

АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В АТОМНОЙ ЭНЕРГЕТИКЕ

Е. А. Кузина

Аспирант группы А23-501 НИЯУ МИФИ, ekaterina.kuzina2@yandex.ru

Аннотация. Современное развитие теории и успехи практического освоения методов искусственного интеллекта (ИИ) вызывают интерес к применению данной технологии в наукоемких сферах, одной из которых является атомная энергетика. Исторически исследование возможностей ИИ в данной области рассматривалось с точки зрения систем поддержки операторов. Развитие таких систем, в основном, имело целью обеспечение безопасности атомной электростанции в режимах эксплуатации, требовательных к когнитивным способностям оператора. На сегодняшний день в атомной энергетике отмечается перспективность применения ИИ для более широкого класса задач. В данной работе представлен анализ исследованных и перспективных методов искусственного интеллекта в задачах атомной энергетике. Наибольшее внимание уделяется применимости активно развивающегося направления ИИ – нейронных сетей – к оптимизации энерговыделения в активной зоне реактора. Обсуждается вопрос повышения доверия к указанной технологии с технической и регуляторной точек зрения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, экспертные системы, машинное обучение, нейронные сети, интерпретируемость моделей, атомная энергетика.

Введение

Современное развитие теории и успехи практического освоения методов искусственного интеллекта (ИИ) вызывают интерес к применению данной технологии в наукоемких сферах, одной из которых является атомная энергетика. Исторически, в связи со сложностью контроля и управления процессами на атомной электростанции (АЭС), исследование возможностей ИИ в данной области рассматривалось с точки зрения систем поддержки операторов. Развитие таких систем, в основном, имело целью обеспечение безопасности АЭС в режимах эксплуатации, требовательных к когнитивным способностям оператора, например, при переходных режимах, в предаварийных и аварийных ситуациях [1, 2]. На сегодняшний день Международное агентство по атомной энергии (МАГАТЭ) отмечает перспективность применения ИИ в атомной энергетике для более широкого класса задач, к которым также относится оценка остаточного ресурса оборудования, оптимизация сложных процессов, анализ документации, моделирование новых материалов и другие [3].

В данной работе представлен анализ исследованных и перспективных методов искусственного интеллекта в атомной энергетике. В отличие от работ других авторов [4–7], в данном обзоре особое внимание уделяется применимости активно

развивающегося направления ИИ – нейронных сетей – к оптимизации энерговыделения в активной зоне реактора. Обсуждается вопрос повышения доверия к указанной технологии с технической и регуляторной точек зрения.

Методы ИИ в задачах атомной энергетики

Под искусственным интеллектом в широком смысле понимают программно-аппаратные средства для решения интеллектуальных задач. Исследования в этой области начались во второй половине XX века. Большинство разработок того периода сосредоточено на моделях, основанных на знаниях. На 80–90-е годы XX века пришлось активное развитие и применение данной технологии в форме различных экспертных систем (ЭС). Среди таких систем, ориентированных на использование на АЭС, стоит выделить интеллектуальную SCADA-систему “СПРИНТ-РВ”, доведенную до эксплуатации [8]. Данная система включает в себя интеллектуальную компоненту оперативной диагностики состояния энергоблока, представляющую собой экспертную систему на продукционных правилах [9]. Как отмечается в [8, 10], нетривиальными особенностями применения моделей, основанных на знаниях, являются задачи извлечения экспертных знаний и генерации знаний в новых ситуациях. Тем не менее, исследования в данной области для задач атомной энергетики не теряют своей актуальности (например, [11, 12]), что по мнению автора настоящей работы, связано с высокой степенью интерпретируемости таких решений.

В начале 90-ых годов возрастает интерес к другим методам ИИ – нейронным сетям, представляющим на сегодняшний день наиболее быстро развивающуюся область ИИ. В то время в атомной энергетике исследования проводились с нейронными сетями небольшой глубины (в основном, трехслойными), которые в том числе рассматривались в комбинации с существующими наработками в области экспертных систем [10].

