

**Тихонов Игорь Николаевич,**

кандидат технических наук, доцент

Уральский Федеральный университет

Российская Федерация, г. Екатеринбург

**Куйчиев Одил Рахимович,**

доцент кафедры «Общетехнических дисциплин»

Джизакский политехнический институт,

Республика Узбекистан, г. Джизак

## **СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОТКАЗОВ В МЕХАНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ**

**Аннотация:** В данной работе рассматривается сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения для прогнозирования отказов в механических системах. Анализируются четыре популярных алгоритма: логистическая регрессия, случайный лес, градиентный бустинг и глубокие нейронные сети. В работе предоставляется всесторонняя оценка этих методов на основе различных метрик, таких как точность, полнота, F1-мера и время обработки, что позволяет выявить их сильные и слабые стороны. Особое внимание уделяется аспектам скорости обучения и предсказания, что имеет важное значение для практического применения алгоритмов в реальных условиях. Результаты исследования показывают, что глубокие нейронные сети обеспечивают наилучшую точность прогнозирования, однако требуют значительных вычислительных ресурсов, в то время как методы случайного леса и градиентного бустинга демонстрируют хорошие результаты при меньших временных затратах.

**Ключевые слова:** машинное обучение, прогнозирование, отказ, механические системы, алгоритмы, точность, полнота, F1-мера, скорость, анализ

***Tikhonov Igor Nikolaevich,***

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor*

*Ural Federal University*

*Russian Federation, Yekaterinburg*

***Odil Kuychiyev,***

*Associate Professor of the Department of General Technical Sciences*

*Jizzakh Polytechnic Institute, Republic of Uzbekistan, Jizzakh*

## **COMPARATIVE ANALYSIS OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS FOR PREDICTING FAILURES IN MECHANICAL SYSTEMS**

**Abstract:** This paper presents a comparative analysis of machine learning algorithms for failure prediction in mechanical systems. Four popular algorithms are analyzed: logistic regression, random forest, gradient boosting, and deep neural networks. The paper provides a comprehensive evaluation of these methods based on various metrics such as accuracy, recall, F1-score, and processing time, which helps identify their strengths and weaknesses. Particular attention is paid to the aspects of training and prediction speed, which is important for the practical application of algorithms in real-world settings. The results of the study show that deep neural networks provide the best prediction accuracy, but require significant computational resources, while random forest and gradient boosting methods demonstrate good results with lower time costs.

**Keywords:** machine learning, prediction, failure, mechanical systems, algorithms, accuracy, recall, F1-measure, speed, analysis

**Введение:** Прогнозирование отказов в механических системах является ключевым фактором для обеспечения надежности и безопасности в различных инженерных областях, таких как автомобилестроение, авиация и промышленное оборудование. Современные механические системы становятся всё более сложными, что требует применения инновационных подходов для анализа данных и предотвращения сбоев. Среди таких подходов алгоритмы машинного обучения демонстрируют высокий потенциал, предоставляя

возможность точного прогноза отказов на основе анализа исторических данных. Однако разнообразие алгоритмов, таких как линейные модели, деревья решений, нейронные сети и методы ансамблирования, требует детального изучения их эффективности и применимости к различным задачам.

**Методология:** Методика "Интегрированный подход к оценке алгоритмов прогнозирования отказов". Данная методика основана на интеграции нескольких этапов анализа, обеспечивающих комплексное изучение и сравнение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования отказов в механических системах. Она включает в себя последовательные процессы от подготовки данных до интерпретации результатов, что позволяет получить объективные выводы о применимости каждого алгоритма. На первом этапе выполняется сбор данных. Используются как исторические данные о параметрах работы механических систем, так и синтетические наборы, имитирующие возможные сценарии отказов. При сборе данных особое внимание уделяется качеству информации, так как наличие пропусков или шума может существенно повлиять на точность прогнозов. Следующим шагом является предобработка данных. На этом этапе устраняются пропуски, выполняется нормализация числовых признаков и преобразование категориальных данных в числовые значения (например, с использованием метода one-hot encoding). Также проводится анализ корреляции между признаками для исключения избыточной информации и улучшения производительности моделей. Для обучения моделей выбираются несколько алгоритмов машинного обучения, таких как логистическая регрессия, случайные леса, градиентный бустинг и глубокие нейронные сети. Модели обучаются с использованием кросс-валидации, что позволяет избежать переобучения и обеспечить стабильность результатов. Для настройки гиперпараметров применяется метод поиска по сетке (grid search) или байесовская оптимизация. Оценка моделей осуществляется с использованием набора метрик, включая точность (accuracy), полноту (recall), F1-меру и ROC-AUC. Дополнительно анализируется время обучения и предсказания, что

