



RĪGAS TEHNISKĀ  
UNIVERSITĀTE

Aleksandrs Korņejevs

# PAŠAPMĀCOŠO NEIRONU TĪKLU ALGORITMU IZPĒTE UN IZSTRĀDE AUTONOMO BEZPILOTA ELEKTRISKO TRANSPORTLĪDZEKĻU OPTIMĀLAI ENERGOEFEKTĪVAI KUSTĪBAS VADĪBAI

Promocijas darba kopsavilkums



**RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE**

Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultāte  
Industriālās elektronikas un elektrotehnikas institūts

**Aleksandrs Korņejevs**

Doktora studiju programmas “Elektrotehnoloģiju datorvadība” doktorants

**PAŠAPMĀCOŠO NEIRONU TĪKLU  
ALGORITMU IZPĒTE UN IZSTRĀDE  
AUTONOMO BEZPILOTA ELEKTRISKO  
TRANSPORTLĪDZEKĻU OPTIMĀLAI  
ENERGOEFEKTĪVAI KUSTĪBAS VADĪBAI**

Promocijas darba kopsavilkums

Zinātniskais vadītājs  
profesors *Dr. sc. ing.*  
MIHAILS GOROBECES

RTU Izdevniecība  
Rīga 2023

Korņejevs A. Pašapmācošo neironu tīklu algoritmu izpēte un izstrāde autonomo bezpilota elektrisko transportlīdzekļu optimālai energoefektīvai kustības vadībai. Promocijas darba kopsavilkums. Rīga: RTU Izdevniecība, 2023. 40 lpp.

Iespiests saskaņā ar promocijas padomes “RTU P-14” 2023. gada 4. oktobra lēmumu, protokols Nr. 04030-9.12.2/5.

NACIONĀLAIS  
ATTĪSTĪBAS  
PLĀNS 2020



EIROPAS SAVIENĪBA

Eiropas Sociālais  
fonds

---

I E G U L D Ī J U M S T A V Ā N Ā K O T N Ē

Promocijas darbs izstrādāts ar Eiropas Sociālā fonda atbalstu darbības programmas “Izaugsme un nodarbinātība” 8.2.2. specifiskā atbalsta mērķa “Stiprināt augstākās izglītības institūciju akadēmisko personālu stratēģiskās specializācijas jomās” projektā Nr. 8.2.2.0/20/I/008 “Rīgas Tehniskās universitātes un Banku augstskolas doktorantu un akadēmiskā personāla stiprināšana stratēģiskās specializācijas jomās”.

Vāka attēla autors – Aleksandrs Korņejevs, izmantojot programmu *DALL-E*.

<https://doi.org/10.7250/9789934370175>

ISBN 978-9934-37-017-5 (pdf)

# PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS ZIRNĀTNES DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ

Promocijas darbs zinātnes doktora (*Ph. D.*) grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2023. gada 29. decembrī plkst. 9.30 Rīgas Tehniskās universitātes Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultātē, Āzenes ielā 12/1, 212. auditorijā.

## OFICIĀLIE RECENZENTI

Profesore *Dr. sc. ing.* Nadežda Kuņicina,  
Rīgas Tehniskā universitāte

Pētnieks *Dr. sc. ing.* Artjoms Obuševs,  
Cīrihes Lietišķo zinātņu universitāte, Šveice

Asociētais profesors *Ph. D. Augusto Montisci*,  
*Università degli Studi di Cagliari*, Itālija

## APSTIPRINĀJUMS

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

Aleksandrs Korņejevs ..... (paraksts)

Datums: .....

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, tajā ir ievads, četras nodaļas, secinājumi, literatūras saraksts, 84 attēli, astoņas tabulas, kopā 126 lappuses. Literatūras sarakstā ir 92 nosaukumi.

## Saturs

Tēmas aktualitāte.....	5
Darba mērķis un uzdevumi .....	5
Pētījuma līdzekļi un metodes .....	6
Darba zinātniskā novitāte.....	6
Darba praktiskais lietojums.....	6
Darba aprobācija .....	6
Autora publikācijas.....	7
Ievads.....	8
1. Vadības struktūra un elementu apraksts.....	8
2. Pašapmācības optimālās vadības sistēmas matemātiskie modeļi .....	11
3. Pašapmācošās optimālās vadības sistēmas algoritmi .....	17
4. Izstrādāto modeļu un algoritmu eksperimentālo pētījumu rezultāti.....	24
Secinājumi.....	37
Literatūras saraksts .....	39

## Tēmas aktualitāte

Promocijas darba gaitā izstrādāts adaptīvās vadības sistēmas algoritms un izpētīta tā ieviešana un integrācija esošajā bezpilota transportlīdzekļa (BTL) vadības sistēmā, piedāvājot papildu optimizācijas kontrolera ieviešanu energoefektīvai bezpilota transportlīdzekļa kustības vadībai. Struktūra, balstīta neironu tīklā, paplašina adaptīvo meklēšanas algoritmu, ļaujot ievērojami saīsināt laiku, kas nepieciešams optimālo vadības signālu vērtību noteikšanai, un palielināt BTL energoefektivitāti. Plānots nodrošināt universālu izmantošanu jebkurā BTL ar dažādu vadības piedziņu, dažādu vai maināmu masu un citām konfigurācijas atšķirībām bez jebkādiem sākotnējiem manuāliem iestatījumiem. Izmantojot piedāvāto algoritmu, jebkuram elektriskajam BTL jākustas ar maksimālu energoefektivitāti.

Darba gaitā analizētas zinātniskās publikācijas par šo tēmu, lai gūtu ieskatu pašreizējā pētniecības situācijā, inovatīvās tehnoloģijās un iespējamajos risinājumos (būtiskākie norādīti kopsavilkuma beigās). Pētījuma mērķis ir izprast esošās zināšanas, identificēt jaunās tendences un izpētīt iespējas turpmākiem uzlabojumiem elektrotransporta sistēmu optimizēšanā, tostarp autonomo funkciju integrācijā. Analīze atklāj, ka patlaban lielākā daļa enerģijas taupīšanas risinājumu ir saistīti ar BTL maršruta aprēķināšanu un trajektoriju plānošanu, kā arī ar enerģijas taupīšanas algoritmiem citai iekārtai, kas nav saistīta ar BTL elektriskajām piedziņas sistēmām. Tikai daži pētījumi vērš uz enerģijas patēriņa samazināšanu, pēta barošanas ierīču mehāniskās un elektriskās īpašības.

## Darba mērķis un uzdevumi

### Darba mērķis

Darba mērķis ir izstrādāt enerģijas patēriņa optimizācijas metodi elektriskajam bezpilota transportlīdzeklī, kas ļaus noteikt optimālos vadības signālus transportlīdzekļa kustības sākumā, nodrošinot optimālu energoefektivitāti ar mainīgiem transportlīdzekļa parametriem bez iepriekšējiem aprēķiniem un iestatījumiem.

### Hipotēze

Izmantojot jauno metodi, var samazināt bezpilota transportlīdzekļa enerģijas patēriņu.

### Darba uzdevumi

- Izpētīt bezpilota elektriskā transportlīdzekļa elektromotoru mehāniskās un elektriskās īpašības.
- Izstrādāt matemātisko modeli elektriskā bezpilota transportlīdzekļa enerģijas patēriņa samazināšanas uzdevumu risināšanai.
- Izveidot mehāniskos modeļus elektriskajiem bezpilota transportlīdzekļiem.
- Noteikt enerģijas patēriņa minimizācijas mērķa funkciju.
- Izpētīt enerģijas patēriņa minimizēšanas meklēšanas algoritmus.
- Izpētīt neironu tīklu.
- Izpētīt un izstrādāt apmācības algoritmu datu kopas automātiskai veidošanai.
- Izstrādāt optimizācijas algoritmu pašapmācošam neironu tīklam.
- Izstrādāt elektrisko shēmu pašapmācošam optimizācijas controllerim.
- Izstrādāt elektriskās shēmas eksperimentālajām iekārtām.
- Izstrādāt datormodeli bezpilota elektriskā transportlīdzekļa eksperimentālai enerģijas patēriņa aprēķināšanai un optimizējamās mērķa funkcijas izpētei.
- Eksperimentāli pārbaudīt dažādu bezpilota elektriskā transportlīdzekļu piedziņas elektromotorus, apkopojot datus par to veikspēju un enerģijas patēriņu.
- Testēt pašapmācošo neironu tīkla optimizācijas algoritmu.

## **Pētījuma līdzekļi un metodes**

- Induktīvā metode
- Deduktīvā metode
- Sistēmu analīze
- Statistiskās analīzes metodes
- Neironu tīklu teorija
- Optimizācijas metodes
- Formalizācijas metode

## **Darba zinātniskā novitāte**

Darbā ir izstrādāta jauna metode elektrisko bezpilota transportlīdzekļu enerģijas taupīšanai. Metode ietver jaunu apmācības datu kopas automatiskās izveides algoritmu neironu tīklam, jaunu slodzes rakstura noteikšanas algoritmu un minimizācijas meklēšanas algoritmu. Piedāvātās metodes novitāte ir pašapmācības neironu tīkls un algoritms šim tīklam, lai noteiktu slodzes raksturu un tās izmaiņas.

## **Darba praktiskais lietojums**

Piemērojot šo metodi, palielinās enerģijas efektivitāte un samazinās elektrības patēriņš elektriskajiem bezpilota transportlīdzekļiem. Izstrādāto optimizācijas kontrolleri var izmantot jebkurās elektriskajās bezpilota transportlīdzekļu iekārtās.

## **Darba aprobācija**

1. International conference “61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University” referāts “Neural Network Based UAV Optimal Control Algorithm for Energy Efficiency Maximization”, A. Korneyev, M. Gorobetz, Latvia, Riga, 5–7 November, 2020.
2. International conference “59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University” referāts “Unified Energy Efficient Control Algorithm for Electric Unmanned Aerial Vehicles with Different Traction Drives and Configurations,” A. Korneyev, M. Gorobetz, A. Levchenkov, Latvia, Riga, 12–14 November, 2018.
3. International conference “60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University” referāts “Analysis and Modelling of UAV Electrical Traction Drive based on Empirical Data for Energy Efficiency Tasks,” M. Gorobetz, A. Potapovs, A. Korneyev, Latvia, Riga, 7–9 October, 2019.
4. International conference “7th IEEE International Energy Conference” referāts “Long-term Energy and Fuel Consumption Forecast in Private and Commercial Transport using Artificial Life Approach,” M. Gorobetz, A. Korneyev, L. Zemite, Latvia, Riga, 9–12 May, 2022.
5. International conference “61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University” referāts “Intelligent Algorithm for Using Overall Energy Consumption Statistics,” M. Gorobetz, L. Zemite, A. Jasevics, A. Korneyev, Latvia, Riga, 5–7 November, 2020.
6. International Doctoral School “11th International Doctoral School of Energy Conversion and Saving Technologies” referāts “Research and development of evolutionary algorithms for optimal energy efficient control of autonomous unmanned electric vehicle systems,” Latvia, Klāpkalnciems, 27–28 May, 2022.

## Autora publikācijas

1. **A. Korneyev**, M. Gorobetz. Neural Network Based UAV Optimal Control Algorithm for Energy Efficiency Maximization //2020 IEEE 61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2020), Latvia, Riga, 5–7 November, 2020. Piscataway: IEEE, 2020, 1–5 p.
2. **A. Korneyev**, M. Gorobetz, A. Levchenkov, Unified Energy Efficient Control Algorithm for Electric Unmanned Aerial Vehicles with Different Traction Drives and Configurations. //2018 IEEE 59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2018), Latvia, Riga, 12–14 November, 2018. Piscataway: IEEE, 2018, 537–542 p.
3. **A. Korneyev**, M. Gorobetz, I. Alps, L. Ribickis. Adaptive Traction Drive Control Algorithm for Electrical Energy Consumption Minimisation of Autonomous Unmanned Aerial Vehicle //Electrical, Control and Communication Engineering, 2019, Vol. 15, No. 2, 62–70 p.
4. M. Gorobetz, A. Potapovs, **A. Korneyev**, Analysis and Modelling of UAV Electrical Traction Drive based on Empirical Data for Energy Efficiency Tasks //2019 IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2019), Latvia, Riga, 7–9 October, 2019. Piscataway: IEEE, 2019, 399–403 p.
5. M. Gorobetz, A. Potapovs, **A. Korneyev**, I. Alps. Device and Algorithm for Vehicle Detection and Traffic Intensity Analysis //Electrical, Control and Communication Engineering, 2021, Vol. 17, No. 1, 83–92 p.
6. M. Gorobetz, L. Ribickis. A. Beinarovica, A. Kornejevs, Immune Neural Network Machine Learning of Autonomous Drones for Energy Efficiency and Collision Prevention, //Drones - Various Applications, Rijeka, Published: September 18th, 2023, doi:10.5772/intechopen.1002533.
7. E. Kamolins, M. Gorobetz, K. Malnaca, **A. Korneyev**. Analysis of Test Results for Developed Technology of Diesel Bus Conversion into Electric Bus //Reliability and Statistics in Transportation and Communication, Cham: Springer Nature Switzerland AG 2019, 2020. 1–10 p.
8. M. Gorobetz, **A. Korneyev**, L. Zemite. Long-term Energy and Fuel Consumption Forecast in Private and Commercial Transport using Artificial Life Approach //ENERGYCON 2022: 7th IEEE International Energy Conference, Latvia, Riga, 9–12 May, 2022. Piscataway: IEEE, 2022, 1–6 p.
9. M. Gorobetz, L. Zemite, A. Jasevics, **A. Korneyev**. Intelligent Algorithm for Using Overall Energy Consumption Statistics //2020 IEEE 61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2020), Latvia, Riga, 5–7 November, 2020. Piscataway: IEEE, 2020, 1–13 p.
10. Malnaca, K., Gorobetz, M., Yatskiv (Jackiva), I., **Korneyev, A.** Decision-Making Process for Choosing Technology of Diesel Bus Conversion into Electric Bus. No: Reliability and Statistics in Transportation and Communication: Selected Papers from the 18th International Conference on Reliability and Statistics in Transportation and Communication, RelStat '18. Lecture Notes in Networks and Systems. Vol. 68. Cham: Springer Nature, 2019. 91.–102. lpp.



## Ievads

Padziļināta pētījuma bāzes analīze liecina, ka patlaban lielākā daļa enerģijas taupīšanas risinājumu ir saistīti ar bezpilota transportlīdzekļu maršruta un trajektorijas aprēķinu, kā arī enerģijas taupīšanas algoritmiem citām iekārtām, kas nav saistītas ar bezpilota transportlīdzekļu elektropiedziņu. Tikai dažos pētījumos, kuru mērķis ir samazināt enerģijas patēriņu, tiek izpētītas enerģijas iekārtu mehāniskās un elektriskās īpašības. Promocijas darbā termins “**bezpilota transportlīdzeklis**” attiecas uz elektrisko BTL kurā vadības struktūrā ir autopilots, kas vada transportlīdzekli līdz noteiktajām koordinātām.

### 1. Vadības struktūra un elementu apraksts

#### Transportlīdzekļu vadības signālu identificēšana.

Lai identificētu vadības signālus transportlīdzekļu optimizēšanai, jāaplūko esošie transportlīdzekļu veidi, pamatojoties uz brīvības pakāpi un izmantotajiem vadības signāliem, ņemot vērā to, ka visi no tiem var būt bezpilota.

Pārvietošanās veidi vides ietvaros, piemēram:

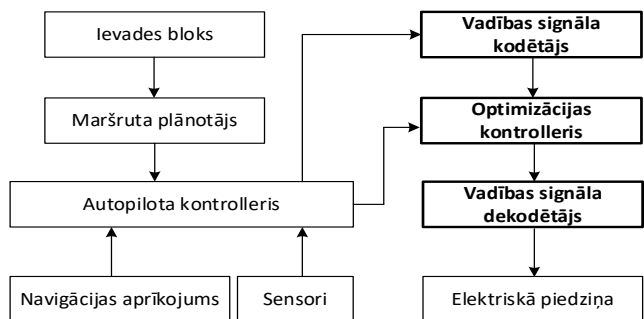
- **ūdens** – virsūdens, zemūdens;
- **gaisa** – lidmašīna, helikopters, daudzrotoru lidaparāts (kas izgatavots pēc helikoptera shēmas ar trim vai vairāk propelleriem);
- **zemes** – dzelzceļa, automobiļu.

Mīnīmālais vadīšanas signālu skaits – viens signāls vadībai vilcienam, savukārt maksimālais skaits – četri vadīšanas signāli vērēpjotāja daudzrotoru lidaparātam. Tādējādi jebkura transportlīdzekļa vadīšanai maksimālais vadīšanas signālu skaits būs četri:

- $c_1$  – sānsveres vadības signāls;
- $c_2$  – pārsveres vadības signāls;
- $c_3$  – vilces vadības signāls;
- $c_4$  – zvalstīšanas vadības signāls.

**BTL vadības struktūra.** BTL vadības sistēmas vienkāršotā vadības struktūra [33, 36] ietver ievades bloku, maršruta plānotāju, navigācijas aprīkojumu, sensorus, autopilota kontrolleri un elektrisko piedziņu [30].