Развитие вычислительной техники позволило применять более ресурсоемкие технологии в области искусственного интеллекта. К ним можно отнести эволюционное моделирование [13] и машинное обучение (в том числе, глубокие нейронные сети) [14].

Современный научный интерес во многих практических областях сконцентрирован на машинном обучении. К успешным реализациям соответствующих систем в атомной энергетике можно отнести опыт АО ОКБ “ГИДРО-ПРЕСС” решения задач обоснования безопасности водо-водяных энергетических реакторов (ВВЭР) [4], а также опытное внедрение АО “ВНИИАЭС” прототипа системы предиктивной аналитики [15], решающей задачу диагностики оборудования на АЭС.

Применение нейронных сетей в задачах оптимизации энерговыделения

Процесс энерговыделения в активной зоне (АЗ) реактора является ключевым для функционирования атомной электростанции. Управление этим процессом осуществляется в условиях нескольких ограничений:

- поддержка заданной номинальной мощности реактора;
- учет требований безопасности, относящихся к локальным характеристикам поля энерговыделения;
- экономный расход ядерного топлива.

Динамика характеристик поля энерговыделения в значительной степени зависит от решений, принимаемых человеком-оператором: например, перемещение в ручном режиме стрежней-поглотителей или перегрузка топлива. В связи с указанными особенностями возникает интерес к исследованию возможностей нейронных сетей для моделирования соответствующих физических и технологических процессов.

На предыдущих этапах применения теории нейронных сетей в задачах управления процессами в АЗ данная технология в основном использовалась для моделирования динамических параметров АЗ. При этом структуры применяемых в то время нейронных сетей, как правило, воспроизводили известные подходы теории идентификации и теории временных рядов [16, 17] или представляли простые (относительно современных архитектур) рекуррентные модели [18, 19]. Также стоит отметить распространенность гибридных моделей, основанных на нейронных сетях и методах нечеткой логики [16, 20, 21]. В современных работах нашли применение более продвинутые архитектуры рекуррентных сетей, например, долгой краткосрочной памяти (англ. Long Short-Term Memory, LSTM) как в задачах прогноза технологических параметров [22], так и планирования загрузки топлива [23].

Переходя к задаче загрузки и перезагрузки топлива, стоит отметить роль эволюционных алгоритмов в ее решении [24, 25]. В то же время исследования как классических [26], так и оригинальных архитектур нейронных сетей [27] демонстрируют применимость данной технологии к обсуждаемой задаче.

В машинном обучении для решения задач управления выделяют класс подходов, который называется обучением с подкреплением (англ. Reinforcement Learning, RL). Применение таких подходов представляет интерес и для задач атомной энергетики [28], однако распространенность соответствующих исследований на сегодняшний день незначительна. Примерами перспективных направлений исследований, к которым применима технология RL,

в рамках задачи оптимизации энерговыделения, по мнению автора настоящего обзора, являются управление стержнями-поглотителями, а также планирование перегрузки топлива.

Особенностью большинства рассмотренных выше исследований является обучение моделей на синтетических данных. Применение таких моделей на реальном объекте может быть затруднено в силу зашумленности истинных данных, полученных в результате съема информации с датчиков технологических параметров. Для снижения влияния шумов могут быть использованы, например, нейронные сети архитектуры автокодировщик [29].

Помимо архитектур, рассмотренных ранее, к перспективным для задач обсуждаемой области, но малоизученным архитектурам нейронных сетей можно отнести архитектуру трансформер [30], зарекомендовавшую себя в задачах обработки естественного языка. Данная архитектура в случае применения позиционного кодирования может быть рассмотрена в качестве альтернативы рекуррентным сетям.

