

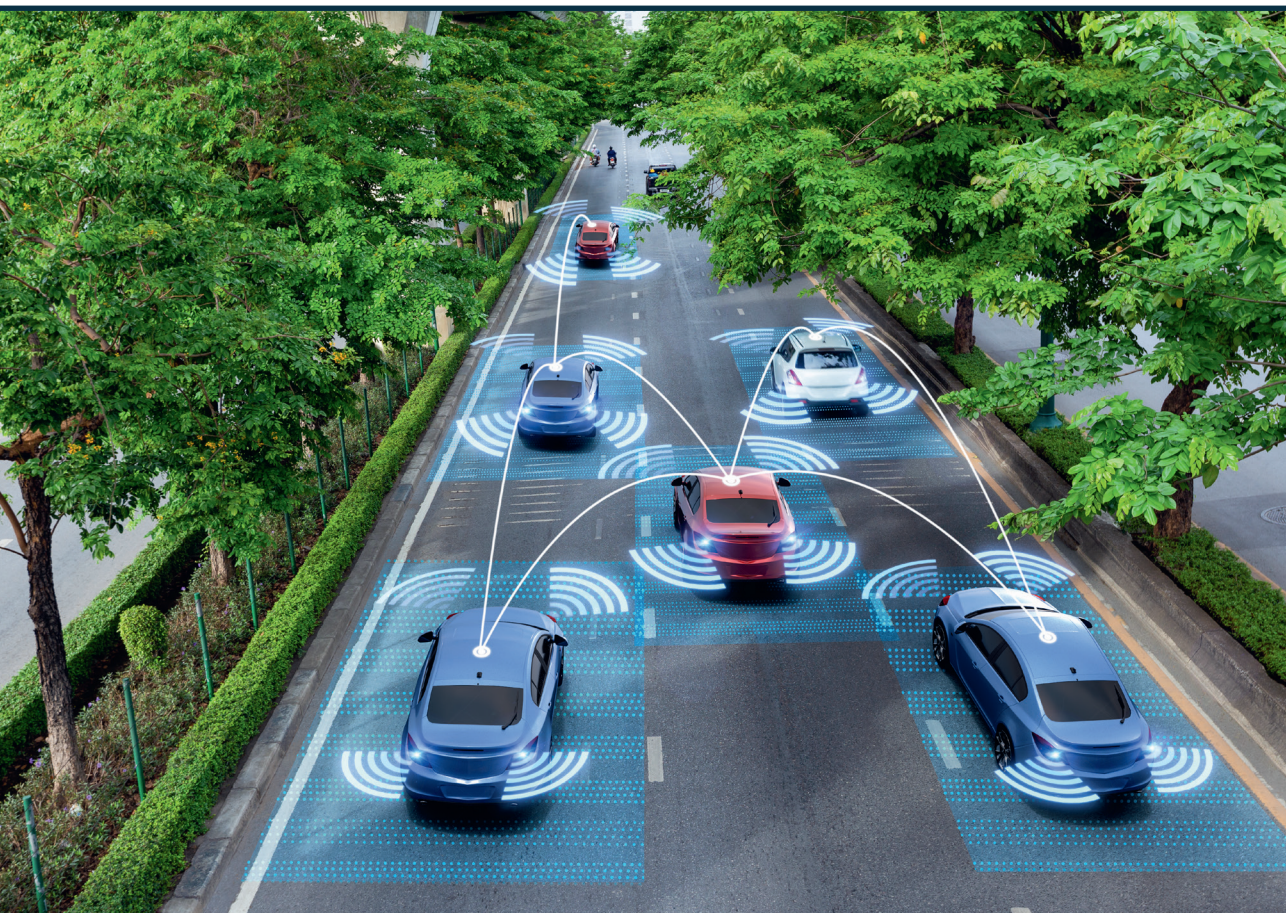


RĪGAS TEHNISKĀ
UNIVERSITĀTE

Anna Beinaroviča

IMŪNO NEIRONU TĪKLU IZPĒTE UN IZSTRĀDE ELEKTROTRANSPORTA BĪSTAMO SITUĀCIJU ATPAZĪŠANAI UN NOVĒRŠANAI

Promocijas darba kopsavilkums



RĪGAS TEHNISKĀ UNIVERSITĀTE

Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultāte
Industriālās elektronikas un elektrotehnikas institūts

Anna Beinaroviča

Doktora studiju programmas “Elektrotehnoloģiju datorvadība” doktorante

IMŪNO NEIRONU TĪKLU IZPĒTE UN IZSTRĀDE ELEKTROTRANSPORTA BĪSTAMO SITUĀCIJU ATPAZĪŠANAI UN NOVĒRŠANAI

Promocijas darba kopsavilkums

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

RTU Izdevniecība
Rīga 2023

Beinaroviča A. Imūno neironu tīklu izpēte un izstrāde elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanai un novēršanai. Promocijas darba kopsavilkums. Rīga: RTU Izdevniecība, 2023. 39 lpp.

Iespiests saskaņā ar promocijas padomes “RTU P-14” 2023. gada 15. maija lēmumu, protokols Nr. 04030-9.12.2/3.



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. 8.2.2.0/20/1/008 “Rīgas Tehniskās universitātes un Banku augstskolas doktorantu un akadēmiskā personāla stiprināšana stratēģiskās specializācijas jomās”. Pētījums tapis ar Rīgas Tehniskās universitātes Doktorantūras grantu programmas atbalstu.

<https://doi.org/10.7250/9789934229862>

ISBN 978-9934-22-986-2 (pdf)

PROMOCIJAS DARBS IZVIRZĪTS ZINĀTNES DOKTORA GRĀDA IEGŪŠANAI RĪGAS TEHNISKAJĀ UNIVERSITĀTĒ

Promocijas darbs zinātnes doktora (*Ph. D.*) grāda iegūšanai tiek publiski aizstāvēts 2023. gada 27. novembrī plkst. 10.00 Rīgas Tehniskās universitātes Elektrotehnikas un vides inženierzinātņu fakultātē, Āzenes 12/1 ielā, 212. auditorijā.

OFICIĀLIE RECENZENTI

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

Profesors *Dr. sc. ing.* Carlos M. Travieso-González,
Laspalmasas de Grankanārijas Universitāte, Spānija

Profesors *Dr. sc. ing.* Irina Jackiva,
Transporta un sakaru institūts, Latvija

APSTIPRINĀJUMS

Apstiprinu, ka esmu izstrādājusi 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.

Anna Beinaroviča (paraksts)

Datums:

Promocijas darbs ir uzrakstīts angļu valodā, tajā ir ievads, piecas nodaļas, secinājumi, literatūras saraksts, 66 attēli, 81 tabula, 158 formulas, kopā 175 lappuses. Literatūras sarakstā ir 92 nosaukumi.

Saturs

Tēmas aktualitāte	5
Darba mērķis un uzdevumi.....	5
Darba zinātniskā novitāte.....	6
Darba praktiskais lietojums	6
Darba aprobācija	6
Publikācijas	7
Promocijas darba saturs.....	10
Ievads.....	10
1. Elektriskā transporta drošības kontroles uzdevuma nostādne.....	10
2. Izstrādātie matemātiskie modeļi.....	14
3. Izstrādātie algoritmi elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam	21
4. Izstrādātie prototipi un datormodeļi piedāvāto algoritmu testēšanai.....	25
5. Izstrādāto algoritmu eksperimentālā pārbaude	26
Secinājumi	29
Izmantotie informācijas avoti.....	32

Tēmas aktualitāte

Pilnveidot pašbraukšanas tehnoloģiju cenšas ne tikai autoražotājs “Tesla”, pie tā strādā arī “Honda”, kā arī uzņēmumam “Google” piederošais “Waymo” un uzņēmumam “General Motors” piederošais “Cruise”. Visi šie uzņēmumi prognozēja, ka līdz 2020. gadam tiem būs pilnībā pašbraucošas automašīnas. Taču pagaidām nevienam no tiem tādu nav. Pilnībā pašbraucoša transportlīdzekļa izveide ir daudz grūtāka, nekā transportlīdzekļu ražotāji sākotnēji domāja. Ir jāņem vērā plašs iespējamo risku un elementu klāsts.

Šis fakts un veiktie pārskati ļauj secināt, ka mākslīgā intelekta sistēmu transporta drošības uzlabošanas problēma ir aktuāla un tās risināšanai nepieciešams zinātnisks ieguldījums.

Promocijas darbs ir saistīts ar elektriskā transporta drošu kustību, nodrošinot jaunus imūnā neironu tīklā balstītus algoritmus tā kontrolei. Promocijas darbs veltīts vairāku bezpilota elektrisko transportlīdzekļu, kas pārvietojas un veic savus uzdevumus vienā un tajā pašā teritorijā, drošības uzlabošanai, pētīt un attīstīt imūno neironu tīklu tehnoloģiju. Izstrādātā tehnoloģija nodrošina iespēju nepārtraukti bez uzraudzības pašmācīties, lai izvairītos no sadursmēm, mainot ātrumu un trajektoriju, maksimāli palielinot uzdevumu izpildes efektivitāti reāllaikā.

Darba mērķis un uzdevumi

Promocijas darba galvenais mērķis ir izstrādāt imūnneironu tīklā balstītu mašīnmācības tehnoloģiju bez uzraudzības drošai transportlīdzekļa vadībai.

Galvenā hipotēze: imūnais neironu tīkls var pieņemt vadības lēmumus, lai novērstu transportlīdzekļu sadursmes ar labāku veikspēju nekā tradicionālais neironu tīkls šajā uzdevumā.

Mērķa sasniegšanai definēti un izpildīti vairāki uzdevumi.

- Izpētīt elektrotransporta satiksmes kustības vadības objektus un to mijiedarbību.
- Izpētīt esošos risinājumus bīstamo situāciju atpazīšanai un novēršanai elektrotransportā, kas balstīti mākslīgo neironu tīklu algoritmos.
- Salīdzināt centralizētās, decentralizētās un dalītās sistēmas struktūras, izvēlēties definētajam uzdevumam piemērotāko un izstrādāt jaunu sistēmas struktūru, kas varētu palīdzēt piedāvāto sistēmu padarīt lētāku, ātrāku un vieglāk ieviešamu.
- Izstrādāt matemātiskos modeļus un algoritmus, kas varētu palīdzēt risināt dažāda veida transporta drošības un sadursmju novēršanas uzdevumus, piemēram, objektu atpazīšanas uzdevumu, luksoforu signālu atpazīšanas uzdevumu, iespējamo krustojuma punktu noteikšanas uzdevumu, sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumu, sadursmju novēršanas uzdevumu.
- Izstrādāt jaunu imūnā neironu tīklā balstītu algoritmu bezpilota elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam.
- Izstrādāt elektrotransporta elektriskās ķēdes diagrammu ar imūnatmiņu, pamatojoties uz viena borta datoru.
- Veikt datorsimulācijas un pierādīt piedāvāto algoritmu efektivitāti.

Darba zinātniskā novitāte

Promocijas darba nozīmīgākais zinātniskais jaunums ir imūno neironu tīklu tehnoloģija, ko iedvesmojušas divas bioloģiskas sistēmas – imūnsistēma un neironu tīkli un to mākslīgie analogi.

Šai tehnoloģijai izstrādātie jaunie matemātiskie modeļi un algoritmi ļauj izlaist iepriekš uzraudzīto apmācības soli. Tie ir pielāgoti nepārtrauktai bezpilota elektrotransportlīdzekļa pašmācībai reāllaikā, lai atpazītu bīstamo situāciju un novērstu sadursmi, pieņemot kontroles lēmumus autonomi, saglabājot neironu tīklu struktūras un svarus imūnajā atmiņā un to pārmācot, lai samazinātu sadursmes iespējamību un palielinātu veikspēju.

Šim nolūkam promocijas darbā izstrādāti jauni matemātiskie modeļi un algoritmi iespējamo krustošanās punktu noteikšanai, sadursmes varbūtības novērtēšanai un sadursmes varbūtības minimizēšanai ar neironu tīklu.

Darbā izstrādāti un piedāvātajā sistēmā integrēti papildu drošības uzlabošanas matemātiskie modeļi un metodes objektu atpazīšanai un luksoforu signālu atpazīšanai.

Darba praktiskais lietojums

Promocijas darbā izstrādātos algoritmus var realizēt viedās elektrisko transportlīdzekļu vadības sistēmās, lai izvairītos no avārijām un samazinātu sadursmju risku. Izstrādāto algoritmu rezultāti piedāvā risinājumus datu vākšanas no videonovērošanas kamerām, sensoriem, mākoņu datubāzēm un citiem viedās transporta infrastruktūras objektiem, informācijas apstrādes, potenciāli bīstamo situāciju identificēšanas, riska novērtēšanu un lēmumu pieņemšanu par pasākumiem, lai izvairītos no negadījuma.

Izstrādātie algoritmi ļauj realizēt elektrotransporta optimālas vadības sistēmas datormodelēšanu un simulāciju, lai atpazītu un novērstu bīstamas situācijas. Piedāvātie algoritmi ir daudzfunkcionāli, tos var ieviest dažāda veida transportlīdzekļos bez obligātām izmaiņām un infrastruktūras objektu uzlabojumiem. Tomēr viedā infrastruktūra var nodrošināt papildu ievadi izstrādātajai sistēmai.

Darba aprobācija

1. Starptautiskā konference “2020 IEEE 61th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)”, referāts “Unsupervised Transport Vehicle Control: Simulation Study and Performance Results”, 2020. g., Rīga, Latvija.
2. Starptautiskā konference “2019 IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)”, referāts “Modelling and Simulation of Transport Collision Probability Recognition Algorithm for Traffic Safety”, 2019. g., Rīga, Latvija.
3. Starptautiskā konference “Applications of Intelligent Systems (APPIS 2019)”, referāts “Machine Learning Algorithm of Immune Neuro-Fuzzy Anti-collision Embedded System

- for Autonomous Unmanned Aerial Vehicles' Team". 2019. g., Las Palmas de Gran Canaria, Spānija.
4. 3. Starptautiskā konference "20th European Conference on Power Electronics and Applications, EPE'18 ECCE Europe", referāts "Algorithm for Immune Neural Network in Transport Collision Prevention Control System of Unmanned Electrical Vehicle". 2018. g., Rīga, Latvija.
 5. Starptautiskā konference "2018 IEEE 59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)", referāts "Algorithm of Signal Recognition for Railway Embedded Control Devices". 2018. g., Rīga, Latvija.
 6. Starptautiskā konference "22nd International Scientific Conference. Transport Means 2018", referāts "Self-Organized Learning Algorithm for Immune Neuro-Fuzzy Anti-collision System of Autonomous Unmanned Aerial Vehicles' Team". 2018. g., Traķi, Lietuva.
 7. Starptautiskā konference "12th International Conference Intelligent Technologies in Logistics and Mechatronics Systems", referāts "Control Algorithm of Multiple Unmanned Electrical Aerial Vehicles for Their Collision Prevention". 2018. g., Panevėžis, Lietuva.
 8. Starptautiskā konference "2017 IEEE 58th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)", referāts "Convolutional Neural Network in Turn Recognition Tasks for Electric Transport Safety". 2017. g., Rīga, Latvija.
 9. Starptautiskais simpozījs "25th International Symposium on Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks (IAVSD 2017)", referāts "Convolutional Neural Networks of Active Railway Safety System with Braking Dynamics Prediction. Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks". 2017. g., Rokhempton, Kvīnslenda, Austrālija.
 10. Starptautiskā konference "31st European Conference on Modelling and Simulation", referāts "Modeling and Simulation of Public Transport Safety and Scheduling Algorithm". 2017. g., Budapešta, Ungārija.
 11. Starptautiskā konference "Building up Efficient and Sustainable Transport Infrastructure (BESTInfra)", referāts "Innovative neuro-fuzzy system of smart transport infrastructure for road traffic". 2017. g., Prāga, Čehija.
 12. Starptautiskā konference "57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON)", referāts "Immune Algorithm and Intelligent Devices for Schedule Overlap Prevention in Electric Transport". 2016. g., Rīga, Latvija.

Publikācijas

1. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ribickis L. Immune Neuro-Fuzzy Network Based System for Collision Free Motion Control of Unmanned Electrical Vehicles. 25th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE 2023): Konferenču materiāli, Olborga, Dānija, 4.-8. Septembris 2023.

2. Gorobecs M., Ribickis L., Beinaroviča A., Kornejevs A. Immune Neural Network Machine Learning of Autonomous Drones for Energy Efficiency and Collision Prevention: Open access chapter “Drones - Various Applications”, Septembris 2023.
3. Beinaroviča A., Gorobecs M., Alps I. Unsupervised Transport Vehicle Control: Simulation Study and Performance Results. 2020 IEEE 61st International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2020): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 5.–7. novembris 2020., 303.–308. lpp.
4. Beinaroviča A., Gorobecs M., Alps I. Modelling and Simulation of Transport Collision Probability Recognition Algorithm for Traffic Safety. 2019 IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2019): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 7.–9. oktobris 2019., 1.–6. lpp.
5. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ribickis L., Ļevčenkovs A. Machine Learning Algorithm of Immune Neuro-Fuzzy Anticollision Embedded System for Autonomous Unmanned Aerial Vehicles Team. 2nd International Conference on Applications of Intelligent Systems (APPIS 2019): Konferences materiāli. ACM International Conference Proceedings Series, Las Palmas de Gran Canaria, Spānija, 7.–9. janvāris 2019., 1.–8. lpp.
6. Beinaroviča A., Gorobecs M., Alps I., Ļevčenkovs A. Algorithm for Immune Neural Network in Transport Collision Prevention Control System of Unmanned Electrical Vehicle. 2018 20th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE'18 ECCE Europe): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 17.–21. septembris 2018., 1.–8. lpp.
7. Beinaroviča A., Gorobecs M., Alps I., Ļevčenkovs A. Algorithm of Signal Recognition for Railway Embedded Control Devices. 2018 IEEE 59th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2018): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 12.–14. novembris 2018., 1.–5. lpp.
8. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Control Algorithm of Multiple Unmanned Electrical Aerial Vehicles for Their Collision Prevention. 12th International Conference Intelligent Technologies in Logistics and Mechatronics Systems: Konferences materiāli, Panevėžys, Lietuva, 26.–27. aprīlis 2018., 37.–43. lpp.
9. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Self-Organized Learning Algorithm for Immune Neuro-Fuzzy Anti-collision System of Autonomous Unmanned Aerial Vehicles' Team. 22nd International Scientific Conference Transport Means 2018: Konferences materiāli, Traķi, Lietuva, 3.–5. oktobris 2018., 1334.–1341. lpp.
10. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Convolutional Neural Networks of Active Railway Safety System with Braking Dynamics Prediction. Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks: Proceedings of the 25th International Symposium on Dynamics of Vehicles on Roads and Tracks (IAVSD 2017): Konferences materiāli, Rokhempton, Kvinslenda, Austrālija, 14.–18. augusts 2017., 953.–958. lpp.
11. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Modeling and Simulation of Public Transport Safety and Scheduling Algorithm. 31st European Conference on Modelling and Simulation (ECMS 2017): Konferences materiāli, Budapešta, Ungārija, 23.–26. maijs 2017., 215.–221. lpp.

12. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Convolutional Neural Network in Turn Recognition Tasks for Electric Transport Safety. 2017 IEEE 58th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2017): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 12.–13. oktobris 2017., 231.–236. lpp.
13. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Innovative neuro-fuzzy system of smart transport infrastructure for road traffic safety. Building up Efficient and Sustainable Transport Infrastructure (BESTInfra 2017): Konferences materiāli, Prāga, Čehija, 21.–22. septembris 2017., 1.–8. lpp.
14. Alps I., Gorobecs M., Beinaroviča A., Ļevčenkovs A. Immune Algorithm and Intelligent Devices for Schedule Overlap Prevention in Electric Transport. 2016 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON 2016): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 13.–14. oktobris 2016., 191.–197. lpp.
15. Beinaroviča A., Gorobecs M., Ļevčenkovs A. Algorithm of Energy Efficiency Improvement for Intelligent Devices in Railway Transport. Electrical Control and Communication Engineering (ECCE journal): Žurnāla raksts, Rīga, Latvija, 2016., 29.–34. lpp.
16. Gorobecs M., Ribickis L., Alps I., Beinaroviča A. Patenta pieteikums “Bezpilota transporta līdzekļa sadursmju novēršanas iekārta ar pašapmācošo imūno atmiņu”.

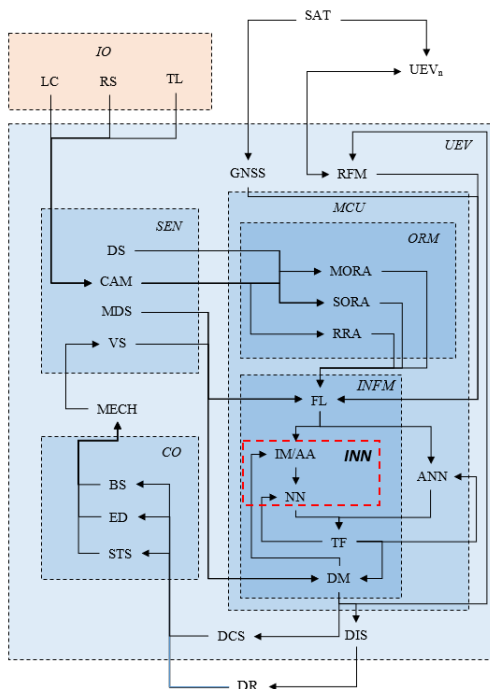
Promocijas darba saturs

Ievads

Promocijas darba ievadā sniegts industriālo un zinātnisko pētījumu pārskats par promocijas darba tēmu, kā arī novērtēta tēmas aktualitāte un zinātniskā novitāte, definēts mērķis un darba uzdevumi, sniegta informācija par aprobāciju un lietojumu iespējām. Promocijas darba tēmai tuvākie darbi ir [19, 23], kuros tiek piedāvātas mākslīgā intelekta metodes – neironu tīkls un imūna atmiņa. Atšķirībā no [19], šī promocijas darba galvenā ideja ir tāda, ka ievades dati tiek glabāti imūnā atmiņā kopā ar svariem, kas tika izmantoti iepriekš līdzīgas situācijas risināšanai, kas palīdz samazināt aprēķina laiku, kas ir ļoti svarīgi reāllaika sistēmām. Savukārt [23] aprakstīta metode nebija balstīta kvalitātes funkcijā, lai novērtētu risinājumus.

1. Elektriskā transporta drošības kontroles uzdevuma nostādne

Promocijas darba pirmā nodaļa veltīta centralizēto, decentralizēto un dalīto (angļu val. *distributed* [92]) sistēmu modeļu salīdzināšanai un jaunas sistēmas struktūras izstrādei, kas varētu palīdzēt piedāvāto sistēmu padarīt lētāku, ātrāku un vieglāk ieviešamu.

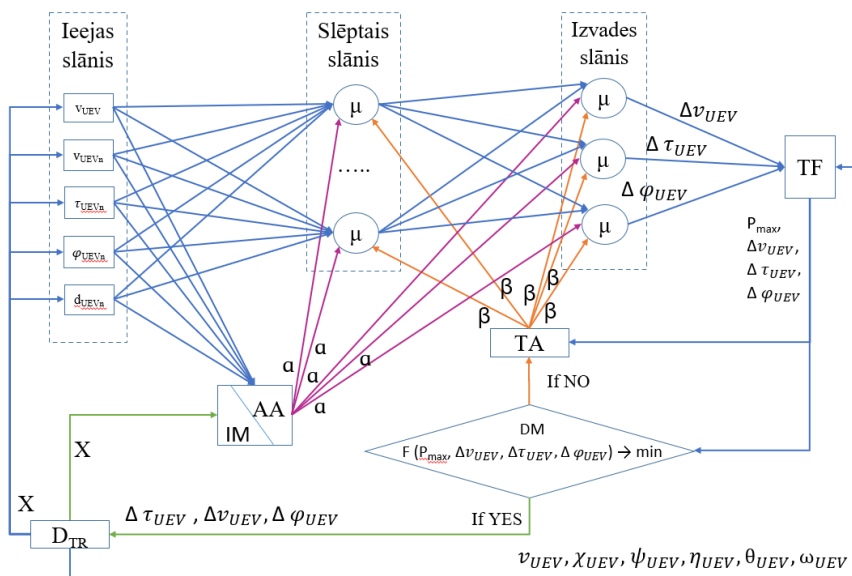


1.1. att. Dalītās sistēmas struktūras shēma ar samazinātu komponentu skaitu.

Salīdzinājuma rezultāti liecina, ka dalītā sistēma ir labāka nekā centralizēta vai decentralizēta. Dalītie modeļi ir vieglāk realizējami, tajos ir mazāk komponentu, tie ir lētāki

infrastruktūras īpašniekam un nav pieslēgti konkrētajai zonai, tiem ir arī samazināts reaģēšanas laiks un sistēmas atteices risks. Tāpēc šajā pētījumā tika izmantota dalītās sistēmas struktūra.

Dalītās sistēmas struktūra redzama 1.1. attēlā, kur: SAT – satelīts; *UEV* – bezpilota elektrotransports; *UEV_n* – citi bezpilota transportlīdzēji; *LC* – pārbrauktuves; *RS* – ceļazīmes; *TL* – luksofori; *GNSSR–GNSS* uztvērējs; *RFM* – radiofrekvenču modulis; *DS* – attāluma sensors; *CAM* – videokamera; *MDS* – kustības virziena sensors; *VS* – ātruma sensors; *MORA* – kustīgu objektu atpazīšanas algoritms; *SORA* – statisko objektu atpazīšanas algoritms; *RRA* – ceļu atpazīšanas algoritms; *FL* – fazilōģika (angļu val. *fuzzy logic* [92]); *IM* – imūnā atmiņa; *AA* – līdzības algoritms; *ANN* – tradicionālais neironu tīkls; *NN* – neironu tīkls kā *INN* sastāvdaļa; *INN* – imūno neironu tīkls; *TF* – mērķa funkcija; *DM* – lēmumu pieņemšanas modulis; *DIS* – autovadītāja informēšanas sistēma; *DCS* – autovadītāja kontroles sistēma; *BS* – elektriskā transportlīdzekļa bremžu sistēma; *ED* – transportlīdzekļa elektriskā piedziņa; *STS* – transportlīdzekļa elektriskā stūres sistēma; *MECH* – mehāniskā daļa; *IO* – infrastruktūras objekti; *CO* – kontroles objekti; *SEN* – sensori; *MIC* – mikrokontrolleris; *ORM* – objektu atpazīšanas modulis; *INFM* – imūna neironu fazilōģikas modulis; *DR* – elektrotransporta vadītājs.



1.2. att. *UEV* imūno neironu tīkla sistēmas struktūra.

Dažādiem uzdevumiem tiek izmantotas dažādas piedāvātās sistēmas daļas. *ORM* objektu atpazīšanas modulis, kas balstīts konvolūcijas (angļu val. *convolutional* [92]) neironu tīklā (*CNN*), tiek izmantots kustīgu un statisku objektu atpazīšanas uzdevumiem, kā arī ceļu atpazīšanas uzdevumiem. *INFM* imūnā neirofazilōģikas moduļa pamatā ir jauns imūnais neironu tīkls (*INN*). *INFM* tiek izmantots sadursmes varbūtības nepārraudzītas (angļu val. *unsupervised* [92]) novērtēšanas un minimizēšanas uzdevumā. Mākslīgais neironu tīkls (*ANN*) ar fazilōģiku tiek izmantots, lai novērtētu un samazinātu sadursmes iespējamību. Šajā pētījumā

ANN ir iekļauts, lai salīdzinātu tā rezultātus ar piedāvātā jaunā *INN* rezultātiem. Mērķis ir izpētīt un secināt, vai jaunais tīkls ir labāks vai sliktāks par tradicionālo.

Promocijas darbā izstrādātas un aprakstītas trīs apakšsistēmu struktūras: objektu atpazīšanas uzdevuma apakšsistēmas struktūra, pamatojoties uz tradicionālo *CNN*; apakšsistēmas struktūra elektrotransportlīdzekļu sadursmes varbūtības novērtēšanas un samazināšanas uzdevumam, pamatojoties uz tradicionālo *ANN*; jauna *INN* balstīta mašīnmācības tehnoloģija drošai bezpilota transportlīdzekļa vadībai (1.2. att.). Tradicionālo neironu tīklu apraksts ir sniegts promocijas darba pilnā tekstā.

Jaunu *INN* balstītu tehnoloģiju var izmantot dalītās sistēmās. Tā iegūst datus, veic aprēķinus un sniedz nepieciešamos risinājumus, kā izvairīties no sadursmes viena konkrēta bezpilota elektrotransporta (*UEV*) kontekstā. Tas nesniedz risinājumus citiem dalībniekiem.

Ieejas dati (X). Dati: v_{UEV} – sava *UEV* ātrums; v_{UEVn} – cita *UEV* ātrums; τ_{UEVn} – cita *UEV* pārvietošanās virziens horizontālā plaknē attiecībā pret savu virzienu; φ_{UEVn} – cita *UEV* pārvietošanās virziens vertikālā plaknē attiecībā pret savu virzienu; d_{UEVn} – attālums līdz iespējamajam krustojuma punktam ar otru *UEV*. Parametru skaits ieejas datos (X) ir atkarīgs no situācijas – citu *UEV* skaita sava *UEV* kontroles zonā. Savam *UEV* ir viens ievades parametrs – ātrums. Citiem *UEV* ir četri ievades parametri: ātrums, pārvietošanās virziens horizontālā plaknē attiecībā pret savu *UEV*, pārvietošanās virziens vertikālā plaknē attiecībā pret savu *UEV* un attālums līdz iespējamajam krustojuma punktam. Dati tiek saņemti no *UEV* iegultās elektroniskās ierīces un nosūtīti uz imūnā neironu tīkla *INN* ieejas slāni.

Ieejas slānis. Ieejas slānis saņem ieejas datus (X). Katrs *UEV* ņem vērā tikai tos *UEV*, kas atrodas viņa kontroles zonā, lai samazinātu nepieciešamo aprēķinu skaitu. Ieejas dati (X) tiek sakārtoti precīzākai situācijas atpazīšanai. Mērķis ir sakārtot vairākus *UEV* attiecībā pret savu *UEV*, lai labāk izprastu to atrašanās vietu un relatīvo kustību. *UEV* kārtošana tiek izmantoti trīs parametri: pārvietošanās virziens horizontālā plaknē τ_{UEVn} , pārvietošanās virziens vertikālā plaknē φ_{UEVn} un attālums līdz krustojumam d_{UEVn} . Pārējo *UEV* kārtošana tiek veikta pēc τ_{UEVn} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem *UEV* ir vienāda τ_{UEVn} vērtība, tad šo *UEV* sakārtošana tiek veikta pēc φ_{UEVn} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem *UEV* ir vienāda φ_{UEVn} vērtība, tad šo *UEV* sakārtošana tiek veikta atbilstoši attālumam līdz krustojumam ar šiem *UEV* d_{UEVn} . Šī metode palīdz precīzi aprakstīt situāciju. Ieejas dati (X) tiek nosūtīti no ieejas slāņa uz līdzības algoritmu *AA* un slēpto slāni.

Līdzības algoritms (AA). *AA* pārbauda visas līdzīgās situācijas, kas tiek glabātas *IM* un aprēķina nesakritības \mathcal{E} . Tiek izvēlēta situācija ar mazāko nesakritību \mathcal{E} , un tās numurs α tiek nosūtīts visiem *INN* μ neironiem. Ja *IM* nav saglabāta līdzīga situācija, tad situācijas numurs $\alpha = 0$ tiek nosūtīts uz μ neironiem.

Imūnā atmiņa (IM). Datubāze, kas ietver ieejas datus par iepriekšējām atrisinātajām situācijām. Katrai situācijai ir savs numurs α . Visi *IM* dati tiek glabāti klasteros (angļu val. *cluster* [92]), lai atvieglotu un paātrinātu sakritības atrašanas procesus. Piemēram, ja iespējamās sadursmes situācijā piedalās trīs transportlīdzekļi, situāciju grupā ar diviem dalībniekiem līdzīga situācija nav jāatrod. Klasterizācijas metode tiek izmantota datu glabāšanai *IM* un ātrākam *AA* darbam.

Slēptais slānis. Slēptais slānis sastāv no specializētiem μ neironiem. Katra slēptā slāņa μ neirona ievades dati ir: ieejas dati (X); situācijas numurs α , kas saņemts no AA ; signāls β , kas norāda par nepieciešamību pārrēķināt μ neironu svarus un tiek saņemts no apmācības algoritma TA . μ neironos situācijas numurs α tiek glabāts kopā ar svaru kopu W_μ , kas tika izmantoti, risinot līdzīgu problēmu, t. i., apstrādājot līdzīgus ieejas datus. Pēc situācijas numura α saņemšanas tiek izvēlēti svāri W_μ un var sākt apmācību. Ja līdzīgas situācijas nav un $\alpha = 0$, tad $W_\mu = 0$.

Izvides slānis. Izvides slānis sastāv no specializētiem μ neironiem. Katra izvides slāņa μ neirona ieejas dati ir: slēptā slāņa μ neironu izejas dati; situācijas numurs α , kas saņemts no AA ; signāls β , kas norāda par nepieciešamību pārrēķināt μ neironu svarus un tiek saņemts no TA . μ neironos situācijas numurs α tiek glabāts kopā ar svaru kopu W_μ , kas tika izmantoti, risinot līdzīgu problēmu, līdzīgi kā slēptā slāņa μ neironā. Pēc situācijas numura α saņemšanas tiek izvēlēti svāri W_μ un var sākt treniņu. Ja līdzīgas situācijas nav un $\alpha = 0$, tad $W_\mu = 0$. Izvides slāņa izejas dati: sava UEV nepieciešamā pārvietošanās virziena horizontālā plaknē maiņa $\Delta\tau_{UEV}$; sava UEV nepieciešamā pārvietošanās virziena vertikālā plaknē maiņa $\Delta\varphi_{UEV}$; sava UEV nepieciešamā ātruma maiņa Δv_{UEV} .

Mērķa funkcija (TF). TF ieejas dati: sava UEV nepieciešamā horizontālās kustības virziena maiņa $\Delta\tau_{UEV}$; sava UEV nepieciešamā vertikālās kustības virziena maiņa $\Delta\varphi_{UEV}$; sava UEV nepieciešamā ātruma maiņa Δv_{UEV} ; ievades dati, kas iegūti tieši no UEV iegultās elektroniskās ierīces ($v_{UEV} - UEV$ pašreizējais ātrums; $\chi_{UEV} - UEV$ pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais platums; $\psi_{UEV} - UEV$ pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais garums; $\eta_{UEV} - UEV$ pašreizējās atrašanās vietas augstums virs jūras līmeņa; $\theta_{UEV} - UEV$ orpēšanas leņķis (angļu val. *yaw angle* [92]); $\omega_{UEV} - UEV$ transversālais leņķis (angļu val. *pitch angle* [92])). Pašreizējos pētījumos krustojuma punkta atrašanās vieta ir mainīga vērtība, kas padara risinājumu sarežģītāku, jo atrastais risinājums $< \Delta v_{UEV}, \Delta\tau_{UEV}, \Delta\varphi_{UEV} >$ ietekmē attālums līdz krustojumam. Tādējādi, lai veiktu novērtējumu, TF ir nepieciešami papildu ieejas dati $< v_{UEV}, \chi_{UEV}, \psi_{UEV}, \eta_{UEV}, \theta_{UEV}, \omega_{UEV} >$, kas iegūti tieši no UEV , lai pārrēķinātu krustojuma vietu, attālumu un laiku līdz tam. TF aprēķina sadursmes varbūtību P_{max} . TF izejas dati: sadursmes varbūtība P_{max} ; nepieciešamā horizontālās kustības virziena maiņa $\Delta\tau_{UEV}$; nepieciešamā vertikālās kustības virziena maiņa $\Delta\varphi_{UEV}$; nepieciešamā ātruma maiņa Δv_{UEV} .

