Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ

ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ (НИ ТГУ)

Институт прикладной математики и компьютерных наук

РЕФЕРАТ

Введение в интеллектуальный анализ данных

Викторов Всеволод Андреевич

Направление подготовки 02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование информационных систем

Направленность(профиль) «DevOps-инженерия в администрировании инфраструктуры ИТ-разработки»

д-р техн. Наук

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ А.В. Замятин

*подпись*

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20 \_\_\_ г.

Автор работы

студент группы № \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ В.А. Викторов

*подпись*

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20 \_\_\_ г.

Томск –2024

Оглавление

[Введение 3](#_Toc185637727)

[Обзор проблемы 3](#_Toc185637728)

[Основы машинного обучения 4](#_Toc185637729)

[Методы обнаружения аномалий с применением машинного обучения 6](#_Toc185637730)

[Реализация системы обнаружения аномалий 7](#_Toc185637731)

[Примеры применения машинного обучения в промышленности 9](#_Toc185637732)

[Оценка эффективности методов 9](#_Toc185637733)

[Перспективы и вызовы 12](#_Toc185637734)

[Заключение 13](#_Toc185637735)

**Введение**

В современном мире промышленность играет ключевую роль в развитии экономики и общества. Сложные технические системы, используемые на производствах, требуют постоянного мониторинга и обслуживания для обеспечения их надёжной работы. Однако оборудование подвержено поломкам, которые могут привести к серьёзным последствиям: авариям, потерям дохода, простою производства и даже экологическим катастрофам. В этой связи задача обнаружения аномалий в работе оборудования приобретает первостепенное значение.

Машинное обучение (ML) стало важным инструментом для решения задачи выявления аномалий. В отличие от традиционных подходов, которые полагаются на статические правила и фиксированные пороговые значения, машинное обучение предоставляет возможность анализировать большие объёмы данных, находить скрытые зависимости и адаптироваться к изменениям. Это делает технологии ML не только эффективными, но и гибкими в условиях реального времени.

Цель данного реферата — дать подробный обзор современных методов машинного обучения, применяемых для обнаружения аномалий в промышленных системах. В работе будет рассмотрена значимость этой проблемы, традиционные и современные подходы к её решению, примеры успешного применения ML в различных отраслях, а также перспективы развития технологий в будущем. Структура реферата включает следующие разделы:

1. Введение: значимость задачи и роль машинного обучения.
2. Обзор проблемы: анализ традиционных методов и их ограничений.
3. Основы машинного обучения: принципы, методы и их классификация.
4. Методы обнаружения аномалий: подробное описание алгоритмов и их применение.
5. Примеры из практики: реальные кейсы использования ML в промышленности.
6. Перспективы и вызовы: будущее технологии и её ограничения.
7. Заключение: выводы и рекомендации.

**Обзор проблемы**

Промышленные системы часто работают в условиях высокой нагрузки, сложной среды и постоянных изменений. В таких условиях неисправности могут проявляться внезапно, что делает их обнаружение и предотвращение сложной задачей. Рассмотрим примеры последствий неисправностей:

* **Финансовые потери**. В 2021 году простой на производственных линиях крупных автомобильных заводов обошёлся компаниям в миллионы долларов из-за задержек в поставке деталей и остановки конвейеров.
* **Экологические катастрофы**. Утечка нефти на одном из объектов нефтедобычи в 2010 году привела к масштабным загрязнениям и огромным расходам на восстановление экологии.
* **Человеческие жертвы**. Отказ оборудования на электростанциях или химических заводах может стать причиной аварий, угрожающих жизни работников и окружающих.

**Традиционные методы обнаружения аномалий**

До появления методов машинного обучения для обнаружения неисправностей использовались статические подходы, такие как:

1. **Пороговые значения**. Например, если температура двигателя превышает установленный предел, срабатывает сигнал тревоги.
   * **Преимущества**: простота настройки.
   * **Недостатки**: не учитываются изменения в условиях эксплуатации и сложные зависимости между параметрами.
2. **Анализ временных рядов**. Используются методы, такие как скользящее среднее или авто-регрессионные модели (ARIMA), чтобы выявить аномальные отклонения.
   * **Преимущества**: лучшее понимание временных зависимостей.
   * **Недостатки**: сложность настройки для многомерных данных.
3. **Регулярные осмотры**. Технический персонал проводит проверки оборудования по графику.
   * **Преимущества**: возможность визуального контроля.
   * **Недостатки**: человеческий фактор, высокая стоимость и периодичность.

