



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала: <http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijce/>



УДК 004.81

ПРЕДСКАЗАНИЕ ОШИБОК В ПРОИЗВОДСТВЕННОМ ОБОРУДОВАНИИ ИСПОЛЬЗУЯ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Уманский Д.М.

ФГАОУ ВО "НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

"МОСКОВСКИЙ ИНСТИТУТ ЭЛЕКТРОННОЙ ТЕХНИКИ", Москва, Россия, (124498, город Москва, город Зеленоград, пл. Шокина, д. 1), e-mail: umanskiy.dan@gmail.com

Контроль производительности и предсказание ошибок у промышленного оборудования являются крайне важными процессами не только для качества производимого материала, но также и для количества затрачиваемых денег и времени, сохраненных на проведении технического обслуживания. Целью данной статьи является проследить эволюцию искусственного интеллекта и машинного обучения для прогнозирования ошибок в производстве. Тематику, охватываемую в данной статье включают алгоритмы машинного обучения, используемые случаи, принципы, связанные с применением подобной технологии в различных отраслях в том числе программном и аппаратном обеспечении. В данном обзоре рассматриваются исследования с конца 1980-х годов по начало 2000 годов, а также недавние исследования с 2000 по 2023 год. Данная статья предлагает детальный обзор различных подходов к машинному обучению и искусственному интеллекту используемых в различных Производствах. LSTM считается одним из наиболее широко используемых процессов.

Ключевые слова. Автоматизация производства, алгоритм предсказания, предсказание ошибок машинное обучение, длинная краткосрочная память.

PREDICTING ERRORS IN PRODUCTION EQUIPMENT USING MACHINE LEARNING

Umansky D.M.

"NATIONAL RESEARCH UNIVERSITY "MOSCOW INSTITUTE OF ELECTRONIC TECHNOLOGY", Moscow, Russia, (124498, Moscow, Zelenograd, Shokina Square, 1), e-mail: umanskiy.dan@gmail.com

Performance monitoring and error prediction for industrial equipment are extremely important processes not only for the quality of the material produced, but also for the amount of money spent and time saved on maintenance. The purpose of this article is to trace the evolution of artificial intelligence and machine learning to predict manufacturing errors. The topics covered in this article include machine learning algorithms, the cases used, and the principles associated with the use of such technology in various industries, including software and hardware. This review examines research from the late 1980s to the early 2000s, as well as recent research from 2000 to 2023. This article provides a detailed overview of the various approaches to machine learning and artificial intelligence used in various Industries. LSTM is considered one of the most widely used processes.

Keywords: Production automation, prediction algorithm, error prediction machine learning, long short-term memory.

Введение

Качество программ, использующих Интернета Вещей, существенно повысилось в последние годы, и связанные проблемы стали иметь большее значение в создании программного обеспечения. Это включает обеспечение возможности оценки шанса возникновения ошибки и способности программного модуля к её обработке, и дальнейшее тестирование модуля на готовность. Тестирование помогает разработчикам понизить

стоимость, а предсказание ошибок дает информацию для поддержания технического обслуживания. В процессе написания программного обеспечения слабости программы являются сложно-оценимыми. Однако поиск отношений между поддающимися оценке программными свойствами и неполадками поможет обнаружение неисправностей. Типовые методы, такие как тестирование или симуляция не отражают полную действительность предъявляемым к предсказанию ошибок в промышленном оборудовании.

Высокая стоимость и время затрат являются крайне значимыми свойствами для предсказания ошибок. Симуляция также не является пригодным методом проверки, так как она не учитывает все возможные состояния, в которых может находиться программное обеспечение. Формальным методом может быть использован для решения этих проблем. Математическая логика является основой формального метода. Формальные методы разделены на две категории:

- формальная спецификация – описывает взаимодействие между подверженностью к сбоям и формальным подтверждением;
- формальное подтверждение – подтверждает способность кода к выполнению без совершения ошибок.

Большинство существующего материала по данной теме используют симуляцию и эксперимент для проверки предложенных систем. Модульное тестирование – иной метод подтверждения в интернет-приложениях.

В данной статье исследование предсказания неполадок в программном обеспечении имеет две задачи:

- уменьшение количества измерений;
- увеличение шанса предсказания ошибки.

