

Поиск возможностей применения методов искусственного интеллекта в задачах энергетического планирования

Хоршев Андрей Александрович

Институт энергетических исследований
Российской академии наук

Всероссийская школа молодых ученых – 2025 «Системные исследования энергетических технологий»

ИНЭИ РАН, Москва, 25-26 ноября 2025 г.



Данное выступление подготовлено по итогам Консультативного совещания по применению ИИ в задачах энергетического планирования (Consultancy Meeting on AI in Energy Planning Applications), состоявшегося с 18 по 22 августа 2025 г. в штаб-квартире МАГАТЭ, г. Вена, Австрия

В этом совещании приняли участие представители МАГАТЭ, IRENA, Climate Compatible Growth (Великобритания), Argonne National Laboratory (США), Университета Кейптауна (ЮАР), ИНЭИ РАН

AI>ML>Deep Learning>Generative AI

ИИ > Машинное обучение> Глубокое обучение > Генеративный ИИ

Искусственный интеллект

общая концепция, согласно которой машины могут выполнять задачи способом, который мы считаем «умным»

Машинное обучение

подраздел ИИ, в котором машины обучаются и выявляют закономерности на основе данных

Глубокое обучение

подраздел МО, в котором обучение происходит с помощью нейронных сетей, имеющих много слоев

Генеративный ИИ

подраздел ГО, который специализируется на создании нового контента, похожего на то, на чем модель была обучена

Определения предложены DeepSeek

Примеры ИИ

Искусственный интеллект

Методы, основанные на правилах; поисковые алгоритмы; удовлетворение ограничений

Примеры: If-then правила, минимаксная оптимизация, поиск оптимального пути и т.д.

Машинное обучение

Линейная регрессия, логистическая регрессия, деревья решений, метод опорных векторов (SVM), К-средних (K-means), градиентный бустинг (GBM) и др.

Классификация, кластеризация, прогнозирование и т.д.

Глубокое обучение

Многослойные нейронные сети

Обработка естественного языка (NLP), распознавание изображений, прогнозирование временных рядов и т.д.

Генеративный ИИ

GAN, diffusion, LLM и т.д.

ИИ ≠ LLM (языковые модели)!

Примеры применения ИИ в энергетике

Энергоменеджмент

- Трейдинг электроэнергии
- Оптимизация работы электростанций
- «Умная» зарядка электромобилей

Предиктивное обслуживание и ремонт

- Предиктивное обслуживание и ремонт
- Обнаружение сбоев и аномалий
- Роботы-уборщики / роботы-ремонтники

Прогнозирование и работа с данными

- Прогнозирование выработки ВИЭ
- Прогнозирование спроса
- Обработка больших массивов данных (например, с умных счетчиков и т.п.)

Управление сетями и системами

- «Умные» сети (smart grid)
- Управление распределенными ресурсами (виртуальные электростанции, микро-сети и т.п.)

Наиболее перспективные сферы применения ИИ в энергетике



Управление энергосистемой в реальном времени

Передовые системы мониторинга, предоставляющие оперативные данные о потоках мощности, загрузке сетей и оптимизации напряжения для повышения эффективности управления энергосистемой

Технологическая готовность

- Сочетание действующих систем и передовых научных разработок
- Развитие государственно-частного партнерства как драйвера инноваций
- Наличие open-source компонентов, способствующих более широкому внедрению



Моделирование климата

Высокоточное прогнозирование, объединяющее климатические данные и ИИ для предсказания выработки ВИЭ и влияния экстремальных погодных условий на инфраструктуру.

Масштаб влияния

- Внедрение на национальном и международном уровнях
- Принятие многомиллиардных инфраструктурных решений на основе данных ИИ
- Интеграция множества ИИ подходов для создания комплексных решений



Ликвидация ЧС

Системы, оснащенные ИИ, для оперативной оценки и реагирования на последствия стихийных бедствий, что сокращает время простоя и повышает устойчивость энергетической инфраструктуры.

Tapestry: «Google Maps for Electrons»



Tapestry: «Google Maps for Electrons»

Проект Tapestry компании Google X нацелен на создание единой платформы на основе ИИ для всей электросетевой системы. По своей сути, это «Google Карты для энергосетей», обеспечивающая сквозные возможности для операционного управления и планирования.

Основные партнеры по внедрению

- PJM Interconnection (обслуживает ≈ 67 миллионов человек)
- Национальная энергосистема Чили (первое полномасштабное развертывание)
- Интеграция с технологиями Google Cloud и DeepMind

Основные функциональные возможности

- Крупномасштабное, долгосрочное моделирование работы сетей с почасовой детализацией.
- Автоматизированная обработка заявок на присоединение объектов к сетям.
- Унифицированная работа с данными из различных энергосистем.
- Облачная платформа, поддерживающая совместную работу.