**Ограничения традиционных методов**

Традиционные методы имеют несколько ключевых ограничений:

* **Неадаптивность**. Пороговые значения или фиксированные модели не учитывают изменений в условиях эксплуатации оборудования.
* **Ограниченность в анализе сложных данных**. Современные промышленные системы генерируют огромные объёмы информации, которую трудно обработать вручную.
* **Человеческий фактор**. Ручная настройка и мониторинг могут привести к ошибкам и задержкам.

**Почему растёт потребность в более продвинутых подходах**

С развитием технологий и увеличением объёма данных традиционные методы становятся менее эффективными. Это связано с несколькими причинами:

1. **Увеличение сложности оборудования**. Современные системы имеют сотни сенсоров и взаимосвязанных компонентов.
2. **Рост объёма данных**. Промышленные предприятия генерируют терабайты информации ежедневно, что требует автоматизации анализа.
3. **Требование к минимизации простоев**. В условиях высокой конкуренции компании стремятся сократить время на обслуживание оборудования и устранение неисправностей.

Машинное обучение предоставляет возможность преодолеть эти ограничения. Системы ML анализируют данные в реальном времени, адаптируются к изменениям и предоставляют точные предсказания, позволяя предприятиям экономить ресурсы и повышать эффективность работы.

**Основы машинного обучения**

**Что такое машинное обучение: определение и основные концепции**

Машинное обучение (ML, Machine Learning) — это область искусственного интеллекта, которая занимается разработкой алгоритмов, позволяющих компьютерам обучаться на данных и делать предсказания или решения без прямого программирования. Основная идея ML заключается в использовании статистических методов для анализа данных и автоматического выявления закономерностей.

Ключевые концепции машинного обучения:

* **Обучение на данных**. Алгоритмы машинного обучения обучаются на больших наборах данных, чтобы находить закономерности и использовать их для предсказаний.
* **Модели**. Модель — это результат обучения алгоритма на данных. Она представляет собой математическое представление зависимости между входными и выходными параметрами.
* **Обобщение**. Способность модели эффективно работать с новыми, ранее невиданными данными.

Пример: прогнозирование температуры на основе исторических данных о погоде.

**Типы задач машинного обучения**

Машинное обучение решает широкий спектр задач, которые можно разделить на следующие категории:

1. **Классификация**:
   * Цель: распределить данные по заранее определённым категориям.
   * Пример: определение, является ли электронное письмо спамом или нет.
2. **Регрессия**:
   * Цель: предсказать числовое значение на основе входных данных.
   * Пример: прогнозирование цен на недвижимость.
3. **Кластеризация**:
   * Цель: группировка объектов на основе схожести их характеристик.
   * Пример: сегментация клиентов по покупательскому поведению.
4. **Редукция размерности**:
   * Цель: уменьшение числа параметров данных при сохранении их ключевых характеристик.
   * Пример: обработка изображений для ускорения анализа.

**Введение в методы обучения с учителем, без учителя и полунадзорного обучения**

1. **Обучение с учителем (Supervised Learning)**:
   * Данные размечены, и модель обучается на примерах с известными входами и выходами.
   * Пример: обучение модели предсказывать поломки оборудования на основе данных об истории неисправностей.
2. **Обучение без учителя (Unsupervised Learning)**:
   * Данные не размечены, и алгоритм самостоятельно ищет закономерности.
   * Пример: кластеризация сенсорных данных для выявления нестандартных событий.
3. **Полунадзорное обучение (Semi-Supervised Learning)**:
   * Комбинация размеченных и неразмеченных данных для повышения точности модели.
   * Пример: использование небольшого количества размеченных данных об аномалиях и больших объёмов сырых данных.