Рассмотренные в данном разделе работы, посвященные нейросетевым подходам, свидетельствуют о целесообразности дальнейших исследований их применимости в том числе к решению задачи оптимизации энерговыделения в АЗ реактора. Кроме того, отмечены перспективные, но малоизученные на сегодняшний день направления.

Особенности применения нейронных сетей

При обсуждении применимости нейронных сетей в наукоемкой сфере, чем является атомная энергетика, нельзя опустить замечание о низкой интерпретируемости большинства таких моделей, получившее в литературе название “дилемма черного ящика”. Действительно, способность нейронной сети извлекать из данных признаки в отсутствие непосредственного влияния со стороны исследователя влечет за собой проблему обоснования полученных результатов. Эта особенность требует внимания в случае применения данной технологии в отношении объектов критической инфраструктуры, тем более представляющих потенциальную радиационную опасность.

Решение указанной проблемы можно рассматривать с двух точек зрения: технической (поиск способов интерпретации моделей нейронных сетей) и регуляторной (введение различных стандартов процессов разработки и эксплуатации нейронных сетей).

На сегодняшний день технические решения развиваются в следующих направлениях:

- Гибридные модели. В наукоемких сферах активно развивается концепция физически информированных (англ. physics-informed, theory-guided) моделей машинного обучения [31, 32]. Данный подход заключается в различных техниках внедрения в модель априорных знаний об исследуемом процессе;
- Объяснимые модели машинного обучения и техники объяснения моделей (англ. eXplainable Artificial Intelligence, XAI) [33];
- Новые архитектуры и подходы к обучению нейронных сетей. Например, замена обучаемых линейных весов на обучаемые функции активации в архитектуре нейронной сети Колмогорова-Арнольда (англ. Kolmogorov-Arnold Network, KAN) заметно повышает интерпретируемость модели [34].

Кроме того, одним из этапов внедрения методов ИИ может стать их предварительная отработка на цифровых двойниках исследуемых объектов.

Вопросы стандартизации применения технологий искусственного интеллекта активно обсуждаются на национальном и международном уровнях. Одним из главных результатов этой деятельности в России можно считать образование технического комитета по стандартизации в области искусственного интеллекта и разработка соответствующих стандартов [35], например, ГОСТ Р 59276-2020 “Системы искусственного интеллекта. Способы обеспечения доверия. Общие положения”. В то же время в МАГАТЭ исследуется вопрос безопасности применения ИИ на АЭС, а также организованы рабочие группы, разрабатывающие нормативные положения в отношении ИИ [36].

Таким образом, проблема интерпретируемости моделей ИИ и обеспечения доверия к ним является одной из ключевых в области практического применения нейронных сетей, в частности в атомной энергетике.

Заключение

В данной работе выполнен анализ особенностей применения искусственного интеллекта в атомной энергетике. Рассмотрены примеры отечественных реализаций методов ИИ, существующие и перспективные направления исследований, в частности применение нейросетевых подходов в задачах оптимизации энерговыделения в активной зоне реактора. Обсужден вопрос интерпретируемости моделей искусственного интеллекта и повышения доверия к данной технологии.

Список литературы

1. Анохин А.Н., Калинушкин А.Е., Горбаев В.А., Сивоконь В.П. Состояние и перспективы систем поддержки операторов АЭС // Известия вузов. Ядерная энергетика, 2016, №2, с. 5-16.
2. International atomic energy agency Use of expert systems in nuclear safety / Non-serial Publications. Vienna: IAEA, 1990.