Lēmuma modulis (DM). DM ieejas dati: sadursmes varbūtība P_{max} , kas saņemta no TF ; nepieciešamā horizontālā kustības virziena maiņa $\Delta\tau_{UEV}$, kas saņemta no TF ; nepieciešamā vertikālā kustības virziena maiņa $\Delta\varphi_{UEV}$, kas saņemta no TF ; nepieciešamā ātruma maiņa Δv_{UEV} , kas saņemta no TF . DM izvērtē atrasto risinājumu. Ja sadursmes varbūtība P_{max} ir lielāka par pieņemamo (drošu) sadursmes varbūtību P_{safe} , tad tiek pārbaudīts apmācības iterāciju skaits t . Ja apmācības iterāciju skaits t ir mazāks par maksimāli iespējamo iterāciju skaitu T_{max} , tas nozīmē, ka risinājums vēl nav atrasts un apmācība ir jāatkārto. DM nosūta signālu apmācības algoritmam (TA). Ja apmācības iterāciju skaits t ir lielāks vai vienāds ar maksimālo iespējamo iterāciju skaitu T_{max} , tas nozīmē, ka situāciju noteiktajā laikā nevar atrisināt, tāpēc tiek veikta ātruma samazināšana. DM nosūta signālu uz UEV iegulto elektronisko ierīci, lai apturētu UEV $v_{UEV} = 0$. Ja sadursmes varbūtība P_{max} ir mazāka vai vienāda ar pieņemamo (drošu) sadursmes

varbūtību P_{safe} , tad atrastais risinājums $\langle \Delta v_{UEV}, \Delta \tau_{UEV}, \Delta \varphi_{UEV} \rangle$ tiek nosūtīts uz UEV iegulto elektronisko ierīci. Tiek aprēķināta sakritības kļūda ε_a starp pašreizējo situāciju un situāciju, kas izvēlēta no IM apmācības sākumā. Ja sakritības kļūda ε_a ir lielāka par maksimāli iespējamo sakritības kļūdu ε_{lim} , kas atbild par jauna ieraksta izveidi IM vai esošā aizstāšanu, tad IM saglabā situāciju kā jaunu ierakstu un katrs slēptā un izvades slāņa μ neirons saglabā svaru kopu W_{μ} , kas tika izmantots šīs situācijas risināšanai kopā ar šīs situācijas numuru α . Ja sakritības kļūda ε_a ir mazāka vai vienāda ar maksimāli iespējamo sakritības kļūdu ε_{lim} , tad situācijas α ieraksts tiek atjaunināts IM un slēptā un izvades slāņa μ neironu svaru W_{μ} vērtības tiek atjauninātas atbilstoši pēdējām izmantotajām.

Apmācības algoritms (TA). TA ieejas dati: sadursmes varbūtība P_{max} , kas saņemta no TF ; nepieciešamā horizontālās kustības virziena maiņa $\Delta \tau_{UEV}$, kas saņemta no TF ; nepieciešamā vertikālās kustības virziena maiņa $\Delta \varphi_{UEV}$, kas saņemta no TF ; nepieciešamā ātruma maiņa Δv_{UEV} , kas saņemta no TF ; signāls atkārtot apmācību β , kas saņemts no DM . Tradicionālā atpakaļizplatīšanas (angļu val. *backpropagation* [92]) algoritma vietā tiek izmantots apmācības algoritms. Atpakaļizplatīšana parasti tiek izmantota pārraudzītā apmācībā, bet piedāvātais jaunais INN ir balstīts nepārraudzītās mācīšanās procesā. TA saglabā pēdējo P_{max} vērtību, kas tika saņemta, risinot šo situāciju, un salīdzina šo vērtību ar jauno. TA nosūta signālu β uz visiem μ neironiem, tas nozīmē, ka apmācība ir jāatkārto. Signāls β atšķiras atkarībā no P_{max} salīdzinājuma rezultāta. Ja tā ir pirmā apmācības iterācija, TA nav informācijas par iepriekšējo P_{max} , tāpēc TA nosūta signālu β_1 visiem slēptā un izvades slāņa μ neironiem. Signāls β_1 nozīmē, ka atrastais risinājums situāciju neatrisina un apmācība ir jāturpina. Tas pats notiek, ja atrastā risinājuma rezultāts ir labāks vai vienāds ar iepriekšējo $P_{\text{max}2} \leq P_{\text{max}1}$. TA nosūta signālu β_1 visiem slēptā un izvades slāņa μ neironiem, kas nozīmē, ka atrastais risinājums nav sliktāks par iepriekšējo un apmācība jāturpina. Ja atrastā risinājuma rezultāts ir sliktāks par iepriekšējo $P_{\text{max}2} > P_{\text{max}1}$, tad TA nosūta signālu β_2 visiem slēptā un izvades slāņa μ neironiem. Signāls β_2 nozīmē, ka atrastais risinājums situāciju neatrisina un pēdējās iterācijas rezultāts ir sliktāks nekā iepriekšējās. Pirms apmācības turpināšanas ir jāatgriež iepriekšējās svaru vērtības.

μ neironu apmācība. Saņemot β_1 , tiek nejauši izvēlētas jaunas svaru vērtības $W_{\mu j}$ no diapazona ($W_{\mu j} - z \leq W_{\mu j+1} \leq W_{\mu j} + z$), kur z ir iepriekš definēts diapazona parametrs (var būt regulējams). Saņemot β_2 , tiek atgrieztas iepriekšējās vērtības $W_{\mu j-1}$, un pēc tam jaunas svaru vērtības $W_{\mu j}$ tiek nejauši izvēlētas no diapazona ($W_{\mu j-1} - z \leq W_{\mu j} \leq W_{\mu j-1} + z$), kur z ir iepriekš definēts diapazona parametrs (var būt regulējams).

2. Izstrādātie matemātiskie modeļi

Promocijas darba otrajā nodaļā aprakstīti piedāvātie matemātiskie modeļi.

Sistēmas objektu matemātiskās kopas. Elektrotransportlīdzekļa vadības sistēmu definē šādas objektu klases: $UEVS = \{IO; SAT; UEV; DR\}$, kur: $UEVS$ – bezpilota elektrotransporta sistēmas struktūra; IO – infrastruktūras objekti; SAT – satelīts, komponents, lai iegūtu elektrotransporta atrašanās vietas koordinātas reāllaikā; UEV – bezpilota elektrotransporta; DR – elektrotransporta vadītājs. Infrastruktūras objekti: $IO = \{LC; RS; TL\}$, kur: LC –

pārbrauktuves; RS – ceļazīmes; TL – luksofori. Pārbrauktuvju kopa: $LC = \{LC_1; LC_2; \dots; LC_n\}$. Ceļazīmju kopa: $RS = \{RS_1; RS_2; \dots; RS_n\}$. Luksoforu kopa: $TL = \{TL_1; TL_2; \dots; TL_n\}$. Satelītu kopa: $SAT = \{SAT_1; SAT_2; \dots; SAT_n\}$. Bezpilota elektrotransportlīdzekļu kopa: $UEV = \{UEV_1; UEV_2; \dots; UEV_n\}$. Elektrotransportlīdzekļu vadītāju kopa: $DR = \{DR_1; DR_2; \dots; DR_n\}$. UEV sastāv no: $UEV = \{SEN; GNSSR; RFM; ORM; INFN; DIS; DCS; CO; MECH\}$, kur: SEN – sensori ieejas datu iegūšanai; $GNSSR$ – GNSS signāla uztvērējs, lai iegūtu $DATA_{GNSS}$; RFM – radiofrekvenču modulis $DATA_{RFM}$ iegūšanai; ORM – objektu atpazīšanas modulis; $INFN$ – imūna neironu faziloģikas modulis; DIS – autovadītāja informēšanas sistēma; DCS – autovadītāja kontroles sistēma; CO – elektrotransportlīdzekļa vadības sistēma; $MECH$ – elektrotransportlīdzekļa mehāniskā daļa. Sensoru kopa: $SEN = \{DS; CAM; MDS; VS\}$, kur: DS – attāluma sensors $DATA_{DS}$ iegūšanai; CAM – videokamera, lai iegūtu $DATA_{CAM}$; MDS – kustības virziena sensors, lai iegūtu $DATA_{MDS}$; VS – ātruma sensors, lai iegūtu $DATA_{VS}$. Dati, kas iegūti ar $GNSS$ uztvērēju: $DATA_{GNSS} = \{\eta_{tr}; \chi_{tr}; \psi_{tr}\}$, kur: η_{tr} – sava UEV atrašanās vietas augstums virs jūras līmeņa $\eta\eta$; χ_{tr} – sava UEV atrašanās vietas ģeogrāfiskais platumš $\chi\chi$; ψ_{tr} – sava UEV atrašanās vietas ģeogrāfiskais garums $\psi\psi$. Dati, kas iegūti ar RFM : $DATA_{RFM} = \{\eta_{trn}; \chi_{trn}; \psi_{trn}; \theta_{trn}; \omega_{trn}; v_{trn}\}$, kur: η_{trn} – citu UEV atrašanās vietas augstums virs jūras līmeņa $\eta\eta$; χ_{trn} – citu UEV atrašanās vietas ģeogrāfiskais platumš $\chi\chi$; ψ_{trn} – citu UEV atrašanās vietas ģeogrāfiskais garums $\psi\psi$; θ_{trn} – citu UEV orpēšanas leņķis; ω_{trn} – citu UEV transversālais leņķis; v_{trn} – cita UEV ātrums. Dati, kas iegūti ar DS : $DATA_{DS} = \{d_{tr}\}$, kur: d_{tr} – attālums līdz objektam. Dati, kas iegūti ar videokameru: $DATA_{CAM} = \{RGB; XY\}$, kur: RGB – pikseļu kods “sarkans, zaļš, zils”; XY – pikseļa pozīcija. Dati, kas iegūti, izmantojot MDS : $DATA_{MDS} = \{\theta_{tr}; \omega_{tr}\}$, kur: θ_{tr} – UEV orpēšanas leņķis; ω_{tr} – UEV transversālais leņķis. VS iegūtie dati: $DATA_{VS} = \{v_{tr}\}$, kur: v_{tr} – UEV ātrums. Objektu atpazīšanas modulis sastāv no: $ORM = \{MORA; SORA; RRA\}$, kur: $MORA$ – kustīgu objektu atpazīšanas algoritms; $SORA$ – statisko objektu atpazīšanas algoritms; RRA – ceļu atpazīšanas algoritms. $MORA$ sastāv no: $MORA = \{DATA_{DS}; DATA_{CAM}; CNN\}$, kur: $DATA_{DS}$ – dati, kas iegūti ar attāluma sensoru; $DATA_{CAM}$ – dati, kas uzņemti ar videokameru; CNN – konvolūcijas neironu tīkls. $SORA$ sastāv no: $SORA = \{DATA_{DS}; DATA_{CAM}; CNN\}$, kur: $DATA_{DS}$ – dati, kas iegūti ar attāluma sensoru; $DATA_{CAM}$ – dati, kas uzņemti ar videokameru; CNN – konvolūcijas neironu tīkls. RRA sastāv no: $RRA = \{DATA_{CAM}; CNN\}$, kur: $DATA_{CAM}$ – dati, kas uzņemti ar videokameru; CNN – konvolūcijas neironu tīkls. CNN sastāv no: $CNN = \{CONV_{CNN}; POOL_{CNN}; FC_{CNN}\}$, kur: $CONV_{CNN}$ – CNN konvolūcijas slānis; $POOL_{CNN}$ – CNN apvienošanas slānis (angļu val. *pooling* [92]); FC_{CNN} – CNN pilnsaistes slānis (angļu val. *fully connected layer* [92]). $CONV_{CNN}$ sastāv no: $CONV_{CNN} = \{K_{CNN}; F_{CNN}; S_{CNN}; P_{CNN}\}$, kur: K_{CNN} – CNN filtru skaits; F_{CNN} – CNN filtru telpiskais lielums; S_{CNN} – solis; P_{CNN} – nulto papildinājumu skaits. $POOL_{CNN}$ sastāv no: $POOL_{CNN} = \{F_{CNN}; S_{CNN}\}$, kur: F_{CNN} – CNN filtru telpiskais lielums; S_{CNN} – solis. FC_{CNN} sastāv no: $FC_{CNN} = \{HID_{CNN}; CL_{CNN}\}$, kur: HID_{CNN} – CNN slēptais slānis; CL_{CNN} – izvades klašu skaits. Imūnais neirofaziloģikas tīkls sastāv no šādiem elementiem: $INFN = \{FL; IM; AA; NN; TF; DM\}$, kur: FL – faziloģika; IM – imūnā atmiņa; AA – līdzības algoritms; NN – neironu tīkls; TF – mērķa funkcija; DM – lēmumu

pieņemšanas algoritms. Vadības objekti sastāv no: $CO = \{BS; ED; STS\}$, kur: BS – bremžu sistēma; ED – elektriskā piedziņa; STS – vadības iekārta (angļu val. *steering system* [92]).

Matemātiskais modelis luksofora sarkanā signāla atpazīšanas uzdevumam. Šis matemātiskais modelis tika izstrādāts, lai atšķirtu sarkanās krāsas signālu no citu krāsu signāliem. Tiek pieņemts, ka UEV automātiski samazinās ātrumu līdz 0 km/h, kad tiek noteikta sarkanā krāsa. Šī metode ir būtiska, lai nodrošinātu elektrotransportlīdzekļu drošību. Modeļa apraksts – promocijas darba otrajā nodaļā.

Matemātiskais modelis objektu atpazīšanas uzdevumam. Piedāvātā sistēmas struktūra darbojas šādi: CAM videokamera uztver datus par citiem objektiem (LC – pārbrauktuves, RS – ceļazīmes, TL – luksofori, UEV_n – citi UEV). Pēc šo datu nosūtīšanas uz ORM objektu atpazīšanas moduli, kur atkarībā no objekta veida objekts tiek atpazīts ar $MORA$ kustīgu objektu atpazīšanas algoritmu, $SORA$ statisko objektu atpazīšanas algoritmu vai RRA ceļu atpazīšanas algoritmu.

Konvolūcijas slānis $CONV_{CNN}$ aprēķina neironu n izvadi. Katrs neirons n aprēķina skalāru reizinājumu starp savu svaru W un nelielu reģionu, ar kuru tas ir savienots ievades tilpumā. Konvolūcijas slāņa $CONV_{CNN}$ parametri sastāv no apgūstamo filtru kopas F_{CNN} . Šim slānim nepieciešami četri hiperparametri: K_{CNN} – filtru skaits; F_{CNN} – filtra telpiskais lielums; S_{CNN} – solis; P_{CNN} – nulto papildinājumu skaits. Apvienošanas slāņa $POOL_{CNN}$ funkcijas ir: pakāpeniski samazināt attēlojuma telpisko izmēru, samazināt parametru un aprēķinu apjomu tīklā, tādējādi arī kontrolēt pārmērīgu pielāgošanu. Šim slānim nepieciešami divi hiperparametri: F_{CNN} – filtra telpiskais lielums; S_{CNN} – solis. Pilnsaistes slānis FC_{CNN} aprēķina klases rādītājus. Katrs neirons n šajā slānī būs savienots ar visiem skaitļiem iepriekšējā sējumā kā parastajā NN . Šim slānim ir nepieciešami divi hiperparametri: HID_{CNN} – slēpta slāņa neironu skaits; CL_{CNN} – izvades klašu skaits.

CNN vispārējā struktūra: $INPUT [W_{CNN0} \times H_{CNN0} \times D_{CNN0}] \rightarrow CONV_{CNN1} [K_{CNN1}, F_{CNN1}, P_{CNN1}, S_{CNN1}] = OUT_{CNN} [W_{CNN1} = (W_{CNN0} - F_{CNN} + 2P_{CNN}) / S_{CNN} + 1 \times H_{CNN1} = (H_{CNN0} - F_{CNN} + 2P_{CNN}) / S_{CNN} + 1H_{CNN1} \times K_{CNN1} > D_{CNN0}, K_{CNN1} / D_{CNN0} = \text{int}] \rightarrow POOL_{CNN1} [F_{CNN}P_{CNN1}, S_{CNN}P_{CNN1}] = OUT_{CNN} [W_{CNN2} = W_{CNN1} / F_{CNN}P_{CNN1} \times H_{CNN2} = H_{CNN1} / F_{CNN}P_{CNN1} \times K_{CNN1}] \rightarrow \dots CONV_{CNNn} [K_{CNNn}, F_{CNNn}C_{CNNn}, P_{CNNn}, S_{CNNn}C_{CNNn}] = OUT_{CNN} [W_{CNNn1} \times H_{CNNn1} \times K_{CNNn1}] \rightarrow POOL_{CNNn} [F_{CNN}P_{CNNn}, S_{CNN}P_{CNNn}] = OUT_{CNN} [W_{CNNn2} = W_{CNNn1} / F_{CNN}P_{CNNn} \times H_{CNNn2} = H_{CNNn1} / F_{CNN}P_{CNNn} \times K_{CNNn1}] \rightarrow FC_{CNN} [HID_{CNN}, CL_{CNN}] = OUT_{CNN} [1 \times CL_{CNN}]$.

Matemātiskais modelis krustojuma punkta noteikšanas un sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam. Ieejas dati: LF_n – UEV kreisā priekšējā leņķa koordinātas; RF_n – UEV labā priekšējā leņķa koordinātas; LR_n – UEV kreisā aizmugures leņķa koordinātas; RR_n – UEV labā aizmugurējā leņķa koordinātas; V_n – UEV ātrums; T_n – UEV kustības trajektorija; L_n – UEV garums. Modelis uzzina, vai UEV atrodas kontroles zonā, pēc visu ieejas datu saņemšanas. Tiek pieņemts, ka 2. objekts atrodas 1. objekta kontroles zonā tikai tad, ja 2. objekts atrodas 1. objekta priekšā vai tajā pašā līmenī. Ja 2. objekts atrodas 1. objekta kontroles zonā, tad tiek veikti aprēķini, pretējā gadījumā aprēķini nav nepieciešami. Ir zināmas transportlīdzekļu kreisā un labā leņķa koordinātas, tāpēc var definēt UEV kreisās un labās puses taisnes formulas, kā arī šo līniju krustojšanās vietas.

Nākamais solis ir noteikt minimālo un maksimālo attālumu līdz iespējamai krustojuma vietai. Minimālo attālumu līdz krustojumam aprēķina šādi: 1. objektam – šķērsošanas punkta koordinātas $(R1; L2)$ mīnus 1. transportlīdzekļa labā priekšējā leņķa koordinātas mīnus puse no 1. transportlīdzekļa garuma: $Dist1min = (R1; L2) - (RF1) - (L1/2)$. 2. objektam – krustojuma punkta koordinātas $(R1; L2)$ mīnus 2. transportlīdzekļa kreisā priekšējā leņķa koordinātas mīnus puse no 2. transportlīdzekļa garuma: $Dist2min = (R1; L2) - (LF2) - (L2/2)$. Maksimālo attālumu līdz krustojumam aprēķina šādi: 1. objektam – krustojuma punkta koordinātas $(L1; R2)$ mīnus 1. transportlīdzekļa kreisā priekšējā leņķa koordinātas plus puse no 1. transportlīdzekļa garuma: $Dist1max = (L1; R2) - (LFT) + (L1/2)$. 2. objektam – krustojuma punkta koordinātas $(L1; R2)$ mīnus 2. transportlīdzekļa labā priekšējā leņķa koordinātas plus puse no 2. transportlīdzekļa garuma: $Dist2max = (L1; R2) - (RF2) + (L2/2)$.

