

9. Криони И. Н. Методы решения проблем интероперабельности BIM-моделей в комплексных системах автоматизированного проектирования / И. Н. Криони // Интеллектуальная инженерная экономика и индустрия 5.0 : сборник трудов Международной научно-практической конференции. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, 2023. – С. 678-682.
10. Matarneh S. Automated and interconnected facility management system: an open ifc cloud-based bim solution / S. Matarneh, F. Elghaish, F. P. Rahimian, N. Dawood, D. Edwards // Automation in construction. – 2022. – Vol. 143. – P. 104569.
11. Горовой Н. В. Сравнение функциональной совместимости программных комплексов Revit и Renga / Н. В. Горовой, Л. П. Москаленко // Новые информационные технологии в архитектуре и строительстве : материалы V Международной научно-практической конференции. – Екатеринбург : Уральский государственный архитектурно-художественный университет имени Н. С. Алферова, 2022. – С. 18.
12. Шевелев А. А. Автоматизированное создание топовых поверхностей в Revit по данным из Excel при помощи Dynamo / А. А. Шевелев // Новые технологии - нефтегазовому региону : материалы Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых: в 2 т. / отв. ред. В. А. Чейметова. – Тюмень : Тюменский индустриальный университет, 2023. – С. 230–233.
13. Галинина М. Н. Объединение BIM-моделей на основе общих координат / М. Н. Галинина, Т. Н. Томчинская // КОГРАФ-2022 : сборник материалов 32-й Всероссийской научно-практической конференции по графическим информационным технологиям и системам. – Нижний Новгород : Нижегородский государственный технический университет им. П. Е. Алексеева, 2022. – С. 102–107.
14. Горовой Н. В. Анализ проблематики программного обеспечения в сфере архитектурного проектирования / Н. В. Горовой // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2023. – № 1 (43). – С. 90–94.
15. IFC Specifications Database. – Режим доступа: <https://technical.buildingsmart.org/standards/ifc/ifc-schema-specifications/>.
16. Ruano-Ruiz R. IFC data mapping based on a parametric BIM coding for an efficient workflow in the quantification and management of construction costs / R. Ruano-Ruiz, J. E. Nieto-Julián, J. Moyano // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences – ISPRS Archives. – 2022. – С. 199–204.
17. Осташев Р. В., Евтушенко С. И. Разработка IFC маппинга для выгрузки информационных моделей архитектурных решений / Р. В. Осташев, С. И. Евтушенко // Строительство и архитектура. – 2022. – Т. 10, № 2. – С. 91–110.
18. Субботина М. Российские BIM-технологии: CADLIB модель и архив как инструмент BIM-менеджера / М. Субботина // САПР и графика. – 2022. – № 1 (303). – С. 41–45.
19. Шиянов М. А. Проверка цифровой информационной модели. Поиск коллизий через инструменты CADLIB / М. А. Шиянов, Я. А. Реммельг, А. С. Кучеренко // Образование. Наука. Производство : сборник докладов XIV Международного молодежного форума. – Белгород, 2022. – С. 310–313.
20. Воробьев С. Информационная модель CADLIB модель и архив: поиск коллизий на 3d-модели / С. Воробьев, Урсуа И. Орельяна // САПР и графика. – 2014. – № 3 (209). – С. 45–49.
21. Лисовец А. А. Возможность реализации среды общих данных информационной модели (BIM) / А. А. Лисовец, Д. Н. Гришаков, В. Н. Гопкало // Научно-техническое и экономическое сотрудничество стран АТР в XXI веке. – 2023. – Т. 1. – С. 505–507.
22. Ахметов Д.Р., Бреус Н.Л., Мансуров Т.Т. Среда общих данных: практическая польза при реализации строительных объектов // Вестник евразийской науки. 2022. Т. 14. № 3.
23. Золотухин В. Д. Современные информационные технологии при проектировании зданий и сооружений / В. Д. Золотухин, М. В. Гамм // Инновационное развитие современной науки: проблемы, закономерности, перспективы : сборник статей V Международной научно-практической конференции : в 3 ч. – 2017. – С. 108–110.

© Н. В. Горовой, К. А. Шумилов

Ссылка для цитирования:

Горовой Н. В., Шумилов К. А. Отечественные требования к разработке информационных моделей // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГБОУ АО ВО «АГАСУ», 2024. № 2 (48). С. 99–109.

