Научная статья
УДК 343.85:004

Применение искусственного интеллекта для прогнозирования правонарушений и преступлений на транспорте: теория и методология

Кирилл Витальевич Злоказов[1], доктор юридических наук, доцент
Грант Рубенович Сархошян[2]

[1] Санкт-Петербургский университет МВД России,
Санкт-Петербург (198206, ул. Летчика Пилютова, д. 1), Российская Федерация
[2] Управление на транспорте МВД России по Северо-Западному федеральному округу,
Санкт-Петербург (191124, ул. Ярославская, д. 4), Российская Федерация
[1] kzlokazov@mvd.ru, [2] nio.spbu@yandex.ru
[1] https://orcid.org/0000-0002-0664-8444, [2] https://orcid.org/0009-0007-3870-6382

Аннотация:
Введение. *Актуальность исследования обусловлена вызовами и угрозами объектам транспорта и транспортной инфраструктуры, а также возможностями цифровой трансформации оперативно-служебной деятельности органов внутренних дел Российской Федерации. Рост несанкционированных вмешательств и общественная опасность посягательств требуют оптимизации деятельности полиции на транспорте, которая, в свою очередь может быть эффективно осуществлена с опорой на методы искусственного интеллекта – нейросетевого прогнозирования.*
Цель – систематизация теории и методологии применения нейросетевых технологий для прогнозирования правонарушений и преступлений на объектах транспортной инфраструктуры, осуществляемая для повышения эффективности деятельности полиции на транспорте.
Методы исследования: *общенаучные методы анализа, систематизации и конкретизации, использованные в отношении сведений о применении искусственного интеллекта и нейросетевых систем прогнозирования правонарушений и преступлений на транспорте.*
Результаты. *Проанализированы отечественные и зарубежные технологии искусственного интеллекта, применяемые при прогнозировании правонарушений и преступлений, систематизированы нейросетевые методы прогнозирования, пригодные для построения моделей правонарушений и преступлений, конкретизирован алгоритм прогноза правонарушений и преступлений на транспорте и объектах транспортной инфраструктуры посредством нейросетевой технологии применения искусственного интеллекта. Показано, что многослойный персептрон (MLP), рекуррентная нейронная сеть (RNN), временная сверточная сеть (TCN), графовая нейронная сеть (GNN) могут применяться для оперативного (в режиме реального времени) а также стратегического (криминологического) прогноза правонарушений и преступлений на транспорте. Приводятся примеры нейросетевых моделей, используемых для решения задач прогнозирования правонарушений и преступлений на транспорте. С учетом выполненного анализа формулируется алгоритм разработки нейросетевой модели прогноза правонарушений и преступлений. Описываются четыре этапа его осуществления, позволяющие перейти к практическому воплощению (разработке) модели прогноза.*

Ключевые слова:
интеллектуальное прогнозирование преступлений, искусственная нейронная сеть, нейросетевой прогноз преступлений, нейросетевой анализ правонарушений, интеллектуальное предсказание преступлений, криминологический прогноз, информационные технологии прогнозирования правонарушений

Для цитирования:
Злоказов К. В., Сархошян Г. Р. Применение искусственного интеллекта для прогнозирования правонарушений и преступлений на транспорте: теория и методология // Вестник Санкт-Петербургского университета МВД России. 2025. № 4 (108). С. 98–105.

Статья поступила в редакцию 22.05.2025; одобрена после рецензирования 07.10.2025; принята к публикации 25.12.2025.

Original article

Using artificial intelligence for forecasting offenses and crimes in transport: theory and methodology

Kirill V. Zlokazov, Doc. Sci. (Jurid.), Docent
Grant Rubenovich Sarkhoshyan[2]

[1] Saint Petersburg University of the MIA of Russia
1, Letchika Pilyutova str., Saint Petersburg, 198206, Russian Federation
[2] Transport Directorate of the Ministry of Internal Affairs of Russia for the Northwestern Federal District
4, Yaroslavskaya str, Saint Petersburg, 191124, Russian Federation

ISSN 2949-1150 (online)
2071-8284 (print)