Данные характеристики могут быть отображены на модели поведения. Глубокое обучение было выбрано для продолжающегося развития машинного обучения. Глубокое обучение использует многослойную обработку информации и извлечение признаков, для оценки сложных нелинейных функций с малым количеством ошибок.

В области глубокого обучения свёрточные нейронные сети и рекуррентные нейронные сети являются часто используемым практичным решением. При проверке временных рядов рекуррентные нейронные сети считаются более точными. Глубокая тренировка, с другой стороны, приведет к исчезновению градиента нейронной сети. На основе рекуррентной нейронной сети сеть длинной кратковременной памяти добавляет три структуры «Врат» и имеет улучшенное предсказание временных рядов с достаточно высокой точностью. На оценку производительности оборудования часто влияет огромное количество многомерных переменных. Для обработки большого числа многомерных переменных длинная кратковременная память является малоэффективным методом проведения оценки, который не дает высокой точности результата. В то время как свёрточные нейронные сети способны поддерживать многомерные данные, сроки сбора данных не обладают высоким показателем качества. Традиционный метод роя частиц, метод внимания и другие алгоритмы могут использоваться для обработки многомерных данных, что позволит уменьшить количество излишней информации.

Данные методы также не учитывают отношение между входными данными, вызывая избыточность или потерю информации. В данной статье рассматривается модель обработки

данных основанной на CNN-LSTM – свёрточной долгой краткосрочной памяти, примененной к предсказанию ошибок у промышленного оборудования, для поиска подходящего решения. Компонент свёрточных нейронных сетей особенно эффективен для обработки данных благодаря его способности к уменьшению количества данных для проведения проверки, без ущерба для связи с данными. Извлеченный вектор признаков подается в сеть долгосрочной кратковременной памяти, которая превосходно справляется с прогнозированием данных временных рядов. При использовании данной модели обеспечивается не только свойства входных данных и их отношений, а также сроки вывода данных. Также при подготовке данной статьи сравнивались: функциональное значение, значение интерполяции модели и значение интерполяции сети долгой кратковременной памяти. Приведенный ниже пример используется для демонстрации логики и эффективности метода. Также показано, что этот подход оказывает большее влияние на улучшение, чем прогнозирование сети долгой краткосрочной памяти.

1. Обзор методов

Нахождение ошибок и их отправка к соответствующему разработчику для исправления является крайне важным для приложений Интернета Вещей, которых становится больше с каждым днем. Три ключевых направления, в которых развиваются приложения Интернета Вещей:

1. определения и уточнение измерения для вычисления сложности программного обеспечения;
2. подтверждение точности и тщательности программного обеспечения;
3. определение и исследование моделей предсказания ошибок, основанных на уточненной сложности программного обеспечения.

Программные метрики служат важным инструментом для качественной оценки свойств программного обеспечения и предсказания возникновения ошибок. Исследования подтверждают, что существует тесная связь между программными метриками и подверженностью программного кода к ошибкам. Для создания предсказательных моделей применяются различные методы, включая статистические подходы и алгоритмы машинного обучения.

Особое внимание уделяется выбору наиболее эффективных метрик, которые позволяют точно определить склонность программы к ошибкам в различных условиях. Метрики качества программного обеспечения исследуются как в статических, так и в динамических платформах. В статическом анализе основное внимание уделяется структуре кода, например, количеству контроллеров или ветвлений. Динамические платформы, напротив, измеряют такие характеристики, как тестовый перфекционизм, связанный с информационными потоками и спектром дополнений.

Определение зависимости между количественными характеристиками программного кода и вероятностью возникновения ошибок имеет практическую ценность. Это позволяет эффективно распределять ресурсы, выявляя модули, требующие приоритетного тестирования и оптимизации. Современные подходы, включая техники машинного обучения, такие как метод опорных векторов, активно применяются для повышения точности алгоритмов предсказания.

Эти методы играют ключевую роль в обеспечении надежности и качества программного обеспечения, способствуя выявлению потенциальных ошибок на ранних стадиях разработки. Многослойное восприятие является широко-используемым надзорным алгоритмом машинного обучения. Алгоритм Оптимизации Роя Частиц является алгоритмом оптимизации, что использует эволюционный алгоритм. Множественные источники предлагают систему поиска ошибок для мощных устройств применяющих Интернет Вещей.

