

**RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE**

**Liāna NAPALKOVA**

**IMITĀCIJAS MODELĒŠANĀ BĀZĒTAS  
DAUDZMĒRĶU OPTIMIZĀCIJAS  
METOŽU IZSTRĀDE UN IZMANTOŠANA**

**Promocijas darba kopsavilkums**

**Rīga 2010**

**RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE**

Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultāte  
Informācijas tehnoloģijas institūts

**Liāna NAPALKOVA**

Doktora studiju programmas “Vadības informācijas  
tehnoloģija” doktorante

**IMITĀCIJAS MODELĒŠANĀ BĀZĒTAS  
DAUDZMĒRĶU OPTIMIZĀCIJAS  
METOŽU IZSTRĀDE UN IZMANTOŠANA**

**Promocijas darba kopsavilkums**

Zinātniskā vadītāja  
Dr.habil., prof.  
G. MERKURJEVA

**RTU Izdevniecība  
Rīga 2010**

Napalkova, L. Imitācijas modelēšanā bāzētas daudzmērķu optimizācijas metožu izstrāde un izmantošana. Promocijas darba kopsavilkums.-R.: RTU, 2010.-41.lpp.

Iespiests saskaņā ar Informācijas tehnoloģijas institūta 2010.gada 19.marta Padomes sēdes lēmumu, protokols Nr.10-02.



Šis darbs izstrādāts ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu projekta „Atbalsts RTU doktora studiju īstenošanai” un Nacionālās programmas “Atbalsts doktorantūras programmu īstenošanai un pēcdoktorantūras pētījumiem” projekta “Atbalsts RTU doktorantūras attīstībai” ietvaros.

ISBN 978-9934-10-049-9

## PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ INŽENIERZINĀTŅU DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI

Promocijas darbs inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2010.g. 4. oktobrī plkst. 14<sup>30</sup> Rīgas Tehniskās universitātes Datorzinātnes un informācijas tehnoloģijas fakultātē, Meža ielā 1/3, 202. auditorijā.

### OFICIĀLIE RECENZENTI

Dr.habil.sc.ing., profesors Jānis Osis  
Rīgas Tehniskā universitāte, Latvija

Dr.sc.ing., profesore Irina Arhipova  
Latvijas Lauksaimniecības universitāte, Latvija

Ph.D.comp.sc., profesors Jerzy W. Rozenblit  
Arizonas universitāte, ASV

### APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājusi šo promocijas darbu, kas iesniegts izskatīšanai Rīgas Tehniskajā universitātē inženierzinātņu doktora grāda iegūšanai. Promocijas darbs nav iesniegts nevienā citā universitātē zinātniskā grāda iegūšanai.

Liāna Napalkova.....(Paraksts)

Datums: .....

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, satur ievadu, 5 nodaļas, secinājumus, literatūras sarakstu, 4 pielikumus, 65 attēlus un 14 tabulas, kopā 156 lappuses. Literatūras sarakstā ir 205 avoti.

## VISPĀRĒJS DARBA RAKSTUROJUMS

### Tēmas aktualitāte

Mūsdienu ekonomikas straujā attīstība un globalizācijas tendences ir veicinājušas jaunas uzdevumu klases parādīšanos sarežģītu sistēmu un procesu optimizācijas nozarē. Šiem uzdevumiem ir raksturīgi vairāki stohastiski izpildes kritēriji un nosacījumi, kā arī liels diskrešu un nepārtrauktu (jauktu) mainīgo skaits, kas sarežģī risināšanas procesu. Šādas raksturīpašības rada jaunu optimizācijas metožu un algoritmu izstrādes nepieciešamību.

Par nozīmīgu un perspektīvu virzienu sarežģīto procesu optimizācijas nozarē ir uzskatāma stohastiskas imitācijas modelēšanas metodoloģijas un daudzmerķu optimizācijas pieejas apvienošana. Nozīmīgākie pētījumi šajā virzienā pieder tādiem autoriem kā Syberfeldt, Merkurjevs, Amodeo, Prins, Ricardo Sánchez, Lee, Chew, Teng and Chen [4, 31, 35, 50]. Tomēr joprojām pastāv vēl vairākas neatrisinātas problēmas.

Pirmā pastāvošā problēma ir saistīta ar to, ka nav skaidri zināms, kādas metodes un algoritmi jāpielieto ar imitācijas modelēšanu saistītos projektos, lai nodrošinātu stāvokļu telpas un tās atsevišķo reģionu pārmeklēšanas efektivitāti pie minimāla optimizācijas iterāciju skaita. Šīs problēmas risināšanu apgrūtina tas, ka jāpaaugstina Pareto robežas aproksimācijas precizitāte, kad pietrūkst mērķa funkciju analītiskās izteiksmes. Otrā problēma ir tā, ka ir maz eksperimentālu pētījumu par vēlamās kombinācijas sasniegšanu starp globālās un lokālās pārmeklēšanas pieejām Pareto optimālo risinājumu meklēšanā. Turklāt eksistē sarežģītu sistēmu cikliskās plānošanas lietišķo uzdevumu klase, kas prasa to risināšanas metožu izstrādi un praktisku pielietojumu.

Promocijas darba ietvaros veiktie pētījumi tiek virzīti uz šo problēmu izpēti.

### Darba mērķis un uzdevumi

Darba mērķis ir izstrādāt metodes, algoritmus un programmvides prototipu imitācijas modelēšanā bāzētas daudzmerķu un nosacījumu stohastiskas optimizācijas problēmas risināšanai pie diskrešiem un nepārtrauktiem mainīgajiem, un izmantot tos piegādes ķēžu cikliskās plānošanas problēmas risināšanā. Šī mērķa sasniegšanai ir jāizpilda šādi uzdevumi:

- 1) Izanalizēt esošās pieejas un metodes, lai izvirzītu prasības pētāmās problēmas risināšanai.
- 2) Izstrādāt imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metodes un algoritmus, kas vienlaicīgi nodrošina Pareto optimālo risinājumu aproksimācijas precizitāti un daudzveidību pie diskrešiem un nepārtrauktiem mainīgajiem, kā arī minimizē optimizācijas iterāciju skaitu, apvienojot evolucionārās skaitļošanas un atsauksmes virsmas metodoloģijas priekšrocības.
- 3) Izstrādāt ģenētiskā un atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritmu pamatelementus un mehānismus, apvienojot globālās un lokālās pārmeklēšanas priekšrocības.
- 4) Izveidot optimizācijas programmvides prototipu, kas nodrošina ieejas datu apstrādi, imitācijas modeļu izveidošanu un to parametru optimizāciju.
- 5) Veikt darbā piedāvāto metožu un algoritmu aprobāciju piegādes ķēžu cikliskās plānošanas uzdevumos.

### Pētījumu objekts un priekšmets

Darba pētījumu objekts ir imitācijas modelēšanā bāzēta daudzmerķu un nosacījumu stohastiska optimizācija ar diskrešiem un nepārtrauktiem mainīgajiem.

Darba pētījumu priekšmets ir imitācijas modelēšanā bāzētas daudzmerķu optimizācijas metožu izstrādes un izmantošanas aspekti piegādes ķēžu cikliskās plānošanas parametru optimizācijā.

### Pētījumu metodes

Pētījumu veikšanai ir izmantota diskrešu notikumu sistēmu imitācijas modelēšana, statistiskā analīze, morfoloģiskā analīze, daudzmerķu optimizācija, evolucionārā skaitļošana, atsauksmes virsmas metodoloģija un piegādes ķēžu cikliskās plānošanas metodes.

### Darba zinātniskais jaunieguvums

Darba zinātniskais jaunieguvums ir šāds:

- 1) Veikta hibrīdu daudzmerķu evolucionāro algoritmu morfoloģiskā analīze, kas ļauj identificēt šo algoritmu īpašības un to vērtību vispiemērotāko kombināciju darbā pētāmās problēmas risināšanai.

- 2) Izstrādāta divposmu pārmeklēšanas metode, kas ar globālās pārmeklēšanas palīdzību nodrošina Pareto optimālo risinājumu daudzveidību, un ar atrasto risinājumu lokālās pārmeklēšanas palīdzību paaugstina to aproksimācijas precizitāti.
- 3) Izstrādāti imitācijas modelēšanā bāzēta daudzmrķu ģenētiskā algoritma pamatelementi, ieskaitot diploidālu hromosomu kodēšanas pieeju, vienmērīgās populācijas inicializēšanas pieeju, nosacījumu apstrādes soda funkciju, dominēšanā bāzētu apstāšanās kritēriju un heuristisku likumu imitācijas gājienu skaita samazināšanai.
- 4) Izstrādāts optimizācijas programmvides prototips piegādes ķēžu cikliskās plānošanas parametru optimizācijai.

### Darba praktiskā nozīmība

Darba ietvaros ir izstrādāts optimizācijas programmvides prototips, kas atbalsta imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas pamatposmus, ieskaitot piegādes ķēdes aprakstu elektronisko tabulu veidā, imitācijas modeļu automātisku ģenerēšanu, un to parametru optimizāciju, balstoties uz darbā piedāvātajām optimizācijas metodēm un algoritmiem. Šo pamatposmu realizācija ļauj atvieglot imitācijas modeļu izstrādes un optimizācijas procesus, kā arī ietaupīt uz tiem patērēto laiku.

Izstrādātās metodes un algoritmi tiek pielietoti biznesa gadījuma izpētē ar mērķi noteikt procesu ciklu un maksimālo krājumu līmeņu optimālās vērtības produkta dzīves cikla brieduma fāzē. Papildus tam tās var izmantot cikliskās plānošanas problēmu risināšanai dažādās sarežģītās sistēmās. Salīdzinājumā ar esošajiem optimizācijas programmrīkiem, darbā piedāvātās metodes un algoritmi ļauj atrast Pareto robežu ievērojami mazākā iterāciju skaitā, secīgi apvienojot globālās un lokālās pārmeklēšanas pieejas.

### Darba rezultātu aprobācija

Promocijas darba rezultāti tika prezentēti **11 zinātniskajās konferencēs:**

- 1) Starptautiskā konference “*24th European Conference on Operational Research*” (EURO 2010). Lisabonā, Portugālē, 2010.g. 11.-14. jūlijā.

- 2) Rīgas Tehniskās universitātes 50. starptautiskā zinātniskā konference, apakšsekcija “*Informācijas Tehnoloģija un Vadības Zinātne*”. Rīgā, Latvijā, 2009.g. 14.-16. oktobrī.
  - 3) Starptautiskā konference “*13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*” (INCOM’2009). Maskavā, Krievijā, 2009.g. 3.-4. jūnijā.
  - 4) Starptautiskā konference “*European Modelling and Simulation Symposium*” (EMSS’2008). Campora San Giovanni, Amantea (CS), Itālijā, 2008.g. 17.-19. septembrī.
  - 5) Rīgas Tehniskās universitātes 49. starptautiskā zinātniskā konference, apakšsekcija “*Informācijas Tehnoloģija un Vadības Zinātne*”. Rīgā, Latvijā, 2008.g. 13.-15. oktobrī.
  - 6) Starptautiskā konference “*20th International EURO Mini Conference „Continuous Optimization and Knowledge-Based Technologies*” (EurOpt’2008). Neringā, Lietuvā, 2008.g. 20.-23. maijā.
  - 7) Starptautiskā konference “*10th International Conference on Computer Modelling and Simulation*” (EUROSIM/UKsim’2008). Kembridžā, Lielbritānijā, 2008.g. 1.-3. aprīlī.
  - 8) Starptautiskā konference “*6th EUROSIM Congress on Modelling and Simulation*” (EUROSIM’2007). Ļubļanā, Slovenijā, 2007.g. 9.-13. septembrī.
  - 9) Starptautiskā konference “*European Modelling and Simulation Symposium*” (EMSS’2006). Barselonā, Spānijā, 2006.g. 4.-6. oktobrī.
  - 10) Starptautiskā konference “*European Conference of Modelling and Simulation*” (ECMS’2005). Rīgā, Latvijā, 2005.g. 1.-4. jūnijā.
  - 11) RTU 45th International Scientific Conference, Section “*Information Technology and Management Science*”. Rīgā, Latvijā, 2004.g. 14.-16. oktobrī.
- Pētījumu rezultāti ir atspoguļoti **13 zinātniskajās publikācijās**, ieskaitot **1** grāmatas nodaļu izdevniecībā „Springer”, **1** publikāciju zinātniskajā žurnālā „International Journal of Simulation and Process Modelling” un **11** publikācijas starptautiski atzītos rakstu krājumos:
- 1) Merkurjeva G., Napalkova L. Two-Phase Simulation Optimisation Algorithm with Applications to Multi-Echelon Cyclic Planning// International Journal of Simulation and Process

