

Лукьянов Юрий Аркадьевич, доцент, кандидат технических наук,

Российский технологический университет МИРЭА, г. Москва

Галлямов Вадим Айдарович магистрант, Российский технологический

университет МИРЭА, г. Москва

АНАЛИЗ ПЕРСПЕКТИВ ВНЕДРЕНИЯ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНЫХ ПЕРЕВОЗОК

Аннотация. В связи с постоянным увеличением сложности железнодорожных перевозок возрастает потребность в использовании инструментов управления, способных эффективно функционировать при постоянной изменчивости и большом объёме различных данных. Перспективным направлением для данной отрасли является использование систем поддержки принятия решений (СППР), основанных на искусственных нейронных сетях (ИНС). В статье проведён обзор существующих подходов к применению нейросетевых моделей в железнодорожной отрасли, включая задачи оценки и прогнозирования объёмов пассажиропотока и грузоперевозок, управления сортировочными центрами, а также оценки эксплуатационных рисков. Рассмотрены архитектурные особенности ИНС, их преимущества по сравнению с классическими методами и текущие ограничения для их использования. Также проведён анализ перспектив развития СППР на основе ИНС с учётом современного уровня отрасли, предложены направления дальнейших исследований и практического применения нейросетей в управлении железнодорожными перевозками.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, система поддержки принятия решений, железнодорожные перевозки, прогнозирование, цифровая трансформация, интеллектуальное управление, транспортная инфраструктура.

Annotation. Due to the constant increase in the complexity of rail transportation, there is an increasing need to use management tools that can function effectively with constant variability and a large amount of different data. A promising area for this industry is the use of decision support systems (DSS) based on artificial neural

networks (ANN). The article provides an overview of existing approaches to the application of neural network models in the railway industry, including the tasks of estimating and predicting passenger and cargo traffic, managing marshalling centers, and assessing operational risks. The architectural features of the ANN, their advantages over classical methods and current limitations for their use are considered. An analysis of the prospects for the development of DSS based on the ANN is also carried out, taking into account the current level of the industry, and directions for further research and practical application of neural networks in railway transportation management are proposed.

Keywords: artificial neural networks, decision support system, railway transportation, forecasting, digital transformation, intelligent management, transport infrastructure.

Введение

В последние десятилетия железнодорожная отрасль сталкивается с новыми вызовами, связанными с ростом объёмов перевозок, повышением требований к надёжности и безопасности, необходимостью оперативного реагирования на изменения в спросе и внешней среде [2]. Классические системы поддержки принятия решений часто основываются на жёстко заданных правилах и не учитывают нелинейную сущность транспортных процессов, поэтому качество рекомендаций от этих систем снижается при изменении внешних условий. Именно поэтому растёт интерес к интеграции искусственных нейронных сетей в структуру систем поддержки принятия решений [4]. Более

того, текущий спрос на цифровую трансформацию и внедрение интернета вещей в ОАО «РЖД» формирует необходимую технологическую среду для эффективной интеграции нейросетевых СППР [9].

Исследования показывают, что применение нейросетевых моделей в задачах транспортной логистики позволяет достичь значительного повышения точности прогнозов, оперативности отклика и устойчивости системы управления к сбоям [13].

Целью настоящей статьи является комплексный анализ перспектив внедрения СППР, основанных на нейронных сетях, в сферу железнодорожных перевозок. В работе рассматриваются применимые архитектуры ИНС, описываются основные направления их использования, анализируются преимущества и ограничения, а также предлагаются практические подходы к развитию данного направления.

Теоретические основы нейросетевых СППР

Системы поддержки принятия решений представляют собой программно-аналитические комплексы, предназначенные для повышения точности управленческих решений за счёт анализа данных, моделирования

сценариев и созданию рекомендаций. В отличие от автоматизированных систем управления, они не заменяют собой человека, а помогают в условиях неопределённости и высокой вариативности параметров [1].

С внедрением цифровых технологий и ростом доступности больших данных существенно расширился потенциал систем поддержки принятия решений в сфере транспорта. Особенно важной стала задача их интеграции с технологиями искусственного интеллекта, в том числе и с нейронными сетями разного назначения. Эти модели представляют собой гибкие системы,

способные к обучению, самообучению и аппроксимации сложных зависимостей между входными и выходными переменными [5].

В основе ИНС лежит математическая модель, имитирующая структуру

и функции биологического нейрона. Каждый искусственный нейрон принимает на вход несколько сигналов, взвешивает их по синаптическим коэффициентам, суммирует, а затем применяет функцию активации (чаще всего сигмоидальную, ReLU или tanh) для получения выходного значения [4], [5]. Математически работу нейрона можно представить как:

$$u_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ki} x_i, \quad y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

Рисунок 1 – Математическое представление работы нейрона

где x_i — входные сигналы, ω_{ki} — веса, b_k — пороговое значение, φ — функция активации, u_k — выход нейрона.

