

Rīgas 64. vidusskola

Selektīva neironu stila pārnese attēlos

Zinātniski pētnieciskais darbs datorzinātņu un informātikas sekcijā

Darba autors: Toms Valdāts

Darba vadītājs: Edvards Bukovskis

Rīga 2023

Anotācija

Selektīva neironu stila pārnese attēlos. Toms Valdāts, darba vadītājs Rīgas 64. vidusskolas programmēšanas skolotājs Edvards Bukovskis.

Darbā apskatīta neironu stila pārneses metode attēlu apstrādei un attēlu instanču neironu segmentācija objektu atpazīšanai attēlos mašīnzinībās, kā arī izstrādāta jauna metode selektīvai neironu stila pārneses veikšanai attēlos, kas balstīta uz jau esošu attēlu neironu segmentācijas modeli, un šīs metodes implementācija.

Darba izstrādātā selektīvā neironu stila pārneses metodes implementācijas rezultātu attēlu kvalitāte atbilst uzstādītajām prasībām, kas paver jaunas iespējas nākotnē algoritmiskai mākslas ģenerācijai.

Atslēgvārdi: neironu stila pārnese, NST, attēlu segmentācija, mašīnmācīšanās.

Abstract

Selective neural style transfer in images. Toms Valdāts, supervisor — Riga 64th Secondary School teacher of programming Edvards Bukovskis.

In this paper, both neural style transfer and image instance segmentation methods in machine learning have been examined. A new method for selectively transferring neural style in images and its implementation has been developed, which is based on an existing image segmentation model.

The resulting images of the implementation of the selective neural style transfer method, developed in this paper, meet the proposed qualifiers of quality and do not exceed the proposed limitations, which opens up new possibilities in the future for algorithmic generation of art.

Keywords: Neural Style Transfer, NST, Image Segmentation, Machine Learning.

Saturs

Anotācija.....	2
Saturs.....	3
Ievads.....	4
1. Literatūras apskats.....	5
1.1. Neironu stila pārnese.....	5
1.2. Attēlu neironu instanču segmentācija.....	7
2. Selektīva neironu stila pārnese.....	9
2.1. Prasības un ierobežojumi.....	9
2.2. Selektīvas neironu stila pārnese metode.....	9
2.3. Metodes implementācija.....	10
2.4. Rezultāti.....	10
Secinājumi.....	13
Izmantotie literatūras un citi avoti.....	14
Pielikumi.....	16

Ievads

Neironu stila pārnese (NST) tehnika mašīnmācīšanās nozarē datorzinātnēs pirmoreiz literatūrā tika apskatīta 2015. gadā, kas kļuva par vienu no pamata atsauces punktiem, galvenokārt, mākslinieciskam pielietojumam atbilstošajiem neironu tīkliem. Kopš tā laika, šī mašīnmācīšanās apakšnozare mākslā ir uzplaukusi, taču literatūrā vēl nav apskatīta potenciāla metode, kā šo stila pārnese procesu veikt selektīvi, proti, transponēt stilu tikai kādai nozīmīgai, konkrētai attēla daļai, nevis uz visu attēlu. Iespēja veikt šo procesu selektīvi atvērtu jaunas iespējas algoritmiskai masveida mākslas ģenerācijai, kuras pielietojums būtu dažādās radošajās industrijās, piemēram, vizuālajā mākslā, plašsaziņas līdzekļos attēlu filtros, mākslas NFT¹ ģenerācijā un daudzviet citur.

Darba tēma. Selektīvs neironu stila pārnese procesa pielietojums ar atpazīstamu objektu segmentētos attēlos.

Darba mērķis. Izstrādāt metodi un tā implementāciju, kas veic selektīvu neironu stila pārnese attēlos, kuros ir viens ar jau izstrādātu neironu tīklu atpazīstams un segmentējams objekts, kurš tiek atdalīts, izmantojot digitālo attēlu apstrādi.

Darba uzdevumi.

1. Apskatīt neironu stila pārnese metodi un principu literatūrā.
2. Apskatīt attēlu neironu instanču segmentācijas metodi literatūrā.
3. Izveidot teorētisku metodi, kas veic selektīvu neironu stila pārnese attēlos, balstoties uz instanču segmentēta attēla.
4. Izveidot praktisku metodes implementāciju, kas veic selektīvu neironu stila pārnese.

Pētnieciskais jautājums. Selektīvs neironu stila pārnese procesa implementācija veicama algoritmiski, savienojot jau izstrādātu, publiski pieejamu attēlu instanču segmentācijas neironu tīklu un neironu stila pārnese modeli ar digitālo attēlu apstrādes metodi.

Darbā izmantotās metodes. Literatūras apskats, lai varētu noskaidrot un izstrādāt teorētisku veidu, kā veikt selektīvu neironu stila pārnese attēlos. Salīdzinošā metode, lai varētu salīdzināt esošu attēlu instanču segmentācijas neironu tīklu un neironu stila pārnese modeļu atbilstību implementācijas prasībām un praktiskajiem ierobežojumiem. Selektīvā neironu stila pārnese metode, kas izstrādāta šī zinātniski pētnieciskā darba ietvaros, lai varētu veikt selektīvu neironu stila pārnese. *Python* programmēšanas valoda un nepieciešamās bibliotēkas, lai varētu izstrādāt selektīvās neironu stila pārnese implementāciju.