- Modelling (IJSPM). - 2010. - Vol.6. - No.1. - p.7-18  
<http://www.inderscience.com>. Compendex, Inspec.
- 2) Napalkova L. Hybridisation of evolutionary algorithms for solving multi-objective simulation optimisation problems// RTU 50th International Scientific Conference. - Riga: Publishing House of RTU, October 14-16, 2009. - p.9-15 EBSCO, CSA/ProQuest, VINITI.
  - 3) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Multi-Objective Genetic Local Search Algorithm for Supply Chain Simulation Optimisation// International Conference on Harbor, Maritime & Multimodal Logistics Modelling and Simulation. – Tenerife: Universidad de la Laguna, September 23-25, 2009. - p.190-194 Thomson SCI.
  - 4) Merkurjeva, G., Napalkova, L., Večerinska, O. Simulation-Based Analysis and Optimisation of Planning Policies over the Product Life Cycle within the Entire Supply Chain// The 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing. - Oxford: “IFAC Publishers”, June 3-5, 2009. - p.580-585 IFAC-PapersOnLine.
  - 5) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Supply Chain Cyclic Planning and Optimisation. Simulation-Based Case Studies in Logistics: Education and Applied Research. - London: Springer-Verlag, 2009, p.89-107 SpringerLink.
  - 6) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Two-Phase Simulation Optimisation Procedure with Applications to Multi-Echelon Cyclic Planning// The 20th European Modelling and Simulation Symposium (EMSS'2008). - Genoa: University of Genoa, September 17-19, 2008. - p.51-58 Thomson SCI.
  - 7) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Development of Multi-Objective Simulation-Based Genetic Algorithm for Supply Chain Cyclic Planning and Optimisation// The 20th International EURO Mini Conference “Continuous Optimisation and Knowledge-Based Technologies” (EurOpt'2008). - Vilnius: VGTU Publishing House “Technika”, May 20-23, 2008. - p.444-449.
  - 8) Napalkova, L., Merkurjeva, G. Theoretical Framework of Multi-Objective Simulation-Based Genetic Algorithm for Supply Chain Cyclic Planning and Optimisation// The 10th International Conference on Computer Modelling and Simulation (EUROSIM/UKSim'2008). – Cambridge: IEEE Computer Society, April 1-3, 2008. – p.467-474 Scopus, Compendex, CS Digital Library.
  - 9) Merkurjeva, G., Merkurjev, J., Napalkova, L. Simulation-Based Environment for Multi-Echelon Cyclic Planning and Optimisation// The 19th European Modelling and Simulation Symposium (EMSS'2007). – Genoa: University of Genoa, October 4-6, 2007. – p.318-325 Thomson SCI.
  - 10) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Development of Simulation-Based Environment for Multi-Echelon Cyclic Planning and Optimization// The 6th EUROSIM Congress on Modelling and Simulation (EUROSIM'2007). - Ljubljana: EUROSIM/SLOSIM, September 9-13, 2007. – p.1-9.
  - 11) Napalkova, L., Merkurjeva, G., Piera, M.A. Development of Genetic Algorithm for Solving Scheduling Tasks of FMS with Coloured Petri Nets. International Mediterranean Modelling Multiconference. – Barcelona: LogiSim, October 4-6, 2006. – p.135-140 Thomson SCI.
  - 12) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Applications of NeuroFuzzy Training Algorithms to Simulation Metamodeling// The 19th European Conference of Modelling and Simulation (ECMS'2005). – Riga: Publishing House of RTU, June 1-4, 2005. – p.745-749 Thomson SCI.
  - 13) Merkurjeva, G., Napalkova, L. Applications of NeuroFuzzy training algorithms to analysis of business processes// RTU 45th International Scientific Conference. – Riga: Publishing House of RTU, October 14-16, 2004. – p.141-148.
- Promocijas darba rezultāti ir izstrādāti šādu projektu ietvaros:
- 1) Latvijas Zinātnes Padomes zinātniskais grants “*Imitācijas modelēšanā bāzēta optimizācija, pielietojot skaitļošanas intelektu*”. Projekta vadītājs: Dr.habil.sc.ing., Prof. J. Merkurjevs. Izpildes termiņš: 2009. – 2012.g.
  - 2) Eiropas Savienības 6. ietvara programmas projekts *Specific targeted research project NMP2-CT-2006-032378 ECLIPS „Extended Collaborative Integrated Life Cycle Supply Chain Planning System”*. RTU koordinators un vadītājs: Dr.habil.sc.ing., Prof. J. Merkurjevs. Izpildes termiņš: 2006. – 2009.g.

Darba ietvaros izstrādāto metožu un algoritmu zinātnisko nozīmību apliecina sertifikāts, kuru izsniedza konsultatīvā kompānija MÖBIUS Ltd. par piedalīšanos uzdevuma „Pieeju izstrāde uzņēmumu labākajām praksēm produkta dzīves cikla briedumu fāzē” risināšanā projekta ECLIPS ietvaros.

### **Darba struktūra**

Promocijas darbs satur ievadu, 5 nodaļas, secinājumus, literatūras sarakstu, 4 pielikumus, 65 attēlus un 14 tabulas. Promocijas darba pamatteksts ir izklāstīts uz 156 lappusēm. Literatūras sarakstā ir 205 avoti. Promocijas darba struktūra ir šāda:

**Ievads** satur tēmas aktualitātes pamatojumu, darba mērķa un uzdevumu formulēšanu, pētījumu objekta, priekšmeta un izmantoto pētījumu metožu aprakstu, darba zinātniskā jaunieguvuma un praktiskās nozīmības aprakstu, kā arī darba rezultātu aprobācijas izklāstu.

**Pirmajā nodaļā “Imitācijas modelēšanā bāzētas daudzvērtību optimizācijas problēmas nostādne”** ir aprakstīts sarežģītu procesu optimizācijas uzdevums, ieskaitot piegādes ķēžu plānošanas optimizāciju, kā arī ir matemātiski formulēta imitācijas modelēšanā bāzētas daudzvērtību un nosacījumu stohastiskas optimizācijas problēma. Risināšanas pieeju analīze ir veikta atbilstoši izvirzītajām prasībām.

**Otrajā nodaļā “Imitācijas modelēšanā bāzētas daudzvērtību optimizācijas metožu analīze”** ir izanalizētas imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metodes Pareto optimālo risinājumu meklēšanai atbilstoši izvirzītajām prasībām. Papildus tam ir veikta hibrīdu daudzvērtību evolucionāro algoritmu morfoloģiskā analīze ar mērķi identificēt šo algoritmu īpašību un to vērtību vispiemērotāko kombināciju pētāmās problēmas risināšanai.

**Trešajā nodaļā “Imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metodes izstrāde”** ir aprakstītas divposmu pārmeklēšanas un kompromisa programmēšanas metodes, kuras veido imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metodi. Divposmu pārmeklēšanas metode iekļauj imitācijas modelēšanā bāzētu daudzvērtību ģenētiskā un atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritmu pamatelementus un mehānismus. Kompromisa programmēšanas metode tiek pielietota ar mērķi

izvēlēties vispiemērotāko Pareto optimālo risinājumu realizēšanai praksē.

**Ceturtajā nodaļā “Imitācijas modelēšanā bāzēta optimizācija piegādes ķēžu cikliskajai plānošanai”** tiek izpētītas piegādes ķēžu cikliskās plānošanas procesa īpašības un ir formalizēta attiecīgās problēmas nostādne, ieskaitot mainīgo, izpildes kritēriju un nosacījumu definēšanu. Nodaļā ir aprakstīts izstrādātais optimizācijas programmvides prototips piegādes ķēžu imitācijas modeļu automatiskai ģenerēšanai un to parametru optimizācijai.

**Piektajā nodaļā “Izstrādāto metožu un algoritmu aprobācija”** tiek novērtēta darbā izstrādāto metožu un algoritmu efektivitāte piegādes ķēžu cikliskās plānošanas problēmu risināšanā. Šim nolūkam tiek izpildītas vienkāršotā un biznesa gadījuma izpētes.

**Darba rezultāti un secinājumi**

**Literatūras saraksts**

**Pielikumi**

## PROMOCIJAS DARBA NODAĻU ĪSS IZKLĀSTS

### *Imitācijas modelēšanā bāzētas daudzvērtību optimizācijas problēmas nostādne*

Pirmajā nodaļā sarežģītu sistēmu/procesu optimizācijas uzdevums ir formulēts kā imitācijas modelēšanā bāzētas daudzvērtību un nosacījumu stohastiskas optimizācijas problēma pie jauktiem (diskrētiem un nepārtrauktiem) mainīgajiem. Nodaļā ir izanalizēti eksistējošo imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metožu trūkumi un priekšrocības. Uz tā pamata ir izvirzītas prasības pētāmās problēmas risināšanai, kā arī ir pamatota risināšanas pieejas izvēle tālākiem pētījumiem.

Sarežģītu sistēmu/procesu optimizācijas rezultāti būtiski ietekmē mūsdienīgu uzņēmumu ienesīgumu. Šī uzdevuma izpildei bieži jāveido saite starp optimizāciju un imitācijas modelēšanu. Līdz ar to imitācijas modelēšanā bāzēta optimizācija kļūst par aktuālu virzienu dažādos zinātniskos un tehnoloģiskos pētījumos [12, 21].

Promocijas darba ietvaros ir izpētīti „sarežģīti vadības procesi”, kuri ir raksturīgi piegādes ķēžu un to atsevišķo posmu (t.i., sagāde, ražošana, sadale un tirdzniecība) taktiskās plānošanas uzdevumiem. Sarežģīts process var būt interpretēts kā dinamiska sistēma, kas spēj adaptēties nepārtraukti mainīgajai un neprognozējamai videi. Šādu sistēmu vispārējā veidā raksturo šādas sešas īpašības [57, 58]:

- hierarhiska tīkla veida struktūra;
- liels jaukto mainīgo skaits;
- sistēmas neprognozējama uzvedība;
- konflikti starp sistēmas atsevišķu elementu uzvedībām;
- vairāki izpildes kritēriji;
- stohastiskums.

Sistēmas hierarhiskā tīkla veida struktūra ietekmē noteiktā līmeņa lēmumu atkarību no lejupejošo un augšupejošo līmeņu lēmumiem.

Lielu nepārtrauktu un diskrētu mainīgo skaitu rada sistēmas izmērs un saišu skaits starp sistēmas elementiem, kas, savukārt, palielina imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas problēmas komplikētību.

Ja sistēmai piemīt neprognozējama uzvedība, tad to nevar prognozēt, pamatojoties tikai uz atsevišķu elementu uzvedības un mijiedarbības analīzi. Turpretī visi sistēmas elementi ir jāanalizē kā viens vesels [9, 44].

Sistēmas atsevišķo elementu konfliktējošā uzvedība var izraisīt nesaskaņotību starp pieņemtajiem plānošanas lēmumiem.

Tā kā sarežģītu sistēmu apraksta vairāki izpildes kritēriji, tad globāli optimālais risinājums tiek aizvietots ar labāko kompromisa risinājumu kopu.

Stohastiskumu rada sistēmas izpildes kritēriju atkarība no nenoteiktības sistēmas apkārtējās vides mainīgo vērtībās.

Pazīstamas optimizācijas metodes, kuras balstās uz analītiskiem modeļiem (piem., jauktā veselo skaitļu programmēšana, nelineārā programmēšana un stohastiskā dinamiskā programmēšana), parasti neņem vērā iepriekš aprakstītās sarežģītu sistēmu īpašības. Ja optimizācijas problēmu var pat noformulēt analītiski, tad bieži vien trūkst analītiskas vai heuristiskas metodes šīs problēmas risināšanai. Pie tam matemātiska vienkāršošana, kura ir raksturīga analītiskiem modeļiem, var novest pie lokāli optimāliem risinājumiem.