Ключевые эффекты

- Ускоряет интеграцию возобновляемых источников энергии
- Устраняет «задержки» в очередях на присоединение к сетям.
- Позволяет сократить недели планирования до нескольких дней.

Open Power AI consortium (EPRI, NVIDIA, Cisco, MS, AWS, Oracle и др.)

EPRI, NVIDIA and Collaborators Launch Open Power AI Consortium to Transform the Future of Energy

Global consortium brings together utilities, technology companies, academia and more to build open AI models to transform the way we make, move and use electricity.

March 20, 2025 by [Marc Spieler](#)

Консорциум Open Power AI ставит своей целью преобразование электроэнергетической отрасли за счёт использования передовых технологий ИИ для инновационного изменения способов **производства, передачи и потребления** электроэнергии.

Стимулируя сотрудничество между лидерами отрасли, научными кругами и технологическими компаниями, консорциум будет способствовать разработке и внедрению новейших решений на основе ИИ, специально созданных для:

- Повышения операционной эффективности;
- Внедрения перспективных и устойчивых технологий;
- Роста надёжности и устойчивости энергосистем;
- Снижения затрат при одновременном улучшении качества обслуживания потребителей.

<https://www.openpowerai.org/>



Articul



... and more

EWeLiNE: Machine Learning for Renewable Energy Forecasting (Germany)

National Scale Implementation

A €7 million project partnering with German grid operators to support the country's 35% renewable energy target by 2020. The system processes real-time data from solar and wind installations across Germany.

Operational Model

Provides 48-hour forecasts that update continuously, enabling proactive grid management. Built on collaboration between meteorological experts and energy sector operators, with three major transmission system operators involved.

Technical Innovation

Machine learning algorithms trained on actual performance data with continuous model refinement through validation. The approach was modelled after successful US programmes but adapted for the German energy landscape.

Grid Impact

Significantly reduces the need for fossil fuel reserves by improving prediction accuracy, enables better renewable energy integration, and supports overall grid stability management.

ChatGrid: Natural Language Interface for Grid Operations

How It Works

ChatGrid enables grid operators to interact with complex systems using plain English commands and questions:

"What is the generation capacity of the top five wind generators?"

The system leverages LLMs to generate SQL queries whilst maintaining data security by training on schema rather than sensitive grid data.

- Transforms weeks of analysis into instant insights
- Available on GitHub for public access
- Integrates with DOE's ExaGO exascale computing platform
- Supports real-time decision-making for grid operators

February 22, 2024 | News Release

ChatGrid™: A New Generative AI Tool for Power Grid Visualization

ChatGrid™ is a practical application of the Department of Energy's exascale computing efforts and offers a new experience in easy, intuitive, and interactive data interaction



eGridGPT: Trustworthy AI in the Control Room

Seong Lok Choi,¹ Rishabh Jain,¹ Patrick Emami,¹
Karin Wadsack,¹ Fei Ding,¹ Hongfei Sun,¹
Kenny Gruchalla,¹ Junho Hong,² Hongming Zhang,³
Xiangqi Zhu,⁴ and Benjamin Kroposki¹

1 National Renewable Energy Laboratory

2 University of Michigan

3 Lower Colorado River Authority

4 Oregon State University

Suggested Citation

Choi, Seong Lok, Rishabh Jain, Patrick Emami, Karin Wadsack, Fei Ding, Hongfei Sun, Kenny Gruchalla, Junho Hong, Hongming Zhang, Xiangqi Zhu, and Benjamin Kroposki. 2024. *eGridGPT: Trustworthy AI in the Control Room*. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory. NREL/TP-5D00-87440. <https://www.nrel.gov/docs/fy24osti/87440.pdf>.