Pēc attālumu aprēķināšanas abiem objektiem tiek aprēķināts minimālais un maksimālais laiks līdz krustojumam: $Timenmin = Distnmin / Vn$, $Timenmax = Distnmax / Vn$.

Piedāvātais UEV sadursmes varbūtības aprēķina algoritms, kas balstīts pamata sadursmes varbūtības un ievainojamības analizē (angļu val. *vulnerability analysis* [92]) [64], ir pieejams pilnā promocijas darba tekstā.

Neironu tīkla matemātiskais modelis. Matemātiskais modelis ietver šādas datu kopas: $U \subset (U_1, \dots, U_n)$ – transporta vienību kopa kā dažādu tipu apakškopas, dažādiem transporta drošības uzdevumiem tā varētu būt: $U^1 = (U_{11}^1, \dots, U_{n1}^1)$ – dzelzceļa transporta apakškopa; $U^2 = (U_{12}^2, \dots, U_{n2}^2)$ – autotransporta apakškopa; $U^3 = (U_{13}^3, \dots, U_{n3}^3)$ – gaisa transportlīdzekļu kopa u.c. $P = (p_1, p_2, \dots, p_c)$ – infrastruktūras objektu kopa, kur notiek UEV sadursme, piemēram, dzelzceļa transportam tās varētu būt pārbrauktuves, pārmijas utt. Šim pētījumam šķērsojuma posms tiek pieņemts kā īss taisns maršruta vai trajektorijas posms.

Visu iespējamo maršrutu vai transporta vienību trajektoriju krustojuma ģeogrāfiskās koordinātas nosaka šīs kopas: $\chi_b^p = \{\chi_b^{p1}, \chi_b^{p2}, \dots, \chi_b^{pc}\}$, $\psi_b^p = \{\psi_b^{p1}, \psi_b^{p2}, \dots, \psi_b^{pc}\}$; $\chi_e^p = \{\chi_e^{p1}, \chi_e^{p2}, \dots, \chi_e^{pc}\}$, $\psi_e^p = \{\psi_e^{p1}, \psi_e^{p2}, \dots, \psi_e^{pc}\}$, kur: χ_b^{pi} – krustojuma sektora sākuma punkta ģeogrāfiskais platumis; ψ_b^{pi} – krustojuma sektora sākuma punkta ģeogrāfiskais garums; χ_e^{pi} – krustojuma sektora beigu punkta ģeogrāfiskais platumis; ψ_e^{pi} – krustojuma sektora beigu punkta ģeogrāfiskais garums; c – krustojumu punktu daudzums kustības trajektorijā.

Nav informācijas, vai izvades vērtība ir pareiza vai nē, tāpēc nav iespējams izmantot kļūdu atpakaļizplatīšanās algoritmu. Neironu tīkla apmācībai tika izstrādāts pašrenēšanās algoritms un mērķa funkcija.

Optimizācijas funkciju nosaka divi kritēriji: sadursmes iespēja P ar mērķi minimizēt; transportlīdzekļu ātruma $\Sigma\Delta v$ izmaiņas ar mērķi minimizēt. Pirmais kritērijs ir saistīts ar drošību. Par bīstamu uzskatāma situācija, ja divu transportlīdzekļu trajektorijām ir kopīgs krustojuma punkts un pastāv iespēja, ka transportlīdzekļi to trajektoriju krustpunktā ieradīsies vienlaikus. Otrs kritērijs ir saistīts ar transporta satiksmes specifiskajām iezīmēm, piemēram, atiešanas un pienākšanas laikiem. Tāpēc šāda veida transportlīdzekļiem ir nepieciešams veikt minimālas ātruma izmaiņas.

Pamatojoties uz individuālajiem svērtajiem kritērijiem, tika izstrādāta mērķa funkcija:

$$F(\Delta v) = \begin{cases} P = \max(P_{IJ}) \rightarrow \min \\ \sum \Delta v_i \rightarrow \min \end{cases}, \text{ kur: } \Delta v - \text{UEV ātruma maiņa; } P - \text{sadursmes varbūtība; } P_{IJ} -$$

katra i -tā UEV sadursmes iespēja ar katru j -to UEV ; Δv_i - i -tā UEV ātruma maiņa.

Imūnā neironu tīkla matemātiskais modelis. Pēc sadursmes varbūtības noteikšanas INFM imūna neironu faziloģikas modulis aprēķina nepieciešamo UEV kustības parametru maiņu sadursmes varbūtības samazināšanas uzdevumam, izmantojot imūno neironu tīklu INN .

Katrs UEV analizē situāciju pats. Tiek konstatēti UEV kontroles zonā. Šie UEV tiek sakārtoti, lai precīzāk definētu situāciju. UEV kārtošanai tiek izmantoti trīs parametri: pārvietošanās virziens horizontālā plaknē τ_{UEVn} , pārvietošanās virziens vertikālā plaknē φ_{UEVn} un attālums līdz krustojumam d_{UEVn} . Pārējo UEV kārtošana tiek veikta pēc τ_{UEVn} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem UEV ir vienāda τ_{UEVn} vērtība, tad šo UEV sakārtošana tiek veikta pēc φ_{UEVn} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem UEV ir vienāda φ_{UEVn} vērtība, tad šo UEV sakārtošana tiek veikta atbilstoši attālumam līdz krustojumam ar šiem UEV d_{UEVn} .

INN apmācības process ir atkarīgs no esošās situācijas s_j , kas tiek atrisināta. Pašreizējā situācija katram situācijas dalībniekam ir atšķirīga, jo katrs UEV nosaka atšķirīgu UEV kārtošanu atbilstoši savai pozīcijai. Situāciju kopa, kas saglabāta imūnatmiņā IM , ir šāda: $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$.

IM netiek saglabātas identiskas situācijas verifikācijas dēļ, kas nosaka, vai tā ir tā pati situācija, vai arī – jauna situācija. Ja situācija ir tā pati, šīs situācijas datus var atjaunināt. Ja tā ir jauna situācija, IM tiek veikts jauns situācijas ieraksts.

Katra situācija s_j ietver ieejas datus X_j un dalībnieku skaitu n_j . Klasterizācijas metode tiek izmantota datu glabāšanai IM un ātrākam AA darbam. Situācija s_j : $s_j = \langle X_j \rangle$, $S_k \subseteq S$, $s_j \in S_k$, $|s_j| = |X_j|$, kur: X_j – ieejas dati; S_k – ir visu IM saglabāto situāciju apakškopa, kas ietver tikai tās situācijas, kur situācijas s_j ieejas datu X_j daudzums ir tāds pats, kāds ir dotās situācijas ieejas datu X daudzums.

Piedāvāto INN var veidot no viena vai vairākiem slāņiem atkarībā no uzdevuma. Šajā pētījumā INN sastāv no ieejas slāņa, viena slēptā slāņa un izvades slāņa.

Ieejas slānis sastāv no ieejas datiem X , kas apraksta situāciju. Situāciju n UEV var aprakstīt ar šādu apakškopu: $X = (v_0, v_1, \tau_1, \varphi_1, d_1, \dots, v_n, \tau_n, \varphi_n, d_n) = (x_0, x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_{4n-3}, x_{4n-2}, x_{4n-1}, x_{4n})$, kur: n – UEV skaits, $n = 0$ – savs UEV , $n > 0$ – citi UEV ; $v_n, x_{4n-3} - n$ -tā UEV ātrums; τ_n, x_{4n-2} – n -ta UEV pārvietošanās virziens horizontālā plaknē. Cita UEV pārvietošanās virziens ($n > 0$) attiecībā pret sava UEV ($n = 0$) virzienu, $\tau_0 = 0$; φ_n, x_{4n-1} – n -ta UEV pārvietošanās virziens vertikālā plaknē. Cita UEV pārvietošanās virziens ($n > 0$) attiecībā pret sava UEV ($n = 0$) virzienu, $\varphi_0 = 0$; d_n, x_{4n} – attālums līdz iespējamajam sava UEV ($n = 0$) krustojuma punktam ar cita UEV ($n > 0$) trajektoriju. Tādējādi $d_0 = 0$.

Nesakritības starp ievades datiem un situācijas datiem, kas tiek glabāti IM , ir šādas: $\mathcal{E} = \{\epsilon_1, \dots, \epsilon_k\}$, kur: $\epsilon_j = |X - X_j| = \sum |x_i - x_{ij}|$, $X_j \in S_k$.

Situācija ar mazāko nesakritību – tuvākā sakritība tiek attēlota šādi: $\epsilon_\alpha = \min(\epsilon)$.

Slēptais slānis: $\mu_{HID} = \{\mu_1, \dots, \mu_c\}$, kur: μ – specializētais μ_h neirons. Slēptā slāņa specializētais μ_h neirons sastāv no šādām apakškopām: $\mu_h = \{I_{\mu h}, W_{\mu h}, AF_{\mu h}, O_{\mu h}\}$, kur: $I_{\mu h}$ – μ_h neirona ieeja; $W_{\mu h}$ – μ_h neirona svāri; $AF_{\mu h}$ – μ_h neirona aktivizācijas funkcija; $O_{\mu h}$ – μ_h neirona izvade. Slēptā slāņa μ_h neirona ieejas dati sastāv no šādām apakškopām: $I_{\mu h} = \{X, \alpha, \beta\}$, kur: α – situācijas numurs ar mazāko nesakritību ϵ_α ; β – signāls, kas saņemts no apmācības algoritma TA . Katrs slēptā slāņa μ_h neirons glabā svarus visām IM saglabātajām situācijām. Slēptā slāņa svaru skaits ir atkarīgs no dalībnieku skaita n situācijā plus papildu svāra b_i , kas arī ir saistīts ar situāciju. Slēptā slāņa μ_h neirona svaru kopa: $W_{\mu h} = \{< \alpha_1, W_1 >, \dots, < \alpha_m, W_m >\}$, kur: $W_i = (w_{0i}, w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{4ni}, b_i)$, kur: i – μ_h neirona indekss. Lai iegūtu jaunus svaru vērtības W_{ih} , tiek ģenerēts nejaušs skaitlis z un apmācības procesā svāra koeficients tiek nobīdīts: $w_{ji}^{t-1} - z \leq w_{ji}^t \leq w_{ji}^{t-1} + z$. Slēptā slāņa μ_h neirona aktivizācijas funkcija ir lineāra funkcija: $O_{\mu h} = AF_{\mu h}(X, W_i) = \sum_{j=0}^{n_i*4} x_j w_{ji} + b_i$.

Izvides slānis: $\mu_{OUT} = \{\mu_1, \dots, \mu_d\}$, kur: μ – specializētais μ_p neirons. Izvides slāņa specializēto μ_p neironu skaits ir atkarīgs no nezināmo skaita risinātajā uzdevumā. Pētījumā definētajā uzdevumā ir trīs nezināmie $(\Delta v_{UEV}, \Delta \tau_{UEV}, \Delta \varphi_{UEV})$, tāpēc promocijas darba sadursmju novēšanas uzdevuma izvades slāņa formula ir: $\mu_{OUT} = \{\mu_1, \mu_2, \mu_3\}$. Izejas slāņa specializētais μ_p neirons sastāv no šādām apakškopām: $\mu_p = \{I_{\mu p}, W_{\mu p}, AF_{\mu p}, O_{\mu p}\}$, kur: $I_{\mu p}$ – μ_p neirona ieeja; $W_{\mu p}$ – μ_p neirona svāri; $AF_{\mu p}$ – μ_p neirona aktivizācijas funkcija; $O_{\mu p}$ – μ_p neirona izvade. Izvades slāņa ieeju skaits ir atkarīgs no μ_h neironu skaita slēptajā slānī. μ_p neirona ieejas datus attēlo šādas apakškopas: $I_{\mu p} = \{O_{\mu h}, \alpha, \beta\}$, kur: $O_{\mu h}$ – slēptā slāņa μ_h neironu izejas dati; α – situācijas numurs ar mazāko nesakritību ϵ_α ; β – signāls, kas saņemts no apmācības algoritma TA . Izvades slāņa svaru skaits ir atkarīgs no slēptā slāņa μ_h neironu skaita plus papildu svāra b_i , kas arī ir saistīts ar situāciju. Izvades slāņa μ_p neirona svaru kopa: $W_{\mu p} = \{< \alpha_1, W_1 >, \dots, < \alpha_m, W_m >\}$, kur: $W_i = (w_{0i}, w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{4ni}, b_i)$. Izvades slāņa μ_p neirona aktivizācijas funkcijas veids ir atkarīgs no risinātā uzdevuma. Atkarībā no vēlamā rezultāta var izmantot dažāda veida funkcijas: $O_{\mu p} = AF_{\mu p}(O_{\mu h}, W_i) = f(r)$, kur: $r = \sum_{j=0}^h y_j w_{ji} + b_i$, kur: n – ātruma Δv_i , pārvietošanās virziena horizontālā plaknē $\Delta \tau_i$ vai pārvietošanās virziena vertikālā plaknē $\Delta \varphi_i$ izmaiņu limits. Šajā pētījumā izmantota logaritmiskā sigmoīda funkcija kā izvades slāņa μ_p neirona aktivizācijas funkcija: $O_{\mu p} = AF_{\mu p}(O_{\mu h}, W_i) = \log\left(\frac{1}{1+e^{-r}}\right)$. Šāda veida funkcija tiek izmantota, jo ir iespējams iestatīt ātruma un virziena maiņas ierobežojumus. Tas ir svarīgi, jo dažāda veida transportlīdzekļiem ir atšķirīgi parametri un ierobežojumi ātruma un trajektorijas maiņai. Piedāvātā mērķa funkcija pārbauda arī ātruma un attāluma izmaiņu ierobežojumus. μ_p neironu izejas ir atkarīgas arī no risinātā uzdevuma. Piemēram, dzelzceļa transports nevar mainīt virzienu jebkurā laika momentā, tas var mainīt tikai ātrumu. Rezultātā būs tikai viens μ_p neirons un tikai viena ieeja $O_{\mu p}$. Šajā pētījumā tiek izmantoti trīs izvades slāņa izvadi: $O_{\mu p1} = \Delta v_{UEV}$; $O_{\mu p2} = \Delta \tau_{UEV}$; $O_{\mu p3} = \Delta \varphi_{UEV}$, kur: Δv_{UEV} – sava UEV nepieciešamā ātruma maiņa; $\Delta \tau_{UEV}$ – sava UEV nepieciešamā horizontālā kustības virziena maiņa; $\Delta \varphi_{UEV}$ – sava UEV nepieciešamā vertikālā kustības virziena maiņa.

UEV intereses definēšanai piedāvāta mērķa funkcija: $TF = w(x, a_1, a_2, \dots, a_n) \rightarrow opt$, kur: TF – mērķa funkcija – UEV mērķis; x – vides stāvoklis; a_i – i -tā UEV darbība. Mērķa funkcijas galvenais mērķis ir samazināt UEV sadursmes varbūtību, minimāli mainot ātrumu un virzienu konkrētajā vides stāvoklī. Mērķa funkcija novērtē vides stāvokli, pēc kā novērtē, kā UEV darbības ietekmēs situāciju.

Katra UEV informācija ir atkarīga no vides stāvokļa: $y_i = y_i(x)$, kur: y_i – i -tā UEV informācija.

i -tā UEV lēmuma noteikums rada i -tā UEV darbību un ir atkarīgs no informācijas: $a_i = \rho_i(y_i)$, kur: ρ_i – i -tā UEV lēmuma noteikums.

Mijiedarbība starp i -to un j -to UEV : $q_{ij} = \partial w / \partial a_i \partial a_j$.

Lēmuma noteikumu kopa ir optimāla, ja $E(w(x, (\rho_1(y_1), \dots, \rho_n(y_n)))) \rightarrow \max$ noteiktam varbūtības sadalījumam uz x .

Pretsadursmes testam ir noteikta iespējamo sadursmju punktu kopa: $P = (p_1, p_2, \dots, p_c)$.

UEV atrašanās vietu L^{UEV} attēlo trīs apakškopas $\langle \chi_c^{UEVS}, \psi_c^{UEVS}, \eta_c^{UEVS} \rangle$, kas ir ģeogrāfiskais platums χ , ģeogrāfiskais garums ψ un augstums virs jūras līmeņa η : $\chi_c^{UEV} = \{ \chi_c^{UEV1}, \chi_c^{UEV2}, \dots, \chi_c^{UEVn} \}$; $\psi_c^{UEV} = \{ \psi_c^{UEV1}, \psi_c^{UEV2}, \dots, \psi_c^{UEVn} \}$; $\eta_c^{UEV} = \{ \eta_c^{UEV1}, \eta_c^{UEV2}, \dots, \eta_c^{UEVn} \}$, kur: χ_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais platums; ψ_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais garums; η_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas augstums virs jūras līmeņa.

UEV pašreizējais orpēšanas leņķis tiek izmantots kā ievades parametrs. UEV orpēšanas leņķu kopa: $\theta^{UEV} = \{ \theta^{UEV1}, \theta^{UEV2}, \dots, \theta^{UEVn} \}$.

UEV pašreizējais transversālais leņķis tiek izmantots kā ievades parametrs. UEV transversālo leņķu kopa: $\omega^{UEV} = \{ \omega^{UEV1}, \omega^{UEV2}, \dots, \omega^{UEVn} \}$.

Drošības kritērijs: $D = |UEV_i UEV_j| = \sqrt{(\chi_c^i - \chi_c^j)^2 + (\psi_c^i - \psi_c^j)^2 + (\eta_c^i - \eta_c^j)^2} > D_{safe}$, kur: D_{safe} ir drošības attāluma ierobežojums katram UEV pārim: $\langle UEV_i, UEV_j \rangle$, $i = 1..n$, $j = 1..n$, $i \neq j$.

Pielaujamās virziena un ātruma izmaiņas ir atkarīgas no UEV specifiskajām un citiem apstākļiem. Tika definēti ierobežojumi horizontālās kustības virziena maiņai: $\tau_1^{UEV_i} < \tau^{UEV_i} < \tau_2^{UEV_i}$. Tika noteikti ierobežojumi vertikālās kustības virziena maiņai: $\varphi_1^{UEV_i} < \varphi^{UEV_i} < \varphi_2^{UEV_i}$. Tika noteikti ātruma maiņas ierobežojumi: $v_1^{UEV_i} < v^{UEV_i} < v_2^{UEV_i}$.

