

КЛАССИФИКАЦИЯ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В СФЕРЕ ПРОВЕДЕНИЯ УЧЕНИЙ ПОДРАЗДЕЛЕНИЙ ПОЖАРНОЙ ОХРАНЫ

CLASSIFICATION OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN THE FIELD OF CONDUCTING EXERCISES OF FIRE PROTECTION UNITS

M. Shkitronov

Summary. The topic relevance is due to the growing need to improve the effectiveness of training of fire protection units by optimizing the planning and conduct of exercises.

The research goal is to develop a classification of machine learning algorithms applicable to solving problems that arise in the process of conducting exercises of fire protection units.

To achieve this goal, the following tasks were solved: an analysis of the regulatory framework and methodological recommendations for the organization of fire protection exercises was carried out; the key factors of the effectiveness of the exercises were identified. The existing machine learning algorithms are considered in the context of their applicability to solving problems related to planning, modeling, and analyzing the results of exercises.

The following research methods are used: analysis of scientific literature on the organization of exercises and the use of machine learning, systematization and classification of the data obtained, expert assessment of the applicability of algorithms.

Based on the study, a classification of machine learning algorithms is proposed, which makes it possible to optimize the process of choosing the most suitable algorithm for solving a specific task within the framework of fire protection unit exercises. We also revealed that reinforcement learning algorithms have the greatest potential for automating the process of developing exercise scenarios and adapting tactical decisions in real time.

Keywords: machine learning, artificial intelligence algorithms, fire protection, fire extinguishing, innovative technologies.

Введение

Актуальность исследования обусловлена наущной необходимостью повышения эффективности подготовки личного состава подразделений пожарной охраны в условиях возрастающих требований к оперативности и безопасности. Традиционные методы обучения, не учитывающие индивидуальные особенности обучающихся, вариативность условий учений и динамику развития пожаров, демонстрируют огра-

Шкитронов Михаил Евгеньевич
кандидат педагогических наук, доцент,
ФГБОУ ВО Санкт-Петербургский университет
Государственной противопожарной службы
Министерства Российской Федерации по делам
гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям
и ликвидации последствий стихийных бедствий
имени Героя Российской Федерации
генерала армии Е.Н. Зиничева
shkitronov@mail.ru

Аннотация. Актуальность темы исследования обусловлена возрастающей потребностью в повышении эффективности подготовки подразделений пожарной охраны посредством оптимизации планирования и проведения учений.

Целью исследования является разработка классификации алгоритмов машинного обучения, применимых для решения задач, возникающих в процессе проведения учений подразделений пожарной охраны.

Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи: проведен анализ нормативно-правовой базы и методических рекомендаций по организации учений пожарной охраны; выявлены ключевые факторы эффективности учений; рассмотрены существующие алгоритмы машинного обучения в контексте их применимости для решения задач, связанных с планированием, моделированием и анализом результатов учений.

В качестве методов исследования используются: анализ научной литературы по вопросам организации учений и применения машинного обучения, систематизация и классификация полученных данных, экспертная оценка применимости алгоритмов.

По итогам исследования предложена классификация алгоритмов машинного обучения, позволяющая оптимизировать процесс выбора наиболее подходящего алгоритма для решения конкретной задачи в рамках проведения учений подразделений пожарной охраны. Выявлено, что алгоритмы обучения с подкреплением обладают наибольшим потенциалом для автоматизации процесса разработки сценариев учений и адаптации тактических решений в режиме реального времени.

Ключевые слова: машинное обучение, алгоритмы искусственного интеллекта, пожарная охрана, пожаротушение, инновационные технологии.

ниченную эффективность. В этой связи применение алгоритмов машинного обучения (МО) открывает принципиально новые возможности для персонализации обучения, оптимизации сценариев учений и, как следствие, повышения боеготовности личного состава в экстремальных ситуациях [11, с. 274].

Внедрение машинного обучения в процесс подготовки подразделений пожарной охраны нацелено на решение следующих стратегически важных задач:

алгоритмы МО позволяют осуществлять углубленный анализ больших объемов данных, полученных в ходе учений, с целью выявления устойчивых закономерностей, определяющих эффективность действий личного состава. Кроме того, с помощью алгоритмов машинного обучения анализируются тактические решения, время выполнения задач, эффективность использования оборудования и другие ключевые параметры.