Figure 1. Imagined control room of the future with AI-based assistant

Figure from Benjamin Kroposki and Seong Lok Choi, NREL, and DALL-E

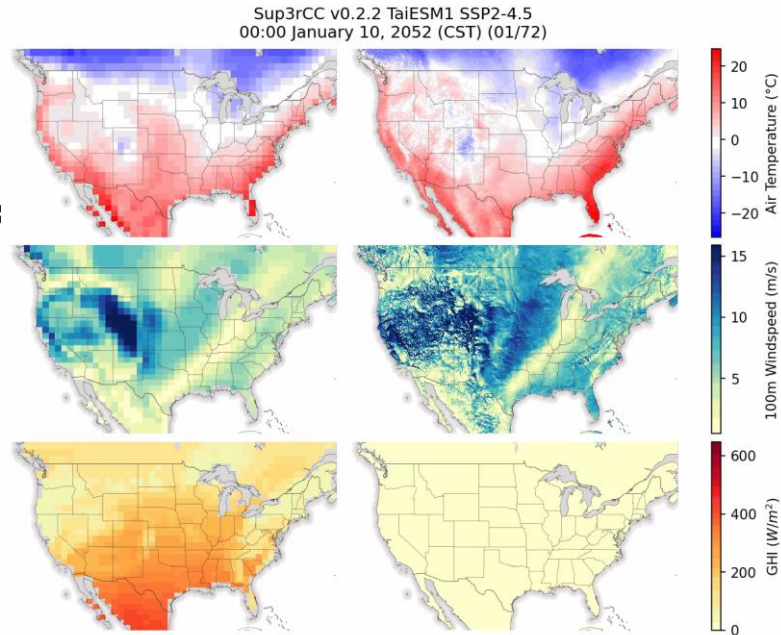
Sup3rCC: Климатические данные в супер-разрешении

NREL Unveils Groundbreaking Generative Machine Learning Model To Simulate Future Energy-Climate Impacts

New Open-Source, Publicly Available Model Rapidly Produces Super-Detailed Future Climate Data To Support Integrated Energy System Planning

April 10, 2024 | By Madeline Geocariss and Justin Daugherty | Contact [media](#)

Share [f](#) [in](#) [X](#) [©](#) [✉](#) [📌](#)



Данные о будущих показателях ветра, солнечной радиации и температуры, полученные от традиционной глобальной климатической модели (слева), в сравнении с данными модели Sup3rCC (справа) Визуализация: Грант Бастер, NREL

Sup3rCC: Super-Resolution Climate Data

15,000x

Общий объем данных

25x

Территориальное
разрешение

24x

Временное разрешение

40x

Скорость расчета

Technical Approach

Developed by the National Renewable Energy Laboratory (NREL), Sup3rCC uses Generative Adversarial Networks (GANs) trained on historical high-resolution datasets to achieve 4-km spatial and hourly temporal resolution.

Applications

- Long-term renewable energy resource planning
- Climate change impact assessment on energy systems
- Grid resilience planning for extreme weather events

Published in Nature Energy with free public access to datasets.

Meteomatics: Ultra-High Resolution Weather Intelligence

90m

Spatial Resolution

Extremely detailed weather forecasting

2km

AI Forecasts

AI-powered weather predictions

Meteomatics delivers weather forecasts in minutes rather than hours through its NVIDIA-accelerated AI system. The company has established partnerships with major energy companies including ENGIE, Louis Dreyfus, and TotalEnergies, while integrating with Google's GraphCast and ECMWF's AIFS for enhanced accuracy.

Chatbot interface



RADR: AI-Powered Disaster Response for Energy Infrastructure (PNNL)

- Processes satellite imagery in just 7-10 minutes
- Monitors wildfires, floods, hurricanes and earthquakes
- Sees through smoke using infrared/radar technology
- Integrates multiple data sources from satellites, drones and aircraft

Wielding Artificial Intelligence,
the National Labs Take a Stab
at Disaster Resilience

By [Nicole Pouy](#) and [Raneem Iftikhar](#)

July 16, 2025

Energy Sector Impact

- Real-time damage assessment of energy infrastructure
- Protects critical grid assets during natural disasters
- Enables rapid response planning and deployment

В основном все эти примеры связаны с оперативным управлением и краткосрочным прогнозированием. Применение на долгосрочный период пока ограничено.

Основные пути использования ИИ в энергопланировании и моделях развития энергосистем

Интеграция на уровне отдельных модулей

ИИ расширяет или заменяет определенные функции

- **Автоматизированная обработка данных** – сбор и валидация данных, а также применение машинного обучения для устранения «пробелов» в данных.
- **Генерация сценариев** – ИИ может быстро разрабатывать тысячи правдоподобных сценариев будущего развития.
- **Распознавание закономерностей** – выявление скрытых взаимосвязей в сложных взаимодействиях внутри системы (в т.ч. в результатах моделирования – кластеризация результатов).
- **Ускорение оптимизации** – поиск с использованием техник машинного обучения способен решать масштабные задачи до 100 раз быстрее, чем традиционная оптимизация (суррогатное моделирование / гибридные модели).
- **Контроль качества** – автоматическое выявление аномалий в исходных данных и решениях.