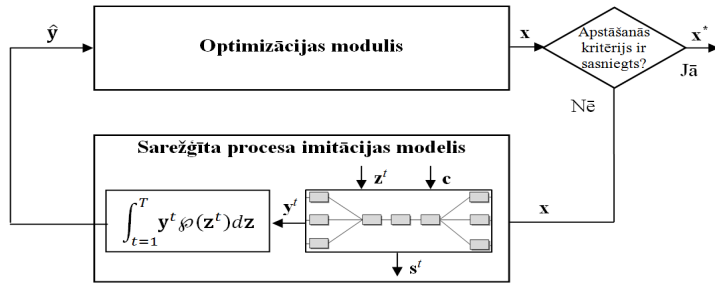
Turpretim imitācijas modelēšanas tehnoloģija ļauj izvairīties no stingri noteiktas modeļa struktūras, izmantojot eksperimentālu pieeju sarežģītu sistēmu/procesu analīzei [34, 45, 48]. Apvienojot to ar optimizāciju, tiek iegūta imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas pieeja. Šīs pieejas ietvaros optimizācijas modulis darbina stohastiskās, diskrētu notikumu sistēmas imitācijas modeli  $N$  reizes ar mērķi noteikt izpildes kritēriju vērtības atbilstoši ieejas mainīgo virknei  $\mathbf{x}$ , kur  $N$  ir imitācijas modelēšanas gājienu skaits. Katrā  $i$ -tajā gājienā tiek modelēti  $T$  laika periodi (1. att.).

Optimizācijas modulis mēģina uzlabot risinājumu katrā  $\tau$ -tajā optimizācijas iterācijā. Balstoties uz mērķa funkciju vērtību vai izpildes kritēriju kārtējiem un iepriekšējiem novērtējumiem, pārmeklēšanas process tiek virzīts aptuveni optimālā virzienā. Pie tam šie novērtējumi ir pakļauti stohastisko apkārtējās vides mainīgo  $\mathbf{z}'$  ietekmei diskrētos laika periodos  $t \in [1, T]$ , tādējādi imitācijas modelis jādarbina  $N$  reizes, lai aprēķinātu mērķa funkciju matemātisko cerību  $E[\cdot]$ . Kamēr apstāšanās kritērijs nav sasniegts, optimizācijas modulis ģenerē ieejas mainīgo jaunas vērtības ar mērķi pietuvināties optimālajam risinājumam  $\mathbf{x}^*$ .

Imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas mainīgie un parametri tiek uzdoti vektoru veidā:

- a) *ieejas vektors*  $\mathbf{x}$ , kas satur  $K$  ieejas mainīgos,  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_K) \in X$ , kur mainīgo telpa  $X \subseteq \mathbb{R}^+$  ir uzdota no pozitīvu reālu skaitļu kopas;

- b) vektors  $\mathbf{c}$ , kas satur  $B$  modeļa parametrus,  $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_B) \in C$ , kur  $C$  ir modeļa parametru telpa;
- c) trokšņa vektors  $\mathbf{z}^t$ , kas satur  $D$  apkārtējās vides mainīgos,  $\mathbf{z}^t = (z_1^t, \dots, z_D^t) \in Z$ , kur  $Z$  ir apkārtējās vides mainīgo telpa,  $t \in [0, T]$  ir laika periods un  $T$  ir imitācijas modelēšanas gājiena ilgums, kas tiek mērīts laika periodos (stundās, dienās, nedēļās, utt.).
- d) stāvokļa vektors  $\mathbf{s}^t$ , kas satur  $R$  stāvokļa mainīgos,  $\mathbf{s}^t = (s_1^t, \dots, s_R^t) \in S$ , kur  $S$  ir stāvokļu mainīgo telpa. Šie mainīgie apraksta sistēmas elementus un to saites ar citiem elementiem laika periodā  $t \in [0, T]$ .
- e) izejas vektors  $\mathbf{y}^t$ , kas satur  $M$  izejas mainīgos (izpildes kritērijus),  $\mathbf{y}^t = (y_1^t, \dots, y_M^t) \in Y$ , kur  $Y$  ir izejas mainīgo telpa. Šo mainīgo vērtības atbilst imitācijas modeļa atsauksmēm laika periodā  $t \in [0, T]$ .



1. att. Imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas pieejas operacionālā shēma

Metodes, kuras spēj atrast risinājumus, aizvietojo ar analītisko izteiksmi ar imitācijas modeli, tiek sauktas par imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metodēm [7]. Rezumējot šādu autoru apskatus – Andradottir [5], Azadivar [7], Merkurjevs un Visipkovs [35], Fu [21], kā arī Ólafsson un Kim [43], ir konstatēts, ka:

- atsauksmes virsmes metodoloģija (RSM) (angļu valodā *response surface-based methodology*) nodrošina risinājumu statistisku nozīmīgumu un regresijas veida metamodeļu atjaunošanas iespēju, lēni konverģējot globāli optimālā risinājumā;
- stohastiskās aproksimācijas metode (SA) (angļu valodā *stochastic approximation method*) un paraugu trajektorijas optimizācijas

metode (SPO) (angļu valodā *sample path optimisation method*) prasa lielu imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas iterāciju skaitu;

- “grupēšanas un izvēles” metode (RS) (angļu valodā *ranking and selection*) ir piemērota problēmām ar relatīvi nelielu izejas mainīgo telpu;
- heuristikas (Hs) (angļu valodā *heuristics*) nodrošina aptuveni optimāla risinājuma atrašanās lielu varbūtību, taču negarantē risinājuma globālu optimalitāti.

Darbā paveiktā analīze ir ļāvusi secināt, ka imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metodes galvenokārt tiek pielietotas viena mērķa optimizācijas problēmām [1, 6, 13, 27], kamēr daudz mērķu problēmas tiek risinātas, apvienojot izpildes kritērijus vienā kritērijā [3, 46]. Papildus tam eksistē vairākas imitācijas modelēšanā bāzētas viena mērķa un daudz mērķu optimizācijas metodes, kuras ir piemērotas noteiktiem lietišķajiem uzdevumiem, piemēram, lidmašīnas un gāzes turbīnu komponentu ražošanai [50], „kanban” sistēmas tipveida ražošanai [23], krājumu vadībai [3]. Tādējādi ir nepieciešama metode, kura no vienas puses ir piemērota vairākām sarežģītu sistēmu īpašībām, bet no otras puses ir pietiekoši vispārēja dažādu veidu sistēmu optimizācijai.

Optimizācijas problēma ir matemātiski formulēta kā imitācijas modelēšanā bāzētas daudz mērķu un nosacījumu stohastiskas optimizācijas problēma pie diskrētiem un nepārtrauktiem mainīgajiem, t.i:

$$\text{opt}_{\mathbf{x} \in X} \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \int_{t=1}^T \mathbf{y}^t \wp(\mathbf{z}) d\mathbf{z} = \mathbb{E}[\boldsymbol{\omega}(\mathbf{y}^T)], \quad (1)$$

$$\text{kur } \mathbf{y}^t = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}, \mathbf{c}, \mathbf{z}^t, \mathbf{s}^t),$$

$$\text{pie } X: \begin{cases} \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbb{E}[\boldsymbol{\gamma}(\mathbf{y}^T)] \geq 0, \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbb{E}[\boldsymbol{\eta}(\mathbf{y}^T)] = 0, \end{cases} \quad (2)$$

kur  $\mathbf{f}$  -  $X \rightarrow Y$  ir mērķa funkciju vektors, kas saista mainīgo vektora  $\mathbf{x} \in X$  vērtības ar izejas vektora  $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) \in Y$  vērtībām;

$\mathbb{E}[\cdot]$  - matemātiskā cerība;

$\wp$  - apkārtējās vides mainīgo  $\mathbf{z}$  gadījuma vektora varbūtību blīvuma funkcija;

$\varphi$  - imitācijas modelēšanas algoritms;

$\mathbf{g}, \mathbf{h}$  - nevienlīdzības un vienlīdzības nosacījumu vektori;

$\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\eta}$  - stohastisku atsauksmes funkciju vektori.

Balstoties uz problēmas nostādnes un literatūras avotu analīzi, tiek izvirzītas šādas prasības problēmas (1)-(2) risināšanai:

P1. minimizēt Eiklīda attālumu  $d$  starp īsto  $\mathcal{PF}^*$  un aproksimēto  $\widetilde{\mathcal{PF}}^*$  Pareto robežām:

$$\min d(\mathcal{PF}^*, \widetilde{\mathcal{PF}}^*); \quad (3)$$

P2. maksimizēt risinājumu  $\mathbf{x}^i \in \widetilde{\mathcal{PF}}^*$  daudzveidību  $\delta^i$ :

$$\max \sum_{i=1}^{|\widetilde{\mathcal{PF}}^*|} \delta^i, \quad (4)$$

kur  $|\widetilde{\mathcal{PF}}^*|$  ir risinājumu skaits Pareto robežā  $\widetilde{\mathcal{PF}}^*$ ;  $i$  ir risinājuma indekss;

P3. minimizēt dominējošo risinājumu skaitu  $\rho^\tau$ , kuri tiek zaudēti pārejot no optimizācijas iterācijas  $\tau$  uz iterāciju  $\tau+1$ :

$$\min \sum_{\tau=1}^{\tau^*} \rho^\tau; \quad (5)$$

P4. minimizēt skaitļošanas izmaksas, kas atbilst imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas iterāciju skaitam  $\tau$ ;

P5. ģenerēt nepārtrauktas Pareto robežas;

P6. izmantot gan diskretus gan nepārtrauktus mainīgos;

P6.1. izmantot globālas pārmeklēšanas metodes diskretu un nepārtrauktu mainīgo telpu izpētei;

P6.2. izmantot lokālas pārmeklēšanas metodes mazo reģionu izpētei nepārtrauktu mainīgo telpā ar mērķi nokļūt tuvāk Pareto optimāliem risinājumiem;

R7. paredzēt sistēmas apkārtējās vides nenoteiktību pārmeklēšanas procesā.

Pētāmās problēmas risināšanas procesu var sadalīt šādās divās fāzēs:

- *pārmeklēšanas fāze*, kurā tiek iegūta aproksimētā Pareto robeža  $\mathcal{PF}^*$ ;
- *risinājuma izvēles fāze*, kurā tiek izvēlēts vienīgais risinājums  $\mathbf{x}^*$  izmantošanai praksē.

Apvienojot pārmeklēšanas un risinājuma izvēles fāzes dažādās secībās, var izdalīt trīs pieejas: pirms pārmeklēšanas risinājuma izvēle, pārmeklēšanas laikā risinājuma izvēle un pēc pārmeklēšanas risinājuma izvēle. Analīzes rezultātā ir secināts, ka *pēc pārmeklēšanas risinājuma izvēles pieeja* visvairāk atbilst apskatāmās problēmas risināšanai. Šādas pieejas priekšrocība ir gan viena mērķa, gan daudzmerķu optimizācijas metožu pielietojamība. Kamēr viena mērķa optimizācijas metodes jāizpilda vairākas reizes ar dažādiem

uzstādījumiem Pareto robežas iegūšanai, daudzmerķu optimizācijas metodēm ir nepieciešama tikai viena izpilde.

### Imitācijas modelēšanā bāzētas daudzmerķu optimizācijas metožu analīze

Otrajā nodaļā ir izpētīti daudzmerķu evolucionārie algoritmi (MOEAs) (angļu valodā *multi-objective evolutionary algorithms*), kuri pēc tam ir salīdzināti ar tādām imitācijas modelēšanā bāzētām optimizācijas metodēm kā RSM, SA, SPO, RS un Hs. Nodaļā tiek identificēta šo metožu un algoritmu īpašību vispiemērotākā kombinācija izvirzīto prasību  $P1 \div P7$  izpildei.

Analīzes rezultāti atklāja, ka RSM, SA, SPO, RS un Hs nevar ģenerēt nepārtrauktas Pareto robežas, un pie tam RSM, SA un SPO tiek izmantoti optimizācijai ar nepārtrauktiem mainīgajiem. Turpretī MOEAs [14, 20, 25, 29, 47, 55, 56] spēj vienlaicīgi optimizēt dominējošo risinājumu kopu, nevis tikai vienīgo risinājumu. Papildus tam tie spēj izpētīt lielu pārmeklēšanas telpu, kura sastāv gan no nepārtrauktiem, gan no diskretiem mainīgajiem. Šo algoritmu nopietns trūkums ir tāds, ka tie bieži nespēj vienlaicīgi nodrošināt augstu Pareto robežas aproksimācijas precizitāti un dažādību pie neliela optimizācijas iterāciju skaita.

Imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metožu un algoritmu salīdzinājums (skat. 1. tabulu) parādīja, ka neviens no tiem neatbilst pilnīgi visām prasībām  $P1 \div P7$ . Balstoties uz apkopotajiem rezultātiem, var secināt, ka hibrīdam algoritmam jābūt izstrādātam, apvienojot daudzmerķu evolucionāro algoritmu ar citiem algoritmiem un metodēm pētāmās problēmas (1)-(2) risināšanai.