Abstract:
Introduction. *The relevance of the study is driven by the challenges and threats to transport facilities and infrastructure, as well as the opportunities for digital transformation of the operational and service activities of the Russian Ministry of Internal Affairs. The increase in unauthorized interference and the public danger of encroachments necessitate the optimization of transport police operations, which can be effectively achieved using artificial intelligence methods, specifically neural network forecasting. The aim is to systematize the theory and methodology of applying neural network technologies to forecast offenses and crimes at transport infrastructure facilities, in order to enhance the efficiency of transport police.*
Research methods: *general scientific methods of analysis, systematization, and concretization, applied to information on the use of artificial intelligence and neural network methods for forecasting transport offenses and crimes.*
Results. *Domestic and foreign AI technologies used in forecasting offenses and crimes were analyzed; neural network forecasting methods suitable for modeling offenses and crimes were systematized; an algorithm for forecasting offenses and crimes in transport and at transport infrastructure facilities using neural network AI technology was specified. It is shown that Multilayer Perceptron (MLP), Recurrent Neural Network (RNN), Temporal Convolutional Network (TCN), and Graph Neural Network (GNN) can be applied for both operational (real-time) and strategic (criminological) forecasting. Examples of neural network models for these tasks are provided. Based on the analysis, an algorithm for developing a neural network forecasting model is formulated, describing its four implementation stages to enable practical model development.*

Keywords:
crime intelligence forecasting, artificial neural network, neural network crime prediction, neural network offense analysis, intelligent crime prediction, criminological forecasting AI, AI for offense prediction

For citation:
Zlokazov K. V., Sarkhoshyan G. R. Using artificial intelligence for forecasting offenses and crimes in transport: theory and methodology // Vestnik of Saint Petersburg University of the MIA of Russia. 2025. № 4 (108). P. 98–105.

**The article was submitted May 22, 2025;
approved after reviewing October 7, 2025;
accepted for publication December 25, 2025.**

Актуальность исследования заключается в возможностях цифровой трансформации деятельности органов внутренних дел Российской Федерации в части противодействия преступности. Современная преступность становится все более технологичной, и противодействие ей невозможно без адекватного интеллектуального и технического оснащения правоохранительных органов. Как неоднократно подчеркивал президент Российской Федерации Владимир Владимирович Путин, будущее государственного управления и, в частности, правоохранительной системы неразрывно связано с внедрением цифровых платформ и искусственного интеллекта[1].

Необходимость поиска новых методов противодействия правонарушениям и преступлениям на объектах транспорта обусловлена ролью транспортной инфраструктуры в жизни страны. Высокая концентрация людей и материальных ценностей, гетерогенность и динамика транспортных потоков, открытость транспортной инфраструктуры создают благоприятную среду для совершения правонарушений – от кражи грузов и личного имущества пассажиров, актов хулиганства до диверсий и террористических посягательств. В этих условиях назрела потребность перехода к проактивной, прогнозирующей парадигме управления деятельностью органами внутренних дел на транспорте, основанной на обработке данных и передовых технологиях их анализа.

С учетом имеющегося зарубежного опыта применения нейросетевых технологий ясно, что интеграция информационных систем различных подразделений МВД и транспортной инфраструктуры может снизить уровень криминализации. Объединение в едином аналитическом контуре данных о пассажиропотоке, расписании движения, записях с камер видеонаблюдения, данных о правонарушениях и оперативной обстановке в их исторической перспективе позволит эффективно использовать силы и средства полиции на транспорте для предупреждения преступлений. Освоение нейросетевых методов прогнозирования открывает путь к созданию прогнозных моделей, способных не только предсказывать уровень преступности на транспорте на основе сведений об уровне преступности прошлых лет, но и оценивать риски преступлений в режиме реального времени.

Цель статьи состоит в систематизации теоретических основ и разработке алгоритма по применению нейросетевых технологий для прогнозирования правонарушений и преступлений на объектах транспортной инфраструктуры, осуществляемой в целях повышения эффективности деятельности подразделений полиции на транспорте.

Для достижения цели решаются следующие задачи: анализируются отечественные и зарубежные технологии искусственного интеллекта, применяемые при прогнозировании правонарушений и преступлений; описываются нейросетевые методы прогнозирования, пригодные для построения моделей правонарушений и преступлений; представлен алгоритм прогноза правонарушений и преступлений посредством нейросетевого метода.