Darba struktūra. Darbs sastāv no 2 nodaļām, 6 apakšnodaļām, secinājumiem, izmantoto literatūras avotu saraksta un 2 pielikumiem. Darbā ir 12 attēli.

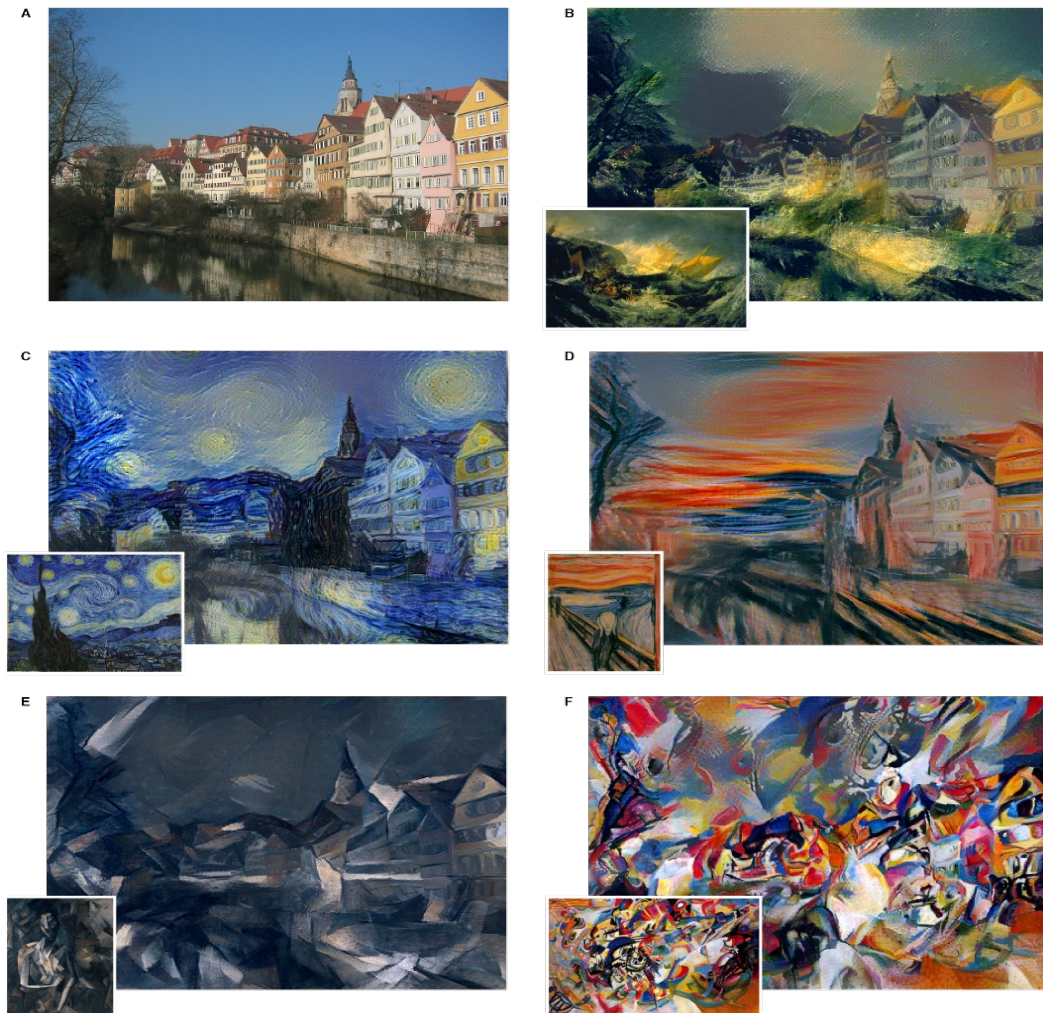
¹ NFT – angliki *non-fungible token*, neaizvietojamais žetons. Unikāls digitāls identificētājs, kas nevar būt kopēts, aizvietots vai sadalīts, kas tiek ierakstīts blokķēdē, kuru izmanto digitālā autentiskuma un īpašumtiesību pierādīšanai.

