M., A deep learning framework for assessing physical rehabilitation exercises. **No:** *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. 2020. 28 (2). 468-477. lpp.
- Lieberman, J. G., Hillier, S. F., Introduction to Operation Research Eight Edition. 2008.
- Linares-Mustarós, S., Ferrer-Comalat, J.C., Corominas-Coll, D., Merigó, J.M., The weighted average multiexperton. **No:** *Information Sciences*. 2020.
- Lindgreen, A., Di Benedetto, C.A., Beverland, M.B., How to write up case-study methodology sections. 2020.
- Linthicum, D.S., Next Generation Application Integration: From Simple Information to Web Services, **No:** *Addison-Wesley Professional*. 2003.
- Liu, P., Fan, W., Exploring injury severity in head-on crashes using latent class clustering analysis and mixed logit model: A case study of North Carolina. **No:** *Accident Analysis & Prevention*. 135. 2020. 105388. lpp.
- Liu, Q., Feng, G., Tayi, G.K., Tian, J., Managing data quality of the data warehouse: A chance-constrained programming Approach. **No:** *Information Systems Frontiers*. 2021. 23 (2). 375-389. lpp.
- Liu, Q., Liu, G., Research on the framework of decision support system based on ERP systems. **No:** *2nd International Workshop on Education Technology and Computer Science, ETCS 2010*. 2010. 704. lpp.

- Liu, Q., Wang, L., t-Test and ANOVA for data with ceiling and/or floor effects. **No:** *Behavior Research Methods*. 53 (1). 2021. 264-277. lpp.
- Liu, W., Huang, G., Zheng, A., Liu, J., Research on the optimization of IIoT data processing latency. **No:** *Computer Communications*. 2020. 151. 290-298. lpp.
- Liu, W., Liu, W.D., Gu, J., Forecasting oil production using ensemble empirical model decomposition based Long Short-Term Memory neural network. **No:** *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020. 189. 107013. lpp.
- Lübke, D., Pautasso, C., Empirical Research in Executable Process Models. **No:** *Empirical Studies on the Development of Executable Business Processes*. 2019. 3-12. lpp.
- Ma, Z., Chen, G., Bayesian methods for dealing with missing data problems. **No:** *Journal of the Korean Statistical Society*. 2018. 47 (3). 297-313. lpp.
- Maheshwari, P., Enterprise application integration using a component-based architecture. **No:** *Proceedings 27th Annual International Computer Software and Applications Conference COMPAC 2003*. 2003. 557-562. lpp.
- Mahmud, I., Ramayah, T., Kurnia, S., To use or not to use: Modelling end user grumbling as user resistance in pre-implementation stage of enterprise resource planning system. **No:** *Information Systems*. 2017. 69. 164-179. lpp.
- Malik, S., Kim, D.H., A comparison of RESTful vs. SOAP web services in actuator networks. **No:** *2017 Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*. 2017. 753-755. lpp.
- Markovičs, Z., Ekspertu novērtējumu metodes. 2009. Rīga: RTU Izdevniecība.
- Martino, R., D'Antonio, S., Coppolino, L., Romano, L., Security in cross-border medical data interchange: a technical analysis and a discussion of possible improvements. **No:** *2017 IEEE 41st annual computer software and applications conference (COMPSAC)*. 2017. 2. 317-322. lpp.
- Massaro, A., Mastandrea, G., D'Oriano, L., Rana, G.R., Savino, N., Galiano, A., Systems for an intelligent application of Automated Processes in industry: a case study from "PMI IoT Industry 4.0" project. **No:** *2020 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 & IoT*. 2020. 21-26. lpp.
- McBride, K., Aavik, G., Toots, M., Kalvet, T., Krimmer, R., How does open government data driven co-creation occur? Six factors and a 'perfect storm'; insights from Chicago's food inspection forecasting model. **No:** *Government Information Quarterly*. 2019. 36 (1). 88-97. lpp.

- Meager, R., Understanding the average impact of microcredit expansions: A bayesian hierarchical analysis of seven randomized experiments. **No:** *American Economic Journal: Applied Economics*. 2019. 11 (1). 57-91. lpp.
- Meyr, H., Wagner, M., Rohde, J., Structure of Advanced Planning Systems. **No:** *Stadtler, H., Kilger, C., Meyr, H. (eds) Supply Chain Management and Advanced Planning, Springer Texts in Business and Economics*. 2015. 99–106. lpp.
- Melo, P., da Cunha, P.R., da Silva, C.F., Macedo, A., Automatic run-time versioning for BPEL processes. **No:** *Service Oriented Computing and Applications*. 2017. 11 (3). 315-327. lpp.
- Mengist, W., Soromessa, T., Legese, G., Method for conducting systematic literature review and meta-analysis for environmental science research. **No:** *MethodsX*. 7. 2020. 100777. lpp.
- Meredith, J.R., Shafer, S.M., Operations and supply chain management for MBAs. **No:** *John Wiley & Sons*. 2019.
- Myrodia, A., Randrup, T., Hvam, L., Configuration lifecycle management maturity model. **No:** *Computers in Industry*. 2019. 106. 30-47. lpp.
- Moayed, H.Z., Masnadi-Shirazi, M.A., Arima model for network traffic prediction and anomaly detection. **No:** *2008 international symposium on information technology*. 2008. 4. 1-6. lpp.
- Moh'd Anwer, A.S., Towards better understanding of determinants logistical factors in SMEs for cloud ERP adoption in developing economies. **No:** *Business Process Management Journal*. 2019.
- Moleda, M., Momot, A., Mrozek, D., Predictive maintenance of boiler feed water pumps using SCADA data. **No:** *Sensors*. 2020. 20 (2). 571. lpp.
- Moon, Y.B., Phatak, D., Enhancing ERP system's functionality with discrete event simulation. **No:** *Industrial Management and Data Systems*. 2005. 105 (9). 1206–1224. lpp.
- Moshref-Javadi, M., Hemmati, A., Winkenbach, M., A truck and drones model for last-mile delivery: a mathematical model and heuristic approach. **No:** *Applied Mathematical Modelling*. 2020. 80. 290-318. lpp.
- Muangprathub, J., Intarasit, A., Boongasame, L., Phaphoom, N., Portfolio Risk and Return with a New Simple Moving Average of Price Change Ratio. **No:** *Wireless Personal Communications*. 2020. 115 (4). 3137-3153. lpp.