[1] Искусственный интеллект трансформирует в России всю систему госуправления [Электронный ресурс] // COMNEWS : [сайт]. URL: https://www.comnews.ru/content/23686 2/2024-12-13/2024-w50/1009/iskusstvennyy-intellekt-transformiruet-rossii-vsyu-sistemu-gosupravleniya (дата обращения: 01.09.2025).

Результатом выступает расширение представлений о возможностях применения нейросетевых технологий для противодействия правонарушениям и преступлениям на транспорте и объектах транспортной инфраструктуры. Практическим результатом исследования является систематизированное знание о нейросетевых моделях и их параметрах, применимое для разработки конкретных нейросетевых решений, нацеленных на криминологический (долгосрочный) и оперативный прогноз состояния правонарушений и преступлений на транспорте.

Теоретические основания применения технологий искусственного интеллекта для прогнозирования правонарушений и преступлений

Искусственный интеллект определяется как «комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека»[2]. Под комплексом технологических решений понимается информационно-коммуникационная инфраструктура, программное обеспечение, включающее в т. ч. и машинное обучение, а также процессы и сервисы по обработке больших данных и поиску решений.

Анализ зарубежных и отечественных публикаций показывает, что технологии используются в нескольких основных направлениях:

– противодействие правонарушениям и преступлениям, совершаемым посредством информационно-коммуникационных технологий, в т. ч. в интернете. Использование технологий основывается на выявлении антиобщественных и противозаконных действий в цифровой среде, их документировании в целях уголовного преследования и блокировании [1]. Наиболее эффективно данные технологии применяются в отношении преступлений против собственности (мошенничество), жизни и здоровья (доведение до самоубийства), против свободы, чести и достоинства личности (клевета), половой неприкосновенности и половой свободы (развратные действия), общественной безопасности и общественного порядка (призывы к осуществлению террористической деятельности, публичное оправдание терроризма, возбуждение ненависти либо вражды, унижение человеческого достоинства и т. д.);

– предупреждение преступлений, совершаемых в общественных местах с помощью методов анализа поведения (предиктивная аналитика). Наибольшую эффективность продемонстрировал метод «компьютерного зрения», примененный к признакам правонарушающего поведения [2]. Благодаря компьютерной обработке информации с видеокамер повысились возможности установления личности разыскиваемых лиц, в т. ч. подозреваемых, обвиняемых, свидетелей и потерпевших [3], выявляемости действий водителей транспортных средств, нарушающих правила проезда перекрестка, превышающих разрешенную скорость движения [4]. Наблюдение за поведением лиц в общественных местах позволило заблаговременно выявлять лиц в состоянии опьянения, дезориентированных и неадекватно реагирующих, нарушающих правила поведения [5].

– прогнозирование правонарушений и преступлений (криминологическое прогнозирование) [6]. Прогнозирование представляет собой совокупность методов (а) пространственного, пространственно-временного и сетевого анализа, применяемых для определения вероятности совершения преступления на определенных участках местности; (б) персонологического прогнозирования совершения преступлений определенными лицами и /или группами [4].

К наиболее распространенным видам пространственного прогнозирования относится топографическое картирование (геопрофайлинг) [7]. Оно осуществляется посредством оценки криминологической ситуации в определенных районах и в целом населенных пунктах, участках транспортных магистралей и узлов. Результатом картирования выступает топологическая модель преступлений («карта преступлений»), составляемая на основе сообщений о происшествиях [8]. При этом географическая оценка криминогенности опирается не только на оперативную информацию, но и на сведения, поступающие от населения. Они включают, во-первых, сигналы о совершающихся правонарушениях и преступлениях, во-вторых, обращения и жалобы потерпевших, в-третьих, криминогенно-значимые социальные, культурные и экономические характеристики деятельности населения. К ним относятся такие показатели, как вандальная пораженность зданий и сооружений, наличие бесхозной и разрушенной городской инфраструктуры [9]. Традиционный способ криминологического геопрофайлинга предполагает работу сотрудников полиции с географическими информационными системами и информационными сводками о правонарушениях и преступлениях. Несмотря на эффективность, данный способ трудоемок и занимает много времени [10].

[2] О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации (вместе с Национальной стратегией развития искусственного интеллекта в России до 2030 года)» : Указ Президента Российской Федерации от 10 октября 2019 г. № 490 (ред. от 15.02.2024) // Собрание законодательства Российской Федерации (далее – СЗ РФ). 2019. № 41. Ст. 5700.