**Piedāvātā BTL vadības struktūra.** Lai veiktu energoefektīvu vadību, tiek ieteikts iekļaut pašapmācības [32] optimizācijas kontrolleri, kas tiek pētīts šajā darbā, esošajā BTL vadības struktūrā starp autopilota kontrolleri un elektropiedziņu [23, 25]. Ieteiktā pašapmācības optimizācijas kontrollera ieviešanas shēma esošajā BTL vadības struktūrā redzama 1.1. attēlā.

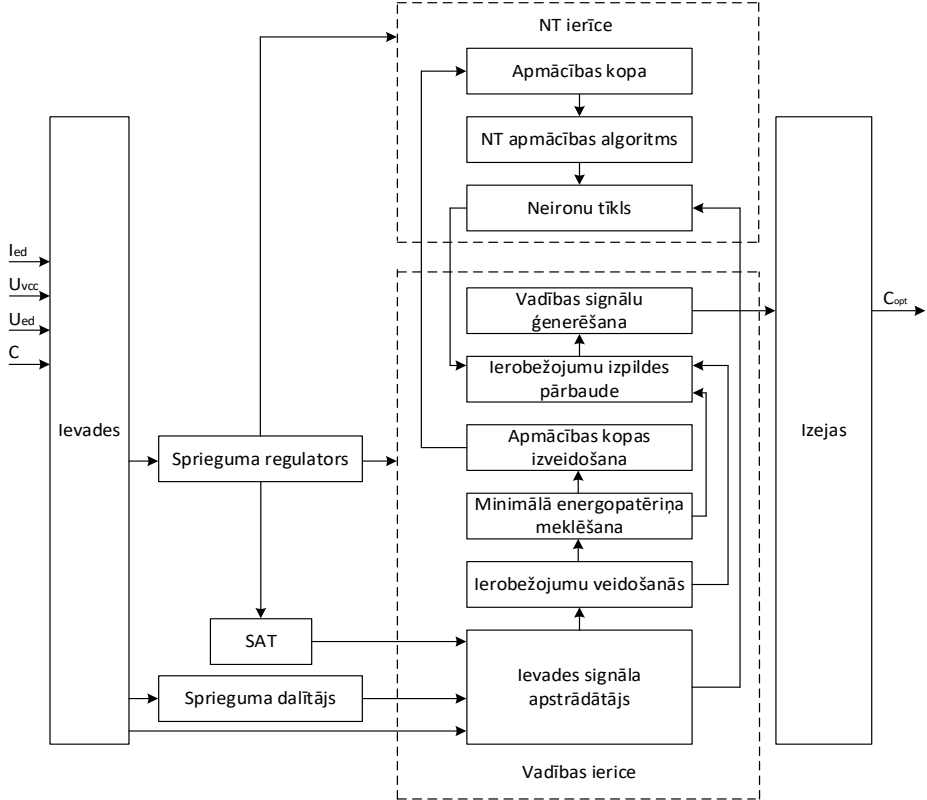


1.1. att. Piedāvātā shēma pašapmācības optimizācijas kontrollera ieviešanai esošajā BTL vadības struktūrā.

Līdz ar to autors piedāvā esošajā bezpilota transportlīdzekļu vadības struktūrā integrēt jaunus blokus – ieejas signāla dekodētāju, ieejas signāla kodētāju un optimizācijas kontrolleri. Esošā vadības struktūra kopumā sastāv no ievades bloka, maršruta plānotāja, autopilota kontrollera, navigācijas aprīkojuma un sensoriem. Lai pielāgotu vadības signālus, var būt nepieciešams vadības signālu kodētājs un dekodētājs, kas šajā darbā nav aplūkots.

**Pašapmācības optimizācijas kontrollera struktūra**

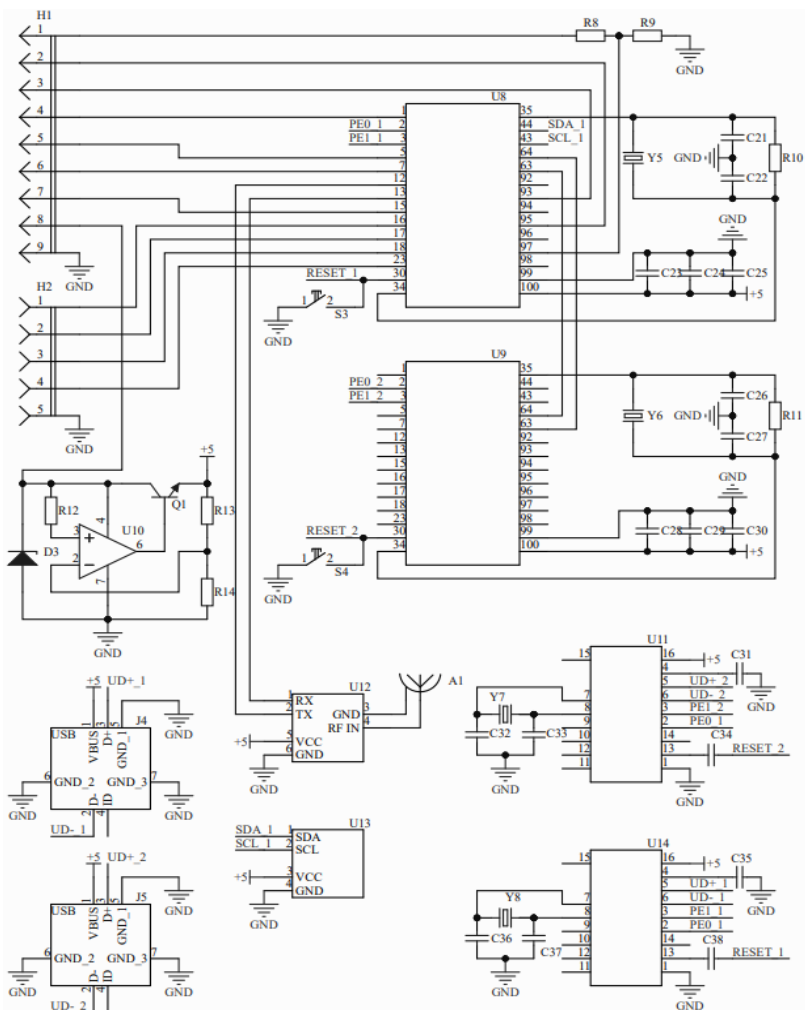
Pašapmācības [34, 37] optimizācijas kontrollera (OK) [40] struktūrshēma redzama 1.2. attēlā.



1.2. att. Pašapmācības optimizācijas kontrollera struktūrshēma.

Optimizācijas kontrolera struktūra sastāv no ieejām, sprieguma stabilizatora, sprieguma dalītāja, satelītu navigācijas moduļa, neironu tīkla (NT) ierīces, vadības ierīces un izejam. Elektriskās piedziņas un vadības signālu sprieguma un strāvas vērtības signāli tiek pārraidīti optimizācijas mikrokontrolera ieejai [28, 29]. Sprieguma regulators nodrošina barošanu neironu tīkla ierīcei [26] un vadības ierīcei. Neironu tīkla ierīce realizē neironu tīklu [44] un zināmo neironu tīkla apmācības algoritmu (piemēram, apgrieztās izplatīšanas algoritmu), kā arī saglabā apmācības datu kopu. Vadības iekārta, izmantojot izstrādāto algoritmu, veic minimālā enerģijas patēriņa meklēšanu, izmantojot esošos algoritmus (piemēram, vienmērīgas meklēšanas algoritmu), izveido apmācības datu kopu, izmantojot jaunizveidoto algoritmu, un ģenerē vadības signālus. Vadības signāli tiek veidoti, ņemot vērā ierobežojumus, kas saistīti ar drošību un citiem kritērijiem. Uz izejām tiek pārraidīti optimizēti vadības signāli. Šajā darbā nav apskatīti bloki, kas saistīti ar ierobežojumiem.

**Pašapmācības optimizācijas kontrolera elektriskā shēma.** Pašapmācības optimizācijas kontrolera elektriskā shēma [42] optimālai energoefektīvai vadībai [41] redzama 1.3. attēlā.



1.3. att. Pašapmācības optimizācijas kontrolera elektriskā shēma.

Pašapmācības optimizācijas kontrolera elektriskajā shēmā savienotāja H1 1. kontakts iet uz sprieguma dalītāju, kas sastāv no rezistoriem R1/R2. 8. kontakts iet uz sprieguma stabilizatoru, kas sastāv no mikroshēmas U3, diodes D1, tranzistora Q1 un rezistoriem R5–R7. Vadības signāli  $c_1, c_2, c_3$  un  $c_4$  caur 2.–5. kontaktu uz vadības mikrokontrolleri U1. 6. un 7. kontaktā attiecīgi tiek pārraidītas elektriskā piedziņas strāvas un sprieguma vērtības. 1.–4. izejā – optimizēti vadības signāli  $c_{1opt}, c_{2opt}, c_{3opt}$  un  $c_{4opt}$ . USB savienotāji J1, J2 paredzēti mikrokontrolleru U1 un U2 programmēšanai. U4 un U7 ir UART/USB protokolu pārveidotāji. U5 ir satelīta uztvērējs. U6 – barometrs. S1 un S2 ir mikrokontrollera atiestatīšanas pogas. Y1, Y2, Y3, Y4 – kvarci, mikroshēmu darbības frekvences stabilizēšanai. Kondensatori C8, C9, C10 ir frekvences filtrs, kas izlīdzina sprieguma pulsāciju.

## 2. Pašapmācības optimālās vadības sistēmas matemātiskie modeļi

### Transportlīdzekļu telpiskais modelis

BTL ar sešām brīvības pakāpēm pārvietojas attiecībā pret nekustīgo inerciālo atskaites sistēmu, saistītu ar Zemi un uzdotu ar perpendikularām koordināšu asīm  $O_x, O_y$  un  $O_z$ . Ass  $O_z$ , virzīta pretēji gravitācijas spēka vektoram. Lidaparātam ir sava koordināšu sistēma, kuras centrs O atrodas aparāta masu centrā, bet asis  $O_{xy}, O_{yz}, O_{zy}$  ir paralēli un līdzvirzīti nekustīgas sistēmas asīm. Aparāta leņķiskais stāvoklis uzdots ar trim Krilova leņķiem: pārsveres  $\varphi$  (kustības virzienā, rotē ap  $O_{zy}$  asi), sānsveres  $\theta$  (šķērsvirzienā, rotē ap  $O_{xy}$  asi) un zvalstīšanas  $\psi$  (vertikāli, rotē ap  $O_{zy}$  asi), kas nosaka rotāciju ap asīm:

- $x, y, z$  – galvenās asis kustības virziens;
- $\angle\varphi, \angle\theta, \angle\psi$  – transportlīdzekļa pozīcijas leņķi attiecībā pret koordinātām.

Vadības signāli, kas nepieciešami kustībai trīsdimensiju telpā:  $c_1, c_2, c_3$  un  $c_4$ .

Tiek pieņemts, ka kustība notiek xy, xz un yz plaknēs. Leņķi  $\angle\varphi, \angle\theta$ , un  $\angle\psi$  veidojas no nobīdēm šajās plaknēs. Lai vadītu jebkuru transporta līdzekli, pietiek ar četriem vadības signāliem. Tādējādi minimālais vadības signālu skaits vilcienam ir viens, bet maksimālais skaits ir četri (daudzrotoru lidaparātam).

### Mērķa funkcijas definīcija

Mērķa funkcijas primārais nosacījums vispārīgā formā BTL patēriņa minimizēšanai ir šāds:

$$E = f_1(C, Q) \rightarrow \min \quad (2.1)$$

ar sekundāru nosacījumu manevram patērētam laikam, kuram jābūt minimālam ar primārā nosacījuma vienādām vērtībām, t. i. ja eksistē vairāki risinājumi ar vienu un to pašu enerģijas patēriņu, tad jāizvēlas visātrāko manevru:

$$\tau = f_2(C) \rightarrow \min, \quad (2.2)$$

kur

$E$  – elektroenerģijas patēriņš uzdotā manevra izpildei, Ws;

$C$  – vadāmo parametru kopa, kas ir  $C = (c_1, c_2, c_3, c_4)$ ;

$Q$  – nevadāmo ieejas parametru kopa, ārējas vides iedarbības, tai skaitā BTL masa, masas sadalījums, papildu aprīkojums, laika apstākļi (vējš, temperatūra, mitrums, atmosfēras spiediens), šķēršļi u. c.;

$\tau$  – manevram patērētais laiks, s.

Sākuma parametri:  $c_1 = 0, c_2 = 0, c_3 = 0, c_4 = 0, az(R) 0^\circ, targ = 0 + n,$

$$\left\{ \begin{array}{l} E_v = \int I \cdot U \cdot dt = f(c_1, c_2, c_3, c_4, t) \rightarrow \min \\ |az(c_4) - targ| \rightarrow 0 \\ |x(c_1, c_2) - x_M| \rightarrow 0 \\ |y(c_1, c_2) - y_M| \rightarrow 0 \\ |z(c_3) - z_M| \rightarrow 0 \\ c_{1min} \leq c_1 \leq c_{1max} \\ c_{2min} \leq c_2 \leq c_{2max} \\ c_{3min} \leq c_3 \leq c_{3max} \\ c_{4min} \leq c_4 \leq c_{4max} \end{array} \right. \quad (2.3)$$

Ar manevru tiek saprasta noteikta mērķa punkta M ar koordinātēm ( $x_M, y_M, z_M$ ) sasniegšana, sākot kustību no atrašanās punkta S ar koordinātēm ( $x_0, y_0, z_0$ ), t. i., mērķa punkta sasniegšanas kritērija, kas pārbaudāms pēc nosacījuma:

$$\left\{ \begin{array}{l} |x_M - x_0| \leq \varepsilon_X \\ |y_M - y_0| \leq \varepsilon_Y \\ |z_M - z_0| \leq \varepsilon_Z \end{array} \right. \quad (2.4)$$

kur  $\varepsilon_X, \varepsilon_Y, \varepsilon_Z$  – ir pieļaujamā precizitāte pēc  $O_x, O_y, O_z$  asīm.

### Enerģijas patēriņa funkcijas definīcija

BTL kopējais elektroenerģijas patēriņu [35] var definēt šādi:

$$E = \int_0^{\tau} u(t, c(t)) \cdot i(t, c(t)) \cdot dt = E_v + E_p. \quad (2.5)$$

BTL vilces piedziņas elektroenerģijas patēriņš ir aprēķināms, izmantojot šādu funkcionālo atkarību:

$$E_v = \int_0^{\tau} \sum_{j=1}^N u_j(t, c(t)) \cdot i_j(t, c(t)) \cdot dt. \quad (2.6)$$

Savukārt pārējā aprīkojuma elektroenerģijas patēriņš ir šāds:

$$E_p = E - E_v, \quad (2.7)$$

kur

$E$  – kopējais enerģijas patēriņš manevram, Ws;

$E_v$  – vilces piedziņas patērētā enerģija manevram, Ws;

$E_p$  – pārējā elektriskā aprīkojuma patērētā enerģija manevram, Ws;

$t$  – laika momentānas vērtības, s;

$\tau$  – laiks, kas pavadīts manevram, s;

$c(t)$  – vadības signālu kopas momentānas vērtības,  $\mu$ s;

$N$  – BTL elektrisko vilces piedziņu skaits (vilces dzinējs un elektroniskais ātruma regulators);

$j$  – BTL vilces dzinēja indekss;

$u_j(t)$  –  $j$ -tā vilces piedziņas sprieguma vērtība laika momentā  $t$ , V;

$i_j(t)$  –  $j$ -tā vilces piedziņas strāvas vērtība laika momentā  $t$ , A;

$u(t)$  – BTL akumulatora baterijas sprieguma vērtība laika momentā  $t$ , V;

$i(t)$  – BTL akumulatora baterijas strāvas vērtība laika momentā  $t$ , A.

Diskrētā formā [51] to var definēt šādi:

$$E = \sum_{t=0}^{\tau} P_t dt = \sum_{t=0}^{\tau} (u_t \cdot i_t) dt / 3600, \quad (2.8)$$

kur

$dt$  – diskrētais laika solis sekundēs, s;

$P_t$  – patērētais enerģijas daudzums, Wh;  
 $u_t$  – izmērītais spriegums, V;  
 $i_t$  – izmērītā strāva, A.

Risinot uzdevumu, tiek pieņemts, ka BTL konstrukcijā un konfigurācijā elektriskā aprīkojuma salāgošanas nosacījumi ir izpildīti.

- Baterijas izejas sprieguma un maksimālās izejas strāvas vērtības atbilst elektrisko vilces dzinēju un elektronisko ātruma regulatoru strāvai un spriegumam.
- Elektroniskie ātruma regulatoru maksimālās pīķa un nepārtrauktas strāvas vērtības atbilst elektrisko vilces dzinēju strāvai.

### BTL kustības aprēķina matemātiskā modeļa izstrāde

Šajā nodaļā tiek izveidots BTL kustības matemātiskais modelis, kas ļaus modelēt tā pārvietošanos telpā un aprēķināt elektroenerģijas patēriņu.

