



ОТКРЫТАЯ НАУКА
издательство

Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.942

К ВОПРОСУ ОБ ИСПОЛЬЗОВАНИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ СЕТЯМИ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЙ МОБИЛЬНОЙ РАДИОСВЯЗИ

Пучков Г.Ю.

ФКУ «НАУЧНО-ПРОИЗВОДСТВЕННОЕ ОБЪЕДИНЕНИЕ «СПЕЦИАЛЬНАЯ ТЕХНИКА И СВЯЗЬ» МИНИСТЕРСТВА ВНУТРЕННИХ ДЕЛ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ, Москва, Россия, (111024, город Москва, ул. Пруд-Ключики, д.2), e-mail: pgu7@ya.ru

В статье рассматриваются вопросы использования полносвязных, рекуррентных и графовых нейросетей для обеспечения управления и безопасности сетей профессиональной мобильной радиосвязи, описываются возможности FCNN, MLP, RNN, GNN нейросетей по предсказанию уровней нагрузки на каналы радиосвязи, обеспечению сбора, обработки и проведения интеллектуального анализа данных о состоянии оборудования и восстановлению конфигурации сетей после возникновения аварийных ситуаций.

Ключевые слова: Нейросеть, искусственный интеллект, профессиональная мобильная радиосвязь, графовая модель, рекуррентная модель.

ON THE ISSUE OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO MANAGE PROFESSIONAL MOBILE RADIO NETWORKS

Puchkov G.Yu.

FKU "RESEARCH AND PRODUCTION ASSOCIATION "SPECIAL EQUIPMENT AND COMMUNICATIONS" OF THE MINISTRY OF INTERNAL AFFAIRS OF THE RUSSIAN FEDERATION, Moscow, Russia, (111024, Moscow, Prud-Klyuchiki str., 2), e-mail: pgu7@ya.ru

The article discusses the use of fully connected, recurrent and graph neural networks to ensure the management and security of professional mobile radio networks, describes the capabilities of FCNN, MLP, RNN, GNN neural networks to predict load levels on radio communication channels, to ensure the collection, processing and intelligent analysis of data on the condition of equipment and restore network configuration after emergencies.

Keywords: Neural network, artificial intelligence, professional mobile radio communication, graph model, recurrent model.

Современные сети профессиональной мобильной радиосвязи (далее – ПМР) являются важной частью инфраструктуры, обеспечивающей связь в интересах правоохранительных служб, подразделений, задействованных при проведении ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций, предприятий транспорта и энергетики. В условиях увеличения объемов трафика, передаваемого по в сетям ПМР, и, как следствие, увеличения их масштабов и сложности, искусственный интеллект (ИИ) становится ключевым инструментом для повышения эффективности их управления и эксплуатации.

Современные сети ПМР таких стандартов (протоколов), как TETRA, DMR, APCO 25 представляют собой сложные системы с большим числом взаимосвязанных элементов, включая базовые станции, устройства пользователей, ретрансляторы и т.д.

Важное место в процессах управления сетями ПМР играют процедуры, обеспечивающие постоянный контроль критически важных параметров сети, устойчивость сети за счет прогнозирования будущих нагрузок и эффективного распределение ресурсов, быстрое выявление причин сбоев в работе сети и их оперативное устранение.

В этих условиях для оптимизации процессов управления в сетях ПМР представляется целесообразным использовать нейросети, позволяющие обрабатывать большие массивы информации при помощи технологий большой данных.

Источниками данных, необходимых для анализа состояния сети ПМР, являются сетевые устройства и клиентское оборудование (базовые станции, каналообразующая аппаратура, коммутаторы, криптомаршрутизаторы, оборудование, обеспечивающее информационную безопасность сети) абонентские радиостанции и другие устройства, генерирующие данные о состоянии сети, трафике, нагрузке и ошибках), лог-файлы и журналы событий (информация о событиях и действиях, происходящих в сети и на устройствах), пользовательские данные (информация о поведении пользователей, их активности и потреблении ресурсов).

Учитывая специфику сетей ПМР для оптимизации процессов их управления могут быть рекомендованы следующие типы нейросетей.