Полученные данные служат основой для формирования персонализированных рекомендаций, адресованных каждому обучающемуся, направленных на коррекцию выявленных недостатков и развитие сильных сторон. Машинное обучение также предоставляет возможность создания адаптивных сценариев учений, учитывающих уровень предварительной подготовки обучающихся, текущие метеорологические условия, особенности моделируемого пожара и другие существенные факторы. Такой подход, в свою очередь, обеспечивает повышение реалистичности и эффективности процесса обучения, максимально приближая его к условиям реальных пожаров [6, с. 246]. Помимо обозначенных направлений, алгоритмы машинного обучения можно применять для автоматизированной оценки действий личного состава в ходе учений, обеспечивая объективную оценку уровня готовности каждого обучающегося и своевременное выявление потребности в дополнительной подготовке.

Исследования в области применения машинного обучения в пожарной безопасности подтверждают высокий потенциал данного подхода. В частности, в работе А.В. Андреева и А.С. Доронина [1] представлен алгоритм прогнозирования распространения пожара в зданиях на основе МО, учитывающий такие факторы, как тип здания, наличие горючих материалов и направление ветра. Авторы показывают, что данная информация может быть использована для разработки более эффективных тактических планов и повышения безопасности личного состава. В свою очередь, Э.Е. Жиляева [6] предложила систему, использующую машинное обучение для раннего обнаружения дыма и огня, что позволяет своевременно принять меры по тушению пожара. Интеграция подобных систем в процесс учений способствует подготовке личного состава к эффективным действиям в условиях быстро меняющейся обстановки.

Внедрение алгоритмов машинного обучения в процесс подготовки подразделений пожарной охраны требует комплексной стратегии, включающей сбор и анализ данных об учениях, разработку и адаптацию алгоритмов машинного обучения к специфике деятельности пожарных, а также обучение личного состава работе с новыми инструментами и методами обучения. Тем не менее, такие потенциальные выгоды от применения машинного обучения в сфере подготовки подразделений пожарной охраны, как повышение эффективности обучения,

снижение риска травматизма и улучшение результатов тушения пожаров, безусловно, оправдывают усилия по внедрению данного подхода в работу Государственной противопожарной службы Российской Федерации.

Таким образом, применение алгоритмов машинного обучения в сфере проведения учений подразделений пожарной охраны представляет собой многообещающее направление, способное обеспечить значительное повышение качества подготовки личного состава, снижение рисков при выполнении боевых задач и повышение общей эффективности деятельности пожарной охраны.

Материалы и методы

Теоретико-методологические основы исследования составили постулаты и тезисы, изложенные в фундаментальных работах таких авторов, как И.А. Бондаренко, С.Я. Нагибин [2], Д. Братухин [3], В.Я. Вилисов [4] и др.

Ключевые методологические аспекты исследуемой темы были проанализированы на основе материалов работ таких авторов, как Э.Е. Жиляева [6], И.А. Малый, В.В. Булгаков, И.Ю. Шарабанова, О.И. Орлов [7], И.Н. Пожаркова, С.Г. Цариченко, С.Г. Немчинов [8] и др.

В исследовании были также использованы материалы Государственной противопожарной службы Российской Федерации [5].

В рамках современных зарубежных исследований проводится систематический анализ применимости различных классов алгоритмов машинного обучения (МО) в задачах повышения эффективности пожарной охраны. В частности, в работах Бин Ван, Бодун Цай, Цзиньфан Шэн, Вэнъчжэ Цзяо [9], В. Грабисс, Д. Фойтл [10], Цзяминь Цзян [11], А. Склар, М. Вайлер [12] рассматриваются ключевые направления, где МО может внести существенный вклад, включая прогнозирование развития пожаров, оптимизацию стратегий эвакуации и рациональное распределение ресурсов для тушения.

Зарубежный научный дискурс темы охватывает как алгоритмы обучения с учителем (деревья решений и метод опорных векторов (SVM), так и методы обучения без учителя (кластеризация и снижение размерности). Также уделяется внимание алгоритмам обучения с подкреплением, что, по мнению Чжаньфэн Ван, Лиша Яо [13], позволяет разрабатывать адаптивные системы управления в динамичных условиях пожара.

Методология исследования включает в себя ряд общенаучных методов: синтез, анализ, систематизация, описательный анализ, сопоставление, а также формально-логический метод. В рамках исследования темы были

также применены историографический анализ научного дискурса и анализ возможностей внедрения технологий искусственного интеллекта на этапах проведения учений подразделений пожарной охраны в России.