- Muchaendepi, W., Mbohwa, C., Hamandishe, T., Kanyepe, J., Inventory management and performance of SMEs in the manufacturing sector of Harare. **No:** *Procedia Manufacturing*. 2019. 33. 454-461. lpp.
- Muller, J., Garrison, L., Ulbrich, P., Schreiber, S., Bruckner, S., Hauser, H., Oeltze-Jafra, S., Integrated dual analysis of quantitative and qualitative high-dimensional data. **No:** *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2021. 27 (6). 2953-2966. lpp.
- Muñoz, P., Cohen, B., Mapping out the sharing economy: A configurational approach to sharing business modeling. **No:** *Technological Forecasting and Social Change*. 2017. 125. 21-37. lpp.
- Naylor, T.H., Seaks, T.G., Wichern, D.W., Box-Jenkins methods: An alternative to econometric models. **No:** *International Statistical Review/Revue Internationale de Statistique*. 1972. 123-137. lpp.
- Nazarov, D.M., Nazarov, A.D., Kovtun, D.B., Building technology and predictive analytics models in the SAP analytic cloud digital service. **No:** *2020 IEEE 22nd Conference on Business Informatics (CBI)*. 2020. 2. 106-110. lpp.
- Nepal, B., Yamaha, M., Yokoe, A., Yamaji, T., Electricity load forecasting using clustering and ARIMA model for energy management in buildings. **No:** *Japan Architectural Review*. 2020. 3 (1). 62-76. lpp.
- Neuts, B., Revisiting Bruges: Investigating the Importance of Tourist Crowding Perception in the Visitor Experience Through Computational Text Analysis. **No:** *A Broad View of Regional Science*. 2021. 235-258. lpp.
- Neves, F.T., de Castro Neto, M., Aparicio, M., The impacts of open data initiatives on smart cities: A framework for evaluation and monitoring. **No:** *Cities*. 2020. 106. 102860. lpp.
- Nikiforova, A., McBride, K., Open government data portal usability: A user-centred usability analysis of 41 open government data portals. **No:** *Telematics and Informatics*. 2021. 58. 101539. lpp.
- Niknejad, N., Ismail, W., Ghani, I., Nazari, B., Bahari, M., Understanding Service-Oriented Architecture (SOA): A systematic literature review and directions for further investigation. **No:** *Information Systems*. 2020. 91. 101491. lpp.
- Nikolopoulos, K., Metaxiotis, K., Lekatis, N., Assimakopoulos, V., Integrating industrial maintenance strategy into ERP. **No:** *Industrial Management and Data Systems*. 2003. 103 (3-4). 184-191. lpp.