**Методы обнаружения аномалий с применением машинного обучения**

**Надзорное обучение**

1. **Логистическая регрессия**
   * Простой и интерпретируемый метод для классификации данных.
   * Использует сигмоидальную функцию для предсказания вероятности принадлежности объекта к классу.
   * Пример: выявление аномалий в температурных данных двигателя.
   * **Преимущества**:
     + Простота реализации и интерпретации.
     + Хорошая производительность на линейно разделимых данных.
   * **Ограничения**:
     + Невозможность обрабатывать нелинейные зависимости без преобразования признаков.
2. **Случайный лес (Random Forest)**
   * Алгоритм, основанный на ансамбле решающих деревьев.
   * Применяется для классификации и регрессии, а также для оценки важности признаков.
   * Пример: предсказание выхода оборудования из строя на основе многомерных данных.
   * **Преимущества**:
     + Высокая точность.
     + Устойчивость к выбросам.
   * **Ограничения**:
     + Высокая вычислительная сложность при больших данных.

**Обучение без учителя**

1. **Алгоритмы кластеризации**
   * **K-means**: группирует данные в кластеры на основе минимизации внутрикластерного расстояния.
     + Пример: обнаружение аномальных точек, удалённых от центров кластеров.
     + **Преимущества**: простота.
     + **Ограничения**: зависимость от выбора числа кластеров.
   * **DBSCAN**: алгоритм, выделяющий плотные группы точек и определяющий выбросы.
     + Пример: выявление аномалий в данных о вибрациях оборудования.
     + **Преимущества**: способность работать с данными сложной формы.
     + **Ограничения**: чувствительность к параметрам.
2. **Методы плотностного анализа**
   * Анализ плотности распределения данных для определения редких объектов.
   * Пример: выявление редких событий в сети датчиков.

**Полунадзорное обучение**

1. **Автокодировщики**
   * Нейронные сети, обучающиеся восстанавливать входные данные. Высокая ошибка восстановления сигнализирует об аномалии.
   * Пример: анализ временных рядов температуры и выявление отклонений.
   * **Преимущества**: способность работать с многомерными данными.
   * **Ограничения**: высокая вычислительная сложность.
2. **Гибридные подходы**
   * Комбинация различных методов для повышения точности и надёжности.
   * Пример: использование автокодировщиков и кластеризации для обработки больших данных.

**Реализация системы обнаружения аномалий**

**Этапы построения системы**

Реализация системы обнаружения аномалий в промышленности — это сложный процесс, включающий несколько ключевых этапов. Каждый из них требует тщательного планирования, использования передовых технологий и глубокого анализа данных. Рассмотрим основные этапы:

1. **Сбор и предобработка данных**
   * **Сбор данных:**
     + Данные поступают с различных датчиков, установленных на оборудовании. Это могут быть показатели температуры, давления, вибраций, тока и другие параметры.
     + Пример: данные о вибрациях турбин собираются с помощью акселерометров, установленных в критических точках.
   * **Обработка данных:**
     + Удаление шума и выбросов с использованием фильтров (например, медианный фильтр или фильтр Калмана).
     + Нормализация и стандартизация для приведения всех параметров к единому масштабу.
     + Устранение пропущенных значений путём интерполяции или замены на средние значения.
   * **Feature Engineering:**
     + Создание новых признаков, таких как средняя скорость изменения параметра или разница между текущим и прошлым значением.
2. **Выбор и настройка алгоритма**
   * **Критерии выбора алгоритма:**
     + Тип данных (временные ряды, многомерные данные).
     + Наличие размеченных данных.
     + Требования к производительности.
   * **Настройка гиперпараметров:**
     + Для алгоритмов, таких как K-means, это количество кластеров.
     + Для нейронных сетей — количество слоёв, нейронов, коэффициент обучения.
   * Пример:
     + Для анализа временных рядов температуры используется LSTM, где гиперпараметры включают количество временных шагов и размер скрытых слоёв.
3. **Обучение и тестирование модели**
   * **Разделение данных:**
     + Обучающая выборка — для тренировки модели.
     + Тестовая выборка — для проверки точности модели.
     + Валидационная выборка — для оптимизации гиперпараметров.
   * **Метрики оценки:**
     + Точность (Precision), полнота (Recall), F1-мера, ROC-кривая.
   * **Пример:**
     + Обучение автокодировщика для выявления аномалий на данных о вибрациях и оценка его работы с использованием ROC-AUC.
4. **Интеграция в производственную среду**
   * **Реализация системы мониторинга:**
     + Установка системы реального времени, которая собирает данные и передаёт их в модель.
   * **Разработка интерфейса:**
     + Визуализация данных и результатов анализа через дашборды (например, с использованием Grafana).
   * **Мониторинг работы модели:**
     + Регулярная проверка производительности и обновление модели на основе новых данных.