Mērķa funkcija ar pretsadursmes kritērijiem ir sniegta 2.1. formulā, kur: P_{max} – maksimālā sadursmes varbūtība no sadursmes varbūtību kopas visiem UEV pāriem; $\Delta\tau = (\Delta\tau_1, \dots, \Delta\tau_n)$ – visu UEV kustības virziena izmaiņas horizontālajā plaknē; $\Delta\varphi = (\Delta\varphi_1, \dots, \Delta\varphi_n)$ – visu UEV kustības virziena izmaiņas vertikālajā plaknē; $\Delta v = (\Delta v_1, \dots, \Delta v_n)$ – visu UEV ātruma izmaiņas; $P_{IJ} = (P(\langle UEV_1, UEV_2 \rangle), \dots, P(\langle UEV_i, UEV_j \rangle), \dots, P(\langle UEV_{n-1}, UEV_n \rangle))$ – sadursmes varbūtību kopa visiem UEV pāriem $\langle UEV_i, UEV_j \rangle$, $i \neq j$, $i, j = 1, ..n$.

$$\left\{ \begin{array}{l}
P_{max}(\chi_c^{UEV}, \psi_c^{UEV}, \eta_c^{UEV}, \Delta\tau, \Delta\varphi, \Delta v) = \max(P_{IJ}) \rightarrow \min \\
\Delta\tau_{\Sigma}(\Delta\tau) = \sum_{i=1}^n \Delta\tau_i \rightarrow \min \\
\Delta\varphi_{\Sigma}(\Delta\varphi) = \sum_{i=1}^n \Delta\varphi_i \rightarrow \min \\
\Delta v_{\Sigma}(\Delta v) = \sum_{i=1}^n \Delta v_i \rightarrow \min \\
D = |UEV_i UEV_j| > S \\
\Delta\tau_1 < \Delta\tau_i < \Delta\tau_2 \\
\Delta\varphi_1 < \Delta\varphi_i < \Delta\varphi_2 \\
\Delta v_1 < \Delta v_i < \Delta v_2 \\
i = 1..n, j = 1..n, i \neq j
\end{array} \right. \quad (2.1)$$

Atbilstoši uzdevumam katrs UEV meklē savu virziena un/vai ātruma maiņas risinājumu $< \Delta\varphi_i, \Delta v_i >$. Mērķa funkcija priekš viena UEV :

$$\left\{ \begin{array}{l}
P_{max}(\chi_c^{UEV}, \psi_c^{UEV}, \eta_c^{UEV}, \Delta\tau_0, \Delta\varphi_0, \Delta v_0) = \max(P_{0j}) \rightarrow \min \\
\Delta\tau_0 \rightarrow \min, \Delta\varphi_0 \rightarrow \min, \Delta v_0 \rightarrow \min \\
D = |UEV_0 UEV_j| > S \\
\Delta\tau_1 < \Delta\tau_0 < \Delta\tau_2, \Delta\varphi_1 < \Delta\varphi_0 < \Delta\varphi_2, \Delta v_1 < \Delta v_0 < \Delta v_2 \\
j = 1..n
\end{array} \right. , \quad (2.2)$$

kur: P_{max} – ir vislielākā sadursmes varbūtība starp savu UEV_0 un visiem citiem UEV kontroles zonā; $\Delta\tau_0$ – sava UEV_0 kustības virziena maiņa horizontālā plaknē; $\Delta\varphi_0$ – sava UEV_0 kustības virziena maiņa vertikālā plaknē; Δv_0 – sava UEV_0 ātruma maiņa; $P_{0j} = (P(<UEV_0, UEV_1>), \dots, P(<UEV_0, UEV_j>), \dots, P(<UEV_0, UEV_n>))$ – sadursmes varbūtību kopa starp savu UEV_0 un visiem citiem UEV kontroles zonā, $j = 1..n$.

Lēmumu pieņemšanas moduļa F_{DM} funkcija: $F_{DM} = TF(P_{max}, \Delta v_{UEV}, \Delta\tau_{UEV}, \Delta\varphi_{UEV}) \rightarrow \min$.

Tādējādi ar piedāvātās mērķa funkcijas palīdzību ir iespējams novērtēt INN nepārraudzītas apmācības rezultātu un pieņemt lēmumu par risinājuma pieņemšanu vai apmācības turpināšanu.

3. Izstrādātie algoritmi elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam

Promocijas darba trešajā nodaļā sniegta informācija par izstrādātajiem algoritmiem dažādiem pētījuma uzdevumiem: luksoforu sarkanā signāla atpazīšanas metodes algoritms; algoritms CNN objektu atpazīšanai UEV bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam; algoritms UEV sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam; neironu tīkla algoritms sadursmes varbūtības novērtēšanas un minimizēšanas uzdevumam; jauns INN algoritms nepārraudzītai sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai UEV bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam.

Luksoforu sarkanā signāla atpazīšanas metodes algoritms elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam. Šis algoritms tika izstrādāts, lai atšķirtu sarkanās krāsas signālu no citiem krāsu signāliem. Piedāvātais algoritms aprakstīts promocijas darba trešajā nodaļā.

Algoritms objektu atpazīšanai ar konvolūcijas neironu tīklu elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam. *CNN* ir tradicionāls neironu tīkls, kas tiek izmantots šajā pētījumā objektu atpazīšanas uzdevumiem. Tā ir būtiska sastāvdaļa *UEV* drošības nodrošināšanā. Detalizēts algoritma apraksts – promocijas darba trešajā nodaļā.

Algoritms elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam. 1. solis.

Datu iegūšana. *UEV* saņem informāciju par saviem parametriem: ātrumu un centra punkta koordinātām, izmantojot *GNSS*, un citu *UEV* ātrumu un četru leņķu koordinātām, izmantojot *RF*.

2.1. solis. Veikti *UEV* priekšējo un aizmugurējo leņķu koordinātu aprēķini: $RF = (\chi_{UEV} + \frac{w_{UEV}}{2}; \psi_{UEV} + \frac{h_{UEV}}{2})$; $LF = (\chi_{UEV} - \frac{w_{UEV}}{2}; \psi_{UEV} + \frac{h_{UEV}}{2})$; $RR = (\chi_{UEV} + \frac{w_{UEV}}{2}; \psi_{UEV} - \frac{h_{UEV}}{2})$; $LR = (\chi_{UEV} - \frac{w_{UEV}}{2}; \psi_{UEV} - \frac{h_{UEV}}{2})$, kur: *RF* – *UEV* labā priekšējā leņķa koordinātas; *LF* – *UEV* kreisā priekšējā leņķa koordinātas; *RR* – *UEV* labā aizmugurējā leņķa koordinātas; *LR* – *UEV* kreisā aizmugurējā leņķa koordinātas; χ_{UEV} – *UEV* centra punkta ģeogrāfiskais platums; ψ_{UEV} – *UEV* centra punkta ģeogrāfiskais garums; w_{UEV} – *UEV* platums; h_{UEV} – *UEV* garums.

2.2. solis. Kustības virziena aprēķins. Šim nolūkam tiek salīdzināti priekšējie un aizmugurējie leņķi.

2.3. solis. Objektu noteikšana kontroles zonā – *UEV* priekšā vai tajā pašā līmenī. Šim nolūkam tiek salīdzinātas *UEV* leņķu koordinātas, līdzīgi tam, kā tas tika darīts 2.2. solī. Ja objekts neatrodas kontroles zonā, tad turpmāki aprēķini nav nepieciešami, pretējā gadījumā tiek veikts nākamais solis.

3. solis. Krustojuma punktu koordinātu aprēķins: $yR_1 = k_1 * xR_1 + bR_1$; $yL_1 = k_1 * xL_1 + bL_1$; $yR_2 = k_2 * xR_2 + bR_2$; $yL_2 = k_2 * xL_2 + bL_2$; $yyR1R2 = \text{cross}(yR_1, yR_2)$; $yyR1L2 = \text{cross}(yR_1, yL_2)$; $yyL1R2 = \text{cross}(yL_1, yR_2)$; $yyL1L2 = \text{cross}(yL_1, yL_2)$, kur: yR_1 – *UEV1* labas puses līnija; yL_1 – *UEV1* kreisas puses līnija; yR_2 – *UEV2* labas puses līnija; yL_2 – *UEV2* kreisas puses līnija; k_1, k_2 – leņķa koeficienti; $yyR1R2$ – krustojuma zonas labā aizmugurējā leņķa koordinātas; $yyR1L2$ – krustojuma zonas kreisā aizmugurējā leņķa koordinātas.

Krustojuma punktu aprēķināšanā tiek ņemtas vērā tikai χ_{UEV} koordinātas, jo saskaņā ar algoritmu katra *UEV* sava ψ_{UEV} koordināta ir vienāda ar nulli un var mainīt tikai χ_{UEV} koordinātu.

4. solis. Ir veikts attāluma aprēķins līdz krustojumam: $ddR1R2 = \sqrt{(yyR1R2 - yRR1)^2}$; $ddL1R2 = \sqrt{(yyL1R2 - yLR1)^2}$; $ddR1L2 = \sqrt{(yyR1L2 - yRF1)^2}$; $ddL1L2 = \sqrt{(yyL1L2 - yLF1)^2}$.

4.1. solis. Minimālā attāluma līdz krustojumam aprēķins: $d_1^{min} = (ddR1L2, ddL1L2)$. Nepieciešams aprēķināt attālumu *UEV* labajai un kreisajai pusei. Mazākā vērtība būs minimālais attālums.

4.2. solis. Maksimālā attāluma līdz krustojumam aprēķināšana: $d_1^{max} = (ddR1R2, ddL1R2)$. Nepieciešams aprēķināt attālumu *UEV* labajai un kreisajai pusei. Lielākā vērtība būs maksimālais attālums.

5. solis. Laika līdz krustojumam aprēķināšana.

5.1. solis. Minimālais laiks līdz krustojumam: $t_n^{min} = d_1^{min} / V_n$, kur: V_n – *UEV* ātrums.

5.2. solis. Maksimālais laiks līdz krustojumam: $t_n^{max} = d_1^{max} / V_n$.

6. solis. Tiek veikts sadursmes varbūtības novērtējums:

Ja $t_2^{min} > t_1^{min}$ un $t_1^{max} > t_2^{max}$ un $t_2^{max} > t_1^{min}$, tad: $P1 = \frac{t_1^{max} - t_2^{min}}{t_1^{max} - t_1^{min}}$; $P2 = \frac{t_1^{max} - t_2^{min}}{t_2^{max} - t_2^{min}}$; $P = P1 * P2$. Ja $t_2^{min} < t_1^{min}$ un $t_2^{max} < t_1^{max}$ un $t_1^{min} < t_2^{max}$, tad: $P1 = \frac{t_2^{max} - t_1^{min}}{t_2^{max} - t_2^{min}}$; $P2 = \frac{t_2^{max} - t_1^{min}}{t_1^{max} - t_1^{min}}$; $P = P1 * P2$. Ja $t_1^{min} < t_2^{min}$ un $t_1^{max} < t_2^{min}$ vai $t_2^{min} < t_1^{min}$ un $t_2^{max} < t_1^{min}$, tad: $P = 0$. Ja $t_1^{min} \leq t_2^{min}$ un $t_1^{max} \geq t_2^{max}$, tad: $P = \frac{t_2^{max} - t_2^{min}}{t_1^{max} - t_1^{min}}$. Ja $t_2^{min} \leq t_1^{min}$ un $t_2^{max} \geq t_1^{max}$, tad: $P = \frac{t_1^{max} - t_1^{min}}{t_2^{max} - t_2^{min}}$. Atkarībā no uzdevuma sadursmes varbūtības vērtību ir iespējams pārveidot fazilōģikas vērtībā. Tomēr jaunajā *INN* algoritmā fazilōģika netika izmantota.

Neironu tīkla algoritms sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam. Inicializācija. Apmācības grupas elementa indekss $e = 1$; izvēlēts korekcijai $n_{sn} = 1$; izvēlēts svaru korekcijai $sw = 1$; atkārtota apmācība = *false*. **1. solis.** No apmācības kopas tiek paņemts elements $e = \{d_{tr}^e, v_{tr}^e, d_{tr}^e, v_{tr}^e\}$. **2. solis.** $x = (e_1, e_2, \dots, e_n)$. **3. SOLIS:** x_{min} un x_{max} parametri, kas ierobežo n tīkla izvadi. **4. solis.** Tiek aprēķinātas izvades n summas vērtības: $\sum_j = (\sum_{i=1}^{2n} x_i * w_{ij}) + b_j$, $j = \overline{1..n}$. Tiek uzģenerēta izvades slāņa n izejas vērtība, izmantojot lineāro aktivizācijas

funkciju: $\Delta v_{tr} = \begin{cases} x_{min}, & \sum_j \leq x_{min} \\ \sum_j, & x_{min} < \sum_j < x_{max} \\ x_{max}, & \sum_j \geq x_{max} \end{cases}$. **5. solis.** Tiek saglabāts iepriekšējais novērtējums, ja

tas pastāv P_{tr0} , $\Sigma \Delta v_{tr0}$. **6. solis.** Tiek novērtēts atrastais risinājums, izmantojot mērķa funkciju $[P_{tr}, \Sigma \Delta v_{tr}] = TF(\Delta v_{tr})$. **7. solis.** Ja $P_{tr} > P_{safe}$ vai $\Sigma \Delta v_{tr} > \Sigma \Delta v_{trlim}$, tad notiek pāriešana uz nākamo soli. **8. solis.** Ja pēdējais apmācības kopas elements nav sasniegts $e \neq e_{max}$, tad $e = e + 1$ un apmācība tiek atkārtota no 1. soļa, citādi, ja nav nepieciešams atkārtoti apmācīt tīklu, tad algoritma beigās, pretējā gadījumā $e = 1$ un pāriet uz 1. soli. **9. solis.** Svara korekcija notiek secīgi: ja ($sn \neq 1$ un $sw \neq 1$) vai ($P_{tr0} < P_{tr}$ un $\Sigma \Delta v_{tr0} < \Sigma \Delta v_{tr}$), tas nozīmē, ka, ja elements nav pirmais un rezultāts ir sliktāks nekā tas bija iepriekš, tad tiek veikta svaru korekcija $w_{sw, sn} = w_{sw, sn} - k$, kur: k – nejaušs skaitlis: $k = random(xmin, xmax)/10\ 000$. Ja $sw > 2n$, tad $sn = sn + 1$, citādi $sw = sw + 1$. Ja $sn > n$, tad $sn = 1$, $sw = 1$. **10. solis.** Ja tika veikta svara korekcija, tad neironu tīkls ir jāpārmāca. Atkārtota apmācība = *true*. **11. solis.** Pāriet uz 3. soli.

Jauns INN algoritms nepārraudzītai sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai UEV bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam. **1. solis.** Tiek saņemti ieejas dati DAT no n UEV, kas atrodas redzamības zonā. Šie dati ir UEV atrašanās vietas koordinātas $\langle \chi_c^{UEV}, \psi_c^{UEV}, \eta_c^{UEV} \rangle$, ātrums v^{UEV} , orpēšanas leņķis θ^{UEV} un transversālais leņķis ω^{UEV} : $DAT = (\chi_c^{UEV}, \psi_c^{UEV}, \eta_c^{UEV}, \theta^{UEV}, \omega^{UEV}, v^{UEV})$, kur: χ_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais platumis; ψ_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas ģeogrāfiskais garums; η_c^{UEV} – UEV pašreizējās atrašanās vietas augstums virs jūras līmeņa; θ^{UEV} – UEV orpēšanas leņķis; ω^{UEV} – UEV transversālais leņķis; v^{UEV} – UEV pašreizējais ātrums. **2. solis.** Izstrādātajam *INN* ir nepieciešami dati par citu UEV atrašanās vietu attiecībā pret savu UEV atrašanās vietu. Līdz ar to dati DAT ir jāapstrādā, pirms tie nonāks *INN* ievades slānī. **2.1. solis.** Ieejas dati DAT satur citu UEV atrašanās vietu koordinātas $\langle \chi_c^{UEV}, \psi_c^{UEV}, \eta_c^{UEV} \rangle$, ir zināma arī sava UEV atrašanās vieta. Tiek aprēķināti attālumi līdz iespējamajiem krustojuma punktiem ar