Трансформация на системном уровне

переосмысление моделирования как процесса обучения, а не набора алгоритмов, основанных на правилах

- **Адаптивные самообучающиеся модели** – непрерывное совершенствование за счет новых данных без ручной перенастройки.
- **Динамическое моделирование в реальном времени** – обновление прогнозов и рекомендаций при изменении информации.
- **Вероятностное принятие решений** – учет неопределенностей и рисков, выход за пределы детерминистских подходов.
- **Кросс-доменное обучение** – применение знаний, полученных из схожих систем по всему миру, для уточнения локальных прогнозов.
- **Моделирование эмерджентного поведения** – учет сложных обратных связей, которые часто упускаются традиционными моделями.

Возможные риски и недостатки применения ИИ в энергопланировании

Качество данных и предвзятость

- Эффективность ИИ напрямую зависит от данных → некачественные или предвзятые исходные данные приводят к ошибочным рекомендациям.
- Пример: Если в исторических данных слабо представлены ВИЭ, система ИИ может занижать их потенциал.

Прозрачность и доверие

- Методы ИИ (особенно нейронные сети) могут работать по принципу «черного ящика», производя трудно объяснимые результаты.
- Это затрудняет для экспертов понимание результатов и их доведение до лиц, принимающих решения.

Вычислительные затраты на обучение

- Обучение агентов с подкреплением (RL) или больших нейросетей само по себе может требовать значительных ресурсов.
- Существует риск не устранения, а лишь переноса вычислительных «узких мест».

Чрезмерное обобщение (генерализация)

- ИИ может выучить закономерности, которые не работают за пределами обучающих данных.
- Пример: Агент с подкреплением (RL), обученный на данных энергосистемы одной страны, может оказаться неэффективным в другой.

Готовность к внедрению

- Специалистам по энергопланированию может не хватать компетенций или ресурсов для внедрения инструментов ИИ без внешней поддержки.
- Существует риск увеличения разрыва между передовыми и ресурсно-ограниченными организациями и регионами.

Преодоление недостатков ИИ в энергопланировании / Принципы внедрения ИИ

1. Соблюдение баланса между сложностью модели и удобством использования

Чрезмерно сложные решения на основе ИИ могут замедлить их внедрение, особенно среди нетехнических пользователей.

2. Приоритет прозрачности и интерпретируемости

Необходимо обеспечивать интерпретируемость моделей ИИ (Explainable AI, XAI) и доступность объяснения их результатов для не-экспертов, что способствует укреплению доверия и получению практических выводов.

3. Тщательная валидация моделей и учет метрик справедливости

Следует устранять предвзятость и гарантировать справедливое распределение выгод между различными демографическими группами и регионами. Сравнивайте результаты ИИ с реальными данными и признанными эталонами для обеспечения достоверности.

4. Инвестиции в обучение пользователей и развитие потенциала

Повышайте грамотность в области ИИ как у разработчиков моделей, так и у стейкхолдеров, чтобы обеспечить эффективное применение инструментов.

5. Начинайте с небольших пилотных проектов

Масштабируйте применение ИИ только после демонстрации явной, измеримой ценности и надежности в реальных условиях.

6. Используйте ИИ для дополнения, а не замены экспертных оценок (human-in-the-loop)

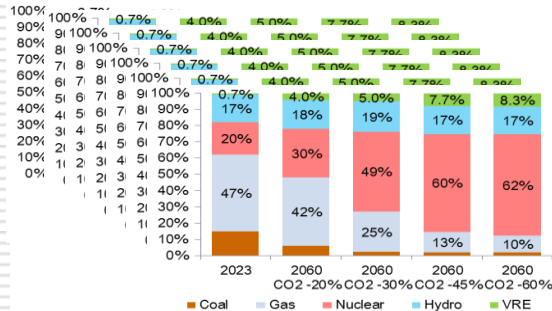
Сохраняйте человеческий контроль в критически важных процессах принятия решений.

