# IEVADS

Līdz ar strauju tehnoloģiju attīstību un skaitļošanas jaudas pieaugumu, ir plaši audzis arī trīsdimensiju datorgrafikas pielietojums. Tā ir kļuvusi pieejamāka un sastopama ne tikai datorspēlēs, virtuālās realitātes lietotnēs un citās tīri sintētiskās vidēs, bet arī nodrošinot specefektus filmās un videomateriālos, kā arī reālā laikā papildinātās realitātes lietotnēs. Neatkarīgi no pielietojuma, svarīga sastāvdaļa veiksmīga un vizuāli baudāma rezultāta iegūšanai ir ne tikai kvalitatīvi izstrādāti 3D modeļi, apgaismojums un renderēšanas metodes, bet arī šiem modeļiem izvēlētās tekstūras, kuru sagatavošana tradicionāli prasa daudz darba.

Tekstūru jeb, plašāk runājot, izmantoto materiālu pamatā parasti ir difūzā jeb krāsu tekstūra – attēls, kura pikseļu krāsu vērtības tiek attēlotas uz modeļa virsmas. Tieši šī tekstūru veida ģenerēšana ir darba fokuss. Praktiskais mērķis ir, ņemot par pamatu nelielu jau gatavas tekstūras gabaliņu, spēt algoritmiski ģenerēt teorētiski neierobežotu apjomu līdzīgas tekstūras. Īpaši noderīgs šāds risinājums ir neregulārām un daļēji regulāram tekstūrām, piemēram, akmens vai koka virsmām, kur materiālā ir daudz dažādas neregularitātes un nepieciešams salīdzinoši liels tekstūras paraugs, lai izveidotu vizuāli pārliecinošu dotā materiāla virtuālo virsmu.

Pirmajā darba daļā tiek sīkāk apskatīta tekstūru ģenerēšanas problēma, eksistējošie risinājumi risinājumi un to sniegtās priekšrocības.

…

Pētījuma daļā tiek apskatīts izveidotais risinājums ar mākslīgo neironu tīklu, skaidrota tā uzbūve

# Tekstūru ģenerēšana

# PĒTĪJUMS

## Izvēlētais risinājums

Problēmas risinājumam tika izveidots ģeneratīvs neironu tīkls, kas tika trenēts, izmantojot ārēju tīklu attēlu analīzei. Iespaidojoties no Leona Gatisa pētījuma, arī šajā sistēmā tika izvēlēta viena no Oksfordas universitātes *Visual Geometry Group* izstrādātās VGG arhitektūras implementācijām [1]. Šī pieeja balstās principā, ka, lai veiksmīgi atdarinātu mērķa attēlu, tas vispirms ir precīzi formāli jāapraksta.

Implementācijai izvēlētā VGG16 arhitektūra ir tīkls ar 13 konvolūciju slāņiem, kas paredzēts plaša spektra attēlu atpazīšanai. Sākotnēji tas tika izstrādāts *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2014* konkursam, kur, līdzās ar nedaudz sarežģītāko VGG19 arhitektūru, tās Oksfordas universitātes pētnieku grupai nodrošināja pirmās divas vietas, sekmīgi tiekot galā ar 1000 dažādajām objektu klasēm, kas konkursā iesniegtajiem risinājumiem bija jāspēj atpazīt [2].

Neviens materiāls nav formāli aprakstāms pilnībā precīzi, taču praktiskais mērķis ir panākt vizuāli pārliecinošu tuvinājumu, nevis absolūtu precizitāti. Izmantojot šādas attēlu atpazīšanas arhitektūras starprezultātus kā attēla analīzes rīku, ir iespējams iegūt sava veida tuvinātu attēla parametrisko modeli. Tas pamatojams spriedumā, ka kvalitatīvam attēlu atpazīšanas algoritmam būtu jāsniedz līdzīgi klasifikācijas rezultāti dažādiem attēliem, kuros redzams līdzīgs saturs, piemēram, viens un tas pats materiāls. VGG tīkla rezultāts ir vektors ar varbūtībām visām apskatāmajām objektu klasēm. Šīs varbūtības pašas par sevi gan nav lietderīgs lielums attēlu aprakstīšanas nolūkiem. Piedevām, identificējamo objektu klašu skaits ir galīgs un nejaušiem attēliem ar nevienā objektu klasē neietilpstošu saturu rezultāti ir neskaidri. Daudz lietderīgāki ir tīkla starprezultāti no konvolūciju slāņiem. Šie slāņi tiešā veidā strādā ar attēla pikseļu vērtībām un nodarbojas ar attēlu elementu izdalīšanu dažādos detalizācijas līmeņos. Attiecīgi, lai sniegtu līdzīgu galarezultātu, kvalitatīvi uzģenerētai tekstūrai arī šajos vidējos slāņos ir jāsniedz līdzīgi rezultāti kā oriģinālajam paraugam. Izvēloties noteiktu skaitu konvolūciju slāņu, no kuriem tiek ņemti to rezultāti, iegūstam netiešu tekstūru aprakstošo modeli. Tā kā tekstūra tiek aprakstīta caur tīkla rezultātiem, šī attēla statistikas kopa ir atkarīga no paša analizējošā tīkla arhitektūras. Lai arī ir bijuši eksperimenti ar nosacīti nejaušiem aprakstošajiem tīkliem (ievērojot specifiskus arhitektūras principus, taču izmantojot nejaušas filtru vērtības un tīklu netrenējot), svarīgi ir arī, lai tīkls būtu trenēts un konvolūciju slāņi veiktu savas noteiktās funkcijas. Konvolūcijas operācijas ir lineāras, tomēr tīkla arhitektūrā tiek izmantotas arī nelineāras aktivācijas, kas netrenētā vai vāji trenētā tīklā rezultējas daudz izteiktākā informācijas zudumā, dodot arī ievērojami sliktāku vai pat neizmantojamu rezultātu kā attēla aprakstošajai statistikai.

Ģeneratīvā tīkla trenēšana notiek uz konkrētu mērķa attēlu, kurš sākotnēji tiek padots VGG tīklam kā ieejas dati, lai iegūtu tā aprakstošo statistiku. Pats trenēšanas process ir iteratīvs, katrā iterācijā, izmantojot aktuālo tīkla stāvokli, ģenerējot attēlu un padodot to VGG tīklam statistikas iegūšanai tāpat, kā tas tika darīts ar mērķa attēlu. Atšķirība starp mērķa attēla statistiku un ģenerētā attēla statistiku ir ģeneratīvā tīkla kļūda – skaitlisks lielums, pēc kura vadoties tīkls tiek trenēts.

## Ģeneratīvā tīkla arhitektūra

# Bibliography

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | L. A. Gatys, A. S. Ecker and M. Bethge, “Texture Synthesis Using Convolutional Neural Networks,” University of Tubingen, 2015. |
| [2] | ImageNet, “Large Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC2014),” 2014. [Online]. Available: http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2014/. [Accessed 9 Maijs 2017]. |
| [3] | D. Ulyanov, V. Lebedev, A. Vedaldi and V. Lempitsky, “Texture Networks: Feed-forward Synthesis of Textures and Stylized Images,” Skolkovo Institute of Science and Technology, Yandex, University of Oxford, 2016. |