

LATVIJAS UNVERSITĀTE  
ĢEOGRĀFIJAS UN ZEMES ZINĀTŅU FAKULTĀTE  
ĢEOGRĀFIJAS NODAĻA

**KONVOLŪCIJAS NEIRONU TĪKLA IZMANTOŠANA ZEMES  
SEGUMA KLASIFIKĀCIJAI ORTOFOTO MATERIĀLOS**  
MAGISTRA DARBS

Autore: Jūlija Jeršova

Stud.apl. jj16036

Darba vadītājs:

Doc. Māris Nartišs, Dr.geogr

RĪGA 2018

## ANOTĀCIJA

Zemes attālā novērošana un iegūto datu analīze ļauj gūt priekšstatu par tās lietošanu un lietošanas izmaiņām laikā, kas ir tiešs dabas un sabiedrības procesu spogulis. Mūsdienās ir svarīgi ātri un kvalitatīvi iegūt nepieciešamos datus, un, pateicoties straujai tehnoloģiju attīstībai, tam parādās aizvien vairāk iespēju. Konvolūcijas neironu tīkli (CNN) ir sevi ļoti labi pierādījuši attēlu atpazīšanas uzdevumos, un tādēļ maģistra darba mērķis ir izpētīt CNN lietošanas iespējas zemes seguma klasificēšanā. Darbā tiek aprakstīta mākslīgo neironu tīkla izmantošana ģeogrāfiskajos pētījumos, kā arī dažādās attēla klasifikācijas pieejas. Mērķa īstenošanai tika izmantotas dažādas neironu tīkla arhitektūras un tās konfigurācijas, lai identificētu labāku apmācības rezultātu. Pētījumā izmantotajā CNN klasificēšanas pieejas realizācijā CNN sasniedza 81% pareizību, kas ir augstāka par klasisko maksimālās patīkamības klasifikatora sasniegtās 66% pareizības, taču CNN iemācījās tikai mazāko daļu no kopējā klašu skaita. Darba noslēgumā ir sniegtas rekomendācijas, kas varētu CNN sniegumu būtiski uzlabot.

**Atslēgas vārdi:** neironu tīkli, tālīzpēte, mašīnmācīšanās, ortofotokarte.

## ANNOTATION

Remote observation of the Earth and analysis of the obtain data allows us to get an idea of its use, and the changes of its use over time, which is a direct mirror of natural and social processes. Nowadays it is important to quickly and qualitatively obtain necessary data, and thanks to the rapid development of technology, it is becoming increasingly available. Convolution Neural Networks (CNN) have proven themselves very well in image recognition tasks, therefore, the aim of the master thesis is to explore the use of CNN in the classification of land cover. In this paper, the use of artificial neural networks in geographic research and various image classification approaches are described. To achieve the goal, various neural network architectures and configurations were used to identify the best training result. The CNN classification approach used in the study reached an accuracy of 81%, which is higher than the classic maximum likelihood classifier accuracy of 66%, however the CNN learnt only the smallest part of the total number of land cover classes. Recommendations that could significantly improve the CNN's performance are included at the end of the study.

**Keywords:** neural network, remote sensing, machine learning, orthophoto

## SATURS

ANOTĀCIJA.....	2
ANNOTATION.....	3
APZĪMĒJUMI.....	5
IEVADS.....	6
1. MAŠĪNMĀCĪŠANĀS RAKSTUROJUMS UN TĀS METODES.....	8
1.1. Mākslīgie neironu tīkli.....	9
1.1.1. Mākslīgo neironu tīklu uzbūve.....	11
1.1.2. Mākslīgo neironu tīklu apmācība.....	12
1.2. Konvolūcijas neironu tīkls.....	13
1.3. Māšīnmācīšanās un neironu tīklu pielietojums ģeogrāfiskajos pētījumos.....	14
2. TĀLIZPĒTES ATTĒLA KLASIFIKĀCIJA.....	17
2.1. Dažādas attēla satura klasifikācijas pieejas.....	18
2.1.1. Pikseļu bāzētā pieeja.....	19
2.1.2. Objektu bāzētā pieeja.....	20
2.1.3. Hibrīda pieeja.....	21
2.2. Zemes lietojumveida/zemes seguma klasifikācijas sistēmas.....	21
3. MATERIĀLI UN METODES.....	23
4. REZULTĀTI.....	28
4.1. Darbplūsmu sagatavošana CNN apmācībai.....	28
4.2. CNN modeļa apmācības rezultāti.....	31
4.3. CNN iegūto rezultātu ticamība.....	34
4.4. Tradicionālās mašīnmācīšanās metodes rezultāti.....	35
5. DISKUSIJA.....	39
SECINĀJUMI.....	42
LITERATŪRA UN AVOTI.....	43
PIELIKUMI.....	49

## APZĪMĒJUMI

ANN (Artificial Neural Network) – mākslīgie neironu tīkli

CNN (Convolutional Neural Network) – konvolūcijas neironu tīkls

GIS – Ģeogrāfiskā informācijas sistēma

LULC (Land Use/Land Cover) – Zemes lietojumveids un zemes segums

MLC (Maximum Likelihood Classification) – maksimālās paticamības klasifikators

SMAP (Sequential Maximum a Posteriori) – pārraudzītas klasifikācijas algoritms

## IEVADS

Pēdējos gados strauji ir attīstījusies tālīzpētes materiālu izmantošana, apstrādes metodes, arvien vairāk parādās jaunās tehnoloģijas. Šobrīd aktuāli ir ātri un kvalitatīvi iegūt nepieciešamo informāciju no tālīzpētes materiāliem, tāpēc arvien vairāk tiek meklētas un pielietotas metodes, kas spēs automatizēt šo procesu.

Viena no svarīgākajām funkcijām tālīzpētes materiālos ir zemes segumu veida atspoguļošana, kas tiek veikta izmantojot attēla klasifikācijas metodes. Zemes seguma veida klasifikācijas algoritmu ir ļoti daudz un tie balstās uz pikseļa spektrālām un telpiskām īpašībām. Tomēr, pieaugot abstrakcijas līmenim, uzdevums kļūst pakāpeniski grūtāks. Attēla marķēšana saskaņā ar semantisko kategoriju kopu ir mērķis attēla klasifikācijai. Tā ir sarežģīta problēma, jo zemes segums, kas raksturo kādu konkrēto klasi, var atspoguļot lielu dažādību un objekti var parādīties dažādos mērogos un ar dažādu orientāciju, līdz ar to vienus un tos pašus objektus bieži vien var atrast atšķirīgās klasēs (Castelluccio et al., 2015). Attēla klasifikācijai iespējams pielietot daudz dažādās metodes un šobrīd par daudzsolāko tiek uzskatīta dziļā māšīnmācīšanās. Dziļā māšīnmācīšanās sniegusi iespaidīgus rezultātus objektu atpazīšanā. Šī metode tika izmantotā arī tālīzpētes vajadzībām, tostarp arī zemes seguma attēlu klasifikācijas rezultāts rāda lielu potenciālu (Zhu, Newsam 2016). Māšīnmācīšanas sistēmas dod iespēju risināt objektu atpazīšanas un lokalizēšanas uzdevumus, izmantojot mākslīgos neironu tīklus. Neironu tīkli tiek izdalīti pēc to struktūru īpašībām, un ir zināmi vairāki neironu tīklu veidi. Maģistra darba tiks apskatīts konvolūcijas neironu tīkls (CNN). CNN izmanto daudz dažādākas nozarēs, piemēram, attēlu, video un teksta atpazīšanai, taču pēdējos gados tās kļuvis ļoti populārs kā attēlu klasifikācijas līdzeklis (Castelluccio et al. 2015).

Šajā darbā tiek aprakstītas māšīnmācīšanas metodes, mākslīgo neironu tīklu uzbūve un apmācība, kā arī tās izmantošana ģeogrāfiskajos pētījumos. Nodaļā par attēla klasifikāciju aprakstītas dažādas klasifikācijas pieejas un tās tradicionālās metodes, kā arī dažādu klasifikācijas sistēmu raksturojums. Lai veiktu attēla klasifikāciju ar mākslīgo neironu tīklu palīdzību, nepieciešams to apmācīt, ievadot saklasificētus parauglaukumus. Darba gaitā tika izmantotas trīs dažādas pieejas CNN klasifikācijai – pikseļu, objektu, pikseļu-objektu (hibrīdu) bāzētās pieejas, lai novērtētu, kura no metodēm sniedz visatbilstošāko un ātrāku apmācības parauglaukumu iegūšanu. CNN apmācībai izvēlētas 2 neironu tīkla arhitektūras – LeNet-5 un VGG-16, rezultātu nodaļā tiek aprakstīti iegūtie apmācības un validācijas rezultāti, izmantojot dažādus parametrus. Darba ietvaros veikta tradicionālā klasifikācija ar MLC un SMAP algoritmiem, lai novērtētu gan CNN lietošanas iespējas, gan šo tradicionālo metožu rezultātu kvalitāti. Diskusijas nodaļā aprakstīti problēmu risinājumi saistībā ar CNN lietošanu tālīzpētes attēlu klasifikācijā.

Maģistra darba mērķis ir izpētīt CNN lietošanas iespēju zemes seguma un objektu klasificēšanai.

Maģistra darba mērķa sasniegšanai tika izvirzīti sekojošie uzdevumi:

- 1) iepazīties ar mākslīgo neironu tīkliem un izpētīt līdzinējo pieredzi to lietojumu tālīzpētes materiālu un citu attēlu atpazīšanā;
- 2) sagatavot darbplūsmu CNN apmācīšanai un izmantošanai ar dažādām attēlu segmentācijas metodēm;
- 3) testēt vairāku CNN darbību ar kādu no sagatavotajām segmentācijas darbplūsmām;
- 4) kvantitatīvi novērtēt CNN darbību pretstatā cilvēka veiktai klasifikācijai un kādai no pikseļu/objektu bāzētai metodei, kas neizmanto neironu tīklus;
- 5) sniegt rekomendācijas par CNN lietošanas un turpmāko pētījumu iespējām.

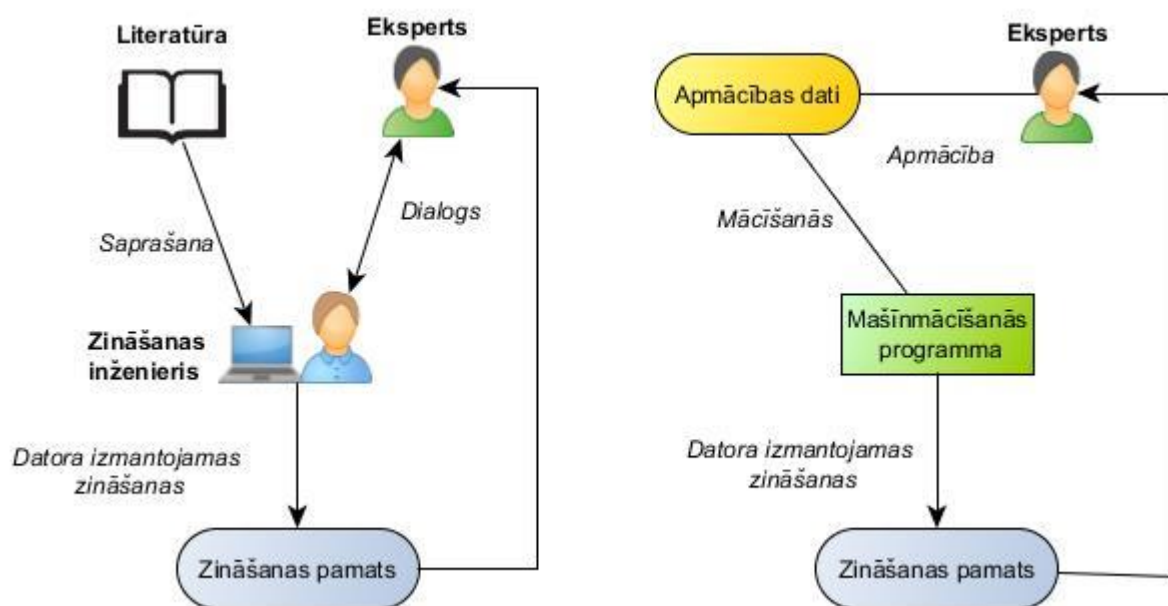
Darbs sastāv no 60 lpp. Tam ir 13 attēli, 4 tabulas, 9 pielikumi.

# 1. MAŠĪNMĀCĪŠANĀS RAKSTUROJUMS UN TĀS METODEDES

Kopš datoru izgudrošanas, cilvēki mēģina atbildēt uz jautājumu par to, vai dators spēj "iemācīties". Artūrs Samuels 1959.gadā (Samuel 1959) definēja māšīnmācīšanos kā "specialitāti, kas dod datoram spēju mācīties, bez noteiktās ieprogrammēšanas". Sākumā šis lauks bija galvenokārt algoritmisks, un bez īpašiem pamatiem. Taču mūsdienās māšīnmācīšanās atspoguļojas kā vairāku jomu kombinācija, piemēram, statistika, informācijas teorija, algoritmu teorijas, varbūtības un funkcionālā analīze (Munoz 2014). Māšīnmācīšanās tehnoloģija ietver daudzus mūsdienu sabiedrības aspektus: no tīmekļa meklēšanas līdz satura filtrēšanai sociālajos tīklos, uz ieteikumiem e-komercijas tīmekļa vietnēs, un tā arvien vairāk tiek izmantota patēriņa precēs, piemēram, kamerās un viedtālruņos (Lecun et al. 2015). Kopumā, māšīnmācīšanās ir zinātnes nozare, kas nodarbojas ar algoritmu veidošanu un izpēti, kas spēj mācīties no datiem, tā ir cieši saistīta ar mākslīgo intelektu. Šie algoritmi darbojas veidojot modeli, balstoties uz ievades datiem un izmanto to, lai veiktu prognozes vai lēmumu pieņemšanu (Machine learning, S.a.). Māšīnmācīšanos var aprakstīt arī kā mācīšanās procesu datormodelēšanas zinātnē. Tas ļauj datoram iegūt zināšanas no esošajiem datiem vai teorijām, izmantojot noteiktas iznākšanas stratēģijas, piemēram, indukciju vai dedukciju (Huang, Jensen 1997). Cilvēkam ir iespēja veikt precīzus vispārīnājumus no dažiem izklaidētiem faktiem, ko sniedz skolotājs vai vide, izmantojot induktīvus secinājumus. To sauc par induktīvo mācīšanos. Māšīnmācīšanās induktīvās mācīšanās procesu var uzskatīt par heuristisku meklēšanu, izmantojot simbolu aprakstu telpu ticamiem, vispārīgiem aprakstiem vai jēdzieniem, kas izskaidro ievadītos mācību datus un ir noderīgi jaunu datu prognozēšanai (1.1. att.).

Māšīnmācīšanās algoritmus var iedalīt 3 plašās kategorijās - pārraudzītā mācīšanās, nepārraudzītā mācīšanās un mācīšanās pastiprināšana. Pārraudzītā mācīšanās atdala funkciju no apzīmētiem mācību datiem, kas sastāv no mācību piemēru kopām. Nepārraudzītās mācīšanās uzdevums ir secināt funkciju, lai aprakstītu slēpto struktūru no "neiezīmētiem" datiem (klasifikācija vai klasifikācija, kas nav iekļauta novērojumos). Mācīšanās pastiprināšana notiek starp šīm 2 galējībām - katram prognozēšanas solim vai darbībai ir pieejama atgriezeniskā saite (Le 2016).

Tuvojoties mūsdienām, tika izveidots jauns mākslīgo neironu tīklu (Artificial Neural Network, ANN) laikmets, ko sauc par dziļo mācīšanos. "Dziļi" "dziļajā mācībā" attiecas uz slāņu skaitu, ar kuru palīdzību dati tiek pārveidoti. Trešais ANN pieaugums ir sācijas gandrīz 2005. gadā, apvienojot daudzus dažādus atklājumus no pagātnes un tagadnes, ko nesen veica Hinton, LeCun, Bengio, Andrew Ng un citi vecāki, zinoši pētnieki (Brief History..., S.a.).



1.1. attēls. Pa kreisi - tradicionālā zināšanu apguves metode, ko izmanto, lai izveidotu zināšanas bāzi. Pa labi - Mašīnmācīšanās pieeja automatizētai zināšanu bāzes veidošanai (pēc Huang, Jensen 1997).

Dziļā apmācība ļauj aprēķināt modeļus, kas sastāv no vairākiem apstrādes slāņiem, lai iegūtu informāciju par datiem ar vairākiem abstrakcijas līmeņiem. Dziļās apmācības modeļi ir brīvi saistīti ar informācijas apstrādes un komunikācijas modeļiem bioloģiskajā nervu sistēmā, piemēram, neironu kodēšanu, kas mēģina definēt attiecības starp dažādiem stimuliem un ar tiem saistītajām neironu atbildēm smadzenēs. Dziļā apmācība rada ievērojamus panākumus, risinot problēmas, kas daudzus gadus ir traucējušas labākajiem mākslīgā intelekta kopienas mēģinājumiem. Tā izrādījies ļoti laba, lai atklātu sarežģītas struktūras liela izmēra datos, un tāpēc tā ir piemērojama daudzām zinātnes, biznesa un valdības jomām (Lecun et al. 2015). Izmantojot šīs nozares algoritmus un tās kombinācijas, ANN modeļi spēj pārspēt ļoti daudzus uzdevumus, piemēram, objektu atpazīšanu, runas atpazīšanu, u.c. Tomēr jāatzīmē, ka tas absolūti nenozīmē, ka tā ir klasiskās māšīnmācīšanās beigas. Daudzi dziļās mācīšanās kritiķi norāda uz mācību izmaksām un sarežģītu modeļu ārējo parametru pielāgošanu (Brief History..., S.a.).

### 1.1. Mākslīgie neironu tīkli

Mākslīgais neironu tīkls (ANN) ir informācijas apstrādes paradigma, kuras pamatā ir bioloģiskās nervu sistēmas, piemēram, smadzenes, procesa informācija. Šīs paradigmas galvenais elements ir informācijas apstrādes sistēmas jaunā struktūra. To veido liels skaits

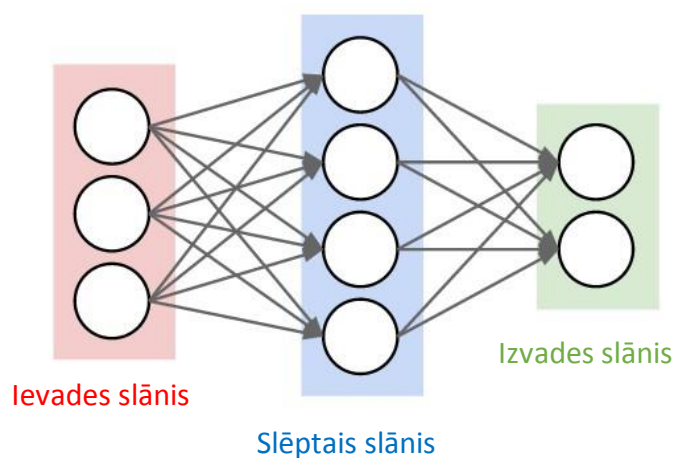
savstarpēji savienotu apstrādes elementu (neironu), kas strādā unisonā, lai atrisinātu konkrētu problēmu (Kshirsagar, Rathod 2012). “Mākslīgais Neironu tīkls ir skaitļošanas sistēma, kas sastāv no liela daudzuma skaitļošanas elementu, sauktu par neironiem, kas noteiktā veidā savienoti viens ar otru, un kopā veic kādu noteiktu uzdevumu” (Zuters, S.a.). Neironu tīkli izmanto atšķirīgu pieeju problēmu risināšanai nekā tradicionālie datori. Parastie datori izmanto algoritmisko pieeju, t.i., lai risinātu problēmu, datoram ir jāizpilda instrukcijas kopums. Ja nav zināmas konkrētās darbības, kas datoram jāievēro, dators nevar atrisināt problēmu. Tas ierobežo spēju risināt problēmas parastiem datoriem ar problēmām, kuras mēs jau saprotam un varam atrisināt (Kshirsagar, Rathod 2012). Mākslīgais neironu tīkls ir mašīna, kas ir veidota, lai modelētu smadzeņu darbību noteikta uzdevuma sasniegšanai vai problēmas risināšanai. “Neironu tīkls ir cilvēka smadzeņu modelis. Neironu tīklu izmanto kā mākslīga intelekta metodi dažādu uzdevumu risināšanai. Tomēr jāsaprot, ka, salīdzinot ar cilvēka smadzenēm, mākslīgie neironu tīkli pagaidām vēl ir uzskatāmi tikai par ļoti vienkāršotiem” (Zuters, S.a.). Mākslīgiem neironu tīkliem ir vairākas priekšrocības, galvenā no tām ir spēja apmācīties, ievērojot datu kopas. Šādā veidā mākslīgie neironu tīkli tiek izmantoti kā nejaušo funkciju tuvināšanas rīki. Šāda veida rīki dod iespēju novērtēt visrentablākās un ideālākās metodes, kas palīdz nonākt pie risinājumiem, vienlaikus definējot skaitļošanas funkcijas vai sadali. Lai nonāktu pie risinājumiem, mākslīgie neironu tīkli izmanto datu paraugus, nevis veselas datu kopas, līdz ar to ietaupa gan naudu, gan laiku. Lai uzlabotu esošo datu analīzes tehnoloģijas, mākslīgie neironu tīkli tiek uzskatīti par samēra vienkāršiem matemātiskiem modeļiem. Neironu tīkli mācās pēc piemēra. Tos nevar ieprogrammēt konkrēta uzdevuma veikšanai. Piemēri ir jāizvēlas uzmanīgi, pretējā gadījumā dārgais laiks tiks izšķiests vai, vēl ļaunāk, tīkls var nedarboties pareizi. Trūkums ir tāds, ka, tā kā tīkls pats par sevi uzzina kā atrisināt problēmu, tā darbs var būt neparedzams (Kshirsagar, Rathod 2012).