ISSN 2949-1150 (online)
2071-8284 (print)

Неспособность сотрудника-оператора оценивать большие объемы информации в короткий период времени существенно затрудняет отслеживание динамичного и меняющегося характера преступной деятельности. Кроме того, ручной ввод может привести к неточной идентификации криминогенных областей и ошибкам прогнозирования.

Статистические методы активно используются для предсказания преступности в масштабах страны, региона, города или района. Эти методы предполагают расчет плотности и распределения происшествий, связанных с преступлениями, в пределах определенного периода времени[3] [11; 12]. Предметом анализа является поиск статистически значимых особенностей, в то время как автокорреляция оценивает степень связи событий, связанных с преступлениями. Хотя статистические методы более продуктивны в обработке информации, чем ручной анализ, они ограничены тем, что опираются на заранее определенные статистические модели и пороговые значения, которые могут неточно отражать состояние преступности [13].

Персонологическое картирование осуществляется путем расчета показателей вреда, позволяющих выявить потенциально опасных преступников. Распространенным методом является взвешенная совокупность статичных факторов, таких как тяжесть преступления и вид наказания [14]. Для изучения криминогенных групп и сообществ на основе теории графов разработана методология изучения их взаимодействия. Анализ связей используется для разработки ассоциативных матриц и диаграмм взаимодействия криминогенных лиц. Сетевой анализ используется для выявления состава преступных групп, определения структуры лидерства, выявления степени готовности к совершению преступления, изобличению участников на этапе уголовного преследования [8].

Завершая обзор технологий применяемых для прогнозирования правонарушений и преступлений, сформулируем ряд выводов. Успешное применение данных методов актуализирует развитие технологий, совершенствующих и ускоряющих обработку массивов гетерогенных данных. Так на сегодняшний день положительных результатов удается достичь благодаря применению аппаратно-программного комплекса «Безопасный город», автоматизированной информационной системы «Карта криминогенности», системы биометрического распознавания лиц «Сфера» и аналогичных интеллектуальных средства прогнозирования правонарушений и преступлений [15].

Недостатки использования классической методологии прогнозирования правонарушений и преступлений обусловлены естественными ограничениями способности операторов – сотрудников полиции воспринимать и интерпретировать объемы данных, а также тем, что классическим инструментам математико-статистического прогнозирования не хватает аналитической глубины, необходимой для выявления тонких закономерностей и тенденций. Они не могут эффективно интегрировать многочисленные источники данных или учитывать влияние различных социально-экономических и экологических факторов на преступность. Кроме того, эти методы обычно обеспечивают статичное представление данных о преступлениях, не отражая динамические и временные аспекты преступной деятельности. Существенных результатов удается достичь благодаря применению методологии нейросетевого подхода к прогнозированию правонарушений и преступлений.

Нейросетевые методы прогнозирования, пригодные для построения моделей правонарушений и преступлений

Методология разработки прогноза правонарушений и преступлений в настоящее время представляет собой широкую группу методов, основывающихся на интуитивных (иррациональных), субъективных (индивидуальных) и формализованных (статистических) основаниях. Наибольшую разработку и применение получили формализованные методы [16].

Формализованные методы, применяемые для разработки статистических и структурных моделей предсказания правонарушений и преступлений, основываются на процедурах изучения зависимостей, отражающих само явление [17]. Статистические виды моделей строятся на анализе ассоциаций, корреляций и регрессий, тогда как структурные модели представляют собой более сложные процедуры, предполагающие выявление многомерных зависимостей, и предполагают классификацию, кластеризацию и детерминацию между различными причинами и условиями преступлений [18].

Методология нейросетевых методов дополняет статистические и структурные модели, развивая и расширяя их возможности. Основу нейросетевых методов составляет теория нейронных сетей, представляющая собой алгоритмическое моделирование нейрофизиологических процессов средствами математической статистики.

Фактически, нейросетевой метод воспроизводит деятельность нервных клеток по получению, обработке и передаче нервных импульсов. Имитация нейронной сети с помощью аппаратно-

[3] Федорова О. Б., Хейло Л. Г. Статистические методы анализа, оценки и прогнозирования оперативной обстановки : учебно-методическое пособие. Москва : ОАД МВД России, 2018. 85 с.