Через глубокое обучение рассматривался многоспектральный подход к объединению изображений. Предложенный метод повышает точность и скорость локации точек ошибки. Предлагаемое гибридное решение включает Экстремальный процесс обучения и Генетический алгоритм. С изъятием полезной информации из отчетов об ошибке вектор пространственной модели строится на основе данной информации и минимальном наборе свойств. Эти свойства обрабатываются ансамблевым классификатором, представляющим собой Экстремальный алгоритм обучения на основе Генетического алгоритма. Предложенный алгоритм превзошел метод k-ближайших соседей, наивный метод Байеса и метод опорных векторов. Другая проблема в средах приложений Интернета Вещей – это возникновение компьютерных дефектов, появляющихся в результате старения инструмента. Для предсказания старения программного обеспечения был предложен метод Лиу Менга [1]. Подход основан на Метод обратного распространения ошибки нейронной сети. Алгоритм пчелиной колонии используется для определения весов и порогов. Иными словами, Алгоритм пчелиной колонии используется для улучшения метода обратного распространения ошибки. Это демонстрируется на сравнении типовых методов обратного распространения ошибки и предложенной ими модели, сходящейся с большей точностью и скоростью.

В системной инженерии, информационных системах и разработке программного обеспечения жизненный цикл программного обеспечения (SDLC) — это процесс разработки или изменения систем, а также моделей и методов используемых для построения этих систем. Определение SDLC лежит в основе ряда методологий разработки программного обеспечения в программной инженерии [2].

2.1. Существующие системы

Основных пути, которые изучаются для приложений Интернета Вещей это:

1. выявление и определение показателей для определения сложности приложения;
2. подтверждение корректности и полноты показателей.

Некоторые показатели, описывающие качество программного обеспечения в статических и динамических платформах, были рассмотрены. Свойства структуры кода вычисляются в виде показателей в статических платформах, таких как число контроллеров и число веток используется для статических вычислений. Тестируемая исполнительность измеряется в динамических платформах, таких как измерение базовых элементов основанных на объеме вспомогательных и информационных источников. Многие исследования показывают связь измерениями продукта и склонности к возникновению ошибок, а также множество оцениваемых программных характеристик [3].

Основные недостатки существующих систем заключается в использовании существующих подходов, сосредоточенных на протоколах исследования, которые не могут предсказать резкие изменения данных.

Предложенная система обнаруживает возможные ошибки программного обеспечения заранее и предупреждает устройство. Подход заключается в использовании модели Глубокого Обучения Долгой краткосрочной памяти, чтобы заранее прогнозировать значения временного ряда, а затем использовать классификатор для оценки необходимости выдачи оповещения [4].

В этой предлагаемой схеме алгоритм LSTM используется для создания модели из набора данных оборудования. Значения обучаются с использованием модели машинного обучения, которая затем используется для отслеживания обнаружения неисправностей и генерации предупреждений.

Преимущества предложенной системы заключается в использовании методов машинного обучения для обнаружения ошибок в процессах автоматического производства, что ограничивает необходимость ручного вмешательства и проверок. Также предложенная система снижает на половину время, требуемое для обработки данных[5].

2.2. Системный модуль

Набор данных:

Набор машинных данных о связи одного из свойств с одним из показателей используется в наборе данных. Функция с памятью и метка с 0 и 1 используются в качестве набора данных в этом проекте.

Предобработка:

На данном этапе набор машинных данных взят в качестве входных значений и вычисляется разница в данных временных рядов и создается новый набор данных, который имеет значения разницы с предыдущими значениями. Этот набор данных используется для прогнозирования следующих значений на основе разницы в качестве признака и следующего значения в качестве метки.

Модель предсказания:

Модель долгой краткосрочной памяти инициализируется для тренировки временных рядов. С помощью функции аппроксимации в качестве входных данных задаются признаки и метки, а модель алгоритма обучается для прогнозирования будущих значений.