No otras puses, tradicionālie datori izmanto problēmu risināšanas kognitīvo pieeju; veids, kā problēma ir jāatrisina. Pēc tam šīs instrukcijas tiek pārveidotas augsta līmeņa valodu programmā un pēc tam mašīnrakstā, ko dators var saprast. Šīs mašīnas ir pilnīgi paredzamas; ja kaut kas noticis, tad tas ir saistīts ar programmatūras vai aparatūras kļūdu. Taču neironu tīkli un tradicionālie algoritmiskie datori nekonkurē, bet viens otru papildina (Kshirsagar, Rathod 2012).

Mākslīgie neironu tīkli ir veiksmīgi izmantoti sarežģītu problēmu risināšanā dažādās pielietojuma jomās, ieskaitot modeļa atpazīšanu, identifikāciju, klasifikāciju, runu, redzi un kontroles sistēmas. Mūsdienās neironu tīklus var apmācīt, lai atrisinātu problēmas, kas ir grūti parastajiem datoriem vai cilvēkiem (Huang, Jensen 1997). Procedūras, kas saistītas ar neironu tīkla spektra klasifikāciju, ir ciešāk saistītas ar "pārraudzīto" klasifikāciju (Hepner 1990).

### 1.1.1. Mākslīgo neironu tīklu uzbūve

Neironu tīkla fundamentālais apstrādes elements ir neirons. Mākslīgiem neironu tīkliem ir trīs slāņi, kas ir savstarpēji saistīti. Būtībā bioloģiskais neirons saņem informāciju no citiem avotiem, tos kaut kādā veidā apvieno, rezultātos parasti veic nelineāras operācijas un pēc tam vai nu padod vai nepadod aktivācijas signālu nākamajiem neironiem (1.2. att.). Jaunākie eksperimentālie dati sniedza papildu pierādījumus tam, ka bioloģiskie neironi ir strukturāli sarežģītāki nekā iepriekšminētie vienkāršotie skaidrojumi. Tie ir daudz sarežģītāki nekā esošie mākslīgie neironi, kas iebūvēti šodienas mākslīgo neironu tīklos (Kshirsagar, Rathod 2012).



1.1. attēls. Mākslīgo neironu tīklu uzbūve. Ar bultiņām parādīta iespējamā informācijas plūsma modelī (A Guide to TF Layers, S.a.).

Ievades neironi ir ievades dati, kuru pamatā ir informācija, kuru mēs cenšamies klasificēt. Katram ievades neironu skaitam tiek piešķirts svars katrā sinapsē (Logan 2017). Slēptais slāņa neirons ir neirons, kura izeja ir savienota ar citu neironu ieejām un tādēļ nav redzama kā tīkla izeja. Neironu tīklus no vairāk nekā 2 slēptiem slāņiem var uzskatīt par dziļo neironu tīklu. Priekšrocība, izmantojot dziļākos neironu tīklus, ir to spēja atpazīt sarežģītākus modeļus. Vairāk neironu un vairāk slāņu vienmēr ir labāk, bet treniņam būs nepieciešams vairāk datu. Katrs slānis apgūst jēdzienu, sākot ar iepriekšējo slāni. Tāpēc labāk ir dziļāki neironu tīkli, nekā plaši (Santos, S.a.).

### 1.1.2. Mākslīgo neironu tīklu apmācība

Lielākā daļa mākslīgo neironu tīklu risinājumu ir apmācīt ar uzraudzību. Šajā režīmā neironu tīkla faktiskais iznākums tiek salīdzināts ar vēlamu izvadi. Svāri, kas parasti apmācības sākumā ir nejauši iestatīti, pēc tam tiek pielāgoti tīklam, lai nākamā iterācija vai cikls tuvāk atbilstu vēlamajam un faktiskajam rezultātam. Mācību metode mēģina samazināt visu apstrādes elementu pašreizējās kļūdas. Šis globālais kļūdu samazinājums laika gaitā tiek panākts pastāvīgi mainot neironu aktivācijas svārus, līdz tiek sasniegta vēlamā tīkla precizitāte. Ar uzraudzītu mācīšanos mākslīgais neironu tīkls ir jāapmāca, pirms tas kļūst noderīgs. Apmācība ietver tīkla ievades un izvades datu parādīšanu. Šos datus bieži sauc par apmācību komplektu. Tas nozīmē, ka katram sistēmas ievadītajam komplektam tiek nodrošināts atbilstošais vēlamais izvades kopums. Lielākajā daļā lietojumprogrammu ir jāizmanto faktiskie dati. Šī apmācības fāze var patērēt daudz laika (Kshirsagar, Rathod 2012). Prototipu sistēmās ar nepietiekamu apstrādes jaudu mācīšanās var ilgt nedēļas, pat vairākus mēnešus. Apmācība tiek uzskatīta par pabeigtu, kad neironu tīkls sasniedz lietotāja definētu veikspējas līmeni. Šis līmenis nozīmē, ka tīkls ir sasniedzis vēlamu statistisko precizitāti, jo tas rada vajadzīgos rezultātus konkrētai ievades secībai (How neural networks..., S.a.). Ja nav nepieciešama turpmāka mācīšanās, svāri parasti ir iesaldēti lietojumprogrammā. Daži tīkla tipi ļauj strādāt nepārtraukti, daudz lēnāk. Tas palīdz tīklam pielāgoties pakāpeniski mainīgajiem apstākļiem (Kshirsagar, Rathod 2012).

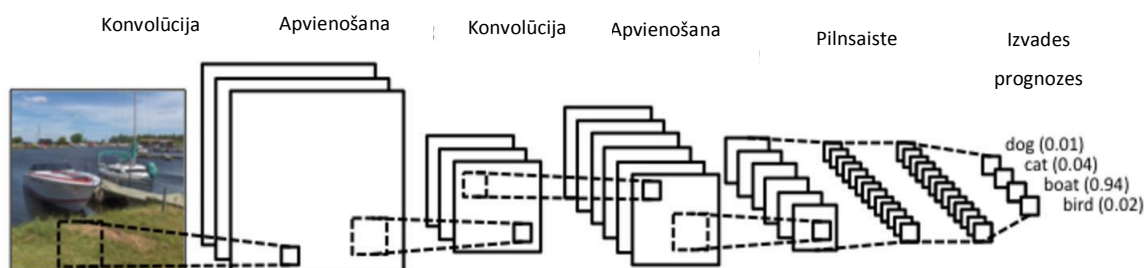
Mācību komplektiem jābūt diezgan lieliem, lai tajos būtu visa vajadzīgā informācija, jo tīkls mācās svarīgas funkcijas un attiecības. Ir jābūt lieliem ne tikai komplektiem, bet arī apmācības sesijās jāiekļauj daudz dažādu datu (Kshirsagar, Rathod 2012). Ja tīklā tiek apmācīts tikai viens piemērs vienlaikus, visi svāri, kas tiek precīzi noteikti par vienu faktu, var būtiski mainīties apgūstot nākamo faktu. Iepriekšējos faktus varētu aizmirst, apgūstot kaut ko jaunu. Tā rezultātā sistēmai viss ir jāapgūst kopā, atrodot vislabākos svāra iestatījumus kopējam faktu kopumam (How neural networks..., S.a.).

Tas kā ievades un izvades dati tiek attēloti vai kodēti, ir galvenais elements, lai veiksmīgi apmācītu tīklu. Mākslīgie tīkli nodarbojas tikai ar ciparu ievades datiem. Tāpēc neapstrādātajiem datiem bieži jābūt konvertētiem no ārējās vides. Turklāt parasti ir nepieciešams mērogot datus vai normalizēt to tīkla paradigmai (Pomerleau 1991). Pēc tam, kad pārraudzītais tīkls veiksmīgi apstrādā mācību datus, ir svarīgi redzēt, ko tas var darīt ar datiem, kurus tas iepriekš nav redzējis. Ja sistēma nedod atbilstošus rezultātus šim testa komplektam, apmācības periods nav beidzies. Patiešām, šis tests ir būtisks, lai nodrošinātu, ka tīkls nav vienkārši iegaumējis noteiktu datu kopumu, bet ir iemācījies vispārējos principus un spēj vispārināt (Kshirsagar, Rathod 2012).

## 1.2. Konvolūcijas neironu tīkls

Konvolūcijas neironu tīkls (CNN) ir augstas ietilpības klasifikators ar ļoti lielu parametru skaitu, kas ir iegūts no apmācības piemēriem (Oquab et al. 2014). CNN ir daudzslāņu neironu tīklu veids, kas īpaši paredzēts izmantošanai divdimensiju datiem, piemēram, attēliem un video. CNN ir pirmā patiešām veiksmīgā dziļās mācīšanās pieeja, kurā daudzus hierarhijas līmeņus veiksmīgi apmācīja spēcīgā veidā. CNN ir topoloģijas vai arhitektūras izvēle, kas piesaista telpiskās un laika attiecības, lai samazinātu parametru skaitu, kas jāapgūst, un tādējādi uzlabojas, veicot vispārējās pārejas uz (feed-forward back propagation) apmācību. CNN tika piedāvāta kā dziļa mācību sistēma, kuras pamatā ir minimālas datu pirmapstrādes prasības (Arel et al. 2010).

CNN apvieno trīs arhitektūras idejas, lai nodrošinātu zināmu nobīdi, mērogu un deformāciju: vietējais uztveres lauks, kopīgais svars un telpa, vai laika paraugkopas (Linhui et al. 2013). CNN sastāv no trīs veidu slāņiem: konvolūciju slānis (angl. val. convolutional layer), apvienošanas slānis (angl. val. pooling layer) un pilnsaistes slānis (angl. val. fully connected layer) (1.3.att.). Dažreiz papildus tiek izmantoti vēl dažādi transformāciju slāņi, piemēram, normalizācijas slānis (ReLU) un izmešanas slānis (angl. val. dropout) (A Guide to TF Layers, S.a.).

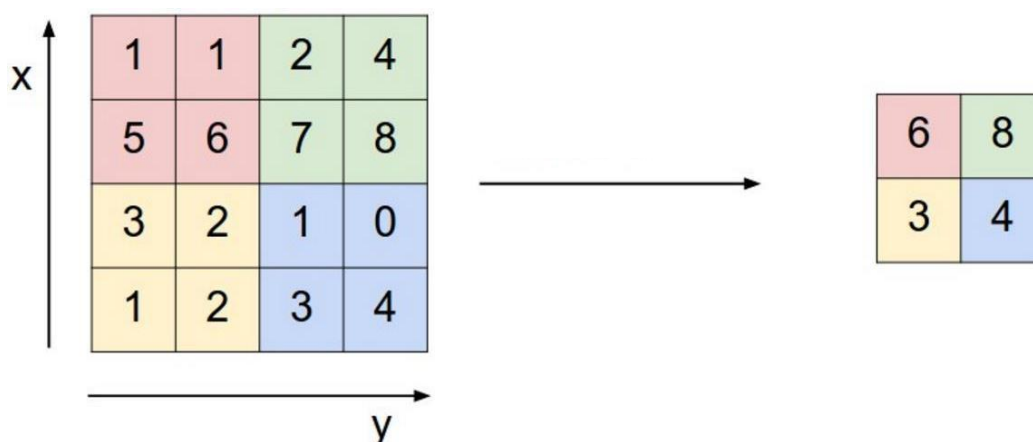


1.3.attēls. Vienkāršota CNN modeļa slāņu shēmas piemērs (Britz 2015).

Informācija parasti pārraida dažādos tīkla slāņos, kā rezultātā katrā slānī tiek izmantota digitālā filtrēšana, lai iegūtu novērotās informācijas būtiskas iezīmes. Metode nodrošina mainīgu novirzīšanos, mērogu un rotācijas līmeni kā vietējo uztveršanas lauku, ļaujot neironam vai procesora vienībai piekļūt elementārām funkcijām, piemēram, orientētām malām vai stūriem (Langkvist et al. 2016). Attiecības starp slāņiem un telpisko informāciju, izmantojot CNN, padara tos piemērotus attēla apstrādei un izpratnei, un tās parasti labi darbojas, patstāvīgi iegūstot būtiskas iezīmes no attēliem (Arel et al. 2010).

**Konvolūcijas slānis** – ir galvenais pamatelements konvolūciju tīklā, kas pilda lielāko daļu no skaitļošanas. Šis slānis izdala objektu atpazīšanai nepieciešamās pazīmes. Tīkls iemācās filtrus, kas aktivizējas, kad tie redz kāda veida vizuālo funkciju, piemēram, dažu orientāciju malu vai krāsu plankumu, utt. (Johnson, Karpathy, S.a.). Šo pazīmju izdalīšana dod iespēju palielināt neironu tīklu darbības precizitāti. Izmantojot konvolūcijas slāni, neironu svaru skaitu ir iespējams samazināt vai palielināt, tādējādi, paātrinot neironu tīkla darbību. Konvolūcijas slānim parasti pielieto arī normalizācijas slāni (ReLU). Normalizācijas slāni ir vēlams izmantot, jo tas sekmē neironu tīkla ātrāku apmācību, neietekmējot rezultātu precizitāti (A Guide to TF Layers, S.a.).

**Apvienošanas slānis** – šī slāņa funkcija ir pakāpeniski samazināt reprezentācijas telpisko izmēru, lai samazinātu parametrus un aprēķinus tīklā, līdz ar to kontrolējot neironu tīkla pārāpmācību (overfitting), kā arī vienkāršot informāciju no konvertācijas slāņa izvades (Nielsen 2015). Parasti izmanto apvienošanu pēc maksimuma (Max Pooling), kas no funkciju kartes izņem maksimālās vērtības un atmet visas citas vērtības (1.4.att.) (A Guide to TF Layers, S.a.).



1.4.attēls. Apvienošanas pēc maksimuma darbības princips (A Guide to TF Layers, S.a.).

**Pilnsaistes slānis** - Pilnsaistes slānis tiek izmantots konvolūciju neironu tīkla beigās. Tas veic klasifikāciju uz funkcijām, kas tika iegūtas no konvolūcijas un apvienošanas slāņiem. Šis slānis ir pēdējais un izvada ieejas attēla aprakstu (A Guide to TF Layers, S.a.).

### 1.3.Māšīnmācīšanās un neironu tīklu pielietojums ģeogrāfiskajos pētījumos

Māšīnmācīšanās pieeja pārstāv automatizētu attēlu analīzes bāzes uzbūvi, izmantojot GIS datus. Metode izmanto induktīvo (Inductive Logic Programming) mācību algoritmu, lai ģenerētu ražošanas noteikumus no apmācību datiem. Izmantojot šo metodi, zināšanu bāzes

veidošana uz noteikumiem balstīta ekspertu sistēma ir vienkāršāka nekā parastās zināšanu apguves pieejas izmantošana (Huang, Jensen 1997).

Induktīvā apmācība piedāvā līdzekļus, lai raksturotu kategoriju vai funkciju, nebalstoties uz iepriekšējām zināšanām. Pieteikumi ģeogrāfiskajā telpā, kas prasa šāda veida darbību, ir bieži sastopami un ietver zemes seguma informācijas atrašanu no tālizpētes attēliem, sociodemogrāfisko indeksu (zonu) un citu mainīgo lielumu izveidi, klasteru atklāšanu telpiska laika datu kopās, plūsmas tīklu aizplūšanas prognozēšana utt. (Gahegan 2000). Papildu ĢIS informācijas un cilvēka ekspertu zināšanu iekļaušana digitālo attēlu apstrādē jau sen tiek atzīta par nepieciešamību uzlabot tālizpētes attēlu analīzi. Enslin et al. (1987) norādīja, ka ģeogrāfiem jāizpēta kā ĢIS var izmantot, lai uzlabotu attēlu klasifikāciju, izmantojot mākslīgā intelekta loģiku un metodes. Mākslīgā intelekta kopienā tika pieliktas lielas pūles, lai automatizētu zināšanu apguvi, lai iegūtu zemu izmaksu un kvalitatīvu zināšanu bāzi. Automatizētā zināšanu bāze tiek izmantota ekspertu sistēmām daudzās jomās (Huang, Jensen 1997).

Lai gan mašīnāpmācības paņēmieni telpisko datu apstrādes un analīzes jomā ir daži, lielākā daļa no tiem ir telpiskās modelēšanas jomā (Huang, Jensen 1997). Māšīnmācīšanās arvien vairāk tiek pielietota ģeogrāfiskajos pētījumos, piemēram, Chan et al. (2001) noteica pilsētvides pārmaiņu raksturojumu, salīdzinot mašīnmācīšanas algoritmus. Salīdzinājumā tika veikta dažādu mašīnmācīšanās algoritmu izmantošana pārmaiņu rakstura noteikšanai. Lai atvieglotu problēmu iegūt pietiekami daudz apmācību datu, simulētie mācību dati tika iegūti no viena datuma attēliem. Tika novērtēti četru algoritmu atpazīšanas ātrumi, lietošanas ērtums un automatizācijas pakāpe. Rezultāti parādīja, ka kombinēto simulēto apmācības datu iekļaušana, uzlaboja pārmaiņu raksturu.

Knudby et al. (2010) pētīja Zanzībaras rifu sugu bagātību, daudzveidību un biomasas prognozēšanu, izmantojot IKONOS attēlu un mašīnmācīšanās metodes. Šajā procesā pētnieki novērtēja IKONOS tēlainību spēju novērtēt dzīvo koraļļu segumu, strukturālo sarežģītību un biotopu daudzveidību, un pētīja biotopu mainīgo lielumu daudzos telpiskos mērogos, prognozēšanas modeļos, izmantojot permutācijas metodi.

Zhao et al. (2011) raksturoja meža koku vainagu struktūru, izmantojot LiDAR salikto metriku un mašīnmācīšanās modeļus. Mašīnmācīšanās, kas piedāvā virkni uzraudzītu mācību modeļu, kas spēj saistīt lapotnes īpašības ar liela izmēra LiDAR metriku, izmantojot sarežģītas, potenciāli nelineāras, funkcionālās attiecības. Rezultāti liecināja, ka divi mašīnmācīšanās modeļi kopā ar LiDAR salikto metriku pārsniedza tradicionālās pieejas, piemēram, maksimālās patīkamības klasifikatoru (MLC) un lineārās regresijas modeļus.