Некоторые реальные примеры применения методов ИИ в энергопланировании и моделировании

Место традиционных оптимизационных моделей в ИИ эру

В сегодняшнем быстро меняющемся мире от аналитики все чаще ждут оперативности и работы в реальном времени

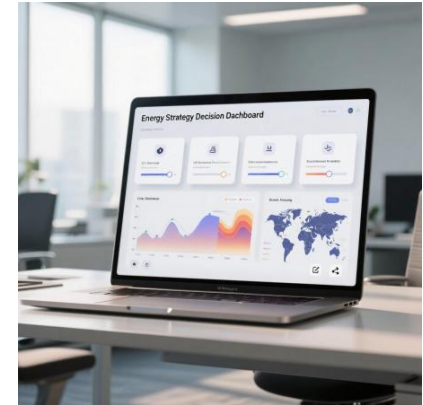
Традиционные оптимизационные модели Глубокое машинное обучение



Сотни и тысячи сценариев

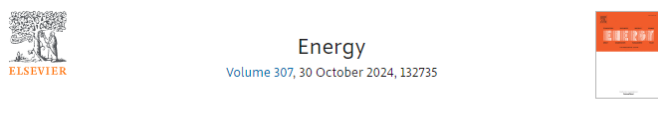


«Планшет» ЛПР



Мгновенная генерация новых сценариев на основе варьирования заданных параметров (цены на топливо, выбросы CO₂, политические меры) - **суррогатное моделирование**

Традиционные оптимизационные модели в ИИ эру



Energy
Volume 307, 30 October 2024, 132735

Machine learning as a surrogate model for EnergyPLAN: Speeding up energy system optimization at the country level

Matteo Giacomo Prina , Mattia Dallapiccola, David Moser, Wolfram Sparber

Проблема:

- Сложные модели энергосистем (например, **EnergyPLAN**) требуют огромных вычислительных ресурсов.
- Многокритериальная оптимизация (стоимость vs. выбросы CO₂) особенно затратна по времени.
- Это тормозит анализ сценариев и принятие решений.

Решение: Гибридная оптимизационная модель

Идея: Заменить медленные симуляции EnergyPLAN на быструю **суррогатную модель на основе ML**.

Суррогатная модель предсказывает результаты EnergyPLAN за доли секунды.

Как это работает:

Фаза 1: Несколько тысяч сценариев оптимизируются на модели EnergyPLAN для сбора данных для обучения суррогатной модели.

Фаза 2: Обучается суррогатная ML-модель, которая заменяет EnergyPLAN, на которой генерируются сотни новых сценариев

Фаза 3: Выбранные сценарии, сформированные на суррогатной модели, снова запускаются на EnergyPLAN для точной проверки результатов.

Традиционные оптимизационные модели в ИИ эру

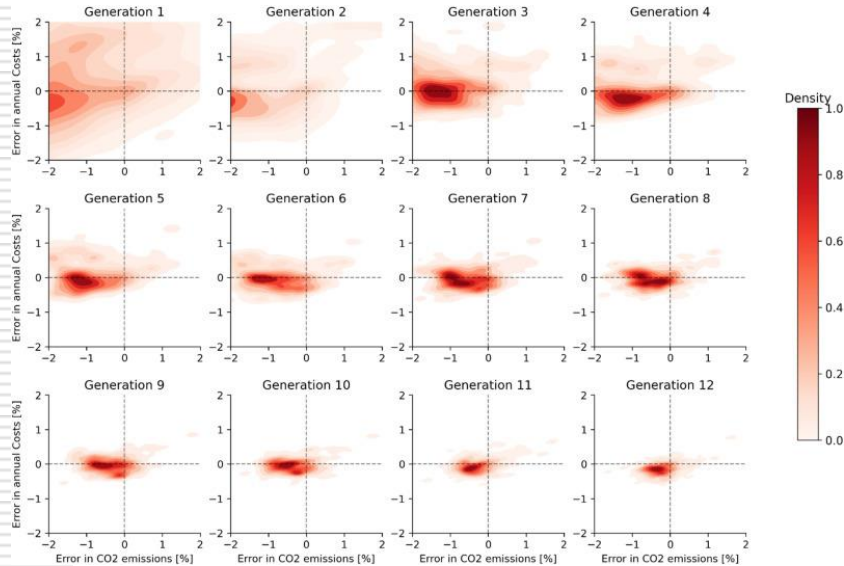


Fig. 2. Evolution of prediction error across generations for a Neural Network with a hidden layer size of 500, targeting total annual costs and CO2 emissions.

Лучшая ML-модель:

- Нейронная сеть (500 узлов в скрытом слое) показала наилучшую точность (>99%).
- Всего 2000 сценариев обучения достаточно для высокой точности модели.

Эффективность:

- Сокращение времени вычисления на 64% по сравнению со стандартной оптимизацией.
- Точность финальных решений практически не уступает традиционной оптимизации.

Практическая польза и применение:

- Метод позволяет проводить глубокий анализ неопределенностей (например, влияние цены газа).
- Значительно ускоряет процесс планирования и позволяет исследовать больше сценариев.