УДК 681.3

DOI 10.52684/2312-3702-2024-48-2-109-115

**ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ УПРАВЛЕНИЯ ИТ-ПРОЕКТАМИ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

А. Г. Дворецкий

Дворецкий Артур Геннадьевич, аспирант, МИРЭА – Российский технологический университет, г. Москва, Российская Федерация, тел.: + 7 (985) 982-42-43; e-mail: dvoretzky@sumirea.ru

Данная статья представляет собой анализ возможностей применения методов машинного обучения для оптимизации управления ИТ-проектами. В ходе работы рассматриваются ключевые аспекты методов машинного обучения и их применение в контексте управления ИТ-проектами. Описываются преимущества и ограничения использования этих методов, а также выявляются практические возможности их внедрения. Приводятся рекомендации по эффективному использованию методов машинного обучения в управлении ИТ-проектами, основанные на современных исследованиях и лучших практиках в данной области. Все это способствует разработке новых стратегий управления ИТ-проектами, направленных на повышение производительности и качества реализации проектов в области информационных технологий.

Ключевые слова: оптимизация, управление проектами, ИТ-проекты, методы машинного обучения, анализ данных, прогнозирование, автоматизация, эффективность, успешность выполнения.

OPTIMIZATION OF IT PROJECT MANAGEMENT PROCESSES USING MACHINE LEARNING METHODS

A. G. Dvoretzkiy

Dvoretzkiy Artur Gennadyevich, postgraduate student, MIREA – Russian Technological University, Moscow, Russian Federation, phone: + 7 (985) 982-42-43; e-mail: dvoretzky@sumirea.ru

This article is an analysis of the possibilities of applying machine learning methods to optimize IT project management. The paper discusses key aspects of machine learning methods and their application in the context of IT project management. The paper discusses the advantages and limitations of using these methods and identifies practical opportunities for their implementation. Recommendations for the effective use of machine learning methods in IT project management are also presented, based on current research and best practices in the field. This research contributes to the development of new IT project management strategies aimed at improving the productivity and quality of IT project implementation.

Keywords: optimization, project management, IT projects, machine learning methods, data analysis, forecasting, automation, efficiency, successful implementation.

Термин «машинное обучение» был введен Артуром Сэмюэлем в 1959 году, американским пионером в области компьютерных игр и искусственного интеллекта, который заявил, что «это представляет компьютерам возможность учиться без явного программирования» [1].

В широком смысле машинное обучение (далее – МО) можно объяснить как автоматизацию и улучшение процесса обучения компьютеров на основе их опыта без фактического программирования, то есть без какой-либо помощи человека [2].

Машинное обучение – это класс методов искусственного интеллекта [3], универсальный инструмент в ИТ-бизнесе, способный решать различные задачи, включая оптимизацию производства, автоматизацию процессов, анализ больших данных и многое другое. Важными задачами в этом процессе являются техническое развитие и повышение качества жизни [4].

Однако недостатком данной самообучающейся сети являлось то, что для работы необходимы огромные вычислительные мощности. Поэтому система пока доступна лишь немногим исследовательским центрам [5, 6].

Областью применения машинного обучения в ИТ-индустрии является выявление нарушений в сетевом трафике. Сетевой трафик – это передача данных между компьютерами внутри сети, играющая решающую роль в функционировании сетевых систем. Тем не менее, сети часто сталкиваются с рядом аномалий, включая, помимо прочего, атаки, сбои оборудования, аварийные сценарии и другие факторы. Эти аномалии могут привести к снижению производительности, нарушениям безопасности и даже прекращению сетевых операций. Разработчики вредоносных программ активно работают над повышением технологичности своих разработок и улучшением методов сокрытия присутствия в системе [7].

Машинное обучение представляет собой ряд методологий и алгоритмов, включая машину опорных векторов (SVM), случайный лес, длинную краткосрочную память (LSTM) и другие методы, которые можно использовать для решения этой проблемы. Изучение и оценка результатов, полученных в результате использования методов машинного обучения для обнаружения аномалий в сетевом трафике, является актуальной и важной задачей. Это начинается включает в себя проведение экспериментов и сравнительный анализ различных методологий.

В данной статье основное внимание уделяется изучению использования машинного обучения в ИТ-секторе и его практической эффективности. В этой статье будет рассмотрен ряд практических примеров для оценки преимуществ использования машинного обучения в различных областях информационных

технологий. Кроме того, он будет изучать потенциал будущих достижений в этой области.

В последнее время машинное обучение стало фундаментальным компонентом современных технологий, находя широкое применение в различных областях, включая управление проектами на предприятиях информационных технологий. Машинное обучение может улучшить процессы управления проектами, сократить продолжительность работы, минимизировать ошибки и повысить качество проекта. Целью этой статьи является изучение использования методов машинного обучения с целью улучшения процедур управления проектами внутри ИТ-организаций.