1. Literatūras apskats

1.1. Neironu stila pārnese

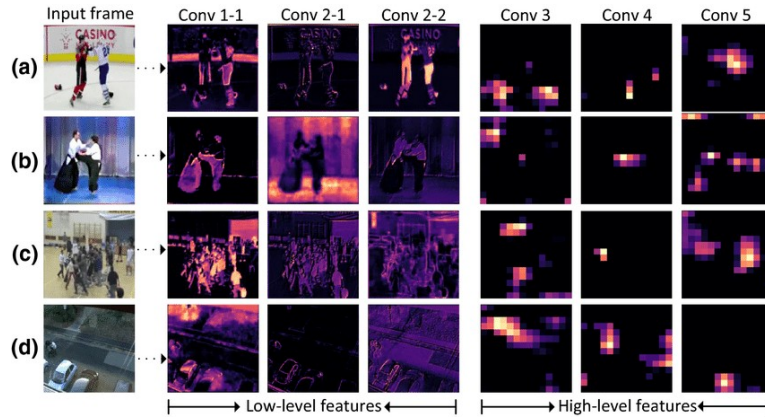
Neironu stila pārneses (angliski *neural style transfer*; turpmāk — NST) algoritmi veic attēlu vai video digitālo apstrādi ar nolūku pārveidot sākotnējo satura (*content*) attēlu, lai tas līdzinātos cita attēla izskatam jeb stilam, izmantojot dziļos neironu tīklus (angliski *deep neural networks*), kas parasti ir konvolucionālie neironu tīkli (angliski *convolutional neural network*) jeb ConvNet vai saīsināti — CNN.

Pirmoreiz literatūrā NST metode tika apskatīta 2015. gadā zinātniskajā rakstā *A neural algorithm of artistic style*, kurā autori Leons Gatiss, Aleksandrs Ekers un Matias Berdže (Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, Matthias Bethge) izveidoja metodi, kā pārnest viena attēla māksliniecisko stilu uz citu attēlu, balstoties uz jau uztrenēta konvolucionālā neironu tīkla attēlu satura un stila tekstūru reprezentācijām kādā konkrētā attēlā (skatīt 1. attēlu).



(1. attēls. Piemērs mākslinieciskam NST. Attēlā A redzams oriģinālais satura (*content*) attēls, kas ir fotogrāfija, bet pārējos attēlos redzams pārveidots fotogrāfijas attēls, izmantojot NST metodi. Katram pārveidotajam attēlam apakšējā kreisajā stūrī ir stila (*style*) attēls, kas ir oriģinālais mākslasdarbs, no kura ir iegūta NST nepieciešamā stila reprezentācija (Attēls adaptēts no Gatys, L., Ecker, A., & Bethge, 2015: 5)).

Neironu stila pārnese procesa sākumā satura attēls tiek ievadīts CNN (šajā gadījumā VGG-19 CNN tīklā, kas paredzēts attēlu klasifikācijai), no kura tiek iegūta satura reprezentācija, kas ir matrica, kura atspoguļo satura attēlā esošās vizuālās īpašības (skatīt 2. attēlu).



(2. attēls. Piemērs satura attēlu (a, b, c, d) vizuālo īpašību reprezentācijām, kas iegūtas no atšķirīgiem CNN slāņiem, kas ietekmē īpašību detalizētību. (Attēls adaptēts no *Multi-frame feature-fusion-based model for violence detection*, 2021)).

CNN tiek ievadīti 2 attēli — satura attēls, kā arī uz laimi ģenerēts attēls, kas satur Gausa troksni (*Gaussian noise*). Pēc tam tiek izvadīta abu attēlu viena konvolūcijas matrica (slānis), kas atspoguļo attēlu saturu. Tālāk uzdevums ir abas matricas padarīt pēc iespējas līdzīgākas, tādēļ abas matricas tiek izlīdzinātas un tiek izmantotas *Loss* jeb zuduma funkcijā, kas atkārtoti aprēķina vidējo kvadrātisko attālumu jeb kļūdu starp satura un trokšņa reprezentāciju elementiem ar mērķi padarīt *Loss* vērtību pēc iespējas tuvāku nullei.

$$\mathcal{L}_{content}(\vec{p}, \vec{x}, l) = \frac{1}{2} \sum_{ij} (F_{ij}^l - P_{ij}^l)^2$$

(3. attēls. *Loss* funkcija satura attēlam, kur \vec{p} un \vec{x} vektori ir attēli, kas satur satura attēlu un Gausa troksni, l ir CNN slānis, un F_{ij}^l un P_{ij}^l ir attēlu vektoru reprezentācijas (*Gathys, Ecker, Bethge*, 2015: 10).

Līdzīgi arī stila attēls tiek ievadīts CNN, un tiek ģenerēts arī Gausa trokšņa attēls, taču šoreiz tiek paņemts matricu lauks, kas sastāv no daudzām stila attēla reprezentāciju matricām, nevis vienas (kā gadījumā ar satura reprezentāciju), kas rodas paņemot vairākus konvolūcijas slāņus no CNN. No šīm stila reprezentācijām tiek izveidota kopa ar Grama matricām (skatīt 4. attēlu).

$$G_{ij}^l = \sum_k F_{ik}^l F_{jk}^l$$

(4. attēls. Grama matricas aprēķināšanas funkcija stilam. F_{ik}^l un F_{jk}^l ir īpašību kartes stila attēla matricām, i, j, k ir indeksi, bet l ir CNN slānis. (*Gathys, Ecker, Bethge*, 2015: 11))