Обучение с учетом физических законов для прогнозирования допустимых режимов в задаче оптимального управления режимами (ОУР)

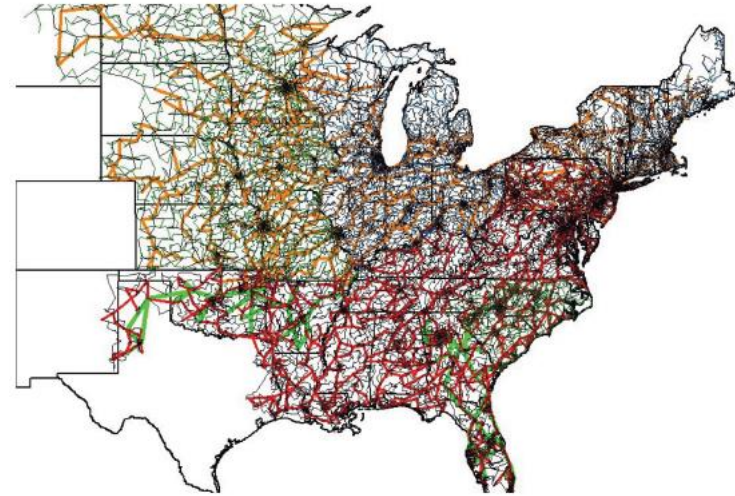
Physic-Informed Training for Feasible OPF Predictions (Argonne NL. USA)

Зачем для ОУР нужно обучение с учетом физических законов?

1) Задача ОУР заключается в таком выборе генерации для покрытия спроса, который обеспечивает минимальную стоимость при соблюдении ограничений сети.

- Традиционные решатели в задаче оптимизации точны, но могут быть очень медленными.
- Чистые модели машинного обучения быстры, но часто нарушают физические законы (особенно в новых условиях).

2) Наша цель – быстрое прогнозирование, но с обязательным соблюдением законов физики



70,000 bus synthetic grid on footprint of eastern United States

variables: 155,792

constraints: 277,234

non-zeros: 2,101,754

§ **Задача ОУР** формулируется с использованием управляющих переменных и переменных состояния в рамках модели потокораспределения.

- **Управляющие переменные:** генерация активной мощности и напряжение на генераторных шинах
- **Переменные состояния:** все остальные переменные (например, напряжение на нагрузочных шинах, углы напряжений и т.д.).

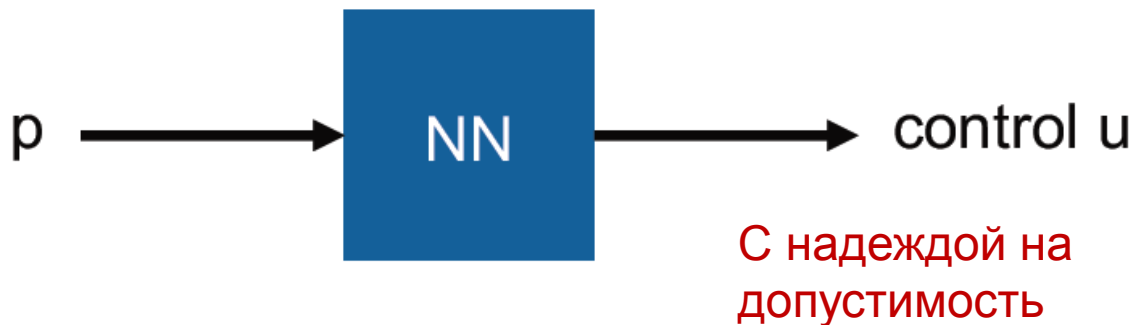
Упрощённо!

$$\min_{y_c \in \mathcal{C}_c, y_s \in \mathcal{C}_s} \sum_{g \in \mathcal{G}} (c_{2,g} p_g^2 + c_{1,g} p_g) \quad \text{subject to} \quad y_s \in PF(y_c, x)$$

Быстро, но решения могут быть недопустимыми...

§ Нейронная сеть, прогнозирующая режим по нагрузке, может быть в среднем точна, но нарушать ограничения в новых условиях.

§ В большинстве предыдущих работ в функцию затрат добавляются штрафы за нарушения, однако физическая реализуемость все равно может не обеспечиваться в конечном решении.