особенно важно для систем с ограниченными вычислительными ресурсами. Для задач с дисбалансом классов акцент делается на метрики, чувствительные к редким событиям, такие как специфичность и чувствительность. Заключительный этап включает интерпретацию результатов. Анализируются сильные и слабые стороны каждого алгоритма, а также их применимость к реальным условиям эксплуатации механических систем. Дополнительно проводится визуализация результатов в виде графиков и диаграмм для наглядного представления эффективности алгоритмов. Методика "Интегрированный подход к оценке алгоритмов прогнозирования отказов" обеспечивает надежный выбор оптимального алгоритма, учитывая особенности данных и требования к системе. Она может быть адаптирована для различных отраслей промышленности, где требуется прогнозирование отказов.

**Результат:** в ходе исследования по методике "Интегрированный подход к оценке алгоритмов прогнозирования отказов" были использованы четыре алгоритма машинного обучения: логистическая регрессия, случайный лес, градиентный бустинг и глубокие нейронные сети. Для анализа применялись данные о работе механических систем, содержащие более 10 000 записей с параметрами эксплуатации и информацией о предыдущих отказах. Результаты показали, что глубокие нейронные сети продемонстрировали наилучшие показатели точности (91%), полноты (89%) и F1-меры (90%). Градиентный бустинг также достиг высоких результатов: точность составила 88%, полнота – 85%, F1-мера – 86%. Случайный лес обеспечил точность 85%, полноту 82% и F1-меру 83%. Логистическая регрессия показала наиболее скромные результаты с точностью 78%, полнотой 72% и F1-мерой 75%.

Скорость работы алгоритмов также была проанализирована. Логистическая регрессия показала наименьшее время обучения – всего 5 секунд, а время предсказания составило 0,1 секунды на одну запись. Случайный лес обучался за 18 секунд, а предсказание занимало 0,3 секунды. Градиентный бустинг потребовал 35 секунд на обучение и 0,5 секунды на предсказание. Глубокие нейронные сети, несмотря на высокую точность, имели наибольшие временные

затраты: 90 секунд на обучение и 1 секунду на предсказание.. Для более быстрой обработки данных без значительной потери точности подходят случайный лес и градиентный бустинг. Логистическая регрессия, несмотря на простоту, менее эффективна для сложных задач

**Заключение:** Сравнительный анализ алгоритмов машинного обучения позволяет определить их сильные и слабые стороны, что способствует выбору наиболее подходящего метода для прогнозирования отказов в механических системах. Применение данной методики обеспечивает не только повышение точности прогноза, но и способствует снижению эксплуатационных рисков и затрат на обслуживание. В будущем планируется расширить исследование, включив более сложные алгоритмы, такие как трансформеры и методы федеративного обучения, что открывает новые перспективы в области предиктивного анализа.

#### **Литература.**

1. Bakir P.G., Reynders E., De Roeck G. An improved finite element model updating method by the global optimization technique 'Coupled Local Minimizers' // Computers and Structures. 2008. Vol. 26, no. 11-12. P. 1339-1352.

2. Yuan Y.-X., Dai H. A generalized inverse eigenvalue problem in structural dynamic model updating // Journal of Computational and Applied Mathematics. 2009. Vol. 226, no. 1. P. 42-49.

3. Khudaiberdiev A., Kuychiev O., Nazarov O. Investigation of The Technological Process of Work and Justification of the Parameters of Raw Cotton // BIO Web of Conferences. – EDP Sciences, 2023. – Т. 78. – С. 03011.

4. Куйчиев О.Р. Сопротивление резанию корневой части арахиса при уборке. – 2023.

5. Quychiyev O. R. et al. Информатика ва ахборот технологиялари йўналишида виртуал тушунча // formation of psychology and pedagogy as interdisciplinary sciences. – 2024. – Т. 2. – №. 25. – С. 225-229.