Dawson et al. (1998) izmantoja mākslīgos neironu tīklu pieeju lietus noteces modelēšanas procesos. Tika salīdzināti ANN un tradicionālo plūdu prognozēšanas sistēmu rādītāji. Pēc

validēšanas prognozēm iegūtie rezultāti bija salīdzināmi kvalitatīvi, salīdzinot ar rezultātiem, kas iegūti no vienas Anglijas upes darbības sistēmām. ANN spēja tikt galā ar trūkstošajiem datiem un "mācīties" no notikuma, kuru pašlaik prognozē reāllaikā, padara to par pievilcīgu alternatīvu parastajiem plūdu prognozēšanas modeļiem.

Langkvist, et al. (2016) izmantoja konvolūcijas neironu tīklu, lai veiktu ortofoto klasifikāciju un segmentāciju. Augstas izšķirtspējas tāluzpētes datu pieejamība ir pavērusi iespēju jaunām interesantām lietojumprogrammām, piemēram, detalizētāku atsevišķu objektu klasifikāciju. Paredzētās zemas pakāpes pikseļu klases tika izmantotas, lai uzlabotu augsta līmeņa segmentāciju. Izpētītā zemes platība pilnībā tika iezīmēta ar roku piecās kategorijās (veģetācija, zeme, ceļi, ēkas un ūdens), un klasifikācijas precizitāte tika salīdzināta ar citiem pikseļu bāzētās klasifikācijas darbiem citās zemes platībās, kurās ir līdzīga kategoriju izvēle. Klasifikācijas un segmentācijas rezultāti atlasītajos kartes segmentos rādīja, ka CNN ir labs rīks, lai atrisinātu tāluzpētes attēlu segmentēšanas un objektu atpazīšanas uzdevumus.

## 2. TĀLIZPĒTES ATTĒLA KLASIFIKĀCIJA

Lai uzraudzītu, analizētu un interpretētu norises mūsu mainīgajā vidē, telpiskie dati tiek periodiski savākti un apstrādāti. Šajā nolūkā tālizpētes materiāli ir vērtīgs avots. Pašreizējās metodes var izmantot, lai iegūtu tematisko informāciju no spektrāliem datiem, kas ietverti zemes virsmas daudzspektrālos tālizpētes materiālos. Tālizpētes pētījumi, kas koncentrējas uz attēlu klasifikāciju, jau ilgu laiku piesaista tālizpētes kopienas uzmanību, jo klasifikācijas rezultāti ir daudzu vides un sociālekonomisko pielietojumu pamats (Lu et al. 2007). Tālizpētes attēli (satelītattēli un aerofotografēšana) ir kļuvusi neaizstājams līdzeklis resursu pārvaldībā un daudzās zinātniski pētnieciskās jomās, piemēram, klimata pētījumi, meža resursu novērtēšana, jūras vides izpēte, u.c. Tālizpētes materiāli ne tikai palielināja ātrumu, izmaksu efektivitāti un precizitāti, bet arī veicināja attīstību dažādu zemes seguma veida noteikšanā. (Weih, Riggan 2010).

Attēlu klasifikācija ir sarežģīts process, kuru var ietekmēt daudzi faktori. Zinātnieki un pētnieki ir pielikuši lielas pūles, izstrādājot uzlabotas klasifikācijas pieejas un metodes, lai uzlabotu klasifikācijas precizitāti. Tomēr, tālizpētes datu klasificēšana tematiskajā kartē joprojām ir izaicinājums, jo daudzi faktori, piemēram, ainavu sarežģītība, izvēlētie tālizpētes dati un attēlu apstrādes un klasifikācijas pieejas var ietekmēt klasifikācijas panākumus (Lu et al. 2007).

Ideāla klasifikācijas pieeja vēl nav izveidota, visos klasifikatoros kādā brīdī ir jārisina trīspusējs kompromiss starp vajadzīgajām informācijas kategorijām, attēla spektrālās informācijas saturu un klases lēmumu pieņemšanas metodi.

Attēla klasifikāciju var definēt kā “tematisko karšu izveidi no attēliem”. Mēģinājumi veikt šādus procesus digitālajos datos sākotnēji balstījās uz algoritmiem, kas spēj piešķirt marķējumu katram attēla pikselim. Parasti tā bija sapratīga pieeja, izmantojot vidējas vai augstas izšķirtspējas attēlus (Rico, Maseda 2009). Tālizpētes attēla klasifikācija ir sarežģīts process, un tajā ir jāņem vērā daudzi faktori. Galvenās attēlu klasifikācijas pakāpes var ietvert atbilstošas klasifikācijas sistēmas noteikšanu, apmācības paraugu atlasī (tikai pārraudzītai klasifikācijai), attēlu priekšapstrādi, piemērotu klasifikācijas metožu izvēli, klasifikācijas pēcapstrādi un precizitātes novērtēšanu. Lietotāja vēlmes, studiju jomas mērogs, ekonomiskais stāvoklis un analītiķa prasmes ir svarīgi faktori, kas ietekmē tālizpētes attēlu datu izvēli, klasifikācijas procedūru un klasifikācijas rezultātu kvalitāti (Lu, Weng 2007). Parasti klasifikāciju var uzskatīt par principiāli pārraudzītu, nepārraudzītu vai modificētu pieeju. Pārraudzīto klasifikāciju parasti neizvēlās, ja tiek izmantota liela apjoma zemes virsmas klasifikācija, jo pastāv augstas prasības mācību datiem, tādējādi, ja telpiskā informācija nav

pieejama, piemēram, kartējot lielu platību, kas iepriekš nav bijusi labi pazīstama, nepārraudzītā klasifikācija ir labāka stratēģija (Franklin, Wulder 2002).

Tālzpētes dati, tostarp gan gaisa, gan kosmosa sensoru dati, ir ar atšķirīgu telpisko, radiometrisko, spektrālo un laika izšķirtspēju. Izpratne par dažādu tālzpētes datu stiprajām un vājajām vietām ir būtiska, lai atlasītu piemērotus tālzpētes datus attēla klasifikācijai. Mērogs, attēla izšķirtspēja un lietotāja nepieciešamība ir vissvarīgākie faktori, kas ietekmē tālzpētes datu izvēli (Lu et al. 2007).

Attēlu klasifikācijas algoritmi ir piemēroti virknei problēmu, ieskaitot attēla segmentāciju, krāsu kvantēšanu, izmaiņu detektēšanu zemes seguma monitoringam, u.t.t. (Omran 2004). Šobrīd ir pieejams ievērojams skaits metožu, tostarp parametriskās (piem., MLC) un neparametriskās (piem., k-nearest classification) metodes, taču to efektivitāte var tikt apgrūtināta, jo attēla telpiskā izšķirtspēja ar laiku palielinās. Ļoti augstas telpiskās izšķirtspējas attēlos, reālās pasaules objekti parasti parādās kā pikseļu grupas ar relatīvi augstu iekšējo mainīgumu. Tradicionālās pikseļu bāzētās klasifikācijas metodes mēdz slikti strādāt, sadalot pa dažādām klasēm pikseļus, kas vienkārši ir viena un tā paša zemes seguma daļa (piemēram, koka vainaga daļa, kas atrodas tiešā saules gaismā un kas atrodas ēnā.) (Rico, Maseda 2009).

Klasifikācijas rezultātu novērtēšana ir svarīgs process attēla klasifikācijā. Var tikt izmantotas dažādas pieejas, sākot no kvalitatīva novērtējuma, kuras pamatā ir ekspertu zināšanas, līdz kvantitatīvai precizitātes novērtēšanai, pamatojoties uz atlasē stratēģijām. Lai novērtētu klasifikācijas metodes veiktspēju, ierosināti seši kritēriji: precizitāte, reproducējamība, stabilitāte, spēja pilnībā izmantot datu saturu un objektivitāte. Patiesībā nekāds klasifikācijas algoritms nav perfekts visos rādītājos, un to nevar piemērot visiem pētījumiem dažādu vides apstākļu un izmantoto datu kopu dēļ (Lu et al. 2007).

## **2.1. Dažādas attēla satura klasifikācijas pieejas**

Pēdējo gadu laikā daudzveidīgas klasifikācijas pieejas ir plaši pielietotas attēlu klasifikācijā. Taču katra klasifikācijas pieeja varbūt noderīga kādām konkrētām mērķim un rezultātam. Līdz ar to, šīs pieejas var sadalīt dažādās apakšgrupās, lai atspoguļotu klasifikatora izmantošanas iespējas (Image Classification..., S.a.). Parasti attēlu klasifikācijas pieejas var grupēt kā pārraudzīto un nepārraudzīto, vai parametrisko un neparametrisko, vai pikseļu bāzēto un objektu bāzēto, utt. 1. tabulā sniegts īss šo kategoriju apraksts (Lu et al. 2007).

Attēla klasifikācijas metožu taksonomija (Weng et al. 2007 ar autores papildinājumiem)

Kritēriji	Kategorijas	Raksturojums	Klasifikatoru piemērs
<b>Vai apmācības paraugi tiek izmantoti vai nē</b>	Pārraudzītā klasifikācijas pieeja	Zemes seguma klases ir definētas. Parakstus, kas iegūti no apmācības paraugiem, izmanto, lai apmācītu klasifikatoru, lai spektra datus klasificētu tematiskajā kartē.	Maksimālās patīcamības klasifikators (MLC), mākslīgie neironu tīkli (ANN), lēmumu koks
	Nepārraudzītā klasifikācijas pieeja	Pamatojas uz klasterizācijas algoritmiem, spektra attēla sadalīšanai. Netiek izmantotas iepriekšējās klases definīcijas. Analītiķis ir atbildīgs par spektra klases marķēšanu un apvienošanu klasēs.	ISODATA, K-means klasterizācijas algoritmi
<b>Vai tiek izmantoti tādi parametri kā vidējais vektors un kovariācijas matrica vai nē</b>	Parametriskie klasifikatori	Parametri (piemēram, vidējais vektors un kovariācijas matrica) bieži rodas no mācību paraugiem. Ja ainava ir sarežģīta, parametru klasifikatori bieži rada "trokšņainus" rezultātus.	MLC, lineārā diskriminācijas analīze
	Neparametriskie klasifikatori	Neparametriskie klasifikatori nelieto statistiskos parametrus, lai aprēķinātu klases atdalīšanu, un ir īpaši piemēroti, lai iekļautu datus, kas nav iegūti no tālīzpētes materiāliem, klasificēšanas procedūrā.	ANN, lēmumu koks, atbalsta vektoru mašīnas (SVM)
<b>Kāda veida pikseļu informācija tiek izmantota</b>	Pikseļu bāzētie klasifikatori	Tradicionālie klasifikatori parasti izstrādā parakstu, apvienojot visu pikseļa noteikto objektu spektru. Iegūtais paraksts satur visu materiālu, kas atrodas apmācību iestatītajos pikseļos, ignorējot jauktu pikseļu problēmu.	Lielākā daļa klasifikatoru, piemēram, MLC, lēmumu koks, ANN, SVM
	Objektu bāzētie klasifikatori	Attēlu segmentēšana apvieno pikseļus objektos, un klasifikācija tiek veikta, pamatojoties uz objektiem, nevis uz atsevišķu pikseļu.	eCognition, pielāgotas darbplūsmas GRASS GIS ar R vai Orfeo Toolbox

### 2.1.1. Pikseļu bāzētā pieeja

Šīs pieejas pamatā ir katra pikseļa spektrālo īpašību analīze neņemot vērā telpisko un konteksta informāciju, kas saistīta ar šo pikseli (Weih, Riggan 2010). Tradicionālie pikseļu

bāzētie klasifikatori parasti izstrādā parakstu, apvienojot visu noteiktas pikseļu formas spektru. Iegūtais paraksts satur visu materiālu, kas atrodas apmācības pikseļos, bet ignorē jaukto pikseļu ietekmi. Lielākā daļa tradicionālo klasifikācijas metožu balstās uz atsevišķu pikseļu statistisko analīzi. Šīs pieejas ir labi piemērotas attēliem ar samērā zemu telpisko izšķirtspēju (Wang et al. 2004). Populārākās pikseļu bāzētās pieejas ir pārraudzītā un nepārraudzītā klasifikācija. Klasifikācija ir atkarīga no atšķirīgajiem parakstiem zemes seguma klasēm un spējai droši nošķirt šos parakstus no citiem spektrāliem datiem (Hasmadi et al. 2009).

Pikseļu bāzētā klasifikācija var būt parametriskā un neparametriskā. Parametriskie klasifikatori pieņem, ka parasti ir sadalīts datu kopums un statistiskie parametri (piemēram, vidējā vektoru un kovariācijas matrica), kas iegūti no apmācības paraugiem, ir reprezentatīvi. Tomēr normālā spektra sadalījuma pieņēmums bieži tiek pārkāpts, it īpaši sarežģītās ainavās. Vēl viens svarīgs parametru klasifikatoru trūkums ir spektra datu integrēšanas grūtības ar papildu datiem. MLC var būt visbiežāk izmantotais parametru klasifikators, jo tā uzticamība un pieejamība ir gandrīz jebkurā attēlu apstrādes programmatūrā. Ar neparametriskiem klasifikatoriem nav pieļaujams datu kopas normālais sadalījums. Tādējādi neparametriskie klasifikatori ir īpaši piemēroti ne-spektrālu datu iekļaušanai klasifikācijas procedūrā. Daudzi iepriekšējie pētījumi liecina, ka neparametriskie klasifikatori var nodrošināt labākus klasifikācijas rezultātus nekā parametru klasifikatori kompleksās ainavās. Starp visbiežāk izmantotajām neparametriskās klasifikācijas metodēm ir neironu tīkli, lēmumu pieņemšanas koki, atbalsta vektora mašīnas un ekspertu sistēmas. Tomēr datu kopas izmēru variācijas un apmācības, un testēšanas kopu īpašības var mazināt attēla klasifikācijas precizitāti (Lu et al. 2007).

### **2.1.2. Objektu bāzētā pieeja**

Objektu bāzētā klasifikācijā ir iesaistīti divi posmi: attēlu segmentācija un tai sekojoša klasifikācija. Attēlu segmentācija apvieno pikseļus objektos, un pēc tam klasifikācija tiek īstenota pamatojoties uz objektiem, nevis atsevišķiem pikseļiem (Lu et al. 2007) t.i. segmentē attēlu uz objektiem (blakus esošu pikseļu grupas) (Whiteside, Ahmad 2005). Šī pieeja piemērota vidējas un augstas izšķirtspējas attēliem un ir diezgan laba alternatīva “tradicionālajai” pikseļu bāzētai pieejai. Grupas pikseļi ir līdzīgi viens otram, pamatojoties uz spektrālām īpašībām (krāsa), lielumu, formu, tekstūru, kā arī uz apkārt esošiem pikseļiem (Object-based classification 2012). Kā arī izmantojot attēlu segmentācijas paņēmienus, attēla objekti tiek veidoti izmantojot spektrālu, telpisku, tekstuālu un konteksta informāciju (Li et al. 2014). Būtisks posms jebkurā objektu bāzētā klasifikācijas procesā ir sākotnējā attēla

segmentācija homogēnās pikseļu grupās. Šādas metodes bieži vien ietver iepriekšējo telpiskās-spektrālās segmentācijas procesu, kas paredzēts sākotnējā attēla sadalīšanai vairākos objektos, kurus pēc tam var klasificēt atsevišķi. Tiek apgalvots, ka objektu balstītai pieejai ir lielākās iespējas konstatēt izmaiņas augstas izšķirtspējas attēlos un kopumā uzlabot klasifikācijas rezultātu, nekā pikseļu balstītai pieejai (Whiteside, Ahmad 2005).

### **2.1.3. Hibrīda pieeja**

Šī pieeja ietver sevī gan pikseļu, gan objektu bāzētās pieejas. Kā jau iepriekš tika minēts, objektu bāzētā pieeja dod vairāk precīzas un izturīgas klasifikācijas rezultātus, izmantojot augstas izšķirtspējas attēlus. Tomēr ir pierādīts, ka pikseļu bāzētā pieeja reizēm var sasniegt labākus rezultātus kādā konkrētā zemes seguma kategorijā. Šādos gadījumos, izmantojot abu metožu kombināciju, iespējams sasniegt optimālus rezultātus (Aguirre-Gutierrez et al. 2012).

## **2.2. Zemes lietojumveida/zemes seguma klasifikācijas sistēmas**

Zemes lietojumveida un zemes seguma (LULC) klasifikācijas ir izrādījušās vērtīgas resursu vadītājiem, kurus interesē ainavas īpašības un izmaiņas, kas rodas laika gaitā (Weih, Riggan 2010). Tālīzpētes attēli, kas aptver lielu ģeogrāfisku apgabalu ar lielu laika periodu, piedāvā unikālu iespēju iegūt informāciju par zemes izmantošanu un zemes segumu, izmantojot attēlu interpretācijas un klasifikācijas procesus. Lai radītu atjauninātu zemes izmantojuma informāciju par dažādu mērogu zemes platību, tālīzpētes attēlu klasifikācijas paņēmieni tiek izstrādāti kopš 1980. gada. 1980. un 1990. gados lielākā daļa klasifikācijas paņēmienu attēla pikseli izmantoja kā analīzes pamata vienību, ar kuru katrs pikselis tiek marķēts kā vienota zemes izmantošanas zemes seguma klase (Li et al. 2014).

LULC visbiežāk ir sastopama kā rastra attēla struktūra, kur katra šūna atbilst noteiktai klasifikācijai. Šī struktūra ļauj izveidot kopsavilkuma tabulas un veikt piemērotākas analīzes (Land use..., S.a.). Zemes seguma atspoguļošana notiek izmantojot visdažādākās metodes. Bieži vien rodas problēmas, jo klasifikācijas sistēma, kas ir izmantojama LULC datiem, ir zināmā mērā subjektīva (Feng, Flewelling 2004). Agrāk lielāka daļa LULC klasifikācijas ir veidota izmantojot pikseļu balstītu pieeju no tālīzpētes materiāliem. Izmantoja gan pārraudzīto, gan nepārraudzīto klasifikāciju, kā arī tās kombinācijas. Taču tagad tiek izmantotas metodes, kas ļauj klasificēt zemes seguma veidus pēc objektu balstītas pieejas (Weih, Riggan 2010).

Pastāv vairākas LULC klasifikācijas sistēmas. Viena no populārākajām sistēmām ir CORINE Land Cover. CORINE (Coordination of information on the environment) atsaucas uz Eiropas programmu, ar kuru izveido datorizētu 27 ES dalībvalstu un citu Eiropas valstu zemes

seguma uzskaiti. To ražo Eiropas Vides aģentūra (EVA) un tās dalībvalstis, un tā pamatā ir IMAGE2000 rezultāti. CORINE Land Cover (CLC) pirmā datu apkopošana tika uzsākta 1985. gadā (pārskata gads 1990). Atjauninājumi tika veikti 2000., 2006. un 2012. gadā (CORINE Land Cover, S.a.). Iepriekšējie projekti dažās valstīs ir parādījuši, cik grūti ir noteikt, klasificēt un kartēt zemes seguma veidus pat mazās teritorijās. Tas ir īpaši redzams, mēģinot salīdzināt vairāku valstu zemes seguma statistiku vai apkopot visu pieejamo informāciju par zemes segumu vienā valstī. Tomēr pēdējo 15 gadu laikā Zemes novērošanas satelītu palaišana, iespējams, ir uzlabojusi izredzes gūt panākumus, apkopojot lielu platību zemes aplēses. CORINE zemes apsekojuma nomenklatūra sastāv no trim līmeņiem: pirmais līmenis (piecas vienības) norāda uz galvenajām kategorijām (lielākā vai mazākā mērā abstrakta) planētas zemes virsmā; otrais līmenis (15 vienības) ir paredzēts izmantošanai mērogam 1: 500 000 un 1: 1 000 000; trešais līmenis (44 vienības) tiks izmantots projektā mērogā 1: 100 000 (CORINE Land Cover 1995).