citiem UEV d_{UEV} . Algoritms elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam ir aprakstīts iepriekš. Šajā solī tiek aprēķināts tikai minimālais attālums d_n^{min} . **2.2. solis.** Nākamais solis ir sakārtot UEV , lai precīzāk noteiktu situāciju. Pirmais UEV vienmēr ir savs UEV . Pārējo UEV kārtošana tiek veikta pēc τ_n^{UEV} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem UEV ir vienāda τ_n^{UEV} vērtība, tad šo UEV sakārtošana tiek veikta pēc φ_n^{UEV} vērtības, sākot no 0° , pulksteņrādītāja virzienā. Ja vairākiem UEV ir vienāda φ_n^{UEV} vērtība, tad šo UEV sakārtošana tiek veikta atbilstoši attālumam līdz krustojumam ar šiem UEV d_n^{UEV} . Cita UEV pārvietošanās virziens horizontālā plaknē τ_n attiecībā pret savu UEV virzienu aprēķina šādi: $\tau_n = \tan^{-1}((\tan \theta_n^{UEV} - \tan \tau_1)/(1 + \tan \tau_1 \tan \theta_n^{UEV}))$, kur: τ_1 – sava UEV pārvietošanās virziens horizontālā plaknē; θ_n^{UEV} – cita UEV pārvietošanās virziens horizontālā plaknē. Cita UEV pārvietošanās virziens vertikālā plaknē φ_n attiecībā pret savu UEV virzienu aprēķina šādi: $\varphi_n = \tan^{-1}((\eta_n^{UEV} - \eta_1)/d_n)$, kur: η_1 – sava UEV augstums virs jūras līmeņa; η_n^{UEV} – cita UEV augstums virs jūras līmeņa; d_n – horizontālais attālums starp savu UEV un n -to UEV . Horizontālais attālums starp savu UEV un n -to UEV : $d_n = \sqrt{(\Delta\eta^2 + \Delta d^2)}$, kur: $\Delta\eta$ – augstuma virs jūras līmeņa starpība starp diviem UEV ; Δd – horizontālais attālums starp diviem UEV . Darbības, kas veiktas 2. solī, pārveido ievades datus DAT par ieejas datiem X: $X = (v_0, v_1, \tau_1, \varphi_1, d_1, \dots, v_n, \tau_n, \varphi_n, d_n) = (x_0, x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_{4n-3}, x_{4n-2}, x_{4n-1}, x_{4n})$, kur: n – UEV skaits, $n = 0$ – savs UEV , $n > 0$ – citi UEV ; v_n, x_{4n-3} – n -tā UEV ātrums; τ_n, x_{4n-2} – n -ta UEV pārvietošanās virziens horizontālā plaknē. Cita UEV pārvietošanās virziens ($n > 0$) attiecībā pret savu UEV ($n = 0$) virzienu, bet $\tau_0 = 0$; φ_n, x_{4n-1} – n -ta UEV pārvietošanās virziens vertikālā plaknē. Cita UEV pārvietošanās virziens ($n > 0$) attiecībā pret savu UEV ($n = 0$) virzienu, bet $\varphi_0 = 0$; d_n, x_{4n} – attālums līdz iespējamajam sava UEV ($n = 0$) krustojuma punktam ar cita UEV ($n > 0$) trajektoriju. Tādējādi $d_0 = 0$. **3. solis.** Sadursmes varbūtības P aprēķins ir paredzēts, lai noteiktu, vai ir nepieciešams samazināt sadursmes risku. Ja nē, tad algoritma beigas. Ja jā, tad tiek izpildīts nākamais solis. Algoritms elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam ir aprakstīts iepriekš. **4. solis.** Kad ieejas dati X nonāk INN ievades slānī, dati X tiek nosūtīti uz specializētajiem μ neironiem un līdzības algoritmu (AA). AA (X, S) pārbauda visas IM saglabātās situācijas $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, aprēķina nesakritību kopu $\mathcal{E} = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_k)$, kur: $\varepsilon_j = \sum_{i=0}^n \sum_{k=1}^2 \left(\frac{x_{ik} - x_{ik}^j}{x_{ik}} \right)^2$ un atrod tuvāko sakritību ε_α , kur: $\varepsilon_\alpha = \min(\mathcal{E})$. **5. solis.** Kad μ neirons saņem ievades datus X, tas aktivizē un palielina iterāciju skaitītāju $t = t + 1$. Kad tiek saņemts situācijas numurs α , μ neirona atmiņā tiek atrasta svaru kopa W_μ . Ja IM nav līdzīgas situācijas un $\alpha = 0$, tad $W_\mu = 0$. **6. solis.** Ieejas dati X, situācijas numurs α , kas saņemti no līdzības algoritma AA, un signāls β , kas norāda par nepieciešamību pārrēķināt μ neironu svarus, ir slēptā slāņa μ_{HID} katra μ neirona ievades dati. Tiek veikta ieejas padeve uz priekšu, izmantojot NN. Formulas ir sniegtas 2. nodaļā. Rezultātā tiek ģenerēti: sava UEV pārvietošanās virziena vertikālā plaknē maiņa $O_{\mu p3} = \Delta\varphi_{UEV}$, sava UEV pārvietošanās virziena horizontālā plaknē maiņa $O_{\mu p2} = \Delta\tau_{UEV}$ un sava UEV ātruma maiņa $O_{\mu p1} = \Delta v_{UEV}$. **7. solis.** TF aprēķina sadursmes varbūtību P_{max} , kas ir maksimālā sadursmes varbūtība no sadursmes varbūtību kopas visiem UEV P_{ij} . TF izmanto atjauninātus datus, kas saņemti tieši no UEV iegultās ierīces D_{TR} . **7.1. solis.** TF nosaka katra UEV virzienus

τ^{UEV} un φ^{UEV} attiecībā pret savu UEV . **7.2. solis.** Nākamais solis ir noteikt krustojuma punktu (χ_p, ψ_p, η_p) 3D telpā. **7.3. solis.** Ja krustojuma punkts (χ_p, ψ_p, η_p) ir atrasts un atrodas kustības ceļā, tad tiek izpildīts 7.4. solis, citādi tiek izpildīts 7.6. solis. **7.4. solis.** Tiek aprēķināts attālums starp cita un sava UEV augstumu virs jūras līmeņa (χ_p, ψ_p, η_p) punktam $\Delta\eta = \eta_p^i - \eta_p^{own}$. **7.5. solis.** Ja $\Delta\eta \leq D_{safe}$, tad tiek pieņemts, ka pastāv potenciāli bīstams punkts un tiek aprēķināta sadursmes varbūtība P . Algoritms elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevumam ir aprakstīts iepriekš. **7.6. solis.** Ja krustojuma punkts (χ_p, ψ_p, η_p) nav atrasts, tad trajektorijas ir paralēlas un jāpārbauda D_{safe} drošai garāmbraukšanai. **8. solis.** Ja $P_{max} > P_{safe}$, kur P_{safe} ir maksimālā pieļaujamā (drošā) sadursmes varbūtība, tad tiek pārbaudīts, vai risinājums ir labāks vai sliktāks par iepriekšējo. Ja $t = 1$, tad signāls β tiek nosūtīts uz visiem μ neironiem un darbības tiek atkārtotas, sākot no 6. soļa. Ja $1 < t < T_{max}$ un $P_{max2} > P_{max1}$, tad signāls β tiek nosūtīts visiem μ neironiem. μ neironi atgriež iepriekšējās W_μ vērtības un atkārtō apmācību, sākot no 6. soļa. Ja $1 < t < T_{max}$ un $P_{max2} \leq P_{max1}$, tad signāls β tiek nosūtīts visiem μ neironiem un apmācība tiek atkārtota, sākot no 6. soļa. Ja $t \geq T_{max}$, tad situāciju nevar atrisināt noteiktajā laikā, tāpēc ir nepieciešams drošs risinājums. Šajā pētījumā šāds risinājums ir ātruma samazināšana $\Delta v_i = v$, pēc kā algoritms beidzas, citādi tiek izpildīts nākamais solis. **9. solis.** Ja $P_{max} \leq P_{safe}$ tad aprēķināta ātruma maiņa Δv_{UEV} , UEV pārvietošanās virzienu maiņa $\Delta\tau_{UEV}$ un $\Delta\varphi_{UEV}$ tiek pieņemta kā risinājums un nosūtīta uz iegulto elektronisko ierīci UEV kontrolei. Sakritības kļūda ϵ_α tiek salīdzināta ar maksimāli iespējamo sakritības kļūdu ϵ_{lim} , kas ir atbildīga par jauna ieraksta izveidi IM vai esošā aizstāšanu. Ja $\epsilon_\alpha > \epsilon_{lim}$, tad katrs μ neirons saglabā jaunu svaru kopu W_{m+1} , kas tika izmantota šīs situācijas risināšanai, un IM saglabā situāciju X kā $S_{m+1} = X$ un $m = m + 1$. Citādi, ja $\epsilon_\alpha \leq \epsilon_{lim}$, tad katrs μ neirons atjaunina svaru kopu W_α un IM tiek atjaunināts ieraksts α : $s_\alpha = X$. **10. solis.** Algoritma beigas.

4. Izstrādātie prototipi un datormodeļi piedāvāto algoritmu testēšanai

Promocijas darba ceturtajā nodaļā tika aprakstīti izstrādātie datormodeļi un prototipi: prototips luksoforu sarkanā signāla atpazīšanas algoritma pārbaudei; datormodelis objektu atpazīšanas ar CNN algoritma pārbaudei; datormodelis UEV sadursmes varbūtības novērtēšanas algoritma pārbaudei (5.1. att.); datormodelis ANN algoritma pārbaudei sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai UEV bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam (5.2. att.); datormodelis jaunā INN algoritma pārbaudei UEV nepārraudzītas sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai (5.3. att.). Datoru modeļu izstrādei tika izmantota objektorientētā (angļu val. *object-oriented* [92]) programmēšana. Papildus tika izstrādāta datubāze datorsimulāciju rezultātu saglabāšanai.

Promocijas darba ceturtajā nodaļā tika aprakstīta elektriskā shēma ar INN , kas spēj apmācīties nepārraudzīti. Elektriskā shēma izstrādāta UEV – kvadrokopteram, taču to var pielāgot un lietot arī cita veida elektrotransportam, jo izstrādātā sadursmju novēršanas iekārta ir daudzfunkcionāla un izmantojama ar dažāda veida elektrotransportlīdzekļiem.

5. Izstrādāto algoritmu eksperimentālā pārbaude

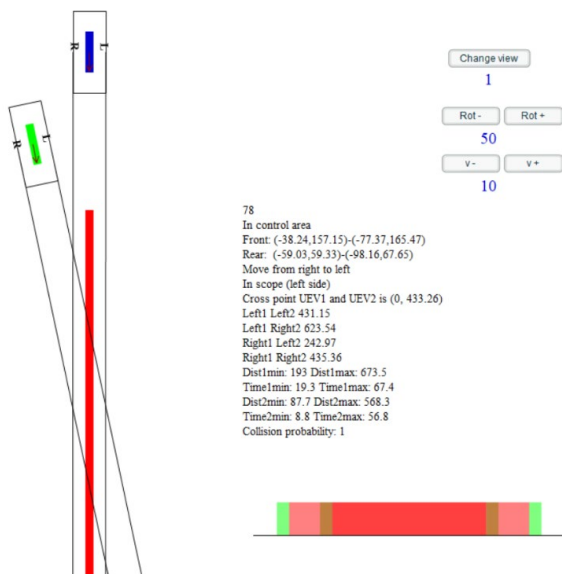
Izstrādāto algoritmu eksperimentālā pārbaude, pamatojoties uz datormodeļiem, aprakstīta promocijas darba piektajā nodaļā.

Luksofora sarkanā signāla atpazīšanas algoritma eksperimentālo pētījumu rezultāti.

Tika veikts reāllaika atpazīšanas eksperiments, izmantojot luksofora prototipu. Piedāvātā sistēma ir apmācīta bez kļūdām atšķirt sarkano signālu no citu krāsu signāliem.

Objektu atpazīšanas ar konvolūcijas neironu tīklu algoritma eksperimentālo pētījumu rezultāti. Tika veikti vairāki eksperimenti, lai demonstrētu piedāvātā algoritma efektivitāti. Pirmajā eksperimentā *CNN* tika apmācīts atpazīt objektus: cilvēkus, transportlīdzekļus un kokus. Katram objektam tika izmantoti pieci dažādu siluetu komplekti. Pēc apmācības *CNN* veiksmīgi atpazīna objektus trīs attēlos, kas atšķirās no treniņu komplektā esošiem. Otrajā eksperimentā *CNN* tika apmācīts atpazīt luksoforus, trešajā eksperimentā – ceļa pagriezienus. Ceturtajā eksperimentā *CNN* tika apmācīts atpazīt vagonus. Eksperimentu rezultāti liecina, ka *CNN* ir piemērota metode objektu atpazīšanas uzdevumiem.

Elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas algoritma eksperimentālo pētījumu rezultāti. Katrs objekts veica visu parametru un sadursmes varbūtības aprēķināšanu atbilstoši savai atrašanās vietai un parametriem.

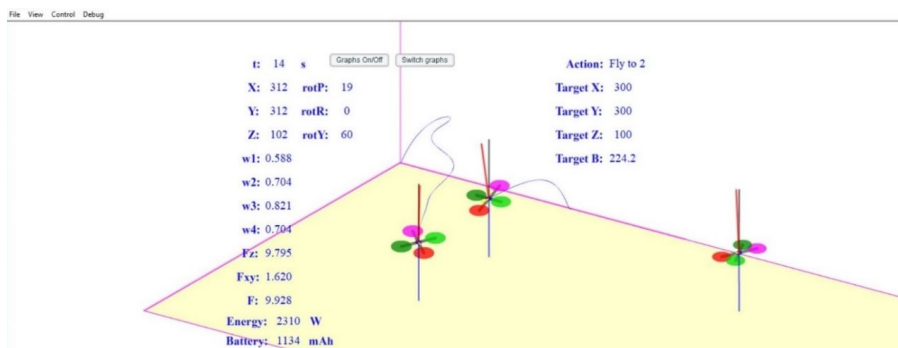


5.1. att. *UEV* sadursmes varbūtības novērtēšanas uzdevuma algoritma eksperiments.

Sava *UEV* koordinātas ir (0; 0), un citu *UEV* koordinātas un krustojuma punktu koordinātas tiek aprēķinātas attiecībā pret sava *UEV* koordinātām. Datormodelī tika izmantots vienāds ātrums abiem *UEV*. Izstrādātais datormodelis nodrošina iespēju izmantot arī dažādus ātrumus. Kā liecina datoreksperimenta rezultāti, sadursmes varbūtība ir atkarīga no attāluma līdz krustojuma punktam, pieejamā reaģēšanas laika un transportlīdzekļu ātruma.

Elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas un minimizēšanas ar neironu tīklu algoritma eksperimentālo pētījumu rezultāti. Tika veikts tradicionālā neironu tīkla

(ANN) eksperiments ar apmācību. ANN tika apmācīts pieņemt lēmumu par ātruma maiņu, lai novērstu transportlīdzekļu sadursmi. ANN ievades un izvades datu n apjoms ir dinamisks, jo transportlīdzekļu skaits var tikt mainīts. Eksperimentam tika izvēlēta šāda situācija: viens vilciens; viens autobuss; vilciena un autobusa trajektorijās ir krustojuma punkts. Šajā situācijā ANN sastāv no četriem ieejas un diviem izvades slāņiem. Datu kopas katrs elements apmācības procesa laikā tiek nosūtīts uz ANN ieejas slāni. Kad tiek aprēķinātas ātruma izmaiņas Δv_1 un Δv_2 vilcienam un autobusam, šīs vērtības tiek novērtētas, izmantojot TF. Tika veikts arī ANN pašmācības eksperiments. Eksperimenta pamatā bija arī bīstamības līmeņa novērtējums. Tika ievadītas divu objektu koordinātas un ātrums. Izstrādātā sistēma aprēķina iespējamo krustojuma punktu un sadursmes varbūtību. Ja sadursmes varbūtība ir lielāka, nekā norādīts, tad sistēma cenšas samazināt sadursmes varbūtību, minimāli mainot ātrumu. Veikta algoritma eksperimentāla pārbaude vairāku UEV sadursmju novēršanas uzdevumam (5.2. att.). Eksperimenta galvenā ideja bija iestatīt vienādas mērķa punkta koordinātas trim dažādiem bezpilota lidaparātiem (UAV) un pārlicināties, ka piedāvātais algoritms darbojas pareizi un UAV nesadursies.



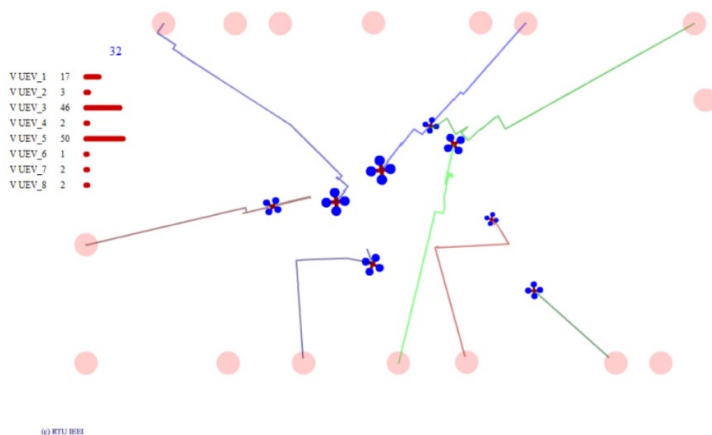
5.2. att. Elektrotransporta sadursmes varbūtības novērtēšanas un minimizēšanas ar neironu tīklu algoritma eksperiments.

Rezultātā trīs UAV sasniedza mērķa punkta koordinātas bez sadursmes, un katrs no tiem bija mainījis tikai vienu mērķa koordinātu – augstumu saskaņā ar izstrādāto algoritmu. Eksperimenti liecina, ka ANN ir noderīgs sadursmes varbūtības samazināšanas uzdevumos.

Elektrotransporta sadursmes varbūtības nepārraudzītas novērtēšanas un minimizēšanas ar jauno imūno neironu tīklu algoritma eksperimentālo pētījumu rezultāti. Tika veikti trīs dažādi eksperimenti, lai pierādītu piedāvātā algoritma efektivitāti. Par paraugu pirmajam datoreksperimentam tika ņemta pilsētas transporta sistēmas reālā daļa. INN ieejas dati ir visu UEV kustības ātrums un to attālums līdz krustojuma punktam, ieskaitot savu UEV. Saskaņā ar šiem datiem katrs UEV apmāca savu INN, lai iegūtu ātruma izmaiņas, kas atbilst mērķa funkcijai. Lēmums paātrināt vai bremsēt ir regulējams ar īpašu sadursmes jutības indeksu. Pašapmācības algoritma sākumā pirma svaru kopa, kas atbilst mērķa funkcijai, tiek saglabāta neironu atmiņā. Maksimālais apmācības iterāciju skaits = 200. Ja, sasniedzot maksimālo iterāciju skaitu, risinājums joprojām nav atrasts, tiek pieņemts lēmums samazināt ātrumu. Tika salīdzināta trīs transporta vadības veidu izmantošana: simulācijas laikā bez

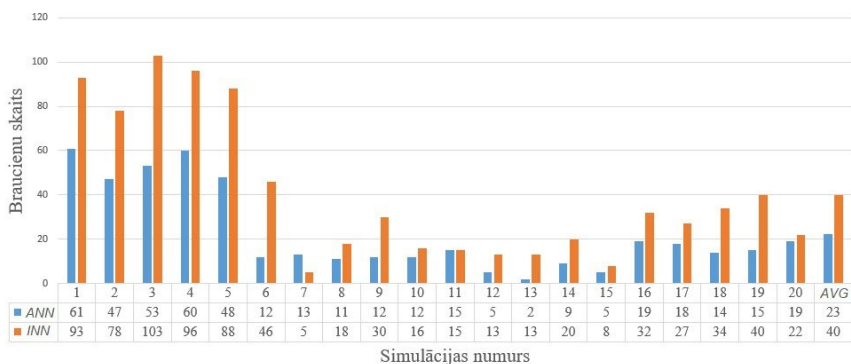
vadības kontroles tika konstatētas 110 sadursmes. Simulācijas laikā ar *ANN* tika konstatētas 19 sadursmes. Simulācijas laikā ar jaunu *INN* sadursmes netika konstatētas.