Результаты и обсуждения

Классификация алгоритмов машинного обучения в сфере пожаротушения проводится нами на основе ряда ключевых критериев, определяющих их применимость к конкретным задачам в пожарной охране. К этим критериям относятся: тип решаемой задачи (классификация, регрессия, кластеризация), объем и структура данных, необходимых для обучения модели, вычислительная сложность алгоритма, определяющая скорость обучения и прогнозирования, а также интерпретируемость результатов, необходимая для принятия обоснованных решений. Например, для прогнозирования распространения огня на основе спутниковых данных о растительности и погодных условий оправдано использование таких методов регрессионного анализа, как «Gaussian Process Regression» (GPR), учитывая способность искусственного интеллекта к моделированию неопределенностей.

На основе анализа научной литературы полученные нами результаты легли в основу классификации, представленной в таблице 1.

Алгоритмы машинного обучения, применимых для пожаротушения, классифицируются по множеству кри-

териев, включая тип обучения и целевую задачу. Рассмотрим каждый критерий более подробно.

I. Классификация по типу обучения.

1. *Обучение с учителем* («Supervised Learning») представляет собой класс алгоритмов обучается на размеченных данных, где каждый входной вектор соответствует известному целевому значению. В контексте пожарной охраны, такие алгоритмы могут быть использованы для исторического контекста учений, где для каждого сценария зафиксирована оценка эффективности.

В ряду таких алгоритмов выделяются: линейная регрессия, которая применяется для прогнозирования непрерывных величин, например, для расчета времени прибытия пожарного расчета на основе входных параметров, например расстояния и погодных условий. В адаптации к задачам пожаротушения линейная регрессия может быть использована для оценки необходимого времени развертывания оборудования или прогнозирования скорости распространения огня в зависимости от типа горючих материалов и условий окружающей среды.

В этом классе алгоритмов логистическая регрессия используется для классификации объектов в два или более классов. Например, оценка вероятности успешного тушения пожара до определенного момента времени на основе данных о типе пожара, доступных ресурсах и времени начала тушения. В сфере пожарной безопас-

Таблица 1.

Классификация и применение алгоритмов машинного обучения в пожарной охране

Алгоритм	Тип обучения	Задача	Преимущества	Недостатки	Примеры применения
Деревья решений	С учителем	Классификация, регрессия	Простота интерпретации, высокая скорость обучения	Склонность к переобучению, нестабильность	Прогнозирование риска возникновения пожара на основе погодных условий и типа растительности.
Метод опорных векторов (SVM)	С учителем	Классификация, регрессия	Высокая точность, эффективность в многомерных пространствах	Сложность интерпретации, высокая вычислительная сложность для больших объемов данных	Классификация пожаров по причине возникновения (естественные, техногенные).
Кластеризация (K-means)	Без учителя	Кластеризация	Простота реализации, высокая скорость работы	Требует предварительного знания количества кластеров, чувствительность к выбросам	Выделение регионов с повышенным риском возникновения пожаров на основе исторических данных.
Снижение размерности (PCA)	Без учителя	Снижение размерности	Уменьшение вычислительной сложности, визуализация данных	Потеря информации, сложность интерпретации преобразованных признаков	Снижение размерности спутниковых данных для анализа растительности и выявления очагов возгорания.
Q-learning	С подкреплением	Оптимизация	Адаптивность к изменяющимся условиям, возможность обучения без модели среды	Высокая вычислительная сложность, необходимость большого количества итераций обучения	Оптимизация маршрутов эвакуации в зависимости от распространения огня и задымления.

ности логистическая регрессия может классифицировать здания по уровню пожароопасности, определяемому по архитектурным особенностям и соблюдению норм безопасности.

Также применяется метод опорных векторов (SVM), который эффективен для решения задач классификации и регрессии, особенно в пространствах высокой размерности. В контексте пожарной охраны SVM может быть использован для классификации типов возгораний по данным с датчиков и камер, обеспечивая быстрое определение характера пожара и выбор оптимальной стратегии тушения. Этот метод также находит применение в анализе и классификации данных дистанционного зондирования для оценки масштабов природных пожаров.

