

# Как искусственный интеллект учится решать обратные задачи физики и приближает нас к новым открытиям

Дата публикации: 03.10.2025

Математика и физика опираются на дифференциальные уравнения для описания природы — от распространения волн и турбулентности до космологических моделей в рамках общей теории относительности. Эти уравнения позволяют предсказывать, как развивается система во времени и пространстве, но их решение зачастую требует огромных вычислительных ресурсов. Особенно трудно работать с жёсткими уравнениями, которые включают параметры с резкими изменениями или разные масштабы, а также с обратными задачами, где необходимо восстановить законы по косвенным данным.

Современные методы искусственного интеллекта открывают новое направление в решении таких задач. Физико-информированные нейронные сети (PINN) уже зарекомендовали себя как мощный инструмент, способный включать физические законы непосредственно в процесс обучения. В отличие от классического численного моделирования, где каждая новая система требует отдельного подхода, PINN обучается на физических принципах и может быть адаптирован к новым условиям.

Недавняя работа учёных показала, что эффективность PINN можно существенно повысить, применяя многоканальное обучение и унимодулярную регуляризацию. Многоканальное обучение позволяет сети формировать универсальное пространство решений для целого семейства уравнений, а не ограничиваться одной системой. Это открывает путь к созданию универсальных моделей, которые могут работать сразу с несколькими задачами физики. Унимодулярная регуляризация, вдохновлённая идеями дифференциальной геометрии и общей теории относительности, стабилизирует обучение и улучшает способность сети находить правильные решения в условиях неопределённости.

Методы прошли проверку на трёх системах разной сложности: уравнении пламени, осцилляторе Ван-дер-Поля и уравнениях поля Эйнштейна в голографическом контексте. В последнем случае удалось выполнить практически уникальную задачу — восстановить неизвестные физические функции из синтетических данных, что ранее считалось крайне труднодостижимым.

Это достижение важно для решения обратных задач, которые можно сравнить с головоломкой: если хотя бы одна часть недостаёт, решение может оказаться неправильным или вовсе невозможным. Искусственный интеллект способен находить недостающие элементы задачи и проверять их корректность, делая это быстрее и эффективнее традиционных подходов.

Практические перспективы таких технологий огромны. Они могут использоваться для анализа астрофизических данных, реконструкции законов в квантовой теории поля, исследования нелинейных систем динамики и моделирования сложных процессов вроде турбулентных потоков или взаимодействий плазмы. Преимущества включают высокую адаптивность к новым задачам, способность работать с неполными данными, улучшение точности моделирования и снижение вычислительных затрат.

По мере того как методы машинного обучения становятся всё более зрелыми, возникает возможность интеграции искусственного интеллекта в фундаментальные исследования. Это не означает, что классическая математика теряет свою ценность. Наоборот, сочетание строгих физических законов с гибкостью ИИ открывает путь к новым открытиям, которые могли бы остаться недоступными при использовании только традиционных методов.

Таким образом, искусственный интеллект перестаёт быть исключительно инструментом прикладных областей и всё больше становится частью фундаментальной науки. Решение сложнейших уравнений физики с его помощью приближает нас к пониманию ещё не открытых законов природы, а значит — к новому этапу в развитии научного знания.

**Ссылка:** «Эффективные PINN-сети с использованием многоголовочной унимодулярной регуляризации пространства решений» DOI: [10.1038/s42005-025-02248-1](https://doi.org/10.1038/s42005-025-02248-1).