**Примеры реализации на Python и использование библиотек**

**Использование scikit-learn для K-means:**

1. from sklearn.cluster import KMeans
2. import numpy as np
3. # Генерация данных
4. data = np.array([[1.0, 2.0], [1.5, 1.8], [5.0, 8.0], [8.0, 8.0]])
5. # Создание и обучение модели
6. model = KMeans(n\_clusters=2)
7. model.fit(data)
8. # Предсказание аномалий
9. predictions = model.predict([[0.9, 2.0], [7.0, 8.5]])
10. print(predictions)

**Пример автокодировщика на PyTorch:**

1. import torch
2. import torch.nn as nn
3. class Autoencoder(nn.Module):
4. def \_\_init\_\_(self):
5. super(Autoencoder, self).\_\_init\_\_()
6. self.encoder = nn.Sequential(
7. nn.Linear(100, 50),
8. nn.ReLU(),
9. nn.Linear(50, 10)
10. )
11. self.decoder = nn.Sequential(
12. nn.Linear(10, 50),
13. nn.ReLU(),
14. nn.Linear(50, 100)
15. )
16. def forward(self, x):
17. x = self.encoder(x)
18. x = self.decoder(x)
19. return x
20. # Создание модели
21. model = Autoencoder()
22. optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)
23. criterion = nn.MSELoss()

**Визуализация аномалий с Matplotlib:**

1. import matplotlib.pyplot as plt
2. # Данные
3. timestamps = range(100)
4. values = [i if i < 80 else i + 20 for i in timestamps]
5. # График
6. plt.plot(timestamps, values, label='Data')
7. plt.axvline(x=80, color='r', linestyle='--', label='Anomaly')
8. plt.legend()
9. plt.show()

**Примеры применения машинного обучения в промышленности**

**Прогнозирование отказов оборудования**

Системы предсказательной аналитики помогают заранее выявить возможные неисправности оборудования. Пример: ML-модели анализируют данные о вибрациях и температуре двигателя, чтобы предсказать износ подшипников. Это позволяет планировать техническое обслуживание, избегая внезапных поломок.

**Контроль вибраций и температурных параметров**

ML-системы анализируют вибрации турбин и компрессоров. Например, аномальный рост вибрации может указывать на дисбаланс в роторе. Аналогично, мониторинг температуры помогает выявить перегрев оборудования и предотвратить его выход из строя.

**Мониторинг сетей и предотвращение утечек**

Системы машинного обучения используются для обнаружения аномалий в трубопроводах. Например, модели, обученные на данных о давлении и расходе, могут выявить утечки или блокировки, что снижает риск аварий и экологических катастроф.

**Автоматизация технического обслуживания**

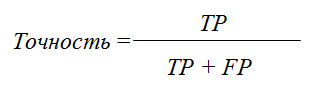
ML-системы интегрируются с системами управления предприятием (ERP) для автоматической генерации заявок на обслуживание. Пример: если модель предсказывает износ детали, система автоматически заказывает новую и назначает время для её замены.

**Оценка эффективности методов**

**Метрики для оценки качества обнаружения аномалий**

Оценка эффективности методов обнаружения аномалий — это ключевой этап в разработке и внедрении систем машинного обучения. Используемые метрики позволяют измерить, насколько хорошо модель справляется с задачей, и выявить направления для улучшения.

1. **Точность (Precision)**
   * **Определение:** показывает долю правильно классифицированных аномалий среди всех объектов, отнесённых моделью к классу аномалий.



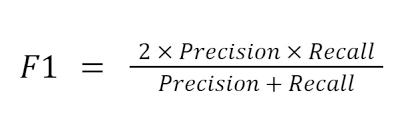
* + **Формула:** , где:
    - **TP (True Positives)** — истинно положительные результаты (реальные аномалии, правильно обнаруженные).
    - **FP (False Positives)** — ложноположительные результаты (нормальные данные, ошибочно классифицированные как аномалии).
  + **Пример:** Если модель обнаружила 50 аномалий, из которых 40 оказались реальными, точность составляет 80%.