### 3. MATERIĀLI UN METODES

Šajā darbā izmantota LR 5.cikla tuvā infrasarkanā spektra daļas ortofotokarte M 1:10000 (TKS-93 kartes lapa: 3142-32-2, Kurzeme) (1.pielikums), ar izšķirtspēju 0,25 m, kas tika iegūta no Latvijas Ģeotelpiskās informācijas aģentūras, bakalaura darba izstrādes vajadzībām 2016. gadā. Ortofotokarte atspoguļo dažādās zemes seguma veidus – skujkoku mežs, lapu koku mežs, ganības, aramzeme, ūdens, apdzīvota vieta, ceļš, u.c.

Lai veiktu CNN klasifikāciju, vispirms nepieciešams izveidot darbpļūsmu, pēc kuras tiks apmācīts modelis, t.i. saklasificēt paraugteritorijas, pēc kurām turpmāk mācīsies modelis. Ir pieejamas dažādas bibliotēkas ar aprakstītiem attēliem, ko var izmantot neironu tīklu apmācīšanai (piemēram ImageNet bibliotēka (Deng et al. 2009)), taču šobrīd nav izveidota speciāla bibliotēka, kurā būtu klasificēti tālizpētes objekti. Tāpēc, maģistra darba izstrādei tika izvēlētas citas sarežģītākās metodes, kas balstās uz trīs dažādām pieejām – pikseļu, objektu un hibrīdu bāzētās pieejas, lai izveidotu darbpļūsmu modelim.

- Pikseļu bāzētā pieeja – šajā darbā tika izmantota tradicionālā pārraudzītā pieeja, kad operators izveido apmācības parauglaukumus turpmākai klasifikācijai.
- Objektu bāzētā pieeja – lai izdalītu objektus pētāmajā teritorijā, tika izmantota segmentācijas metode (i.segment) GRASS GIS vidē. Attēlu segmentēšana vai objektu atpazīšana ir process, kurā tiek grupēti līdzīgi pikseļi unikālos segmentos, kurus sauc arī par objektiem. Katram objektam, kas atrasts segmentēšanas procesā, tiek piešķirts unikāls identifikācijas numurs. Jāievēro kontrasts ar attēla klasifikāciju. Ja visi pikseļi, kas ir līdzīgi viens otram, ir piesaistīti vienai un tai pašai klasei tiem nav jābūt vienādiem (GRASS 2017).
- Hibrīdu pieeja – šajā pieejā tika izmantota superpikseļu izdalīšana, kas arī tika veikta GRASS GIS 7.5. vidē. Superpikselis ir daudzstūru daļa no digitālā attēlā, tas ir daudz lielāks par parasto pikseli. Superpikseļi tiek izdalīti pēc segmentācijas algoritmiem. Šajā pētījumā tika izmantots SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) algoritms (i.superpixels.slic), kas grupē pikseļus apvienotā piecu dimensiju krāsu un attēla plaknes telpā, lai efektīvi veidotu kompakus un gandrīz vienādus superpikseļus (Achanta et al. 2011).

Pamatojoties uz pētāmo teritoriju, tika iezīmētas 14 klases:

Klases	ūdens	jaukts mežs	ganības	dārzeņu lauki
apbūve	skujkoku mežs	jaunaudze	labība	plava
ceļš	lapu koku mežs	izcirtums	aramzeme	paliene

Kā tika minēts iepriekš, CNN pastāv vairākas arhitektūras, kas savā starpā atšķiras pēc konvolūcijas slāņiem, svariem, apvienošanas slāņiem un citiem parametriem. Darba gaitā apmācībai tika izmantoti sekojošie modeļi – LeNet-5 un VGG-6:

- LeNet-5 ir vadošais 7 līmeņu konvolūcijas tīkls, kuru izveidoja LeCun et al. 1998. gadā, kas klasificē ciparus. Tās sastāv no 7 slāņiem. Neņemot vērā ievadi, visi satur apmācības parametrus (svarus). Ievade ir 32x32 pikseļu attēls. Šis ciparu atpazīšanas līdzeklis sasniedz 98,9% precizitāti ciparu atpazīšanas uzdevumā (LeCun et al. 1998). Modeļiem, kas tiek izmantoti šajā darbā ir neliela atšķirība no oriģināla – tiek izmantota ReLU aktivācijas funkcija un pirmajam pilnībā savienotajam neironu slānim (Dense layer) ir izmantoti 64, nevis 84 neironi.
- VGG-16 (VGG – Visual Geometry Group) - sastāv no 16 konvolūcijas slāņiem, un tā priekšrocība ir vienota arhitektūra. Šobrīd tā ir vispiemērotākā izvēle, lai iegūtu iezīmes no attēliem (Simonyan, Zisserman 2015). VGG svara konfigurācija ir publiski pieejama, un tā ir izmantota daudzās citās lietojumprogrammās un izaicinājumos (Das 2017). Maģistra darba laikā tika izmantots iepriekš neapmācīts tīkls (t.i. bez iepriekš dotiem svariem).

Operatora saklasificēti parauglaukumi tika sadalīti divās daļās, kur aptuveni 60% tika izmantoti apmācībai, savukārt 40% validācijai. Pēc apmācības parauglaukumiem CNN mācās, bet validācijas parauglaukumi tiek izmantoti katras apmācību epohas beigās, lai pārbaudītu apgūto. Validācija ir visizplatītākā pieeja, lai novērtētu modeļa patieso precizitāti un tā pamatā ir paraugu sadalīšana starp apmācības un validācijas datiem (Last 2006). Atkarībā no modeļa sarežģītības pakāpes un apmācībai izmantoto paraugu skaita, apmācība var ilgt no dažām stundām līdz pat vairākiem mēnešiem. Darba izstrādes laikā tieši pārāk ilga apmācības laiks liedza izmēģināt arī citas modernas neironu tīklu arhitektūras.

Neironu tīkli tika modelēti ar Keras 2.1.5. neironu tīklu risinājumu abstrakcijas bibliotēku (Chollet et al. 2015). Kā neironu tīkla dzinējs tika izmantota Theano 1.0.1 programma (Theano Development Team, 2016). Neironu tīkla apmācība, kā arī vērtību prognozēšana tika veikta GNU/Linux (Ubuntu 16.04) vidē, kas darbojās uz datora ar Intel Xeon E3-1241 procesoru un

16GB operatīvo atmiņu. Mēģinājumi veikt apmācību ar videokartes palīdzību bija nesekmīgi, tādēļ tā tika veikta ar centrālo procesoru. Neironu tīkla apmācības laikā tika izmantota kontrolpunktu pieeja, kas saglabāja neironu tīkla stāvokli katru reizi, kad tika konstatēts uzlabojums neironu tīkla prognozēto vērtību pareizībā.

Datu apmaiņai starp Keras bibliotēku un GRASS GIS tika izmantots speciāls LU GZZF izstrādātais eksperimentālais konektors, kas ļauj apmācības laikā datus pa tiešo iegūt no ĢIS vides, kā arī pa tiešo saglabāt vērtību prognozēšanas rezultātus ĢIS rastra formā. Apmācības laikā dotais konektors no rastra datiem izgriež mazu bildīti, kuras centrā atrodas rastra šūna ar zināmu klasi no apmācībai sagatavotajiem datiem. Bildītes izmērs tiek noteikts automātiski atbilstoši izmantotā CNN ievades konfigurācijai. Vērtību prognozēšanas laikā princips ir identisks – CNN prognozētā klase tiek piešķirta no rastra izgrieztas bildītes centram. Vienlaikus prognozēšanas laikā tiek saglabāts CNN sniegtais vērtējums par ticamību, ka konkrētā bildīte atbilst CNN prognozētajai klasei.

Iegūstot rezultātus no apmācības modeļiem, svarīgi ir novērtēt iegūto datu kvalitāti. Klasifikācijas kļūda ir kāda pretruna starp situācijas attēlojumu tematiskajā kartē un realitāti (Foody 2002). Kļūdas matricas pieeja ir visplašāk izmantota precizitātes novērtējumā (Lu et al. 2007), to izmanto, lai aprakstītu klases piešķiršanas modeli salīdzinājumā ar atsaucē datiem (Foody 2002). Lai pareizi ģenerētu kļūdu matricu, jāņem vērā šādi faktori: 1) atsaucē datu vākšana, 2) klasifikācijas shēma, 3) paraugu ņemšanas shēma, 4) telpiskā autokorelācija un 5) izlases lielums un izlases vienība. Pēc kļūdu matricas ģenerēšanas var iegūt citus svarīgus precizitātes novērtēšanas elementus, piemēram, vispārējo precizitāti, izlases kļūdu un kappa koeficientu. Kappa koeficients ir kļūdas matricas kopējās statistiskās vienošanās rādītājs. Kappa analīze tiek atzīta par spēcīgu metodi vienotas kļūdas matricas analīzei un dažādu kļūdu matricu atšķirību salīdzināšanai. Kopumā kļūdu matricas pieeja ir visizplatītākā precizitātes novērtēšanas pieeja kategorijas klasēm (Lu et al. 2007).

Lai objektīvi izvērtētu CNN lietošanas iespējas, nepieciešams to salīdzināt ar tradicionālo māšīnmācīšanās metodi. Apmācības parauglaukumi, kas tika izveidoti modeļa apmācībai, tika izmantoti MLC un SMAP klasifikācijai GRASS GIS vidē. Aptuveni 60% no iepriekš klasificētiem parauglaukumiem tika apmācīti un palaisti MLC un SMAP klasifikatorā, kā arī tika izrēķināta kļūdu matrica, lai novērtētu klasifikācijas rezultātus. Savukārt atlikušie 40% no parauglaukumiem netika apmācīti, bet bija atstāti uz validāciju, lai novērtētu vai MLC un SMAP klasifikatori spēj ne tikai “iegaumēt” klasificētos parauglaukumus, bet arī iemācīties no tiem.

Lai novērtētu CNN veikspēju, tā tika salīdzināta ar klasiskām pikseļu bāzētām tālzipētes attēlu klasificēšanas metodēm. Parauglaukumi, kas tika izveidoti neironu tīkla apmācībai, tika izmantoti pārraudzītai MLC un SMAP klasifikācijai GRASS GIS vidē.

MLC jeb maksimālās patīcamības klasifikators, ir viens no labi zināmiem parametru klasifikatoriem, ko izmanto pārraudzītai klasifikācijai. Šī klasifikatora priekšrocība ir tajā, ka tiek ņemts vērā dispersijas-kovariācijas klases sadalījums, kā arī normāli sadalīti dati (Otukey, Blaschke 2010). Šī klasifikācijas metode tiek veikta divos posmos – vispirms, nepieciešams izveidot klašu spektrālo parakstu failu. To veic ar *i.gensig* rīku, kas, pamatojoties uz apmācības parauglaukumiem, izraksta spektrālos parakstus no attēla un padara šos parakstus pieejamos *i.maxlik* rīkam. *i.gensig* rīkam nepieciešams norādīt karti ar apmācības parauglaukumiem, kā arī attēlu grupu un apakšgrupu, kas veidota ar *i.group*. Savukārt, *i.maxlik*, pamatojoties uz spektrāliem parakstiem, veic katra attēla pikseļa klasificēšanu (GRASS 2017).

Tāpat kā CNN apmācīšanas procesā, šai klasifikācijai tika izmantoti gan apmācības, gan validācijas parauglaukumi, lai pārbaudītu vai šī tradicionālā mašīnmācīšanas metode spēj dot klasifikācijas rezultātu ne tikai pēc apmācītiem parauglaukumiem, bet arī pēc iepriekš “neredzētiem” datiem. 60% no parauglaukumiem tika izmantoti apmācībai un ievietoti iekš *i.gensig*, klašu parakstu veidošanai. Apmācības parauglaukumi un MLC klasifikācijas rezultāts tika ievietots *r.coin* analīzes programmā, kas tabulē divu karšu slāņu savstarpējo sakritību (GRASS 2017). Tāpat, 40% no parauglaukumiem, kas tika atstāti validācijai, tika ievietoti iekš *r.coin*, taču, iepriekš no tiem parauglaukumiem netika izveidots klašu parakstu fails un MLC klasifikācijas rezultāts nebija “redzējis” šos validācijas paraugus. No *r.coin* analīzes rezultātiem tika izveidota un aprēķināta kļūdu matrica gan apmācības, gan validācijas parauglaukumiem. Kolonnas parāda eksperta izvēlētas klases, savukārt rindas – datora piešķirtās klases. Tika izrēķināta ražotāja pareizība, kas nosaka kartes precizitāti no kartes ražotāja viedokļa. Ražotāja pareizība nosaka, cik bieži reālās zemes seguma klases tiek pareizi atspoguļotas klasifikācijas attēlā (Congalton 1991). Ražotāja pareizību var noteikt - izdalot konkrētas klases ar pareizo kopējo gadījumu skaitu. Lietotāja pareizība ir kartes lietotāja viedoklis, kas nosaka, cik bieži klase kartē faktiski atrodas uz zemes. To sauc arī par uzticamību (Accuracy Metrics, S.a.). Lietotāja un ražotāja pareizība attiecībā uz katru konkrētu klasi parasti nav vienāda. Ja konkrētai klasei ražotāja pareizība ir, piemēram, 95%, bet lietotāja pareizība – 65%, tas nozīmē, ka, lai gan 95% ir noteiktas kā konkrētā klase, tikai 65% no apgabaliem, kas atspoguļo konkrēto klasi, faktiski ir tā konkrēta klase.

GRASS GIS vidē tika izmēģināts vēl viens pārraudzītais klasifikācijas algoritms – SMAP. SMAP (sequential maximum a posteriori) balstās uz pirmo Waldo Tobler (1970) ģeogrāfijas likumu: varbūtība, ka tuvie pikseļi pieder pie vienas un tās pašas klases, ir augstāka

nekā tās kas novērotās tālāk. Tas darbojas dažādos mērogos un izšķirtspējās, un tas izmanto novērtējumus plašākā mērogā. Tas ļauj samazināt kļūdu telpisko dimensiju un novērst blakus esošo pikseļu homologāciju vienai un tai pašai klasei (Palma et al. 2017). Spektrālie paraksti tiek iegūti no attēla, pamatojoties uz apmācības parauglaukumiem, nosakot spektra klases Gausa sajaukuma sadalījuma modeļa parametrus (Kumar et al. 2012).

Tāpat kā MLC klasifikācijai, bija nepieciešams izveidot klašu parakstu failu ar *i.gensig* rīku un tālāk tas tika izmantots *i.smap* algoritmā, lai iegūstu klasifikācijas rezultātu. Klasifikācijai tika izmantoti tie paši parauglaukumi kā MLC – gan apmācības, gan validācijas un pēc *r.coin* tika aprēķināta kļūdu matrica.

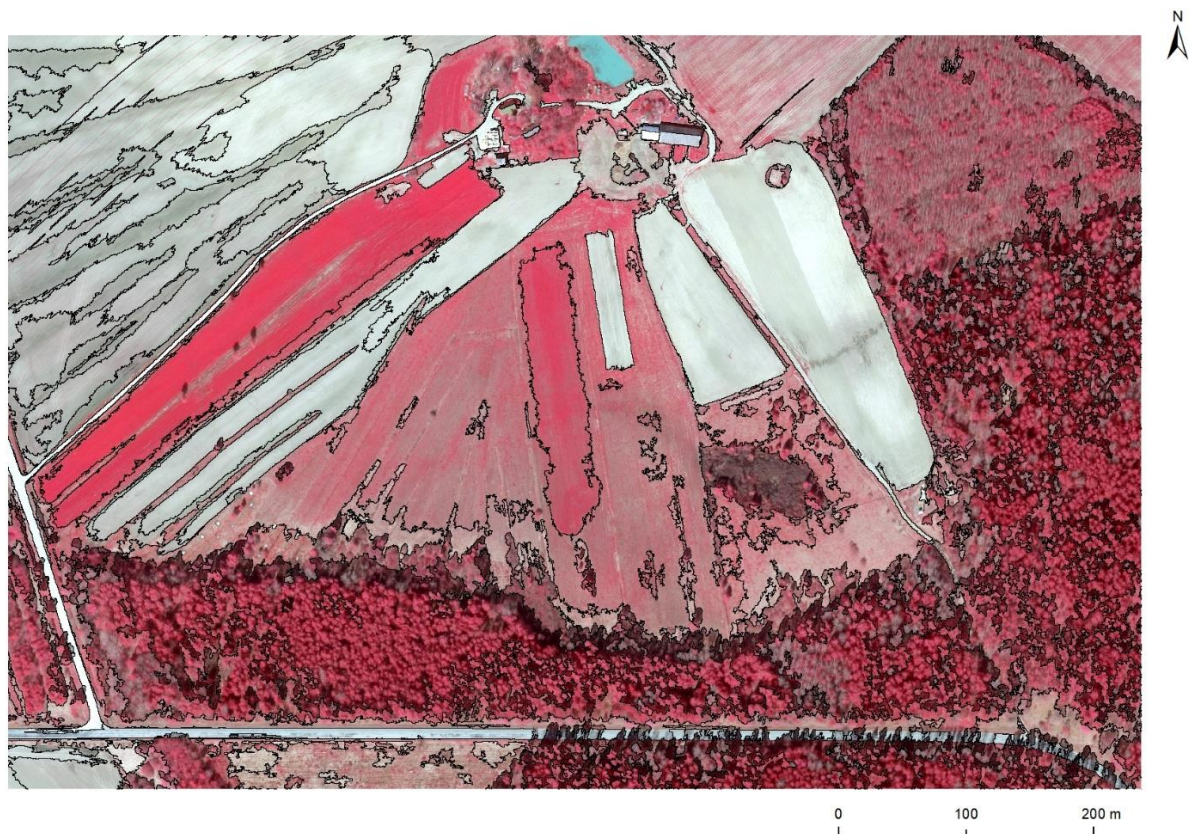
## 4. REZULTĀTI

### 4.1. Darbplūsmu sagatavošana CNN apmācībai

Kā jau iepriekš bija minēts metožu nodaļā, darbplūsmu sagatavošana nepieciešama, lai apmācītu CNN. Tika izmēģinātas trīs dažādas pieejas, lai izvēlētos ātrāku un kvalitatīvāku apmācības parauglaukumu ieguvi.

No sākumā GRASS GIS vidē tika izmēģināta segmentācijas metode (i.segment). Segmentācijas rezultātu būtiski ietekmē parametri, kas tiek iestatīti:

*Threshold* (sliexnis) parametrs nosaka līdzību starp segmentiem un nosaka kuri objekti ir apvienoti. *Threshold* parametram jābūt lielākām par 0,0 un mazākām par 1,0. *Threshold*, kas ir vienāds ar 0, ļautu apvienot tikai vienādus vērtīgus pikseļus, bet, ja tas ir vienāds ar 1, tad tas ļaus apvienot visu kopā (GRASS 2017). *Minsize* parametrs nosaka minimālo segmenta lielumu. Šis parametrs ļauj izvairīties no trokšņiem gala rezultātā. Veicot segmentācijas pēdējo soli, *threshold* parametrs netiek ņemts vērā attiecībā uz visiem segmentiem, kas ir mazāki par iestatīto lielumu, tādējādi liekot ļoti maziem segmentiem saplūst ar savu līdzīgo kaimiņu segmentu (GRASS 2017).



4.1. attēls. Segmentācijas rezultāta fragments. Kartes izgatavošanā izmantota 5.cikla ortofotokarte (Latvijas Ģeotelpiskās informācijas aģentūra 2014).