- O'Leary, D.E., Supporting decisions in real-time enterprises: autonomic supply chain systems. **No:** *Inf Syst E-Bus Management*. 2008. 239–255. lpp.
- Okungbowa, A., Processing periodic programs. **No:** *Asset Accounting Configuration in SAP ERP*. 2016. 269-294. 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.
- Ordóñez, C., Threlfall, C.G., Kendal, D., Hochuli, D.F., Davern, M., Fuller, R.A., van der Ree, R., Livesley, S.J., Urban forest governance and decision-making: A systematic review and synthesis of the perspectives of municipal managers. **No:** *Landscape and urban planning*. 2019. 189. 166-180. lpp.
- Orosz, I., Selmeci, A., Orosz, T., Software as a Service operation model in cloud based ERP systems. **No:** *2019 IEEE 17th World Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI)*. 2019. 345-354. lpp.
- Ouyang, C., Adams, M., Wynn, M.T., ter Hofstede, A.H., Workflow management. **No:** *Handbook on Business Process Management 1*. 2015. 475-506.lpp.
- Paik, H.Y., Lemos, A.L., Barukh, M.C., Benatallah, B., Natarajan, A., Web Service Composition: Control Flows. **No:** *Web Service Implementation and Composition Techniques*. 2017. 159-192. lpp.
- Parimala, N., Kohar, R., Evolution metrics for a BPEL process. **No:** *Intelligent Computing and Information and Communication*. 2018. 305-316. lpp.
- Parimala, N., Saini, A., Non-functional Properties of a Webservice. **No:** *Webservices*. 2019. 53-77. lpp.
- Park, K.T., Lee, J., Kim, H.J., Do Noh, S., Digital twin-based cyber physical production system architectural framework for personalized production. **No:** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2020. 106 (5). 1787-1810. lpp.
- Park, S., Gil-Garcia, J.R., Open data innovation: Visualizations and process redesign as a way to bridge the transparency-accountability gap. **No:** *Government Information Quarterly*. 2021. 101456. lpp.
- Parthasarathy, S., Daneva, M., An approach to estimation of degree of customiza-tion for ERP projects using prioritized requirements. **No:** *Journal of systems and software*. 2016. 117. 471-487. 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 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
- 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: Rīga, 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
- Perrin, A., Freyssenge, J., Haesebaert, J., Tazarourte, K., Termoz, A., Grimaud, O., Derex, L., Viprey, M., Schott, A.M., Are there socio-economic inequities in access to reperfusion therapy: The stroke 69 cohort. **No: Revue Neurologique**. 2021.
- Piroozfar, P., Farr, E.R., Hvam, L., Robinson, D., Shafiee, S., Configuration platform for customisation of design, manufacturing and assembly processes of building façade systems: A building information modelling perspective. **No: Automation in Construction**. 2019. 106. 102914. lpp.
- Portet, S., A primer on model selection using the Akaike Information Criterion. **No: Infectious Disease Modelling**. 2020. 5. 111-128. lpp.
- Prashanth, B.N., Venkataram, R., Development of modular integration framework between PLM and ERP systems. **No: Materials Today: Proceedings**. 2017. 4 (2). 2269-2278. lpp.
- Pratro, S., Panda, B.S., A Novel Concept and Review on Retrieval of Missing Data. **No: 2020 International Conference on Computer Science, Engineering and Applications (ICCSEA)**. 2020. 1-4. lpp.
- Putnik, G.D., Putnik, Z., A semiotic framework for manufacturing systems integration– Part I: Generative integration model. **No: International Journal of Computer Integrated Manufacturing**. 2010. 23 (8-9). 691-709. lpp.
- Rajšp, A., Horng-Jyh, P.W., Beranič, T., Heričko, M., Impact of an introductory ERP simulation game on the students' perception of SAP usability. **No: International Workshop on Learning Technology for Education in Cloud**. 2018. 48-58. lpp.
- Ramirez-Peña, M., Sotano, A.J.S., Pérez-Fernandez, V., Abad, F.J., Batista, M., Achieving a sustainable shipbuilding supply chain under I4. 0 perspective. **No: Journal of Cleaner Production**. 2020. 244. 118789. lpp.

- Reijers, H.A., Business Process Management: The evolution of a discipline. **No:** *Computers in Industry*. 2021. 126. 103404. lpp.
- 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.
- Rezvani, Z., Hudson, P., How do middle managers really make decisions within the oil and gas industry? **No:** *Safety science*. 2021. 139. 105199. lpp.
- Rizvi, S., Cao, J., Zhang, K., Hao, Q., DeepGhost: real-time computational ghost imaging via deep learning. **No:** *Scientific Reports*. 2020. 10 (1). 1-9. lpp.
- Robinson, S., Conceptual modelling for simulation Part I: definition and requirements. **No:** *Journal of the operational research society*. 2008. 59 (3). 278-290. lpp.
- Rodriguez, H., Flores, J.J., Morales, L.A., Lara, C., Guerra, A., Manjarrez, G., Forecasting from incomplete and chaotic wind speed data. *Soft Computing*. 2019. 23 (20). 10119-10127. lpp.
- Rossit, D.A., Tohme, F. and Frutos, M., Production planning and scheduling in Cyber-Physical Production Systems: a review. **No:** *International journal of computer integrated manufacturing*. 2019. 32 (4-5). 385-395. lpp.
- Ruivo, P., Johansson, B., Sarker, S., Oliveira, T., The relationship between ERP capabilities, use, and value. **No:** *Computers in Industry*. 117. 103209. lpp.
- Russman, R., Seymour, L., Belle, V.J.P., Integrating BI Information into ERP Processes - Describing Enablers. **No:** *9th International Conference on Enterprise Information Systems*. 2017. 241–248. lpp.
- Rutkowski, T., Łapa, K., Jaworski, M., Nielek, R., Rutkowska, D., On explainable flexible fuzzy recommender and its performance evaluation using the akaike information criterion. **No:** *International Conference on Neural Information Processing*. 2019. 717-724. lpp.
- Sakthivel, U., Singhal, N., Raj, P., RESTful web services composition & performance evaluation with different databases. **No:** *2017 International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer, and Optimization Techniques (ICEECCOT)*. 2017. 1-4. lpp.
- Samanpour, A.R., Ruegenberg, A., Ahlers, R., The future of machine learning and predictive analytics. **No:** *Digital marketplaces unleashed*. 2018. 297-309. lpp.

