

Использование информационных технологий при решении задачи идентификации эллиптического включения в твердом теле

Шелег Анна Сергеевна

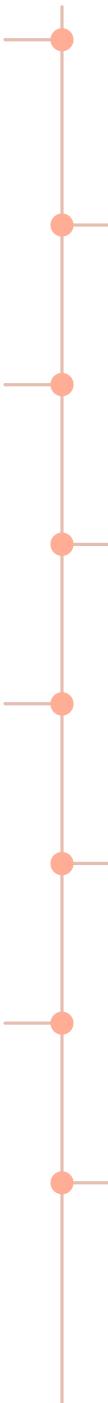
Магистрант кафедры Теоретической и прикладной механики механико-математического факультета

Белорусский государственный университет, Минск, 2025

Оглавление

Глава 2: Методология и инструментарий исследования

Введение



Глава 1: Аналитический обзор литературы

Заключение

Глава 3: Результаты исследования и их практическая значимость

Выводы

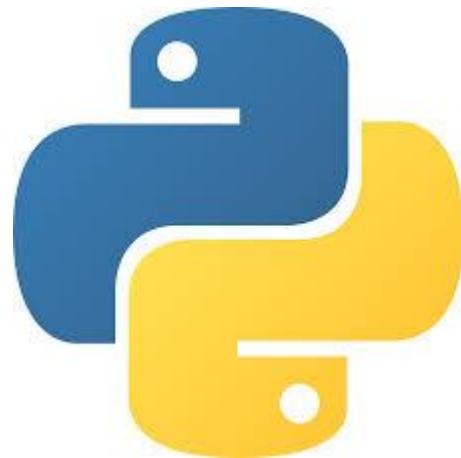
Практическая значимость

Спасибо за внимание

Актуальность исследования

Современные высокотехнологичные отрасли требуют исключительной безопасности и надежности конструкций. Своевременное выявление скрытых внутренних дефектов, таких как полости, трещины и включения, является критически важным для предотвращения катастрофических разрушений.

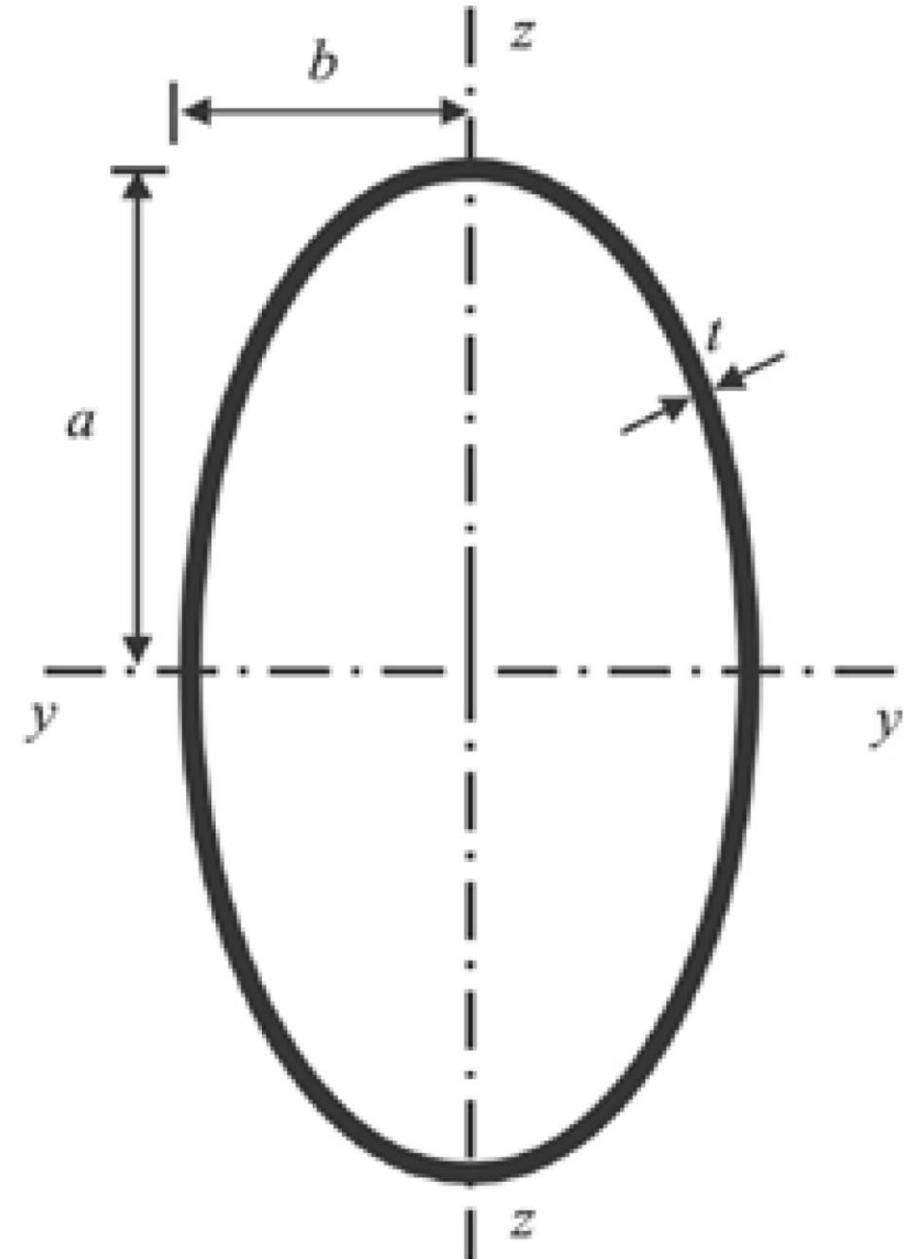
Традиционные методы неразрушающего контроля часто имеют ограничения, требуя прямого доступа или демонтажа, и не всегда эффективны для глубокозалегающих дефектов. Интерпретация их результатов зависит от квалификации оператора.



