

RTU studiju kurss "Dziļā metrisku mašīnmācīšanās"**33000 Datorzinātnes, informācijas tehnoloģijas un enerģētikas fakultāte****Vispārējā informācija**

Kods	DSP801
Nosaukums	Dziļā metrisku mašīnmācīšanās
Studiju kursa statuss programmā	Brīvās izvēles
Atbildīgais mācītājs	Agris Nikitenko - Doktors, Dekāns
Apjoms daļās un kredītpunktos	1 daļa, 6.0 kredītpunkti
Studiju kursa īstenošanas valodas	LV, EN
Anotācija	Dziļā metrisku mašīnmācīšanās dod iespēju reducēt daudzdimensiju datus, kā, piemēram, fotoattēlus, video vai audio ierakstus, līdz dažu dimensiju latentajiem vektoriem, saglabājot semantisko informāciju latentajā telpā. Šādus modeļus plaši pielieto re-identifikācijas uzdevumos, kur modelis tiek vienreiz apmācīts ar apmācības datu kopu, bet pēc tam pielietots ar datu kopām, kur tiek kategorizētas un klasificētas līdz šim neredzētas klases. Piemēram, modeļi ir spējīgi atpazīt personu pēc sejas, kaut arī šī persona netika iekļauta apmācību kopā. Tāpat dziļā metrisku apmācība ir svarīga arī ģeneratīvajos modeļos, kur latentā vektora dimensijām jābūt atšķētinātām, lai varētu kontrolēt iegūtā rezultāta semantiskās īpašības. Piemēram, mainot vienas dimensijas skaitliskās vērtības, ģenerētajā attēlā mainās matu krāsa, bet, mainot otru dimensiju, mainās sejas izteiksme. Šādus rezultātus var iegūt ar GAN, VEA un citiem modeļu veidiem. Studiju kursa ietvaros jaunie zinātnieki ar praktiskiem piemēriem, soli pa solim, apgūs visu nepieciešamo teoriju un rīkus, lai varētu uzsākt darbu pie saviem pētījumiem. Studiju kursā uzsvars tiek likts uz fundamentālu zinātņu, kuru var pielietot daudz dažādos lietišķos pētījumos. Studentiem sākt darbu pasaules līmenī šajā nozarē ļauj pieeja RTU superdatoram (HPC), bez kura dziļās mašīnmācīšanās pētījumi nebūtu iespējami.
Mērķis un uzdevumi, izteikti kompetencēs un prasmēs	Studiju kursa mērķis ir sagatavot jaunus zinātniekus savu pētījumu uzsākšanai dziļajā metrisku mašīnmācīšanās un ģeneratīvo modeļu pētniecībā, kā arī dot zināšanas un praksi, lai šos modeļus studenti varētu pielietot praktisku uzdevumu risināšanā. Studiju kursa uzdevumi: - sniegt zināšanas un prasmes par dziļās metrisku mašīnmācīšanās metodēm; - sniegt prasmes izmantot ģeneratīvās mašīnmācīšanās metodes; - sniegt prasmes izmantot klasterizācijas un dimensiju reducēšanas metodes; - nodrošināt prasmes implementēt modeļus PyTorch satvarā; - sniegt prasmes implementēt modeļus skaitļošanas klasterī (HPC).
Patstāvīgais darbs, tā organizācija un uzdevumi	Pēc katra temata paredzēts patstāvīgais darbs, kuri nosaka lielāko daļu no kursa vērtējuma.
Literatūra	Obligātā/Obligatory: 1. Martinez, Aleix M. and A. Kak. PCA versus LDA PCA versus LDA IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 23 (2001): 228-233. 2. Manmatha, R. et al. Sampling Matters in Deep Embedding Learning 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) (2017): 2859-2867 3. McInnes, L. et al. hdbscan: Hierarchical density based clustering J. Open Source Softw. 2 (2017): 205. 4. Schroff, Florian et al. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (2015): 815-823. 5. Movshovitz-Attias, Yair et al. No Fuss Distance Metric Learning Using Proxies 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) (2017): 360-368. 6. Kingma, Diederik P. and M. Welling. Auto-Encoding Variational Bayes CoRR abs/1312.6114 (2014): n. pag. 7. Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Network CoRR, abs/1511.06434, 2016. 8. Arjovsky, Martin et al. Wasserstein GAN. ArXiv abs/1701.07875 (2017). 9. Gao, R. et al. Zero-VAE-GAN: Generating Unseen Features for Generalized and Transductive Zero-Shot Learning. IEEE Transactions on Image Processing 29 (2020): 3665-3680.
Nepieciešamās priekšzināšanas	Augstākā matemātika, varbūtību teorija, objektorientētā programmēšana.

Studiju kursa saturs

Saturs	Pilna un nepilna laika klātienē studijas		Nepilna laika neklātienē studijas	
	Kontakt stundas	Patstāv. darbs	Kontakt stundas	Patstāv. darbs
Dimensiju reducēšanas metodes: PCA, NCA, t-SNE, UMAP.	8	8	0	0
Klasterizācijas metodes: DBSCAN, HDBSCAN, K-Means, X-Means, G-Means.	8	8	0	0
Dziļā metrisku mašīnmācīšanās: "Contrastive Loss".	8	8	0	0
Dziļā metrisku mašīnmācīšanās: "Triplet Loss".	8	8	0	0
Dziļā metrisku mašīnmācīšanās: "Proxy-NCA Loss".	8	8	0	0
Ģeneratīvie modeļi: VAE.	8	8	0	0
Ģeneratīvie modeļi: DC-GAN, W-GAN.	8	8	0	0
Ģeneratīvie modeļi: DTN-GAN.	12	12	0	0

Ģeneratīvie modeļi: Cycle-GAN.	12	12	0	0
Kopā:	80	80	0	0

Sasniedzamie studiju rezultāti un to vērtēšana

Sasniedzamie studiju rezultāti	Rezultātu vērtēšanas metodes
Spēj izprast un pielietot dimensiju reducēšanas metodes.	Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti. Jautājumi eksāmenā.
Spēj izprast un pielietot klasterizācijas metodes.	Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti. Jautājumi eksāmenā.
Spēj izprast un pielietot dziļās metriku mašīnmācīšanās metodes.	Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti. Jautājumi eksāmenā.
Spēj izprast un pielietot ģeneratīvo modeļu metodes.	Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti. Jautājumi eksāmenā.
Spēj izmantot RTU HPC skaitļošanas klasteri.	Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti.

Studiju rezultātu vērtēšanas kritēriji

Kritērijs	% no kopējā vērtējuma
Mājasdarbi	60
Praktiskie darbi	20
Eksāmens	20
Kopā:	100

Studiju kursa plānojums

Daļa	KP	Stundas			Pārbaudījumi			Brīvās izvēles pārbaudījumi		
		Lekcijas	Prakt d.	Laborat	Ieskaite	Eksām.	Darbs	Ieskaite	Eksām.	Darbs
1.	6.0	2.0	2.0	0.0		*				