- Samaranayake, P., Toncich, D., Integration of production planning, project management and logistics systems for supply chain management. **No:** *International Journal of Production Research*. 2007. 45 (22), 5417–5447. lpp.
- Samiei, E., Habibi, J., The mutual relation between Enterprise resource planning and knowledge management: A review. **No:** *Global Journal of Flexible Systems Management*. 2020. 21 (1). 53-66. lpp.
- Sammaknejad, N., Zhao, Y., Huang, B., A review of the expectation maximization algorithm in data-driven process identification. **No:** *Journal of process control*. 2019. 73. 123-136. lpp.
- Scheck, A., Siemens, G., Schweigert, T., Nair, V., The SAP Activate Method and Corresponding SPICE Models. **No:** *European Conference on Software Process Improvement*. 2019. 402-411. lpp.
- Schlingemann, F., Wu, H., Determinants and shareholder wealth effects of the sales method in acquisitions. **No:** *Journal of Banking & Finance*. 2015. 59. 469-485. lpp.
- Schnicke, F., Kuhn, T. and Antonino, P.O., Enabling Industry 4.0 Service-Oriented Architecture Through Digital Twins. **No:** *European Conference on Software Architecture*. 2020. 490-503. lpp.
- Selvaraj, J.J., Arunachalam, V., Coronado-Franco, K.V., Romero-Orjuela, L.V., Ramírez-Yara, Y.N., Time-series modeling of fishery landings in the Colombian Pacific Ocean using an ARIMA model. **No:** *Regional Studies in Marine Science*. 2020. 39. 101477. lpp.
- Shafi, K., Ahmad, U.S., Nawab, S., Bhatti, W.K., Shad, S.A., Hameed, Z., Asif, T., Shoaib, F., Measuring performance through enterprise resource planning system implementation. **No:** *IEEE Access*. 2019. 7. 6691-6702. lpp.
- Sharma, N., Ghosh, S., Saha, M., Open Data for Sustainable Community: Glocalised Sustainable Development Goals. **No:** *Springer Nature*. 2021.
- Shiau, J., Tsou, Y., A decision support module for ERP system under VMI collaboration. **No:** *IEOM 2015 - 5th International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. 2015. 1–7. lpp.
- SIA All Media Latvia. Uz Dienvidu tilta melnā ledus dēļ ir notikusi 18 automašīnu sadursme. Arta Goba, 25.12.2020 [tiešsaiste]. Rīga: Skaties.lv, 2020. Pieejams: <https://degpunkta.tv3.lv/degpunkta-reportieris/uz-dienvidu-tilta-notikusi-melna-ledus-del-ir-18-automasinu-sadursme/>

- Singh, P.M., Sinderen, M.V., Wieringa, R., Reference Architecture for Integration Platforms. **No:** *IEEE 21st International Enterprise Distributed Object Computing Conference, EDOC*. 2015. 113–122. lpp.
- Sohaib, O., Naderpour, M., Hussain, W., Martinez, L., Cloud computing model selection for e-commerce enterprises using a new 2-tuple fuzzy linguistic decision-making method. **No:** *Computers & Industrial Engineering*. 2019. 132. 47-58. lpp.
- Sowell, F., Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA model. **No:** *Journal of monetary economics*. 1992. 29 (2). 277-302. lpp.
- Steininger, D.M., Linking information systems and entrepreneurship: A review and agenda for IT-associated and digital entrepreneurship research. **No:** *Information Systems Journal*. 2019. 29 (2). 363-407. lpp.
- Su, K., Xiao, B., Liu, B., Zhang, H., Zhang, Z., TAP: A personalized trust-aware QoS prediction approach for web service recommendation. **No:** *Knowledge-Based Systems*. 2017. 115. 55-65. lpp.
- Sun, C.A., Ran, Y., Zheng, C., Liu, H., Towey, D., Zhang, X., Fault localisation for WS-BPEL programs based on predicate switching and program slicing. **No:** *Journal of Systems and Software*. 2018. 135. 191-204. lpp.
- Takano, Y. and Miyashiro, R., Best subset selection via cross-validation criterion. **No:** *TOP*. 2020. 1-14. lpp.
- Tandon, H., Ranjan, P., Chakraborty, T., Suhag, V., Coronavirus (COVID-19): ARIMA based time-series analysis to forecast near future. 2020.
- Traczyk, T., CREDO repository architecture. **No:** *Digital Preservation: Putting It to Work*. 2017. 77-92. lpp.
- Tripathi, V.K., Kamath, A.K., Behera, L., Verma, N.K., Nahavandi, S., Finite-time super twisting sliding mode controller based on higher-order sliding mode observer for real-time trajectory tracking of a quadrotor. **No:** *IET Control Theory & Applications*. 2020. 14 (16). 2359-2371. lpp.
- Trunzer, E., Calà, A., Leitão, P., Gepp, M., Kinghorst, J., Lüder, A., Schauerte, H., Reifferscheid, M., Vogel-Heuser, B., System architectures for Industrie 4.0 applications. **No:** *Production Engineering*. 2019. 13 (3). 247-257. lpp.
- Tsoutsas, P., Fitsilis, P., Anthopoulos, L., Ragos, O., Nexus services in smart city ecosystems. **No:** *Journal of the Knowledge Economy*. 2021. 12 (2). 431-451.lpp.