Объект и предмет исследования

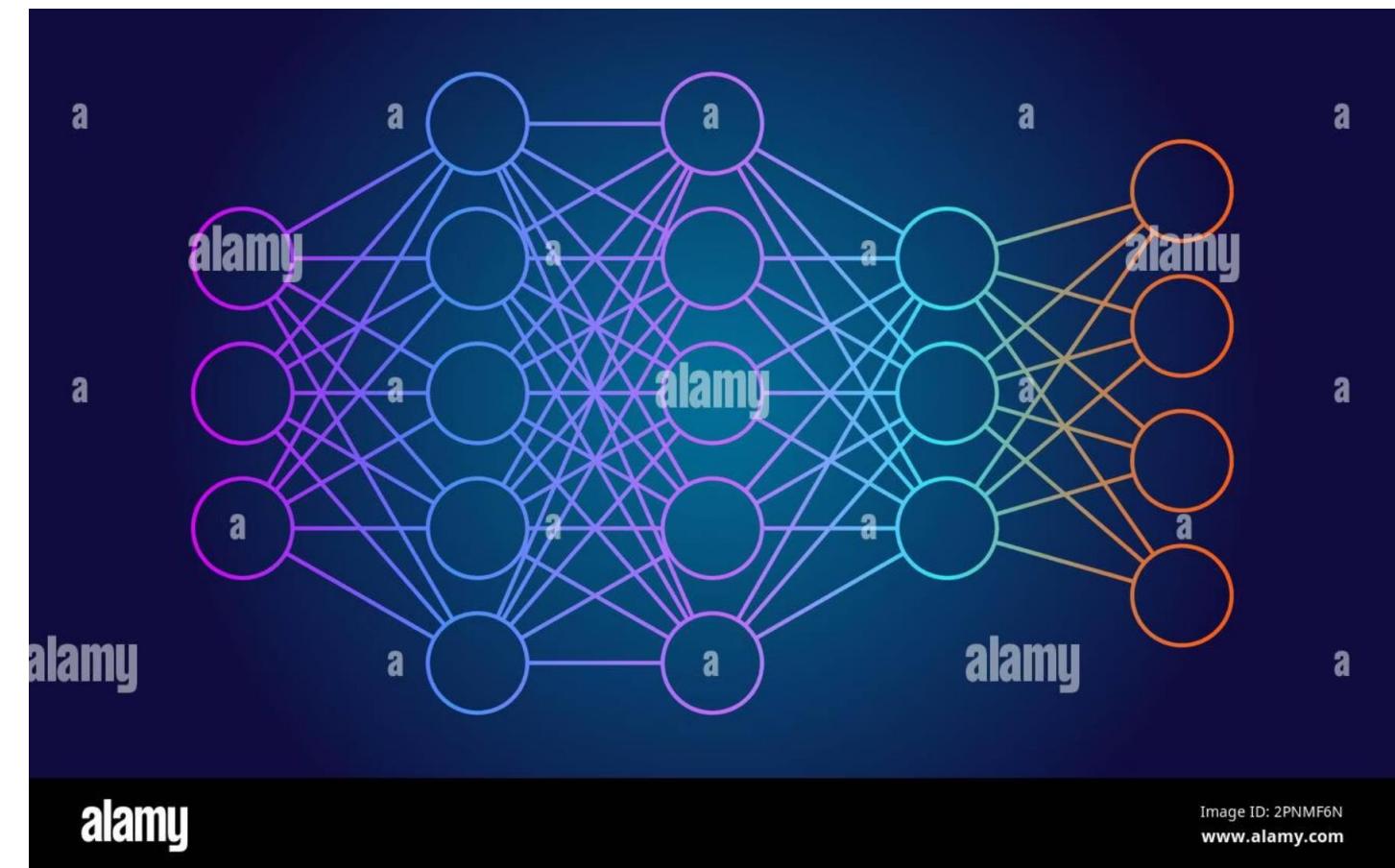
Объект исследования

Процессы идентификации эллиптических включений в твердых телах с использованием информационных технологий.



Предмет исследования

Разработка комплексной методологии использования современных информационных технологий для построения интеллектуальной системы идентификации эллиптического включения в твердом теле.



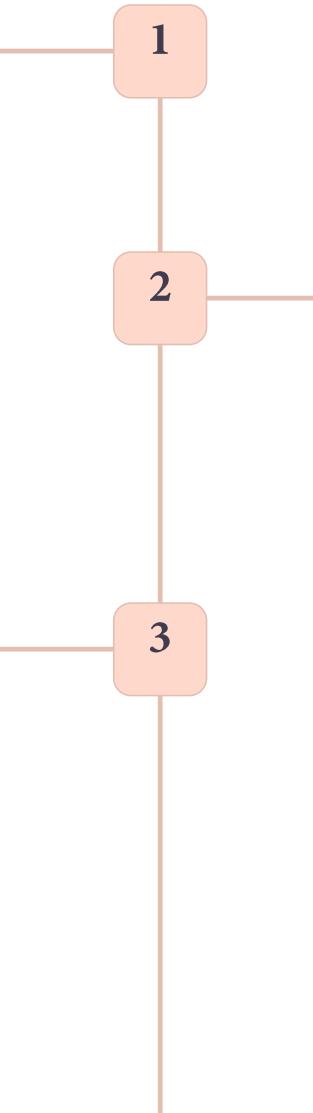
Глава 1: Аналитический обзор литературы

Классические итерационные методы

Основаны на теории регуляризации некорректных задач (Тихонов). Преимущества: теоретическая обоснованность. Недостатки: высокая вычислительная стоимость, долгие часы или сутки для 3D-объектов, непригодность для реального времени.

Гибридные методы и цифровые двойники

ИНС используется для быстрой аппроксимации отклика системы или ускорения итерационных методов. Растет роль сквозных платформ, интегрирующих CAE-моделирование (ANSYS), анализ данных (Python) и глубокое обучение (TensorFlow).



Современные методы машинного обучения

Внедрение ИНС для аппроксимации решений и параметрической инверсии. После обучения ИНС выдает решение за миллисекунды, что критично для онлайн-мониторинга. Точность предсказания до 95-98% на синтетических данных.