Tālāk līdzīgi, kā ar satura attēlu, tiek izmantota *Loss* funkcija, kas veic gradienta nolaišanos, kas minimizē vidējo kvadrātisko attālumu starp trokšņa attēla Grama matricas elementiem un stila attēla Grama matricas elementiem (skatīt 5. attēlu). Visbeidzot, kopējais

stila attēla *Loss* tiek aprēķināts, kā nosvarinātu iepriekšējās funkcijas vērtību summa (skatīt 6. attēlu).

$$E_l = \frac{1}{4N_l^2 M_l^2} \sum_{ij} (G_{ij}^l - A_{ij}^l)^2$$

(5. attēls. Stila *Loss* funkcija, kurā G_{ij}^l un A_{ij}^l ir stila un Gausa trokšņa reprezentācijas. (Gathys, Ecker, Bethge, 2015: 11))

$$\mathcal{L}_{style}(\vec{a}, \vec{x}) = \sum_{i=0}^L (\omega_i E_i)$$

(6. attēls. Gala stila *Loss* funkcija, kurā vektori \vec{a} un \vec{x} ir attiecīgi stila attēls un Gausa trokšņa attēls, E_i ir nenosvarinātā *Loss* funkcija un ω_i ir svara koeficients. (Gathys, Ecker, Bethge, 2015: 11))

Lai iegūtu kopēju *Loss* funkciju, kuru minimizēt, tiek sasummētas satura un stila *Loss* funkcijas, kurām pievieno svara koeficientus α un β , kurus mainot var iespaidot stila un satura iespaidu rezultējošā stila un satura attēlu kombinācijas attēlā (skatīt 7. attēlā).

$$\mathcal{L}_{total}(\vec{p}, \vec{a}, \vec{x}) = \alpha \mathcal{L}_{content}(\vec{p}, \vec{x}) + \beta \mathcal{L}_{style}(\vec{a}, \vec{x})$$

(7. attēls. Kopējā *Loss* funkcija, kurā vektors \vec{p} ir satura attēls, vektors \vec{a} ir stila attēls un vektors \vec{x} ir Gausa trokšņa attēls. Koeficienti α un β ir stila un satura *Loss* funkciju attiecīgie svāri (Gathys, Ecker, Bethge, 2015: 12))

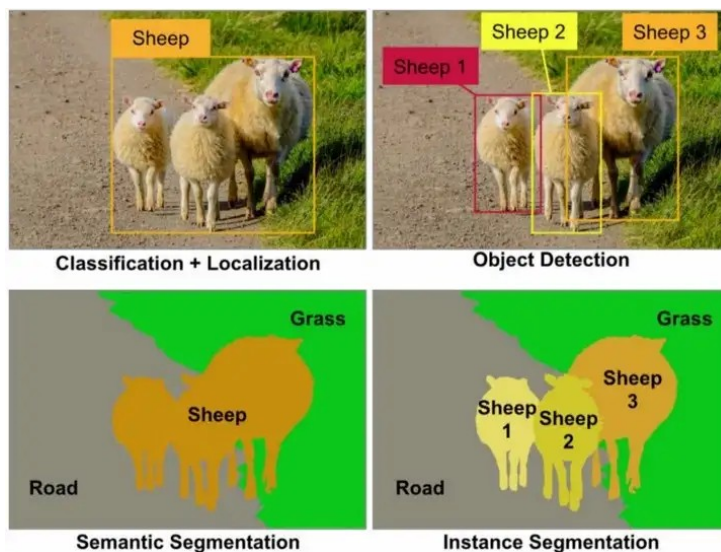
Šādi minimizējot kopējo *Loss* tiek iegūts stila pārnestis attēls. Kopējo *Loss* nav pilnībā iespējams minimizēt, tā lai tas būtu vienāds ar 0, taču, tuvojoties nullei, satura attēls arvien vairāk līdzinās stila attēlam pēc dažādām vizuālajām īpatnībām un vispārējās tekstūras.

1.2. Attēlu neironu instanču segmentācija

Attēlu neironu segmentācijas procesā attēls tiek segmentēts jeb sadalīts mazākos reģionos, kuros atrodas atpazīstami objekti. Objektu atpazīšanu un klasificēšanu veic attēlu klasificēšanas neironu tīkls. Atšķirībā no tradicionālas attēlu segmentācijas, kuros attēlus segmentē, piemēram, pēc toņa, tekstūras, kustības, objektu savstarpējā dziļuma utml., attēlu neironu segmentācijā attēlus parasti segmentē pēc objektu veida jeb klases, ko sauc par attēlu semantisko segmentēšanu. Šīs klases var būt jebkas, kas raksturo konkrētu objektu vai būtni, piemēram, *dzīvnieks*, *suns*, *cilvēks*, *ritenis*, *iela*, vai pat *nezināms* (Minaee, S., Boykov, Y. Y., Porikli, F., Plaza, A. J., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D., 2021: 1).