Машинное обучение, подраздел искусственного интеллекта, облегчает получение программами знаний посредством анализа наборов данных. Машинное обучение используется для автоматического выявления закономерностей в данных, которые впоследствии используются для информирования процессов принятия решений или выполнения различных действий. МО позволяет прогнозировать будущие события, классифицировать данные, кластеризовать данные и выполнять различные другие задачи.

Применение машинного обучения может улучшить процессы управления проектами в различных областях. Например, его можно использовать для автоматической классификации заданий на основе их приоритета, прогнозирования продолжительности, необходимой для выполнения работы, выявления рисков, связанных с проектом, и выполнения ряда других задач.

Зарождение машинного обучения, как и других отраслей искусственного интеллекта, началось с, казалось бы, благоприятных исследований, проведенных в 1950-х и 1960-х годах. Впоследствии последовала затяжная фаза накопления информации, получившая название «зима ИИ». В последнее время наблюдается значительный всплеск интереса, особенно к области глубокого обучения.

Машинное обучение объединяет ранее отдельные области, включая нейронные сети, обучение на основе конкретных случаев, генетические алгоритмы, индукцию правил и аналитическое обучение, в его современной форме.

Было продемонстрировано, что фактическое применение передачи знаний в обучающуюся машину, а именно в нейронную сеть, основано на идее компьютерного обучения по прецедентам. Эта теория разрабатывалась с 1960-х годов.

Более того, благодаря всестороннему анализу отдельных точек данных становится возможным установить общие характеристики (такие, как зависимости, закономерности и отношения), которые присущи не только конкретной выборке,

используемой для обучения, но и всем предыдущим случаям, включая те, которые используются для обучения, чего еще не наблюдалось. Использование алгоритмов обучения и процесса адаптации моделей к заданной выборке данных позволяют определить наиболее подходящую комбинацию параметров модели. Впоследствии обученная модель может быть использована для решения конкретных практических задач.

Обычно машинное обучение можно выразить с помощью следующей формулы:

Обучение – это сумма презентации, оценки и оптимизации.

Термин «презентация» относится к формальному языку, используемому для представления классифицированного элемента, который может быть понятен машине. С другой стороны, «оценка» – это функция, позволяющая выявлять и оценивать как плохие, так и эффективные классификаторы.

Основная цель МО – дать возможность нейронным сетям идентифицировать объекты, которые не являются частью обучающего набора, но обладают схожими характеристиками.

Обучение предполагает процесс приведения построенной модели в соответствие с заданной выборкой, но у такого использования есть свой недостаток. По мере усложнения модели алгоритмы, используемые для оптимизации модели, начинают улавливать не только характеристики восстанавливаемой зависимости, но и ошибки измерения обучающей выборки и ошибку самой модели. Следовательно, качество работы алгоритма снижается.

Использование машинного обучения потенциально может повысить эффективность и точность управления проектами, а также обеспечить большую автоматизацию и снизить зависимость от участия человека.

Алгоритмы машинного анализа и обучения позволяют осуществлять мониторинг информационных объектов, таких как базы данных и приложения, позволяя создавать профили, отображающие регулярную работу системы без каких-либо сбоев. В случае возникновения каких-либо отклонений или аномалий, таких как увеличение времени отклика, зависание приложения или замедление транзакций, система оперативно фиксирует эти явления и выдает сообщение.

По сути, система работает автономно, получая знания из наборов данных, не полагаясь на программирование, что позволяет ей делать прогнозы относительно связей между этими наборами данных. Это позволяет исключить «человеческий фактор», что приводит к повышению эффективности системы за счет исключения ручных операций, таких как выявление корреляций и зависимостей данных.

Система автономно строит профили штатной работы объекта, а для дальнейшей модификации достаточно процедур параметризации. Тем не менее, несмотря на свои огромные возможности, машинное обучение требует сбора данных.

Механизмы настройки играют решающую роль в повышении точности алгоритмов и адаптации их к конкретным требованиям. Следовательно, с

течением времени точность еще больше улучшается за счет накопления статистических данных.

Управление проектами в первую очередь опирается на рекомендации PMI (Институт управления проектами, Inc). В 1987 году Уильям Хосли опубликовал в библиотеке организации статью под названием «Использование программ искусственного интеллекта для управления проектами». Однако практическое применение искусственного интеллекта и машинного обучения в управлении проектами начало проявляться только в последние годы.

В 2023 году будут использоваться три основных метода машинного обучения.