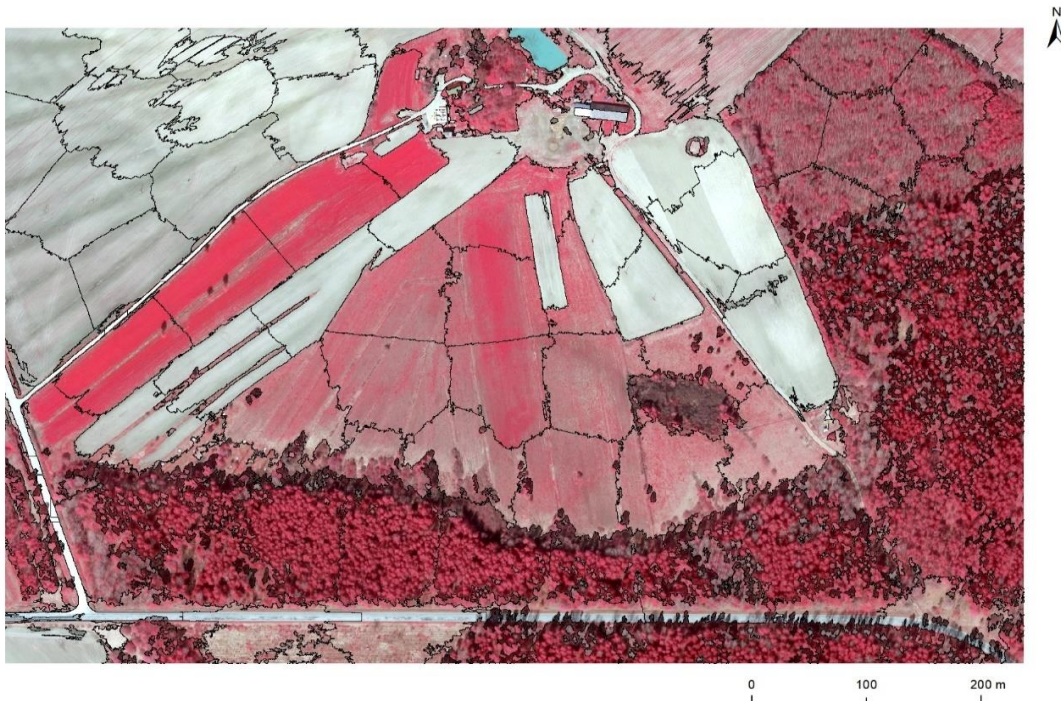
Veicot šo segmentāciju pētāmai teritorijai, tika mēģināts pielāgot parametrus, tā, lai iegūtu vairāk viendabīgu rezultātu. 4.1. attēlā redzams piemērs, kur  $threshold = 0,6$  un  $minsize = 600$ .

Kā redzams attēlā, aramzemes lauki, kas pēc spektrālajām īpašībām atšķiras visvairāk no kopējās ainas, diezgan labi ir atdalīti, taču redzams, ka grants ceļi, kuriem ir līdzīgas spektrālās vērtības ir apvienoti kopā ar šo lauku un segmentācija nespēj izdalīt ceļu kā atsevišķu objektu. Trūkumi redzami arī meža teritorijās. Dažviet, mežs ir izdalīts kā viendabīga teritorija, tomēr, vietām, tas atspoguļojas kā atsevišķi koki. Kā arī segmentācija nespēj izdalīt skujkoku mežu un lapu koku mežu. Visizplatītākā problēma saistās ar koku ēnām. Segmentācija atdala koku ēnas kā atsevišķus objektus. Dažus objektus, piemēram, ēkas, ceļu fragmentus un lauksaimniecības zemes, segmentācija spēj diezgan veiksmīgi atšķirt, taču, dīķis, kas atrodas attēlā Z daļā, pavisam nav izdalīts kā atsevišķs objekts, kaut gan tās robežas ir skaidri redzamas. Kaut gan tiek novēroti dažādi trūkumi, šī metode varētu būt noderīga izdalot atsevišķus objektus lielāka mēroga attēliem.

Hibrīdu pieejā, kur tiek ņemtas vērā gan objektu, gan pikseļu īpašības, tika izmantots `i.superpixels.slic` algoritms, kas tika izmantots GRASS GIS vidē. Šis algoritms veic superpikseļu segmentāciju izmantojot `k-means` metodi. *Compactness* parametrs kontrolē iegūtu superpikseļu kompaktnumu. Lielāka kompaktnuma vērtība rada telpiski komplicētākus, bet spektrāli vairāk neviendabīgus superpikseļus. *Minsize* parametrs nosaka superpikseļa mazāku izmēru. Parametros nepieciešams norādīt arī iterācijas skaitu. Katrā iterācijā pikseļu piešķiršana superpikseļiem tiek atjaunināta, līdz tiek sasniegts vai nu maksimālais iterāciju skaits, vai arī, līdz superpikseļi vairs nemainās. Vairāki atkārtojumi nodrošinās labākus rezultātus, bet palielinās apstrādes laiku (GRASS 2017).

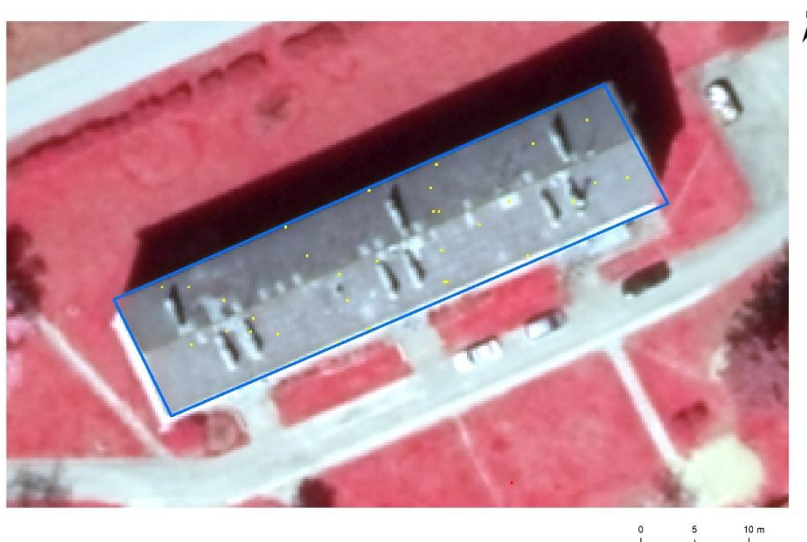
4.2. attēlā redzams superpikseļu rezultāts, kur  $compactness = 1$ ;  $iteration = 600$ ;  $minsize = 60$ . Lai izvairītos no trokšņiem, QGIS vidē tika atmesti laukumi, kas ir mazāki par 100 pikseļiem. Rezultāts atspoguļo atsevišķus parauglaukumus, kurā redzams noteikts zemes segums. Segmentācija diezgan veiksmīgi atdala dažādas lauksaimniecības zemes teritorijas, kā arī vietām meža teritorijas atspoguļojās kā viendabīga teritorija. Tomēr, ir novērotas līdzīgas problēmas ar koku ēnām un ceļiem kā bija aprakstīts iepriekšējā segmentācijas metodē.

Abām segmentācijas metodēm ir daudz priekšrocību, taču secināts, ka šim darba pētījumam efektīvāka metode būtu operatora manuāli izdalīti apmācības parauglaukumi. Kopumā tika izveidoti 118 parauglaukumi, no kuriem 72 parauglaukumi tika izmantoti apmācībai un 46 – validācijai.



4.2.attēls. Superpikseļu izdalīšanas rezultāta fragments. Kartes izgatavošanā izmantota 5.cikla ortofotokarte (Latvijas Ģeotelpiskās informācijas aģentūra 2014).

Kā jau iepriekš tika minēts, parametri un ievades dati un to skaits ļoti ietekmē apmācības rezultātu, taču, nav nosakāms, cik daudz un cik liels datu daudzums ir nepieciešams prognozēšanas modelēšanas problēmai (Brownlee 2017). Tāpēc, veicot modeļa apmācīšanu (sīkāk aplūkots nākamajā apakšnodaļā), secināts, ka parauglaukumu izmērs bija pārāk liels un nepieciešams tos samazināt. Iekš operatora izveidotiem parauglaukumiem, nejaušā kārtībā tika izveidoti mazie parauglaukumi (4.3. att.).



4.3. attēls. Parauglaukumu izdalīšanas piemērs. Ar zilo attēlots operatora izveidotais parauglaukums, ar dzelteno – jaunie mazie parauglaukumi. Kartes izgatavošanā izmantota 5.cikla ortofoto karte (Latvijas Ģeotelpiskās informācijas aģentūra 2014).

Jāņem vērā, ka CNN apmācība netika veikta ar atsevišķiem attēla pikseliem, bet gan ar tā arhitektūrai atbilstošām mazām bildītēm, kuru centrā atrodas 4.3. attēlā redzami pikseli.

4.1. tabula atspoguļo jauno apmācības un validācijas parauglaukumu sadalījumu pa klasēm un to skaitu.

4.1. tabula.

Apmācības un validācijas parauglaukumu skaits pēc samazināšanas.

Nr	Klase	Apmācībai	Validācijai
1	apbūve	408	167
2	ceļš	169	55
3	aramzeme	7310	3148
4	labība	11924	4912
5	jaukts mežs	574	242
6	lapu koku mežs	194	68
7	skujkoku mežs	1323	555
8	ganības	570	232
9	dārzeņu lauki	7	5
10	ūdens	351	148
11	paliene	243	109
12	izcirtums	261	114
13	jaunaudze	209	81
14	pļava	48	13
	<b>Kopā</b>	<b>23591</b>	<b>9849</b>

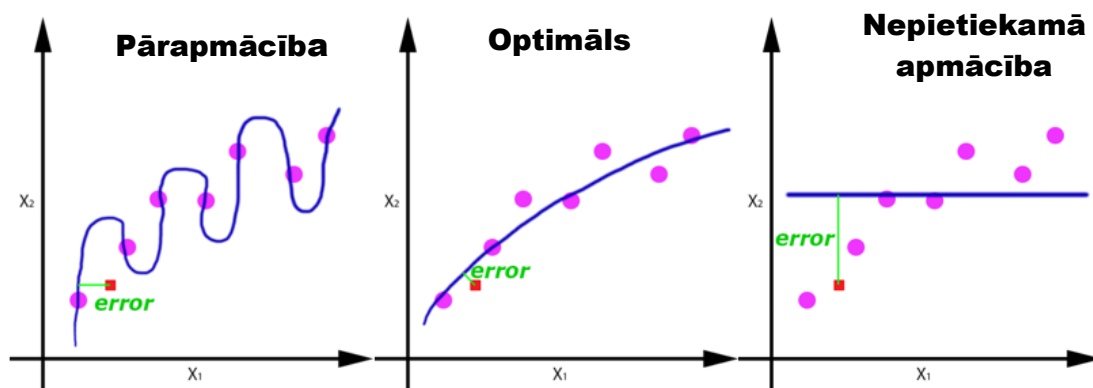
## 4.2. CNN modeļa apmācības rezultāti

CNN apmācība tika veikta ar datu pakešu (angļu val. batch) palīdzību. Paketes izmērs norāda apmācības paraugu skaitu, kas tiek izplatīti pa tīklu. Jo lielāks ir paketes izmērs, jo ātrāk notiek apmācība, taču lielākam pakešu izmēram nepieciešams jaudīgs dators. *Epoča* – ir pilnīga caurlaide visiem mācību datiem. Tātad, katru reizi, kad algoritms ir redzējis visas datu kopas paraugus, ir pabeigta viena epoha (Sharma 2017). Apmācības laikā tiek mērīta tā brīža neironu tīkla prognozēšanas spējas pareizība (angļu val. *accuracy*). Katras epohas beigās papildus vēl tiek novērtēta pareizība ar datiem, kurus neironu tīkls vēl nav redzējis. *Loss* ir zuduma funkcija, kas aprēķina kļūdu vienam mācību piemēram (Ahirwar, S.a.).

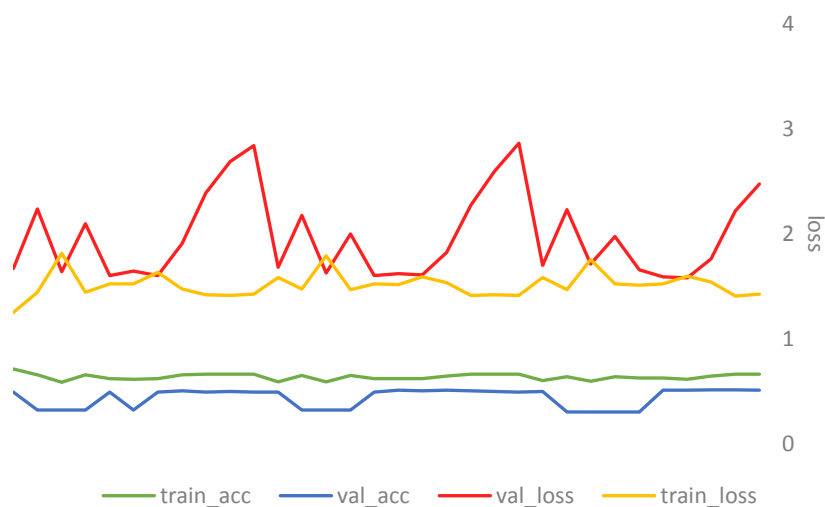
Lai uzlabotu modeļa apmācības rezultātu, tiek izmantoti dažādi optimizatori, kas palīdz iegūt nedaudz labākus un ātrākus rezultātus. Neironu tīkla optimizatori ir vairāki, taču šajā darbā tika izmantots *Adam* optimizators, kas veic stohastisko gradienta optimizāciju un ir piemērots problēmām ar lielām datu kopām (Kingma, Ba 2015). Kā arī tiek izmantotas inicializācijas metodes, kas palīdz ātrāk un efektīvāk sasniegt zuduma funkcijas minimumu (Ananthram 2018). Darbā tika izmantots He un Xavier inicializators.

Pēc grafika izkārtojuma var secināt, cik veiksmīgi ir apmācīts modelis (4.4. att.). Pārāpmācība notiek tad, kad noteikumiem ir pārāk augsta precizitāte, un modelis nespēj atpazīt

neredzētos datus, savukārt, “nepietiekama apmācība” notiek pārāk neskaidru noteikumu dēļ un modelis nespēj iemācīties (Srivastava et al. 2014). Optimālais modeļa variants ir starp šīm divām galējībām, kad modelis pietiekami labi ir apmācījies, lai spētu korekti saklasificēt arī pirms tam neredzētos datus.



4.4. attēls. Teorētiski piemēri pārapmācības, nepietiekamas apmācības un optimālas apmācības scenārijiem. Punkti parāda izejas datus, savukārt zilā līkne – neironu tīkla prognozētās vērtības (Pēc Sharma 2017).

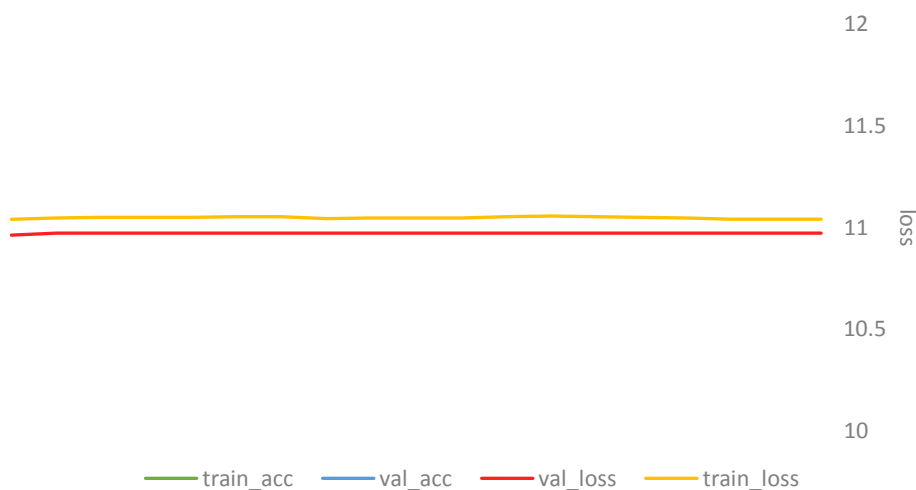


4.5. attēls. LeNet-5 CNN modeļa apmācības un zuduma funkcijas grafiks (lielie parauglaukumi), kur zaļā krāsā ir attēlota modeļa mācīšanas precizitāte, zilā krāsā – apmācības rezultāta kontrole, dzeltenā krāsā – zuduma funkcijas precizitāte, sarkanā krāsā – zuduma funkcijas kontrole.

Modelim LeNet-5 tika izmantoti operatora izveidotie lielie parauglaukumi, kas iepriekš netika samazināti. Kopumā tika ievadīti 2671627 apmācības paraugi un 667885 validācijas paraugi. Pakešu izmērs ir 128 paraugi, epohu skaits – 32, kā arī tika izmantots Xavier inicializators. 4.5. attēls atspoguļo modeļa apmācības un zuduma funkcijas grafiku un kā redzams veiksmīgas apmācības pazīmes netiek novērotas, tika secināts, ka apmācības

parauglaukumi bija pārāk daudz. Maksimālā mācīšanas precizitāte sasniedza 66%. Modeļa apmācīšana ilga vairāk nekā trīs diennaktis.

Pirmie mēģinājumi apmācīt VGG-16 modeli ar tiem pašiem parauglaukumiem tika atzīti par nesekmīgiem, jo apmācības process būtu beidzies pēc 2,5 gadiem. Tādēļ tika pieņemts lēmums samazināt gan apmācības, gan validācijas parauglaukumu skaitu, par kuriem tika minēts iepriekšēja apakšnodaļā. Šie mazie parauglaukumi tika izmantoti VGG-16 modeļa apmācībai, kā arī atkārtotai uzlabotas LeNet-5 arhitektūras modeļa apmācībai. Tika ievadīti 23566 apmācības paraugi un 9831 validācijas paraugi. Pakešu izmērs ir 64, epohu skaits – 19. Pēc 4.6. attēla var secināt, ka modelis nav apmācījies un maksimālā precizitāte ir tikai 31%.

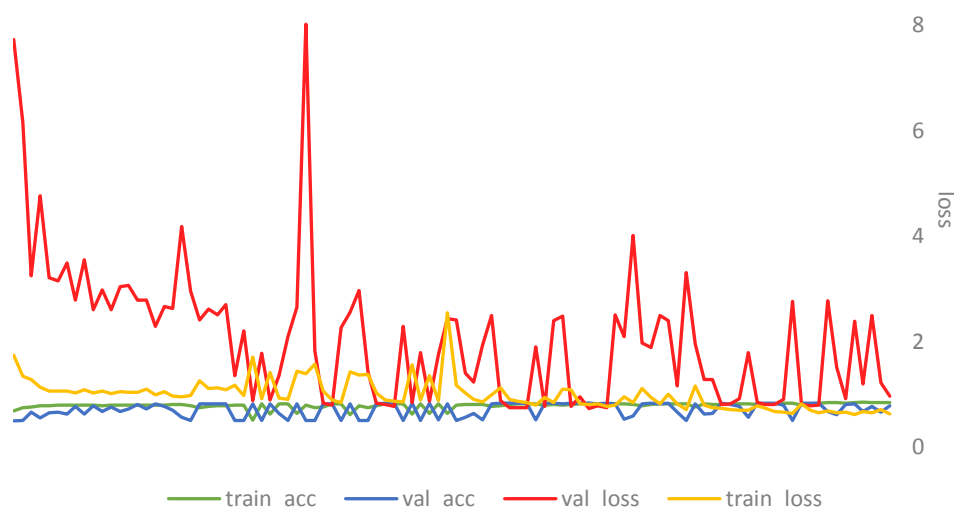


4.6. attēls. VGG-16 CNN modeļa apmācības un zuduma funkcijas grafiks, kur ar zaļo ir attēlots modeļa apmācīšanas precizitāte, zilo - apmācības rezultāta kontrole, dzelteni – zuduma funkcijas precizitāte, sarkano - zuduma funkcijas kontrole.