Метод деревьев решений и ансамблевые методы («Random Forest, Gradient Boosting») подходят для задач классификации и регрессии, отличаются высокой точностью и устойчивостью к переобучению. В задачах пожарной охраны они могут использоваться для прогнозирования риска возникновения пожара в определенном районе на основе анализа исторических данных, погодных условий и других факторов. Метод деревьев решений, в частности, применяется в моделях оценки ущерба от пожара, когда точность прогноза критически важна для оптимизации распределения ресурсов и страховых выплат.

2. Обучение без учителя («Unsupervised Learning»).

Алгоритмы данного типа работают с неразмеченными данными, выявляя скрытые структуры и закономерности.

В данном классе алгоритмов выделяется кластеризация (K-means, DBSCAN) для группировки объектов по схожим признакам. В контексте пожарной охраны кластеризация может применяться для группировки зданий с похожими характеристиками (например, тип конструкции, материалы, возраст) для разработки дифференцированных планов пожарной безопасности. Алгоритмы кластеризации могут быть использованы для идентификации потенциально опасных зон в городе на основе анализа частоты пожаров и социо-экономических характеристик района.

Понижение размерности (PCA), которое позволяет уменьшить количество признаков, сохраняя при этом наиболее важную информацию. В контексте пожарной охраны PCA может быть использован для уменьшения количества параметров, необходимых для моделирования распространения пожара, что упрощает анализ и снижает вычислительные затраты. PCA может использоваться для анализа изображений с дронов, обнаруживая критические участки распространения огня.

Ассоциативные правила («Apriori, FP-growth») позволяют выявить закономерности в данных, например, какие факторы чаще всего приводят к возникновению

пожаров. В рамках задач пожарной охраны такие алгоритмы позволяют проводить анализ данных о причинах пожаров для выявления наиболее распространенных ошибок и разработки превентивных мер.

3. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning) — это алгоритмы искусственного интеллекта, которые обучаются путем взаимодействия с окружающей средой, получая вознаграждение за правильные действия и «штрафы» за неправильные.

Среди данного класса алгоритмов, с позиций применимости в учениях подразделений пожарной охраны, можно выделить следующие: Q-learning, алгоритм, обучающийся оптимальной стратегии действий путем оценки качества каждой пары «состояние-действие». В контексте учений подразделений пожарной охраны Q-learning можно применять для обучения управления роботом-пожарным, который должен самостоятельно принимать решения о тушении пожара в сложной обстановке.

Алгоритм SARSA аналогичен Q-learning, но, в отличие от него, обучается на основе фактических действий, а не оптимальных. В контексте SARSA может быть адаптирован для обучения алгоритмов, оптимизирующих маршруты эвакуации зданий во время пожара на основе симуляций и обратной связи.

Глубокое обучение с подкреплением (DRL): Комбинация обучения с подкреплением и глубоких нейронных сетей, позволяющая решать сложные задачи с высокой размерностью пространства состояний. Данный алгоритм может быть применен для создания продвинутых виртуальных тренажеров для подготовки пожарных, где алгоритм управляет поведением виртуальных пожарных и окружающей среды.

II. Классификация по решаемой задаче.

- 1) Задача идентификации класса объекта: классификация пожароопасности зданий на основе материалов, планировки и возраста; определение уровня готовности пожарного расчета к выполнению конкретной задачи.
- 2) Прогнозирование непрерывного значения (регрессия), которая может быть применена для прогнозирования времени прибытия пожарного расчета на место вызова с учетом трафика и расстояния; оценка необходимого количества воды для тушения пожара в зависимости от его масштаба и типа горящих материалов.
- 3) Кластеризация (группировка объектов по схожим признакам). Например, на базе искусственного интеллекта возможна кластеризация пожаров по причинам возникновения (например, неосторожное обращение с огнем, короткое замыкание, поджог); выявление групп зданий с повышенным

риском пожара на основе анализа статистических данных и факторов риска.

4) Прогнозирование временных рядов также может быть применено в ходе учений подразделений пожарной охраны. Например, в ходе учебного пожаротушения возможно прогнозирование будущих значений на основе анализа исторических данных: прогнозирование количества пожаров в зависимости от времени года и погодных условий; прогнозирование динамики распространения пожара на основе данных о температуре, влажности и направлении ветра.