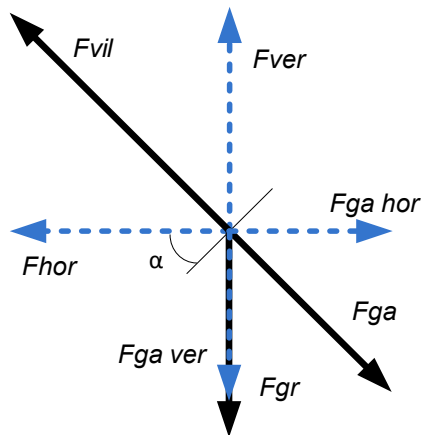
Modelis ir balstīts klasiskās mehānikas likumos, būtībā – otrajā Ņūtona kustības likumā:

$$F_{vil} - F_{gr} - F_{ga} = m \cdot a, \quad (2.9)$$

kur

$F_{vil}$  – BTL rezultējošais spēks, N;  
 $F_{ga}$  – pretestības spēks, N;  
 $F_{gr}$  – gravitācijas spēks, N;  
 $m$  – BTL masa, kg;  
 $a$  – BTL paātrinājums,  $m/s^2$ .

2.1. attēlā redzami šo spēku vektori.



2.1. att. Spēki, kas iedarbojas uz BTL.

Vertikālais un horizontālais spēku sadalījums:

$F_{ver}$  – BTL vertikālais cēlējspēks, N;

$F_{hor}$  – BTL horizontālais vilces spēks, N.

$$F_{ga} = \rho \cdot C_D \cdot A_{eff} \cdot v^2. \quad (2.10)$$

$$F_{gr} = m \cdot g_0. \quad (2.11)$$

BTL paātrinājums iegūstams no spēka vienādojuma:

$$a = \frac{F_{vfl} - F_{gr} - F_{ga}}{m}. \quad (2.12)$$

BTL ātrums:

$$v = \int_0^t a \, dt. \quad (2.13)$$

BTL ceļa garums:

$$s = \int_0^t v \, dt. \quad (2.14)$$

Mehāniskā jauda (momentānā):

$$N(t) = F_t \cdot v(t). \quad (2.15)$$

BTL ātruma ierobežojumiem definētas šādas funkcionālās atkarības.  
Maksimālais vertikālais ātrums [24]:

$$V_{\text{ver}} = \sqrt{\frac{2 \cdot m \cdot g_0}{\rho \cdot C_D \cdot A_{\text{eff}}} \cdot \sqrt{(FR - 1)}}. \quad (2.16)$$

Maksimālais horizontālais ātrums:

$$V_{\text{hor}} = \sqrt[4]{1 - \frac{1}{FR^2}} * \sqrt{\frac{2 \cdot m \cdot g_0}{\rho \cdot C_D \cdot A_{\text{eff}}}}, \quad (2.17)$$

$$FR = \frac{F}{m \cdot g_0}, \quad (2.18)$$

kur

- $F$  – kopēja dzinēju vilces spēks, N;
- $g_0$  – gravitācijas paātrinājums 9,81 m/s<sup>2</sup>;
- $C_D$  – aerodinamiskās plūdfīnijas koeficients;
- $A_{\text{eff}}$  – BTL efektīvais laukums, m<sup>2</sup>;
- $\rho$  – gaisa blīvums, kg/m<sup>3</sup>.

### Elektrisko bezpilota transportlīdzekļu mehāniskie modeļi

BTL mehānisko modeļi [27, 26] nosaka šādi parametri:

- $m$  – BTL masa, kg;
- $A_{\text{eff}}^{\text{hor}}$  – BTL laukums horizontālā plaknē, m<sup>2</sup>;
- $A_{\text{eff}}^{\text{ver}}$  – BTL laukums vertikālā plaknē, m<sup>2</sup>;
- $F_t$  – summētais vilces spēks, N;
- $x, y, z$  – translacionāla pozīcija telpā, kur  $z$  ir vertikālā ass, m;
- $\varphi, \theta, \psi$  – BTL rotācijas pozīcijas leņķi telpā, rad;
- $a_{\text{ver}}$  – BTL vertikālais paātrinājums, m/s<sup>2</sup>;
- $a_{\text{hor}}$  – BTL horizontālais paātrinājums, m/s<sup>2</sup>;
- $v_{\text{ver}}$  – BTL vertikālais ātrums, m/s;
- $v_{\text{hor}}$  – BTL horizontālais ātrums, m/s.

Baterijas parametri:

- $C_{\text{bat}}$  – baterijas ietilpība, Ah;
- $I_{\text{bat}}$  – relatīvā maksimālā strāva, A;
- $N_{\text{bat}}$  – baterijas elementu skaits;
- $U_0$  – baterijas īslaicīgais spriegums bez slodzes, V.

Motora piedziņas vadības parametrs:

- $PW = \{PW_1 \dots PW_n\}$  – impulsu platumu komplekts katram dzinējam,  $\mu\text{s}$ .

Motora parametri:

- $P_{\text{nom}}$  – nominālā jauda, W;
- $F_t^j$  – katra  $j$ -tā motora vilces spēks, N;
- $I^j(U_{\text{unload}}, F_t^j)$  –  $j$ -tā motora momentānā strāva ar doto vilces spēku, A;
- $P^j(U_{\text{unload}}, F_t^j)$  –  $j$ -tā motora momentānā jauda ar doto vilces spēku, W;
- $U_{\text{load}}^j = P^j/I^j$  –  $j$ -tā motora momenta spriegums ar doto vilces spēku, V.

Motora strāvas un jaudas aproksimācijas funkcijas otrās kārtas polinoma formā, iegūstot empīriskus datus:

$$I^j(U_0, F_t^j) = \alpha_i(U_0) \cdot (F_t^j)^2 + \beta_i(U_0) \cdot F_t^j + \gamma_i(U_0), \quad (2.19)$$

$$P^j(U_0, F_t^j) = \alpha_p(U_0) \cdot (F_t^j)^2 + \beta_p(U_0) \cdot F_t^j + \gamma_p(U_0), \quad (2.20)$$

kur katrs koeficients ir lineāra funkcija:

$$\alpha_i(U_0) = \kappa_i^\alpha \cdot U_{\text{unload}} + \delta_i^\alpha, \quad (2.21)$$

$$\beta_i(U_0) = \kappa_i^\beta \cdot U_{\text{unload}} + \delta_i^\beta, \quad (2.22)$$

$$\gamma_i(U_0) = \kappa_i^\gamma \cdot U_{\text{unload}} + \delta_i^\gamma, \quad (2.23)$$

$$\alpha_p(U_0) = \kappa_p^\alpha \cdot U_{\text{unload}} + \delta_p^\alpha, \quad (2.24)$$

$$\beta_p(U_0) = \kappa_p^\beta \cdot U_{\text{unload}} + \delta_p^\beta, \quad (2.25)$$

$$\gamma_p(U_0) = \kappa_p^\gamma \cdot U_{\text{unload}} + \delta_p^\gamma. \quad (2.26)$$

BTL kustības simulācijas spēki tiek aprēķināti pēc šādiem vienādojumiem:

$$F_t = \sum_{j=1}^n F_t^j, \quad (2.27)$$

$$F_z = F_{\text{ver}} = F_t \cdot \cos \varphi \cos \theta, \quad (2.28)$$

$$F_{\text{hor}} = \sqrt{(F_t)^2 - (F_{\text{ver}})^2}, \quad (2.29)$$

$$F_x = F_{\text{hor}} \cdot \cos \psi \sin \varphi \cos \theta + \sin \psi \sin \theta, \quad (2.30)$$

$$F_y = F_{\text{hor}} \cdot \sin \psi \sin \varphi \cos \theta - \cos \psi \sin \theta, \quad (2.31)$$

$$F_g = m \cdot g, \quad (2.32)$$

$$F_{\text{res}}^{\text{ver}} = \rho \cdot c_d \cdot A_{\text{eff}}^{\text{ver}} \cdot (v_{\text{ver}})^2, \quad (2.33)$$

$$F_{\text{res}}^{\text{hor}} = \rho \cdot c_d \cdot A_{\text{eff}}^{\text{hor}} \cdot (v_{\text{hor}})^2, \quad (2.34)$$

kur



$g = 9,81$  – Zemes gravitācijas konstante,  $m/s^2$ ;  
 $\rho = 1,2255$  – gaisa blīvums pieņemts kā konstante,  $kg/m^3$ .

Pacelšanās režīmā ir jābūt izpildītam šādam nosacījumam:

$$F_{\text{ver}} = F_g, F_{\text{hor}} = 0. \quad (2.35)$$

BTL vertikālajai pacelšanai ir jāievēro šāds nosacījums:

$$F_{\text{ver}} > F_g, F_{\text{hor}} = 0. \quad (2.36)$$

BTL horizontālai kustībai nemainīgā augstumā ir jāievēro šāds nosacījums:

$$F_{\text{ver}} = F_g, F_{\text{hor}} > 0. \quad (2.37)$$

Enerģijas patēriņš  $Wh$  un akumulatora jaudas patēriņš  $Ah$  tiek aprēķināts, izmantojot šādus vienādojumus:

$$E_{\text{cons}} = \int_0^\tau (\sum_{j=1}^n P^j(U_0, F_t^j)) dt, \quad (2.38)$$

$$C_{\text{cons}} = \int_0^\tau \left( \sum_{j=1}^n \frac{I^j(U_0, F_t^j)}{3600} \right) dt, \quad (2.39)$$

kur  $\tau$  – momentānais laiks.

Mehāniskā jauda (momentānā):

$$N_{(t)} = F_t \cdot v(t). \quad (2.40)$$

Mehāniskais darbs:

$$A = \int_0^\tau N \cdot dt / 3600. \quad (2.41)$$

Jaudas patēriņš:

$$P = U \cdot I. \quad (2.42)$$

Griezies moments uz motora vārpstas:

$$M_{st} = 9950 \frac{P}{n}. \quad (2.43)$$

BTL efektivitāte:

$$\eta = \frac{\sum A}{\sum E}. \quad (2.44)$$

### Neironu tīkla matemātiskais modelis

**Neironu tīklu apzīmējumi.** Neironu tīklu modeļos ir definēti šādi apzīmējumi [31, 46]:

- $t$  – laika moments;
- $i, j, k$  – neironu tīkla indeksi. Neirons  $j$  ir slēptā slāņa neirons un atrodas uz nākamā slāņa pēc  $i$  slāņa, neirons  $k$  atrodas uz nākamā slāņa pēc  $j$  slāņa;
- $n$  – iterācija, kas atbilst  $n$ -tam apmācības tēlam;
- $In(t)$  – ieejas  $m$ -dimensiju signāls laika momentā  $t$ ;
- $In_i(n)$  – ieejas vektora  $X(n)$   $i$ -tais elements  $n$ -tā iterācijā;
- $d(t)$  – skalārais sistēmas izejas signāls laika momentā  $t$ ;
- $y(t)$  – neironu tīkla izeja laika momentā  $t$ ;

$e(t)$  – kļūda, izejas signāla  $y(t)$  nobīde no  $d(t)$  laika momentā  $t$ ;  
 $e_j(n)$  –  $j$ -tā neirona kļūda  $n$ -tā iterācijā;  
 $d_j(n)$  – neirona  $j$  mērķa rezultāts;  
 $y_j(n)$  – neirona  $j$  funkcionālais signāls;  
 $w_{ji}(n)$  – svars starp  $i$ -tā un  $j$ -tā slāņu neironiem;  
 $\Delta w_{ji}(n)$  – svara starp  $i$ -tā un  $j$ -tā slāņu neironiem korekcija;  
 $b_j$  – nobīde  $j$ -tam neironam;  
 $w_{j0} = b_j$  – nobīde svara formā, pie  $x_0 = +1$ ;  
 $v_j(n)$  – inducētais lokālais lauks (nosvērtā visu svaru ieeju un nobīdes summa)  $j$ -tam neironam  $n$ -tā iterācija;  
 $\varphi_j(y_j(n))$  – aktivācijas jeb pārejas funkcija  $j$ -tam neironam;  
 $E(n)$  – konkrētā kļūdu kvadrātu summa (kļūdu enerģija)  $n$ -tā iterācijā;  
 $E_{av}$  – vidējā kļūda visai apmācības kopai;  
 $\nabla$  – gradienta operators;  
 $\eta$  – apmācības ātruma parametrs;  
 $k$  – ieejas slāņa lielums;  
 $nq$  – slēptā slāņa izmērs;  
 $m$  – izejas slāņa izmērs.

### Neirona tīkla vispārējs matemātiskais modelis

Katram neironam ir ieejas datu vektors, katra ievades vektora elementa svars, aktivācijas funkcija un izeja. Neironu tīkls parasti sastāv no vairākiem slāņiem. Katrā slānī var būt definēts vai arī nedefinēts neironu skaits. Neironu tīkli [52] dod iespēju analizēt objektu pēc ieejas parametru vektora un definēt objekta piederību noteiktai klasei. Tas nozīmē, ka neironu tīklu ir nepieciešams apmācīt, lai tas varētu noteikt objektu piederību iepriekšdefinētām klasēm.

Neironu tīkla matemātisko modeli var definēt šādi:

- neirona tīkla ieejas signālu vektors:  $In = \{in_1, in_2, \dots, in_k\}$ ;
- slēpto neironu tīkla slāņu kopa:  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_{nq}\}$ ;
- neironu tīkla izejas vektors:  $c_{opt} = \{c_{opt1}, c_{opt2}, \dots, c_{optm}\}$ ;
- katra  $j$ -tā slāņa  $i$ -tā neirona ieejas svaru vektora kopa:  $W_i^j = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}\}$ ;
- katra  $j$ -tā slāņa  $i$ -tā neirona nobīde:  $b_i^j$ ;
- katra  $j$ -tā slāņa  $i$ -tā neirona summēšanas funkcija:  $s_i^j = \sum(W_i^j \cdot X) + b_i^j$ ;
- visu  $j$ -tā slāņu neironu aktivācijas funkcija:  $F^j(s^j)$ .

## 3. Pašapmācošās optimālās vadības sistēmas algoritmi

### Vispārējs BTL optimālās vadības algoritms

Visas promocijas darbā apskatītās optimālās vērtības meklēšanas metodes balstās divu mērķa funkcijas vērtību salīdzināšanā un attiecīgo lēmumu pieņemšanā saistībā ar mērķa funkcijas vērtības uzlabošanas (veiksme) vai pasliktināšanas (neveiksme).

BTL optimālās vadības algoritms [45, 46] vispārējā formā:

- 1) vadības signālā ģenerēšana – iestatīt vadības signāla vērtību;
- 2) mērīšana – izmērīt vai aprēķināt mērķa funkcijas vērtību;

- 3) optimizācija – izmantojot noteiktu optimizācijas metodi, pieņemot lēmumu un izpildīt darbību par nākamo vadības signāla vērtību;
- 4) optimālās vērtības sasniegšanas pārbaude – ja optimālā vērtība nav sasniegta, atgriezies 2. solī ar jaunu vadības signālu, līdz netiks sasniegta optimālā vadības vērtība, tad – 5. solis;
- 5) gaidīšana – kad sasniegta optimālā vērtība, pēc noteikta laika ir nepieciešama atkārtota optimālās vērtības pārbaude, jo var izmainīties kustības apstākļi, tad – atkārtot 2. soli.

Definējot algoritmu detalizētāk, ņemot vērā informāciju, ko ir iespējams iegūt no optimizācijas kontrollera un tā devējiem, tad BTL elektroenerģijas patēriņa minimizēšanas algoritma soļi būs šādi:

- 1) iestatīt sākuma vadības signālu  $x$ ;
- 2) mērot paātrinājumu  $a$ , atrast laika momentu, kad  $a < \text{eps} \sim 0$ , tad  $v = \text{const}$ . (tādā veidā netiek ņemts vērā pārejas process);
- 3) saglabāt enerģijas patēriņa vērtību konkrētā brīdī  $e_0$ , laiku  $t_0$  un ceļu  $s_0$ ;
- 4) pēc fiksētā laika  $t_f = \text{const}$  aprēķina enerģijas patēriņu uz vienu metru (Wh/m)
 
$$de = (e - e_0)/(s - s_0); \quad (3.1)$$
- 5) ja  $de_1$  vēl nav saglabāts, tad saglabā  $de_1 = de$ , citādi  $de_2 = de$ ;
- 6) ja  $de_2$  ir definēts, tad – 7. solis;
- 7) ja  $de_2 < de_1$ , tad:
  - a) esošais vadības signāls ir labāks par iepriekšējo, notiek kustība ekstrēma virzienā un atbilstoši izvēlētai optimizācijas metodei tiek ģenerēts nākamais signāls  $c_n$  (neveiksmīga mēģinājuma gadījumā);
  - b) citādi esošais vadības signāls ir sliktāks par iepriekšējo un atbilstoši izvēlētai optimizācijas metodei tiek ģenerēts nākamais signāls  $c$  (neveiksmīga mēģinājuma gadījumā);
- 8) pārbaudīt optimālās vērtības sasniegšanas nosacījuma izpildi:
  - a) ja izpildās, tad pāriet gaidīšanas režīmā, un nākamā optimālās vērtības meklēšana notiks pēc laika  $t_g$ ;
  - b) ja neizpildās, tad pāriet uz 2. soli.