1. tabula

Imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas metožu salīdzinājums

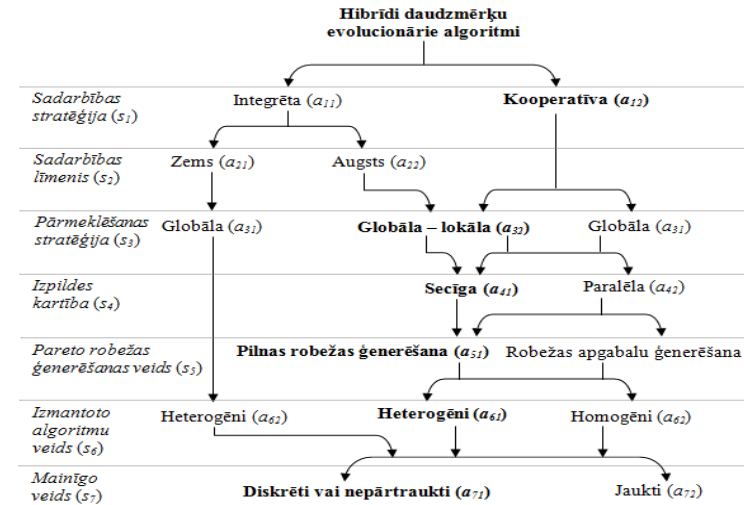
Metodes un algoritmi	RSM	SA	SPO	RS	Hs	MOEAs
Prasības						
$P1 + P2$	-	-	-	-	-	-
$P3$	-	-	-	-	-	+
$P4$	+	-	-	-	+	-
$P5$	-	-	-	-	-	+
$P6$	-	-	-	+	+	+
$P7$	+	+	-	-	-	-

Pēdējā laikā zinātniskajā literatūrā parādījās vairākas hibrīdas metodes [18, 22, 28, 32, 52]. Vairākums no šīm metodēm ir aprobēti determinētas daudzmerķu optimizācijas etalonuzdevumos, kuri tiek formulēti analītiski. Turklāt, esošie imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas programmrīki, piem. SimRunner® un OptQuest®, arī balstās uz hibrīdām metodēm, kuras apvieno vairākus izpildes kritērijus vienā kritērijā vai izmanto tos kā nosacījumus. Līdz ar to, zinātniskajā literatūrā trūkst pētījumu par hibrīdu daudzmerķu evolucionāro algoritmu un imitācijas modeļu efektīvu kombinēšanu ar mērķi iegūt Pareto robežu. Lai aizpildītu šo robu, darbā ir veikta morfoloģiskā analīze [2], kuras ietvaros ir izpētītas vairākas hibrīdu algoritmu konfigurācijas. Rezultātā tika noteikta viena konfigurācija, kura visvairāk atbilst prasībām  $P1 \div P7$ .

Morfoloģiskās analīzes sākumā tiek nodēfīnētas septiņas algoritmu īpašības un to vērtības (skat. 2. att.). Pēc tam morfoloģiskā kopa tiek veidota no  $M$  algoritmu konfigurācijām, kombinējot algoritmu īpašības un to vērtības, kur  $M = m_1 \cdot m_2 \cdot \dots \cdot m_7 = 128$  un  $m_i$  ir  $i$ -tās īpašības vērtību skaits ( $i = 1, 2, \dots, 7$ ). Katra konfigurācija  $A_k = (a_{1j}^{(k)}, \dots, a_{7j}^{(k)})$  atbilst noteiktam hibrīdam algoritmam, kur  $a_{ij}^{(k)}$  ir  $k$ -tās morfoloģiskās konfigurācijas  $i$ -tās īpašības  $j$ -tā vērtība [40].

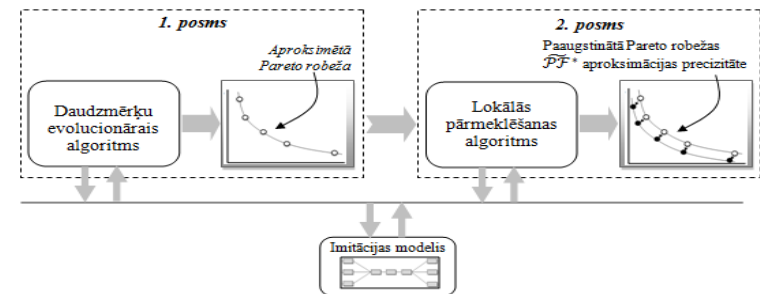
Lai samazinātu morfoloģisko kopu, tiek analizēti zinātniskajā literatūrā atrastie hibrīdie daudzmerķu evolucionārie algoritmi [15, 16, 24, 26, 30, 33, 42, 49, 51, 53]. Hibrīdie algoritmi ir sadalīti piecās morfoloģiskajās konfigurācijās ( $A1 \div A5$ ). Salīdzinot algoritmus pēc prasībām  $P1 \div P7$ , tiek secināts, ka algoritma konfigurācija  $A_4 = (a_{12}, a_{32}, a_{41}, a_{51}, a_{61}, a_{71})$ , kurai atbilst divposmu hibrīdais evolucionārais algoritms [51] un hibrīdais algoritms NSGA-II (angļu valodā *elitist non-dominated sorting genetic algorithm*) [15], ir vispiemērotākā pētāmās problēmas risināšanai. Šīs konfigurācijas ietvaros evolucionārais algoritms tiek izmantots pirmajā posmā, lai veiktu Pareto robežas aproksimāciju un nodrošinātu tās daudzveidību, kamēr lokālās pārmeklēšanas algoritms tiek pielietots otrajā posmā Pareto robežas aproksimācijas precizitātes paaugstināšanai. Imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas ietvaros šo hibrīdo algoritmu izpildei tiek izmantotas mazāk optimizācijas iterācijas nekā citos algoritmos kā, piemēram, S-MOGLS (angļu valodā *simple multi-objective genetic local search algorithm*) [26] un M-PAES (angļu valodā *memetic Pareto-archived evolution strategy*) [30], jo lokālā pārmeklēšana tiek pielietota tikai

pēc ģenētiskās pārmeklēšanas pabeigšanas. Papildus tam šie algoritmi neizpilda vairākus imitācijas eksperimentus paralēli, un tāpēc prasa tikai vienu datoru to realizācijai.



2. att. Saites starp hibrīdu algoritmu īpašībām un to vērtībām

Tomēr iepriekš minētie algoritmi nespēj efektīvi izmantot globālās un lokālās pārmeklēšanas pieejas darbam ar jauktajiem mainīgajiem. Papildus tam, tie nav piemēroti stohastisku datu apstrādei, kas ir apskatāmās problēmas būtiskākā īpašība. Tādējādi, lai izstrādātu hibrīdu metodi, tiek izmantota konfigurācija  $A_4^* = (a_{12}, a_{32}, a_{41}, a_{51}, a_{61}, a_{72})$ , kura pamatojas uz  $A_4$  (skat. 3. att.).



3. att. Algoritma vispārēja shēma, kura atbilst konfigurācijai  $A_4$

Metodes izstrādes gaitā ir ņemti vērā šādi hibrīdo algoritmu trūkumi:

- fiksēts optimizācijas iterāciju skaits, kurš atbilst apstāšanās kritērijam, neļauj novērtēt algoritma konverģences līmeni;
- izmantotie lokālās pārmeklēšanas algoritmi nav paredzēti dominējošo risinājumu lokālai uzlabošanai imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas gadījumā;
- izmantotie lokālās pārmeklēšanas algoritmi balstās uz vairāku mērķa funkciju apvienošanu, kas var izraisīt kļūdainu pārmeklēšanas virzienu.

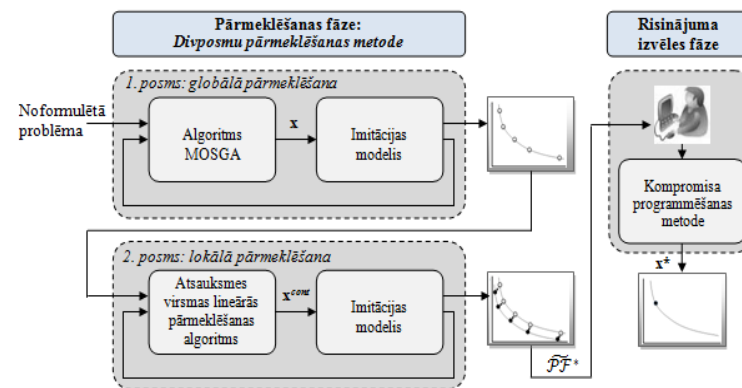
Izvēlēto hibrīdo algoritmu modifikācija un iepriekš minēto trūkumu novēršana var tuvināt jaunas hibrīdas metodes izstrādi pētāmās problēmas risināšanai.

#### Imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metodes izstrāde

Trešajā nodaļā ir izklāstīta promocijas darba autora piedāvātā imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metode (angļu valodā *simulation-based hybrid optimisation method*), kura balstās uz pēc pārmeklēšanas risinājuma izvēles pieeju un konfigurāciju  $A^*$ . Šī metode apvieno izstrādāto divposmu pārmeklēšanas metodi (angļu valodā *two-phase search method*) un kompromisa programmēšanas metodi. Divposmu pārmeklēšanas metodes [38] ietvaros tiek izmantota evolucionārā skaitļošana un atsauksmes virsmas metodoloģija. Imitācijas modelēšanā bāzēts daudzmerķu ģenētiskais algoritms (MOSGA) (angļu valodā *multi-objective simulation-based genetic algorithm*) tiek izmantots Pareto optimālo risinājumu globālajai pārmeklēšanai, turpretī atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritms ļauj lokāli uzlabot risinājumus. Lai izvēlētos vienu Pareto optimālo risinājumu, ir izmantota kompromisa programmēšanas metode.

Imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metodes vispārējā shēma ir parādīta 4. attēlā. Pārmeklēšanas fāzē tiek izmantots algoritms MOSGA nepārtrauktu un diskretu mainīgo aptuvenu optimālo vērtību meklēšanai, kamēr atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritms tiek pielietots tikai nepārtrauktu mainīgo vērtību uzlabošanai. Šīs fāzes nobeigumā tiek iegūta Pareto robeža  $\mathcal{PF}^*$ . Risinājuma izvēles fāzē ir pielietota kompromisa programmēšanas metode viena Pareto optimālā risinājuma  $\mathbf{x}^* \in \mathcal{PF}^*$

izvēlei. Šim nolūkam tiek aprēķināts attālums starp ideālo risinājumu un iegūtajiem Pareto optimālajiem risinājumiem ar mērķi noteikt ideālajam (vai utopiskajam) vistuvāko risinājumu un realizēt to praksē.



4. att. Imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metodes vispārēja shēma

Modificējot algoritmu NSGA-II [14], algoritms MOSGA [41] integrē sevī diploidālu hromosomu (sastāv no divām hromosomu kopām) kodēšanas pieeju, heuristisku likumu optimizācijas iterāciju skaita samazināšanai, vienmērīgās populācijas inicializēšanas pieeju, ranžēšanā bāzētu piemērotības piešķiršanas pieeju, Pareto robežas daudzveidības nodrošināšanas pieeju, nosacījumu apstrādes soda funkciju, binārā turnīra atlases pieeju, vienmērīgas krustošanas un mutācijas operatorus, elitārās atlases pieeju, kā arī dominēšanā bāzētu apstāšanās kritēriju. Šo algoritmu var formalizēt šādi.

Populācija  $P^{r_{MOSGA}} = \{a^{n1}, a^{n2} | n = \overline{1, N}\}$  sastāv no  $N$  diploidālām hromosomām. Katra diploidālā hromosoma, kura pieder populācijai  $P^{r_{MOSGA}}$ , sastāv no šādām divām binārām virknēm:

$$a^{n1} = (a^{n1}_{\ell_1-1} a^{n1}_{\ell_1-2} \dots a^{n1}_1 a^{n1}_0) \in \{0,1\}^{\ell_1}, \quad (6)$$

$$a^{n2} = (a^{n2}_{\ell_2-1} a^{n2}_{\ell_2-2} \dots a^{n2}_1 a^{n2}_0) \in \{0,1\}^{\ell_2}, \quad (7)$$

kur  $n$  ir virknes numurs;  $\ell_1$  un  $\ell_2$  ir virkņu garums;  $a_k^{n1}$  un  $a_k^{n2}$  ir ģēni ar atrašanās vietas indeksu  $k$ .

Binārā virkne  $a^{n1}$  tiek izmantota ar mērķi kodēt laika mērogā definētus diskretus mainīgos  $x_i^{n,discr}$ , pielietojot šādu modificētu bināru kodēšanu:

$$a^{n1} = \phi\left(\log_2\left(\frac{x_i^{n,discr}}{t}\right)\right), \quad (8)$$

kur  $\phi$  ir kodēšanas algoritms;  $i$  ir risinājuma indekss;  $t$  ir pamata periods vai mainīgā  $x_i^{n,discr}$  minimālā vērtība.

