# 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 praktiskiem nolūkiem 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

Teksts…

## Problēmas apraksts

Lietderīgam tekstūru ģenerēšanas algoritmam jāspēj pēc dota parauga ģenerēt

# Neironu tīklu metodes

Izvēlētā metode – neironu tīkls – ir nelineārs statistiskais skaitļošanas modelis, kas izstrādāts, iedvesmojoties no dabā sastopamajiem bioloģiskajiem neironiem, un kura nolūks ir tuvināti realizēt kādu nezināmu “melnās kastes” funkciju, zinot tikai ieejas un, iespējams, arī vēlamos izejas datus. Viena no nozares pamatlicēja Dr. Roberta Hehta-Nilsena vārdiem, neironu tīkls definējams kā “skaitļošanas sistēma, kas veidota no liela skaita vienkāršiem un savstarpēji blīvi savienotiem skaitļošanas elementiem, kas apstrādā datus, balstoties uz to dinamiskā stāvokļa reakciju uz ārēju ievadi” [1]. Šajā nodaļā īsumā izklāstīti neironu tīklu darbības pamatprincipi, kā arī darbā apskatītas problēmas risinājumam nepieciešamās neironu tīklu metodes.

## Neironu tīkla uzbūve

Neironu tīklu veido tā pamatvienības – neironi. Tie ir salīdzinoši vienkārši skaitļošanas elementi, kam var būt vairākas ieejas, taču tikai viena izeja. Ieejas datu apstrādi nosaka neirona svari un nobīdes. Tās ir skaitliskas vērtības, kas, atkarībā no tīkla arhitektūras, tiek kombinētas ar ieejas datu vērtībām [2]. Var apgalvot, ka neirons matemātiski realizē kādu daudzargumentu funkciju.

Kopējā neironu tīkla struktūrā neironi ir izvietoti slāņos, kas veic savstarpēju datu apmaiņu. Pirmais neironu slānis apstrādā ieejas datus, savukārt šī slāņa neironu izejas dati kalpo kā ieejas dati jau nākošajam neironu slānim, tā turpinoties, līdz tiek iegūtas vērtības tīkla izejas slānī. Tīkla iekšējie slāņi, kas ne no vienas puses nav saistīti ar apkārtējo vidi, tiek dēvēti par slēptajiem slāņiem [2]. Gan tīkla izejas slāņa forma un vērtību skaits, gan slēptajos slāņos izmantoto vērtību skaits no iepriekšējo slāņu rezultātiem var variēt atkarībā no izvēlētās tīkla arhitektūras. Klasiskas arhitektūras piemērs redzams attēlā 2.1.



2.1. att. **Daudzslāņu perceptrons** [3]

Piemēra arhitektūras gadījumā redzamais tīkls ir vienkāršs daudzslāņu perceptrons, kas nozīmē, ka tas sastāv no pilnsaistes slāņiem, t.i., katra nākošā slāņa neironi ieejā izmanto visu iepriekšējā slāņā rezultātu kopu. Šādi slāņi praksē tiek lietoti, taču ir gadījumi, kad tie nav piemēroti to radītā lielā datu apjoma dēļ, jo katrai neirona ieejai tiek pielietots svara mainīgais. Šāds gadījums ir arī darbā apskatītā tekstūru ģenerēšana, kas pēc būtības ir attēlu apstrādes problēma un strādā ar lielu datu apjomu. Vislabāk to var redzēt skaitliskos piemēros. Klasiskā attēlu apstrādes problēmā, piemēram, attēlu atpazīšanā, ieejas slānī būtu pilns attēls. Ja tas ir, piemēram, 320x320 pikseļu attēls ar 3 kanālu RGB krāsu telpas informāciju, kopā tās ir 307200 ieejas vērtības. Kā redzams attēlā 2.2, katrai ieejas vērtībai ***x1*** līdz ***xn*** (kur n = 307200), tiek piekārtots svara mainīgais ***wi***.