Обзор подтверждает тренд: переход от модельно-ориентированных к данным-ориентированным и гибридным подходам, открывающим путь к интеллектуальным системам диагностики.

Глава 2: Методология и инструментарий исследования

01

1. Параметрическое КЭ-моделирование и генерация данных

Использование ANSYS для создания параметрической модели пластины с эллиптическим включением. Варьирование параметров включения и свойств материала с помощью APDL-скриптов. Экспорт данных о напряжениях и перемещениях в CSV.

02

2. Предобработка и анализ данных

Обработка данных в Python (NumPy, Pandas): очистка, нормализация (0-1), визуальный анализ. Разделение на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки.

03

3. Разработка, обучение и валидация ИНС

Реализация модели на Python с TensorFlow/Keras. Многослойный перцептрон (MLP) с ReLU, Dropout для предотвращения переобучения. Оптимизация с Adam, функция потерь MSE. Callback-функции для контроля обучения.

04

4. Тестирование и оценка модели

Тестирование на независимой выборке. Метрики качества: MAE, средняя относительная ошибка (%), R². Оценка точности и надежности нейросетевого решателя.

05

5. Промышленное прототипирование и развертывание

Упаковка модели в Docker-контейнер с REST API (FastAPI). Развёртывание в Kubernetes. Интеграция с системой сбора данных. Визуализация в Grafana.

Глава 3: Результаты исследования и их практическая значимость

3.8%

Средняя относительная ошибка

По всем параметрам эллиптического включения на тестовой выборке.

1.5%

Ошибка координат центра

Наибольшая точность для (x_c, y_c) .