Ir divas optimizācijas metožu grupas:

- determinētas – ar definētām aprēķinu formulām un parametriem;
- stohastiskās – ar gadījuma skaitļu izmantošanu meklēšanas procesā.

Turpmākai testēšanai un piemērotībai BTL optimālai vadībai darbā tiek apskatītas divas determinētas un divas stohastiskās metodes:

- vienmērīgas meklēšanas metode (determinētā);
- metode ar dalīšanu uz pusēm (determinētā);
- metode ar atgriešanos pie neveiksmīgā gadījuma meklēšanas soļa (stohastiskā);
- metode ar gadījuma meklēšanas atkārtēšanu (stohastiskā).

### Vienmērīgas meklēšanas algoritms

Vienmērīgas meklēšanas algoritms [50] tiek definēts optimizācijai ar nosacījumiem, un tā uzdevums tiek formulēts šādi: atrast viendimensiju unimodālās funkcijas  $\Phi(x)$  minimumu, kas definēts slēgtā pieļaujamo vērtību apgabalā  $D = [a, b]$ ,  $x \in [a, b]$ :

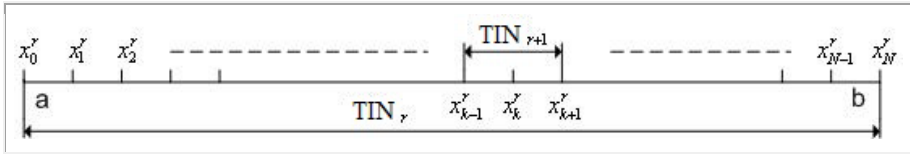
$$\min \Phi(X) = \Phi(x^*). \quad (3.2)$$

Šis algoritms attiecas uz to metožu grupu, kuru galvenā ideja ir meklēšanas nenoteiktības intervāla saīsināšanā un tādu apakšintervālu izslēgšanas no meklēšanas procesa, kuros punkts  $x^*$  neeksistē, ņemot vērā funkcijas  $\Phi(x)$  unimodalitāti.

Šis intervāls ar nenoteiktību tiks apzīmēts ar TIN, bet tā ir  $|\text{TIN}|$ . Tātad, ja  $\text{TIN} = [a, b]$ , tad  $|\text{TIN}| = b - a$ .

Vienmērīgas meklēšanas algoritmā mēģinājumi tiek veikti ar vienmērīgu intervāla  $[a, b]$  dalīšanu  $N$  vienādos apakšintervālos.

No aprēķināmām funkcijas  $\Phi(x)$  vērtībām jāizvēlas vismazākā vērtība. Pieņemsim, ka šī vērtība atrodas punktā  $x_k$ . Tad, ņemot vērā funkcijas  $\Phi(x)$  unimodalitāti, apakšintervālus  $[a, x_{k-1}]$  un  $[x_{k+1}, b]$  var izslēgt no izskatīšanas un par jaunu intervālu izvēlēties  $[x_{k-1}, x_{k+1}]$ , (3.1. att.). Algoritms attiecas pie pašvajām meklēšanas metodēm.



3.1. att. Nenoteiktības intervāla dalīšana un jauna samazināta intervāla definēšana.

Par tuvināto minimuma  $x^*$  punktu ar vienādiem nosacījumiem var būt pieņemts jebkurš punkts no atrastā nenoteiktības intervāla.

### Algoritms ar dalīšanu uz pusēm

Algoritms ar dalīšanu uz pusēm [50] arī tiek definēts optimizācijai ar nosacījumiem, un tā uzdevums arī tiek formulēts šādi: atrast viendimensiju unimodālās funkcijas  $\Phi(x)$  minimumu, kas definēts slēgtā pieļaujamo vērtību apgabalā  $D = [a, b]$ .

Algoritmā ar dalīšanu uz pusēm jeb vienmērīgās dihotomiskās meklēšanas algoritmā mēģinājumi tiek veikti pa pāriem. Katra pāra koordinātes atšķiras no cita pāra par lielumu

$$\delta_x < \varepsilon_x, \quad (3.3)$$

kur  $\varepsilon_x$  – nepieciešama risinājuma precizitātē.

Mēģinājumi tiek veikti  $\text{TIN}$  vidū. Pēc šo funkcijas  $\Phi(x)$  vērtībām iegūtiem šajos punktos viena daļa no  $\text{TIN}$  izslēdzas no meklēšanas unimodalitātes dēļ, Lielums  $\delta_x$  noteikts ar prasīto risinājuma precizitāti. Algoritms pieder secīgās meklēšanas metožu klasei.

Matemātiski algoritma shēmu var pierakstīt šādi:

- 1) izpilda piešķiršanu  $r = 1$ ,  $a^1 = a$ ,  $b^1 = b$ ,  $\text{TIN}_1 = [a^1, b^1]$ ;
- 2) aprēķina vērtības

$$x_0^r = \frac{a^r - b^r}{2}, x_1^r = x_0^r - \frac{\delta_x}{2}, x_2^r = x_0^r + \frac{\delta_x}{2}; \quad (3.4)$$

- 3) aprēķina funkcijas  $\Phi(x)$  vērtība  $\Phi(x_1^r)$ ,  $\Phi(x_2^r)$ ;
- 4) ja  $\Phi(x_1^r) < \Phi(x_2^r)$ ,

tad izpilda piešķiršanas

$$a^{r+1} = a^r, b^{r+1} = x_0^r, TIN_{r+1} = [a^{r+1}, b^{r+1}]; \quad (3.5)$$

citādi izpilda piesšķiršanas

$$a^{r+1} = x_0^r, a^r, b^{r+1} = b^r, TIN_{r+1} = [a^{r+1}, b^{r+1}]; \quad (3.6)$$

5) ja  $|TIN_{r+1}| \leq \varepsilon_x$ , tad algoritms beidzas, citādi izpilda  $r = r + 1$  un pāriet uz 2. soli.

### Algoritms ar atgriešanos pie neveiksmīgā soļa

Stohastiskās meklēšanas metodes ir lietderīgi izmantot daudzdimensiju beznosacījumu optimizācijai, atrastu optimalitātes kritērija minimumu  $\Phi(x)$ , kas definēts  $n$ -dimensiju Eiklīda telpā  $\mathbb{R}^n$  [50].

BTL vadībai ir nepieciešams ievadīt nosacījumu un ierobežot meklējamas vērtības atļauto vadības signālu vērtību diapazonā  $x = \langle R, P, T, Y \rangle, x \in \mathbb{R}^4$ :

$$\min \Phi(x) = \Phi(x^*) = \Phi^* \quad (3.7)$$

$$\begin{cases} a_R \geq R \geq b_R \\ a_P \geq P \geq b_P \\ a_T \geq T \geq b_T \\ a_Y \geq Y \geq b_Y \end{cases} \quad (3.8)$$

Risinot uzdevumu ar atgriešanos pie neveiksmīgā mēģinājuma (viena soļa optimizācijas metodē), tiek izmantota iterācijas formula:

$$x^{r+1} = x^r + \lambda^r \frac{\psi^r}{\|\psi^r\|}, \quad (3.9)$$

kur

$\lambda^r$  –  $r$ -tās iterācijas soļa lielums;

$\Psi^r = (\Psi_1^r, \Psi_2^r, \dots, \Psi_n^r)$  –  $n$ -dimensiju gadījuma vektora realizācija;

$\|*\|$  – vektora norma (vektora skaitliskā vērtība).

Kā meklēšanas pabeigšanas nosacījumu var izmantot vienu no tradicionālajiem iterāciju pabeigšanas nosacījumiem:

$$\|\mathbf{X}^{r+1} - \mathbf{X}^r\| = \lambda^r \leq \varepsilon_X, \quad (3.10)$$

kur  $\varepsilon_X$  – nepieciešamā meklēšanas precizitāte pēc  $X$ ;

$$|\Phi(\mathbf{X}^{r+1}) - \Phi(\mathbf{X}^r)| \leq \varepsilon_\Phi, \quad (3.11)$$

kur  $\varepsilon_\Phi$  – nepieciešamā meklēšanas precizitāte pēc  $\Phi$ .

### Atkārtojumu gadījuma meklēšanas algoritms

Atkārtojumu gadījuma meklēšanas algoritmu [50] arī parasti izmanto daudzdimensiju beznosacījumu optimizācijai, lai atrastu optimalitātes kritērija minimumu  $\Phi(x)$ , kas definēts  $n$ -dimensiju Eiklīda telpā  $\mathbb{R}^n$ .

Taču BTL vadībai ir nepieciešams ievadīt arī nosacījumus un ierobežot meklējamās vērtības atļauto vadības signālu vērtību diapazonā  $x = \langle R, P, T, Y \rangle, x \in \mathbb{R}^4$ :

$$\min \Phi(x) = \Phi(x^*) = \Phi^* \quad (3.12)$$

$$\begin{cases} a_R \geq R \geq b_R \\ a_P \geq P \geq b_P \\ a_T \geq T \geq b_T \\ a_Y \geq Y \geq b_Y \end{cases} \quad (3.13)$$

Šajā atkārtojumu gadījuma meklēšanas metodē izmanto iterācijas shēmu

$$\mathbf{X}^{r+1} = \mathbf{X}^r + \lambda^r \Delta^r, \quad (3.14)$$

kur

$\lambda^r$  – soļa izmērs  $r$ -tā iterācijā;

$\Delta^r$  –  $(n \times 1)$  – vienības vektors, kas parāda meklēšanas virzienu  $r$ -tā iterācijā:

$$\Delta^r = \left[ \beta \frac{\mathbf{S}^r}{\|\mathbf{S}^r\|} + (1-\beta) \frac{\mathbf{P}^r}{\|\mathbf{P}^r\|} \right], \quad (3.15)$$

kur

$\mathbf{S}^r = \gamma \mathbf{S}^{r-1} + (1-\gamma) \mathbf{S}^{r-2}$  – “priekšvēstures” vektors, kas nosaka vidējo meklēšanas virzienu no diviem iepriekšējiem soļiem;

$\|\cdot\|$  – vektora norma (vektora skaitliskā vērtība);

$\mathbf{P}^n$  –  $n$ -dimensiju gadījuma skaitļu vektors vienmērīgi sadalīto intervālā  $[0, 1]$ ;

$\beta \in [0, 1]$  – koeficients, kas nosaka “priekšvēstures” (determinētas daļas) ietekmi nākama soļa izvēlei;

$\Delta^r$  – gadījuma komponents vektorā;

$\gamma \in [0, 1]$  – koeficients, kas nosaka “priekšvēstures” vērtību  $\mathbf{S}^{r-1}, \mathbf{S}^{r-2}$  vektorā  $\mathbf{S}^r$

$\frac{\mathbf{S}^r}{\|\mathbf{S}^r\|}$  –  $\mathbf{S}^r$  virziena vektors;

$\frac{\mathbf{P}^r}{\|\mathbf{P}^r\|}$  –  $\mathbf{P}^r$  virziena vektors.

Kā meklēšanas pabeigšanas nosacījumu var izmantot vienu no tradicionālajiem iterāciju pabeigšanas nosacījumiem:

$$\|\mathbf{X}^{r+1} - \mathbf{X}^r\| = \lambda^r \leq \varepsilon_X, \quad (3.16)$$

kur  $\varepsilon_X$  – nepieciešamā meklēšanas precizitāte pēc  $X$ .

$$|\Phi(\mathbf{X}^{r+1}) - \Phi(\mathbf{X}^r)| \leq \varepsilon_\Phi, \quad (3.17)$$

kur  $\varepsilon_\Phi$  – nepieciešamā meklēšanas precizitāte pēc  $\Phi$ .

**Neironu adaptīvās filtrēšanas algoritms vispārējā formā.** Algoritms paredzēts dinamiskai sistēmai, kuras matemātiskie raksturojumi nav zināmi [22].

Inicializācija

Pieņemsim, ka tiek dotas marķēto ieejas un izejas datu kopas, ko sistēma ģenerē diskrētos laika intervālos.

$x(t)$  – ieejas  $m$ - dimensiju signāls;

$d(t)$  – skalārais sistēmas izejas signāls;

kur  $t = 1, 2, \dots, n$ .

Tādā veidā ārēja sistēmas uzvedība var būt aprakstīta ar šādu datu kopu:

$$T : \{x(t), d(t); \quad t = 1, 2, \dots, n\}, \quad (3.18)$$

kur

$$x(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)\} \quad (3.29)$$

1. solis. Filtrācijas procedūra

Neirona tīkla izeja ir

$$S = \{y(t), e(t)\}, \quad (3.20)$$

kur

$y(t)$  – neironu tīkla izeja;

$e(t)$  – izejas signāla  $y(t)$  nobīde no  $d(t)$ .

## 2. solis. Adaptācijas procedūra

Ņemot vērā neirona linearitāti, izejas signāls  $y(t)$  sakrīt ar inducēto lokālo lauku  $v(t)$ :

$$y(t) = v(t) = \sum_{i=1}^m w_i(t)x_i(t). \quad (3.21)$$

Matricu veidā:

$$y(t) = X^T(t) \cdot W(t), \quad (3.22)$$

kur

$$W(t) = \{w_1(t), w_2(t), \dots, w_m(t)\}^T, \quad (3.23)$$

$$e(t) = y(t) - d(t) \quad (3.24)$$

## 3. solis. Novērtēšanas procedūra

Nepārtraukti diferencējama funkcija  $E(w)$  kas ir atkarīga no vektora  $w$  attēlo vektora  $w$  elementus uz reālo skaitļu kopu un ir optimālītātes nosacījums izvēlētam vektora  $w$  adaptīvas filtrācijas algoritmam.

### 3.1. solis. Jāatrod tāds $w^*$ , lai

$$E(w^*) \leq E(w). \quad (3.25)$$

Tas nosaka beznosacījumu optimizācijas uzdevumu:

$$E(w) \rightarrow \min. \quad (3.26)$$

Nepieciešams optimālītātes nosacījums

$$\nabla E(w^*) = 0. \quad (3.27)$$

### 3.2. solis. Aprēķināt $\nabla E(w)$ , kur

$\nabla$  – gradienta operators

$$\nabla = \left[ \frac{\partial}{\partial w_1}, \frac{\partial}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial w_m} \right]^T, \quad (3.28)$$

$$\nabla E(w) = \left[ \frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_m} \right]^T. \quad (3.29)$$

## 4. solis. Svaru koriģēšana notiek maksimālas vērtības funkcijas samazināšanas virzienā pretēji gradienta vektoram:

$$w(n+1) = w(n) - \eta g(n), \quad (3.30)$$

kur

$\eta$  – pozitīva konstante, apmācības ātruma parametrs;

$g(n)$  – gradienta vektors punktā  $w(n)$ .

5. solis. Svaru korekcijas aprēķins. Pārejot no  $n$ -tās iterācijas uz  $n + 1$  iterāciju, algoritms izpilda svaru koeficientu korekciju:

$$\Delta w(n) = w(n+1) - w(n) = -\eta g(n). \quad (3.31)$$

6. solis. Pāreja uz nākamo iterāciju uz 1. soli ar nosacījumu

$$E(w(n+1)) < E(w(n)), \quad (3.32)$$

kur

$w(n)$  – iepriekšēja svaru vektora vērtība;

$w(n+1)$  – nākamā vērtība.

**Neironu tīklu apmācības apgrieztās izplatīšanās algoritms.** Ja tiek definēta apmācības stāvokļu kopa, tad neironu tīklu apmācībai jādefinē šāds algoritms. Algoritms [6] cikliski apstrādā piemērus no apmācības kopas  $\{x(n), d(n)\}_{n=1}^N$ .

Inicializācija

Svari  $W(0)$  tiek ģenerēti kā gadījumu skaitļi ar vienmērīgu sadalījumu ar vidējo vērtību 0. Dispersiju izvēlās tā, lai standarta nobīde atrastos sigmoīda funkcijas lineārā daļā.

1. solis. Apmācības kopas definēšana.

Tīklā tiek nodoti apmācības tēli no apmācības kopas – epochas. Katram tēlam secīgi izpildās tiešā izplatīšanās un apgrieztā izplatīšanās.

2. solis. Signālu tieša izplatīšanās.

Pieņemsim, ka katrs apmācības tēls ir pāris  $(x(n), d(n))$ , kur:

$x(n)$  – ieejas signālu vektors;

$d(n)$  – neironu tīkla mērķa izeja.

3. solis. Sakot no ieejas slāņa aprēķinām nosvērtās summas  $v(n)$  un funkcionālie signāli  $\varphi(v(n))$ .

Nosvērtā summa  $j$ -tam neironam  $l$ -tā slānī aprēķināta pēc formulas:

$$v_j^{(l)}(n) = \sum_{i=0}^{m_l} w_{ji}^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n), \quad (3.33)$$

kur

$y_i^{(l-1)}(n)$  – izejas funkcionālais signāls  $i$ -tam neironam, kas atrodas iepriekšējā slānī

$l - 1$   $n$ -tā iterācijā;

$w_{ji}^{(l)}(n)$  – svars  $l$ -tā slāņa  $j$ -tā neirona saitei ar  $l-1$  slāņa  $i$ -to neironu.

4. solis. Tiešās izplatīšanās nosacījumi.