программных средств обеспечивает обработку, анализ и интерпретацию больших объемов данных, позволяя в режиме реального времени оценивать риски криминальных посягательств и противодействовать им. В настоящее время прогнозирование правонарушений и преступлений с использованием нейросетевых методов осуществляется в нескольких направлениях:

– Моделирование и прогнозирование преступности в реальном времени с использованием сетей Интернета вещей и облачных вычислений.

– Когнитивное моделирование с использованием искусственного интеллекта для анализа структуры правонарушений и преступлений на основе статистики их совершения прошлых лет.

– Моделирование антиобщественного поведения и его нейросетевая имитация при прогнозирования преступности в общественных местах в условиях высокой плотности населения.

– Обеспечение раннего предупреждения правонарушений и преступлений на основе сетевых методов оценки взаимодействия криминогенных лиц посредством анализа их коммуникации.

– Прогнозирующее наблюдение с помощью беспилотных летательных аппаратов с использованием встроенного искусственного интеллекта для мониторинга правонарушений и преступлений.

– Разработка визуальных моделей поведения правонарушителей и преступников для моделирования сценариев городских преступлений в режиме реального времени.

Наряду с указанными направлениями, зарубежными исследователями ведется разработка нейросетевых методов обработки разнородных данных в реальном времени, что позволит ускорить реагирование на ситуацию. В числе перспективных направлений выступают:

а) разработка нейросимволического интеллекта, позволяющего обрабатывать сообщения в информационно-коммуникационных сетях и выявлять призывы к совершению преступлений на основе оценки их криминогенного контекста и эмоционального потенциала высказываний;

б) создание интеллектуальных средств оптимизации патрулирования нарядами полиции городских улиц на основе самообучающихся нейронных сетей; в) интеграцию киберфизических систем и систем компьютерного зрения для предупреждения преступности в интеллектуальных городских инфраструктурах.

Можно заключить, что нейросетевые технологии прогнозирования правонарушений и преступлений опираются на использование математико-статистического анализа и ориентированы на расширение методологии нейросетей при моделировании вероятных и потенциально преступных действий. Нейросетевые методы отличает от «классических» универсальность применения, гибкость и точность прогнозирования, способность обобщать значительные объемы информации об обстоятельствах и условиях преступлений без дополнительной корректировки или переобучения, возможность применения для производства прогнозов сотрудниками, не имеющими специальной подготовки в области математической статистики.

Архитектуру нейросетевого метода образуют две процедуры работы с данными – метод машинного обучения (далее – *machine learning*, ML) и обработки естественного языка (далее – *natural language processing*, NLP). В настоящее время разработанные на их основе алгоритмы составляют более 90 % процедур обработки данных о преступлениях, данных видео наблюдений в режиме реального времени, анализа сообщений граждан о происшествиях [19; 20]. К основным нейросетевым алгоритмам относятся:

1. Многослойный перцептрон (MLP) - класс искусственных нейронных сетей прямого распространения, состоит из нескольких слоев, имитирующих нейроны, каждый из которых выполняет свою функцию. Типами слоями многослойного перцептрона являются:

(а) Входной слой: Принимает исходные данные (признаки) для обработки. Число нейронов в этом слое соответствует размерности входных данных.

(б) Один или несколько скрытых слоев: Эти слои находятся между входным и выходным слоями. В них происходит основная обработка данных, где нейроны используют нелинейные функции активации.

(в) Выходной слой: Выдает конечный результат работы сети. Число нейронов в этом слое зависит от решаемой задачи. Например, для классификации может быть несколько нейронов, каждый из которых соответствует определенному классу.

Нейросети на основе MLP применяются к структурированным массивам сведений о преступлениях. Они отличаются простотой, быстрой обучаемостью, относительно легкой интерпретацией результата. Недостатком является неспособность учитывать временную последовательность преступлений и их локализацию в различных районах города, неспособность компенсировать недостатки (ошибки) данных.

