УДК 004.89:530.1

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ФИЗИЧЕСКИХ ЗАДАЧ

Белоногов М.А., Картышева Е.К., Саламов А.А. – студенты,
Ёлкин И.С. – научный руководитель, к.т.н., доцент
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева,
Россия, г. Кемерово

Понятие «искусственный интеллект» включает в себя широкий спектр технологий, таких как машинное обучение, нейронные сети, обработка естественного языка и компьютерное зрение. Он призван предоставить машинам те же возможности анализа и обработки информации, что и люди, что делает его полезным аналогом человека в повседневной жизни. Искусственный интеллект может качественно изменить подход к решению задач, требующих аналитического мышления, скорости обработки информации и высокой точности [1, 2, 3].

Актуальность данной темы обусловлена возросшим интересом к информационным технологиям от людей, состоящих в разных областях науки, будь то медицина, математика или химия. Также немаловажным является применение искусственного интеллекта в физике – дисциплине, где точность расчетов, моделирование процессов и обработка больших массивов экспериментальных данных играют ключевую роль.

Целью данной работы является анализ использования нейронных сетей для решения физических задач.

1990-е–2000-е годы ознаменованы ростом вычислительных мощностей и накоплением данных, что дало толчок методам статистики и машинного обучения. В XXI веке произошёл прорыв: в 2012 г. сеть AlexNet выиграла конкурс по распознаванию изображений, а в 2016 г. система AlphaGo победила чемпиона мира по игре Го, демонстрируя качество, недоступное ранее. Сегодня наблюдается непрерывный рост вычислительных затрат на тренинг ИИ-систем и их способности: например, GPT-4 (2023) достиг 86% точности по комплексному тесту MMLU (по сравнению с 34,5% у обычного человека). Современный этап характеризуется устойчивым ростом результатов благодаря развитию параллельной обработки, хранения данных и ИИ-алгоритмов [1, 2, 4, 5, 6].

В качестве примера рассмотрим развитие нейросети ChatGPT от компании OpenAI. На основе графика, представленного в статье «Рост популярности ChatGPT в Интернете» (рисунок 1), можно проследить динамику ежемесячных уникальных посещений с момента запуска модели 30 ноября 2022 года по январь 2025 года [7].

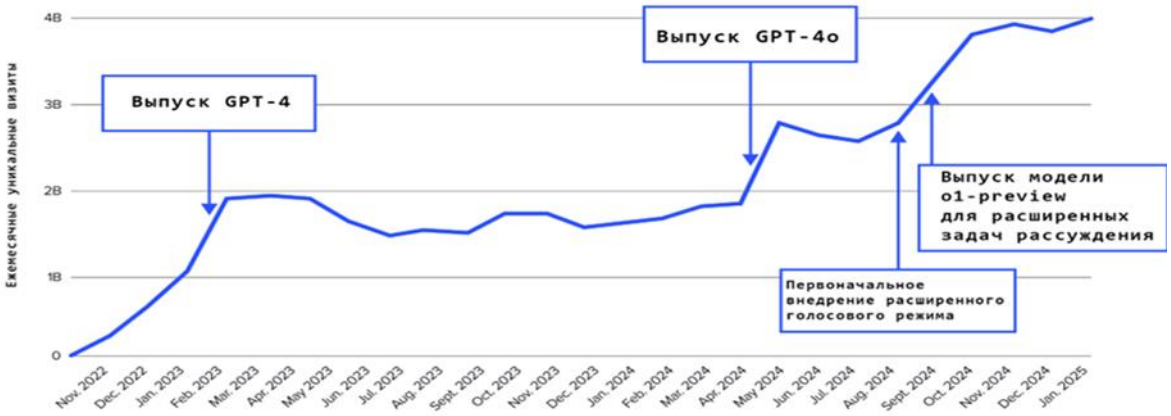

Рисунок 1 - Частота использования ChatGPT

На графике заметны резкие всплески интереса к сервису, связанные с ключевыми обновлениями: в марте 2023 года – релиз GPT-4, в мае 2024 – выпуск GPT-4o, в июле 2024 – внедрение режима расширенного голосового управления, а в сентябре 2024 – выпуск модели o1-preview для более сложных задач, рассуждения. Эти события сопровождались значительным ростом числа пользователей, особенно во второй половине 2024 года, когда месячное количество уникальных визитов приблизилось к 4 миллиардам [7].