Подход 1 – традиционное обучение. Классическое обучение является преобладающим подходом, используемым для ИИ. Эти алгоритмы просты и основаны на закономерностях, обнаруженных в данных. Существуют две различные категории классического обучения.

В присутствии инструктора. Машина обучена с использованием подлинных экземпляров. Предположим, наша цель – научить ее различать яблоки и груши. Мы вводим данные в программу и приказываем ей различать изображения, изображающие яблоки, и изображения, изображающие груши. Машина необходима для определения общих характеристик и установления ассоциаций.

Подход 2 – постепенное обучение. ИИ должен обладать способностью не только анализировать данные, но и автономно работать в реальных условиях. Обучение можно сравнить с игрой, где за успешное решение машине начисляется балл, а за неправильные решения баллы вычитаются.

Разберем показательный случай игры «Змейка». Змея должна достичь объекта на поле. Ее знания ограничены расстоянием до объекта. Путем повторяющихся экспериментов змея определяет наиболее выгодный образ действий и оценивает обстоятельства, которые приводят к поражению. Этот подход используется с целью обучения роботов-пылесосов или автономных транспортных средств.

Метод 3 – использование нейронных сетей и методов глубокого обучения. Процесс обучения называется глубоким обучением из-за сложной структуры искусственных нейронных сетей, состоящей из нескольких слоев, которые взаимодействуют друг с другом, что приводит к сложной процедуре анализа данных. Существует три типа слоев:

Текст пользователя уже носит академический характер.

В настоящее время менеджеры проектов имеют возможность легко приобретать виртуальных помощников искусственного интеллекта, которые не только берут на себя ответственность за повседневные задачи, но и дают рекомендации по возможным направлениям действий. Однако большинство как отечественных, так и международных организаций используют Microsoft Project и Excel для целей управления проектами.

Тем не менее необходимо учитывать, что машинное обучение не предлагает универсального решения для управления проектами на ИТ-предприятиях. Некоторые проекты могут иметь уровень

сложности, требующий значительного внимания со стороны менеджеров проектов. Более того, машинное обучение может повлечь за собой значительные затраты, особенно когда модели требуют обучения на значительных объемах данных.

Подводя итог, можно сказать, что применение машинного обучения для улучшения процедур управления проектами в ИТ-компаниях является весьма обнадёживающей областью изучения и развития. Использование современных технологий и алгоритмов машинного обучения может значительно повысить качество управления проектами и повысить его эффективность, что приведет к повышению прибыльности и удовлетворенности клиентов. Применение технологий ИИ в управлении ИТ-проектов открывает возможности для повышения эффективности управленческих решений, что требует проведения междисциплинарных исследований, разработки методологий и адаптации технологий ИИ к особенностям ИТ-проектов [8].

Инициирование ИТ-проектов начинается с выяснения целей и предпосылок клиента. Этот этап

включает сбор и изучение данных о требованиях пользователей, определение функциональных и технических характеристик проекта и установление основных критериев достижения результатов. Затем следует этап проектирования, на котором создается комплексный план реализации проекта. Это включает определение структуры и архитектуры системы, определение соответствующих технологий и инструментов разработки, а также распределение ролей и обязанностей между членами команды. Далее наступает этап разработки, в ходе которого функционал проекта выполняется в соответствии с утвержденным планом. По завершении разработки система проходит процедуры тестирования и отладки, гарантирующие ее стабильную и безошибочную работу. Последний этап включает в себя внедрение и поддержку системы, включая развертывание и настройку системы в реальных условиях, обучение пользователей, а также предоставление технической поддержки и обновлений.

Таблица 1

Сравнительный анализ существующих решений

Характеристика / Решение	Решение 1	Решение 2	Решение 3
Применяемые методы машинного обучения	Глубокое обучение, метод опорных векторов	Деревья решений, кластеризация K-means	Логистическая регрессия, случайный лес
Область применения	Финансовый анализ	Медицинская диагностика	Прогнозирование транспортных потоков
Эффективность использования	Высокая	Средняя	Низкая
Интеграция с существующими системами	Да	Да	Нет
Стоимость внедрения	Высокая	Средняя	Низкая
Преимущества	Высокая точность прогнозирования, широкий спектр алгоритмов	Интеграция с медицинскими устройствами, автоматизация процесса диагностики	Простота использования, низкая стоимость
Недостатки	Высокие затраты на обучение моделей, требуется большой объем данных	Ограниченный спектр применения, требует постоянного обновления данных	Ограниченный функционал, низкая точность предсказаний

В связи с активным развитием и использованием инфокоммуникационных технологий появляется необходимость эффективной и надежной передачи данных по каналам связи [9].