Binārā virkne  $a^{n2}$  tiek pielietota nepārtrauktu mainīgo  $x_i^{n,cont}$  kodēšanai, izmantojot klasisku bināru kodēšanu.

Algoritmu MOSGA izpilda ģenētiskais operators  $\mathcal{G}$ , kurš realizē iteratīvas pārejas starp populācijām:

$$P^{\tau_{MOSGA}+1} \sim \mathcal{G}(P^{\tau_{MOSGA}}), \quad (9)$$

kur  $\sim$  ir ekvivalences attiecība.

Šis operators sastāv no šādiem četriem operatoriem: binārā turnīra atlase ( $\mathcal{A}_s$ ), vienmērīga krustošana ( $\mathcal{A}_c$ ), mutācija ( $\mathcal{A}_m$ ) un reprodukcija ( $\mathcal{A}_r$ ):

$$\mathcal{G} = \mathcal{A}_s \circ \mathcal{A}_c \circ \mathcal{A}_m \circ \mathcal{A}_r; \quad (10)$$

Binārā turnīra atlases operators  $\mathcal{A}_s$  realizē vairākas  $n$ -tās virknes kopijas atbilstoši dominēšanas dziļumam  $r^n$  un blīvuma rādītājam  $\delta^n$ . Dominēšanas dziļums  $r^n$  definē kandidāta risinājuma dominēšanas pakāpi, kur vērtība „1” atbilst dominējošam risinājumam. Blīvuma rādītājs  $\delta^n$  apraksta iespējamo risinājumu blīvumu apkārt kandidāta risinājumam  $n$ , kur „ $\infty$ ” ir viszemākā blīvuma rādītāja vērtība.

Parametru  $r^n$  un  $\delta^n$  vērtības ir aprēķinātas, balstoties uz izejas mainīgo  $\hat{y}^n$  vērtībām, kuras, savukārt, tiek iegūtas no imitācijas modelēšanas eksperimentiem. Lai samazinātu optimizācijas procesam patērēto laiku, kandidāta risinājumu iespējamība tiek novērtēta pēc pirmā imitācijas modelēšanas gājiena atbilstoši  $f_j(\mathbf{x}^n) < \gamma_j$ , kur  $\gamma_j$  ir  $j$ -tā izejas mainīgā zemākā robeža. Ja kandidāta risinājums  $\mathbf{x}^n$  nav iespējams, tad tālākie imitācijas modelēšanas gājieni netiek izpildīti.

Pēc krustošanas  $\mathcal{A}_c$  un mutācijas  $\mathcal{A}_m$  operatoru izmantošanas jaunā populācija  $P^{\tau_{MOSGA}+1}$  ir aizvietota ar labākiem vecāku  $P^{\tau_{MOSGA}}$  un starppopulācijas  $\mathcal{M}^{\tau_{MOSGA}}$  pārstāvjiem (reprodukcijas operators  $\mathcal{A}_r$ ), lai novērstu dominējošo risinājumu zudumu pārmeklēšanas laikā. Visiem kandidāta risinājumiem no apvienotās populācijas  $P^{\tau_{MOSGA}} \cup \mathcal{M}^{\tau_{MOSGA}}$  tiek atjaunoti to dominēšanas

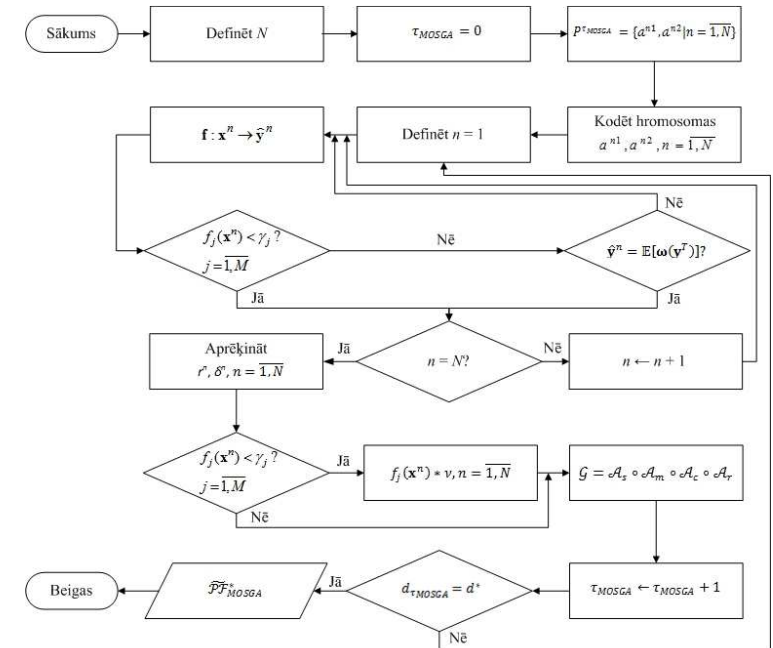
dziļumi. Nākamā populācija  $P^{\tau_{MOSGA}+1}$  tiek veidota no pirmajiem  $N$  risinājumiem.

Algoritma MOSGA darbība tiek pārtraukta, kad populāciju skaits  $d_{\tau_{MOSGA}}$  ar nemaināmo dominējošo risinājumu kopu ir vienāds ar iepriekš uzdoto vērtību  $d^*$ , t.i.:

$$d_{\tau_{MOSGA}} = d^*; \quad (11)$$

Tā kā algoritms MOSGA ir stohastisks, tad pie dažādām gadījumu skaitļu virknēm, tas var sniegt dažādus risinājumus. Tāpēc algoritms tiek izpildīts vairākas reizes. Nobeigumā tiek apkopoti labākie dominējošie risinājumi.

Izstrādātā algoritma blokshēma ir sniegta 5. attēlā.



5. att. Algoritma MOSGA blokshēma

Atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritms (skat. 6. att.) ietver šādus soļus katrā  $m$ -tajā iterācijā [36]:

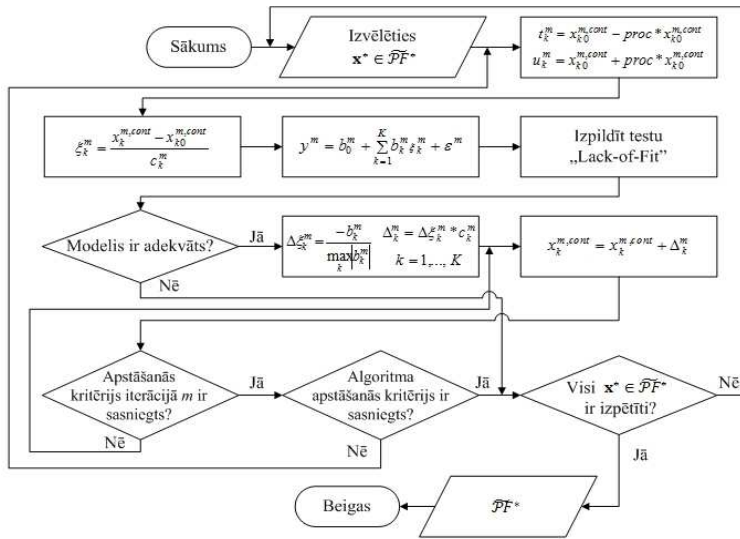
- imitācijas modeļa atsauksmes virsmas lokālā aproksimācija;

- metamodeļa adekvātuma pārbaude;
- lineārā pārmeklēšana ātrākā nobrauciena virzienā.

Algoritma sākumā lineārā veida regresijas metamodelis tiek izmantots imitācijas modeļa atsauksmes virsmas mazā reģiona apksimācijai. Šis metamodelis apraksta ieejas faktoru ietekmi uz imitācijas modeļa atsauksmi:

$$y^m = b_0^m + \sum_{k=1}^K b_k^m \xi_k^m + \varepsilon^m, \quad k = 1, \dots, K, \quad (12)$$

kur  $y^m$  ir imitācijas modeļa atsauksme;  $\xi_k^m$  ir nokodēts ieejas faktors  $k$ ;  $b_0^m$  un  $b_k^m$  ir attiecīgi ieejas faktora  $k$  konstante un regresijas koeficients;  $\varepsilon^m$  ir regresijas modeļa statistiskā kļūda (vai atlikums);  $K$  ir ieejas faktoru skaits. Lai izstrādātu metamodeli, eksperimentu dizains „Plackett-Burman” [39] tiek veidots, pamatojoties uz imitācijas modeļa izejas datiem.



6. att. Atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritma blokshēma

Ja metamodelis ir adekvāts, tad lineārā pārmeklēšana tiek veikta lokālajā robežā nepārtrauktu mainīgo vērtību uzlabošanai. Ātrākā

nobrauciena virziens tiek noteikts ar regresijas koeficientu  $b_0^m$ ,  $b_2^m, \dots, b_K^m$  palīdzību. Pārmeklēšana notiek gradientam pretējā virzienā. Pie tam tikai statistiski nozīmīgi koeficienti ( $p$ -līmenis  $< 0.05$ ) tiek iesaistīti pārmeklēšanā. Ja imitācijas modelis nav adekvāts vai tā atsauksmes vērtību nevar uzlabot, tad algoritms ir pabeigts.

Imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdās optimizācijas metodes risinājuma izvēles fāzē tiek analizēta Pareto robeža  $\widetilde{PF}^*$  ar mērķi izvēlēties vispiemērotāko risinājumu realizēšanai praksē. Šim nolūkam ir pielietota kompromisa programmēšanas metode [54]. Balstoties uz lēmumu pieņemšanas personas pieredzi, izejas mainīgajiem tiek definētas ideālās vērtības. Tālāk tiek noteikts ideālajam tuvākais Pareto optimālais risinājums.

Lai aprēķinātu katra Pareto optimālā risinājuma tuvuma rādītāja vērtību, tiek izmantota šāda attāluma metrika  $L_p$ :

$$L_p: \rho(\hat{\mathbf{y}}^{norm}, \mathbf{z}^{norm}) = (\sum_{j=1}^M |\hat{y}_j^{norm} - z_j^{norm}|^p)^{1/p}, \quad (13)$$

kur  $\hat{y}_j^{norm}$  ir  $j$ -tā izpildes kritērija normalizētā vērtība Pareto robežā  $\widetilde{PF}^*$ ;  $z_j^{norm}$  ir  $j$ -tā izpildes kritērija normalizētā ideālā vērtība;  $\rho$  ir attālums starp ideālo un Pareto-optimālo risinājumiem; pakāpe  $p$  pieder intervālam  $[1; \infty)$ .

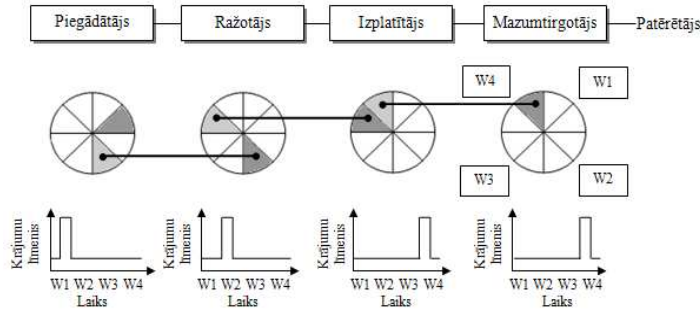
### Imitācijas modelēšanā bāzēta optimizācija piegādes ķēžu cikliskajai plānošanai

Ceturtajā nodaļā izpētīta daudzvešonu cikliskā plānošana, kura izvēlēta par testgultni izstrādāto metožu un algoritmu efektivitātes pārbaudei. Attiecīgā optimizācijas problēma ir noformulēta matemātiski. Nodaļā tiek izstrādāts optimizācijas programmvides prototips esošās problēmas risināšanai.

Daudzvešonu piegādes ķēdes plānošanu var uzskatīt par sarežģītu procesu, kurā piedalās vairāki dalībnieki (piegādātāji, ražotāji, izplatītāji un mazumtirgotāji), kas sadarbojas savā starpā ar mērķi iegūt izejmateriālus, pārstrādāt tos gatavajā produkcijā un piegādāt galapatērētājiem. Šī sarežģītā procesa plānošanai un vadībai produkta dzīves cikla brieduma fāzē tiek pielietota cikliskās plānošanas politika. Šai politikai piemīt šādas galvenās priekšrocības: realizācijas vienkāršība, samazinātas administratīvas izmaksas un samazināti drošības krājumi starp ešeloniem [34].