Otrais eksperiments tika veikts astoņu bezpilota lidaparātu grupai, katra simulācija bija 10 minūtes gara (5.3. att.). Katram *UAV* ir savs izmērs un ātrums, taču šie parametri simulāciju laikā netika mainīti. *UAV* varēja mainīt kustības trajektoriju (*XY* koordinātas) vai ātrumu, lai novērstu sadursmes. Piedāvātais modelis simulē reālu transportlīdzekļu uzvedību, tāpēc to lēmumi un izvades dati atšķiras. Datu saņemšanas aizkaves un kļūdas tika izmantotas, lai reproducētu reālā laika eksperimenta apstākļus. Šajā eksperimentā tika salīdzināta trīs transporta kontroles veidu izmantošana. Vidēji astoņi bezpilota lidaparāti veica 419 braucienus, un 10 minūšu simulācijas laikā bez kustības kontroles tika konstatētas 60 sadursmes. Simulāciju laikā ar *ANN* un ierosināto jauno *INN* sadursmju skaits tika samazināts līdz nullei.



5.3. att. Elektrotransporta sadursmes varbūtības nepārraudzītas novērtēšanas un minimizēšanas ar jauno imūno neironu tīklu algoritma eksperiments.

Simulāciju laikā ar *INN* braucienu skaits bija gandrīz divreiz lielāks nekā simulācijās ar *ANN* (5.4. att.). Datorsimulāciju rezultāti liecina, ka *INN* ir efektīvs sadursmju varbūtības minimizēšanā, vienlaikus samazinot nepieciešamo aprēķina laiku un palielinot braucienu skaitu.



5.4. att. Rezultātu salīdzinājums, balstīts konstatētu braucienu skaitā simulācijas laikā.

Ir nepieciešams izvēlēties atbilstošus *INN* sistēmas parametrus, jo arī tie ietekmē rezultātu. Trešā eksperimenta mērķis bija salīdzināt simulācijas rezultātus ar dažādiem parametru kopām un izprast to ietekmi uz izejas datiem. Salīdzinājums sniegts promocijas darbā.

Secinājumi

Analizējot iegūtos rezultātus, var secināt, ka promocijas darba mērķis ir sasniegts.

1. Veikta pētījumu analīze. Tā parāda, ka, neraugoties uz lielo izgudrojumu skaitu, izstrādātās sistēmas bezapkalpes elektrotransportlīdzekļu vadībai neizpilda drošības uzdevumu pilnībā. Tāpēc tēma par transporta drošības uzlabojumu, izmantojot mākslīgā intelekta sistēmas, joprojām ir aktuāla.
2. Veikta centralizēto, decentralizēto un dalīto sistēmu modeļu salīdzināšana. Salīdzinājuma rezultāti liecina, ka dalītā sistēma ir labāka nekā centralizēta vai decentralizēta. Dalītie modeļi ir vieglāk realizējami, tajos ir mazāk komponentu, tie ir lētāki infrastruktūras īpašniekam, tie nav pieslēgti konkrētajai zonai, tiem ir arī samazināts reaģēšanas laiks un samazināts sistēmas atteices risks. Tāpēc šajā pētījumā tika izmantota dalītās sistēmas struktūra.
3. Izstrādāta un aprakstīta piedāvātās sistēmas struktūra. Visas funkcijas veic katrā elektrotransportlīdzeklī integrētais mikrokontroleris jeb iegultais dators, kurā tiek veikts objekta atpazīšanas process un riska novērtēšana, kā arī iespēju izvērtēšana un lēmumu pieņemšana par nepieciešamo kustības parametru maiņu. Šāds risinājums palīdz samazināt datu apstrādes laiku, jo nav nepieciešamības pārsūtīt datus uz kopējo centru un atpakaļ.
4. Sistēmas struktūra tika iedalīta apakšsistēmās, lai labāk izprastu konkrētus procesus:
 - a) divas apakšsistēmas tika balstītas zināmajās metodēs: mākslīgā neironu tīkla (*ANN*) pārraudzītai sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai un konvolūcijas neironu tīkls (*CNN*) objektu atpazīšanai;
 - b) trešo apakšsistēmu – imūnā neironu tīklā (*INN*) balstītu mašīnmācības tehnoloģija drošai bezpilota transportlīdzekļa kontrolei – autors izstrādāja šī pētījuma gaitā.Šajā pētījumā ir iekļauts arī tradicionālais neironu tīkls, lai salīdzinātu tā rezultātus ar izstrādātā jaunā *INN* imūnā neironu tīkla rezultātiem. Mērķis bija izdarīt secinājumus par to, vai jaunais tīkls ir labāks vai sliktāks par tradicionālo.
5. Izstrādātie matemātiskie modeļi tika sadalīti atbilstoši uzdevumiem:
 - a) modeļi objektu un signālu atpazīšanas uzdevumam;
 - b) modeļi sadursmes varbūtības novērtēšanas un iespējamā krustojuma punkta aprēķināšanas uzdevumam;
 - c) modeļi sadursmes varbūtības minimizēšanas uzdevumam.
6. Izstrādāti vairāki algoritmi:
 - a) izstrādātais imūnā neironu tīkla algoritms nepārraudzītas sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas

un novēršanas uzdevumam ir jauns algoritms, to paredzēts izmantot elektrotransportlīdzekļu bezpilota vadībai;

- b) visi pārējie algoritmi tiek izmantoti kā palīgmetodes elektrotransportlīdzekļu drošai bezpilota vadībai.
7. Izstrādāti un aprakstīti vairāki prototipi un datormodeļi, kas bija izmantoti, lai pārbaudītu izstrādātos algoritmus un atrisinātu šādus uzdevumus:
 - a) luksofora sarkanā signāla atpazīšana;
 - b) objektu atpazīšana;
 - c) sadursmes varbūtības novērtēšana un minimizēšana;
 - d) nepārraudzīta sadursmes varbūtības novērtēšana un minimizēšana.
8. Izstrādāta un aprakstīta bezpilota elektrotransportlīdzekļa sadursmju novēršanas ierīces ar neuzraudzītu imūnatmiņu elektriskā shēma, kuras pamatā ir viens borta dators. Elektriskā shēma izstrādāta *UEV* – kvadrokopteram, taču to var pielāgot un lietot arī cita veida elektrotransportam, jo izstrādātā sadursmju novēršanas iekārta ir daudzfunkcionāla un izmantojama ar dažāda veida elektrotransportlīdzekļiem.
9. Veikts *ANN* un *INN* balstītu algoritmu salīdzinājums, ņemot vērā ietekmi uz satiksmes drošību un lēmuma aprēķināšanai nepieciešamo laiku, kur *INN* sniedz labākus rezultātus, kas aprakstīti nākamajos secinājumos. Rezultāti apstiprina definēto hipotēzi – imūnais neironu tīkls var pieņemt vadības lēmumus, lai novērstu transportlīdzekļu sadursmes ar labāku veikspēju nekā tradicionālais neironu tīkls šajā uzdevumā.

Promocijas darba gaitā veiktie eksperimenti un iegūtie rezultāti ļauj izdarīt vairākus secinājumus.

1. Izstrādātais luksofora sarkanā signāla atpazīšanas metodes algoritms var bez kļūdām atšķirt sarkano signālu no citiem signāliem pēc sistēmas apmācības.
2. *CNN* ir piemērota metode objektu atpazīšanas procesam elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumam. *CNN* ir iepriekš jāapmāca, lai samazinātu nepieciešamo aprēķina laiku.
3. Sadursmes varbūtība ir atkarīga no attāluma līdz krustojuma punktam, pieejamā reaģēšanas laika un transportlīdzekļu ātrumiem.
4. *ANN* metode un algoritms ir piemēroti sadursmes varbūtības novērtēšanai un minimizēšanai elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumā. Ir iespējams izmantot iepriekš apmācītu *ANN* vai pašapmācību.
5. Jauna *INN* balstīta mašīnmācīšanās tehnoloģija bezpilota drošai transportlīdzekļa vadībai ir piemērota arī sadursmes varbūtības novērtēšanas un minimizēšanas uzdevumam. Piedāvātais *INN* nav iepriekš jāapmāca. Sadursmes varbūtības minimizēšanas procesu var sākt pat ar tukšu imūno atmiņu.
6. Piedāvāto *INN* var izmantot, lai samazinātu sadursmes varbūtību, uzlabojot bezpilota transporta drošību un paātrinot datu apstrādi reālā laika apstākļos ar minimālu novirzi no uzdevuma izpildes.

7. Izstrādātais *INN* balstītais algoritms ir daudzfunkcionāls, to var izmantot dažāda veida elektrotransportlīdzekļu vadības sistēmās. Atkarībā no elektrotransportlīdzekļa specifikācijas sistēma var apgūt dažādus ieejas parametrus, piemēram, ātrumu, atrašanās vietu un kustības trajektoriju, kā arī izsniegt dažādus izvades datus, piemēram, nepieciešamo ātruma vai kustības virziena maiņu.
8. Izstrādātais *INN* ir labāks par tradicionālo *ANN* elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumā, jo ar *INN* tiek samazināts sadursmju skaits, kas nodrošina drošāku transportēšanas procesu. Datorsimulācijas rezultāts liecina, ka eksperimenta laikā, kad *UEV* spēja mainīt tikai savu ātrumu, bet ne kustības trajektoriju, 30 minūšu ilgās simulācijas laikā ar *ANN* tika konstatētas 19 sadursmes, savukārt simulācijas laikā ar piedāvāto *INN* sadursmes netika konstatētas.
9. Piedāvātais *INN* ir labāks par tradicionālo *ANN* elektrotransporta bīstamo situāciju atpazīšanas un novēršanas uzdevumā, jo ar *INN* tiek samazināts aprēķinu laiks, kas rada lielāku drošu braucienu skaitu. Datorsimulāciju rezultāti, kuros *UEV* spēja mainīt savu ātrumu un kustības trajektoriju:
 - a) bez datu pārraides kavējumiem un kļūdām – *INN* izmantošana palīdz palielināt braucienu skaitu par 70 %, salīdzinot ar tradicionāla *ANN* izmantošanu;
 - b) ar datu pārraides kavējumiem un neatbilstošu maksimālo attālumu līdz citam *UEV*, lai sāktu avārijas novēršanu – *INN* izmantošana palīdz palielināt braucienu skaitu par 92 %, salīdzinot ar tradicionāla *ANN* izmantošanu, un samazināt sadursmju skaitu par 25 %, salīdzinot ar tradicionāla *ANN* izmantošanu;
 - c) ar datu pārraides kavējumiem un atbilstošu maksimālo attālumu līdz citam *UEV*, lai sāktu avārijas novēršanu – *INN* izmantošana palīdz palielināt braucienu skaitu par 100 %, salīdzinot ar tradicionāla *ANN* izmantošanu;
 - d) ar datu pārraides kavējumiem un kļūdām – *INN* izmantošana palīdz palielināt braucienu skaitu par 82 %, salīdzinot ar tradicionāla *ANN* izmantošanu.
10. Rezultātu ietekmē arī *INN* sistēmas parametri. Nav iespējams precīzi noteikt, kuras parametru vērtības ir labākās, jo izejas dati ir atkarīgi no neparedzamiem parametriem, piemēram, kļūdām un aizkavēm. *INN* sistēmas parametriem jābūt regulējamiem atkarībā no situācijas.

Nākotnes pētniecības perspektīvas

1. Kiberdrošības un signāla vai sakaru zuduma tēma šajā pētījumā netika izskatīta. Tā tiek uzskatīta par perspektīvu turpmākiem zinātniskiem pētījumiem.
2. Nepieciešams izstrādāt atrašanās vietas un ātruma prognozēšanas algoritmus, lai turpinātu aprēķinu, ja datu saņemšana aizkavējas.
3. Simulāciju rezultāti liecina, ka *INN* samazina iterāciju skaitu un aprēķinu laiku. Jāizanalizē, vai tas ir pietiekami, lai izmantotu *INN* mazjaudas sistēmās.
4. Nepieciešams veikt eksperimentus, izmantojot vairākus mikrokontrolerus, kas imitēs elektrotransportlīdzekļu uzvedību, un salīdzināt eksperimentu rezultātus ar šajā pētījumā aprakstītiem.

Izmantotie informācijas avoti

- [1] S. De Nadai u.c. Enhancing safety of transport by road by on-line monitoring of driver emotions. 2016 11th System of Systems Engineering Conference (SoSE): Konferences materiāli, Kongsberga, Norvēģija, 2016. g., 1.–4. lpp., doi: 10.1109/SYSOSE.2016.7542941.
- [2] A. Nikolajevs, M. Mezītis. Level crossing time prediction. 2016 57th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University (RTUCON): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 2016. g., 1.–3. lpp., doi: 10.1109/RTUCON.2016.7763105.
- [3] R. Sell, A. Nīkitenko, A. Žiravecka, K. Berkolds, K. Vītols, P. Czekalski. Unmanned Electrical Vehicles and Autonomous System Simulation. Rīga, Latvija, 2021. g., 212. lpp. ISBN 978-9934-22-667-0. e-ISBN 978-9934-22-668-7.
- [4] R. Donato. Research of Parallel Computing Neuro-fuzzy Networks for Unmanned Vehicles. Promocijas darbs. Rīga, Latvija, 2021. g., 249. lpp.
- [5] “Tesla Model S That Crashed Into Fire Truck Had Autopilot Engaged”, 2019. g., [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.consumerreports.org/car-safety/tesla-model-s-that-crashed-into-fire-truck-had-autopilot-engaged/>.
- [6] “Field testing a new delivery system with Amazon Scout”, 2019. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://blog.aboutamazon.com/transportation/meet-scout>.
- [7] “‘Project Titan’ Apple Car may have wide sliding doors and an adaptive stability system”, 2019. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://appleinsider.com/articles/19/08/20/project-titan-apple-car-may-have-wide-sliding-doors-and-an-adaptive-stability-system>.
- [8] “Current topics from the world of Audi”, 2023. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.audi.com/en/experience-audi/mobility-and-trends/iaa-2019.html>.
- [9] “NVIDIA DRIVE End-to-End Platform for Software-Defined Vehicles”, 2023. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.nvidia.com/en-us/self-driving-cars/drive-platform/>.
- [10] “40+ Corporations Working On Autonomous Vehicles”, 2020. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.cbinsights.com/research/autonomous-driverless-vehicles-corporations-list/>.
- [11] “Dual Motor Model S and Autopilot”, 2014. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.tesla.com/blog/dual-motor-model-s-and-autopilot>.
- [12] “Dual Motor Model S and Autopilot”, 2019. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.forbes.com/sites/greggardner/2019/09/03/ntsb-finds-teslas-autopilot-failed-in-2018-crash-with-fire-truck/#53e34a2d6b96>.
- [13] “Driver Errors, Advanced Driver Assistance System Design, Led to Highway Crash”, 2019. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.ntsb.gov/news/press-releases/Pages/NR20190904.aspx>.
- [14] “SharkSpotter combines AI and drone technology to spot sharks and aid swimmers on Australian beaches”, 2018. g. [Tiešsaistē]. Pieejams:

- <http://theconversation.com/sharkspotter-combines-ai-and-drone-technology-to-spot-sharks-and-aid-swimmers-on-australian-beaches-92667>.
- [15] “Amazon delivered its first customer package by drone”, 2016. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://eu.usatoday.com/story/tech/news/2016/12/14/amazon-delivered-its-first-customer-package-drone/95401366/>.
- [16] “Safran group”, 2023. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.safran-group.com>.
- [17] “Tesla Deaths”, 2023. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.tesladeaths.com/>.
- [18] A. Kornejevs, M. Gorobece. 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): Konferences materiāli, Rīga, Latvija, 2020. g. ISBN 978-1-7281-9511-7. e-ISBN 978-1-7281-9510-0. Pieejams: doi:10.1109/RTUCON51174.2020.9316556.
- [19] Dong Hwa Kim un Kyu Young Lee. Neural networks control by immune network algorithm based auto-weight function tuning. 2002 International Joint Conference on Neural Networks: Konferences materiāli, Honolulu, ASV, 2002. g., 1469.–1474. lpp. doi: 10.1109/IJCNN.2002.1007734.
- [20] Li Y., Feng W., Zhu X.K., Tan K.C., Guan X. un Ang K.H. PIDeasy and automated generation of optimal PID controllers. 3rd Asia-Pacific Conference on Control and Measurement: Konferences materiāli, Dunhuang, Ķīna, 1998. g., 29.–33. lpp.
- [21] K. J. Astrom un T. Hagglund. PID Controllers: Theory, Design, and Tuning, 2nd Edition. ISA, 1995. g.
- [22] Haykin S. Neural networks. A comprehensive foundation, Second edition, 2006. g. 842 lpp.
- [23] R. Pasti un L. Nunes de Castro. A Neuro-Immune Network for Solving the Traveling Salesman Problem. The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings: Konferences materiāli, Vankūvera, Kanada, 2006. g., 3760.–3766. lpp., doi: 10.1109/IJCNN.2006.247394.
- [24] D. Wang, C. Huo, Z. Tong, Y. Yang un Y. Wang. Research on Vehicle Anti-collision Algorithm Based on Fuzzy Control. 2019 Chinese Control And Decision Conference (CCDC): Konferences materiāli, Nanchang, Ķīna, 2019. g., 2361.–2366. lpp., doi: 10.1109/CCDC.2019.8833461.
- [25] Z. Liu, J. Chen, F. Lan, H. Xia. Methodology of hierarchical collision avoidance for high-speed self-driving vehicle based on motion-decoupled extraction of scenarios. IET Intelligent Transport Systems, 2020. g., 172.–181. lpp.
- [26] C. Rosales, J. Gimenez, F. Rossomando, C. Soria, M. Sarcinelli-Filho un R. Carelli. UAVs Formation Control With Dynamic Compensation Using Neuro Adaptive SMC. 2019 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS): Konferences materiāli, Atlanta, ASV, 2019. g., 93.–99. lpp., doi: 10.1109/ICUAS.2019.8798282.
- [27] L. Ling, Y. Niu un H. Zhu. Lyapunov method-based collision avoidance for UAVs. The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC): Konferences materiāli, Cjindao, Ķīna, 2015. g., 4716.–4720. lpp., doi: 10.1109/CCDC.2015.7162758.