../neuron.pdf

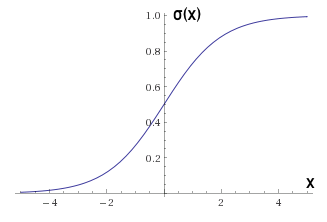
2.2. att. **Atsevišķa neirona uzbūve**

Tas nozīmē, kā sekojošajā slānī katram neironam būs vajadzīgi arī 307200 svaru mainīgie. Ņemot kopā visus slānī atrodamos neironus, mainīgo skaits būs vēl krietni lielāks. Tā kā šāds modelis ir neefektīvs gan no atmiņas, gan skaitļošanas viedokļa, šajā darbā apskatītājā un arī daudzās citās attēlu apstrādes problēmās parasti izmanto citu arhitektūras veidu – konvolūciju neironu tīklus. Tiesa, jāpiemin, ka arī šādās arhitektūrās, ja tiek risinātas klasifikācijas problēmas, pilnsaistes slāņi tiek lietoti, tomēr parasti tie ir pēdējie tīkla slāņi, kur mainīgo apjoms ir mazāks

Pašā neirona iekšienē ar ieejas vērtībām tiek veiktas kādas matemātiskas darbības. Atgriežoties pie daudzslāņu perceptrona gadījuma, parasti tā ir summa visām ieejām

kur ***b*** ir neirona nobīde – papildus svars, kas bieži šādās arhitektūrās tiek lietots, piemēram, lai būtu iespējams izejā iegūt nenulles vērtības, ja ieeja ir nulle vai tuvu tai.

Neironu izejas vērtības parasti tiek normalizētas izmantojot kādu aktivizācijas funkciju, tādējādi izvairoties no ekstrēmiem un iegūstot gan kvalitatīvāku tīkla darbību, gan lieki neapgrūtinot tīkla apmācības procesu. Tiek izmantotas daudz un dažādas aktivizācijas funkcijas, kuru izvēle atkal pamatojama tīkla arhitektūrā un pielietojumā. Klasiskais aktivizācijas funkcijas piemērs, kuru izmantotu daudzslāņu perceptrona arhitektūrā, ir loģistiskā jeb sigmoīdfunkcija , kas ierobežo izejas vērtības intervālā no 0 līdz 1 un nogludinā tās S-veida līknē, kā redzams attēlā 2.3. [4].



2.3. att. **Sigmoīdfunkcija**

Pēc aktivizācijas funkcijas pielietošanas tiek iegūta neirona rezultējošā vērtība, kas tālāk jau izmantojama kā ieejas dati nākošajos slāņos. Atsevišķu neirona uzvedība pati par sevi ir visai abstrakta un neironu tīkla rezultātu nosaka kopējā neironu mijiedarbība. Lai to ietekmētu, tiek regulētas tīkla mainīgo vērtības – neironu ieeju svari un to nobīdes.

## Neironu tīklu apmācība

Vēlamā tīkla funkcionalitāte tiek iegūta tā apmācības rezultātā, izmantojot kādu noteiktu apmācības algoritmu. Apmācības procesā tiek pakāpeniski mainīti tīkla neironu svari un nobīdes, kā vadlīniju izmantojot tīkla rezultātu izmaiņas katra apmācības perioda jeb epohas beigās [2].

Visizplatītākā pieeja neironu tīklu apmācīšanai ir pārraudzītā (no angļu val. *supervised learning*) apmācīšana, kur neironu tīkls tiek apmācīts no treniņdatu kopas, kam ir pieejami ne tikai ieejas dati, bet arī to pareizie izejas dati. Atkārtoti darbinot neironu tīklu uz piemēriem no treniņdatu kopas, salīdzinot rezultātus ar vēlamajiem un pakāpeniski regulējot tīkla mainīgo vērtības, tīkls tiek apmācīts modelēt sakarības starp ieejas un izejas datiem. Pēc veiksmīga apmācības procesa tīklam jāspēj iegūt kvalitatīvus rezultātus arī uz līdzīgiem ieejas datiem, kas nav bijuši sastopami treniņdatu kopā.