Ja tiek izmantota sigmoīda aktivācijas funkcija, tad izejas signāls  $l$ -tā slāņa  $j$ -tam neironam ir

$$y_j^{(l)}(n) = \varphi_j(v_j^{(l)}(n)). \quad (3.34)$$

Ja neirons  $j$  atrodas pirmajā slānī, pie  $l = 1$

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n). \quad (3.35)$$

Ja neirons atrodas izejas slānī, pie  $l = L$

$$y_j^{(L)}(n) = o_j(n). \quad (3.36)$$

5. solis. Kļūda tiek aprēķināta pēc formulas:

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n), \quad (3.37)$$



kur  $d_j(n)$  – vektora  $d(n)$   $j$ -tais elements.

6. solis. Signālu apgriezta izplatīšanās.

7. solis. Tiek aprēķināti mezglu lokālie gradienti.

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(L)}(n)\varphi_j'(v_j^{(L)}(n)) \\ \varphi_j'(v_j^{(l)}(n))\sum_k \delta_k^{(l+1)}(n)\delta_{kj}^{(l+1)}(n) \end{cases} \quad (3.38)$$

kur  $\varphi_j'(n)$  – funkcijas atvasinājums pēc argumenta.

8. solis. Līdz ar to  $l$ -tā slāņa svaru izmaiņas apmācībā notiek pēc delta likuma

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha[w_{ji}^{(l)}(n-1)] + \eta\delta_j^{(l)}(n)y_j^{(l-1)}(n), \quad (3.39)$$

kur

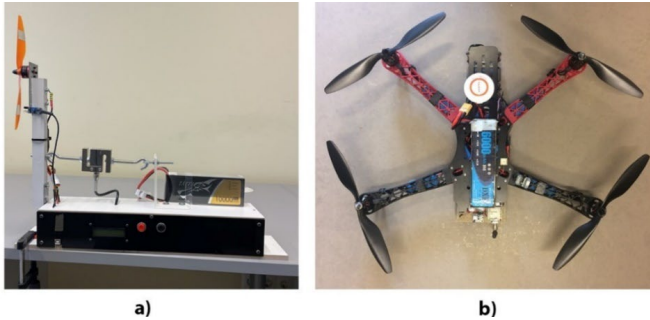
$\eta$  – apmācības ātruma parametrs;

$\alpha$  – momenta konstante.

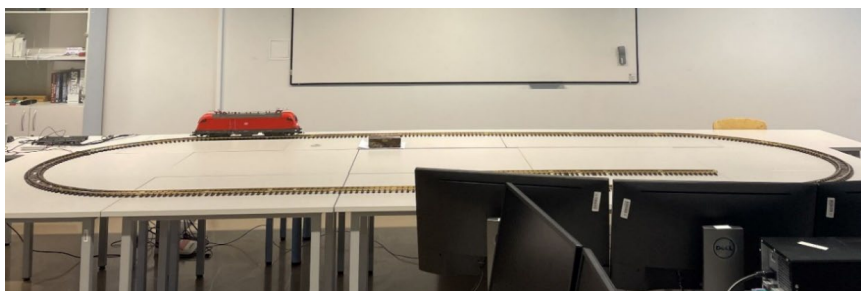
9. solis. Iterācijas. Algoritms atkārtojas, atgriežoties 2. solī, secīgi izmantojot tiešo un apgriezto izplatīšanos, cikliski izmantojot piemērus no epohas, kamēr nebūs sasniegts apturēšanas kritērijs.

#### 4. Izstrādāto modeļu un algoritmu eksperimentālo pētījumu rezultāti

**Eksperimentālās ierīces.** Vilces motoru izpētei ir nepieciešams izmērīt parametrus – strāvu, spriegumu un vilces spēku pie noteiktām vadības signāla vērtībām. Šim nolūkam un datormodelēšanai darbā tika izgatavots testēšanas stends (4.1. a att.). Lai veiktu eksperimentus, lai pārbaudītu izstrādāto algoritmu enerģijas patēriņa optimizēšanai ar pašapmācošo neironu tīklu, tika izgatavotas šādas ierīces: BPLA – kvadroķopteris (4.1. b att.) un dzelzceļa modelis ar elektrovilcienu (4.2. att.).

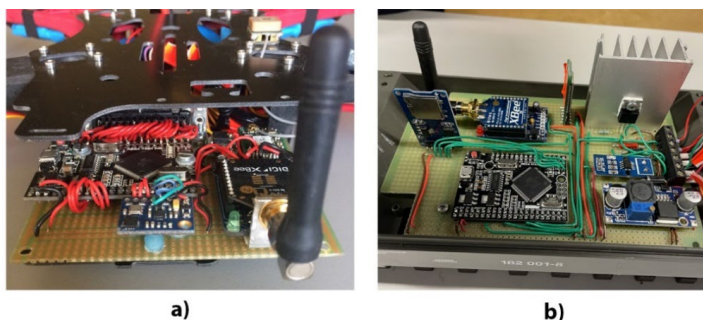


4.1. att. a) Izmēģinājumu stends; b) kvadroķopters.



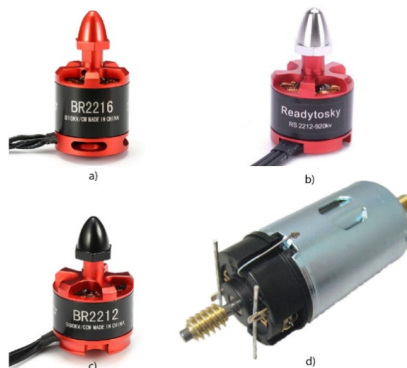
4.2. att. Dzelzceļa modelis ar elektrovilcienu.

BLA optimizācijas kontrollera elektriskās plates redzamas 4.3. a attēlā. Elektrovilciena vadības plate ar OK – 4.3. b attēlā.



4.3. att. a) BLA optimizācijas kontrollera elektriskā plate; b) elektrovilciena vadības plate ar OK.

**Elektromotori, kas tiek izmantoti eksperimentālajās ierīcēs.** Tālākā darba gaitā tiek izmantoti līdzstrāvas bezkolektora motori *BR2216-KV810*, *BR2212-KV920*, *BR2212-KV980*, ko parasti izmanto amatieru kvadrokopteros, un viens līdzstrāvas motors bez precīzi zināmiem parametriem, kas darbā nosaukts par *LKD-24* (4.4. att).



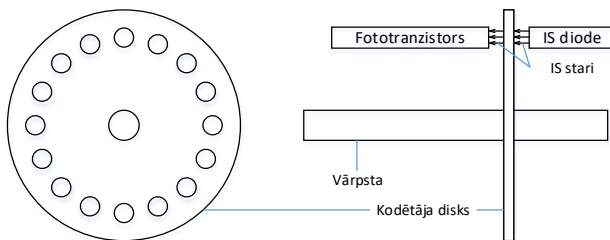
4.4. att. a) *BR2216-KV810*; b) *BR2212-KV920*; c) *BR2212-KV980*; d) *LKD-24*.

Elektrodzinēju *BR2216-KV810*, *BR2212-KV920*, *BR2212-KV980* parametri apkopoti 1. tabulā.

Elektrodzinēju ražotāju definētie parametri

Motor	KV [rpm/V]	U [V]	I [A]	F [g]	P [W]	Eff. [g/W]	LiPo Cell	m [g]
BR2216	810	14,8	15,6	1065	231	4,6	2S-4S	66
BR2212	920	11,1	9,5	642	105	6,1	2S-4S	50
BR2212	980	11,1	10,6	710	118	6	2S-4S	50

Nobrauktā attāluma mērīšanai tiek izgatavots elektroniskais odometrs. Odometra uzbūve parādīta 4.5. attēlā.

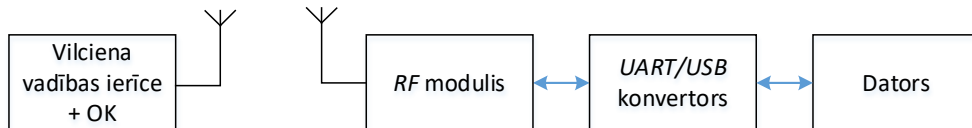


4.5. att. Odometra mehānisms.

**Elektroniskā odometra darbības princips un kalibrēšana.** Kad tiek pielikts barošanas spriegums, infrasarkanā diode izstaro infrasarkanos starus (IS). Pagriežot asi, uz kuras piestiprināts caurspīdīgs kodētāja aplis ar caurumiem, mikrokontrolera ieejā tiek spriegums no tranzistora, kas, diskam kustoties, mainās no 0 V līdz 5 V, izejot cauri caurspīdīgiem un necaurspīdīgiem laukumiem. Mikrokontrolera analogais-digitalais pārveidotājs pārveido sprieguma vērtības diskrētās vērtībās no 0 līdz 1024. Ja nav IS starojuma, vērtība ir 0, Ja nav IS starojuma, vērtība ir 1024. Caurspīdīgas un necaurspīdīgas zonas caurbraukšana tiek skaitīta kā viens pulksteņa cikls. Caurspīdīgā apgabala pāreja tiek uzskatīta, ja tranzistora vērtība ir > 900, kam seko signāla vērtība < 700. Tālāk tiek izmērīts taktu skaits, kad vilciens vienu reizi apbrauc 11 m garu apli. Lai precīzi noteiktu viena apļa šķērsošanu, kas vienāda ar 11 m, vilcienā ir uzstādīts herkons, uz sliedēm – pastāvīgais magnēts. Braucot 11 m, tiek fiksētas 800 taktis. Tādējādi viens odometra takts ir vienāda ar 1,1375 cm.

**Eksperimentālā ierīces – kvadroptera vadības struktūra.** Piedāvātā BPLA vadības struktūra sastāv no šādiem komponentiem: esošais BPLA lidojuma kontroleris, vilces grupas ar elektroniskajiem ātruma regulatoriem ESC un pastāvīgo magnētu bezkolektora līdzstrāvas motori, akumulators, sprieguma regulators, radio uztvērējs un iebūvētas sensoru sastāvdaļas. Tiek piedāvāts pilnveidot esošo struktūru ar papildu optimizācijas kontrolleri un papildu sensoru grupu, kurā ietilpst voltmētris, strāvas mērītājs, akcelerometrs, barometriskais altimetrs, satelīta pozicionēšanas modulis. Radiouztvērējs uzlabotajā struktūrā tiek izmantots, lai pārraidītu lidojuma koordinātes uz optimizācijas kontrolleri vai pilnībā autonomā BPLA gadījumā optimizācijas kontrolleris spēj pats definēt misijas mērķi (tas prasa papildu lēmuma izstrādi, algoritmu veidošana un šajā darbā nav aprakstīts). Pēc misijas mērķa noteikšanas optimizācijas kontrolleris cenšas to sasniegt ar maksimālu energoefektivitāti, t. i., minimālu enerģijas patēriņu, pielāgojoties ārējiem apstākļiem un vides ietekmei.

**Eksperimentālās iekārtas vadības struktūra – vilciens.** Optimizācijas kontrollera darbības uzraudzībai, datu vākšanai un palaišanas kontrolei tiek izmantots dators [43] ar *ARDUINO IDE* programmēšanas vidi [48]. Vilciens un dators apmainās ar datiem, izmantojot *Xbee* radiomoduli. Datu apmaiņas struktūra starp datoru un vilcienu redzama 4.6. attēlā.



4.6. att. Datu apmaiņas struktūra starp datoru un vilcienu.

### Optimizācijas iespēju izpēte

**BPLA\_elektriskās piedziņas raksturlielumu noņemšana.** Motora vilces spēks tika mērīts, izmantojot testa stendu, aprēķinot spēku pēc 4.1. formulas:

$$F_{vil} = m \cdot 9.81, \quad (4.1)$$

kur  $m$  – izmērītā vilce, kg.

Motora jauda tiek aprēķināta kā:

$$P_{electric\ drive} = U \cdot I. \quad (4.2)$$

Reālos apstākļos optimizācijas algoritms neņem vērā elektriskās piedziņas elementus atsevišķi, bet ņem vērā kopējo enerģijas patēriņu, tāpēc zudumi vados un zudumi ātruma regulatorā netiek aprēķināti. Tādējādi elektriskās piedziņas patērētā jauda sastāv no:

$$P_{electric\ drive} = \Delta P_{wire} + \Delta P_{esc} + \Delta P_{motor}, \quad (4.3)$$

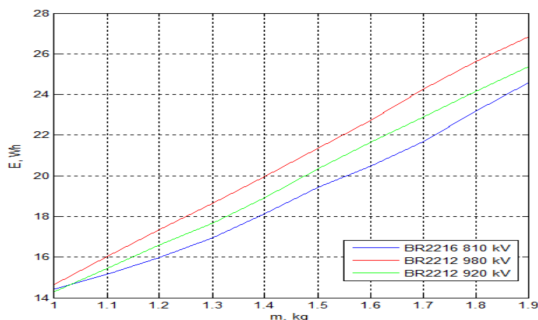
kur

$\Delta P_{wire}$  – jaudas zudumi vados;

$\Delta P_{esc}$  – jaudas zudumi ātruma regulatorā;

$P_{motor}$  – motora jauda (ieskaitot zudumus).

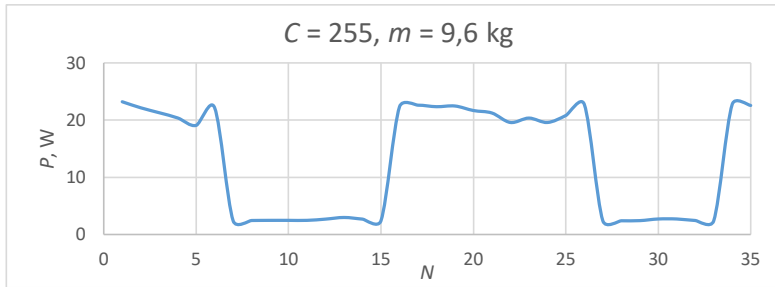
Analizējot minimālās funkciju vērtības dažādām masām, redzams, ka enerģijas patēriņš ir lielāks motoriem ar lielāku kV attiecību (4.7. att.).



4.7. att.  $E(m)$  funkcijas minimālo vērtību analīze dažādiem motoriem un dažādām BPLA masām.

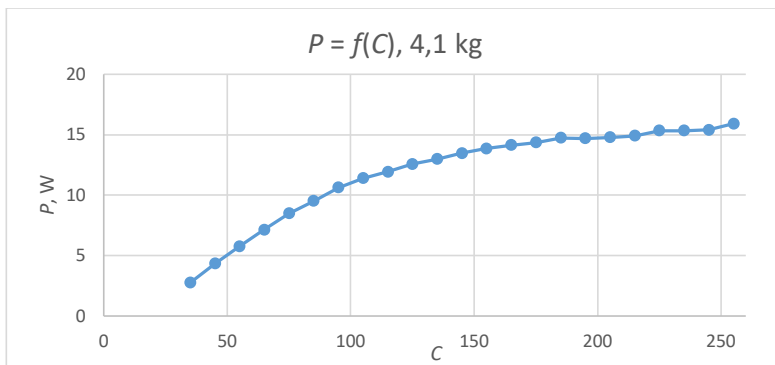
**Vilciena modeļa elektriskās piedziņas raksturlielumu noņemšana.** Elektropiedziņas jaudas raksturlielums dažādos ceļa posmos ar nemainīgu vadības signālu  $C = 255$  ar vilcienu masu 9,6 kg redzama 4.8. attēlā.

$C$  – elektriskās piedziņas vadības signāls, izmantojot *PWM*, svārstās no 0 līdz 255.



4.8. att. Elektriskā piedziņas jaudas raksturlīkne dažādos ceļa posmos ar pastāvīgu vadības signālu  $C = 255$ , ja vilciena masa ir 9,6 kg.

Elektriskās piedziņas jaudas raksturlīkne taisnā sliežu ceļa posmā pie dažādiem  $C$  vadības signāliem ar vilciena masu 4,1 kg redzama 4.9. attēlā.



4.9. att. Elektriskās piedziņas jaudas raksturlīkne taisnā sliežu ceļa posmā pie dažādiem  $C$  vadības signāliem, ja vilciena masa ir 4,1 kg.

Elektriskās piedziņas jaudas raksturlīknes nelineārais raksturs pie dažādiem vadības signāliem un mainīgā jauda dažādos sliežu ceļa posmos liecina par enerģijas patēriņa optimizācijas potenciālu.

**BTL datormodeļa izstrāde enerģijas patēriņa minimizēšanas mērķa funkcijas izpētei.** Datormodelis paredzēts kvadrokoptera [38, 39] vertikālās kustības modelēšanai uz noteiktu mērķa punktu, konkrēti – mērķa augstumu, kas izvēlēts tā, lai būtu pietiekams aprēķiniem un tālākai optimizācijai.