Attēlu instanču segmentēšanā (*instance segmentation*) attēlā objektus segmentē gan pēc klases, gan arī tā atgadījuma jeb instances attēlā. Piemēram, izmantojot semantisku attēlu segmentēšanas neironu tīklu, attēlā ar cilvēku grupu visi cilvēki tiktu iedalīti vienā klasē un tiktu atdalīti kopīgi, bet izmantojot instanču segmentēšanas neironu tīklu katrs cilvēks cilvēku grupā tiktu atdalīts atsevišķi, jo tie tika segmentēti ne tikai pēc klases, bet arī pēc instances (vizuālu piemēru skatīt 8. attēlā). Instanču segmentēšanas procesā vienas klases objektu semantisko atdalījumu no pārējiem sauc par segmentu karti. Segmentu kartē vienai klasei tiek piekārtoti vairāki locekļi atsevišķi locekļi, kuri ir tās pašas klases locekļi, piemēram, ja attēlā ir vairāki suņi, tad klase *suns* tiktu piekārtots *suns_1*, *suns_2*, *suns_3* utt., un šie atsevišķie

suņi tiktu segmentēti individuāli. (Minaee, S., Boykov, Y. Y., Porikli, F., Plaza, A. J., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D., 2021: 7)



(8. attēls. Piemērs atšķirībam starp semantisko un instanču segmentāciju attēlos. Redzams, ka instanču segmentēšana ir objektu klasifikācijas, lokalizācijas, noteikšanas, kā arī attēlu semantiskās segmentēšanas apvienojums. (Attēls adaptēts no Murali, 2021))

Lai varētu veikt instanču segmentēšanu, vispirms nepieciešama objektu noteikšana (*object detection*), kura veic gan objektu identifikāciju (vai vispār ir kaut kas, kas līdzinās objektam) un klasifikāciju (vai iespējams šo objektu iedalīt kādā zināmā klasē). Gan primitīvi, algoritmiski objektu identifikācijas algoritmi, gan ļoti spējīgi objektu identifikācijas neironu tīkli vispirms cenšas atrast atšķirību starp to, kas ir fonā un to, kas ir priekšplānā, tad cenšas atdalīt priekšplānā esošo. Tālāk objektu klasifikācijas neironu tīkls spēj iedalīt objektus pēc to atbilstības klasei, kuru daudzums ir atkarīgs no datu kopas, uz kuras klasifikācijas neironu tīkls ticis uztrenēts. Rezultātā ap klasificētiem objektiem tiek apvilkti taisnstūris, kurā iekšā ir klasificētais objekts, jeb ir zināma klasificētā objekta atrašanās vieta attēlā, kā arī tā dimensijas.

Viens no visizmantotākajiem veidiem, lai tālāk segmentētu attēlu instancēs ir noteikšanas un segmentēšanas metode (*Detection followed by segmentation*), kurā pēc attēlu klasificēšanas tā sauktais intereses reģions (*region of interest, ROI*) tiek tālāk sadalīts semantiskās apakšklasēs, kā arī tiek izmantota ierobežojošā loga regresija (*bounding box regression*), ar kuras palīdzību vairāku objektu kontūras tiek atdalītas no vienai klasei piederošiem objektiem (Hafiz, A. M., & Bhat, G. M., 2020: 5). Rezultātā vienai klasei piederošie objekti tiek atdalīti no pārējiem, piešķirot tiem atsevišķu apakšklasi.

Šāda viedā, procesu pielietojot rekursīvi, viss attēls tiek segmentēts pēc instancēm, kas sniedz praktiski pielietojamus rezultātus nolūkiem, kā autonomo automašīnu pašbraukšana, “gudro” novērošanas kameru personu identifikācija, seju atpazīšana, paplašinātās realitātes ierīcēs, medicīnisku attēlu un satelītattēlu analīzē (Minaee, S., Boykov, Y. Y., Porikli, F., Plaza, A. J., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D., 2021: 1).