Полносвязные нейросети (Fully Connected Neural Networks, FCNN) или многослойные перцептроны (FCNN), являющиеся базовым типом искусственных нейронных сетей. Они состоят из нескольких слоев нейронов, где каждый нейрон в одном слое связан с каждым нейроном в следующем слое. Такая архитектура считается универсальной и позволяет решать широкий спектр задач анализа данных [1].

Применительно к ПМР данные нейросети могут быть использованы для предсказания уровня нагрузки на каналы радиосвязи, оптимального распределения ресурсов, адаптивной настройки мощности передатчиков базовых станций, динамического назначения номиналов радиочастот в зависимости от меняющейся электромагнитной обстановки.

Основными преимуществами полносвязных нейросетей является универсальность, простота архитектуры, хорошая производительность при ограниченном объеме данных, т. е. данные нейросети могут с успехом применяться в небольших по составу сетях ПМР.

Рекуррентные нейросети (Recurrent Neural Networks, RNN) представляют собой класс нейронных сетей, которые наиболее подходят для обработки последовательных данных, например, временных рядов. Их ключевая особенность — наличие внутренних циклов, позволяющих для принятия решений учитывать историю предыдущих состояний системы [2]. Способность RNN учитывать зависимости между событиями делает их весьма полезными для анализа и прогнозирования временных событий сети ПМР, что дает возможность с достаточной степенью точности прогнозировать распределение трафика по сегментам сети, вычислять вероятность возникновения перегрузок базовых станций и сетевых узлов и осуществлять адаптивное управление маршрутизацией пакетов данных в условиях быстро меняющейся нагрузки каналов связи.

Таким образом, основным преимуществом рекуррентных нейросетей является способность анализировать последовательные изменения состояния радиосети, что позволяет использовать их для прогнозирования возникновения различных аномальных явлений, приводящих к нарушению штатной работы сети ПМР. К недостаткам можно отнести трудность интерпретации результатов, полученных в результате анализа сложных нелинейных зависимостей. Это затрудняет их использование в критически важных

приложениях, где требуется объяснение принимаемых решений, например, в условиях активного вывода из строя оборудования сети путем преднамеренного внешнего воздействия.

Графовые нейронные сети (Graph Neural Networks, GNN) — это класс моделей машинного обучения, работающих с графовыми структурами данных. Они предназначены для обработки информации, представленной в виде узлов (вершин) и ребер графа, описывающих связи между ними. Узлы и ребра имеют свои весовые коэффициенты, отражающие текущее состояния процессов, происходящих в системе, моделируемой графом [3].

Основная идея GNN — это обмен информацией между узлами графа, осуществляющийся при помощи его ребер с целью обновления весовых коэффициентов узлов и ребер на основе информации, получаемой от соседних узлов. После обработки полученной информации узел обновляет значения своих весовых коэффициентов. В результате нескольких таких итераций создается глобальное представление о процессах, происходящих в системе, моделируемой графом, на основании чего осуществляется прогнозирование изменения весовых коэффициентов узлов и ребер в зависимости от тех или иных внешних воздействий на моделируемую систему.

Учитывая изложенное, представляется целесообразным использовать графовые нейронные сети для оптимизации процессов маршрутизации трафика в сетях ПМР. В данном случае в качестве узлов могут рассматриваться базовые станции, мобильные устройства, ретрансляторы, маршрутизаторы, в качестве ребер – соединяющие их каналы связи и радиоканалы.

Использование FCNN, MLP, RNN, GNN нейросетей для обеспечения автоматизации процессов управления в сетях ПМР, позволит:

- обеспечить сбор, обработку и интеллектуальный анализ данных о состоянии оборудования;
- по результатам анализа лог-файлов обнаруживать отклонения в работе оборудования и сети в целом;
- определять оптимальные сроки для проведения профилактического обслуживания;
- с учетом значений наработки на отказ оборудования прогнозировать вероятности выхода его из строя и формировать рекомендации по их замене до возникновения сбоев;
- используя данные о текущих версиях программного обеспечения, автоматически планировать и выполнять обновления программного обеспечения на сетевых устройствах;
- по результатам анализа статистических данных о различных состояниях сети, связанных с перегрузками на отдельных направлениях, выходом из строя телекоммуникационного оборудования, заранее создавать шаблоны конфигураций сети и оборудования, позволяющие оперативно менять маршруты трафика;
- в штатном режиме постоянно отслеживать все изменения конфигураций оборудования сети ПМР, сохраняя с определенной периодичностью их различные варианты, и при возникновении аномальной ситуации в работе сети оперативно осуществлять «откаты» к предыдущим конфигурациям. Это во многом облегчает работу администраторов сетей ПМР, так как обеспечивает оперативное и корректное внесение изменений в настройки большого количества устройств одновременно.