Обеспечение безопасности компьютерных сетей является важнейшей задачей в ИТ-секторе. Метод обнаружения аномалий сетевого трафика предполагает выявление нетипичной или сомнительной сетевой активности, которая потенциально может означать нарушение безопасности. Для решения этой проблемы можно использовать машинное обучение путем обучения моделей с использованием прошлых данных сетевого трафика.

Для решения подобных задач хорошо зарекомендовали себя различные алгоритмы машинного обучения, среди которых наиболее распространены являются варианты решающих деревьев [10], машины опорных векторов и длинной краткосрочной памяти.

Для иллюстрации рассмотрим рисунок 1, в котором показаны результаты применения алгоритма

машинного обучения с целью выявления нарушений в сетевом трафике с использованием данных, полученных из аутентичной компьютерной сети. Для обучения модели применялся набор данных, который включал в себя несколько атрибутов, таких как тип сетевых пакетов, их происхождение и назначение, количество переданных данных и другие важные функции.

Представлены результаты реализации трех различных методов машинного обучения, а именно машины опорных векторов (SVM) [11], случайного леса (Random Forest) и длинной краткосрочной памяти (LSTM), с целью выявления аномалий в сетевых данных.

Все три рассмотренных алгоритма машинного обучения продемонстрировали заметные уровни точности, полноты и F1-меры, когда дело дошло до обнаружения аномалий в сетевых данных. Модель машины опорных векторов имела точность классификации – 92,5 %, полноту – 89,2% и F1-меру – 90,8 %. Для сравнения модель случайного

леса показала превосходную производительность: точность – 95,1 %, полнота – 92,5 % и показатель F1 – 93,8 %. Принципиально случайный лес отличается от остальных перечисленных методов типом используемого ансамбля. В случайном лесе для обучения применяется бэггинг, в котором выборка разделяется на несколько случайных

подвыборок. При этом один и тот же элемент может попадать в разные подвыборки [12]. С другой стороны, модель долговременной кратковременной памяти показала самую высокую производительность в сравнении с другими методами [13], достигнув точности – 98,3 %, запоминания – 96,5 % и F1-меры – 97,4 %.

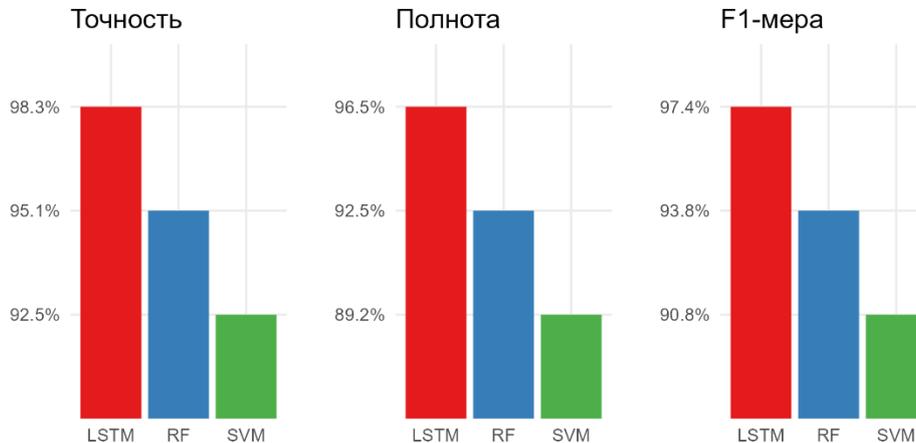


Рис. 1. Результаты применения машинного обучения для определения аномалий в сетевом графике

Результаты этого исследования демонстрируют значительную эффективность использования методов машинного обучения с целью обнаружения аномалий в сетевом трафике. Проверка и манипулирование сетевым трафиком имеют важное значение в сфере сетевой безопасности. Использование методов машинного обучения может иметь решающее значение для выявления нетипичных случаев и потенциальных рисков, таких как несанкционированный доступ или злонамеренные атаки. Машинное обучение может повысить эффективность и точность выявления аномалий в сетевом трафике и поддержания безопасности сетевых систем, о чем свидетельствуют высокие показатели точности, полноты и F1-оценки.

Прогнозирование времени до неисправности оборудования позволяет проводить упреждающее

обслуживание, минимизировать периоды простоя и предотвращать финансовые потери, вызванные непредвиденными неисправностями. Машинное обучение можно использовать для построения моделей, способных прогнозировать неисправности оборудования путем анализа прошлых данных, касающихся его состояния, функционирования и дополнительных переменных.