2. Selektīva neironu stila pārnese

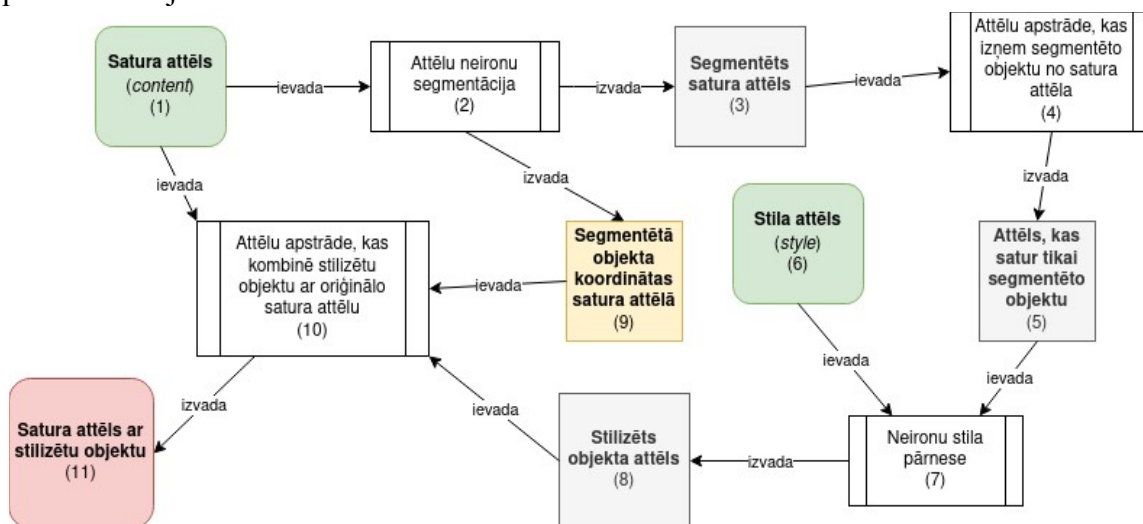
Selektīva neironu stila pārnese šajā darbā tiek definēta, kā process, kurā neironu stila pārnese tiek veikta selektīvi, proti, NST tiek veikts tikai kādai konkrētai attēla daļai, kuru var izvēlēties. Šī darba kontekstā attēla daļa jeb objekts tiek izvēlēts automātiski, izmantojot attēlu instanču segmentēšanas neironu tīklu, kas atpazīst attēlā atpazīstamus objektus, uz kuriem tas ir iepriekš uztrenēts.

2.1. Prasības un ierobežojumi

Selektīvas neironu stila pārneses metodei un algoritmam jāspēj veikt pietiekami kvalitatīva neironu stila pārnese uz vienu attēlā atpazīstamu un segmentējamu objektu, kā arī pēc tam jāspēj sakombinēt oriģinālais attēls ar stilizēto attēlu. Attēlu instanču segmentāciju un neironu stila pārnesi var veikt, izmantojot jau uztrenētus, publiski pieejamus neironu modeļus, kas ļaus nesaskarties ar praktiskajiem ierobežojumiem — nepietiekami videokartes resursi —, kuri būtu nepieciešami pašizveidotu neironu modeļu trenēšanai, kas ir ārpus šī zinātniski pētnieciskā darba ietvariem.

2.2. Selektīvas neironu stila pārneses metode

Selektīvas neironu stila pārneses metodes pamatā ir neironu stila pārneses un attēlu neironu instanču segmentācijas sakombinēšana vienā procesā (skatīt 9. attēlu). Sākumā satura (*content*) attēls (1) tiek ievadīts procedūrā (2), kas veic attēlu neironu instanču segmentāciju, balstoties uz izvēlētu segmentācijas neironu tīklu atpazīstamu objektu, ja objekts ir atpazīts, tad tas un tā koordinātas tiek izvadītas. Tālāk segmentētais satura attēls (3) tiek ievadīts attēlu apstrādes procedūrā (4), kas objektu atdala no satura attēla, kuras rezultātā rodas attēls (5), kas satur tikai segmentēto objektu. Izmantojot stila attēlu (*style*) (6) un segmentētā objekta attēlu (5) tiek veikta neironu stila pārnese (7), kuras rezultātā rodas stilizēts objekta attēls (8). Lai radītu selektīvu neironu stila pārnestu attēlu, tiek izmantota attēlu apstrādes procedūra (10), kas uzliek virsū stilizētā objekta attēlu (8) uz oriģinālā satura attēla (1), izmantojot attēla neironu segmentācijas procesā (2) iegūtās objekta koordinātas (9). Galarezultātā rodas attēls (11), kurā stils ir pārņemts uz tikai to attēla daļu, kurā ir ar attēlu segmentācijas neironu tīklu atpazīstams objekts.



(9. attēls. Selektīvas neironu stila pārneses metodes darbības shēma. Zaļie bloki apzīmē metodei vajadzīgos ievadāmos attēlus, pelēkie bloki apzīmē attēlus, kas rodas kā starprezultāts, baltie bloki apzīmē procedūras, kuras kādā veidā pārveido ievadītos attēlus, dzeltenais bloks apzīmē segmentētā objekta koordinātas jeb atrašanās vietu saturā attēlā, bet sarkanais bloks apzīmē galarezultātu. Bultiņas starp blokiem norāda ievadi un izvadi dažādām procedūrām.)

2.3. Metodes implementācija

Šī zinātniski pētnieciskā darba ietvaros izstrādātā selektīvas neironu stila pārneses metodes implementācijas pirmkods ir publiski pieejams (skatīt 1. pielikumu).