Cikliskās plānošanas politika pamatojas uz apakšprocesu koordināciju un sinhronizāciju laikā [10, 19]. Koordinācijas princips

ir kompromisa lēmumu pieņemšana, pamatojoties uz mijiedarbības starp sistēmas elementiem analīzi [58]. Savukārt, sinhronizācija dod iespēju plānot katru piegādes ķēdes apakšprocesu pēc cikliskās atkārtotības principa un savstarpēji saskaņot procesu ciklus, ņemot vērā piegādes laiku nobīdes starp apakšprocesu inicializācijas un pabeigšanas periodiem (skat. 7. att.).



7. att. Plānošanas riteņu sinhronizācija piegādes ķēdē [37]

Zinātniskās literatūras analīzes rezultātā tika konstatēts, ka ir maz pētījumu par procesu ciklu optimālo sinhronizāciju. Vairākumā no šiem pētījumiem ir izmantoti analītiskie modeļi sinhronizācijas politiku parametru optimizācijai [8, 10, 11, 17]. Imitācijas modelēšanas tehnoloģija ļauj realistiski modelēt piegādes ķēdes darbību, kā arī paplašina analītisko modeļu izmantošanas iespējas, iekļaujot neizpildītos pasūtījumus un modelim raksturīgos nosacījumus [34].

Optimizācijas problēma [37] ietver sevī cikliskās plānošanas parametru (procesu ciklu  $Cy_i$  un maksimālo krājumu līmeņu  $OUL_i$ ) aptuveni optimālo vērtību noteikšanu katrai krājumu glabāšanas vietai  $i = \overline{1, I}$  ar mērķi optimizēt kopējās izmaksas  $TC$  un servisa līmeni  $FR$  atbilstoši nosacījumiem.

Tādējādi problēma satur divas mērķa funkcijas. Pirmā mērķa funkcija ir minimizēt kopējo izmaksu vidējo vērtību  $\mathbb{E}[TC]$ , kas sastāv no ražošanas, uzstādīšanas un krājumu glabāšanas izmaksām, un ir matemātiski formulēta šādi:

$$\begin{aligned} \text{Min } y_1 = \mathbb{E}[TC] = \mathbb{E} & \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J QP_{jt} * CP_j + \quad (\text{ražošanas izmaksas}) \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J (T/Cy_{i \in j}) * CS_j + \quad (\text{uzstādīšanas izmaksas}) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\sum_{t=2}^T \sum_{|S(i)|=0} \frac{H_{it} + H_{it-1}}{2} * CH_i + (\text{krājumu glabāšanas izmaksas pēdējā ešelona})$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{|S(i)| \neq 0} H_{it} * CH_i, \quad (\text{krājumu glabāšanas izmaksas pārējos ešelonos})$$

kur  $H_{it}$  ir pieejamais krājumu līmenis glabāšanas vietā  $i$  laika periodā  $t$ ,  $QP_{it}$  ir ražošanas pasūtījums laika periodā  $t$ ;  $CP_j$  ir produkta vienības ražošanas izmaksas procesam  $j$ ;  $CS_j$  ir procesa  $j$  uzstādīšanas izmaksas;  $CH_i$  ir produkta vienības glabāšanas izmaksas krājumu glabāšanas vietā  $i$ ;  $S(i)$  definē krājumu glabāšanas vietu kopu, kas atrodas pēc krājumu glabāšanas vietas  $i$ ;  $t$  ir laika perioda numurs plānošanas horizontā;  $i$  ir krājumu glabāšanas vietas numurs;  $j$  ir procesa numurs;  $T$  ir periodu skaits plānošanas horizontā;  $I$  ir glabāšanas vietu skaits;  $J$  ir procesu skaits.

Otrā mērķa funkcija ir maksimizēt servisa līmeņa vidējo vērtību  $\mathbb{E}[FR]$ , kas nosaka no krājumiem apmierinātā pieprasījuma daļu. Lai aprēķinātu servisa līmeni, tiek saskaitīti galapatērētājiem piegādātais produktu daudzums, kurš ir sadalīts ar pasūtīto produktu daudzumu un sareizināts ar 100:

$$\begin{aligned} \text{Max } y_2 = \mathbb{E}[FR] = \\ = \mathbb{E} \left[ 100 * \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K QC_{tik} / \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K D_{tik} \right] \end{aligned} \quad (15)$$

kur  $D_{kit}$  ir patērētāja  $k$  pieprasījums, kurš pienāk krājumu glabāšanas vietā  $i$  laika periodā  $t$ ;  $QC_{ikt}$  ir produktu daudzums, kurš ir piegādāts no krājumu glabāšanas vietas  $i$  patērētājam  $k$  laika periodā  $t$ ;  $k$  ir patērētāja numurs;  $K$  ir patērētāju daudzums.

Izvirzītās problēmas risinājumu iespējamība ir novērtēta, balstoties uz šādiem stohastiskiem un determinētiem nosacījumiem:

$$Cy_i = 2^p \tau \quad i=1, \dots, I, \quad (16)$$

$$Cy_{min} \leq Cy_i \leq Cy_{max} \quad i=1, \dots, I, \quad (17)$$

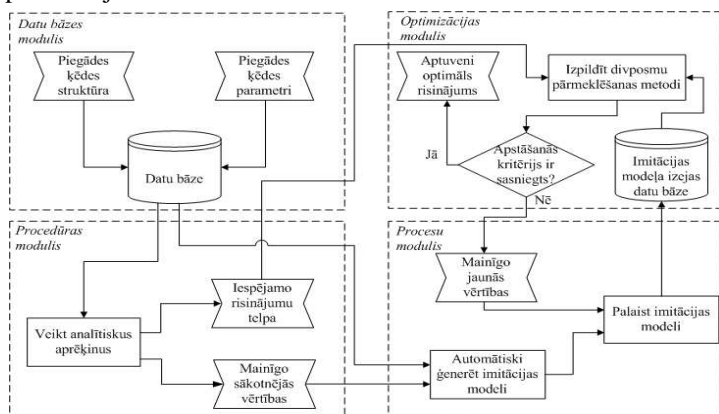
$$H_{it} \geq CAP_i \quad i=1, \dots, I, \quad (18)$$

$$\mathbb{E}[FR] \geq FR_{min} \quad i=1, \dots, I. \quad (19)$$

Cikliskās plānošanas nosacījums (16) ir ieviests procesu ciklu  $Cy_i$  sinhronizācijai atbilstoši „power-of-two” politikai, kuras ietvaros cikli ir definēti kā  $2^p \tau$ , kur  $\tau$  ir plānošanas pamatperiods,  $p$  ir pozitīvs vesels skaitlis; mainīgo nosacījums (17) definē procesu cikla  $Cy_i$  minimālo ( $Cy_{min}$ ) un maksimālo ( $Cy_{max}$ ) robežas; ar krājumu glabāšanas vietu kapacitāšu nosacījuma (18) palīdzību tik definēts,

ka krājumu līmenis  $H_{it}$  laika perioda  $t$  nobeigumā nevar pārsniegt noteiktās krājumu glabāšanas vietas  $i$  kapacitāti  $CAP_i$ ; servisa līmeņa nosacījums (19) nosaka, ka servisa līmeņa vidējā vērtība nevar būt mazāka vai vienāda ar  $FR_{min}$ .

Optimizācijas programmvides prototips (skat. 8. att.) tiek izstrādāts noformulētās daudzvešelonu cikliskās plānošanas problēmas risināšanai. Vide sastāv no šādiem četriem moduļiem [34]: (i) datu bāzes modulis, (ii) procedūras modulis, (iii) procesu modulis un (iv) optimizācijas modulis.



8. att. Programmvides prototips imitācijas modelēšanā bāzētai optimizācijai

Datubāzes modulī tiek glabāta piegādes ķēdes struktūra un parametri. Balstoties uz šiem datiem, procedūras modulī ir aprēķinātas cikliskās plānošanas parametru sākotnējās vērtības. Saskaņā ar izmantoto analītisko modeli procesu cikli un maksimālie krājumu līmeņi tiek aprēķināti, izplatot galapatērētāju pieprasījumu lejup pa piegādes ķēdi. Procesi modulis ir paredzēts (i) piegādes ķēdes imitācijas modeļa automātiskajai ģenerēšanai, balstoties uz datubāzes un procedūras moduļu datiem; un (ii) noģenerētā imitācijas modeļa palaišanai ar mērķi aprēķināt izpildes kritēriju vērtības. Optimizācijas modulis ir izmantots daudzvešelonu cikliskās plānošanas parametru aptuveni optimālu vērtību meklēšanai.

Programmvides moduļi tiek izstrādāti, izmantojot programmatūru „MS Excel”, programmēšanas valodu „Microsoft Visual Basic for

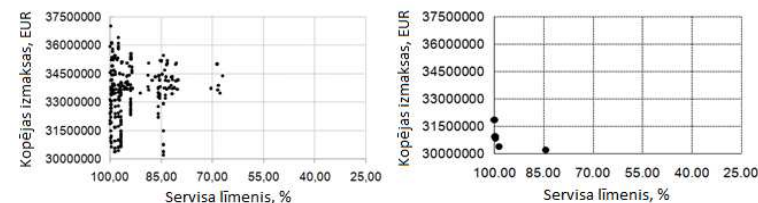
Applications” (VBA) un programmatūru „ServiceModel Professional 7.0”. Datu apmaiņa starp „MS Excel” un „ServiceModel” tiek nodrošināta ar tehnoloģijas „ProModel ActiveX” palīdzību.

### Izstrādāto metožu un algoritmu aprobācija

Piektajā nodaļā izstrādātās metodes un algoritmi tiek pielietoti daudzvešelonu cikliskās plānošanas parametru imitācijas modelēšanā bāzētai optimizācijai.

Pirmā gadījuma izpētē trīs ešelonu lineārā tipa piegādes ķēde tiek izmantota kā vienkāršots piemērs. Imitācijas modelis tiek ģenerēts automātiski programmatūrā „ServiceModel”, izmantojot izstrādāto optimizācijas programmvides prototipu, modelim tiek izvirzīti šādi pieņēmumi: galapatērētāju pieprasījums tiek uzdots ar normālo sadalījumu; procesu cikli ir nedefinēti dienās atbilstoši sinhronizācijas „power-of-two” politikai; ciklu pieejamās vērtības ir 1, 2, 3, 4, 8, 16 un 32, kur 32 ir maksimālā cikla vērtība, kura atbilst vienam plānošanas riteņa apgriezianam; piegādes laiki ir arī normāli sadalīti; pirmajai krājumu glabāšanas vietai ir neierobežota kapacitāte, un tai nav piešķirta neviena plānošanas politika; neizpildītie pasūtījumi tiek piegādāti pilnos apjomos nevis pa daļām. Imitācijas modeļēšanas gājiena ilgums ir 192 periodi vai 4608 stundas (192\*24), kas ļauj modelēt sešus plānošanas riteņa apgriezienus.

Pirmā gadījuma izpētē ietilpst pieci scenāriji (1.1-1.5). 1.1. scenārijā aproksimācijas precizitāte tiek novērtēta, izskaitļojot attālumu starp reālo un aproksimēto Pareto robežām, kura ir vienāda ar 98,40%. Reālā Pareto robeža ir iegūta ar pilnās pārlases palīdzību, kamēr aproksimēto robežu noģenerēja algoritms MOSGA. Pēc algoritma MOSGA piecām neatkarīgām palaišanām, tika atrasti četri no pieciem Pareto optimālajiem risinājumiem (skat. 9. att.).



9. att. Pārmeklēšanas telpa (pa kreisi) un iegūtā Pareto robeža (pa labi)

Tālāk 1.2.-1.4. scenārijos tiek salīdzināti risinājumu kvalitāte un optimizācijas iterāciju skaiti, kuri ir iegūti ar divposmu pārmeklēšanas metodes un programmrīku SimRunner® un OptQuest® palīdzību. Ar komerciālo programmrīku palīdzību (1.2. un 1.3. scenāriji) tiek atrasts tikai viens risinājums nevis Pareto robeža. Papildus tam SimRunner® un OptQuest® pieprasīja attiecīgi 790 un 435 iterācijas risinājuma atrašanai. Taču divposmu pārmeklēšanas metode aproksimēja Pareto robežu tikai pēc 49 iterācijām, no kurām algoritms MOSGA un atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritms iztērēja attiecīgi 42 un 7 iterācijas. Rezultātā tiek atrasti četri kompromisa risinājumi, kuri vienlaicīgi nodrošina samazinātās kopējās izmaksas un paaugstināto servisa līmeni (skat. 3. tabulu).