В качестве иллюстрации рассмотрим рисунок 2, в котором показаны результаты, полученные на основе применения методов машинного обучения для прогнозирования сбоев серверов в известной ИТ-корпорации. Обучение моделей включало использование данных, касающихся температуры, загрузки процессора, использования памяти и различных других показателей состояния сервера.

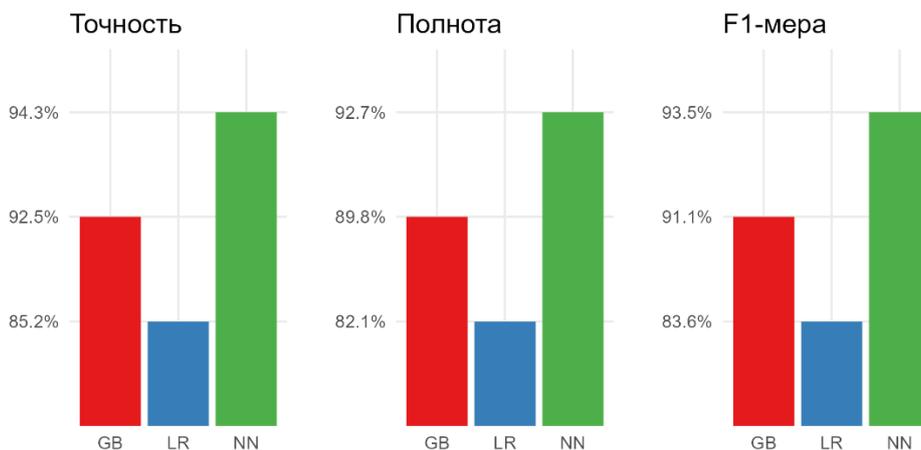


Рис. 2. Результаты применения машинного обучения для прогнозирования отказов серверов

Представлены результаты использования различных методов машинного обучения, включая логистическую регрессию, повышение градиента и нейронные сети, исследования, в основе которого

лежит стремление подражать нервной системе человека [14], с целью прогнозирования сбоев серверов.

Все три рассмотренных алгоритма машинного обучения продемонстрировали заметные уровни точности, полноты и F1-меры при использовании

для прогнозирования сбоев серверов. Модель логистической регрессии продемонстрировала точность – 85,2 %, полноту – 82,1 % и показатель F1 – 83,6 %. Для сравнения, градиентное повышение показало превосходную производительность, достигнув точности – 92,5 %, полноты – 89,8 % и F1-меры – 91,1 %. Нейронные сети, с другой стороны, продемонстрировали высочайший уровень точности, полноты и F1-меры, набрав 94,3 %, 92,7 % и 93,5 % соответственно.

Эти результаты позволяют предположить, что методы машинного обучения можно использовать для решения проблемы прогнозирования сбоев серверов, что позволяет сократить время простоев и свести к минимуму неблагоприятное воздействие на ИТ-инфраструктуру.

Оптимизация ресурсов и автоматическое масштабирование являются важнейшими задачами

в ИТ-бизнесе. Машинное обучение позволяет разрабатывать алгоритмы и модели для улучшения распределения ресурсов в компьютерных системах, таких как облачные платформы. Это также облегчает автономное масштабирование ресурсов в зависимости от нагрузки и требований системы.

Для иллюстрации рассмотрим рисунок 3, в которой показаны результаты использования методов машинного обучения с целью улучшения распределения ресурсов и облегчения автономного масштабирования в рамках облачной платформы. Обучение моделей включало использование данных, касающихся спроса на ресурсы, требований приложений и различных других аспектов, которые влияют на распределение ресурсов внутри облачной платформы.

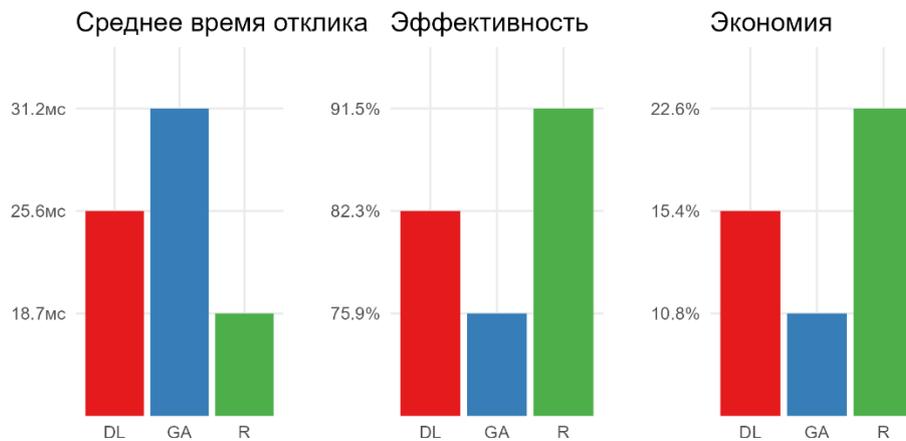


Рис. 3. Результаты внедрения нескольких методов машинного обучения для улучшения распределения ресурсов и автоматического масштабирования на облачной платформе