Selektīvas neironu stila pārneses metodes implementācija ir veidota, kā komandrindas programma, kura izstrādāta *Python* programmēšanas valodā. Lai veiktu neironu stila pārnesi tiek izmantots jau izveidots neironu modelis *arbitrary-image-stylization-v1-256*, kas efektīvi un ātri veic neironu stila pārnesi (*Magenta*, 2017). Attēlu neironu segmentācijai tiek izmantota *PixelLib* bibliotēka (Olenfa, 2020), kas izmanto *PointRend* metodi (*Kirillov*, 2019), kuras pamatā ir *ResNet-50* konvolucionālais neironu tīkls (*He, Zhang, Ren, & Sun*, 2016). Attēlu apstrādei tiek izmantota *OpenCV* bibliotēka (*Barski*, 2000) *Python* piesaiste. Vektoru un matricu matemātiskajām operācijām tika izmantota *NumPy* bibliotēka (*Harris, Millman, Van Der Valt, Gommers, Virtanen, Cournapeau, ... & Oliphant*, 2020). Visbeidzot komandrindas lietotāja pieskarnes izveidei, mapju izveidei un laika uzņemšanas funkcijai tika izmantoti *argparse*, *os*, un *time Python* moduļi, kas iekļauti standarta bibliotēkā.

Selektīvu neironu stila pārneses implementācijā, vispirms, satura attēls tiek ievadīts procedūrā, kas segmentē attēlu un atgriež vienu atpazīstama objekta attēlu, kuru saglabā pagaidu failā. Tad objekta attēls un stila attēls tiek ievadīts neironu stila pārneses procedūrā, kas veic neironu stila pārnesi uz objekta attēla; tiek atgriezts stila pārnesta objekta attēls, kas ir ar mazāku izmēru (256×256), kā oriģinālajā objekta attēla, jo, lai stila pārneses process neaizņemtu pārāk daudz laika, ir izdevīgi, ja procesā izmantotais stila attēls ir pēc iespējas mazāks, bet ne pārāk mazs, lai negatīvi neietekmētu stila pārneses kvalitāti.

Pēc tam šis attēls tiek apstrādāts tā, lai tam būtu vienādas dimensijas ar sākotnējo segmentēto objekta attēlu, un, izmantojot stila pārnestā objekta attēlu, tiek izveidota melnbalta maska, kas tiek izmantota, lai noņemtu stila pārneses procesā izveidojušos vizuālos artefaktus, kas atrodas ārpus objekta kontūras robežām attēlā, jo stila pārneses modelis pārnes stilu uz visu attēlu, ieskaitot daļas, kurās nekas nav.

Visbeidzot, izmantojot objekta atrašanās vietu saturā attēlā, tiek aprēķināta nobīde, kas tiek izmantota stila pārnestā objekta attēla un oriģinālā satura attēla sakombinēšanai. Stila pārnestā objekta attēla fons nav caurspīdīgs, tādēļ tas tiek apstrādāts tā, lai melnās daļas ārpus objekta kontūrām tiktu pārveidotas par caurspīdīgām. Izmantojot Alfa jaukšanas (*alpha blending*) procesu, stila pārnestais objekta attēls un oriģinālais satura attēls tiek sakombinēts vienā rezultējošā selektīvi neironu stila pārnestā kompozītattēlā.

2.4. Rezultāti

Tālāk redzamos attēlos satura (*content*) (10. attēls) un stila (*style*) attēls (11. attēls) tika izmantots selektīvā neironu stila pārneses procesā, kurš radīja rezultējošo selektīvi stila pārnesto attēlu (12. attēls) (vairāk piemērus skatīt 2. pielikumā). Rezultējošais attēls tika ģenerēts, izmantojot šajā zinātniski pētnieciskā darba ietvaros izstrādāto selektīvās neironu stila pārneses metodes implementāciju.



(10. attēls. Satura attēls. (Hans, 2016))



(11. attēls. Stila attēls. (van Gogh, 1889))



(12. attēls. Rezultējošais attēls.)

Rezultējošā attēla neironu stila pārnesei kvalitāti ietekmē izvēlētais neironu stila pārnesei modelis. Atkarībā no dažādiem stila pārnesei modeļa svāriem optimizācijas procesā var iegūt diezgan atšķirīgus rezultātus, taču šīs implementācijas ietvaros, stila pārnesei var novērtēt, kā kvalitatīvu un atbilstošu prasībām. Satura attēla reģions, uz kura tiek veikta selektīvā neironu stila pārnese, ir atkarīgs no attēlu segmentācijas un klasifikācijas tīkla; redzams, ka apelsīna kāda daļa nav tikusi pieskaitīta pie paša atpazīstamā objekta, tādēļ uz tās netika veikta neironu stila pārnese. Arī visa apelsīna kontūra segmentācijas procesā nav tikusi pieskaitīta pie visa apelsīna, tādēļ redzama kontūras daļa, kas nav stila pārnesta. Kopumā šī

selektīvā neironu stila pārneses implementācija ir pietiekami kvalitatīva un atbilst uzstādītajām prasībām.

Turpmākai implementācijas uzlabošanai nepieciešams vēl spējīgāks attēlu neironu segmentēšanas tīkls, kas spēj atpazīt un atdalīt gan objektu, gan arī dažādas smalkās detaļas, kas pieder objektam, bet to nenosaka, piemēram, appelsīns, kā arī tā kāts ķekarā.