Построение нейросети позволяет прогнозировать три вида преступлений с учетом места их совершения – перевозка наркотиков, хулиганство в самолете, кража вещей пассажиров на вокзале с деталями (вид транспорта, пассажиропоток, сезон, день недели и время суток). Нейросеть анализирует параметры каждого вида преступления на основе сведений о нем. Результатом становится оценка риска преступлений, дифференцированная по видам транспорта и вокзалам.

ISSN 2949-1150 (online)
2071-8284 (print)

2. Рекуррентные нейронные сети (*RNN*) представляют собой разновидность нейронных сетей, предназначенных для обработки последовательных данных о преступлениях. В отличие от многослойных перцептронов (*MLP*), у *RNN* есть способность сохранять информацию и использовать ее для обработки новой информации. Более совершенными разновидностями рекуррентной сети выступают нейросеть с длительной краткосрочной памятью (*Long Short-Term Memory, LSTM*) а также нейросеть с управляемым рекуррентным блоком (*Gated Recurrent Unit, GRU*). Данные модели нейросетей эффективны при работе с длинными и сложными последовательностями данных, поскольку способны управлять сохраняемой информацией, устанавливая объем сведений, который должен быть сохранен, а какой стерт. Они применимы для выявления ключевых факторов совершения преступлений с учетом фактора времени (прогноз количества правонарушений в следующем периоде, оценка риска совершения преступлений по районам города и времени суток.

Нейросеть обобщает сведения о случаях хулиганства и на основе оценки параметров запоминает признаки и обнаруживает последовательности, позволяющие прогнозировать риск хулиганства, адаптируя его оценку к видам рейсов (маршрутов), динамике пассажиропотока, социально-демографическим характеристикам пассажиров.

Нейросеть осуществляет мониторинг пассажиропотока в реальном времени и, при сопряжении с видеонаблюдением, обнаруживаются модели поведения, свойственные об эмоциональной неуравновешенности пассажиров.

К преимуществам данных сетей следует относить способность выявлять и использовать зависимость во времени и задержки между преступлением и его регистрированием. Ключевыми недостатками выступает чувствительность к ошибкам данных, длительность обучения и медлительность при оценке сложных совокупностей признаков.

3. Временные сверточные сети (*Temporal Convolutional Networks, TCN*) – разновидность нейронных сетей, упрощающих и типизирующих временные последовательности (образующих «временные свертки») для повторяющихся событий. Временная свертка позволяет прогнозировать происшествия, правонарушения и преступления на основе причинно-следственных связей (*causal convolutions*), а также уже имеющихся данных о временных зависимостях между событиями [21; 10].

Они используются для прогнозирования событий, имеющих схожие обстоятельства и условия возникновения (нарушение правил дорожного движения, аварийность) и способны параллельно оценивать риск наступления на ограниченных участках (локациях) при соблюдении единства принципов обучения. Это достигается за счет наличия циклов в структуре сети, которые позволяют передавать скрытое состояние от одного временного шага к следующему.

Так, построение нейросети подобного типа позволяет выявлять признаки риска незаконного провоза наркотических средств пассажирами. Для этого в режиме реального времени осуществляется анализ видеоизображений пассажиров, находящихся на вокзале. Признаки риска (характеристики пассажира, его маршрута и багажа, аномальное поведение и иные параметры) обрабатываются нейросетью, сопоставляясь с ранее выявленными признаками у пассажиров, достоверно провозящими наркотические средства.

Нейросеть обучается на регулярных маршрутах (наркотрафике) оценивая совпадения в приобретении билетов, признаков подозрительного поведения пассажиров в период нахождения на вокзале. Источниками данных выступают системы бронирования билетов, камеры видеонаблюдения, данные паспортного контроля, информация о предыдущих задержаниях.

Достоинством TCN является быстрота обучения, стабильность и точность прогнозирования, тогда как недостатком является неспособность использовать прошлый опыт (анализ случаев) и самообучаться.

4. Графовые нейронные сети (Graph neural network, GNN) являются разновидностью нейронных сетей, обрабатывающих данные в виде графа.

Посредством графа воссоздаются отношения между различными объектами (отдельными лицами, группами лиц) в определенных местах (вокзалах), в которых узлы графа описывают объекты (например, вокзалы), а ребра – отношения между ними (например, общение, содействие, взаимодействие). Благодаря представлению узлов и ребер в виде пространственных структур, нейронная сеть прогнозирует риски криминализации (например, краж) исходя из зависимостей между ранее установленными фактами (например, кражами на различных вокзалах).