- Uppström, E., Lönn, C., Hoffsten, M., Thorstrom, J., New implications for customization of ERP systems. **No:** *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. 2015. 4220. lpp.
- Urena, R., Kou, G., Dong, Y., Chiclana, F., Herrera-Viedma, E., A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks. **No:** *Information Sciences*. 2019. 478. 461-475. lpp.
- van Ginkel, J.R., Linting, M., Rippe, R.C., van der Voort, A., Rebutting existing misconceptions about multiple imputation as a method for handling missing data. **No:** *Journal of personality assessment*. 2020. 102 (3). 297-308. lpp.
- Van Nieuwenhuysse, I., De Boeck, L., Lambrecht, M., Vandaele, N.J., Advanced resource planning as a decision support module for ERP. **No:** *Computers in Industry*. 2011. 62 (1). 1–8. lpp.
- Velasco, J.A., González-Salazar, C., Akaike information criterion should not be a “test” of geographical prediction accuracy in ecological niche modelling. **No:** *Ecological Informatics*. 2019. 51. 25-32. lpp.
- Vicentini, C., Bordino, V., Gardois, P. and Zotti, C.M., Early assessment of the impact of mitigation measures on the COVID-19 outbreak in Italy. **No:** *Public Health*. 2020. 185. 99-101. lpp.
- Vidoni, M., Vecchiotti, A., Towards a reference architecture for advanced planning systems. **No:** *ICEIS 2016 - Proceedings of the 18th International Conference on Enterprise Information Systems*. 2016. 433. lpp.
- Viriyasitavat, W., Da Xu, L., Bi, Z., Sapsomboon, A., Blockchain-based business process management (BPM) framework for service composition in industry 4.0. **No:** *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2020. 31 (7). 1737-1748. lpp.
- Vissak, T., Francioni, B., Freeman, S., Foreign market entries, exits and re-entries: The role of knowledge, network relationship. 2020.
- vom Brocke, J., Baier, M.S., Schmiedel, T., Stelzl, K., Röglinger, M., Wehking, C., Context-Aware Business Process Management. **No:** *Business & Information Systems Engineering*. 2021. 1-18. lpp.
- Wang, T., Li, P., Wang, R., Sheng, Z., Huang, L., A Software-Synchronization Based, Flexible, Low-Cost FMCW Radar. **No:** *IEEE Access*. 2020. 8. 115582-115592. lpp.

- Wang, Z., Wang, N., Su, X., Ge, S., An empirical study on business analytics affordances enhancing the management of cloud computing data security. **No:** *International Journal of Information Management*. 2020. 50. 387-394. lpp.
- Welch, G., Bishop, G., An introduction to the Kalman filter. 1995.
- Widmer, T., Klein, A., Wachter, P., Meyl, S., Predicting Material Requirements in the Automotive Industry Using Data Mining. **No:** *International Conference on Business Information Systems*. 2019. 147-161. lpp.
- Wirawan, I.M., Widiyaningtyas, T., Hasan, M.M., Short Term Prediction on Bitcoin Price Using ARIMA Method. **No:** *2019 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)*. 2019. 260-265. lpp.
- Wolfshorndl, D.A., Vivaldini, M., Junior, J.B.D.C., Advanced Planning System as support for Sales and Operation Planning: study in a Brazilian automaker. **No:** *Global Journal of Flexible Systems Management*. 2020. 21 (1). 1-13. lpp.
- Xie, Y., Processor architecture design using 3D integration technology. **No:** *2010 23rd International Conference on VLSI Design*. 2010. 446-451. lpp.
- Zarghami, A., Sapkota, B., Eslami, M.Z., Sinderen, V., M., Decision as a service: Separating decision-making from application process logic. **No:** *Proceedings of the 2012 IEEE 16th International Enterprise Distributed Object Computing Conference, EDOC 2012*. 2012. 103. lpp.
- Zoubeidi, M., Kazar, O., Benharzallah, S., Mesbahi, N., Merizig, A., Rezki, D., A new approach agent-based for distributing association rules by business to improve decision process in ERP systems. **No:** *International Journal of Information and Decision Sciences*. 2020. 12 (1). 1-35. lpp.

PIELIKUMI

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

<i>Parametri un mainīgie</i>	<i>Aprakstošā daļa</i>
$t_1, t_2, \dots, t_{n+1}$	novērojumi (laikrindu punkti)
F	visu mērķa ceļa posmu rīkojumu 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 robeža 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)
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 .

Izmantotie termini un saīsinājumi

Saīsinājums	Skaidrojums
URP	Uzņēmumu resursu plānošanas sistēmas
P	Prognozēšana
D	Transakciju dati, kas ir pieejami URP sistēmā
M	Prognozēšanas modelis
PURP	URP sistēmas prognozēšanas modelis
PDW	Prognozēšana datu noliktavā
P'	Uztur saiti, kas ir pārnesta no URP sistēmas
D1	Dati no URP sistēmas
D2	Dati no ārienes
IP	Integrēta prognozēšana
P1	URP sistēmas process sastāvdaļa no IP jeb faktiskie notikumi
P2	URP sistēmas process sastāvdaļa no IP jeb faktiskie notikumi
D3	Dati pieejam no dažādiem sensoriem. Atšķirībā no D2, kas iepriekš minēti D3 nav piesaistīti datu noliktavas shēmai.
BP	Uzņēmuma biznesa procesi