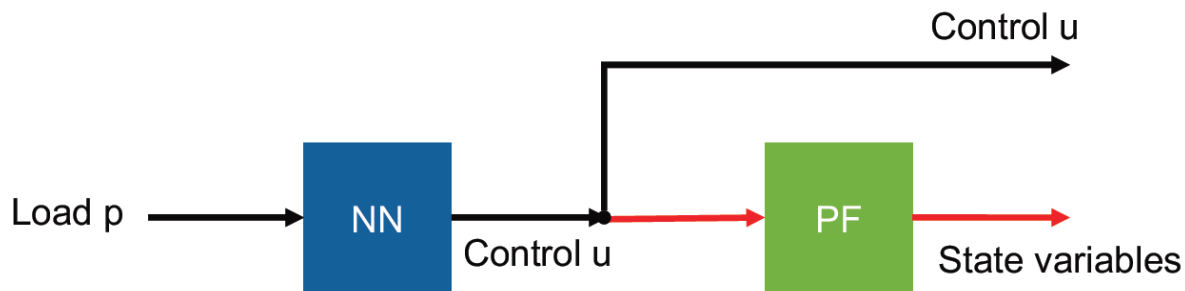
Выход – Добавить расчёт потокораспределения (PF) в качестве слоя нейронной сети

§ Вычисление потокораспределения (решение системы уравнений) может быть добавлено в модель в виде отдельного слоя.

§ Слой PF гарантирует, что решения будут удовлетворять фундаментальным физическим законам.

§ Вычисления слоя PF также могут эффективно выполняться на графическом процессоре (GPU).

§ В дальнейшей работе дополнительно улучшена вычислительная устойчивость путем замены расчета PF на оптимизационную задачу



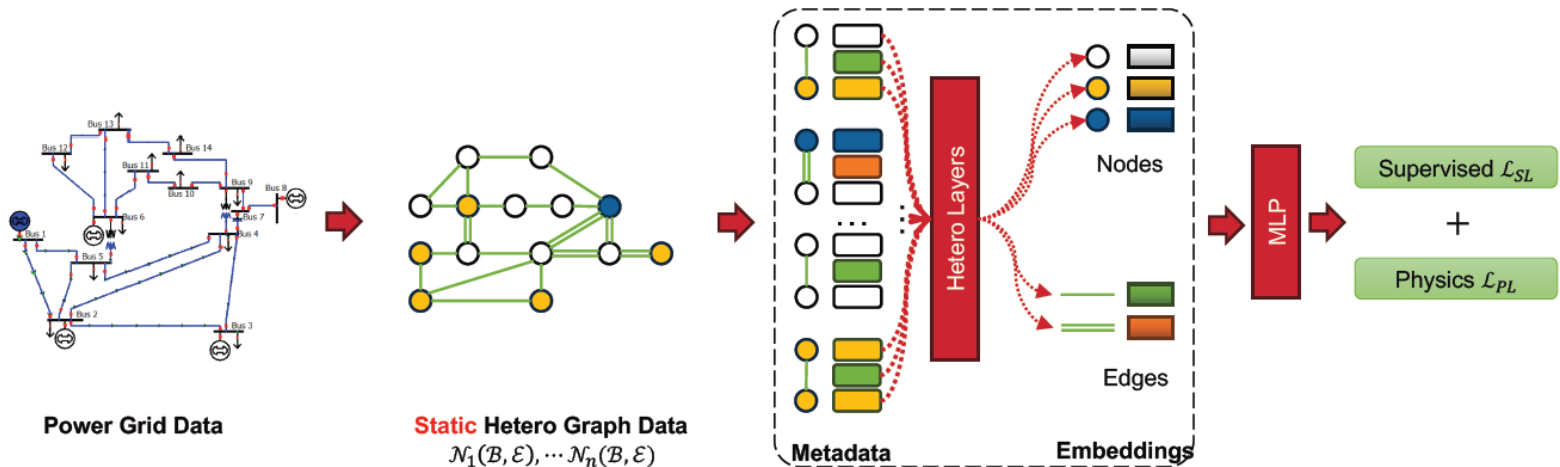
Обучение с учетом физических законов для прогнозирования допустимых режимов в задаче оптимального управления режимами (ОУР)

Представление энергосистемы в виде графа

§ Унифицированное представление всех данных энергосети в виде графа.

§ Атрибуты узлов и ребер объединены в четыре группы характеристик:

- физические,
- экономические,
- временные,
- операционные.