Автоматизация данного процесса при помощи нейросетевых технологий существенно снижает риск человеческой ошибки.

Использование FCNN, MLP, RNN нейросетей для обеспечения безопасности сетей ПМР имеет ряд преимуществ перед традиционными методами, а именно:

- на основе анализа исторических данных об инцидентах, возникавших ранее предсказывать возможность возникновения и тип атаки;
- за счет обучения нейросети на больших объемах данных позволяет обеспечить распознавания новых неизвестных ранее угроз;
- за счет использования методов биометрической аутентификации (распознавание лиц, отпечатков пальцев, радужной оболочки глаза и т. д.), повысить безопасность доступа к сетевым ресурсам;
- по результатам анализа необычного поведения пользователей предотвращать возникновение внутренних угроз и несанкционированного доступа к ресурсам сети;
- используя методы глубокого обучения, анализировать поведение программ в режиме реального времени, выявляя действия, направленные на осуществление несанкционированного доступа к данным или изменение системных файлов,
- при помощи эвристических методов анализа обнаруживать вредоносное программное обеспечение, не имеющее известных сигнатур.
- проводить анализ большого количества образцов программного обеспечения, классифицируя их как вредоносные или безопасные;
- выявлять отклонения в работе сети, характерные для DDoS-атак или попыток взлома системы безопасности;

Кроме того использование сверточных и рекуррентных нейросетей позволит обеспечить обнаружение подозрительных изменений в спектрах радиосигналов, которые, как правило, свидетельствуют о таких угрозах, как попытки глушения, перехвата или подмены радиосигнала

В заключении следует отметить, что современные технологии искусственного интеллекта при корректном их использовании могут сыграть важную роль в обеспечении надежной и эффективной эксплуатации сетей ПМР. Использование данных технологий позволяет существенно повысить уровень автоматизации процессов эксплуатации данных систем, снизить вероятность отказов, оптимизировать ресурсы.

Внедрение последних достижений в области искусственного интеллекта в процессы управления и эксплуатации сетей ПМР открывает новые горизонты для обеспечения их бесперебойной работы, больших объемов разнородного трафика, снижения расходов на процессы эксплуатации. В дальнейшем использование технологий искусственного интеллекта для автоматизации и оптимизации процессов управления в сетях ПМР будет только расширяться, предлагая всё более сложные и интегрированные решения, направленные на удовлетворение растущих требований к скорости, безопасности и масштабируемости.

Список литературы

1. I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. «Deep Learning». // MIT Press, 2016, 775 с. // ISBN-13: 978-0262035613.
2. Николенко С.И. «Рекуррентные нейронные сети». //Электронный ресурс: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlhse19/17-rnn.pdf>.

Пучков Г.Ю. К вопросу об использовании искусственного интеллекта для управления сетями профессиональной мобильной радиосвязи // Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности. – 2025. – Т. 10 № 1(51) с. 5–9

3. Бхарти Кхемани, Шрути Патил «Обзор графовых нейронных сетей: концепции, архитектуры, методы, проблемы, наборы данных, приложения и будущие направления», //В журнале «Журнал больших данных: 2024.

References

1. . I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville. «Deep Learning». // MIT Press, 2016, 775 p. // ISBN-13: 978-0262035613.
 2. Nikolenko S.I. "Recurrent neural networks". //Electronic resource: <https://logic.pdmi.ras.ru/~sergey/teaching/mlhse19/17-rnn.pdf>.
 3. Bharti Khemani, Shruti Patil "Overview of graph neural networks: concepts, architectures, methods, problems, datasets, applications and future directions", //In the journal "Journal of Big Data: 2024.
-