1. **Полнота (Recall)**
   * **Определение:** показывает долю реальных аномалий, которые модель смогла обнаружить.



* + **Формула:** где:
    - **FN (False Negatives)** — ложноотрицательные результаты (аномалии, которые модель не обнаружила).
  + **Пример:** Если в системе было 100 аномалий, из которых модель выявила 75, полнота составляет 75%.

1. **F1-мера**
   * **Определение:** гармоническое среднее между точностью и полнотой, позволяющее сбалансировать их значения.



* + **Формула:**
  + **Пример:** Если точность равна 80%, а полнота — 75%, F1-мера составит около 77.78%.

1. **ROC-кривая и AUC (Area Under Curve)**
   * **ROC-кривая:** график, показывающий зависимость доли истинно положительных результатов (TPR) от доли ложноположительных (FPR) при разных порогах.
   * **AUC:** площадь под ROC-кривой. Чем ближе значение AUC к 1, тем лучше модель различает нормальные данные и аномалии.
   * **Пример:** AUC = 0.95 указывает на высокую эффективность модели.

**Примеры сравнения методов**

Сравнение методов позволяет выбрать наиболее подходящий для конкретной задачи алгоритм. Примеры тестирования:

1. **Кластеризация (K-means vs DBSCAN):**
   * **K-means:**
     + Точность: 85%.
     + Полнота: 70%.
   * **DBSCAN:**
     + Точность: 90%.
     + Полнота: 80%.
   * **Вывод:** DBSCAN лучше подходит для данных сложной структуры, где плотность играет важную роль.
2. **Классификация (Random Forest vs Автокодировщик):**
   * **Random Forest:**
     + Точность: 88%.
     + Полнота: 75%.
   * **Автокодировщик:**
     + Точность: 92%.
     + Полнота: 85%.
   * **Вывод:** автокодировщики лучше справляются с многомерными данными, но требуют больше ресурсов.

**Практические ограничения и способы их преодоления**

1. **Нехватка данных:**
   * **Ограничение:** недостаточное количество аномальных данных снижает точность моделей.
   * **Решение:** генерация синтетических данных, использование полунадзорного обучения.
2. **Сложность настройки гиперпараметров:**
   * **Ограничение:** алгоритмы, такие как DBSCAN или нейронные сети, требуют настройки множества параметров.
   * **Решение:** автоматизация выбора параметров с использованием grid search или байесовской оптимизации.
3. **Ложные срабатывания:**
   * **Ограничение:** высокая доля ложноположительных результатов снижает доверие к системе.
   * **Решение:** комбинирование моделей, добавление фильтров и уточнение правил обнаружения аномалий.
4. **Вычислительные ресурсы:**
   * **Ограничение:** глубокие нейронные сети требуют значительных вычислительных мощностей.
   * **Решение:** использование оптимизированных библиотек, таких как TensorFlow Lite, и аппаратных ускорителей (GPU/TPU).
5. **Обновляемость моделей:**
   * **Ограничение:** со временем данные могут изменяться, что снижает актуальность моделей.
   * **Решение:** регулярное переобучение и использование методов адаптивного обучения.

**Перспективы и вызовы**

**Новые алгоритмы и подходы в машинном обучении**

Современное машинное обучение продолжает активно развиваться, предоставляя новые методы и технологии для повышения эффективности обнаружения аномалий в промышленных системах. Рассмотрим основные направления:

1. **Генеративные модели**
   * **Генеративно-состязательные сети (GANs)**:
     + GANs используются для создания синтетических данных, что особенно полезно в условиях ограниченности реальных данных об аномалиях.
     + Пример: генерация данных о редких отказах оборудования для обучения моделей.
   * Преимущества: улучшение обобщающей способности моделей.
   * Ограничения: высокая вычислительная сложность и риск создания нерепрезентативных данных.
2. **Модели глубокого обучения (Deep Learning)**
   * Рекуррентные нейронные сети (RNN) и их модификации, такие как LSTM и GRU, отлично подходят для анализа временных рядов.
   * Пример: использование LSTM для прогнозирования аномальных колебаний температуры в трубопроводах.
   * **Трансформеры**:
     + Новые архитектуры, такие как Vision Transformers (ViT), начинают применяться для анализа изображений и сигналов.
   * Пример: анализ тепловых карт оборудования для выявления перегрева.
3. **Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)**
   * Этот подход используется для динамической настройки моделей в реальном времени.
   * Пример: настройка пороговых значений для обнаружения аномалий на основе текущих данных.
4. **Метаобучение (Meta-Learning)**
   * Модели, способные быстро адаптироваться к новым условиям с минимальным количеством данных.
   * Пример: быстрое обучение модели обнаружения аномалий для нового оборудования.