0.98

Коэффициент детерминации R^2

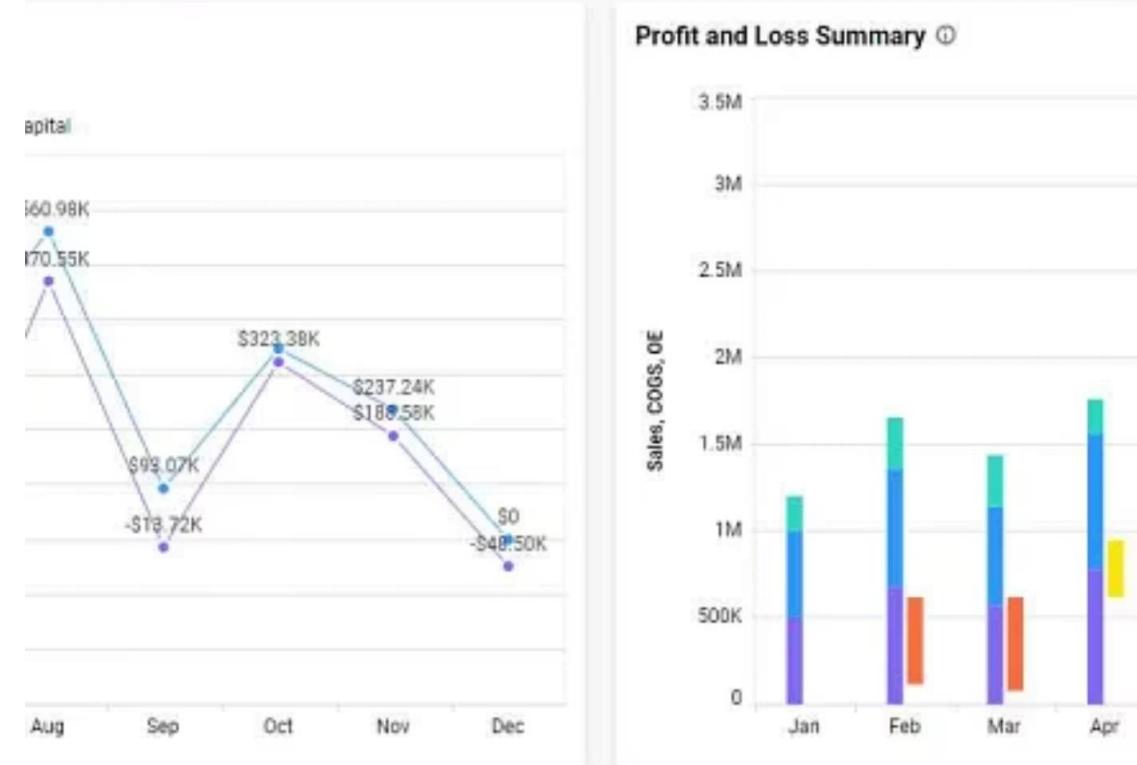
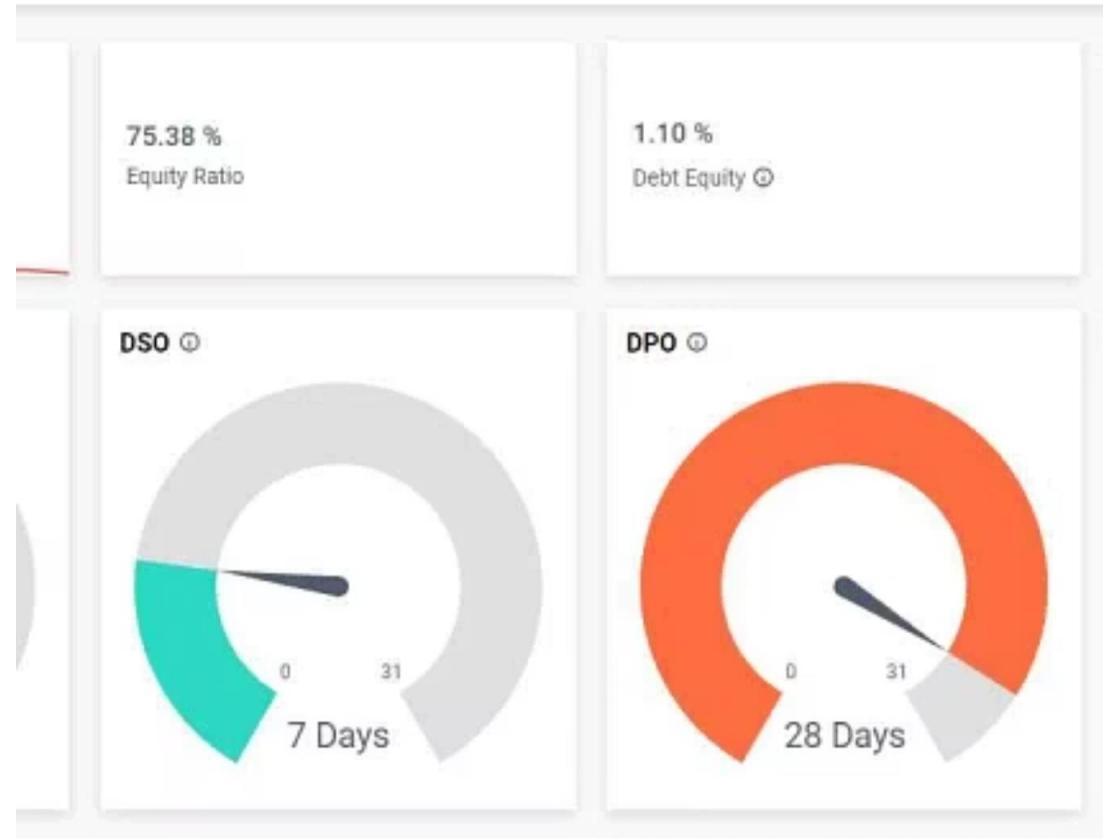
Высокая объясняющая способность модели.

10 МС

Время предсказания ИНС

Ускорение в 270 000 раз по сравнению с классическими методами.

Нейросетевой подход радикально превосходит традиционные итерационные методы по скорости, переводя диагностику в режим реального времени.



Практическая значимость и масштабируемость

Автоматизированный конвейер

Преобразование ресурсоемкой обратной задачи в быструю процедуру анализа.