Обучение с учетом физических законов для прогнозирования допустимых режимов в задаче оптимального управления режимами (ОУР)

Предварительные результаты

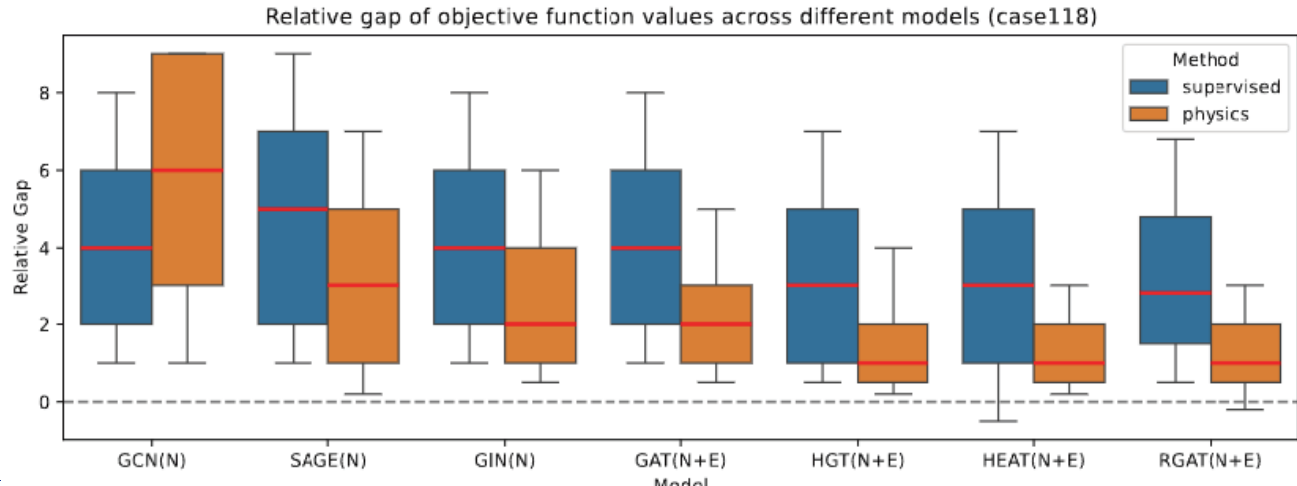
§ Обеспечивается высокая способность к обобщению для работы с новыми, неизвестными системами сетей (обучение на множестве сетей и прогнозирование для оставшейся).

§ Исходная модель ИИ содержит 1,6 млрд параметров и обучена на наборе данных объемом 1,5 ТБ.

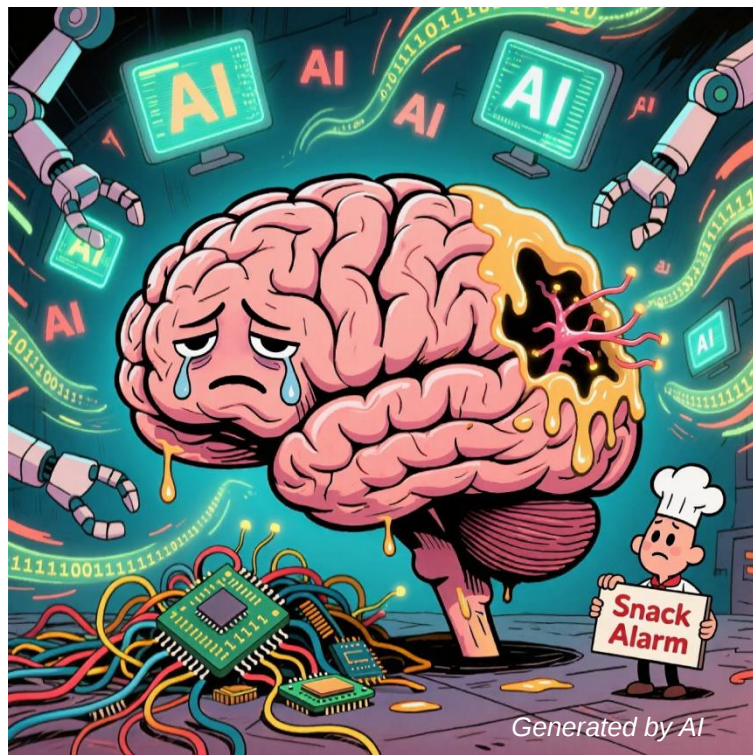
§ В 1000+ раз более быстрое прогнозирование по сравнению с традиционной оптимизацией для сети с 2000 узлов. Время одного этапа обучения модели составило около 90 секунд с использованием 4 GPU

Дальнейшие планы:

- переход к динамическому прогнозированию,
- возможно, но, скорее всего, потребует использования суперкомпьютеров



Не забывайте, что мозг быстро деградирует [если его не нагружать]



Институт энергетических исследований РАН

www.eriras.ru

Андрей Хоршев,

к.э.н., вед. науч. сотрудник, руководитель Центра моделирования в энергетике

epos@eriras.ru

Спасибо за внимание!