Искусственный узкий интеллект, известный так же, как слабый ИИ. Такие ИИ запрограммированы на решение одной конкретной задачи, чаще всего гораздо быстрее и лучше выполняя её, нежели человек. Даже ChatGPT от OpenAI считается формой узкого ИИ, потому что он ограничен одной задачей текстового чата.

Общий ИИ (сильный) сегодня является не более чем теоретической концепцией. AGI может использовать полученные знания и навыки для выполнения новых задач в другом контексте без необходимости обучения людей лежащим в их основе моделям. Эта способность позволяет AGI учиться и выполнять любые интеллектуальные задачи, которые может выполнить человек.

Супер-ИИ принято называть искусственным сверхинтеллектом. Как и ОИИ, является строго теоретическим. Если супер-ИИ в будущем будет реализован, то он сможет рассуждать, учиться, выносить суждения и обладать когнитивными способностями, превосходящими человеческие способности [8].

В механике ИИ используются для увеличения скорости моделирования, прогнозирования и оптимизации. Как пример, в течениях жидкости решают задачи обратной кинематики: как отмечается в обзоре, PINN интегрируют уравнения Навье–Стокса и измеренные данные, эффективно решая прямые и обратные задачи течения. А в упругопластической механике нейросети могут напрямую предсказывать поля напряжений и деформаций. Так, Liang et al. использовали сверточную сеть для мгновенного предсказания распределения напряжения в стенке аорты вместо ресурсоемкой КЭМ (конечно-элементный метод) [3].

Физико-информированные сети (PINN). Sahin et al. предложили PINN для прямых и обратных задач контактной механики. Такая сеть учитывает

уравнения равновесия и контактные условия Герца (напряжение пропорционально смещению h через закон $p \equiv k\sqrt{h}$), обучаясь сразу на данных от симуляций и физических ограничениях. Это позволило решать нелинейные задачи по определению сил контакта без явного решения уравнений методом Ньютона, а также проводить инверсию [9].

Консервативные архитектуры (HNN, LNN). Greydanus et al. внедрили идею консервации энергии в нейросети, параметризовав гамильтониан системы. Их Hamiltonian Neural Network (HNN) по данным о движении учит функцию H(q,p), по которой воспроизводит уравнения Гамильтона

$$\dot{q} = \frac{\partial \mathrm{H}}{\partial \mathrm{p}}, \dot{p} = -\frac{\partial \mathrm{H}}{\partial \mathrm{q}}, \qquad (1)$$

гарантируя сохранение полной энергии. Авторы показали, что такая модель быстрее обучается и лучше обобщает на новые начальные условия по сравнению с обычной сетью. Аналогично Cranmer et al. представили Lagrangian Neural Network (LNN), который параметризует лагранжиан

$$\mathrm{L} = \mathrm{T} - \mathrm{V} \qquad (2)$$

и сохраняет законы сохранения (энергии, импульса) без явных координат момента. Это особенно полезно в динамических задачах: LNN смогла точно смоделировать движение маятника и релятивистской частицы с полным сохранением энергии [10, 11].

Рассмотрим задачу из классической механики, где мы будем использовать аналогичные подходы для расчета скорости пули. 1.42. Пистолетная пуля пробила два вертикально закрепленных листа бумаги, расстояние l между которыми равно 30 м. Пробоина во втором листе оказалась на h = 10 см ниже, чем в первом. Определить скорость v пули, если к первому листу она подлетела, двигаясь горизонтально. Сопротивлением воздуха пренебречь [12].