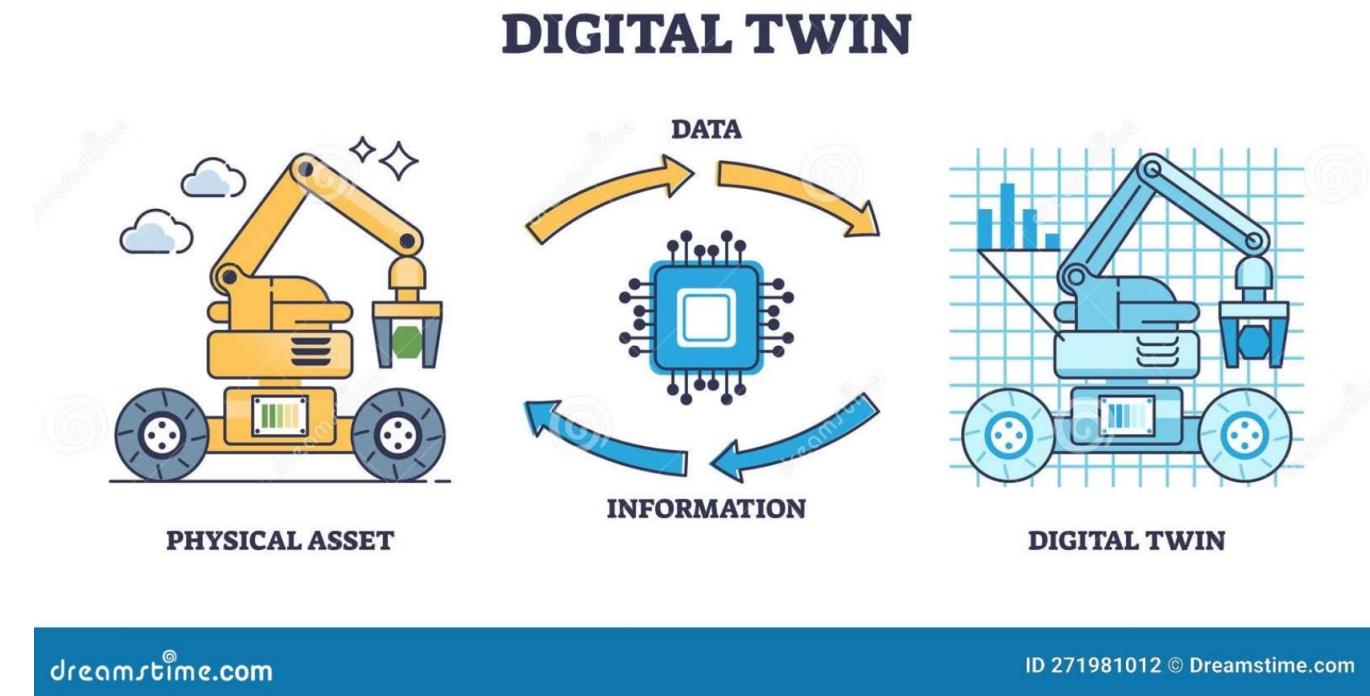
Прототип системы мониторинга для магистрального трубопровода диаметром 1200 мм.



ID 351105492 © Yaroslaf

Масштабируемость и адаптивность

- Дообучение сети для сложных форм дефектов (transfer learning).
- Адаптация для 3D-задач с распределенной сеткой датчиков.
- Интеграция с IoT-платформами и создание "цифрового двойника".



Внедрение предиктивной системы обслуживания может сократить внеплановые ремонты на 30-40% и увеличить межремонтный интервал на 20-25%.