3. International atomic energy agency Artificial Intelligence for Accelerating Nuclear Applications, Science and Technology / Non-serial Publications. Vienna: IAEA, 2022.
4. Николаева А.В., Увакин М.А., Пантюшин С.И., Сотсков Е.В., Антипов М.В., Николаев А.Л., Литышев А.В., Безруков Ю.А., Кавун О.Ю., Быков М.А. (АО ОКБ “ГИДРОПРЕСС”) Искусственный интеллект в области использования атомной энергии - существующие возможности и перспективы // Вопросы атомной науки и техники. Серия: Физика ядерных реакторов, 2023, № 3, с. 4-16.
5. Lu Ch., Lyu J., Zhang L., Gong A., Fan Y., Yan J., Li, Xiu. Nuclear power plants with artificial intelligence in Industry 4.0 era: top-level design and current applications – A systemic review // IEEE Access, 2020, № 8, pp. 194315-194332.
6. Kim J., Lee S., Seong P.H. Autonomous Nuclear Power Plants with Artificial Intelligence / Lecture Notes in Energy. Springer Cham, 2023.
7. Huang Q., Peng Sh., Deng J., Zeng H., Zhang Z., Liu Y., Yuan P. A review of the application of artificial intelligence to nuclear reactors: where we are and what’s next. // Heliyon, 2023, V. 9, p. e13883.
8. Башлыков А.А. СПРИНТ-РВ – интеллектуальная SCADA-система для построения средств человеко-машинного управления сложными и экологически опасными объектами и технологиями // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности, 2012, № 12, с. 8-20.
9. Башлыков А.А., Еремеев А.П. Методы и программные средства конструирования интеллектуальных систем поддержки принятия решений для объектов энергетики // Вестник Московского энергетического института, 2018, № 1, с. 72-85.
10. International atomic energy agency The potential of knowledge based systems in nuclear installations / Non-serial Publications. Vienna: IAEA, 1993.
11. Поваров В.П. Принципы разработки систем принятия решений в задачах управления ядерными блоками // Вестник Воронежского государственного технического университета, 2018, Т. 14, № 2, с. 87-91.
12. Hanna B., Son T., Dinh N. AI-Guided Reasoning-Based Operator Support System for the Nuclear Power Plant Management // Annals of Nuclear Energy, 2021, V. 154, p. 108079.
13. Schirru R., Pereira C.M.N.A., Martinez A.S. Genetic Algorithms Applied to the Nuclear Power Plant Operation // Fuzzy Systems and Soft Computing in Nuclear Engineering / Studies in Fuzziness and Soft Computing, 2000, V. 38, pp. 335-350.
14. Neudecker D., Dwivedi N., Alhassan E., Schnabel G. Machine Learning for Nuclear Data // Summary Report of the IAEA Consultants’ Meeting. 2021.
15. Сборник “2020-2021 годы: краткие результаты научно-технической деятельности АО “ВНИИАЭС”. [Электронный ресурс]. https://vniiaes.ru/upload/Сборник_ОР_ВНИИАЭС_2020_2021.pdf (Дата обращения 23.07.2024).
16. Boroushaki M., Ghofrani M., Bagher, Lucas C., Yazdanpanah M.J., Sadati, N. Axial offset control of PWR nuclear reactor core using intelligent techniques // Nuclear Engineering and Design, 2004, V. 227, pp. 285-300.
17. Zio E., Broggi M., Pedroni N. Nuclear reactor dynamics on-line estimation by Locally Recurrent Neural Networks // Progress in Nuclear Energy, 2009, V. 51, pp. 573-581.
18. Adali T., Bakal B., Sonmez M.K., Fakory R., Tsaoui C.O. Modeling nuclear reactor core dynamics with recurrent neural network // Neurocomputing, 1997, V. 15, № 3-4, pp. 363-381.
19. Mirvakili S. M., Faghihi F., Khalafi, H. Developing a computational tool for predicting physical parameters of a typical VVER-1000 core based on artificial neural network // Annals of Nuclear Energy, 2012, V. 50, pp. 82–93.
20. Na M. G., Upadhyaya B. R. A neuro-fuzzy controller for axial power distribution an nuclear reactors // IEEE Transactions on Nuclear Science, 1998, V. 45, № 1, pp. 59-67.
21. Khajavi M.N., Menhaj M.B., Suratgar A.A. A neural network controller for load following operation of nuclear reactors // Annals of Nuclear Energy, 2002, V. 29, № 6, pp. 751-760.
22. Bae J., Kim G., Lee S.J. Real-time prediction of nuclear power plant parameter trends following operator actions // Expert Systems with Applications, 2021, V. 186, p. 115848.