В результате формируется представление о рисках криминализации, виктимизации населения.

Применение нейросети для противодействия кражам вещей пассажиров позволяет сопоставлять преступления, совершенные на вокзалах разных городов, оценивая перемещение пассажиров и выявляя схожие признаки в поведении лиц.

Построение нейросетевой модели основывается на определении структуры графа (например, внутривокзальных зон – кассы, зал ожидания, ресторана, зоны досмотра и пр.) и выявления

условий (например, пассажиропотока, освещенности, охраняемости и пр.), с учетом сведений о кражах формируется матрица оценки рисков.

Матрица оценки рисков обобщается до графа – совокупности связей (весовых значений криминогенности) между узлами (зонами вокзала) и используется для обучения нейросети различению факторов риска. В результате нейросеть способна оценивать изменения риска криминогенности для каждой зоны вокзала в режиме реального времени по ранее определенным признакам.

К преимуществам нейросетей на основе графов относится способность формировать топологии поведения преступников на объектах транспорта с учетом локальных характеристик, представлять отношения между объектами транспорта в пространстве с заданными характеристиками (отображать на картах характеристики криминогенности вокзалов).

К недостаткам относится:

а) высокая требовательность к качеству и правильности исходных данных, поскольку неточная или неполная информация может существенно исказить результаты прогнозирования.

б) сложность работы с временными рядами (прогнозирования событий во времени). Для моделирования данных, меняющихся со временем (пространственно-временных данных), требуются более сложные архитектуры, такие как пространственно-временные GNN, которые объединяют GNN с рекуррентными или свёрточными сетями.

в) неспособность GNN-моделей масштабировать выявленные закономерности на иные области, например модели криминогенности, разработанные применительно к определённым лицам (группам) транслировать на иные территории, области и пр.

С учетом выполненного обзора применения нейросетей в прогнозировании преступности, ясно что их развитие стало возможным благодаря тому, что исследователи уделяют приоритетное внимание важности разработки архитектуры нейросетевых моделей [22].

В настоящее время с помощью машинного обучения и обработки естественного языка появляется возможность выработать новые подходы, которые помогают управлять прогнозированием правонарушений и преступлений. Основанием для моделирования выступает параметрическая конкретных признаках преступлений, которые произошли в определенных районах. Эти признаки обширны и могут изменяться с течением времени в зависимости от определенных переменных, таких как тип преступления, место совершения преступления и тенденции в области преступности [20].

Таким образом, использование нейросетей для прогнозирования преступлений представляют собой область познания, в которой технологии искусственного интеллекта применяются для анализа больших объёмов данных, выявления закономерностей и предсказания возможной криминальной активности.

Нейросетевая модель прогнозирования правонарушений и преступлений

Алгоритм разработки нейросетевой модели представляет собой итерационный процесс, включающий в себя построение, оценку и использование модели.

В обобщенном виде он включает в себя четыре этапа (см. рис. 6):

1. Получение, обработка и подготовка данных о правонарушениях и преступлениях на транспорте и объектах транспортной инфраструктуры.

2. Разработка архитектуры нейросети с учетом цели прогнозирования, задач и специфики данных о правонарушениях и преступлениях.

3. Обучение нейросети посредством различных стратегий, осуществления валидации и предотвращение переобучения.

4. Проверка нейросетевого прогноза оценкой свойств модели, устойчивости прогноза и его интерпретируемости.

Первый этап начинается сбор, подготовку и обработку данных о происшествиях, правонарушениях и преступлениях. К собираемой информации относятся, как правило, оперативные сведения (поступающие в режиме реального времени сведения о происшествиях), контекстные сведения, характеризующие обстоятельства происшествий (например, место и время, краткое сообщение о происшедшем); социальные сведения, характеризующие участников происшествия, их поведение и взаимодействие.

Очистка данных заключается в оценке соответствия сведений правилам их отображения, проверке качества представленных сведений, удалении неправильно представленной, ошибочной информации, дополнении или изменении сведений, заполнении пропусков.

Подготовка данных предполагает разметку (категоризацию, перевод в табличный вид), балансировку (сопоставление частот), разделение данных (выделение обучающей, валидизирующей и тестовой подвыборок).