Katrā apmācības reizē var iegūt atšķirīgus rezultātus, jo apmācības gaitā tiek izmantots gadījuma skaitļu ģenerators. Meklējot risinājumu iegūt labāku apmācības rezultātu, jaunie, mazie parauglaukumi tika izmantoti LeNet-5 tīkla apmācībai. Atšķirībā no pirmās nesekmīgās apmācības, šeit tika izmantots mazāks apmācības ātrums. Otrā atšķirība bija He inicializators Xavier vietā. Šim modelim pakešu izmērs ir 128 paraugi, epohas – 100. Šī modeļa arhitektūru iespējams apskatīt 2.pielikumā. Rezultāta (4.7.att.) redzams, ka modelis ir pārāpmācījies, jo apmācības un zuduma funkcijas precizitāte pieaug, bet validācija krītas. Taču, salīdzinot šo rezultātu, ar iepriekšējiem, var teikt, ka šis ir veiksmīgs apmācības modelis. Apmācības precizitāte sasniedza 84%. Ņemot vērā, ka apmācības laikā tika izmantota kontrolpunktu

metode, vērtību prognozēšanai tika izmantots neironu tīkla stāvoklis, pirms validācijas pareizības rādītāji sāka pasliktināties.

Pastāv ļoti daudz iemeslu, kāpēc neironu tīkls neveiksmīgi tiek apmācīts. Šajā gadījumā, problēma varētu būt tajā, ka parauglaukumi, kas tiek ievadīti iekš tīklā, nav sajaukti haotiski, bet iet pēc kārtas (katrā klase), un tas negatīvi ietekmē modeļa apmācību. Šis ir viens no trūkumiem, kas ir konstatēts darba izstrādē izmantotajam eksperimentālajam GRASS GIS – Keras konektoram.



4.7. attēls. LeNet-5 CNN modeļa apmācības un zuduma funkcijas grafiks (ar maziem parauglaukumiem), kur zaļā krāsā ir attēlota modeļa apmācīšanas precizitāte, zilā krāsā - apmācības rezultāta kontrole, dzeltenā krāsā – zuduma funkcijas precizitāte, sarkanā krāsā - zuduma funkcijas kontrole.

### 4.3. CNN iegūto rezultātu ticamība

Drošas neironu prognozēšanas sistēmai nepieciešams, lai prognozes kvalificētu ar ticamības vērtību (Papadopoulos et al. 2001). Kad reālajā pasaulē tiek pielietoti neironu tīkli fizisko sistēmu modelēšanai, cilvēki vairāk rūpējas par to prognozēšanas spējām nekā par precīzām modelēšanas spējām. Kad neironu tīkla modelis tiek izmantots prognozēšanai ar ievades datu kopumu, kas atšķiras no apmācības parauglaukumiem, novērtējuma precizitāte var atspoguļot vislabāko minējumu par paredzamajiem rezultātiem. Šādu diapazonu parasti sauc par ticamības intervālu ar noteiktu ticamības līmeni, kas sniedz informāciju par to, kāda ir iespējamība, ka izvades dati būs ar novērtējumu. Kad modelī ievada neredzētos datus,

iespējamo rezultātu diapazons kvantitatīvi norāda, cik liela atšķirība ir starp reāliem izvades datiem un labāko minējumu no statistikas viedokļa (He, Li 2011).

Prognozēšanas un ticamības rezultāts tika iegūts no LeNet-5 veiksmīgākai apmācībai, kur tika izmantoti mazie parauglaukumi. Prognozēšanas rezultātā tika atspoguļotas tikai 3 klases – apbūve, aramzeme un labība (3.pielikums). Savukārt, rezultātu ticamība (4.pielikums), kas ir neironu tīkla klasifikācijas pārlicība, atspoguļo, ka pārsvara visa teritorija ir saklasificēta pareizi (gaiši sarkanās teritorijas – 99%), savukārt tumši sarkanās teritorijas atspoguļo aramzemes klasi, kur ticamība ir ap 30%. Līdz ar to, var secināt, ka neironu tīkls nav apmācījies.

LeNet-5 prognozēšanas rezultātam tika aprēķināta kļūdu matrica (4.1.tabula). Kā redzams, tiek atspoguļotas tikai 3 klases, labāka klase no ražotāja un lietotāja viedokļa ir aramzeme, to arī liecina prognozēšanas rezultāta karte, (kaut gan ticamība atspoguļo zemāko rādītāju) kas tika salīdzināta ar ortofotokarti (1.pielikums). Savukārt, sliktāko rezultātu rādīja apbūves klase, kas pārsvarā tiek attēlota kā aramzemes un labības klase.

4.1.tabula.

LeNet-5 prognozēšanas rezultāta kļūdu matrica

Klases	apbūve	ceļš	aramzeme	labība	jaukts mežs	lapu koku mežs	skujkoku mežs	ganības	dārziņu lauki	ūdens	paliene	izcirtums	jaunaudze	plava	skaitis	Lietotāja pareizība
apbūve	1672	1035	136	0	0	0	0	0	334	0	0	0	0	0	3177	53%
ceļš	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
aramzeme	20933	5883	1029018	1210	0	0	0	0	70	46484	0	0	0	0	1103598	93%
labība	34923	16514	4863	1681422	82583	22608	189610	86807	1702	1048	37676	37305	29413	6263	2232737	75%
jaukts mežs	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
lapu koku mežs	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
skujkoku mežs	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
ganības	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
dārziņu lauki	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
ūdens	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
paliene	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
izcirtums	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
jaunaudze	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
plava	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0%
skaitis	57528	23432	1034017	1682632	82583	22608	189610	86807	2106	47532	37676	37305	29413	6263	3339512	
Ražotāja pareizība	3%	0%	100%	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
Kopējā pareizība	81%															
Kappa	0.66															

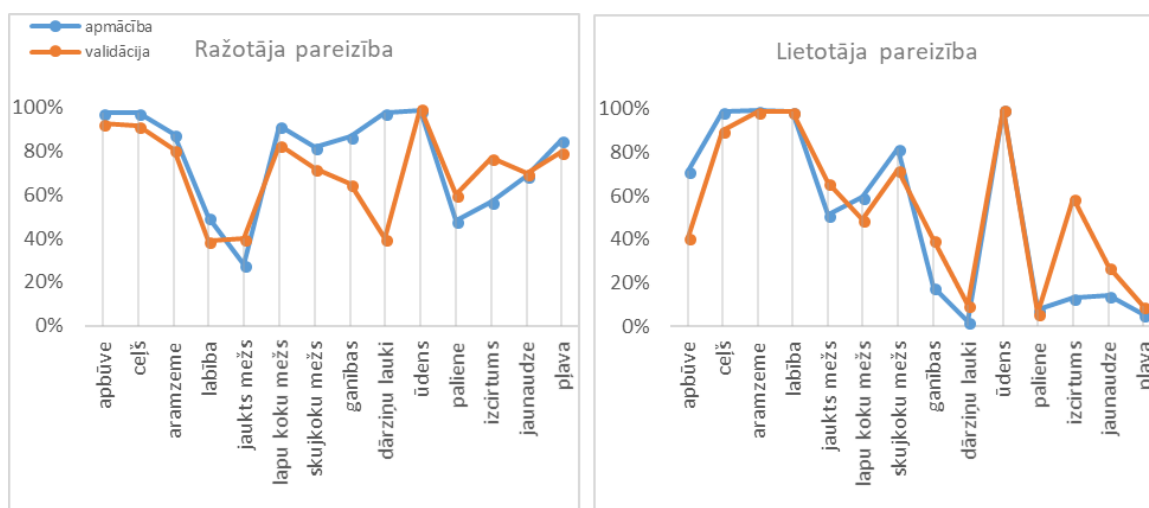
VGG-16 modelim neizdevās iegūt prognozēšanas rezultātu, jo vairāku diennakšu laikā nebija paveikts pat 1% no apjoma.

#### 4.4. Tradicionālās mašīnmācīšanās metodes rezultāti

Analizējot ar MLC metodi iegūtos kļūdu matricas rezultātus no apmācības parauglaukumiem (5.pielikums (a)), secināts, ka vislabākās klases no ražotāja/lietotāja pareizības viedokļa, ir ūdens klase (99% / 100%), ceļš (98 / 99%), skujkoku mežs (82% / 82%), aramzeme (88% / 99%). No lietotāja pareizības, labības klase sasniedz 99%, taču ražotāja

pareizība rāda tikai 50%. Tas nozīmē, ka lietotājs izvēloties jebkuru punktu uz kartes, sastapsies ar labības klasi 99% gadījumos, taču ražotāja atlikušie 50% gadījumu no labības netiks atspoguļoti kartē. Vissliktākie rezultāti no lietotāja puses rādīja dārzeņu lauki (2% (ražotāja pareizība – 98%)) - vislielākais gadījumu skaits piešķirts aramzemes klasei; pļava (5% (ražotāja pareizība – 85%)) - lielākais gadījumu skaits piešķirts labības klasei; paliene (7% (ražotāja pareizība – 48%)) - lielākais gadījumu skaits piešķirts labības klasei. Ražotāja un lietotāja pareizības vērtības atsevišķi nevar izmantot kā klasifikācijas pareizības rādītāju, jo šīs vērtības nerada pilnīgu priekšstatu, tāpēc, tiek aprēķināta klasifikācijas kopējā pareizība, kas rādīja 66%. Kā arī tika izrēķināts Kappa koeficients, kas ir vienāds ar 0.56, kas norāda uz salīdzinoši lielu gadījuma faktoru ietekmi uz klasificēšanas rezultātu. MLC klasifikācijas karti, iespējams apskatīt 6.pielikumā.

Kļūdu matrica tika aprēķināta arī validācijas parauglaukumiem. Atšķirības starp apmācības un validācijas parauglaukumu pareizību no ražotāja un lietotāja puses starp katru klasi atspoguļo 4.8.attēls.

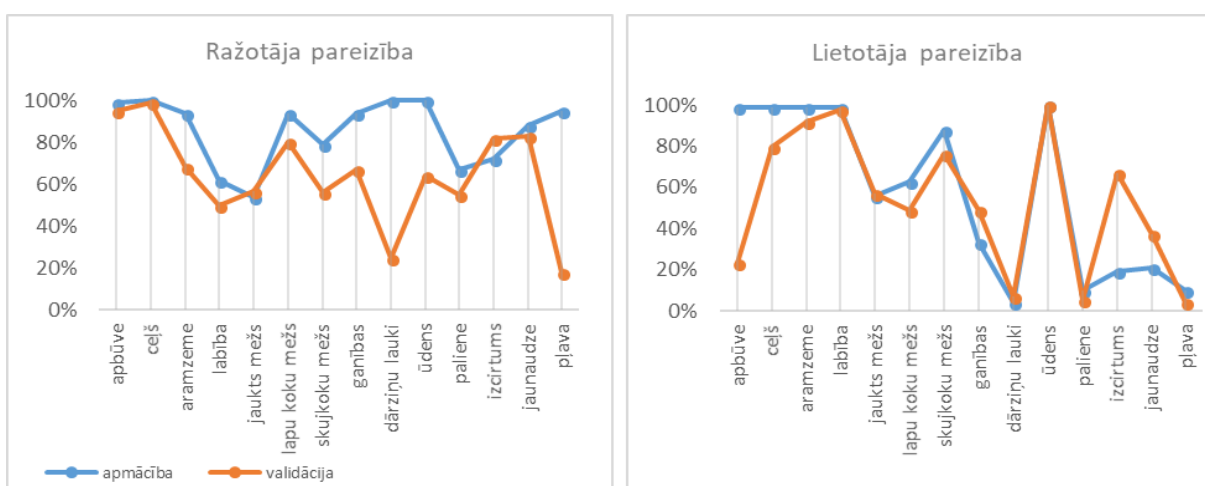


4.8.attēls. MLC klasifikācijas rezultāta ražotāja (pa kreisi) un lietotāja (pa labi) pareizība pa klasēm. Ar zilo attēlota līkne, atspoguļo rezultātu ar apmācības parauglaukumiem, savukārt oranža – validācijas parauglaukumiem.

Grafikā redzams, ka būtiskās atšķirības starp validācijas un apmācības parauglaukumiem netiek novērotas. Ir nelielas atšķirības starp atsevišķām klasēm, piemēram, dārzeņu laukiem ražotāja pareizībā un izcirtumu klasē lietotāja pareizībā. Kopējā pareizība MLC klasifikācijas rezultātā ar validācijas parauglaukumiem ir vienāda ar 64%, kas ir līdzīga rezultātam ar apmācības parauglaukumiem. Kappa koeficients ir 0.58, kas ir līdzīgs apmācības klasifikācijas rezultātam.

Lai iegūtu priekšstatu arī par citu pārraudzīto klasifikāciju, un salīdzināt rezultātus savā starpā, tika izmantots arī SMAP klasifikators. Labākais klases rezultāts ar apmācības parauglaukumiem no ražotāja/lietotāja pareizības viedokļa ir apbūves klase (99% / 99%), ceļš (99% / 99%), aramzeme (94% / 99%) un ūdens (100% / 100%) (7.pielikums). Kaut gan, ūdens klase rādīja 100% abās pareizības pusēs, klasifikācijas attēlā (8.pielikums), vairākās vietās upe ir atspoguļota kā apbūves klase. Sliktākās klases no ražotāja/lietotāja pareizības viedokļa ir jaukts mežs (54% / 56%) – lielākais gadījumu skaits piešķirts skujkoku mežam; paliene (67% / 10%) – lielākais gadījumu skaits piešķirts labības klasei; izcirtums (72% / 19%) – lielākais gadījumu skaits arī piešķirts labības klasei. Kopējā klasifikācijas pareizība ir 76% un Kappa koeficients ir 0,67, kas nozīmē, ka SMAP ir lielāks gadījuma faktoru ietekme uz klasificēšanas rezultātu nekā MLC.

Izrēķinot kļūdu matricu ar validācijas parauglaukumiem, secināts, ka kopējā pareizība ir nedaudz mazāka nekā klasifikācijai ar apmācības parauglaukumiem un tā ir 61%, savukārt Kappa koeficients ir 0,55, kas ir līdzīgs MLC klasifikācijas rezultātam. Atšķirības starp mācību un validācijas parauglaukumiem pa klasēm var aplūkot 4.9.attēlā.



4.9.attēls. SMAP klasifikācijas rezultāta ražotāja (pa kreisi) un lietotāja (pa labi) pareizība pa klasēm. Ar zilo attēlota līkne, atspoguļo rezultātu ar apmācības parauglaukumiem, savukārt oranža – validācijas parauglaukumiem.

4.9. attēlā redzams, kurām klasēm ir labākā un sliktākā pareizība. Būtiskās atšķirības starp apmācības un validācijas parauglaukumiem novērotas tikai dažām klasēm (dārzeņu lauki, plava, apbūve).

Lai labāk saprastu līdzības starp klasēm, tika izveidota dendrogramma ArcMap vidē, lai iegūstu savstarpējo klašu saistību. Dendrogramma parāda attālumu, starp katru secīgi apvienoto klasi (ESRI 2011). 4.2.tabula atspoguļo, ka vislīdzīgākā pakāpe starp klasēm ir labībai un ganībam, kā arī palienei un plavai, palienei un izcirtumam, utt. Tieši šīs klasēs kļūdu matricā

ir atspoguļoti ar zemu pareizības rezultātu. Kopumā, analizējot šo tabulu, var secināt, ka pārsvarā visām klasēm ir samērā neliels attālums viens starp otru un tās nozīmē, ka klasifikācijas attēlā konkrēta klase var atspoguļoties kā citā līdzīga klase.

4.2.tabula.

Dendrogrammas rezultāts. Pirmā un otrā kolonna atspoguļo klases, savukārt trešā – attālumu starp klasēm.

Remaining Class	Merged Class	Between-Class Distance
1	9	0,259493
11	13	0,766772
11	12	1,268604
4	8	1,413757
1	14	1,654993
1	11	1,774568
2	10	2,234567
4	5	2,327063
2	7	2,421322
3	4	3,164166
2	6	3,527850
1	3	4,076548
1	2	4,615940

**Klases:** 1-labība, 2-apbūve, 3-ūdens, 4-skujkoku mežs, 5-lapu koku mežs, 6-ceļš, 7-aramzeme, 8-jaukts mežs, 9-ganības, 10-dārzeņu lauki, 11-paliene, 12-izcirtums, 13-pļava, 14-jaunaudze

Salīdzinot MLC un SMAP klasifikācijas rezultātus, pēc grafikiem (4.8. un 4.9.att.) var novērot, ka tie būtiski neatšķiras – ražotāja pareizībā problemātiskās klasēs abās klasifikācijas ir jaukts mežs un dārzeņu lauki, savukārt, lietotāja pareizībā – dārzeņu lauki, paliene un pļava. Abām problemātiskajām klasēm ir raksturīgi, ka arī vizuāli nosakot teritorijas piederību pie konkrētās klases, ir nepieciešams skatīties uz plašāku teritoriju nekā viens pikselis, jo abām klasēm piemīt specifiskas tekstūras, kas nodrošina to vizuālu izdalīšanu. Šāda tipa klasēm būtu sagaidāms, ka klasifikatori, kas ņem vērā tekstūru plašākā teritorijā, spētu šādas klases saklasificēt labāk.

## 5. DISKUSIJA

Lai iegūstu priekšstatu par zemes seguma klasifikāciju izmantojot CNN un to lietošanas iespēju, pirms maģistra darba izstrādes, TMAI un LGIS kursa ietvaros tika izmēģināta primitīva CNN klasifikācija, saskaldot rastra attēlu daudz mazās bildītēs 50x50 pikseļi (Jeršova 2017). Klasificēšanai tika izvēlētas 7 klases (1-mežs, 2-izcirtums, 3-ūdens, 4-ceļš, 5-ēka, 6-dzelzceļš, 7-lauksaimniecības zeme, 8-nevar noteikt) un nejaušā kārtībā operators saklasificēja 1000 bildes. Svarīgākais un sarežģītākais solis, kuru bija nepieciešams paveikt, bija modeļa izvēle, kas spētu dot labu rezultātu. Tika izvēlēts VGG-16 modelis, kas piedāvāja 6 dažādas konfigurācijas, kuri savā starpā atšķiras pēc svara, konvolūcijas un apvienošanas slāņiem. Taču izmantojot gatavu VGG-16 modeli radās problēma daudzu apvienošanas slāņu dēļ un kā rezultātā no mazām bildēm nekas nepalika pāri. Modificējot VGG-16, tika iegūts modelis, kas rādīja pozitīvu rezultātu. Kopumā, iegūstot klasifikācijas rezultātu (9.pielikums), tika secināts, ka 1000 klasificētu attēlu bija par maz, kā arī attēli tika klasificēti nejauši un līdz ar to, dažas klases netika atspoguļotas. Kopējā rezultātu pareizība rādīja 94%, neskatoties uz to, ka izcirtumu un ceļu klasi modelis nespēja atpazīt. Kā arī tika secināts, ka, lai iegūtu vizuāli reprezentatīvāku rezultātu, bija nepieciešams izmantot citas metodes attēlā sākotnējai klasifikācijai pēc kuriem mācīsies modelis.

Balstoties uz secinājumiem no pirmās CNN klasifikācijas mēģinājumiem, maģistra darbam tika izvēlētas citas metodes, lai uzlabotu to rezultātu. Tika izvēlēta gan cita darbplūsmu sagatavošana pēc kura mācīsies modelis, gan pats modelis un tā arhitektūra, gan prognozēšanas metode, taču CNN apmācība tāpat nebija sekmīga.