23. Ren C., He L., Lei J., Liu J., Huang G., Gao K., Qu H., Zhang Y., Li W., Yang X., Yu T. Neutron transport calculation for the BEAVRS core based on the LSTM neural network // *Scientific Reports*, 2023, V. 13, p. 14670.
24. Dechaine M.D., Feltus M.A. Nuclear-fuel management optimization using genetic algorithms // *Nuclear Technology*, 1995, V. 111, № 1, pp. 109-114.
25. Соболев А.В., Газетдинов А.С., Самохин Д.С. Генетический алгоритм в задачах оптимизации загрузки и перегрузок топлива ядерного реактора // *Известия вузов. Ядерная энергетика*, 2016, № 4, с. 67-77.
26. Sedighi M., Setayeshi S., Salehi A. PWR fuel management optimization using neural networks // *Annals of Nuclear Energy*, 2002, V. 29, pp. 41-51.
27. Thakur A., Sarkar D., Bharti V., Kannan U. Development of in-core fuel management tool for AHWR using artificial neural networks // *Annals of Nuclear Energy*, 2021, V. 150, p. 107869.
28. Gong A., Chen Y., Zhang J., Li X. Possibilities of reinforcement learning for nuclear power plants: Evidence on current applications and beyond // *Nuclear Engineering and Technology*, 2024, V. 56, № 6, pp. 1959-1974.
29. Hinton G.E., Salakhutdinov R.R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks // *Science*, 2006, V. 313, № 5786, pp. 504-507.
30. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A.N., Kaiser L., Polosukhin I. Attention Is All You Need // 31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017. [Электронный ресурс]. <https://arxiv.org/pdf/1706.03762> (Дата обращения: 13.08.2024).
31. Karpatne A., Atluri G., Faghmous, J., Steinbach M., Banerjee A., Ganguly A., Shekhar S., Samatova N., Kumar V. Theory-guided Data Science: A New Paradigm for Scientific Discovery // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017. [Электронный ресурс]. <https://arxiv.org/pdf/1612.08544> (Дата обращения: 13.08.2024).
32. Radaideh M., Wolverton I., Joseph J., Tusar J., Otgonbaatar U., Roy N., Forget B., Shirvan K. Physics-informed reinforcement learning optimization of nuclear assembly design // *Nuclear Engineering and Design*, 2020, V. 372, p. 110966.
33. Ali S., Abuhmed T., El-Sappagh S., Muhammad Kh., Alonso-Moral J.M., Confalonieri R., Guidotti R., Ser J.D., Díaz-Rodríguez N., Herrera F. Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence // *Information Fusion*, 2023, V. 99, p. 101805.
34. Liu Z., Wang Y., Vaidya S., Ruehle F., Halverson J., Soljacc M., Hou T. Y., Tegmark M. KAN: Kolmogorov-Arnold Networks // *ArXiv preprint*, 2024. arXiv:2404.19756.
35. Действующие стандарты по направлению “Искусственный интеллект” / Росстандарт. Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии. [Электронный ресурс]. <https://www.rst.gov.ru/portal/gost/home/standarts/aistandarts> (Дата обращения: 24.07.2024).
36. Picot W. Повышение эффективности производства ядерной энергии с помощью искусственного интеллекта // *Бюллетень МАГАТЭ. Ядерные инновации для мира без выбросов*, 2023, Т. 64, № 3. [Электронный ресурс]. <https://www.iaea.org/ru/bulletin/povyshenie-effektivnosti-proizvodstva-yadernoy-energii-s-pomoshchyu-iskusstvennogo-intellekta> (Дата обращения: 20.07.2024).