Eksperimenta Nr. 1

19.01.2020 - 29.03.2020																														
Lades	Soil	Lv01	Lv02	Lv03	Lv04	Lv05	Lv07	Lv08	Lv09	Lv10	Lv12	Lv13	Lv14	Lv15	Lv18	Lv20	Lv25	Lv28	Lv30	Lv33	Lv34	Lv36	Lv42	Lv44	Lv45	Lv46	Lv47	Lv48	Lv51	
06000	1	0.01	0.020	0.003	0.012	0.120	0.096	0.086	0.107	0.000	0.091	0.212	0.101	0.002	0.107	0.026	0.118	0.197	0.016	0.197	0.024	0.029	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.127	
06000	5	0.066	0.114	0.287	0.152	0.087	0.113	0.178	0.078	0.372	0.275	0.131	0.171	0.044	0.181	0.285	0.054	0.129	0.032	0.082	0.116	0.160	0.004	0.068	0.180	0.073	0.111	0.069	0.149	
06000	10	0.093	0.242	0.247	0.252	0.221	0.090	0.189	0.085	0.266	0.132	0.165	0.115	0.132	0.158	0.385	0.190	0.317	0.351	0.281	0.265	0.362	0.044	0.134	0.119	0.075	0.201	0.347	0.279	
09000	1	0.01	0.021	0.003	0.012	0.116	0.097	0.086	0.107	0.000	0.089	0.212	0.101	0.002	0.103	0.026	0.118	0.197	0.016	0.197	0.024	0.029	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.128	
09000	5	0.066	0.110	0.287	0.165	0.088	0.113	0.179	0.079	0.372	0.277	0.131	0.172	0.044	0.165	0.266	0.054	0.128	0.032	0.083	0.117	0.158	0.007	0.069	0.180	0.073	0.112	0.090	0.148	
09000	10	0.093	0.243	0.257	0.251	0.124	0.099	0.186	0.084	0.266	0.132	0.166	0.115	0.131	0.177	0.366	0.190	0.316	0.359	0.285	0.264	0.361	0.030	0.133	0.118	0.075	0.201	0.342	0.277	
12000	1	0.01	0.021	0.003	0.012	0.119	0.099	0.084	0.107	0.000	0.089	0.213	0.101	0.001	0.106	0.026	0.117	0.197	0.016	0.197	0.025	0.029	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.128	
12000	5	0.066	0.108	0.288	0.166	0.096	0.112	0.179	0.082	0.261	0.131	0.161	0.111	0.044	0.181	0.264	0.054	0.128	0.031	0.083	0.117	0.156	0.018	0.068	0.180	0.073	0.113	0.090	0.149	
12000	10	0.096	0.243	0.257	0.254	0.121	0.091	0.182	0.086	0.266	0.188	0.163	0.174	0.044	0.182	0.382	0.189	0.317	0.355	0.286	0.265	0.361	0.030	0.138	0.119	0.075	0.201	0.346	0.279	
18000	1	0.02	0.021	0.003	0.012	0.120	0.096	0.085	0.108	0.000	0.090	0.213	0.101	0.001	0.108	0.024	0.118	0.196	0.016	0.196	0.025	0.029	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.129	
18000	5	0.067	0.111	0.287	0.165	0.091	0.113	0.179	0.087	0.279	0.179	0.123	0.173	0.044	0.185	0.285	0.054	0.128	0.032	0.083	0.116	0.170	0.016	0.067	0.180	0.073	0.112	0.090	0.146	
18000	10	0.093	0.242	0.257	0.254	0.121	0.091	0.185	0.087	0.266	0.189	0.163	0.176	0.044	0.189	0.385	0.188	0.319	0.351	0.288	0.264	0.376	0.031	0.139	0.118	0.075	0.202	0.349	0.279	
21000	1	0.01	0.020	0.003	0.012	0.120	0.096	0.085	0.108	0.000	0.090	0.212	0.101	0.002	0.107	0.026	0.118	0.196	0.016	0.196	0.025	0.029	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.128	
21000	5	0.065	0.116	0.287	0.165	0.087	0.112	0.181	0.087	0.266	0.130	0.131	0.171	0.044	0.179	0.266	0.054	0.127	0.032	0.082	0.116	0.172	0.020	0.067	0.181	0.073	0.112	0.090	0.148	
21000	10	0.097	0.242	0.257	0.254	0.122	0.091	0.185	0.087	0.266	0.160	0.115	0.131	0.183	0.385	0.192	0.184	0.352	0.382	0.265	0.376	0.031	0.139	0.122	0.075	0.200	0.333	0.278		
21000	1	0.01	0.021	0.003	0.012	0.119	0.096	0.085	0.107	0.000	0.072	0.210	0.101	0.002	0.106	0.025	0.118	0.197	0.016	0.197	0.025	0.026	0.001	0.013	0.04	0.017	0.294	0.096	0.128	
Vtd.		5	0.066	0.112	0.287	0.153	0.087	0.113	0.179	0.078	0.372	0.222	0.131	0.172	0.044	0.178	0.265	0.054	0.128	0.032	0.084	0.116	0.161	0.058	0.180	0.073	0.112	0.090	0.149	
		10	0.094	0.242	0.257	0.255	0.122	0.090	0.187	0.086	0.266	0.132	0.165	0.115	0.131	0.180	0.385	0.190	0.317	0.352	0.284	0.265	0.367	0.033	0.133	0.119	0.075	0.201	0.347	0.278