Darba gaitā tika aplūkoti līdzīgi pētījumi, piemēram, Castellucio et al. 2015, kas mēģināja iegūt no tālzipētes attēliem zemes seguma klasifikācijas rezultātus, izmantojot CNN. Pētnieki izmantoja divas citas arhitektūras – CaffeNet un GoogLeNet, un darbplūsmai izmantoja jau gatavus apmācītus parauglaukumus no UC-Merced Land Use datubāzes (Yang, Newsam 2010). Izmantojot šo datubāzi, pētnieki ietaupīja daudz laika, jo šiem parauglaukumiem (attēliem) nebija nepieciešams veikt papildus apstrādes darbības. Tās varētu atvieglot arī šī maģistra darba gaitu, izmantojot jau gatavu datubāzi, taču tā ir sadalīta 21 klasē un tā klasifikācijas sistēma nebija piemērota autores darbam - tās reprezentēja klases, kas vairāk attiecās uz pilsētvides ainavu un kādiem konkrētiem objektiem, piemēram, lidmašīna, autostāvvietā, tenisa laukums, u.c. Kā arī, dažādas klases ģeogrāfiski neatbilst Latvijas teritorijai raksturīgiem objektiem un segumam, piemēram, beisbola laukums, krūmāji (chaparral), kas dominē tikai ASV, Meksikas un Vidusjūras reģionos. Kopumā, pētnieki ieguva labu rezultātu, kur precizitāte sasniedza 91,8 %, tikai 8 bildes no 420 bija kļūdaini saklasificēti.

Autori veidoja pilnīgi jauno CNN arhitektūru, taču piebilda, ka tas sagādāja grūtības, un labāka alternatīva būtu izmantot iepriekš sagatavotu CNN un pielāgot to savam darba mērķa uzdevumam.

Nogueira et al. 2017 savā pētījumā mēģināja uzlabot CNN izmantošanu tālizpētes attēlu klasificēšanai. Par apmācības parauglaukumiem viņi izmantoja citu gatavu datubāzi ar saklasificētiem attēliem, kas saucās Brazilian Coffee Scene (Penatti et al. 2015). Šī datu kopa satur vairākas multispektrālas ainas, kas tika iegūtas no SPOT sensora 2005. gadā, Brazīlijā, Minasžeraisas štatā, 4 dažādos reģionos. Attēli no katra apgabala tika sadalīti vairākās  $64 \times 64$  pikseļu bildītēs, kas veidoja 2876 attēlus un sadalītas divās klasēs – ‘kafijas’ un ‘ne-kafijas’ klases. Lauksaimniecības pētnieki veica manuālo klasifikāciju, kur ‘kafijas’ klase tika piešķirta attēliem, kas atspoguļo vismaz 85% no kafijas laukiem, savukārt attēli, kuros ir mazāk par 10% no kafijas, tika piešķirta ‘ne-kafijas’ klase. Datu kopumam ir zaļās, sarkanās un infrasarkanās joslas, tāpēc, tās ir noderīgākās un reprezentatīvākās, lai atšķirtu veģetācijas zonas.

Diezgan daudz pētnieku izmanto šīs divas datubāzes, kad mēģina iegūt klasifikācijas rezultātus, izmantojot neironu tīklus tālizpētes attēliem. Šī varētu būt laba alternatīva, ja būtu izveidota datubāze ar jau saklasificētiem attēliem, kurus varētu izmantot CNN klasifikācijai, piemēram, Eiropas reģionam, jo šīs gatavās datubāzes pārsvarā atspoguļo Latvijai neraksturīgas klases.

Būtiskā problēma, kas darba gaitā traucēja iegūt labus rezultātus ir dators ar nepietiekamu jaudu. Šodien atmiņa ir viena no lielākajām problēmām dziļo neironu tīklos (DNN). Pētnieki cīnās ar ierīču ierobežoto atmiņas joslas platumu, kuru jāizmanto mūsdienu sistēmām, lai uzglabātu milzīgus svarus un aktivācijas DNN. Atmiņa ir nepieciešama, lai saglabātu ievades attēlus, svāra parametrus un aktivācijas (Hanlon 2017). Iespējams, ka risinājums varētu būt izveidojot citu klasifikācijas sistēmu ar mazāku klašu skaitu, vai arī samazināt parauglaukumu skaitu vēl vairāk. Taču pēc pirmā CNN izmēģinājuma, kur tika izmantotas tikai 1000 bildes, likās, ka lielākais parauglaukumu skaits uzlabos apmācības rezultātu, taču tas tikai pārslogoja datoru.

Apkopojot pētnieku darbus, kuri risina attēla klasifikācijas problēmas, secināts, ka pārsvarā tiek izmantoti satelītattēli. Lielākās problēmas parādās tad, kad ir jāklasificē lielāka mēroga attēli ar augstāku izšķirtspēju, jo attēlā parādās daudz sīkas informācijas, kuru parasti neklasificē. Protams, ja ir mērķis klasificēt konkrētus atsevišķus objektus, tad tā ir priekšrocība, nevis trūkums. Ja mērķis ir klasificēt zemes segumus, tad pārsvarā tiek izmantoti satelītattēli ar mazāku mērogu un līdz ar to, zemāku izšķirtspēju, taču rezultāts būs diezgan vispārīgs. Piemēram, CORINE Land Cover sniedz plašu informāciju par dažādiem zemes segumiem visā Eiropas teritorijā un no tās var iegūt izmaiņas par Latviju vai kādu Latvijas reģionu, taču, ja

nepieciešams iegūt informāciju lokālai teritorijai, tad CORINE Land Cover dati būs pārāk vispārīgi. Veicot tradicionālo pārraudzīto klasifikāciju ar MLC un SMAP arī neizdevās iegūt to labāko rezultātu, jo augstā ortofoto izšķirtspēja un līdzīgas spektrālās īpašības traucēja iegūt vēlamo rezultātu. Šobrīd joprojām ir izaicinājums iegūt klasifikācijas rezultātu no ortofotokartes, neiedziļinoties sīkajos objektos, bet gan, iegūstot informāciju par zemes seguma veidiem.

Runājot par salīdzinājumu starp klasisko pārraudzīto klasifikācijas rezultātu un CNN iegūto rezultātu, to objektīvi pašlaik nevar salīdzināt, jo CNN atspoguļoja tikai 3 klases, savukārt MLC un SMAP atspoguļoja visas 14 klases, taču ar vairākām problēmām. Analizējot iegūtos rezultātus par MLC un SMAP, abām klasifikācijām bija novērotās problemātiskās klases. Galvenais trūkums tradicionālajiem klasifikatoriem ir tāds, ka tas neievēro kontekstuālo informāciju, kā arī līdzīgo spektrālu vērtību dēļ, zemes segumi klasificēti neatbilstošās klasēs, šo problēmu varētu risināt tieši neironu tīkli, kas ņem vērā vairākas attēla īpašības, taču, jāpiestrādā pie mākslīgo neironu tīkla izmantošanas iespējām.

Veicot šo darbu, tika noteikti galvenie cēloņi nesekmīgai CNN apmācībai:

- modeļa arhitektūras un parametru izvēle;
- apmācības parauglaukumu secīga ievade modelī;
- datora atmiņas un datorlaika trūkums.

Kopumā, CNN ir liels potenciāls, arvien vairāk parādās jaunie pētījumi un jaunie veiksmīgie rezultāti, izmantojot šo neironu tīklu. Galvenā problēma ir pielāgot visus parametrus, konfigurācijas, apmācības datus savam mērķim, lai iegūtu vēlamo rezultātu. Līdz ar to, ka brīvpieejas neironu tīkla arhitektūras parādījās pirms pāris gadiem, visticamāk, ka ar laiku atviegloties tā izmantošana un drīz būs iespējams iegūt ātro un kvalitatīvu automatizētu informāciju arī ģeogrāfijas jomā.

## SECINĀJUMI

- CNN ir pieejamas daudz dažādas brīvpieejas arhitektūras, taču jāizvērtē to izmantošana savam mērķim un datorspējām. LeNet-5 CNN arhitektūra sniedza labākus rezultātus, salīdzinot ar VGG-16, mazāko konvolūcijas slāņu dēļ;
- CNN rezultātu ticamība, kas tika iegūta no LeNet-5 arhitektūras, atspoguļoja labu rezultātu, kur neironu tīkla pārlicība, lielāko daļu no teritorijas rādīja 99%, kaut gan CNN prognozēšanas rezultātā tika attēlotas tikai 3 klases no 14 un līdz ar to, neironu tīkls nav iemācījies operatora sniegtās klases;
- CNN klasifikācijas kopējā pareizība ir 81%, savukārt klasiskā pārraudzītā klasifikācija MLC - 66%, taču neirona tīkla klasificēšanu nevar vērtēt kā objektīvi labāku, jo visas klases netika atspoguļotas;
- Viens no nesekmīgas neironu tīkla apmācības rezultātiem vistīcīmāk ir nesajauktā apmācības parauglaukumu secība, kas ļāva modelim pārāpmācīties;
- MLC un SMAP apmācības un validācijas rezultāti bija diezgan līdzīgi, līdz ar to tradicionālās māšīnmācīšanās metodes arī 'apmācās' un spēj klasificēt neredzētus attēlus. Pašlaik, tradicionālas klasifikācijas pieejas joprojām ir vieglāk pieejamākas lietošanai un sniedz salīdzinoši labus rezultātus.
- Sekmīga CNN izmantošana tālīzpētes materiālu klasifikācijai ir iespējama, taču nepieciešams izvēlēties atbilstošu CNN arhitektūru un pielāgot visas konfigurācijas un parametrus. Kā arī apmācības parauglaukumu izmērs un skaits būtiski ietekmē modeļa mācīšanas laiku un datora pārslodzi, tāpēc nepieciešams izvērtēt parauglaukumu izvēli un datora spējās veikt neirona tīkla apmācību;

## LITERATŪRA UN AVOTI

### Publicētā literatūra

Achanta, R., Shaji, A., Smith, K., Lucchi, A., Fua, P., Susstrunk, S. 2012. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-art Superpixel Methods. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 34(11), 2274-2282.

Aguirre-Gutierrez, J., Sejmonsbergen, A., Duivenvoorden, J. 2012. Optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico. *Applied Geography*. 34, 29-37.

Arel, I., Rose, D., Karnowski, T. 2010. Deep Machine Learning—A New Frontier in Artificial Intelligence Research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*. 5(4), 13-18.

Chan, J., Chan, K., Yeh, A. 2001. Detecting the Nature of Change in an Urban Environment: A Comparison of Machine Learning Algorithms. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 67(2), 213-225.

Congalton, R. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 37(1), 35-46.

Feng, C., Flewelling, D. 2004. Assessment of semantic similarity between land use/land cover classification systems. *Computers, Environment and Urban Systems*. 28, 229–246.

Foody, G. 2002. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*. 80(1), 185-201.

Franklin, S., Wulder, M. 2002. Remote sensing methods in medium spatial resolution satellite data land cover classification of large areas. *Progress in Physical Geography*. 26(2), 173-205.

Gahegan, M. 2000. On the Application of Inductive Machine Learning Tools to Geographical Analysis. *Geographical Analysis*. 32(1), 113-139.

Hasmadi, M., Pakhriazad, H., Shahrin, M. 2009. Evaluating supervised and unsupervised techniques for land cover mapping using remote sensing data. *Malaysian Journal of Society and Space*. 5(1), 1-10.

He, S., Li, J. 2011. Confidence Intervals for Neural Networks and Applications to Modeling Engineering Materials. Leung, C. (eds.). *Artificial Neural Networks*. China. IntechOpen. 337-160.

Hepner, G. 1990. Artificial Neural Network Classification Using a Minimal Training Set: Comparison to Conventional Supervised Classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 56(4), 469-473.

- Huang, X., Jensen, J. 1997. A Machine Learning Approach to Automated Knowledge-Base Building for Remote Sensing Image Analysis with GIS Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 63(10), 1185-1194.
- Knudby, A., LeDrew, E., Brenning, A. 2010. Predictive mapping of reef fish species richness, diversity and biomass in Zanzibar using IKONOS imagery and machine-learning techniques. *Remote Sensing of Environment*. 114(6), 1230-1241.
- Langkvist, M., Kiselev, A., Alirezaie, M., Loutfi, A. 2016. Classification and Segmentation of Satellite Orthoimagery Using Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing*. 8(4).
- Lecun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. 2015. Deep learning. *Nature*. 521(7553), 436-444.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*. 86(11), 2278-2323.
- Li, M., Zang, S., Zhang, B., Li, S., Wu, C. 2014. A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: the Role of Spatio-contextual Information. *European Journal of Remote Sensing*. 47, 389-411.
- Linhui, L., Mengmeng, M., Xinli, D., Jing, L., Yunpeng, Z. 2013. Convolutional Neural Network Applied to Traversability Analysis of Vehicles. *Advances in Mechanical Engineering*. 5, 1-6.
- Lu, D., Weng, Q. 2007. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*. 28(5), 823-870.
- Nieslen, M. 2015. *Neural Networks and Deep Learning*. Determination Press.
- Nogueira, K., Penatti, O., Santos, J. 2017. Towards better exploiting convolutional neural networks for remote sensing scene classification. *Pattern Recognition*. 61(3), 539-556.
- Otukei, J., Blaschke, T. 2010. Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12(1), 27-31.
- Palma, F., Amato, F., Nole, G., Martellozzo, F., Murgante B. 2016. A SMAP Supervised Classification of Landsat Images for Urban Sprawl Evaluation. *International Journal of Geo-Information*. 5(7), 109.
- Papadopoulos, G., Edwards, P., Murray, A. 2001. Confidence estimation methods for neural networks: a practical comparison. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 12(6), 1278-1287.

Pomerleau, D. 1991. Efficient Training of Artificial Neural Networks for Autonomous Navigation. *Neural Computation*. 3(1), 88-97.

Rico, E., Maseda, R. 2009. An Object-Oriented Approach to Automatic Classification of Panchromatic Aerial Photographs with GRASS GIS and R. *Geospatial Free and Open Source Software in the 21st Century*. 123-137.

Samuel, A. 1959. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *Journal of Research and Development*. 3, 210-229.

Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., Salakhutdinov, R. 2014. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*. 15(1), 1929-1958.

Tobler, W. 1970. A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*. 46(1), 234-240.

Wang, L., Sousa, W., Gong, P. 2004. Integration of object-based and pixel-based classification for mapping mangroves with IKONOS imagery. *INT. J. Remote Sensing*. 25(24), 5655–5668.

Weih, R., Riggan, N. 2010. Object-based classification vs. Pixel-based classification: comparative importance of multi-resolution imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 38(7).

Zhao, K., Popesco, S., Meng, X., Pang, Y., Agca, M. 2011. Characterizing forest canopy structure with lidar composite metrics and machine learning. *Remote Sensing of Environment*. 115(8), 1978-1996.

### **Ziņojums konferencē**

Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L., Li, K., Fei, L. 2009. ImageNet: a Large-Scale Hierarchical Image Database. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1-8.

Kingma, D., Ba, J. 2015. Adam: A Method for Stochastic Optimization. *3rd International Conference for Learning Representations*. San Diego, 1-15.

Kshirsagar, A., Rathod, M. 2012. Artificial Neural Network. *IJCA Proceedings on National Conference on Recent Trends in Computing*. 12-16.

Last, M. 2006. The Uncertainty Principle of Cross-Validation. *IEEE International Conference on Granular Computing*. Atlanta, USA. 275-280.

Oquab, M., Bottou, L., Laptev, I. 2014. Learning and Transferring Mid-level Image Representations Using Convolutional Neural Networks. *Computer Vision and Pattern Recognition IEEE Conference*. 1717-1724.

Penatti, O., Nogueira, K., Santos, J. 2015. Do Deep Features Generalize from Everyday Objects to Remote Sensing and Aerial Scenes Domains? *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. MA, USA. 44-51

Simonyan, K., Zisserman, A. 2015. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *International Conference on Learning Representations*. San Diego, 1-14.

Whiteside, T., Ahmad, W. 2005. A comparison of object-oriented and pixel-based classification methods for mapping land cover in Northern Australia. *Proceedings of SSC2005 Spatial intelligence, innovation and praxis: The national biennial Conference of the Spatial Sciences Institute*. Melbourne, 1225-1231.

Yang, Y., Newsam, S. 2010. Bag-Of-Visual-Words and Spatial Extensions for Land-Use Classification. *ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*. CA, USA.

### **Nepublicētie materiāli**

Castelluccio, M., Poggi, G., Sansone, C., Verdoliva, L. 2015. *Land Use Classification in Remote Sensing Images by Convolutional Neural Networks*. Cornell University Library.

Chollet, F. 2015. *Keras*. GitHub.

CORINE Land Cover. 1995. *CORINE Land cover - Part 1*. Publications about Europe's environment published by EEA.

ESRI. 2011. *ArcGIS Desktop: Release 10*. Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute.

GRASS. 2017. Development Team. Geographic Resources Analysis Support System Software, Version 7.0. Open Source Geospatial Foundation.

Jeršova, J. 2017. *Zemes lietojuma veida klasifikācija tālizpētes materiālos, izmantojot konvolūcijas neironu tīklu*. Studiju darbs LĢIS un TMAI.

Johnson, J., Karpathy, A. S.a. *Convolutional Neural Networks: Architectures, Convolution / Pooling Layers*. CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition.

Logan, S. 2017. *Understanding the Structure of Neural Networks*. *Becoming Human: Artificial Intelligence Magazine*.

Munoz, A. 2014. *Machine Learning and Optimization*. Courant Institute of Mathematical Sciences.

Santos, L. S.a. *Artificial Inteligence*. Gitbooks.

Theano Development Team. 2016. *Theano: A Python framework for fast computation of mathematical expressions*. Arxiv.

Zhu, Y. Newsam, S. 2016. *Land Use Classification using Convolutional Neural Networks Applied to Ground-Level Images*. Cornell University Library.

Zuters, J. S.a. *Neironu tīkli*. Mācību materiāls. Latvijas Universitāte Datorikas fakultāte.

### **Interneta resursi**

A Guide to TF Layers: Building a Convolutional Neural Network. S.a. Sk. 12.06.2017.  
Pieejams: <https://www.tensorflow.org/tutorials/layers>

Atsauce tekstā (A Guide to TF Layers, S.a.)

Accuracy Metrics. S.a. Humboldt State Geospatial Online. Sk. 27.05.2018. Pieejams:  
[http://gsp.humboldt.edu/olm\\_2015/Courses/GSP\\_216\\_Online/lesson6-2/metrics.html](http://gsp.humboldt.edu/olm_2015/Courses/GSP_216_Online/lesson6-2/metrics.html)

Atsauce tekstā (Accuracy Metrics, S.a.)

Ahirwar, K. S.a. Everything you need to know about Neural Networks. Mate Labs. Sk. 27.05.2018. Pieejams: <https://hackernoon.com/everything-you-need-to-know-about-neural-networks-8988c3ee4491>

Atsauce tekstā (Ahirwar, S.a.)

Ananthram, A. 2018. Random Initialization For Neural Networks: A Thing Of The Past. Towards Data Science. Sk. 27.05.2018. Pieejams:

<https://towardsdatascience.com/random-initialization-for-neural-networks-a-thing-of-the-past-bfcdd806bf9e>

Atsauce tekstā (Ananthram 2018)

Artificial Neural Network. S.a. Techopedia. Sk. 12.06.2017. Pieejams:  
<https://www.techopedia.com/definition/5967/artificial-neural-network-ann>

Atsauce tekstā: (Artificial Neural Network, S.a.)

Brief History of Machine Learning. S.a. A Blog From Human-engineer-being. Sk. 17.05.2018. Pieejams: <http://www.erogol.com/brief-history-machine-learning/>

Atsauce tekstā (Brief History..., S.a.)

Britz, D. 2015. Understanding Convolutional Neural Networks for NLP. WILDML Artificial Intelligence, Deep Learning, and NLP. Sk. 27.05.2018. Pieejams:  
<http://www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/>

Atsauce tekstā (Britz 2015)

Brownlee, J. 2017. How Much Training Data is Required for Machine Learning? Machine Learning Process. Sk. 27.05.2018. Pieejams:

<https://machinelearningmastery.com/much-training-data-required-machine-learning/>

Atsauce tekstā (Brownlee 2017)

CORINE Land Cover. S.a. Copernicus. Sk. 17.05.2018. Pieejams:  
<https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>

Atsauce tekstā (CORINE Land Cover, S.a.)