Tīkla apmācības procesā svarīga ir kļūdas funkcija (mēdz dēvēt arī par izmaksu funkciju no angļu val. *cost function*). Tīkla kļūda ir galvenā apmācības procesa metrika. Tas ir skaitlisks izmērāms lielums, kas raksturo starpību starp vēlamo un iegūto rezultātu. Vienkāršs, taču plaši izplatīts kļūdas funkcijas piemērs ir kvadrātiskā kļūdas funkcija.

Apmācības process nav nejaušs, bet gan tiek balstīts matemātiskās analīzes metodēs. Katra neironu ieeja uztverama kā vienargumenta funkcija, kam iegūstams parciālatvasinājums pret kļūdas funkciju, kas savukārt norāda uz tās pieaugumu atkarībā no dotās ieejas vērtības. No šiem parciālatvasinājumiem tīklam kā daudzargumentu funkcijai ir konstruējams funkcijas gradients – tās parciālatvasinājumu vektors, kas apraksta kopējo kļūdas funkcijas vērtības izmaiņu virzienu daudzdimensiju telpā. No matemātiskā skata punkta, neironu tīkla apmācība ir tā kļūdas funkcijas minimizācija, dodoties pretēji tās gradientam ar mērķi atrast tās globālo minimumu [3] [5].

## Konvolūciju neironu tīkli

Attēlu apstrādes problēmām vispopulārākā izvēle ir konvolūciju tīklu arhitektūras. Šis tīklu veids savu nosaukumu ieguvis no konvolūcijas operācijas matemātikā.

### Konvolūcijas operācija

Matemātiski konvolūcijas operācija divām funkcijām ***f*** un ***g*** ir integrālis, kas izsaka to pārklāšanos, veicot funkcijas ***g*** pārbīdi funkcijai ***f***. Tā var tikt definēta ierobežotā intervālā *[0, t]* ar noteikto integrāli

vai arī neierobežotā ar nenoteikto integrāli

[6].

Konvolūcija ir viena no svarīgākajām operācijām digitālo signālu apstrādē un tiek plaši lietota signālu kombinēšanai. Tā ir nozīmīga arī attēlu apstrādes gadījumos un divdimensiju konvolūcija tiek pielietota daudzos klasiskajos attēlu apstrādes algoritmos, kas radušies vēl pirms neironu tīklu metodēm. Tās darbības shematisks attēlojums redzams attēlā 2.4.

../convolution.pdf

2.4. att. **Divdimensiju konvolūcijas darbība**

Jebkuru attēlu varam uztvert kā divdimensiju matricu, kur elementu vērtības ir attēla pikseļu intensitātes vērtības.

# PĒTĪJUMS

Teksts…

## 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

# IZMANTOTĀ LITERATŪRA

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | M. Caudill, “Neural Network Primer: Part I,” *AI Expert,* Feb. 1989. |
| [2] | J. Zuters, “Ar neironu tīkliem saistīto terminu vārdnīca,” [Online]. Available: http://home.lu.lv/~janiszu/courses/eanns/annsdictionary.pdf. [Accessed 15. Maijs 2017]. |
| [3] | M. A. Nielsen, “Neural Networks and Deep Learning,” Determination Press, 2015. |
| [4] | A. Karpathy, “Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, Neural Network architectures,” Stanford University, [Online]. Available: http://cs231n.github.io/neural-networks-1/. [Accessed 15 Maijs 2017]. |
| [5] | Encyclopedia of Mathematics, “Gradient,” [Online]. Available: http://www.encyclopediaofmath.org/index.php?title=Gradient&oldid=28205. [Accessed 15 Maijs 2017]. |
| [6] | E. W. Weisstein, “Convolution,” MathWorld, [Online]. Available: http://mathworld.wolfram.com/Convolution.html. [Accessed 16 Maijs 2017]. |
| [7] | L. A. Gatys, A. S. Ecker and M. Bethge, “Texture Synthesis Using Convolutional Neural Networks,” University of Tubingen, 2015. |
| [8] | ImageNet, “Large Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC2014),” 2014. [Online]. Available: http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2014/. [Accessed 9 Maijs 2017]. |
| [9] | 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. |