- [28] M. Gorobecs. Research of the genetic algorithms for optimal control of electric transport. Promocijas darbs, Latvija, Rīga, 2008. g.
- [29] S. Roelofsen, A. Martinoli un D. Gillet. 3D collision avoidance algorithm for Unmanned Aerial Vehicles with limited field of view constraints. 2016 IEEE 55th Conference on Decision and Control (CDC): Konferencēs materiāli, Las Vegas, ASV, 2016. g., 2555.–2560. lpp., doi: 10.1109/CDC.2016.7798647.
- [30] R. Ke, Z. Li, J. Tang, Z. Pan un Y. Wang. Real-Time Traffic Flow Parameter Estimation From UAV Video Based on Ensemble Classifier and Optical Flow. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2019. g. 54.–64. lpp., doi: 10.1109/TITS.2018.2797697.
- [31] Samarjit Kar, Sujit Das, Pijush Kanti Ghosh. Applications of neuro fuzzy systems: A brief review and future outline. Applied Soft Computing. 2014. g., 243.–259. lpp., ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.10.014>.
- [32] S. V. Ioannou, A. T. Raouzaïou, V. A. Tzouvaras, R. P. Mailis, K. C. Karpouzis, S. D. Kollias. Emotion recognition through facial expression analysis based on aneuro fuzzy network. Neural Networks 18. 2005. g., 423.–435. lpp.
- [33] N. M. Thanh, M. S. Chen. Image denoising using adaptive neuro-fuzzy system. IAENG International Journal of Applied Mathematics 36. 2007 g.
- [34] Y. Chakrapani, K. Soundararajan. Adaptive neuro-fuzzy inference system based fractal image compression. International Journal of Recent Trends in Engineering 2. 2009. g., 47.–51. lpp.
- [35] V. John, K. Yoneda, Z. Liu un S. Mita. Saliency Map Generation by the Convolutional Neural Network for Real-Time Traffic Light Detection Using Template Matching. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2015. g. 159.–173. lpp. doi: 10.1109/TCI.2015.2480006.
- [36] M. Z. Abedin, P. Dhar un K. Deb. Traffic Sign Recognition using SURF: Speeded up robust feature descriptor and artificial neural network classifier. 2016 9th International Conference on Electrical and Computer Engineering (ICECE): Konferencēs materiāli, Daka, Bangladeša, 2016. g., 198.–201. lpp., doi: 10.1109/ICECE.2016.7853890.
- [37] R. Qian, Q. Liu, Y. Yue, F. Coenen un B. Zhang. Road surface traffic sign detection with hybrid region proposal and fast R-CNN. 2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD): Konferencēs materiāli, Čanša, Ķīna, 2016. g., 555.–559. lpp., doi: 10.1109/FSKD.2016.7603233.
- [38] Z. Yi, Y. Wang, D. Tian, G. Lu un H. Xia. A Road Safety Evaluation Method Based on Clustering Neural Network. 2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing: Konferencēs materiāli, Haikou, Ķīna, 2010. g., 108.–111. lpp., doi: 10.1109/ICOIP.2010.60.
- [39] L. Nassar un F. Karray. Fuzzy Logic in VANET context aware Congested Road and Automatic Crash Notification. 2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE): Konferencēs materiāli, Vankūvera, Kanada, 2016. g., 1031.–1037. lpp., doi: 10.1109/FUZZ-IEEE.2016.7737801.

- [40] R. Qian, Y. Yue, F. Coenen un B. Zhang. Traffic sign recognition with convolutional neural network based on max pooling positions. 2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD): Konferences materiāli, Čaņa, Ķīna, 2016. g., 578.–582. lpp., doi: 10.1109/FSKD.2016.7603237.
- [41] W. Zhang, L. Chen, W. Gong, Z. Li, Q. Lu un S. Yang. An Integrated Approach for Vehicle Detection and Type Recognition. 2015 IEEE 12th Intl Conf on Ubiquitous Intelligence and Computing and 2015 IEEE 12th Intl Conf on Autonomic and Trusted Computing and 2015 IEEE 15th Intl Conf on Scalable Computing and Communications and Its Associated Workshops (UIC-ATC-ScalCom): Konferences materiāli, Pekina, Ķīna, 2015. g., 798.–801. lpp., doi: 10.1109/UIC-ATC-ScalCom-CBDCCom-IoP.2015.157.
- [42] R. Ghosh, A. Mishra, G. Orchard un N. V. Thakor. Real-time object recognition and orientation estimation using an event-based camera and CNN. 2014 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS): Konferences materiāli, Lozana, Šveice, 2014. g., 544.–547. lpp., doi: 10.1109/BioCAS.2014.6981783.
- [43] D. C. Cireşan, U. Meier, L. M. Gambardella un J. Schmidhuber. Convolutional Neural Network Committees for Handwritten Character Classification. 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition: Konferences materiāli, Pekina, Ķīna, 2011. g., 1135.–1139. lpp., doi: 10.1109/ICDAR.2011.229.
- [44] L. Chen, X. Guo un C. Geng. Human face recognition based on adaptive deep Convolution Neural Network. 2016 35th Chinese Control Conference (CCC): Konferences materiāli, Čendu, Ķīna, 2016. g., 6967.–6970 lpp., doi: 10.1109/ChiCC.2016.7554454.
- [45] A. Tuama, F. Comby un M. Chaumont. Camera model identification with the use of deep convolutional neural networks. 2016 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security (WIFS): Konferences materiāli, Abū Dabī, Apvienotie Arābu Emirāti, 2016. g., 1.–6. lpp., doi: 10.1109/WIFS.2016.7823908.
- [46] C. D. Huang, C. Y. Wang un J. C. Wang. Human action recognition system for elderly and children care using three stream ConvNet. 2015 International Conference on Orange Technologies (ICOT): Konferences materiāli, Honkonga, Ķīna, 2015. g., 5.–9. lpp., doi: 10.1109/ICOT.2015.7498476.
- [47] H. Guan, W. Xingang, W. Wenqi, Z. Han un W. Yuanyuan. Real-time lane-vehicle detection and tracking system. 2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC): Konferences materiāli, Yinchuan, Ķīna, 2016. g., 4438.–4443. lpp., doi: 10.1109/CCDC.2016.7531784.
- [48] S. Rawat, Z. A. Faridi un P. Kumar. Analysis and proposal of a novel approach to collision detection and avoidance between moving objects using artificial intelligence. 2016 International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART): Konferences materiāli, Moradabad, Indija, 2016. g., 135.–138. lpp., doi: 10.1109/SYSMART.2016.7894505.

- [49] J. A. Douthwaite, A. De Freitas un L. S. Mihaylova. An interval approach to multiple unmanned aerial vehicle collision avoidance. 2017 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF): Konferences materiāli, Bonna, Vācija, 2017. g., 1.–8. lpp., doi: 10.1109/SDF.2017.8126384.
- [50] R. Darío Fonnegra Tarazona, F. R. Lopera and G. -D. G. Sánchez. Anti-collision system for navigation inside an UAV using fuzzy controllers and range sensors. 2014 XIX Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision: Konferences materiāli, Armēnija, Kolumbija, 2014. g., 1.–5. lpp., doi: 10.1109/STSIVA.2014.7010153.
- [51] Ģ. Staņa, V. Bražis, P. Apse-Apsītis. Virtual energy simulation of induction traction drive test bench. 2014 IEEE 2nd Workshop on Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE): Konferences materiāli, Viļņa, Lietuva, 2014. g., 1.–6. lpp., doi: 10.1109/AIEEE.2014.7020330.
- [52] L. Ribickis, M. Gorobecs, A. Ļevčenkovs. Neuro-Immune Algorithm for Embedded Real-Time Control System in Transport Safety Tasks. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 2018. g., 251.–265. lpp. ISSN 0922-6389. e-ISSN 1879-8314. Pieejams: doi:10.3233/978-1-61499-929-4-251.
- [53] R. Fuller. *Neuro-Fuzzy Methods for Modeling & Fault Diagnosis*, Lisabona, Portugāle, 2001. g., 77 lpp.
- [54] K. Li. The Challenges and Potential of Risk Assessment for Active Safety of Unmanned Tram. 2018 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS): Konferences materiāli, Hangdžou, Ķīna, 2018. g., 22.–27. lpp., Pieejams: doi: 10.1109/ICCAIS.2018.8570696.
- [55] R. Ke, Z. Li, J. Tang, Z. Pan un Y. Wang. Real-Time Traffic Flow Parameter Estimation From UAV Video Based on Ensemble Classifier and Optical Flow. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019. g., 54.–64. lpp., Pieejams: doi: 10.1109/TITS.2018.2797697.
- [56] A. Korņejevs, M. Gorobecs, 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. g., 62.–70. lpp. ISSN 2255-9140. e-ISSN 2255-9159. Pieejams: doi:10.2478/ecce-2019-0009.
- [57] G. Strupka. Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle to Supervise Applications for Civil and Power Engineering Tasks. 17th International Symposium “Topical Problems in the Field of Electrical and Power Engineering” and “Doctoral School of Energy and Geotechnology III”: Konferences materiāli, Kuresāre, Igaunija, 2018. g., 149.–152. lpp. ISBN 978-9949-832-13-2.
- [58] M. Mofaddel, D. Tavangarian. *A Distributed System with a Centralized Organization*, Rostoka, Vācija, 1997. g.
- [59] R. Dewan, N. Pahuja, S. Kukreja. Distributed operating system – an overview, *International Journal of Research (IJR)* Vol-1, Issue-10, 2014. g.
- [60] P. Graybeal, M. Franklin, D. Cooper. *Principles of accounting*, Vol. 2: Managerial Accounting, 2019. g.

- [61] Z. Alom Md, M. Taha Tarek, C. Yakopcic C, S. Westberg, P. Sidike, S. Nasrin Mst, M. Hasan, B.C. Van Essen, A. S. Awwal Abdul, K. Asari Vijayan. A State-of-the-Art Survey on Deep Learning Theory and Architectures. 2019. g. Pieejams: <https://doi.org/10.3390/electronics8030292>.
- [62] G.E. Hinton, S. Osindero, Y.-W. The. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Comput.* 2006. g., 1527.–1554. lpp.
- [63] V. Nair, G.E. Hinton. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10): Konferences materiāli, Haifa, Izraēla, 2010. g., 807.–814. lpp.
- [64] Y. Hu, G.-K. Park. Collision risk assessment based on the vulnerability of marine accidents using fuzzy logic. *International Journal of Naval Architecture and Ocean Engineering.* 2020. g., 541.–551. lpp. 10.1016/j.ijnaoe.2020.06.005.
- [65] B. Sahin un Y. Senol. A Novel Process Model for Marine Accident Analysis by using Generic Fuzzy-AHP Algorithm. *Journal of Navigation.* 2014. g., 162.–183. lpp, 10.1017/S0373463314000514.
- [66] B.Sahin un T.-L. Yip. Shipping technology selection for dynamic capability based on improved Gaussian fuzzy AHP model. *Ocean Engineering.* 2017. g., 233.–242. lpp., 10.1016/j.oceaneng.2017.03.032.
- [67] T. Chen, E. Grabs, E. Pētersons, D. Efrosinin, A. Ipatovs, N. Bogdanovs, D. Rjazanovs. Multiclass Live Streaming Video Quality Classification Based on Convolutional Neural Networks. *Automatic Control and Computer Sciences*, 2022. g., 455.–466. lpp., ISSN 0146-4116. e-ISSN 1558-108X. Pieejams: doi:10.3103/S0146411622050029.
- [68] E. Grabs, E. Pētersons, D. Efrosinin, A. Ipatovs, J. Klūga, V. Sturm. Accuracy evaluation of supervised machine learning classification models for wireless network traffic. *International Journal of Communication Networks and Distributed Systems*, 2022. g., 655.–678. lpp.
- [69] A. Bondarenko. Development of Knowledge Extraction Methodology from Trained Artificial Neural Networks. *Promocijas darbs. Rīga, Latvija*, 2020. g. 158 lpp.
- [70] I. Namatevs, K. Sudars, I. Polaka. Automatic Data Labeling by Neural Networks for the Counting of Objects in Videos. *Procedia Computer Science. Vol. 149: ICTE in Transportation and Logistics 2018 (ICTE 2018), Klaipeda, Lietuva*, 2019. g., 151.–158. lpp., ISSN 1877-0509. Pieejams: doi:10.1016/j.procs.2019.01.118.
- [71] R. Kadikis R. Efficient Methods for Detection and Characterization of Moving Objects in Video. *Promocijas darbs, Rīga, Latvija*, 2018. g., 132 lpp.
- [72] J. Kreicbergs, J. Smirnovs, A. Lāma, J. Smirnovs, A. Zariņš. Road Traffic Safety Development Trends in Latvia. *The Baltic Journal of Road and Bridge Engineering*, 2021. g., Vol. 16, No. 4, 58.–78. lpp. ISSN 1822-427X. e-ISSN 1822-4288. Pieejams: doi:10.7250/bjrbe.2021-16.539.
- [73] V. Āmare, J. Smirnovs. Road Traffic Safety Analysis of Different Junction Types on the State Roads. *Materials Science and Engineering: Konferences materiāli*, 2021. g., ISSN 1757-8981. e-ISSN 1757-899X. Pieejams: doi:10.1088/1757-899X/1202/1/012034/pdf.

- [74] A. Bitiņš, J. Maklakovs, R. Bogdane, R. Chatys, V. Šestakovs. Using Adverse Event Pyramids to Assess Probabilities in Airline Safety Management. *Transactions on Aerospace Research*, 2021. g., 71.–83. lpp. e-ISSN 2545-2835. Pieejams: doi:10.2478/tar-2021-0012.
- [75] V. Jasiuniene, D Cigas. Analysis of Older Pedestrian Accidents: A Case Study of Lithuania. *The Baltic Journal of Road and Bridge Engineering*, 2020. g., 147.–160. lpp., ISSN 1822-427X. e-ISSN 1822-4288. Pieejams: doi:10.7250/bjrbe.2020-15.465.
- [76] V. Jasiuniene, R. Vaiskunaite. Road Safety Assessment Considering the Expected Fatal Accident Density. *The Baltic Journal of Road and Bridge Engineering*, 2020. g., 31. – 48. lpp. ISSN 1822-427X. e-ISSN 1822-4288. Pieejams: doi:10.7250/bjrbe.2020-15.471.
- [77] N. Dung. Developing Models for Managing Drones in the Transportation System in Smart Cities. *Electrical, Control and Communication Engineering*, 2019. lpp. 71.–78. lpp. ISSN 2255-9140. e-ISSN 2255-9159. Pieejams: doi:10.2478/ecce-2019-0010.
- [78] D. Bušs, K. Abishev, A. Baltabekova. Driver's Reliability and Its Effect on Road Traffic Safety. *ICTE in Transportation and Logistics 2018 (ICTE 2018): Konferencēs materiāli*, Klaipēda, Lietuva, 2019. g., 463.–466. lpp. ISSN 1877-0509. Pieejams: doi:10.1016/j.procs.2019.01.163.
- [79] J. Freimane, M. Mezītis, F. Mihailovs. Maneuver Movements' Safety Increase Using Maneuver Locomotive Identification and Distance Control. *Procedia Computer Science: Konferencēs materiāli*, 2017. g., 375.–379. lpp. ISSN 1877-0509. Pieejams: doi:10.1016/j.procs.2017.01.148.
- [80] M. Gorobecs, A. Ļevčēnkovs. Intelligent Electric Vehicle Motion and Crossroad Control Using Genetic Algorithms. *Proceedings of 10th International Conference on Intelligent Technologies in Logistics and Mechatronics Systems (ITELMS): Konferencēs materiāli*, Panevėža, Lietuva, 2015. g., 1.–6. lpp.
- [81] “Elon Musk says next year's Tesla cars will be able to self-drive 90 percent of the time”, 2014. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.theverge.com/2014/10/2/6894875/elon-musk-says-next-years-tesla-cars-will-be-able-to-self-drive-90-percent-of-the-time>.
- [82] “Elon Musk says Tesla’s fully autonomous cars will hit the road in 3 years”, 2015. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.businessinsider.com/elon-musk-on-tesla-autonomous-cars-2015-9>.
- [83] “Elon Musk’s road to Twitter is paved with broken promises”, 2022. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.washingtonpost.com/technology/2022/04/15/elon-musk-promises/>.
- [84] “Elon Musk is ‘extremely confident’ Tesla will release full autonomy in ‘some jurisdictions’ next year”, 2020. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://electrek.co/2020/12/02/elon-musk-extremely-confident-tesla-release-full-autonomy-some-jurisdictions-2021/>.
- [85] “Elon Musk is once again promising Teslas will drive themselves in the near future — a claim he's been making since at least 2015”, 2022. g. [Tiešsaistē]. Pieejams:

- <https://www.businessinsider.com/elon-musk-history-of-full-self-driving-promise-2022-1>.
- [86] “Elon Musk Promises Full Self-Driving Teslas in 2022”, 2022. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.thestreet.com/lifestyle/cars/elon-musk-promises-full-self-driving-teslas-in-2022>.
- [87] M. Erskine, D. Milburn. Digital Train Control Functional Safety For AI Based Systems. Proceedings of International Railway Safety Council Conference: Konferences materiāli, 2019. g. Pērta, Austrālija.
- [88] Railway Gazette, SNCF targets autonomous trains in five years, 2018. g.
- [89] “Germany to introduce driverless trains by 2023”, 2016. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://www.themanufacturer.com/articles/germany-to-introduce-driverless-trains-by-2023/>.
- [90] Smart Rail World, DB tells staff and unions to prepare for driverless operations by 2021, 2016. g.
- [91] A. Simmons, N. Furness, The main line ATO journey, IRSE News, Issue 251, 2019. g.
- [92] “Latvijas nacionālais terminoloģijas portāls”, 2023. g. [Tiešsaistē]. Pieejams: <https://termini.gov.lv/>.



Anna Beinaroviča dzimusi 1989. gadā Daugavpilī. Rīgas Tehniskajā universitātē (RTU) ieguvusi profesionālā bakalaura grādu un inženiera kvalifikāciju (2014) un profesionālā maģistra grādu (2016) dzelzceļa transportā.

No 2016. līdz 2020. gadam ir bijusi SIA "LDZ CARGO" Biznesa procesu izpētes un attīstības nodaļas galvenā speciāliste. No 2017. līdz 2020. gadam – RTU zinātniskā asistente. Patlaban A. Beinaroviča ir SIA "Meditec" sistēmanalītiķe un RTU zinātniskā asistente.

2017. gadā apguvusi SIA "ITLAT Mācību centrs" profesionālās pilnveides izglītības programmu "Programmēšanas valodas C/C++". 2022. gadā saņēmusi *International Institute of Business Analysis (IIBA)* profesionālā biznesa analītiķa sertifikātu (CBAP). A. Beinaroviča ir 15 publikāciju, kas indeksētas *Web of Science* vai *Scopus* datubāzē, līdzautore.

Zinātniskās intereses saistītas ar mākslīgā intelekta izmantošanu transporta sistēmās, nodrošinot drošu bezpilota transportlīdzekļu kustību.