**RTU studiju kurss "Dziļā metriku mašīnmācīšanās"**

**12309 Mākslīgā intelekta un sistēmu inženierijas katedra**

***Vispārīgā informācija***

|  |  |
| --- | --- |
| Kods | XXXX |
| Nosaukums | Dziļā metriku mašīnmācīšanās |
| Studiju kursa statuss programmā | Brīvās izvēles |
| Studiju kursa līmenis | Augstākā līmeņa |
| Studiju kursa tips | Akadēmiskais |
| Tematiskā joma | Datorika |
| Atbildīgais mācībspēks | Ēvalds Urtāns, Doktorants |
| Apjoms daļās un kredītpunktos | 1 daļa, 2.0 kredītpunkti, 3.0 EKPS kredītpunkti |
| Studiju kursa īstenošanas valodas | LV, EN |
| Studiju kursa apgūšanas iespēja tālmācības ceļā | Nav paredzēts |
| Maksimālais studentu skaits auditorijā | 64 |
| Maksimālais studentu skaits semestrī | 64 |
| Anotācija | Dziļā metriku 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 metriku apmācība ir svarīga arī ģeneratīvajos modeļos, kur latentā vektora dimensijām jābūt atšķetinātām, 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. Šī kursa ietvaros jaunie zinātnieki ar praktiskiem piemēriem, soli pa solim, apgūs visu nepieciešamo teoriju un rīkus, lai varētu uzsākt darbu pie saviem pētījumiem.Kursā uzsvars tiek likts uz fundamentālu zinātni, kuru var pielietot daudz dažādos lietišķos pētījumos. Studentiem sākt darbu pasaules līmenī šajā nozarē ļauj pieeja RTU superdatoram (HPC), bez kura dziļās mašīnapmācības pētījumi nebūtu iespējami. |
| Mērķis un uzdevumi, izteikti kompetencēs un prasmēs | Kursa mērķis ir sagatavot jaunos zinātniekus savu pētījumu uzsākšanai dziļajā metriku mašīnmācīšanās un ģeneratīvo modeļu pētniecībā, kā arī dot zināšanas un praksi, lai šos modeļus studenti varētu pielietot praktisku uzdevumu risināšanā.Iegūtās prasmes pēc kursa:* Dziļās metriku mašīnmācīšanās metodes
* Ģeneratīvās mašīnmācīšanās metodes
* Klasterizācijas un dimensiju reducēšanas metodes
* Spēja implementēt modeļus PyTorch satvarā
* Spēja implementēt modeļus skaitļošanas klasterī (HPC)
 |
| Patstāvīgais darbs, tā organizācija un uzdevumi | Pēc katras lekcijas paredzēts patstāvīgais darbs, kuri nosaka lielāko daļu no kursa vērtējuma. Arī pašu lekciju laikā plānoti nelieli patstāvīgie darbi.  |
| Literatūra | 1. Martinez, Aleix M. and A. Kak. “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. (2016). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. CoRR, abs/1511.06434.
8. Arjovsky, Martín et al. “Wasserstein GAN.” ArXiv abs/1701.07875 (2017): n. pag.
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.
 |
| Nepieciešamais tehniskais aprīkojums studiju kursa īstenošanai | Personālais dators un projektors prezentācijai. Katram studentam nepieciešams dators ar pieeju pie interneta. Testa pieeja RTU HPC, katram studentam, kas saņēmis apstiprinājumu kursa darba implementēšanai skaitļošanas klasterī. |
| Nepieciešamās priekšzināšanas | Studentiem, vismaz vidējā līmenī jāpārzina:* Mašīnapmācības metodes
* Augstākā matemātika (parciālie atvasinājumi, diferenciālvienādojumi, integrāļi)
* Varbūtību teorija (varbūtīgie sadalījumi – Gauss, Alfa, Beta, Uniform)
* Informācijas teorija (cross-entropy, mutual information, Kolmogorov–Smirnov, Anderson-Darling, Kolmogorov–Smirnov).
* Statistika (Vidējā kvadrātiskā klūda, R2)
* Programmatūras projektēšanas šabloni (MVC, Observer, Singleton)
* Objektorientētā programmēšanā (OOP, UML)
* PyTorch vai Tensorflow zināšanas
* Python (Anaconda, multiprocessing, threading, cuda, numpy)
* GIT (SourceTree vai shell komandas)
* Linux (Aptitude, Anaconda, nVidia drivers, cuda, Ubuntu, Shell Screen)
 |
| Iepriekš apgūstamie studiju kursi | DSP422 Mākslīgais intelektsDSP793 Ievads dziļajā mašīnmācīšanā |

***Tematu izklāsts***

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Tēma | Pilna laika studijas | Nepilna laika studijas |
|   | Kontakt stundas | Patstāv. darbs | Kontakt stundas | Patstāv. darbs |
| Dimensiju reducēšanas metodes: PCA, NCA | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Klasterizācijas metodes: K-Means, X-Means, G-Means | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Klasterizācijas metodes: DBSCAN, HDBSCAN | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Dziļā metriku mašīnmācīšanās: “Contrastive Loss” | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Dziļā metriku mašīnmācīšanās: “Triplet Loss” | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Dziļā metriku mašīnmācīšanās: “Proxy-NCA Loss” | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Ģeneratīvie modeļi: VAE | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Ģeneratīvie modeļi: GAN | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Ģeneratīvie modeļi: W-GAN | 4 | 4 | 0 | 0 |
| Kopā: | 36 | 36 | 0 | 0 |

***Sasniedzamie studiju rezultāti un to vērtēšana***

|  |  |
| --- | --- |
| Sasniedzamie studiju rezultāti | Rezultātu vērtēšanas metodes |
| Spēja izprast un pielietot dimensiju reducēšanas metodes | Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti |
| Spēja izprast un pielietot klasterizācijas metodes | Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti |
| Spēja izprast un pielietot dziļās metriku mašīnmācīšanās metodes | Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti |
| Spēja izprast un pielietot ģeneratīvo modeļu metodes | Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti |
| Studenti spēs izmantot RTU HPC skaitļošanas klasteri | Mājasdarbu un praktisko darbu rezultāti |

***Kursa struktūra***

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Daļa | Semestris | KP | EKPS | Stundas nedēļā | Pārbaudījumi | Brīvās izvēles pārbaudījumi |
|   | Rudens | Pavasara | Vasaras |   |   | Lekcijas | Prakt d. | Laborat | Ieskaite | Eksām. | Darbs | Ieskaite | Eksām. | Darbs |
| 1. |  | \*  |   | 4.0 | 6.0 | 2.0 | 2.0 | 0.0 | \* |   |   |   |   |   |