На основе приведенной выше классификации возможны следующие направления применения алгоритмов машинного обучения в учениях пожарной охраны:

1. Оптимизация сценариев учений на этапе планирования учебной деятельности, выбор наиболее эффективных тактических приемов и распределение ресурсов, используя данные о предыдущих учениях и моделирование различных сценариев.
2. Автоматическая оценка действий пожарных, выявление ошибок и слабых мест, а также предоставление рекомендаций по улучшению подготовки на основе анализа данных, собранных во время учений (например, время выполнения задач, расход ресурсов, соблюдение правил безопасности).
3. Применение алгоритмов обучения с подкреплением для создания реалистичных виртуальных тренажеров, позволяющих пожарным оттачивать навыки в различных ситуациях без риска для жизни и здоровья.
4. Выявление тенденций и закономерностей, а также прогнозирование будущих результатов на ос-

нове анализа данных о предыдущих учениях, что позволяет улучшать процесс подготовки и повышать эффективность работы пожарных подразделений.

Выводы

На основе проведенного исследования можно сформулировать следующие выводы: многообразие алгоритмов машинного обучения открывает широкие перспективы для повышения эффективности и безопасности в сфере пожарной охраны. От предиктивного анализа рисков возникновения пожаров до оптимизации тактических решений в реальном времени машинное обучение предоставляет ценные инструменты для анализа данных, автоматизации процессов и поддержки принятия решений.

Интеграция алгоритмов машинного обучения в практику пожарной охраны позволяет существенно улучшить планирование учений, предоставляя возможность моделирования разнообразных сценариев и автоматизированной оценки действий пожарных. Применение ансамблевых методов для оценки ущерба от пожаров и глубокого обучения с подкреплением для создания продвинутых виртуальных тренажеров способствует более эффективному распределению ресурсов и повышению квалификации личного состава.

Таким образом, мы можем констатировать, что внедрение машинного обучения в пожарную охрану — это не просто технологический тренд, а необходимость минимизации рисков в ходе пожаротушения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Андреев А.В., Доронин А.С. Прототип технического устройства обнаружения пожара, построенный на принципах искусственного интеллекта // Вестник МАНЭБ. — 2024. — № 2. — С. 5–10.
2. Бондаренко И.А., Нагбин С.Я. Методы классификации пожаров со спутниковых снимков // Итоги науки. — 2024. — № 18–1 (335). — С. 27–28.
3. Братухин Д. Сегментация пламени на изображении с использованием сверточной нейронной сети U-net // Norwegian Journal of Development of the International Science. — 2021. — № 64. — С. 31–38.
4. Вилисов В.Я. Моделирование уровня риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров // Пожаровзрывобезопасность. — 2019. — № 3. — С. 36–49.
5. Государственная противопожарная служба Российской Федерации // МЧС России. — URL: <https://vdpo.ru/enc/gosudarstvennaya-protivopozharnaya-sluzhba> (дата обращения: 01.05.2024).
6. Жиляева Э.Е. Способы и пути подавления пожаров с помощью искусственного интеллекта // Петербургские пенитенциарные конференции. материалы комплекса международной научно-практической конференции. — Санкт-Петербург, 2025. — С. 245–246.
7. Малый И.А., Булгаков В.В., Шарабанова И.Ю., Орлов О.И. Применение цифровых технологий для подготовки курсантов в области пожаротушения // Открытое образование. — 2021. — № 2. — С. 51–60.
8. Пожаркова И.Н., Цариченко С.Г., Немчинов С.Г. Использование машинного обучения в задачах управления пожарными роботами // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. — 2023. — № 12. — С. 19–25.
9. Bin Wang, Bodong Cai, Jinfang Sheng, Wenzhe Jiao. AAGCN: a graph convolutional neural network with adaptive feature and topology learning // Scientific Reports. — 2022. — Vol. 14 (1). — pp. 78–92.
10. Grabiss, V., Voitl, D. Fire hazard prevention with AI: machine learning models // International Sociological Journal. — 2021. — № 7. — pp. 68–79.
11. Jiamin Jiang. The eye of artificial intelligence — Convolutional Neural Networks // Applied and Computational Engineering. — 2022. — № 76 (1). — pp. 273–279.
12. Skliar A., Weiler M. Hyperbolic Convolutional Neural Networks // Frontiers in Artificial Intelligence. — 2022. — № 7. — pp. 102–124.
13. Zhanfeng Wang, Lisha Yao. Expression Recognition Method Based on Convolutional Neural Network and Capsule Neural Network // Computers, Materials & Continua. — 2023. — № 79(1). — pp. 1–10.