3. tabula

Rezultātu kopsavilkums par 1.2.-1.4. scenārijiem

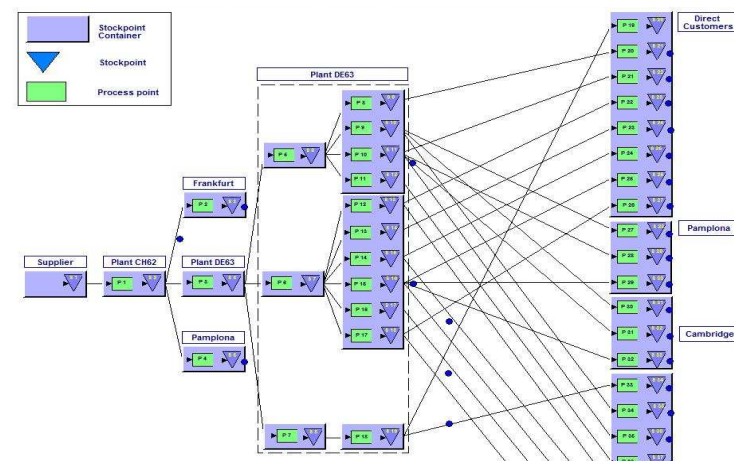
Scenāriji	Risinājuma ID	TC, €	FR, %	$\tau$
SimRunner®	1	33 521 268	88,18	790
OptQuest®	1	33 656 637	87,36	435
Divposmu pārmeklēšanas metode	1	30 651 322	100,00	49
	2	30 579 657	98,64	
	3	30 445 235	97,55	
	4	30 307 412	91,73	
	5	29 972 845	87,09	
	6	29 923 670	79,09	

Kompromisa programmēšanas metode tiek izmantota ar mērķi noteikt scenāriju, kura ietvaros tiek atrasts ideālajam vistuvākais risinājums. Tiek pieņemts, ka ideālā risinājuma  $z$  kopējo izmaksu un servisa līmeņa vidējās vērtības attiecīgi ir vienādas ar  $TC = \text{€}29\,000\,000$  un  $FR = 100,00\%$ . Attālumu vērtības tiek aprēķinātas 1.2.-1.4. scenāriju ietvaros iegūtajiem risinājumiem pielietojot formulu (13). Rezultātā tiek noteikts, ka ideālajam vistuvākais risinājums pieder divposmu pārmeklēšanas metodei ( $\rho=0,332$ ).

Otrā gadījuma izpētes uzdevums ir atrisināt cikliskās plānošanas problēmu *piecu ešelonu vispārējā piegādes ķēdē*. Ķīmiskās ražošanas uzņēmuma rūpnīcas, kuras tiek nosacīti apzīmētas ar DE un CH,

atrodas attiecīgi Vācijā un Čehijā. Patērētāji pienāk no Spānijas, Vācijas un Lielbritānijas.

Analizējamā uzņēmumā izejviela tiek pārstrādāta ķīmiskos produktos rūpnīcā CH. Tālāk šie produkti tiek piegādāti starpniekiem Frankfurtē un Pamplonā vai uz rūpnīcu DE. Rūpnīcā DE pusfabrikāti tiek pārstrādāti galaproduktos, kurus tālāk piegādā galapatērētājiem. Modelējamās piegādes ķēdes imitācijas modelis ir parādīts 10. attēlā.

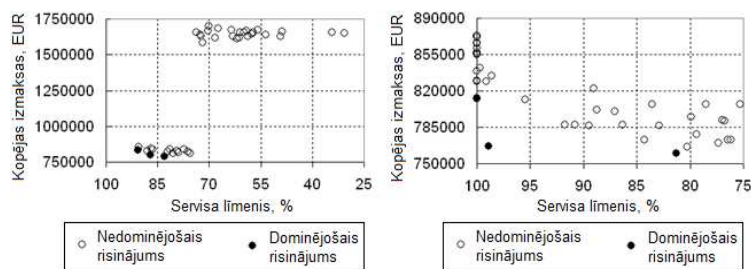


10. att. Piegādes ķēdes imitācijas modeļa attēls

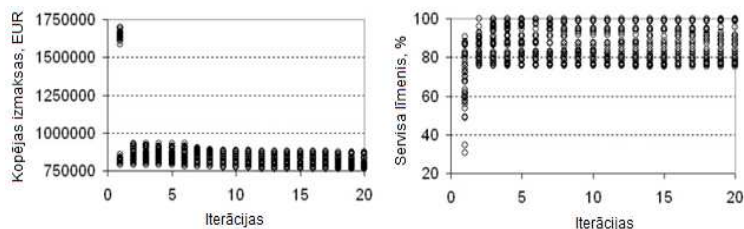
Piecu ešelonu piegādes ķēdes imitācijas modelim tika izvirzīti šādi pieņēmumi: piegādes ķēde sastāv no 42 krājumu glabāšanas vietām un 41 procesa; krājumu glabāšanas vietas 20-27, kuras atbilst starpniekiem, netiek kontrolētas ar plānošanas politikām, tādējādi kontrolēto krājumu glabāšanas vietu skaits ir vienāds ar 33, kamēr optimizējamo mainīgo skaits ir vienāds ar 66; procesu ciklu minimālā un maksimālā vērtības attiecīgi ir vienādas ar 7 un 56 dienām, pie tam 56 dienas atbilst plānošanas riteņa vienam apgriezienam; sākotnējie krājumu līmeņi galapatērētāju ešelonos tiek aprēķināti, summējot maksimālos krājumu līmeņus un ar cikla nobīdēm sareizinātos vidējos pieprasījumus. Imitācijas modelēšanas gājiena ilgums ir vienāds ar 224 periodiem vai 5376 stundām, kas ļauj nomodelēt četrus plānošanas riteņa apgriezienus.

2.1.-2.3. scenāriji tiek realizēti pēc analogijas ar 1.2.-1.4. scenārijiem. Tālāk ir aprakstīti ar divposmu pārmeklēšanas metodes

palīdzību iegūtie rezultāti. Metodes pirmajā posmā algoritms MOSGA optimizē 66 mainīgos. Maksimālo krājumu līmeņu sākotnējās vērtības tiek aprēķinātas analītiski, kamēr procesu cikliem vērtības tiek piešķirtas nejauši. Sākotnējās un galīgās populācijas piemēri ir atspoguļoti 11. attēlā, kamēr 12. attēlā ir parādīta algoritma MOSGA konverģence pie risinājumiem ar zemām kopējām izmaksām un augstu servisa līmeni. Rezultātā no 19.-21. iterācijai ir iegūta Pareto robeža ar šādiem trim risinājumiem: (i)  $TC = €787\,431$ ,  $FR = 100,00\%$ ; (ii)  $TC = €766\,669$ ,  $FR = 98,88\%$ ; (iii)  $TC = €752\,300$ ,  $FR = 93,76\%$ .

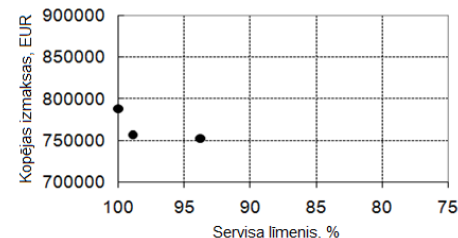


a) Sākotnējā populācija  
b) Galīgā populācija  
11. att. Mērķa funkciju telpā atspoguļotie risinājumi



12. att. Algoritma MOSGA konverģenci ilustrējošie grafiki

Metodes otrajā posmā tiek pielietots atsauksmes virsmas lineārās pārmeklēšanas algoritms, lai uzlabotu maksimālo krājumu līmeņu vērtības ar algoritma MOSGA palīdzību trim atrastajiem dominējošajiem risinājumiem pie nemaināmām procesu ciklu vērtībām. Rezultātā otra risinājuma kopējās izmaksas un servisa līmenis attiecīgi ir vienādi ar €756 178 un 98,88%. Noģenerētā Pareto robeža ir parādīta 13. attēlā.



13. att. Divposmu pārmeklēšanas metodes otrajā posmā iegūtā Pareto robeža

Risinājuma izvēles fāzē tiek noteiktas ideālā risinājuma kopējo izmaksu un servisa līmeņa vidējās vērtības, kuras attiecīgi ir vienādas ar  $TC = €700\,000$  un  $FR = 100,00\%$ . Rezultātā ar kompromisa programmēšanas metodes palīdzību no Pareto robežas (skat. 13. att.) tiek izvēlēts otrais risinājums ( $\rho=0,276$ ).

## DARBA REZULTĀTI UN SECINĀJUMI

Promocijas darba mērķis bija izstrādāt metodes, algoritmus un programmvides prototipu imitācijas modelēšanā bāzētas daudzskrūņu un nosacījumu stohastiskas optimizācijas problēmas risināšanai pie diskrētiem un nepārtrauktiem mainīgajiem, un pielietot tos piegādes ķēžu cikliskās plānošanas problēmas risināšanā.

Promocijas darbā ir iegūti šādi rezultāti:

- 1) Literatūras avotu, kuri ir veltīti imitācijas modelēšanā bāzētai optimizācijai, un daudzskrūņu optimizācijas problēmas nostādnes analīze ir ļāvusi izvirzīt prasības šīs problēmas risināšanas tehniku izstrādei. Pamatprasības iekļauj Eiklīda attālumu starp īsto un aproksimēto Pareto robežu minimizēšanu; Pareto optimālo risinājumu daudzveidības maksimizēšanu; dominējošo risinājumu, kuri tiek zaudēti, pārejot no vienas optimizācijas iterācijas uz citu iterāciju, skaita minimizēšanu; imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas iterāciju skaita minimizēšanu; nepārtrauktas Pareto robežas ģenerēšanu; jauktu mainīgo izmantošanu; mainīguma un nenoteiktības paredzēšanu pārmeklēšanas procesā.
- 2) Daudzskrūņu evolucionāro algoritmu analīzes rezultātā ir pierādīts, ka šie algoritmi visvairāk atbilst noformulētajām prasībām. Taču tie nespēj vienlaicīgi nodrošināt Pareto robežas augstu aproksimācijas precizitāti un daudzveidību pie neliela optimizācijas iterāciju skaita.
- 3) Hibrīdo daudzskrūņu evolucionāro algoritmu morfoloģiskā analīze ir ļāvusi identificēt šo algoritmu īpašību vispiemērotāko kombināciju izvirzīto prasību izpildei. Tika konstatēts, ka eksistējošajos hibrīdajos algoritmos, tādos kā divposmu hibrīdajā evolucionārajā algoritmā un hibrīdajā NSGA-II, tiek pielietotas globālas un lokālas pārmeklēšanas pieejas, kuras nav paredzētas jauktu mainīgo optimizēšanai un stohastisko mērķa funkciju apstrādei. Tāpēc šie trūkumi jāņem vērā hibrīdas metodes izstrādē.
- 4) Izstrādātā imitācijas modelēšanā bāzētas hibrīdas optimizācijas metode apvieno divposmu pārmeklēšanas un kompromisa programmēšanas metodes. Divposmu pārmeklēšanas metodei piemīt globālās un lokālās pārmeklēšanas priekšrocības, kas ļauj vienlaicīgi paaugstināt Pareto optimālo risinājumu aproksimācijas

precizitāti un daudzveidību, un minimizēt optimizācijas iterāciju skaitu. Kompromisa programmēšanas metode ļauj izvēlēties vienu Pareto optimālo risinājumu realizēšanai praksē.

- 5) Izstrādātie daudzskrūņu ģenētiskā algoritma pamatelementi un mehānismi iekļauj diploidālu hromosomu kodēšanas pieeju, vienmērīgās populācijas inicializēšanas pieeju, nosacījumu apstrādes soda funkciju, dominēšanā bāzētu apstāšanās kritēriju un heuristisku likumu optimizācijas iterāciju skaita samazināšanai. Šo pamatelementu un mehānismu kombinētā izmantošana ļauj, no vienas puses, izpētīt neapmeklētus pārmeklēšanas telpas reģionus un ģenerēt pilnīgi jaunus risinājumus, kā arī, no otras puses, sīki izpētīt lokālus reģionus.
- 6) Izstrādātais optimizācijas programmvides prototips apvieno un unificē piegādes ķēžu cikliskās plānošanas politiku modelēšanu, imitāciju un optimizāciju. Programmvide atbalsta imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas pamatposmus, ieskaitot sarežģītas sistēmas aprakstu elektronisko tabulu veidā, imitācijas modeļu automatisku ģenerēšanu un to parametru optimizāciju, balstoties uz darbā piedāvātajām optimizācijas metodēm un algoritmiem.
- 7) Darbā piedāvāto metožu un algoritmu aprobācija tika veikta trīs ešelonu un ķīmiskās ražošanas uzņēmuma piecu ešelonu piegādes ķēžu cikliskās plānošanas uzdevumos. Iegūtie rezultāti apliecina šo metožu un algoritmu izmantošanas efektivitāti, nodrošinot Pareto robežas augstu aproksimācijas precizitāti (98.40%). Papildus tam globālās un lokālās pārmeklēšanas pieeju secīgā apvienošana ļauj ievērojami samazināt imitācijas modelēšanā bāzētas optimizācijas iterāciju skaitu salīdzinājumā ar programmrīkiem SimRunner® un OptQuest®.