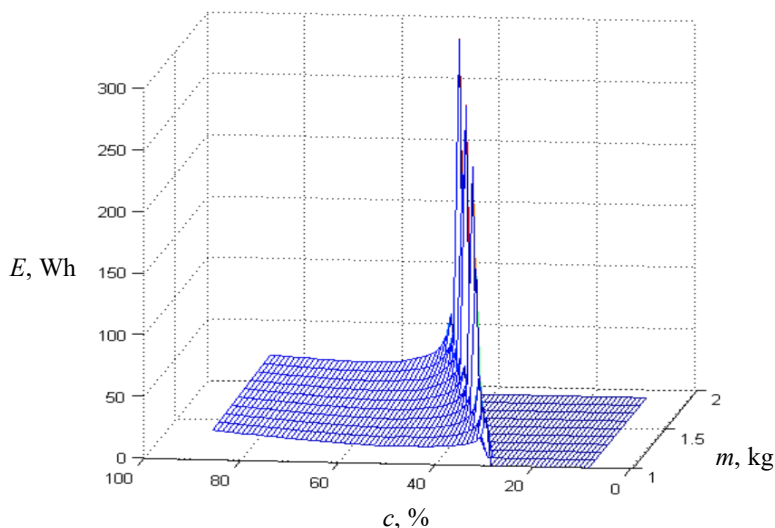
Motora izpētes laikā iegūtie empīriskie dati [47] datormodelī tiek realizēti kā četrdimensiju masīvs ar definēto mērījumu skaitu  $n$ : vadības signālu masīvs ( $c$ ), strāvas vērtību masīvs ( $I$ ), sprieguma vērtību masīvs ( $u$ ), vilces spēka masīvs ( $f$ ).

Parametru vērtību iegūšanai starp mērījumiem datormodelī tiek izmantota lineārās interpolācijas metode, kas, pamatojoties uz vadības signālu  $c$ , ļauj atrast cita parametra  $y$  (strāvas  $i$ , sprieguma  $u$  vai spēka  $f$ ) vēlamo vērtību:

$$y = \frac{(c-c_i)}{(c_{i+1}-c_i)}(y_{i+1} - y_i) + y_i. \quad (4.4)$$

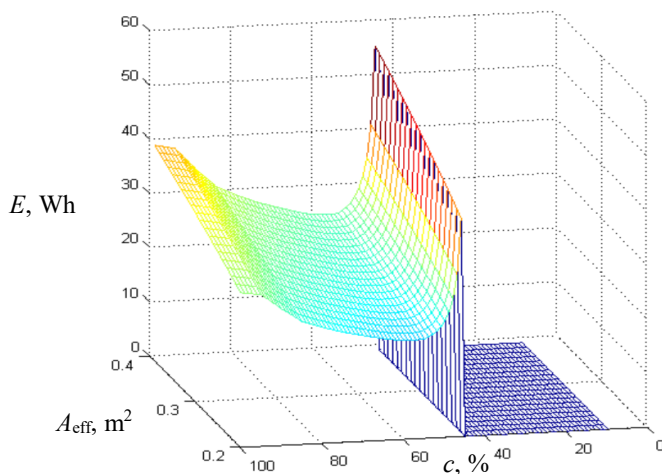
Dotie kvadrokoptera parametri ir masa ( $m$ ), efektīvais laukums ( $A_{\text{eff}}$ ), pretestības koeficients ( $C_D$ ) un gaisa blīvums ( $\rho$ ), kas tiek uzskatīti par nemainīgiem kvadrokoptera augstumā ( $\rho = 1,2255$ ). Pirmā mērķa funkcijas analīze tika veikta ar mainīgu masu un trim

dažādiem motoriem: masa no 1 kg līdz 1,9 kg ar soli 0,1 kg, motori ar 810 kV, nemainīgie parametri ir  $C_D = 1,06$  un  $A_{\text{eff}} = 0,25 \text{ m}^2$ .



4.10. att.  $E(c, m)$  analīze motoriem BR2216 810 kV.

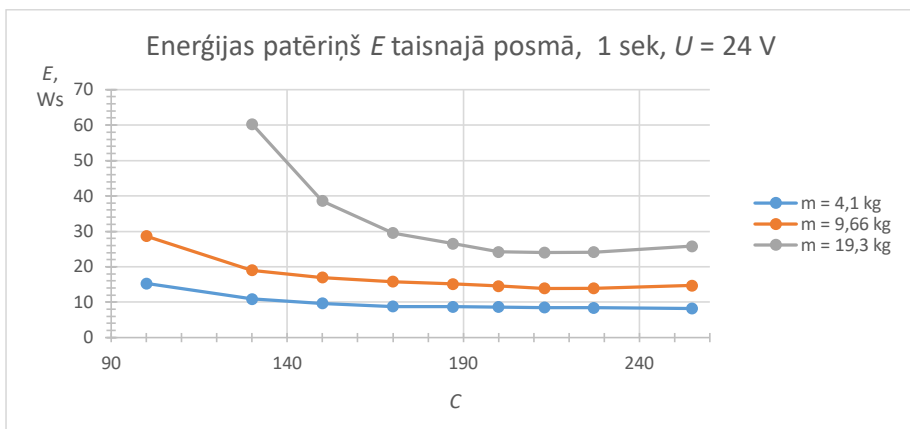
4.10. attēlā var redzēt, ka enerģijas patēriņa funkcijai ir unimodāls raksturs jebkurai noteiktai masai un dažādiem motoriem. Vienīgā atšķirība ir palaišanas vilces vadības signālā, kas nepieciešams, lai paceltu kvadrokopteru gaisā, un patērētās enerģijas vērtībā. Līdz ar to var secināt, ka, pētot mērķa funkcijas atkarību no kvadrokoptera laukuma un pretestības koeficienta, pietiek novērtēt funkciju jebkurai izvēlētajai masai, piemēram,  $m = 1,5 \text{ kg}$ . 4.11. attēlā redzama mērķa funkcijas  $E$  atkarība no efektīvās laukuma  $A_{\text{eff}}$ , kas svārstās no  $0,2 \text{ m}^2$  līdz  $0,4 \text{ m}^2$  ar soli  $0,01 \text{ m}^2$ .



4.11. att. Funkcijas  $E(c, A_{\text{eff}})$  vērtību analīze.

4.10. un 4.11. attēlā var redzēt arī to, ka funkcijas raksturs ir līdzīgs un unimodāls un enerģijas patēriņš palielinās, palielinoties efektīvās platības un plūdlīnijas attiecībai.

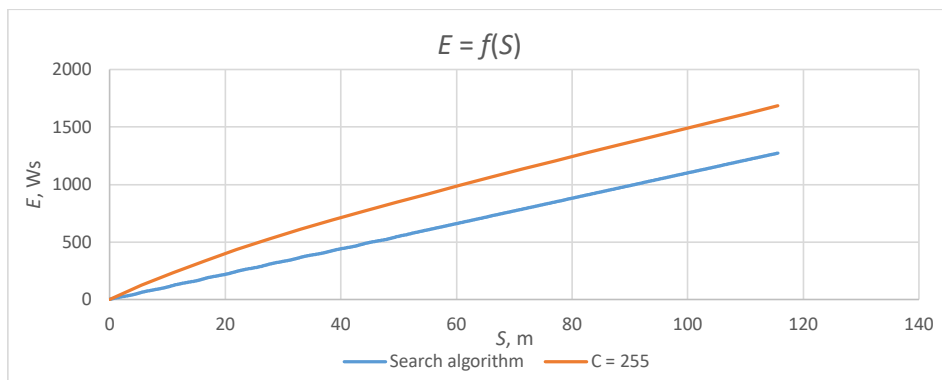
**Vilciena modeļa enerģijas patēriņa mērķa funkcijas izpēte.** Lai izpētītu elektrovilciena modeļa enerģijas patēriņa mērķa funkciju, vilcieniem ar dažādu masu – 4,1 kg, 9,6 kg un 19,3 kg – jāizmēra enerģija un dažādi  $C$  vadības signāli diapazonā no 100 līdz 255 taisnā posmā. Mērījumu rezultāti doti 4.12. attēlā.



4.12. att. Elektropiedziņas enerģijas patēriņš dažādiem vadības signāliem un dažādām vilciena masām.

#### Datormodeļu izstrāde optimizācijas metožu parbaudei

**Optimālā vilciena vadības signāla meklēšana.** Meklēšana tiek veikta, izmantojot algoritmu ar dalīšanu uz pusēm ar dažādām vadības signāla  $C$  soļu maiņas vērtībām – no 5 līdz 30, un signāla maiņas attālumu no 0,3 m līdz 5,5 m. Elektrovilciena enerģijas patēriņa dinamika ar pastāvīgu vadības signālu un  $C = 255$  un algoritmu ar dalīšanu uz pusēm nobrauktam 115 m attālumam redzama 4.13. attēlā. , izmantojot algoritmu ar dalīšanu uz pusēm vadības signāla  $C$  soļu maiņas 15 un signāla maiņas attāluma 5,5 m kombinācijai, kas uzrādīja zemāko enerģijas patēriņu pie barošanas sprieguma 24 V.



4.13. att. Elektrovilciena enerģijas patēriņa dinamika ar pastāvīgu vadības signālu un  $C = 255$  un algoritmu ar dalīšanu uz pusēm.

Nemot vērā vadības signāla grafika dinamiku, var secināt, ka signāls pakāpeniski palielinās, līdz sasniedz maksimālo vērtību. Tomēr slodzes mainīgā rakstura dēļ minimālais meklēšanas algoritms nespēj atrast optimālo vadības signālu.  $dE/dS$  vērtība samazinās, palielinoties vadības signāla vērtībai, un tuvojas optimālajām vērtībām. Enerģijas patēriņš  $E$

palielinās līdz ar nobraukto attālumu. Ātrums mainās atkarībā no vadības signāla izmaiņām un slodzes veida (taisnā daļa vai pagrieziens).

No iepriekšējiem mērījumiem ir zināms, ka vilcienam, kura masa ir 4,6 kg, ir viszemākais enerģijas patēriņš pilnīgam kustības aplim, kad tas tiek vadīts ar nemainīgu signālu  $C = 255$ , salīdzinot ar citiem signāliem. Grafikā var redzēt, ka minimālais meklēšanas algoritms patērē vairāk enerģijas nekā viens konstants signāls visos ceļa posmos. Tāpēc minimālais meklēšanas algoritms patērē vairāk enerģijas, meklējot minimālu enerģijas patēriņu, un nevar atrast optimālo vadības signālu pie šādām slodzes izmaiņām.

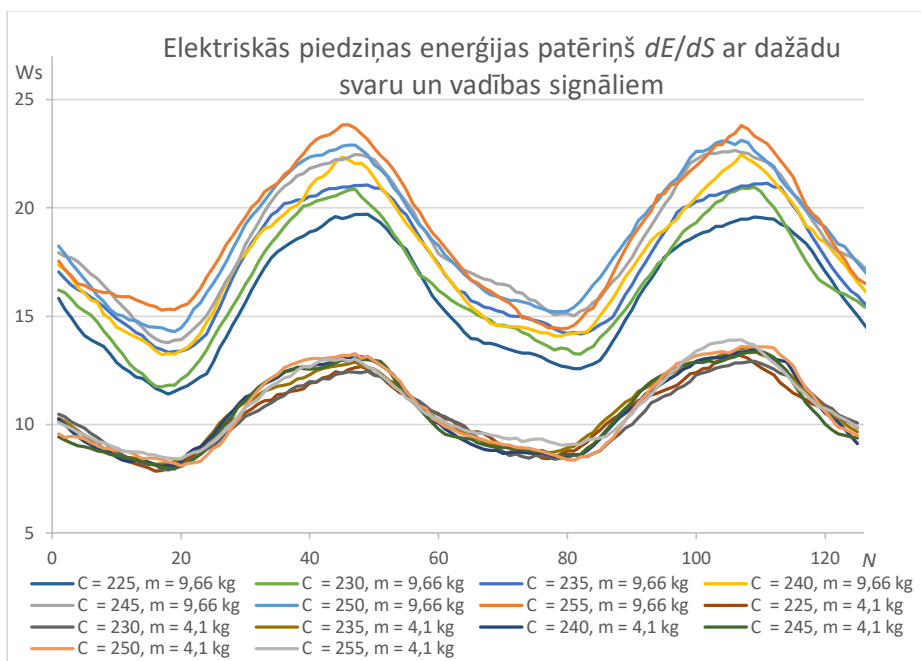
Pamatojoties uz eksperimentālajiem rezultātiem ar vilcienu, ir skaidrs, ka nav galīga optimāla signāla un meklēšanas algoritms to nevar atrast laikā. Ir nepieciešams, lai sistēma iemācītos nekavējoties izvadīt nepieciešamo vadības signālu. Piedāvātais risinājums ir neironu tīkls, kura apmācībai nepieciešami dati.

Lidaparātiem piemēroto likumdošanas ierobežojumu dēļ eksperimenti ar kvadrokopteriem netiek veikti. Turpmākie eksperimenti tiks veikti ar vilciena modeli.

### Datu analīze apmācības kopas izveidošanai

**Slodzes raksturlieknes novērtējums izmantošanai neironu tīklā.** Šajā eksperimentā enerģijas patēriņš tiks mērīts dažādām vilcienu masām, ar dažādiem vadības signāliem un dažādos sliežu ceļa posmos. 4.14. attēlā redzama enerģijas patēriņa raksturliekne  $dE/dS$  vilciena vienas pilnas apļa laikā. Grafikā ir iekļautas vērtības ar aprēķinātajiem vidējiem mainīgajiem. Slīdošie vidējie lielumi tiek izmantoti, jo momentānās vērtības uzrāda ievērojamas svārstības.

**Hipotēze.** Ir iespējams novērtēt slodzes raksturlielumus katrā trases punktā neatkarīgi no vadības signāla un kustības ātruma.

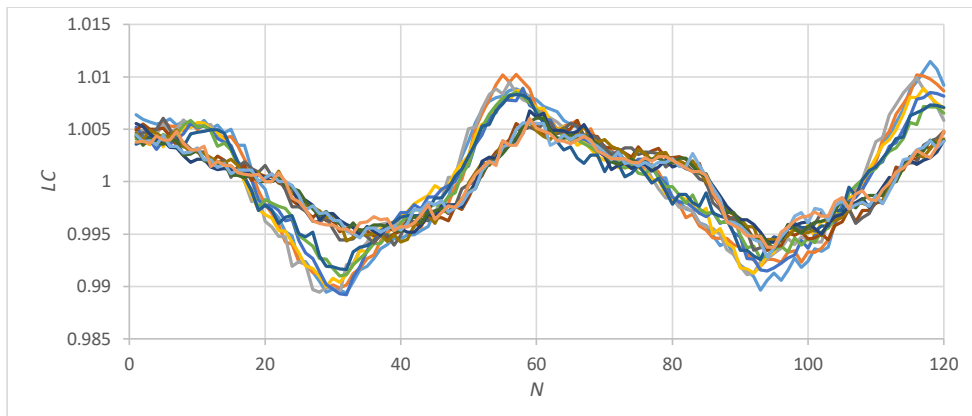


4.14. att. Enerģijas patēriņa  $dE/dS$  raksturojums, vilcienam braucot vienu apli. Vilciena masa  $m = 4,1$  kg un  $m = 9,6$  kg.

Enerģijas patēriņa grafikā redzams, ka dažādām vilciena masām tajos pašos posmos enerģijas patēriņš atšķiras.



Tālākā darba gaitā tika aprēķināta vērtība, kas raksturo slodzes raksturu –  $LC$ , šis būs pēdējais  $n$  peldošais vidējais rādītājs no pašreizējā peldošā vidējā ātruma  $V_2$  attiecības pret iepriekšējo peldošo vidējo ātrumu  $V_1$  pēdējos  $n$  paraugos. Peldošais vidējais ir nepieciešams izlīdzināšanai. Tika aprēķinātas  $LC$  vērtības vilcienam, kura masa ir 4,1 kg un 9,6 kg visiem ceļa posmiem. Lai redzētu, kā izskatās slodzes raksturs dažādos ceļa posmos, no aprēķinātajām  $LC$  ātruma vērtībām tika izveidots grafiks (4.15. att.).

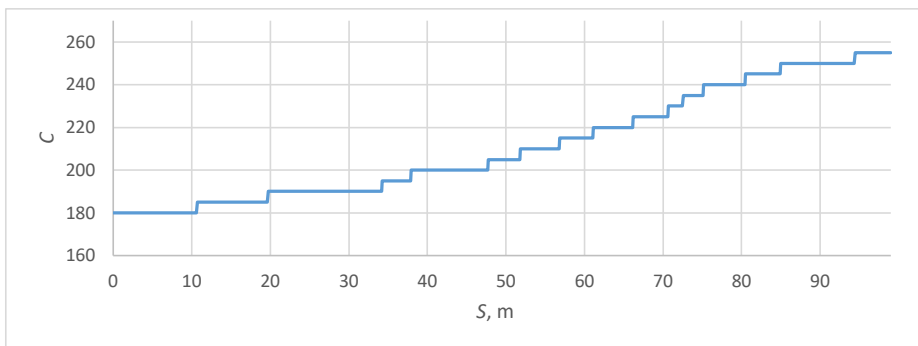


4.15. att. Slodzes raksturlīknes ( $LC$ ), ja vilciena masa ir  $m = 4,1$  kg un  $m = 9,6$  kg.