Регрессионная модель:

На данном этапе набор данных со значениями памяти используются в качестве признаков, а предупреждение или отсутствие оповещения используется в качестве метки. Модель обучается и используется для прогнозирования условий возникновения ошибки.

Предсказание:

Для предсказания набор на вход подается предсказательная функция из 100 значений памяти в качестве метки в длинную краткосрочную модель и модель линейной регрессии для нахождения следующего значения и шанс ошибки вычисляется.

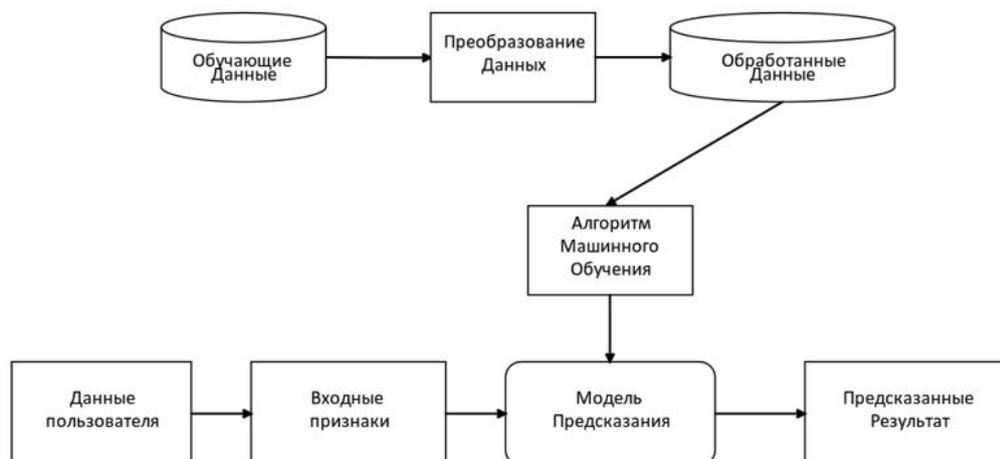


Рисунок 1. - Архитектура программы

Источник: анализ автора

Выводы

Быстродействующая модель предсказания, основанная на модели Длинной краткосрочной памяти предложен в данной статье, основываясь на существующих методах предсказания ошибок в автоматизированных системах. Данный подход повышает точность обнаружения ошибок в сравнении со Сверточной Нейронной Сетью. Преимущество данного подхода в точной и быстрой возможности предсказания следующего значения. Ошибки системы предсказываются и выдают предупреждение, сравнивая предыдущие значения наборов данных и основываясь на следующих данных используя Логистическую Регрессию.

Список литературы

1. Topological structure of complex predictions, авторы Менг Лиу, Тамал К. Дей, Дэвид Ф. Глейф, журнал Nature of Machine Intelligence 5, 1382-1389 (2023)
2. А.В. Кугаевских, Д.И. Муромцев, О.В. Кирсанова. Классические методы машинного обучения. – СПб: Университет ИТМО, 2022.
3. Основы машинного обучения: учебное пособие / О.В. Лимановская, Т.И. Алферьева; Мин-во науки и высш. образования РФ. Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2020.
4. Бурков Андрей, Машинное обучение без лишних слов. — СПб.: Питер, 2020. — 192 с.: ил. — (Серия «Библиотека программиста»).
5. Мухамедиев Р.И., Амиргалиев Е.Н. Введение в машинное обучение: Учебник. – Алматы, 2022.

References

1. Topological structure of complex predictions, authors MengLi u, Tamal K. Day, David F. Plume, journal Nature of Machine Intelligence 5, 1382-1389 (2023)
2. A.V. Kugaevskikh, D.I. Muromtsev, O.V. Kirsanova. Classical machine learning methods. – St. Petersburg: ITMO University, 2022.
3. Fundamentals of machine learning: a textbook / O.V. Limanovskaya, T.I. Alferyeva; Ministry of Science and Higher Education. education of the Russian Federation. Yekaterinburg: Ural Publishing House. University, 2020.

4. Burkov Andrey, Machine learning without unnecessary words. — St. Petersburg: St. Petersburg, 2020. — p.192 ill. — (Series "Programmer's Library").
 5. Mukhamediev R.I., Amirgaliev E.N. Introduction to machine learning: Textbook. – Almaty, 2022.
-