На рисунке представлены данные, относящиеся к среднему времени отклика (измеряется в миллисекундах), эффективности масштабирования (выраженной в процентах), и экономии ресурсов (выраженной в процентах) для каждого из трех рассматриваемых подходов: обучение с подкреплением, которая позволяет действовать в реальном мире так, чтобы максимизировать его вознаграждение [15], глубокое обучение и генетические алгоритмы.

Включение машинного обучения в облачную платформу может привести к существенному улучшению оптимизации распределения ресурсов и автоматического масштабирования. Одним из примечательных методов, демонстрирующих превосходную производительность по сравнению с другими описанными методами, является глубокое обучение. Он обеспечивает среднее время реакции – 18,7 мс, эффективность масштабирования – 91,5 % и экономию ресурсов – 22,6 %.

Производительность обучения с подкреплением заслуживает похвалы, о чем свидетельствуют среднее время отклика – 25,6 мс, эффективность масштабирования – 82,3 % и экономия ресурсов – 15,4 %. Напротив, генетические алгоритмы демонстрируют меньшую эффективность, о чем свидетельствует среднее время отклика – 31,2 мс, эффективность масштабирования – 75,9 % и экономия ресурсов – на 10,8 %.

Результаты, представленные на рисунке 3, предоставляют эмпирические данные, подтверждающие эффективность использования методологий машинного обучения, включая обучение с подкреплением, глубокое обучение и генетические алгоритмы, с целью оптимизации распределения ресурсов и облегчения автоматического масштабирования в среде облачных вычислений. Кроме того, эти стратегии обеспечивают заметное снижение среднего времени отклика, повышение эффективности масштабирования и экономию ресурсов.

Развитие автономных систем. Использование машинного обучения позволяет создавать автономные системы, способные адаптироваться к динамическим обстоятельствам и принимать решения, основанные на обученных моделях. Ожидайте будущих достижений в области автономных систем, включая автономные автомобили, автономные дроны, автономную робототехнику и другие подобные технологии. Эти разработки откроют новые перспективы и достижения в ИТ-бизнесе.

В настоящее время машинное обучение используется в различных областях ИТ-сектора, включая мониторинг и управление сетями, кибербезопасность, анализ данных, системы рекомендаций, медицинскую диагностику, финансовый анализ и многие другие области. Тем не менее, ожидается, что в ближайшие годы использование машинного обучения будет постоянно

расширяться, включая новые отрасли и области, где его внедрение только зарождается.

Вопрос интерпретируемости и объяснимости моделей машинного обучения является предметом беспокойства. Хотя эти модели становятся все более сложными и точными, их интерпретируемость и объяснимость уменьшаются. В ближайшее время ожидается, что больше внимания будет уделяться развитию методологий и технологий, направленных на улучшение нашего понимания и разъяснения процессов принятия решений, используемых моделями машинного обучения.

Гибридные модели машинного обучения, которые объединяют несколько методологий и подходов, таких как нейронные сети и эволюционные алгоритмы или обучение с подкреплением и глубокое обучение, открывают значительные перспективы для решения сложных проблем в ИТ-секторе.

Заключение

Таким образом, очевидно, что машинное обучение обладает значительным потенциалом для использования в секторе информационных технологий. В этой статье были рассмотрены реальные примеры применения машинного обучения, включая совершенствование процедур, обеспечение кибербезопасности и автоматизацию операций с данными. Тем не менее, развитие машинного обучения в ИТ-

секторе выходит за рамки этих конкретных областей и включает несколько потенциальных приложений. К ним относятся использование машинного обучения на устройствах с ограниченными ресурсами, автоматизация повторяющихся процессов и интеграция машинного обучения с другими технологиями.

Более того, поскольку достижения в методах и алгоритмах машинного обучения продолжают расти, в сочетании с растущей доступностью данных и растущими вычислительными возможностями, область машинного обучения готова подвергнуться дальнейшей эволюции и расширить спектр своих приложений в секторе информационных технологий. Тем не менее, крайне важно учитывать этические соображения, проблемы прозрачности и трудности безопасности при внедрении машинного обучения, чтобы гарантировать устойчивое и ответственное использование этой технологии.

