

Замена инженера компьютером: перспективы и проблемы машинного обучения

Аннотация. Рассматриваются подходы, перспективы и проблемы замены рутинной умственной инженерно-технической деятельности компьютерными средствами на базе машинного обучения. Обосновывается актуальность замены в контексте четвертой промышленной революции (Industry 4.0), в том числе в рамках технологий цифровых двойников (digital twin), порождающего проектирования (generative design), автоматического производства (automatic manufacturing). Проводится краткий сравнительный анализ символического (формального) и коннекционистского (нейросетевого) представления инженерных знаний. Демонстрируются примеры решения нетривиальных математических, физических и технических задач с применением глубоких нейронных сетей в лабораторных условиях. Приводится обзор архитектур и примеров нейросетевых средств решения ряда ключевых задач интеллектуального управления энергетическими системами.

Список литературы

1. *Madni A.M., Madni C.C., Lucero S.D.* Leveraging digital twin technology in model-based systems engineering // *Systems*. 2019. Vol. 7(1). P. 7. <https://doi.org/10.3390/systems7010007>
2. *Ковалёв С.П.* Применение онтологий при разработке распределенных автоматизированных информационно-измерительных систем // *Автометрия*. 2008. Т. 44, № 2. С. 41–49. <http://ccfit.nsu.ru/~kovalyov/publications/aais-eng.pdf>
3. *Волошин А. А., Волошин Е. А., Бусыгин Т. Г.* Разработка системы автоматического синтеза тестовых сценариев и проверки правильности выполнения ПНР комплексов РЗА ЦПС // *Вести в электроэнергетике*. 2017. № 4 (90). С. 44–50.
4. *Панов М., Хмелев И., Смирнов А.* Нейронные сети на службе энергетиков // *Открытые системы*. СУБД. 2016. № 4. С. 39–41. <https://www.osp.ru/os/2016/04/13050997>
5. *Szegedy C., Zaremba W., Sutskever I., Bruna J., Erhan D., Goodfellow I.J., Fergus R.* Intriguing properties of neural networks // *arXiv*, 2013. <https://arxiv.org/abs/1312.6199>
6. *Dai W.-Z., Muggleton S., Zhou Z.-H.* Logical vision: meta-interpretive learning for simple geometrical concepts // *Proc. 25th International Conference on Inductive Logic Programming (ILP-2015)*. Kyoto, 2015. http://www.ilp2015.jp/papers/ILP2015_submission_26.pdf
7. *Iten R., Metger T., Wilming H., del Rio L., Renner R.* Discovering physical concepts with neural networks // *arXiv*, 2018. <https://arxiv.org/abs/1807.10300>
8. *Wang P., Ananya, Yan R., Gao R.X.* Virtualization and deep recognition for system fault classification // *Journal of Manufacturing Systems*. 2017. Vol. 44. P. 310–316. https://www.researchgate.net/publication/316593019_Virtualization_and_deep_recognition_for_system_fault_classification
9. *Kowalski J.* CAD is a lie: generative design to the rescue. Autodesk, 2016. <https://www.autodesk.com/redshift/generative-design/>
10. *Oh S., Jung Y., Kim S., Lee I., Kang N.* Deep generative design: integration of topology optimization and generative models // *arXiv*, 2019. <https://arxiv.org/abs/1903.01548>
11. *Kovalyov S.P.* An approach to develop a generative design technology for power systems // *Proc. VI International Workshop “Critical Infrastructures: Contingency Management, Intelligent, Agent-Based, Cloud Computing and Cyber Security” (IWCI 2019)*. Advances in Intelligent Systems Research. 2019. Vol. 169. P. 79–82. <https://www.atlantispress.com/proceedings/iwci-19/125917306>
12. *Ming M., Wang R., Zha Y., Zhang T.* Multi-objective optimization of hybrid renewable energy system using an enhanced multi-objective evolutionary algorithm // *Energies*. 2017. Vol. 10. P. 674. <https://www.mdpi.com/1996-1073/10/5/674>