Выводы

Эффективность комплексного подхода

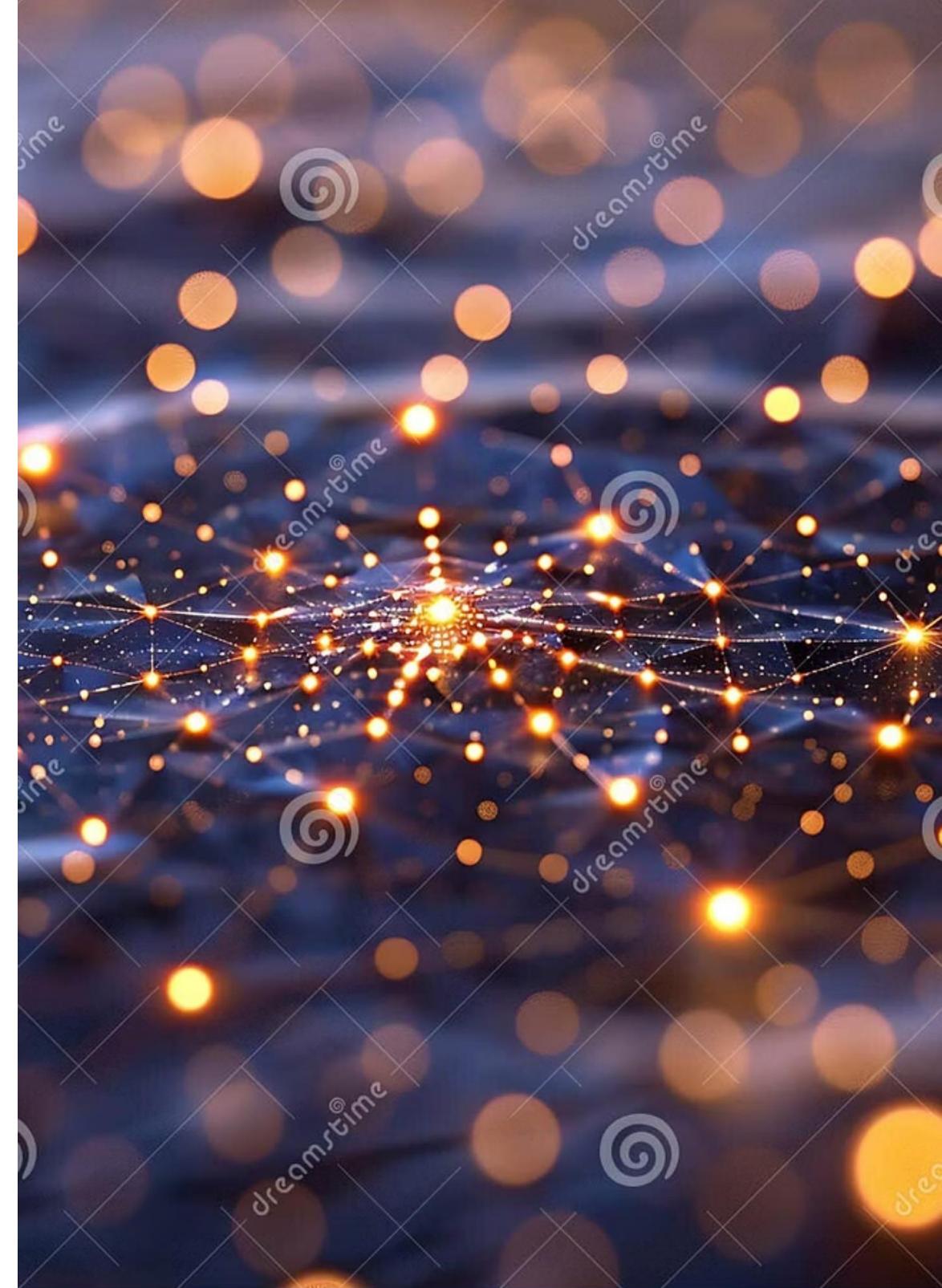
Успешная демонстрация применения современных программных пакетов и технологий для решения сложной обратной задачи механики.

Многоуровневая программная реализация

ANSYS для генерации данных, Python/TensorFlow для обучения ИНС, Docker/Kubernetes для развертывания, Grafana/Prometheus для мониторинга.

Перспективы развития

Интеграция с цифровыми двойниками, переход к предиктивной аналитике, потоковая обработка данных (Apache Kafka), графовые нейронные сети.





Спасибо за внимание!

shelegas@bsu.by