Das, S. 2017. CNNs Architectures: LeNet, AlexNet, VGG, GoogLeNet, ResNet and more. Towards Data Science. Sk. 27.05.2018. Pieejams:

[https://medium.com/@siddharthdas\\_32104/cnns-architectures-lenet-alexnet-vgg-googlenet-resnet-and-more-666091488df5](https://medium.com/@siddharthdas_32104/cnns-architectures-lenet-alexnet-vgg-googlenet-resnet-and-more-666091488df5)

Atsauce tekstā (Das 2017)

Hanlon, J. 2017. How to solve the memory challenges of deep neural networks. Topbots. Sk. 31.05.2018. Pieejams: <https://www.topbots.com/how-solve-memory-challenges-deep-learning-neural-networks-graphcore/>

Atsauce tekstā (Hanlon 2017).

How neural networks are trained. S.a. GitHub. Sk. 17.05.2018. Pieejams: [https://ml4a.github.io/ml4a/how\\_neural\\_networks\\_are\\_trained/](https://ml4a.github.io/ml4a/how_neural_networks_are_trained/)

Atsauce tekstā (How neural networks..., S.a.)

Land use/Land cover data. S.a.. NCSU Libraries. Sk. 12.06.2017. Pieejams: <https://www.lib.ncsu.edu/gis/lulc.html>

Atsauce tekstā (Land use..., S.a.)

Large Scale Visual Recognition Challenge, 2014. Image Net. Sk. 12.06.2017. Pieejams: <http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2014/results#clsloc>

Atsauce tekstā (Large Scale..., 2014)

Le, J. 2016. The 10 Algorithms Machine Learning Engineers Need to Know. KDnuggets. Sk. 27.05.2018. Pieejams: <https://www.kdnuggets.com/2016/08/10-algorithms-machine-learning-engineers.html>

Atsauce tekstā (Le 2016)

Machine Learning. S.a. Department of Computer Science. Sk. 12.06.2017. Pieejams: <http://www.sau.int/research-themes/machine-learning.html>

Atsauce tekstā: (Machine Learning, S.a.)

Object-based classification. 2012. The Landscape Toolbox. Sk. 12.06.2017. Pieejams: [http://wiki.landscapetoolbox.org/doku.php/remote\\_sensing\\_methods:object-based\\_classification](http://wiki.landscapetoolbox.org/doku.php/remote_sensing_methods:object-based_classification) Atsauce tekstā (Object-based classification, 2012).

Sharma, S. 2017. Epoch vs Batch Size vs Iterations. Towards Data Science. Sk. 27.05.2018. Pieejams: <https://towardsdatascience.com/epoch-vs-iterations-vs-batch-size-4dfb9c7ce9c9>

Atsauce tekstā (Sharma 2017)

## PIELIKUMI

- 1.pielikums. 5.cikla ortofotokarte, kas tika izmantota darba izstrādei
- 2.pielikums. LeNet-5 tīkla arhitektūra
- 3.pielikums. LeNet-5 zemes seguma prognozēšanas rezultāts
- 4.pielikums. LeNet-5 ticamības rezultāts
- 5.pielikums. (a) MLC kļūdu matrica ar apmācības parauglaukumiem un (b) MLC kļūdu matrica ar validācijas parauglaukumiem
- 6.pielikums. MLC zemes seguma klasifikācijas rezultāts
- 7.pielikums. (a) SMAP kļūdu matrica ar apmācības parauglaukumiem un (b) SMAP kļūdu matrica ar validācijas parauglaukumiem
- 8.pielikums. SMAP zemes seguma klasifikācijas rezultāts
9. pielikums. Pirmā mēģinājuma CNN klasifikācijas rezultāts

5.cikla ortofotokarte, kas tika izmantota darba izstrādei



0 250 500 m

## 2.pielikums. LeNet-5 tīkla arhitektūra

```
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, AveragePooling2D
from keras.layers import Activation, Dropout, Flatten, Dense
from keras.optimizers import Adam

model = Sequential()
model.add(Conv2D(6, (5, 5), input_shape=(32, 32, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(AveragePooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(16, (5, 5)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(AveragePooling2D(pool_size=(2, 2)))

model.add(Conv2D(120, (5, 5)))
model.add(Activation('relu'))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(64, kernel_initializer='he_normal'))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(14, kernel_initializer='he_normal'))
model.add(Activation('softmax'))

adam_opt = Adam(lr=0.0005)

model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer=adam_opt,
              metrics=['accuracy'])

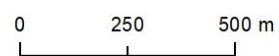
model.save('letnet_2.hd5')
```

LeNet-5 prognozēšanas rezultāts

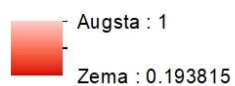


-  apbūve
-  aramzeme
-  labība

LeNet-5 CNN rezultātu ticamība



**Vērtība**



(a) MLC kļūdu matrica ar apmācības parauglaukiem

Klases	apbūve	ceļš	aramzeme	labība	jaukts mežs	lapu koku mežs	skujkoku mežs	ganības	dārziņu lauki	ūdens	paliene	izcirtums	jaunaudze	plava	skaits	Lietotāja pareizība
apbūve	56658	369	22065	8	0	0	0	0	0	253	0	0	0	0	79353	71%
ceļš	273	22972	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23260	99%
aramzeme	106	91	906893	7933	0	0	0	0	29	0	251	13	0	0	915316	99%
labība	2	0	4	834981	125	0	53	7149	0	0	2500	1734	230	104	846882	99%
jaukts mežs	40	0	0	1613	23215	1283	16496	0	0	0	526	1254	808	4	45239	51%
lapu koku mežs	411	0	0	46	10667	20810	1132	0	0	0	8	1363	594	0	35031	59%
skujkoku mežs	7	0	0	129	32754	194	156116	0	0	0	119	52	1530	0	190901	82%
ganības	0	0	0	330497	459	0	414	75668	0	0	4925	748	1469	534	414714	18%
dārziņu lauki	0	0	92656	410	0	0	0	0	2057	0	0	0	0	0	95123	2%
ūdens	0	0	0	0	0	0	0	0	0	47271	0	0	0	0	47271	100%
paliene	0	0	6732	209108	318	0	294	472	3	0	18153	6448	694	128	242350	7%
izcirtums	8	0	5599	120690	3422	0	1199	6	16	0	6142	21196	2722	59	161059	13%
jaunaudze	8	0	53	90922	11310	207	13878	347	1	8	1999	3967	20340	106	143146	14%
plava	15	0	0	86295	313	114	28	3165	0	0	3053	530	1026	5328	99867	5%
skaits	57528	23432	1034017	1682632	82583	22608	189610	86807	2106	47532	37676	37305	29413	6263	3339512	
Ražotāja pareizība	98%	98%	88%	50%	28%	92%	82%	87%	98%	99%	48%	57%	69%	85%		
Kopējā pareizība	66%															
Kappa	0.56															

(b) MLC kļūdu matrica ar validācijas parauglaukiem

Klases	apbūve	ceļš	aramzeme	labība	jaukts mežs	lapu koku mežs	skujkoku mežs	ganības	dārziņu lauki	ūdens	paliene	izcirtums	jaunaudze	plava	skaits	Lietotāja pareizība
apbūve	42988	967	57623	2644	0	7	0	0	0	0	0	3	0	0	104232	41%
ceļš	1041	10698	0	105	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11844	90%
aramzeme	640	3	283419	28519	0	0	0	0	1235	0	487	19	0	0	314322	90%
labība	145	0	0	169815	16	0	30	909	0	0	8	4	231	72	171230	99%
jaukts mežs	71	0	0	2227	37095	2250	13417	0	0	0	8	110	1215	0	56393	66%
lapu koku mežs	784	0	1201	192	21713	23144	111	0	0	0	5	72	0	0	47222	49%
skujkoku mežs	24	0	0	635	24546	335	78101	0	0	0	1	19	5482	0	109143	72%
ganības	10	0	0	56262	197	0	633	39688	0	0	57	0	523	1060	98430	40%
dārziņu lauki	37	0	7720	0	0	0	0	0	903	0	0	0	0	0	8660	10%
ūdens	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94653	0	0	0	0	94653	100%
paliene	313	0	0	101529	46	0	98	766	53	0	7416	4350	493	253	115317	6%
izcirtums	221	0	1	11045	37	40	24	5	46	0	2588	20401	22	0	34430	59%
jaunaudze	52	0	99	23092	9027	1969	15624	132	0	0	938	1049	18995	41	71018	27%
plava	52	0	7	35469	734	150	0	19362	0	0	880	391	0	5732	62777	9%
skaits	46378	11668	350070	431534	93411	27895	108038	60862	2237	94653	12388	26418	26961	7158	1299671	
Ražotāja pareizība	93%	92%	81%	39%	40%	83%	72%	65%	40%	100%	60%	77%	70%	80%		
Kopējā pareizība	64%															
Kappa	0.58															

## MLC klasifikācija



0 250 500 m

 apbūve	 lapu koku mežs	 paliene
 ceļš	 skujkoku mežs	 izcirtums
 aramzeme	 ganības	 jaunaudze
 labība	 dārzeņu lauki	 pļava
 jaukts mežs	 ūdens	

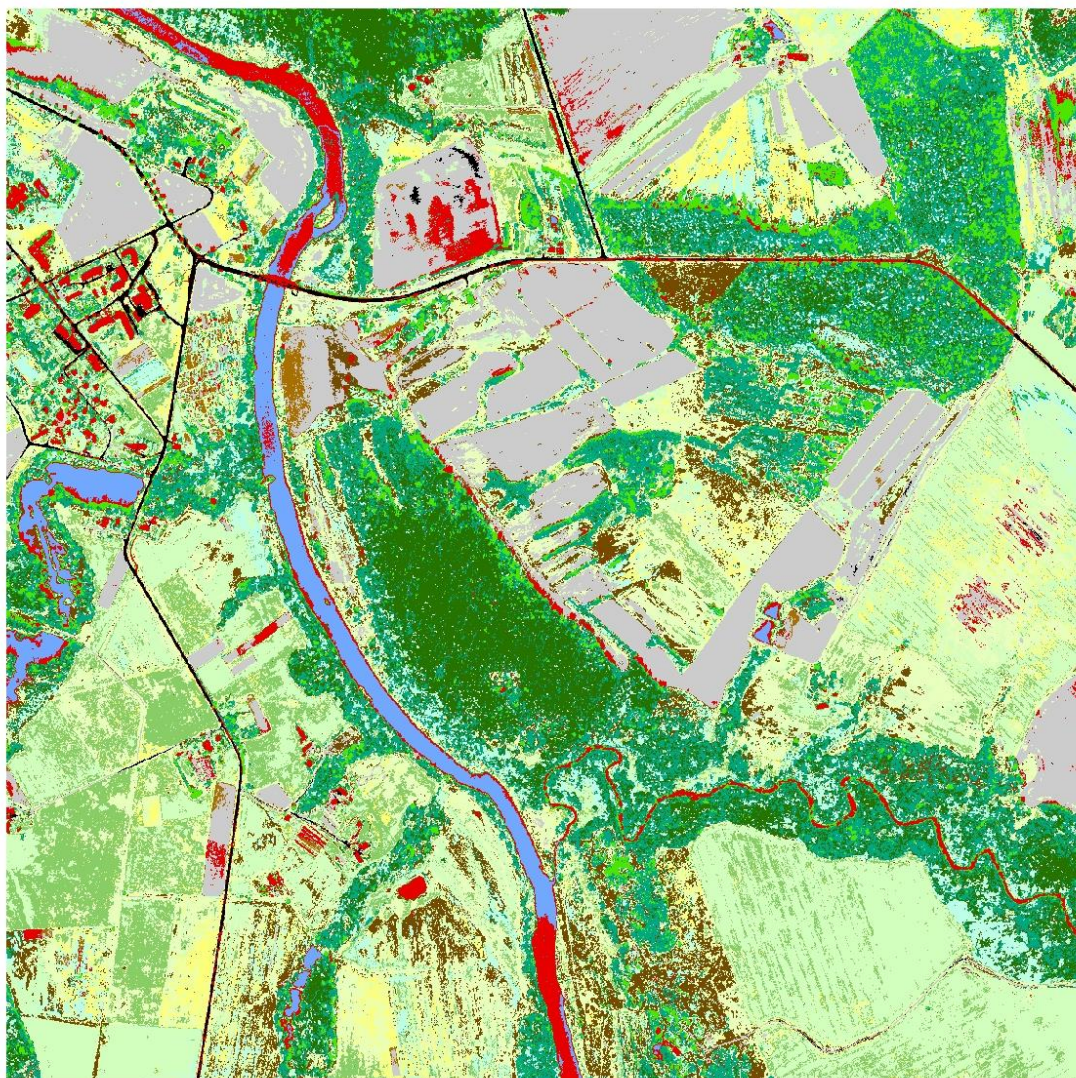
(a) SMAP kļūdu matrica ar apmācības parauglaukiem

Klases	apbūve	ceļš	aramzeme	labība	jaukts mežs	lapu koku mežs	skujkoku mežs	ganības	dārzu lauki	ūdēns	paliene	izcirtums	jaunaudze	plava	skaits	Lietotāja pareizība
apbūve	57049	59	355	9	0	0	0	0	0	110	0	0	0	0	57582	99%
ceļš	179	23332	134	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23645	99%
aramzeme	105	41	975739	6550	0	0	0	0	0	0	57	0	0	0	982492	99%
labība	4	0	341	1047400	108	0	114	3248	0	0	1330	1806	202	0	1054553	99%
jaukts mežs	58	0	0	2209	44993	964	29016	5	0	0	1246	1831	639	13	80974	56%
lapu koku mežs	115	0	0	0	10269	21302	873	0	0	0	0	1057	140	0	33756	63%
skujkoku mežs	0	0	0	38	19028	16	150668	0	0	0	43	65	1059	0	170917	88%
ganības	0	0	0	162856	263	0	213	81814	0	0	3382	162	553	264	249507	33%
dārzu lauki	0	0	51811	662	0	0	0	0	2105	0	0	0	0	0	54578	4%
ūdēns	0	0	0	0	0	0	0	0	0	47422	0	0	0	0	47422	100%
paliene	3	0	2681	229885	281	0	203	870	1	0	25402	3094	32	6	262458	10%
izcirtums	0	0	2956	101198	2880	0	1033	8	0	0	4610	26956	749	5	140395	19%
jaunaudze	8	0	0	81165	4583	326	7490	284	0	0	864	2061	25927	0	122708	21%
plava	7	0	0	50660	178	0	0	578	0	0	742	273	112	5975	58525	10%
skaits	57528	23432	1034017	1682632	82583	22608	189610	86807	2106	47532	37676	37305	29413	6263	3339512	
Ražotāja pareizība	99%	100%	94%	62%	54%	94%	79%	94%	100%	100%	67%	72%	88%	95%		
Kopējā pareizība	76%															
Kappa	0.67															

(b) SMAP kļūdu matrica ar validācijas parauglaukiem

Klases	apbūve	ceļš	aramzeme	labība	jaukts mežs	lapu koku mežs	skujkoku mežs	ganības	dārzu lauki	ūdēns	paliene	izcirtums	jaunaudze	plava	skaits	Lietotāja pareizība
apbūve	43983	75	101471	10008	0	0	0	0	0	33327	0	0	0	0	188864	23%
ceļš	594	11582	2176	185	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14537	80%
aramzeme	470	11	236868	18032	0	0	0	0	1640	0	520	19	0	0	257560	92%
labība	251	0	0	214083	39	0	24	2142	12	0	1188	59	263	0	218061	98%
jaukts mežs	124	0	961	2329	52920	1098	33478	0	0	348	111	70	1081	0	92520	57%
lapu koku mežs	363	0	0	5	22282	22273	59	0	0	0	0	58	0	0	45040	49%
skujkoku mežs	9	0	0	267	15030	115	60211	0	0	0	0	12	3111	0	78755	76%
ganības	1	0	0	39711	91	0	158	40742	0	0	44	0	27	1663	82437	49%
dārzu lauki	28	0	7408	0	0	0	0	0	551	0	0	0	0	0	7987	7%
ūdēns	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60978	0	0	0	0	60978	100%
paliene	325	0	0	103952	255	0	0	11698	32	0	6805	2344	0	4198	129609	5%
izcirtums	177	0	1186	4193	325	2356	19	0	2	0	2238	21678	18	0	32192	67%
jaunaudze	52	0	0	17131	2113	2053	14089	1	0	0	925	1882	22461	0	60707	37%
plava	1	0	0	21638	356	0	0	6279	0	0	557	296	0	1297	30424	4%
skaits	46378	11668	350070	431534	93411	27895	108038	60862	2237	94653	12388	26418	26961	7158	1299671	
Ražotāja pareizība	95%	99%	68%	50%	57%	80%	56%	67%	25%	64%	55%	82%	83%	18%		
Kopējā pareizība	61%															
Kappa	0.55															

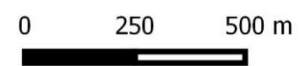
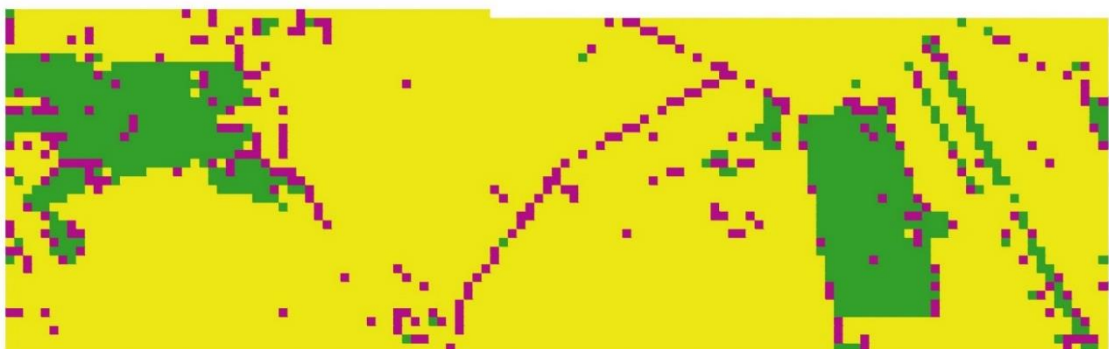
## SMAP klasifikācija



0 250 500 m

	apbūve		lapu koku mežs		paliene
	ceļš		skujkoku mežs		izcirtums
	aramzeme		ganības		jaunaudze
	labība		dārzeņu lauki		plāva
	jaukts mežs		ūdens		

Zemes seguma klasifikācija izmantojot Konvolūcijas Neironu tīklu



Apzīmējumi

Klases

-  Neatbilstošs
-  Mežs
-  LIZ

Maģistra darbs ‘‘Konvolūcijas neironu tīkla izmantošana zemes seguma klasifikācijai ortofoto materiālos’’ izstrādāts LU Ģeogrāfijas un Zemes zinātņu fakultātē.

Ar savu parakstu apliecinu, ka pētījums veikts patstāvīgi, izmantoti tikai tajā norādītie informācijas avoti un iesniegtā darba elektroniskā kopija atbilst izdrukai.

Autore: Jūlija Jeršova

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

paraksts

datums

Rekomendēju darbu aizstāvēšanai

Zinātniskais vadītājs Doc. Māris Nartišs, Dr.geogr.

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

paraksts

datums

Recenzents: Doc. Aivars Markots, Dr.geol.

Darbs iesniegts Ģeogrāfijas nodaļas lietvedībā .....

Nodaļas lietvedis .....

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

paraksts

datums

Noslēguma darba aizstāvēšanas rezultāti:

Maģistra darbs aizstāvēts Ģeogrāfijas Maģistra akadēmisko studiju gala pārbaudījumu komisijas sēdē

.....  
gads, datums, mēnesis

protokola nr. ....

vērtējums .....

Sekretārs .....

\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

paraksts

datums