## LITERATŪRAS SARAKSTS<sup>1</sup>

1. Ahmad R., Salim S. A Simulation-based Simulated Annealing for Stochastic Job Shop Scheduling Problem// International Conference on Mathematical Sciences 2007 (ICoMS 2007).- Institute Ibnu Sina, UTM, 2007.
2. Alexeyev A., Borisov A., Viļums Ē., Slyadz N., Fomin S. Intelligent Decision-Making Systems in Computer-aided Design.- Riga: Zinātne Publishers, 1997.
3. Alrefaei M.H., Diabat A.H. A simulated annealing technique for multi-objective simulation optimization// Applied Mathematics and Computation.-2009.- Vol. 215.- p.3029-3035.
4. Amodeo L., Prins C., Ricardo Sánchez D. Comparison of Metaheuristic Approaches for Multi-objective Simulation-Based Optimization in Supply Chain Inventory Management// Lecture Notes in Computer Science.- Berlin, Germany: Springer, 2009.- Vol. 5484.- p.798-807.
5. Andradottir S. A review of simulation optimisation techniques// Proceedings of the 30th Winter Simulation Conference.- USA, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press,1998. – p.151-158.
6. Angün M.E. Black Box Simulation Optimization: Generalized Response Surface Methodology// CentER Dissertation series.- Tilburg, The Netherlands, Tilburg University, 2004.
7. Azadivar F. Simulation optimisation methodologies// Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference. – USA: 1999. – p.93-100.
8. Banks J. Handbook of Simulation: Principles, Methodology, Advances, Applications and Practice. – New York: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
9. Bullock S., Cliff D. Complexity and Emergent Behaviour in Information and Communications Systems.- UK: Department of Trade and Industry Foresight Directorate, 2004.
10. Buzby B.R., Campbell G.M., Webb I. Cyclical schedules for one-warehouse multi-retailer systems with dynamic demands// Journal of the Operational Research Society.- 1999.- Vol.50.- p.850-856.
11. Campbell G.M., Mabert V.A. Cyclical schedules for capacitated lot sizing with dynamic demands// Management Science.- 1991.- Vol.37.- No.4.- p.409-427.
12. Carson Y., Maria A. Simulation optimisation: methods and applications// Proceedings of the 1997 Winter Simulation Conference.- USA: 1997.- p.118- 26.
13. Daniel J.S.R., Rajendran C. A simulation-based genetic algorithm for inventory optimization in a serial supply chain// International Transactions in Operational Research.- 2005.- Vol. 12.- p.101-127.
14. Deb K., Agrawal S., Pratab A., Meyarivan T. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimisation: NSGA-II// Schoenauer M., Deb K., Rudolph G., Yao X., Lutton E., Merelo J.J., Schwefel H.P.(eds.) : Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference. - Paris, France: Springer, 2000.- p.849–858.
15. Deb K, Goel T. A hybrid multi-objective evolutionary approach to engineering shape design//Proceedings of the First international conference on Evolutionary multi-criterion optimization, EMO 2001.- Zurich, Switzerland: Springer, 2001.
16. de Toro F., Ortega J., Ros E., Mota S., Paechter B., Martin J. PSFGA: Parallel processing and evolutionary computation for multiobjective optimisation// Parallel Computing.-2004.- Vol.30.-No.6.- p.721-739.
17. Encarnacion H. L. R., Genetic Algorithm Approach for Reorder Cycle Time Determination in Multi-stage Systems// PhD thesis, University of Puerto Rico, 2003.
18. Fatourechi M., Bashashati A., Ward R.K., Birch G. A hybrid genetic algorithm approach for improving the performance of the LF-ASD brain computer interface// Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP05).- Philadelphia: 2005.- p.345–348.
19. Federgruen A., Zheng Y.S. Optimal power-of-two replenishment strategies in capacitated general production-distribution networks// Management Science.- 1993.- Vol.39.-No.6.- p.710-727.
20. Fonseca C.M., Fleming P.J. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimisation: Formulation, Discussion and Generalisation// Forrest S. (eds.): Proceedings of the Fifth

---

<sup>1</sup> Kopsavilkumā ir dots saīsināts literatūras saraksts. Promocijas darba literatūras sarakstā ir 205 nosaukumi.

- International Conference on Genetic Algorithms.- Morgan Kauffman Publishers, 1993.- p.416-423.
21. Fu M.C. Optimisation for Simulation: Theory vs. Practice// *INFORMS Journal on Computing.* – 2002. - Vol.14. - No.3. – p.192-215.
  22. Ganesh K., Punniyamoorthy M. Optimization of continuous-time production planning using hybrid genetic algorithms-simulated annealing// *International Journal of Advanced Manufacturing Technology.*-2004.- Vol.26.-No.1.- p.148–154.
  23. Hall J. D., Bowden R. O., Usher J. M. Using Evolution Strategies and Simulation to Optimize a Pull Production System// *Journal of Materials Processing Technology.*-1996.- Vol. 61.- p.47-52.
  24. Hiroyasu T., Miki M., Watanabe S. Divided range genetic algorithms in multiobjective optimization problems// *Proceedings of International Workshop on Emergent Synthesis (IWES'99).*- 1999.- p.57-66.
  25. Horn J., Nafpliotis N., Goldberg D. A niched Pareto genetic algorithm for multi-objective optimisation// *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation.*- 1994.- p.82-87.
  26. Ishibuchi H., Kaige S. Implementation of Simple Multiobjective Memetic Algorithms and Its Application to Knapsack Problems// *International Journal of Hybrid Intelligent Systems.*- 2004.- Vol.1.-No.1-2.- p.22-35.
  27. Kämpf M., Köchel LPP. Simulation-based sequencing and lot size optimisation for a production-and-inventory system with multiple items// *International Journal of Production Economics.*- 2006.- Vol. 104.- p.191-200.
  28. Kim D.H., Cho J.H. Robust tuning of PID controller using bacterial-foraging based optimization// *JACIII.* - 2005.-Vol.9.- No.6. – p.669–676.
  29. Knowles J.D., Corne D.W. Approximating the non-dominated front using the Pareto archived evolution strategy// *Evolutionary Computation Journal.*-2000.- Vol.8.- No.2.- p.149-172.
  30. Knowles J.D., Corne D.W. M-PAES: a memetic algorithm for multiobjective optimization// *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation.*- IEEE Press , 2000.- p.325 – 332.

31. Lee L., Chew E., Teng S., Chen Y. Multi-objective simulation-based evolutionary algorithm for an aircraft spare parts allocation problem// *European Journal of Operational Research.*- 2008.- Vol.189.-No.2.- p.476–491.
32. Lee M.A., Takagi H. Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques// Forrest S.(Ed.): *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms.*- San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993.-p.76–83.
33. Mehnen J., Michelitsch T., Schmitt K., Kohlen T. pMOHypEA: Parallel Evolutionary Multiobjective Optimization using Hypergraphs, Technical Report No. CI-189/04.- Dortmund, Germany: 2004.
34. Merkurjev Y., Merkurjeva G., Desmet B., Jacquet-Lagrèze E., Integrating Analytical and Simulation Techniques in Multi-Echelon Cyclic Planning// *Proceedings of the First Asia International Conference on Modelling and Simulation (AMS 2007).*- 2007. – p.460–464.
35. Merkurjev Y., Visipkov L. A survey of optimisation methods in discrete systems simulation// Halin J., Karplus W., Rimane R. (eds.): *Proceedings of the First Joint Conference of International Simulation Societies.* - Zurich, Switzerland: 1994.- p.22-25.
36. Merkurjeva G. Response surface-based simulation metamodelling methods with applications to optimisation problems// Dolgui A., Soldek J., Zaikin O. (eds.): *Supply chain optimisation Product / Process Design, Facility Location and Flow control.*- Springer, 2005.- p.205–215.
37. Merkurjeva G., Napalkova L. Supply Chain Cyclic Planning and Optimisation// Merkurjev Y., Merkurjeva G., Pierra M.A., Guash A.(eds.): *Simulation-Based Case Studies in Logistics: Education and Applied Research.*- London: Springer-Verlag, 2009.- p.89-107.
38. Merkurjeva G., Napalkova L. Two-Phase Simulation Optimisation Algorithm with Applications to Multi-Echelon Cyclic Planning// *International Journal of Simulation and Process Modelling (IJSPM).* - 2010. - Vol.6. - No.1. – p.7-18. <http://www.inderscience.com>.
39. Myers R.H., Montgomery D.C. *Response Surface Methodology, Process and Product Optimization Using Designed Experiments.* - 2nd ed., New York: John Wiley & Sons, 2002.

40. Napalkova L. Hybridisation of evolutionary algorithms for solving multi-objective simulation optimisation problems// RTU 50th International Scientific Conference. - Riga: Publishing House of RTU, 2009, October 14-16, p.9-15.
41. Napalkova, L., Merkuryeva, G. Theoretical Framework of Multi-Objective Simulation-Based Genetic Algorithm for Supply Chain Cyclic Planning and Optimisation// The 10th International Conference on Computer Modelling and Simulation (EUROSIM/UKSim'2008). – Cambridge: IEEE Computer Society, 2008, April 1-3, p.467-474.
42. Nebro A.J., Durillo J.J., Luna F., Dorronsoro B., Alba E. A Cellular Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization// Computer Communications.-2007.- Vol.30.- No.4.- p.685-697.
43. Ólafsson S., Kim J. Simulation optimisation// Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference.-USA: 2002. – p.9-84.
44. Rajesh S., Sinha S. Measuring collective behaviour of multicellular ensembles: role of space–time scales// Journal of Biosciences.- 2008.- Vol. 33.-No.2.- p.289-301.
45. Rozenblit J.W., Systems Design: A Simulation-Based Modeling Framework// Cellier F., Sarjoughian H. (eds.): Discrete Event Modeling and Simulation: A Tapestry of Systems and AI-based Theories and Methodologies. – Springer Verlag, 2001. – p.107-127.
46. Ryu J.-H., Kim S., Wan H. Pareto front approximation with adaptive weighted sum method in multiobjective simulation optimization// Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference.- USA: 2009.- p.623-632.
47. Srinivas N., Deb K. Multi-objective function optimisation using non-dominated sorting genetic algorithms// Evolutionary computation journal.-1994. - Vol. 2.-No.3. – p.221-248.
48. Stalidzāns E., Arhipova I., Iljins U., Paura L., Vintere A., Ziedmane A., Zujevs A., Ozoliņš R., Rivža P. Information Technologies Step into New Scientific Areas// Proceedings of the International Scientific Conference „Latvian University of Agriculture – 70” Research results –Actualities – Prospects, Jelgava, Latvia, 2009. – p.89-101.
49. Stanley T., Mudge T. A parallel genetic algorithm for multiobjective microprocessor design// Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms.- San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers,1995.- p.597-607.
50. Syberfeldt A., Grimm H., Ng A., Moore P. Multi-Objective Evolutionary Simulation Optimisation of a Real-World Manufacturing Problem// Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, FAIM2008. - Skövde, Sweden: 2008.
51. Talbi E.-G., Rahoual M., Mabed M.H., Dhaenens C. A Hybrid Evolutionary Approach for Multicriteria Optimization Problems: Application to the Flow Shop// Zitzler E., Deb K., Thiele L., Coello Coello C.A., Corne D. (eds.): First International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization.- Springer-Verlag.-2001.- p.416-428.
52. Wang L. A hybrid genetic algorithm-neural network strategy for simulation optimization// Applied Mathematics and Computation.-2005.-Vol.170.-No.2, p.1329–1343.
53. Xiong S., Li F. Parallel strength Pareto multiobjective evolutionary algorithm// Proceedings of the Fourth International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies.- China: Wuhan University of Technology, 2003.- p.681-683.
54. Zelen M. Multiple Criteria Decision Making.- New York: McGraw Hill, 1982.
55. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm// Technical Report No.103.-Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
56. Zitzler E., Thiele L. An evolutionary algorithm for multi-objective optimisation: The strength Pareto approach// Technical report No.43, Zürich, Switzerland: Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK), Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 1998.
57. Дружинин В.В., Конторов Д.С. Системотехника.-Москва: Издательство Радио и Связь, 1985.
58. Месарович М., Мако Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем.- Москва: Издательство Мир, 1973.