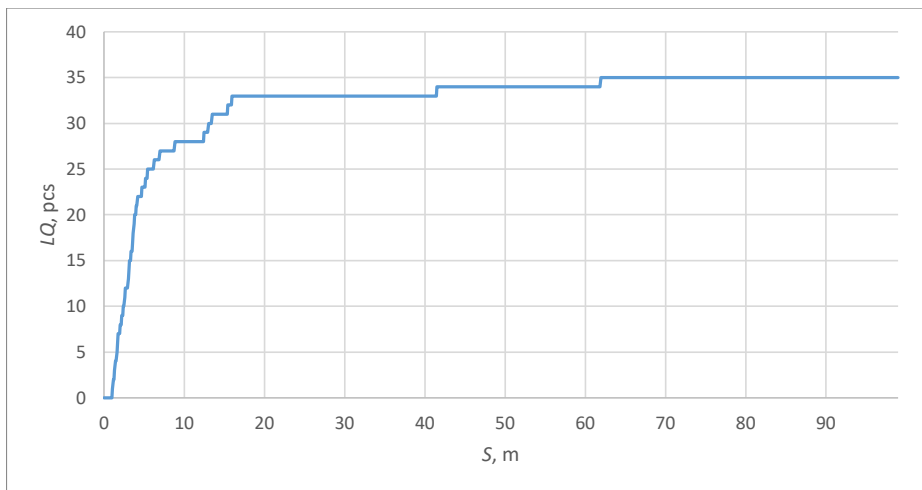
Grafikā var redzēt, ka dažādām masām  $LC$  līknes krustojas noteiktos punktos. Vilciena kustības laikā sliežu ceļam var būt negatīvs vai pozitīvs slīpums, tādējādi mainot slodzi tā, it kā vilciena masa būtu palielinājusies. Lai atšķirtu efektīvās masas raksturu, tika analizēts enerģijas patēriņš un ātruma vērtības visos iespējamajos trases posmos. Kad ātrums samazinās,  $LC$  parametrs ir mazāks par 1, kas liecina par palielinātu slodzi. Un otrādi, kad ātrums palielinās,  $LC$  parametrs ir lielāks par 1, kas liecina par samazinātu slodzi (ar pastāvīgu vadības signālu). Šī vērtība kalpo kā palīgelements (primārais) sliežu ceļa posma noteikšanai. Tādējādi tiek apstiprināta hipotēze, ka slodzes raksturlielumus var novērtēt katrā trases punktā neatkarīgi no vadības signāla un kustības ātruma.

**Automātiskā apmācības kopas ģenerēšanas algoritma pārbaude.** Vilciens šķērso dažādus sliežu ceļu posmus, izmantojot vienu vadības signālu, vienlaikus ierakstot  $LC$ , ātruma, vadības signālu un  $dE/dS$  vērtības katram posmam. Šis process turpinās, līdz tiek aptvertas visas jaunās sadaļas. Pēc tam vadības signāls tiek palielināts, un tiek atkārtots iepriekš aprakstītais process. Tiek salīdzinātas arī enerģijas patēriņa vērtības, un šis process turpinās, līdz ir pārbaudīti visi vadības signāli un atrasta minimālā  $dE/dS$  vērtība katrai sekcijai. Vadības signāls, kas atbilst minimālajam  $dE/dS$ , kļūst par optimālo signālu konkrētajam sliežu ceļa posmam. Iegūtās vērtības tiek ierakstītas apmācības kopā (AK).

Vadības signāla  $C$  dinamika redzama 4.16. attēlā. AK veidošanas dinamika – 4.17. attēlā.



4.16. att. Vadības signāla  $C$  ( $C = f(S)$ ) dinamika.



4.17. att. AK veidošanas dinamika ( $LQ = f(S)$ ).

Vadības signāla  $C = f(S)$  dinamika un apmācības kopas  $LQ = f(S)$  daudzums liecina, ka vilciens uz dažādiem vadības signāliem veic dažādus attālumus, t. i., apmācības komplekta veidošana nav proporcionāla nobrauktajam attālumam. Sākotnēji treniņu komplekta veidošana notiek ātrāk un pēc tam palēninās. Palielinoties vadības signālam, ir tendence samazināties momentānajam enerģijas patēriņam.

**Apmācības kopas dati neironu tīkla apmācībai.** Eksperimenta rezultātā automatiskās apmācības kopas ģenerēšanas algoritms izveidoja neironu tīkla apmācības kopu. Neironu tīkla apmācību datu kopas automatiskās izveides algoritms atrada optimālas vadības signālu vērtības 35 ceļa posmiem ar mainīgiem slodzes raksturlielumiem, kas aptver 62,2 m attālumu.

**Pilna meklēšanas algoritma izmantošana un meklēšanas parametru iestatījumu izvēle.** Tālākā darba gaitā, izmantojot apmācīto neironu tīklu, tika izpētītas un izvēlētas  $dS$  vērtības un neironu tīklam izmantojamā ātruma ievades veids – momentānais vai vidējais. Lai to izdarītu, tika veikta virkne eksperimentu ar dažādām  $dS$  vērtībām kombinācijā ar vidējo ātrumu un momentāno ātrumu, ar  $U = 28$  V.

Katrai kombinācijai eksperiments tika atkārtots astoņas reizes, un katrā eksperimentā vilciens nobrauca 115 m. Mērījumu rezultāti apkopoti 2. tabulā.

Meklēšanas algoritma patērētā enerģija ar dažādām  $dS$  vērtībām, vidējo ātrumu un momentāno ātrumu pie sprieguma  $U = 28$  V

	$U = 28$ V								
	$C_{const}$	Izstrādātais pašapmācības algoritms							
	–	$V_{vid}$	$V_{mom}$						
$dS$	–	0,25	0,25	0,5	1,0	1,5	2,5	3,5	5,5
$E_{max}$	1420,1	1389,2	1364,0	1376,3	1451,3	1484,8	1475,5	1507,2	1543,3
$E_{min}$	1410,5	1362,2	1307,2	1345,6	1344,7	1370,9	1396,2	1423,3	1407,0
$E_{avg}$	1415,3	1372,2	<u>1335,6</u>	1361,0	1398,0	1427,8	1435,8	1465,3	1475,1

Apzīmējumi:

izstrādātais pašapmācības algoritms – darba gaitā izstrādātais pašapmācības optimālais algoritms ar neironu tīklu;

$dS$  – enerģijas mērīšanas un vadības signāla  $C$  maiņas solis, m;

$V_{mom}$  – izmērītā ātruma momentānā vērtība, m/s;

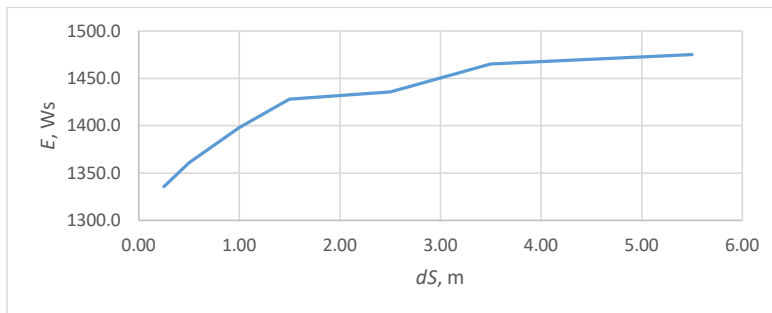
$V_{vid}$  – vidējais ātrums attālumā  $dS$ , m/s;

$E_{min}$  – minimālais patērētās enerģijas daudzums, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$E_{max}$  – maksimālais patērētās enerģijas daudzums, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$E_{avg}$  – vidējā enerģija, kas patērēta, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$C_{const} = 255$ .

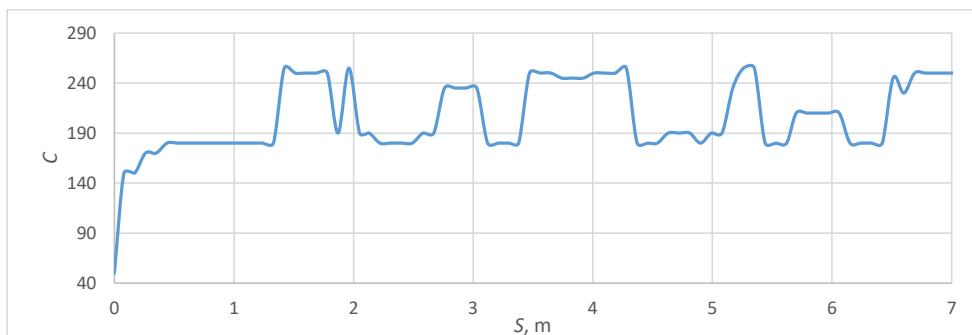


4.18. att. Vilciena elektriskās piedziņas enerģijas patēriņš atkarībā no mērījuma posma un optimizācijas algoritma izmaiņām ( $E = f(dS)$ ).

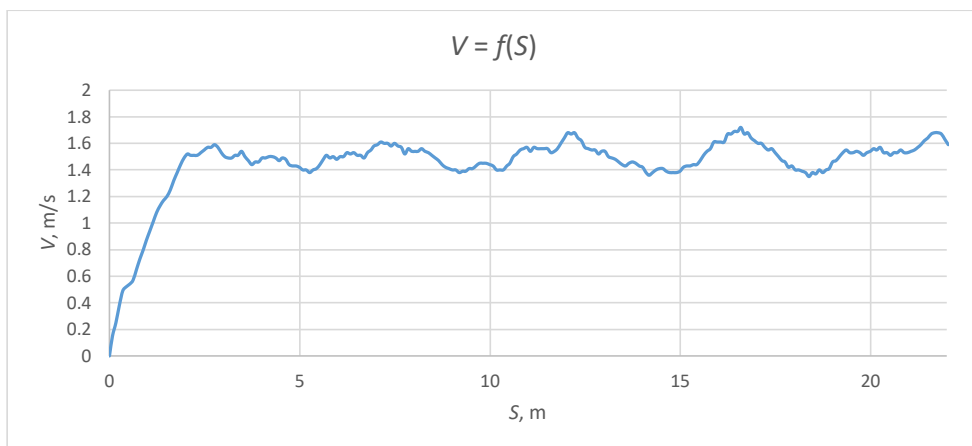
4.18. attēlā grafikā var redzēt, ka, palielinoties mērījuma solim  $dS$ , ir tendence palielināties enerģijas patēriņam. Mazākais patēriņš, izmantojot izstrādāto algoritmu, tiek sasniegts pie 28 V ar  $dS = 0,3$  m un izmantojot momentānā ātruma vērtību. Tika novērots, ka kopējais enerģijas patēriņš (attiecībā pret paveikto darbu) palielinās, ja spriegums ir iestatīts uz 28 V, salīdzinot ar 24 V. Tika pieņemts, ka motors ir paredzēts 24 V spriegumam, tāpēc tika pieņemts lēmums turpināt eksperimentus, izmantojot 24 V spriegumu.

### Izstrādātā pašapmācības algoritma optimālam enerģijas patēriņam ar neironu tīklu rezultātu salīdzinājums

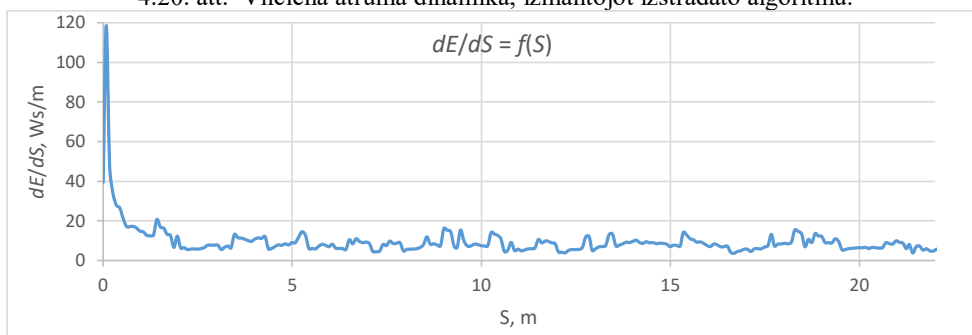
Tālāk tekstā ir eksperimentu rezultāti konstantam vadības signālam  $C$  ar zemāko enerģijas patēriņu (diapazonā no 60 līdz 255), algoritms minimuma atrašanai ar labāko vērtību, pamatojoties uz iepriekšējo mērījumu rezultātiem, un izstrādāts algoritms, apgūstot optimālu enerģijas patēriņu, izmantojot neironu tīklu pie 24 V sprieguma. 4.19. attēlā redzama vadības signāla  $C$  dinamika, savukārt 4.20. attēlā parādīta vilciena ātruma dinamika. 4.21. attēlā redzama vilciena  $dE/dS$  dinamika.



4.19. att. Izstrādātā algoritma vadības signāla dinamika ( $C = f(S)$ ).



4.20. att. Vilciena ātruma dinamika, izmantojot izstrādāto algoritmu.



4.21. att. Vilciena elektriskās piedziņas  $dE/dS$  dinamika, izmantojot izstrādāto algoritmu.

4.19. attēlā redzamais vadības signāla grafiks liecina, ka signāls ātri sasniedz mērķa vērtību un mainās atbilstoši slodzes raksturlielumiem. Ātrums  $V$  mainās atkarībā no vadības signāla un slodzes raksturlielumu izmaiņām. Relatīvais enerģijas patēriņš  $dE/dS$  samazinās līdz ar sistēmas pašapmācību [49].

3. tabulā apkopotas enerģijas patēriņa vērtības konstantam vadības signālam  $C$  ar viszemāko enerģijas patēriņu (diapazonā no 60 līdz 255), algoritms minimuma atrašanai ar labāko vērtību, pamatojoties uz iepriekšējo mērījumu rezultātiem, un izstrādātais pašapmācības algoritms optimālam enerģijas patēriņam ar neironu tīklu. Katram algoritmam tika veiktas astoņas eksperimentu sērijas, un visos eksperimentos vilciens nobrauca 115 m distanci, kas ir aptuveni 10 eksperimentālā dzelzceļa aplī.

3. tabula

Enerģijas patēriņš, izmantojot dažādus meklēšanas algoritmus un pastāvīgu vadības signālu darbības laikā ar dažādām  $dS$  vērtībām, vidējo ātrumu un momentāno ātrumu pie sprieguma  $U = 24 \text{ V}$

	$U = 24 \text{ V}$					
	$C_{\text{const}}$	$MMA$	Izstrādātais pašapmācības algoritms			
	–	–	$V_{\text{vid}}$		$V_{\text{mom}}$	
	–	–	0,3	1	0,08	0,3
$E_{\text{max}}$	1326,3	1799,6	1276,0	1267,3	1193,95	1335,1
$E_{\text{min}}$	1198,9	1475,41	1168,4	1208,3	1028,05	1154,6
$E_{\text{avg}}$	1237,1	1685,1	1219,4	1249,3	<b>1077,14</b>	1206,3

Apzīmējumi:

izstrādātais pašapmācības algoritms – izstrādātais pašapmācības optimālais algoritms ar neironu tīklu;

$MMA$  – minimālais meklēšanas algoritms;

$dS$  – enerģijas mērīšanas un vadības signāla  $C$  maiņas solis, m;

$V_{\text{mom}}$  – izmērītā ātruma momentānā vērtība, m/s;

$V_{\text{vid}}$  – vidējais ātrums attālumā  $dS$ , m/s;

$E_{\text{min}}$  – minimālais patērētās enerģijas daudzums, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$E_{\text{max}}$  – maksimālais patērētās enerģijas daudzums, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$E_{\text{avg}}$  – vidēji patērētā enerģija, lai nobrauktu 115 m astoņu eksperimentu sērijā, Ws;

$C_{\text{const}}$  – pastāvīgs vadības signāls vienāds ar 255, kas eksperimentāli pierādīts kā labākais.

3. tabulā redzams, ka vislabāko rezultātu uzrāda izstrādātais algoritms optimālam enerģijas patēriņam ar automatisku AK ģenerēšanu neironu tīklam. Ar parametru mērīšanas soli 0,08 m un, izmantojot momentāno ātrumu, tas patērēja 1077,14 Ws. Sliktākais algoritms bija minimālais meklēšanas algoritms, kas patērēja 1685,1 Ws. Izstrādātās metodes izmantošana ļāva samazināt elektrovilcienu modeļa enerģijas patēriņu par 159,96 Ws jeb 12,93 %, salīdzinot ar konstantu vadības signālu  $C = 255$ .