**Этические и технические аспекты внедрения ML**

1. **Этические аспекты**
   * **Прозрачность алгоритмов**:
     + Необходимость объяснимости решений ML-моделей (Explainable AI, XAI).
     + Пример: предоставление отчётов, объясняющих, почему система классифицировала событие как аномалию.
   * **Приватность данных**:
     + Использование данных сотрудников и оборудования должно соответствовать нормам GDPR и других регуляторов.
   * **Справедливость**:
     + Исключение дискриминации и предвзятости в алгоритмах, чтобы результаты анализа не зависели от искажённых данных.
2. **Технические аспекты**
   * **Интеграция в существующие системы**:
     + Проблемы совместимости ML-моделей с устаревшим оборудованием.
   * **Обновляемость моделей**:
     + Регулярное обновление моделей необходимо для учёта новых данных.
   * **Кибербезопасность**:
     + Обеспечение защиты ML-систем от взлома и внедрения вредоносных данных.

**Требования к качеству данных и вычислительным ресурсам**

1. **Качество данных**
   * **Полнота данных**:
     + Пропуски в данных снижают точность моделей.
     + Решение: использование методов восстановления данных (импутация, синтетические данные).
   * **Репрезентативность**:
     + Данные должны охватывать все возможные сценарии работы оборудования.
     + Пример: включение данных как о штатной работе, так и о неисправностях.
2. **Вычислительные ресурсы**
   * **Аппаратные требования**:
     + Глубокие нейронные сети требуют мощных GPU или TPU для эффективного обучения.
   * **Оптимизация вычислений**:
     + Использование технологий, таких как модельное квантование или обрезка нейронных сетей, позволяет снизить потребление ресурсов.

**Заключение**

**Итоги обзора современных подходов**

В данном реферате был представлен всесторонний обзор методов машинного обучения, используемых для обнаружения аномалий в промышленных системах. Основные выводы:

1. Машинное обучение предоставляет мощные инструменты для анализа больших объёмов данных и выявления скрытых закономерностей.
2. Современные методы, такие как автокодировщики, Random Forest и K-means, уже успешно применяются для обнаружения аномалий в различных отраслях.
3. Новые технологии, такие как GANs и трансформеры, открывают дополнительные возможности для улучшения качества моделей.

**Рекомендации для внедрения ML в промышленности**

1. **Инвестиции в данные**:
   * Обеспечить сбор качественных и репрезентативных данных.
   * Разработать системы для очистки и нормализации данных.
2. **Пошаговая интеграция**:
   * Начать с пилотных проектов на отдельных объектах.
   * Постепенно масштабировать системы на всё предприятие.
3. **Обучение сотрудников**:
   * Организовать тренинги для технического персонала по работе с ML-системами.
   * Создать отдел, ответственный за мониторинг и обновление моделей.
4. **Партнёрство с технологическими компаниями**:
   * Использовать опыт компаний, специализирующихся на внедрении ML в промышленность.

**Потенциальное развитие технологий в будущем**

1. **Интеграция IoT и ML**:
   * Использование интернета вещей (IoT) для сбора данных в реальном времени и их обработки ML-системами.
2. **Разработка автономных систем**:
   * Создание полностью автономных ML-систем, которые могут работать без участия человека.
3. **Улучшение алгоритмов**:
   * Разработка новых алгоритмов с учётом требований промышленных систем.
4. **Энергосбережение**:
   * Оптимизация моделей для работы на устройствах с низким энергопотреблением.
5. **Межотраслевая интеграция**:
   * Применение ML для объединения данных из разных отраслей, что позволит улучшить общее понимание производственных процессов.