3.1. att. Eksperiments Nr. 1

Eksperimenta Nr. 2 rezultāti

1301.01.2020 - 2.03.02.2020																																																			
Lais	Soil	LV01	LV02	LV03	LV04	LV05	LV06	LV07	LV08	LV09	LV10	LV11	LV12	LV13	LV14	LV15	LV16	LV17	LV18	LV19	LV20	LV21	LV22	LV23	LV24	LV25	LV26	LV27	LV28	LV29	LV30	LV31	LV32	LV33	LV34	LV35	LV36	LV37	LV38	LV39	LV40	LV41	LV42	LV43	LV44	LV45	LV46	LV47	LV48	LV49	LV50
06500	1	0.039	0.213	0.166	0.226	0.026	0.020	0.134	0.083	0.030	0.139	0.107	0.011	0.084	0.038	0.100	0.070	0.137	0.067	0.183	0.069	0.231	0.49	0.099	0.085	0.153	0.428	0.014	0.071																						
06500	5	0.132	0.536	0.187	0.219	0.448	0.084	0.113	0.262	0.324	0.216	0.175	0.132	0.051	0.249	0.322	0.083	0.168	0.143	0.346	0.073	0.431	0.298	0.135	0.275	0.283	0.531	0.056	0.011																						
06500	10	0.117	0.469	0.306	0.129	0.164	0.176	0.397	0.398	0.460	0.179	0.313	0.136	0.273	0.404	0.095	0.242	0.398	0.068	0.323	0.405	0.180	0.253	0.260	0.531	0.116	0.095																								
09500	1	0.200	0.191	0.432	0.069	0.100	0.089	0.100	0.099	0.041	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.105	0.012	0.062	0.046	0.172	0.086	0.087	0.074	0.110	0.29	0.061	0.202	0.11																							
09500	5	0.340	0.194	0.394	0.096	0.144	0.089	0.102	0.397	0.322	0.201	0.260	0.043	0.267	0.042	0.193	0.058	0.167	0.346	0.193	0.047	0.087	0.230	0.179	0.529	0.042	0.258	0.143																							
09500	10	0.271	0.121	0.557	0.124	0.068	0.105	0.288	0.464	0.375	0.324	0.247	0.261	0.305	0.055	0.671	0.145	0.048	0.698	0.167	0.341	0.249	0.586	0.207	0.130	0.393	0.230																								
12000	1	0.042	0.75	0.364	0.093	0.093	0.091	0.241	0.066	0.239	0.317	0.070	0.023	0.166	0.050	0.339	0.045	0.288	0.482	0.093	0.398	0.228	0.467	0.393	0.117	0.73	0.230																								
12000	5	0.355	0.397	0.247	0.188	0.123	0.296	0.329	0.485	0.234	0.236	0.317	0.064	0.156	0.232	0.454	0.207	0.166	0.609	0.299	0.229	0.474	0.350	0.519	0.772	0.334	0.405	0.226																							
12000	10	0.638	0.721	0.217	0.185	0.202	0.538	0.203	0.497	0.216	0.196	0.378	0.324	0.156	0.246	0.237	0.454	0.207	0.166	0.609	0.299	0.229	0.474	0.350	0.519	0.772	0.334	0.405	0.226																						
18000	1	0.017	0.134	0.186	0.168	0.016	0.084	0.093	0.095	0.025	0.084	0.207	0.103	0.099	0.003	0.003	0.129	0.193	0.043	0.148	0.092	0.008	0.111	0.023	0.006	0.235	0.021	0.008	0.037																						
18000	5	0.007	0.179	0.153	0.277	0.055	0.139	0.245	0.086	0.026	0.120	0.162	0.165	0.061	0.081	0.086	0.207	0.193	0.043	0.148	0.092	0.008	0.111	0.023	0.006	0.235	0.021	0.008	0.037																						
18000	10	0.089	0.301	0.246	0.056	0.058	0.145	0.273	0.088	0.060	0.175	0.237	0.175	0.065	0.208	0.106	0.175	0.068	0.326	0.241	0.094	0.174	0.087	0.188	0.134	0.157	0.274	0.185																							
21000	1	0.009	0.066	0.083	0.106	0.010	0.024	0.046	0.017	0.116	0.102	0.003	0.108	0.112	0.009	0.033	0.119	0.219	0.001	0.081	0.101	0.086	0.099	0.124	0.012	0.28	0.021	0.089	0.207																						
21000	5	0.084	0.153	0.149	0.217	0.095	0.256	0.099	0.196	0.253	0.089	0.108	0.191	0.068	0.304	0.38	0.156	0.294	0.364	0.161	0.304	0.112	0.108	0.348	0.178	0.275	0.340	0.113	0.244																						
21000	10	0.043	0.127	0.123	0.208	0.099	0.162	0.072	0.182	0.205	0.115	0.129	0.094	0.111	0.152	0.065	0.406	0.767	0.267	0.132	0.055	0.125	0.06	0.231	0.043	0.092	0.14	0.189																							
21000	1	0.069	0.136	0.258	0.124	0.048	0.049	0.106	0.056	0.108	0.132	0.080	0.101	0.104	0.162	0.156	0.115	0.089	0.313	0.071	0.181	0.03	0.157	0.121	0.28	0.028	0.117	0.131																							
21000	5	0.078	0.28	0.226	0.155	0.07	0.173	0.162	0.291	0.232	0.173	0.210	0.122	0.125	0.186	0.263	0.424	0.304	0.248	0.190	0.268	0.268	0.222	0.325	0.346	0.275	0.194	0.170																							
21000	10	0.232	0.278	0.298	0.285	0.230	0.225	0.247	0.342	0.255	0.254	0.210	0.122	0.162	0.181	0.361	0.152	0.321	0.485	0.291	0.155	0.263	0.222	0.335	0.433	0.285	0.245	0.226																							