Дано: l = 30 м; h = 10 см

Найти: $v - ?$

Решение:

1. Уравнение движения вдоль осей:

$$x(t) = x_0 + v_x t, \qquad y(t) = y_0 + y_{0_y} t + \frac{1}{2} a_y t^2$$

2. Падение тела под действием тяжести (по вертикали):

$$h = \frac{1}{2} g t^2 => t = \sqrt{\frac{2h}{g}}$$

3. Связь горизонтальной скорости с расстоянием и временем:

$$l = vt => v = \frac{l}{t}$$

4. Подставляем известные данные в формулы:

$$h = \frac{1}{2} g t^2 => t = \sqrt{\frac{2h}{g}} = \sqrt{\frac{2 * 0{,}10}{9.8}} = \sqrt{0{,}02041} \approx 0{,}143 \text{ с}$$

$$v = \frac{l}{t} = \frac{30}{0.143} \approx 209{,}8 \frac{\text{м}}{\text{с}}$$

Ответ: 209,8 м/с

По формуле задачника

$$v = l\sqrt{\frac{g}{2h}} = 30 * \sqrt{\frac{9{,}8}{2*0{,}1}} \approx 210\ \frac{\text{м}}{\text{с}} \qquad (3)$$

Можно сказать, что модель ChatGPT-4o в данном случае корректно применила кинематические уравнения к задаче и получила результат, практически полностью совпадающий с эталонным. Это демонстрирует, что модель способна решать задачи классической механики, используя базовые формулы и строго следуя физическим законам.

Подводя итоги, можно сказать, что на сегодняшний день искусственный интеллект уже стал одним из инструментов для решения задач механики и физики. Способность нейросетей упрощать сложные зависимости позволяет существенно ускорять вычисления и извлекать скрытые закономерности из данных. Особо перспективны физико-информированные подходы: HNN и LNN встраивают в модели законы сохранения энергии и импульса, что повышает точность и обобщающую способность. В то же время у ИИ-методов есть ограничения: они требовательны к объему данных и вычислениям, могут неправильно вести себя за пределами зоны обучения и плохо интерпретируемы.

Список литературы:

1. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. 2015. Vol. 521, № 7553. P. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.

2. OpenAI. Technical Report: GPT-4. — 2023. — [Электронный ресурс] // URL: https://arxiv.org/pdf/2303.08774 (дата обращения 18.11.2025)

3. Cai S., Mao Z., Wang Z., Yin M., Karniadakis G. E. Physics-informed neural networks (PINNs) for fluid mechanics: A review // arXiv. — 2021. — P. 1–36. — DOI: 10.48550/arXiv.2105.09506.

4. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. 2012. P. 1097–1105.

5. Silver D., Huang A., Maddison C. J. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search // Nature. — 2016. — Т. 529, № 7587. — С. 484–489. — DOI: 10.1038/nature16961.

6. OpenAI. AI and Compute. — 2018. — [Электронный ресурс] // URL: https://openai.com/index/ai-and-compute/ (дата обращения 20.11.2025)

7. Sarah Perez. ChatGPT doubled its weekly active users in under 6 months, thanks to new releases. March 6, 2025. [Электронный ресурс] // URL: https://techcrunch.com/2025/03/06/chatgpt-doubled-its-weekly-active-users-in-under-6-months-thanks-to-new-releases/ (дата обращения 20.10.2025)

8. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. ISBN: 978-5-97060-618-6, 2017. – 652 с.

9. Sahin, T., von Danwitz, M. & Popp, A. Solving forward and inverse problems of contact mechanics using physics-informed neural networks. Adv. Model. and Simul. in Eng. Sci. 11, 11 (2024). DOI: 10.1186/s40323-024-00265-3

10. Miles Cranmer, Sam Greydanus, Stephan Hoyer, Peter Battaglia, David Spergel, Shirley Ho. Lagrangian Neural Networks DOI: 10.48550/arXiv.2003.04630

11. Samuel Greydanus, Misko Dzamba, Jason Yosinski. Hamiltonian Neural Networks. Part of Advances in Neural Information Processing Systems 32 (NeurIPS 2019) Edited by: H. Wallach and H. Larochelle and A. Beygelzimer and F. d'Alché-Buc and E. Fox and R. Garnett. ISBN: 9781713807933

12. Чертов А. Г., Воробьев А. А. Задачник по физике: Учеб. пособие для вузов. – 7-е изд., перераб. и доп. –М.: Издательство Физико- математической литературы, 2001. – 640 с – ISBN 5-94052-032-4