## Secinājumi

- 1) Izstrādāta BTL vadības struktūra un pašapmācošais optimizācijas kontrolleris ar neironu tīklu optimālam elektrisko bezpilota transportlīdzekļu enerģijas patēriņam.
- 2) Izstrādāts matemātiskais modelis bezpilota lidaparātu kustības aprēķināšanai, kas ļauj aprēķināt optimālos vadības parametrus nenoteiktos apstākļos un simulēt bezpilota transportlīdzekļu kustību trīsdimensiju telpā.
- 3) Optimālai elektrotransporta energoefektīvai vadībai izstrādāts neironu tīkla matemātiskais modelis, kas ļauj optimāli vadīt elektrisko piedziņu.
- 4) Izstrādāts jauns algoritms optimālai energoefektīvai BTL vadībai, kas ietver minimuma meklēšanas algoritmu, algoritmu automātiskai neironu tīkla apmācības kopas izveidei un neironu tīkla pašapmācības algoritmu.
- 5) Apskatītie minimālie meklēšanas algoritmi ļauj atrast minimālo transportlīdzekļa enerģijas patēriņu, kas nepieciešams, lai nobrauktu noteiktu ceļa posmu.
- 6) Adaptīvo filtrēšanas algoritmu var izmantot, lai apmācītu neironu tīklu un bez nosacījumiem optimizētu svarus optimālai BTL vadībai.
- 7) Izstrādātas un izgatavotas eksperimentālās ierīces testēšanai – izmēģinājumu stends, BPLA kvadrokopteris un dzelzceļa modelis ar elektrovilcienu.
- 8) Izpētītas BTL (kvadrokopteris un elektrovilcienu modelis) elektrisko piedziņu raksturlielnes.
- 9) Salīdzinot dažādu konfigurācijas parametru ietekmi uz mērķa funkcijas raksturu, var secināt, ka tās raksturs nemainās. Optimālā energopatēriņa punkts nobīdās vadības signāla palielināšanas virzienā, palielinoties BPLA masai. BPLA laukums un aerodinamika neietekmē meklējamo vadības signāla optimālo vērtību, bet palielina enerģijas patēriņu. Tas ļauj secināt, ka izstrādātā mērķa funkcija un algoritms strādās vienādi, adaptīvi pielāgojoties dažādām BPLA konfigurācijām – dažādiem motoriem un masai.
- 10) Izveidotais datormodelis pierāda, ka kvadrokoptera vertikālās pacelšanās enerģijas patēriņa funkcijai dažādiem motoriem ir unimodāls raksturs, kas atvieglo optimizācijas lietošanu atsevišķiem manevru veidiem. Visi četri darbā definētie optimizācijas algoritmi ir spējīgi atrast optimālo mērķa funkcijas vērtību ar nobīdi 0,6–1,6 % no optimālās vērtības pie mazākas masas, un 6,37–11,23 % pie lielākās masas taisnā posmā ar pastāvīgu slodzi. Bet, ņemot vērā mērķa funkcijas unimodālo raksturu, viendimensijas funkcijas gadījumā, t. i., kad ir nepieciešams atrast tikai viena vadības signāla optimālo vērtību, ieteicams izmantot determinētos meklēšanas algoritmus, jo tie dos stabilāko optimizācijas rezultātu un to pierāda modelēšanas rezultāti. Starp determinētiem algoritmiem par vispiemērotāko no salīdzinātajiem algoritmiem var uzskatīt 2. algoritmu – ar dalīšanos uz pusēm. Šis algoritms ļauj atrast optimālo vadības punktu īsākā laikā un ar mazāko nobīdi.
- 11) Pamatojoties uz eksperimentu rezultātiem ar vilcienu, ir skaidrs, ka nav viena optimāla signāla un meklēšanas algoritmam nav laika atrast optimālos signālus. Vienotais meklēšanas algoritms tērē 1685 Ws, kas ir par 36,2 % vairāk nekā ar vienu nemainīgu signālu  $C = 255$  visā ceļā, aptverot 115,59 m attālumu. Līdz ar to vienotais minimuma meklēšanas algoritms patērē vairāk enerģijas, meklējot minimālo enerģijas patēriņu, un nevar atrast optimālo vadības signālu šādām slodzes rakstura izmaiņām.
- 12) Datu analīze, lai izveidotu apmācības kopu, parādīja, ka katrā ceļa punktā ir iespējams novērtēt slodzes raksturu neatkarīgi no vadības signāla un kustības ātruma.
- 13) Izstrādātais pašapmācības algoritms, automātiskai neironu tīkla apmācības kopas izveidei, parādīja spēju veidot apmācības kopu mainīgos slodzes apstākļos un atrada optimālās vadības signālu vērtības 35 ceļa posmiem ar dažādiem slodzes modeļiem, kas aptver 62,2 m attālumu.
- 14) Eksperimentu rezultāti par optimālo neironu tīkla parametru izvēli liecina, ka, jo lielāka ir apmācības izlase ar optimāliem neironu tīkla parametriem, jo precīzāki ir aprēķinātie rezultāti. Vislabākā precizitāte tiek sasniegta ar novirzi 0,7503, un to rada neironu tīkls ar 12 neironiem.

Pie optimāliem parametriem tiek novērota aprēķina precizitātes eksponenciāla atkarība no iterāciju skaita. Aprēķinu precizitāte ir atkarīga arī no laika. Lai sasniegtu mazāko novirzi no rezultāta 0,752251, nepieciešamas 4017 ms.

15) Elektrovilciena modeļa eksperimentālie rezultāti pierāda, ka izstrādātais pašapmācības algoritms ar neironu tīklu ļauj palielināt energoefektivitāti, samazinot elektroenerģijas patēriņu par 12,93 % elektriskajos bezpilota transportlīdzekļos.

Ar algoritma parametru mērīšanas soli 0,08 m, izmantojot momentānās ātruma vērtības, bezpilota transportlīdzeklis patērēja 1077,14 Ws, lai veiktu 115 m attālumu. Salīdzinājumam, pārvietojoties ar nemainīgu vadības signālu  $C = 255$ , enerģijas patēriņš bija izmērīts 1237,1 Ws.

Iespējamie turpmākie pētījumi

– Ierobežojumu ģenerēšanas pētījumi – minimālo un maksimālo kontroles signālu noteikšana vai pārbaude.

– Optimizēto vadības signālu proporciju kombinācijas pārbaude, lai nodrošinātu saderību ar veikto manevru vai maršrutu.

– Pilnveidot sistēmu un algoritmu, nodrošinot drošus, uzticamus un ērtus (pasažieru pārvadāšanas gadījumā) kontroles kritērijus.

– Vadības signālu pielāgošana, to dekodēšana un kodēšana savietojamībai ar dažādām saskarnēm un vadības signālu pārraides protokoliem.

## Literatūras saraksts

- [1] Hnatov A. et al., "Development of an unified energy-efficient system for urban transport," 2020 6th IEEE International Energy Conference (ENERGYCon), 2020, pp. 248–253, doi: 10.1109/ENERGYCon48941.2020.9236606.
- [2] Rico J. et al., "Real time energy efficiency optimization in connected electrical vehicles," 2017 12th International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), 2017, pp. 1–6, doi: 10.1109/EVER.2017.7935950.
- [3] Zhang S., Luo Y., Wang J., Wang X. and Li K., "Predictive Energy Management Strategy for Fully Electric Vehicles Based on Preceding Vehicle Movement," in IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 18, no. 11, pp. 3049–3060, Nov. 2017, doi: 10.1109/TITS.2017.2672542.
- [4] Abousleiman R. and Rawashdeh O., "Energy-efficient routing for electric vehicles using metaheuristic optimization frameworks," MELECON 2014–2014 17th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, 2014, pp. 298–304, doi: 10.1109/MELCON.2014.6820550.
- [5] Abdelgadir A. A and Alsawalhi J. Y., "Energy management optimization for an extended range electric vehicle," 2017 7th International Conference on Modeling, Simulation, and Applied Optimization (ICMSAO), 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICMSAO.2017.7934911.
- [6] Rohkämper S., Hellwig M. and Ritschel W., "Energy optimization for electric vehicles using dynamic programming," 2017 International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM), 2017, pp. 1–5, doi: 10.1109/REM.2017.8075252.
- [7] Bertram C. and Herzog H., "Optimization method for drive train topology design and control of electric vehicles," 2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27), 2013, pp. 1–8, doi: 10.1109/EVS.2013.6914933.
- [8] Bertram C., Buecherl D., Thanheiser A. and Herzog H., "Multi-objective optimization of a parallel hybrid electric drive train," 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, 2011, pp. 1–5, doi: 10.1109/VPPC.2011.6043154.
- [9] Qu L., Zhuang W. and Chen N., "Instantaneous Velocity Optimization Strategy of Electric Vehicle Considering Varying Road Slopes," 2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), 2019, pp. 5483–5488, doi: 10.1109/CCDC.2019.8832756.
- [10] Allaboina V. Ramana R. "Regenerative braking system: The regenerative braking system used in the vehicles for the purpose of saving a part of the energy lost during bracking," LAP LAMBERT Academic Publishing, September 2, 2019, 64 p.
- [11] Li B., Yu Z., Jin C. and Zhu Z., "Torque Allocation Algorithm of Distributed Driving Electric Vehicle Based on Energy Consumption Optimization," 2015 7th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, 2015, pp. 319–323, doi: 10.1109/IHMSC.2015.46.
- [12] Guo L., Lin X., Ge P., Qiao Y., Xu L. and Li J., "Torque distribution for electric vehicle with four in-wheel motors by considering energy optimization and dynamics performance," 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2017, pp. 1619–1624, doi: 10.1109/IVS.2017.7995941.
- [13] Hasan M. M., Baghdadi El M. and Hegazy O., "Energy Management Strategy in Electric Buses for Public Transport using ECO-driving," 2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), 2020, pp. 1–8, doi: 10.1109/EVER48776.2020.9243130.
- [14] Fan A., Yin Q., Yan X. and Sun X., "Study of energy efficient navigation method for inland ship: A cruise ship case," 2015 International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS), 2015, pp. 437–441, doi: 10.1109/ICTIS.2015.7232079.
- [15] Zhong W., Xu H. and Zhang W., "Energy-efficient train reference speed profile optimization using control parameterization method," 2016 35th Chinese Control Conference (CCC), Chengdu, China, 2016, pp. 10128–10133, doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554959.
- [16] Wen Y., Chenkun Y. and Zhongsheng H., "A novel energy efficient operation strategy for a train based on model-free adaptive predictive control," Proceedings of the 31st Chinese Control Conference, Hefei, China, 2012, pp. 7286–7291.
- [17] He Z., Yang Z. and Lv J., "An energy-efficient operation strategy for high-speed trains," 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Shenyang, China, 2018, pp. 3771–3776, doi: 10.1109/CCDC.2018.8407778.
- [18] Xiao Z., Chen M., Chai Y., Liu C. and Wang Q., "Energy-Efficient Operation of High-speed Trains Based on a Multiple Phases Model," 2018 37th Chinese Control Conference (CCC), Wuhan, China, 2018, pp. 7793–7798, doi: 10.23919/ChiCC.2018.8483849.
- [19] Chen Y., Feng L., Zhan J. and Shang F., "Online Energy-efficient Control of Urban Rail Train Operation Based on Switching Time Optimization," 2020 Chinese Automation Congress (CAC), Shanghai, China, 2020, pp. 6094–6099, doi: 10.1109/CAC51589.2020.9327596.



- [20] Zhong W., Xu H. and Zhang W., "Energy-efficient train reference speed profile optimization using control parameterization method," 2016 35th Chinese Control Conference (CCC), Chengdu, China, 2016, pp. 10128–10133, doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554959.
- [21] Chao G., Xinpei W., Kun H. and Qingyuan W., "Optimal energy-efficient control of high speed train with speed limit constraints," The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC), Qingdao, China, 2015, pp. 3076–3081, doi: 10.1109/CCDC.2015.7162449.
- [22] Gorobečs M., "Ģenētisko algoritmu izpēte elektriskā transporta optimālai vadībai," Promocijas darbs, Rīga, Latvija, 2008.
- [23] Ribickis L., Valeinis J., "Elektriskā piedziņa mahatronikas sistēmās," RTU tipogrāfijā, Rīga, 2008.
- [24] Klaus, "How fast can a quadcopter fly?," [Viewed on March 2, 2023] Available: <https://klsin.bpmmsg.com/how-fast-can-a-quadcopter-fly/>.
- [25] Pyrhonen J., Hrabovcova V., Semken R. S., "Electrical Machine Drives Control: An Introduction," Wiley, November 14, 2016, 526 p.
- [26] Haykin S., "Neural Networks. A Comprehensive Foundation," Second Edition, Prentice Hall, 2006.
- [27] Onwubolu G.C., "Mechatronics Principles and Applications," Elsevier Butterworth Heinemann, 2005. – 642 lpp.
- [28] Valeinis J., "Elektriskās piedziņas vadība," Rīga, Rīgas Tehniskā universitāte, 1982. – 95 lpp.
- [29] Valeinis J., "Ievads elektriskās piedziņas vadības sistēmās," Rīga: RTU, 2007. – 163 lpp
- [30] Blumbergs E., "Elektriskās piedziņas vadība," Rīga, Rīgas Tehniskā universitāte, 1983. – 106 lpp.
- [31] Borisovs A., "Mākslīgā intelekta metodes," Rīgas Tehniskā universitāte. Automātikas un skaitļošanas tehnikas fakultāte, Rīga: RTU, 1993. – 75 lpp.
- [32] Borisov, A. N., "Genetic algorithms, genetic programming, genetic machine learning," lecture slides. Transport and Telecommunications Inst. – Rīga: TTI, 2004. – 251 lpp.
- [33] Greivulis J., Raņķis I., "Iekārtu vadības elektroniskie elementi un mezgli," Rīga: Avots, 2005. – 288 lpp.
- [34] Grundspeņķis J., "Ievads intelektuālās sistēmās," Lekciju konspekts, RTU, 1993. – 158 lpp.
- [35] Lagzdīnš Ģ., "Pamatkurss elektrotehnikā," Rīga: Jumava, 2004. – 218 lpp.
- [36] Levine W., "The Control Handbook," CRC press, 1996.
- [37] Luger G. F., "Artificial Intelligence. Structures and Strategies for Complex Problem Solving," Williams, 2003.
- [38] Merkurjevs J., "Imitācijas modelēšanas tehnoloģijas," Lekciju konspekts, 2003.
- [39] Merkurjevs J., "Sistēmu imitācijas modelēšanas tehnoloģija," Rīga, RTU, 2008. – 120 lpp.
- [40] Palm W. J., "Modeling, Analysis, and Control of Dynamic Systems," 2nd Edition, Wiley, 1999.
- [41] Rankis I., Gorobetz M., Levchenkov A., "Optimal Electric Vehicle Speed Control By Intelligent Devices," Rīgas Tehniskās universitātes raksti. Enerģētika un Elektrotehnika. Sērija 4, sējums 16. 2006. 127.–137. lpp.
- [42] Raņķis I., Zhiravetska A., "Electronics," Rīga, RTU publishing House, 2005. – 106 p.
- [43] Raņķis I., Ievads specialitātē "Elektrotehnoloģiju datorvadība," - Rīga, RTU, 2003. – 41 lpp.
- [44] A. Korneyev, M. Gorobetz. Neural Network Based UAV Optimal Control Algorithm for Energy Efficiency Maximization //2020 IEEE 61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2020), Latvia, Riga, 5–7 November, 2020. Piscataway: IEEE, 2020, 1–5 p.
- [45] A. Korneyev, M. Gorobetz, A. Levchenkov. Unified Energy Efficient Control Algorithm for Electric Unmanned Aerial Vehicles with Different Traction Drives and Configurations. //2018 IEEE 59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2018), Latvia, Riga, 12–14 November, 2018. Piscataway: IEEE, 2018, 537–542 p.
- [46] A. Korneyev, M. Gorobetz, I. Alps, L. Ribickis. Adaptive Traction Drive Control Algorithm for Electrical Energy Consumption Minimisation of Autonomous Unmanned Aerial Vehicle //Electrical, Control and Communication Engineering, 2019, Vol. 15, No. 2, 62–70 p.
- [47] M. Gorobetz, A. Potapovs, A. Korneyev. Analysis and Modelling of UAV Electrical Traction Drive based on Empirical Data for Energy Efficiency Tasks //2019 IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2019), Latvia, Riga, 7–9 October, 2019. Piscataway: IEEE, 2019, 399–403 p.
- [48] M. Gorobetz, A. Potapovs, A. Korneyev, I. Alps. Device and Algorithm for Vehicle Detection and Traffic Intensity Analysis //Electrical, Control and Communication Engineering, 2021, Vol. 17, No. 1, 83–92 p.
- [49] M. Gorobetz, L. Ribickis, A. Beinarovica, A. Kornejevs. Immune Neural Network Machine Learning of Autonomous Drones for Energy Efficiency and Collision Prevention, //Drones - Various Applications, Rijeka, Published: September 18th, 2023, doi:10.5772/intechopen.1002533.
- [50] Карпенко А.П. Методы оптимизации (базовый курс), [Viewed on March 2, 2023], Available: <http://bigor.bmstu.ru/?cnt/?doc=MO/base.cou>.
- [51] Новиков Ф.А., "Дискретная математика для программистов", – СПб: «Питер», 2003. – 304 с.
- [52] Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л., "Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы", Телеком, 2004.



**Aleksandrs Korņejevs** dzimis 1983. gadā Rīgā. Rīgas Tehniskajā universitātē (RTU) ieguvis bakalaura (2016) un maģistra grādu (2018) elektrozinātnē. Strādājis SIA "Solar AK" ieņemot valdes locekļa amatu. Kopš 2019. gada strādā RTU, ieņemot zinātniskā asistenta, vecākā laboranta zinātniskajā darbā, lektora un studiju procesa eksperta amatus. Patlaban ir Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultātes Industriālās elektronikas un elektrotehnikas institūta zinātniskais asistents. 2018. gadā iekļauts RTU Zelta fondā. Zinātniskās intereses saistītas ar elektroakustiku, radioelektroniku, bezpilota transportlīdzekļu vadības sistēmām un mākslīgajiem neironu tīkliem.