Triviāli, papildus iespējams uzlabot malu gludumu stilizētajam objekta attēlam, kas tiek kombinēts ar oriģinālo satura attēlu, izmantojot digitālās attēlu apstrādes metodes, algoritmiski atrodot attēla kontūras un apstrādājot tās ar Gausa gludināšanas (*Gaussian blur*) funkciju (vai citu līdzvērtīgu), kas ļautu labāk saplūst stilizētā objekta daļai ar fonu.

Secinājumi

Šī darba ietvaros veiksmīgi tika izstrādāta selektīvā neironu stila pārnese metode, kas selektīvi veic neironu stila pārnese attēliem, balstoties uz attēlu neironu segmentācijas tīklu, kas literatūrā iepriekš nav ticis apskatīts.

Metodes pamatā ir satura attēla segmentēšana, atsevišķa stila pārnese uz segmentēto attēlu un beigu kompozītattēla izveide, liekot stila pārnesto objekta attēlu virsū oriģinālajam satura attēlam.

Kā metodes implementācija, tika izveidota programma, kas veic selektīvu neironu stila pārnese attēliem, kuras rezultāti ir uzstādītajām prasībām un ierobežojumiem atbilstoši. Rezultējošo attēlu kvalitāti iespējams vēl uzlabot, pievienojot algoritmā procedūru, kas nogludinātu stila pārnestā objekta kontūras, kā arī izmantojot spējīgāku attēlu instanču neironu segmentācijas tīklu segmentācijas procesā.

Selektīvs neironu stila pārnese process paver iespēju jaunai mākslinieciskai izpausmei, kuras pamatā ir algoritmiska mākslas veidošana, kas sniedz iespēju masveida mākslas ražošanai. Pastāv teorētiska iespēja optimizēt gan metodi, gan arī tās implementāciju, lai būtu iespējams selektīvu neironu stila pārnese procesu veikt ne tikai uz vienu atpazīstamu objektu attēlā, bet arī vairākiem, kā arī iespēju veikt šo procesu uz video straumēm.

Izmantotie literatūras un citi avoti

1. Gatys, L., Ecker, A., & Bethge, M. (2015). A neural algorithm of artistic style. *arXiv preprint arXiv:1508.06576*.
2. Hafiz, A. M., & Bhat, G. M. (2020). A survey on instance segmentation: state of the art. *International journal of multimedia information retrieval*, 9(3), 171-189.
3. Minaee, S., Boykov, Y. Y., Porikli, F., Plaza, A. J., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2021). Image segmentation using deep learning: A survey. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*.
4. Kirillov, A., Wu, Y., He, K., & Girshick, R. (2020). Pointrend: Image segmentation as rendering. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 9799-9808).
5. Harris, C. R., Millman, K. J., Van Der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., ... & Oliphant, T. E. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357-362.
6. Olafenwa A. (2020). *PixelLib* [Git repozitorijs]. Pieejams: <https://github.com/ayoolaolafenwa/PixelLib>. Skatīts 2022. gada 6. decembrī.
7. Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*.
8. Multi-frame feature-fusion-based model for violence detection - Scientific Figure on ResearchGate [Attēls]. Pieejams: https://www.researchgate.net/figure/https://tfhub.dev/google/magenta/arbitrary-image-stylization-v1-256/2e/Visualization-of-low-level-and-high-level-feature-map-from-different-layers-of-CNN-model_fig5_342428683. Skatīts 2022. gada 4. decembrī.
9. Magenta (2017). *Fast Style Transfer for Arbitrary Style*. [Git repozitorijs]. Pieejams: https://github.com/magenta/magenta/tree/main/magenta/models/arbitrary_image_stylization. Skatīts 2022. gada 5. decembrī.
10. Google. *arbitrary-image-stylization-v1-256*. [Neironu modelis]. Pieejams: <https://tfhub.dev/google/magenta/arbitrary-image-stylization-v1-256/2>. Skatīts 2022. gada 6. decembrī.
11. van Gogh, V. (1889). *The starry night* [Glezna]. Museum of Modern Art, New York City, NY, United States. Pieejams: <https://www.moma.org/collection/works/79802>. Skatīts 2022. gada 6. decembrī.
12. Hans. (2016) [Fotogrāfija]. Pixabay. Pieejams: <https://pixabay.com/photos/orange-fruit-orange-tree-1117485/>. Skatīts 2022. gada 6. decembrī.

13. Murali. (2021). [Attēls]. Medium. Pieejams:
<https://nirmalamurali.medium.com/image-classification-vs-semantic-segmentation-vs-instance-segmentation-625c33a08d50>. Skatīts 2023. gada 12. janvārī.

Pielikumi

Praktiskajā daļā aprakstītā selektīvās neironu stila pārneses implementācijas atvērtais pirmkods pieejams GitHub repozitorijā: <https://github.com/tararoost/snst-img>, kas skatīts 2022. gada 4. decembrī. Šis kods licencēts zem GNU Vispārējās publiskās licences 3. versijas (GPLv3).

2. pielikums
Piemēri selektīvai neironu stila pārnesei attēlos