4.1. att. Eksperiments Nr. 2

Eksperimenta Nr. 3 rezultāti

Laihs	Soļi	LV01	LV02	LV03	LV04	LV05	LV07	LV08	LV09	LV10	LV12	LV13	LV14	LV15	LV18	LV20	LV25	LV28	LV30	LV33	LV34	LV36	LV42	LV44	LV45	LV46	LV47	LV48	LV51
06:00	1	0.347	0.083	0.050	0.053	0.159	0.104	0.099	0.083	0.045	0.137	0.015	0.148	0.174	0.194	0.023	0.181	0.044	0.353	0.105	0.114	0.025	0.100	0.068	0.095	0.153	0.344	0.073	0.202
06:00	5	0.472	0.431	0.171	0.256	0.229	0.191	0.081	0.243	0.232	0.108	0.100	0.148	0.155	0.194	0.376	0.166	0.038	0.223	0.215	0.098	0.318	0.283	0.267	0.290	0.301	0.466	0.064	0.144
06:00	10	0.473	0.334	0.293	0.444	0.262	0.263	0.397	0.389	0.275	0.266	0.080	0.252	0.226	0.136	0.476	0.146	0.048	0.185	0.175	0.074	0.449	0.427	0.346	0.248	0.263	0.473	0.116	0.283
09:00	1	0.163	0.194	0.268	0.047	0.084	0.014	0.092	0.102	0.016	0.098	0.153	0.003	0.016	0.115	0.077	0.027	0.162	0.121	0.087	0.185	0.199	0.082	0.109	0.050	0.075	0.306	0.062	0.121
09:00	5	0.237	0.102	0.313	0.107	0.350	0.072	0.130	0.241	0.156	0.194	0.118	0.046	0.059	0.123	0.327	0.081	0.087	0.178	0.110	0.105	0.199	0.202	0.202	0.482	0.235	0.274	0.153	0.125
09:00	10	0.265	0.092	0.312	0.115	0.540	0.097	0.328	0.263	0.230	0.308	0.274	0.265	0.051	0.175	0.033	0.135	0.193	0.456	0.233	0.085	0.331	0.517	0.285	0.537	0.223	0.244	0.154	0.247
12:00	1	0.398	0.276	0.553	0.300	0.051	0.151	0.001	0.069	0.114	0.309	0.000	0.297	0.128	0.019	0.093	0.182	0.236	0.157	0.081	0.139	0.308	0.114	0.556	0.505	0.278	0.043	0.170	0.233
12:00	5	0.733	0.564	0.418	0.324	0.142	0.342	0.050	0.346	0.484	0.221	0.281	0.427	0.058	0.273	0.133	0.521	0.364	0.164	0.487	0.228	0.432	0.138	0.399	0.590	0.674	0.184	0.406	0.340
12:00	10	1.034	0.512	0.308	0.332	0.209	0.577	0.239	0.664	0.521	0.174	0.401	0.727	0.125	0.272	0.304	0.567	0.301	0.150	0.419	0.183	0.509	0.589	0.294	0.544	0.729	0.341	0.367	0.281
18:00	1	0.227	0.172	0.190	0.005	0.034	0.204	0.004	0.091	0.094	0.028	0.143	0.029	0.137	0.332	0.010	0.004	0.174	0.068	0.068	0.163	0.052	0.114	0.170	0.119	0.139	0.380	0.141	0.012
18:00	5	0.209	0.189	0.157	0.111	0.050	0.243	0.142	0.219	0.078	0.143	0.128	0.068	0.067	0.443	0.070	0.091	0.091	0.109	0.060	0.375	0.104	0.237	0.201	0.104	0.103	0.332	0.184	0.120
18:00	10	0.240	0.306	0.264	0.275	0.040	0.225	0.149	0.277	0.116	0.211	0.169	0.066	0.139	0.535	0.119	0.089	0.077	0.159	0.071	0.486	0.136	0.184	0.263	0.111	0.202	0.342	0.310	0.187
21:00	1	0.004	0.179	0.097	0.064	0.019	0.034	0.017	0.229	0.050	0.133	0.024	0.076	0.046	0.166	0.248	0.001	0.197	0.027	0.092	0.018	0.285	0.088	0.034	0.006	0.010	0.020	0.132	0.153
21:00	5	0.158	0.254	0.175	0.106	0.055	0.156	0.106	0.228	0.171	0.104	0.122	0.150	0.120	0.718	0.155	0.288	0.472	0.437	0.206	0.362	0.124	0.083	0.180	0.170	0.196	0.424	0.160	0.124
21:00	10	0.079	0.246	0.094	0.122	0.018	0.089	0.057	0.246	0.129	0.133	0.154	0.064	0.040	0.415	0.185	0.107	0.733	0.313	0.121	0.092	0.136	0.104	0.065	0.042	0.077	0.114	0.158	0.108
Vid.	1	0.228	0.181	0.232	0.094	0.069	0.102	0.042	0.135	0.064	0.141	0.067	0.111	0.100	0.165	0.090	0.079	0.162	0.145	0.087	0.124	0.174	0.098	0.187	0.155	0.131	0.179	0.116	0.144
	5	0.362	0.308	0.247	0.181	0.165	0.201	0.106	0.255	0.224	0.154	0.150	0.168	0.092	0.332	0.212	0.218	0.290	0.222	0.216	0.233	0.235	0.188	0.266	0.327	0.302	0.336	0.193	0.171
	10	0.418	0.298	0.254	0.258	0.214	0.250	0.234	0.368	0.254	0.218	0.216	0.275	0.116	0.311	0.384	0.213	0.310	0.252	0.204	0.184	0.312	0.364	0.251	0.297	0.303	0.303	0.221	0.221

5.1. att. Eksperiments Nr. 3

6.1. att. Eksperiments Nr. 4

[illegible]

7.1. att. Eksperiments Nr. 5

Eksperimenta Nr. 6 rezultāti

[illegible]

8.1. att. Eksperiments Nr. 6

[illegible]

9.1. att. Eksperiments Nr. 7