Второй этап алгоритма посвящен выбору архитектуры нейросети и ее построению.

ISSN 2949-1150 (online)
2071-8284 (print)

Выбор архитектуры зависит от цели прогнозирования и задач, решаемых в ходе обработки данных, выбор предполагает использование четырех типов нейросети: MLP (Многослойный персептрон); RNN (Рекуррентная нейронная сеть); TCN (Временная сверточная сеть); GNN (Графовая нейронная сеть).

Построение нейросети осуществляется посредством языков программирования (например, Python), конструкторов нейросетей, облачных и специализированных сервисов. Моделирование архитектуры сети зависит от цели и задач прогнозирования, а также типа нейросети, определяющей специализацию слоев. Определение количества слоев зависит от задачи прогнозирования и сложности поступающей информации. Следует учесть, что увеличение количества слоев уменьшает риски переобучения, однако требует больших ресурсов, чем модели с меньшим количеством слоев, и большего времени для обучения.

Третий этап алгоритма посвящен обучению модели. Обучение нейросети осуществляется посредством нескольких вариантов стратегий, зависящих от цели и характера данных. Базовым методом является обучение с учителем (Supervised Learning) (ранее определенным набором данных и правильными вариантами ответов). Ими могут выступать сведения о признаках правонарушения или преступления, которые подкреплены правильным ответом. Альтернативой этому виду обучения является обучение без учителя (Unsupervised Learning) в рамках которого модели предъявляются данные, не содержащие правильные ответы в целях поиска закономерностей и взаимосвязей данных. Данное обучение снижает затраты на подготовку (разметку) информации, однако требует привлечения более опытного сотрудника, способного оценить качество обучения модели.

Помимо указанных методов обучения существуют также методы подкрепления (Reinforcement Learning), полуконтролируемого обучения (Semi-Supervised Learning) представляющие собой комбинированные стратегии с частичным привлечением оператора в обучение. Их применение обосновывается спецификой информации и целями обучения. В целом, процесс обучения, в зависимости от выбранного способа, а также платформы, на которой развернута нейросеть может занять от нескольких минут до нескольких дней, в зависимости от сложности модели и объёма данных.

Результаты обучения проверяются посредством валидации – проверки ее способности выполнять вычисления на неразмеченном (непредъявленном) фрагменте сведений. В результате валидации устанавливается возможность выявления нейросетью закономерностей, которые существуют в неизвестных для нее данных. Как правило, стратегия валидации предполагает выделение в выборке данных подмассива, которой содержит необходимые сведения, но требует их обработки. Валидация осуществляется методами валидацинной выборки и кросс-валидации, заключающихся в применении разных вариантов манипуляции с данными и формальной оценки параметров производительности нейросети.

Оценка производительности осуществляется для разных операций:

(а) классификации (точность (accuracy) – количество правильно классифицированных примеров, полнота (recall) – количество положительных примеров, которые были правильно классифицированы и F1 мера (F1-score) – среднее гармоническое между точностью и полнотой классификации;

(б) регрессии (средняя абсолютная ошибка – значение разницы между предсказанными и фактическими значениями; среднеквадратическая ошибка – среднее квадратов разницы между предсказанными и фактическими значениями.

Данный комплекс параметров позволяет контролировать качество нейросети, оценивая риски ее переобучения, максимизировать производительность, а также сравнивать различные архитектуры нейросетей между собой в целях выбора оптимального варианта.

Четвертый этап алгоритма заключается в оценке ее характеристик и интерпретации результатов. Его целью выступает оценка статистической значимости результатов модели и строится на предположении о том, что статистическая значимость удостоверяет стабильность прогноза и его устойчивость к различным факторам. Точность прогноза является важнейшей характеристикой, определяющей возможности его применения в оперативно-служебной деятельности органов внутренних дел Российской Федерации, равно как и в деятельности иных федеральных органов исполнительной власти. Так, в Доктрине информационной безопасности Российской Федерации отмечается необходимость мониторинга, оценки состояния информационной безопасности и прогнозирования угроз, а также обеспечение достоверности и целостности информации, используемой в том числе, в правоохранительной деятельности .

Авторами внесен равный вклад в написание статьи.
Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors have made an equal contribution to the writing of the article.
The authors declare no conflicts of interests.