Машинное обучение — мощный инструмент для решения сложных проблем в ИТ-секторе. По мере того, как машинное обучение развивается и становится более инновационным, ожидается, что его использование в ИТ-индустрии будет расти и открывать новые возможности для оптимизации корпоративных процессов, повышения эффективности и достижения более высокого уровня инноваций.

Список литературы

1. Струнин А. Е. Эволюция машинного обучения / А. Е. Струнин // Трибуна ученого. – 2020. – № 4. – С. 40–43. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_42764695_54447610.pdf (дата обращения: 30.05.2020).
2. Юрочкин А. Г. Проблемы машинного обучения / А. Г. Юрочкин, Н. А. Коростелева // Вестник Воронежского института высоких технологий. – 2020. – № 1. – С. 49–51. – Режим доступа: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_42684551_60814187.pdf (дата обращения: 30.02.2024).
3. Шолле Франсуа. Глубокое обучение на Python / Франсуа Шолле. – Санкт-Петербург : Питер, 2018. – 400 с.
4. Скульский Д. В. Процессы программно-целевого планирования и их автоматизация / Д. В. Скульский, В. Ф. Шуршев, М. И. Шиккульский // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2023. – № 3 (45). – С. 102–109.
5. Quoc Le. Using Machine Learning to Explore Neural Network Architecture / Quoc Le, Barret Zoph // Google AI Blog. – Режим доступа: <https://ai.googleblog.com/2017/05/using-machine-learning-to-explore.html> (дата обращения: 15.02.2024).
6. Dom Galeon. Google's Artificial Intelligence Built an AI That Outperforms Any Made by Humans / Dom Galeon // futurism. – Режим доступа: <https://futurism.com/google-artificial-intelligence-built-ai> (дата обращения: 26.03.2024).
7. Гостев А. Современные информационные угрозы, I квартал 2007 / А. Гостев. – Режим доступа: <http://www.viruslist.com/ru/analysis?pubid=204007545>. (дата обращения: 30.02.2024).
8. Михненко П. А. Анализ мультимодальных данных в управлении проектами: перспективы использования машинного обучения / П. А. Михненко // Управленческие науки = Management Sciences in Russia. – 2023. – № 13(4). – С. 71–89. – DOI: 10.26794/2404-022X-2023-13-4-71-89.
9. Киреева Н. В. Оценка аномалий сетевого трафика на основе циклического анализа / Н. В. Киреева, О. А. Караулова // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2018. – Т. 12, №11. – С. 28–33.
10. Корольков Т. А. Построение модели идентификации деятельности работников строительного комплекса / Т. А. Корольков, С. А. Дерябин, И. О. Темкин, Рзазаде Ульви Азар оглы, А. А. Валова // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2022. – № 2 (40). – С. 112–116.
11. Китова О. В. Метод машин опорных векторов для прогнозирования показателей инвестиций / О. В. Китова, И. Б. Колмаков, И. А. Пеньков // Статистика и экономика. – 2016. – № (4). – С. 27–30. – <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2016-4-27-30>.
12. Сергеев Н. Н. Повышение точности прогноза электропотребления промышленного предприятия методами машинного обучения с помощью отбора значимых признаков из временного ряда / Н. Н. Сергеев, П. В. Матренин // iPolytech Journal. – 2022. – Т. 26, № 3. – С. 487–498. – <https://doi.org/10.21285/1814-3520-2022-3-487-498>.
13. Соуза Р. Т. Классификация сетевого трафика с использованием глубоких рекуррентных нейронных сетей / Р. Т. Соуза, Франческо Палмиери, Джанни Д'Анджело // Журнал сетевых и компьютерных приложений. – 1 января 2021 г. – Т. 173.
14. Иванько А. Ф. Нейронные сети: общие технологические характеристики / А. Ф. Иванько, М. А. Иванько, Ю. А. Сизова // Научное обозрение. Технические науки. – 2019. – № 2. – С. 17–23. – Режим доступа: <https://science-engineering.ru/ru/article/view?id=1236> (дата обращения: 12.04.2024).
15. Саттон Ричард С. Обучение с подкреплением / Ричард С. Саттон, Эндрю Г. Барто. – Бинум. Лаборатория знаний, 2017. – 400 с.

© А. Г. Дворецкий

Ссылка для цитирования:

Дворецкий А. Г. Оптимизация процессов управления ИТ-проектами с использованием методов машинного обучения // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГБОУ АО ВО «АГАСУ», 2024. № 2 (48). С. 109–115.