Нейроны объединяются в слои: входной, скрытый (один или несколько

и выходной). Обучение происходит с помощью корректировки весов, с помощью алгоритмов обратного распространения ошибки [4]. Современные архитектуры ИНС включают:

- многослойные перцептроны (MLP) — для задач регрессии и классификации;

- рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM) — для анализа временных рядов и динамических процессов [13];
- сверточные сети (CNN) — применяются для визуального распознавания дефектов (например, на рельсах или в графиках мощности) [6];
- карты Кохонена (SOM) — для кластеризации состояний, включая риски и уровни надежности [3].

Основное преимущество нейросетей в рамках СППР заключается в их способности обобщать информацию и работать в условиях неполной или зашумлённой выборки, что характерно для реальных транспортных данных

[11]. Они не требуют формализованных моделей объекта, что особенно полезно при нестандартизированной технологии работы (как в промышленных узлах [28]), а также позволяют проектировать цифровые двойники транспортных объектов на основе данных [20].

Нейросети в железнодорожных перевозках могут выполнять следующие функции:

- **прогнозирования** (объёмов перевозок, задержек, загруженности инфраструктуры) [17];
- **диагностики и мониторинга** (состояния устройств, предсказание отказов) [6];
- **кластеризации и классификации** (типов рисков, состояний путевых участков) [3];
- **оптимизации и выбора сценариев** (планирование отпуска,

маневровая логистика) [21].

Области применения нейросетей в СППР железнодорожного транспорта

Интеграция нейросетевых моделей в системы поддержки принятия решений открывает широкие возможности для повышения эффективности и гибкости управления железнодорожным транспортом. Специфика отрасли — наличие больших объёмов разнородных данных, высокая степень взаимосвязанности элементов и необходимость быстрого реагирования, поэтому для ИНС находят применение в различных направлениях.

Одна из наиболее востребованных задач — прогнозирование количества

перевозок, загрузки участков, пассажиропотока и времени прибытия/отправления поездов. Модели на основе LSTM и других рекуррентных нейросетей позволяют учитывать сезонные, суточные и недельные колебания, влияющие на спрос [16].

Например, в работе Пастухова С.С. и Стельмашенко К.В. показана высокая эффективность ИНС при прогнозировании объёмов грузоперевозок на основе данных о макроэкономических индикаторах [18]. Аналогично, в работе Обухов А.Д. нейронные сети используются для предсказания пассажиропотока с учётом праздничных и выходных дней, погодных факторов и специальных событий [19].

Нейросети применяются для оценки технического состояния объектов инфраструктуры: рельсов, стрелочных переводов, систем автоматики, локомотивов. Используются как прямые методы (распознавание образов), так и не прямые — через анализ графиков работы, вибраций и температурных данных [9]. К примеру, это анализ дефектограмм [7] с помощью сверточных сетей для выявления трещин и неровностей на железнодорожном полотне [8];

прогнозирование отказов стрелочных переводов по графикам мощности работы [9]; диагностика тяговых электродвигателей по несимметричным режимам работы [10]. Такие данные позволяют принимать решения о

приоритетности ремонтов, оптимизации графиков технического обслуживания и прогнозировании затрат.

Сортировочные станции — один из наиболее сложных объектов железнодорожной логистики. Здесь ИНС применяются для оценки нужного тормозного усилия, планирования порядка роспуска составов [22]. Кроме того, ИНС помогают выявлять узкие места в процессе обработки вагонов, оценивать эффективность операторских решений, прогнозировать перегрузки на путях общего и необщего пользования [2].

Определение потребного количества путей, оценка загруженности в пиковые часы, расчёт потребного времени на маневровые операции — все эти задачи могут быть решены с помощью обученной нейросети на исторических данных [11]. Результаты этих прогнозов используются при проектировании станций, планировании инвестиций и подготовке сценариев развития инфраструктуры.

Также современные СППР с ИНС применяются в диспетчерских центрах для оптимизации маршрутов в реальном времени, прогнозирования чрезвычайных ситуаций на различных участках и выдачи наиболее оптимального решения по перенаправлению составов [20].

В таблице ниже приведена сводка классов задач и применимых архитектур нейросетей:

Таблица 1 – Архитектуры нейросетей

Область применения	Тип задачи	Применимая ИНС
Прогноз		

объёмов перевозок	Временные ряды	LSTM, RNN
Диагностика состояния	Классификация, распознавание	CNN, MLP
Сортировка и управление станцией	Управление, моделирование	MLP, RNN
Анализ рисков	Кластеризация	SOM (Кохонена)

Планировани

е

Оценка параметров MLP

развития

Диспетчерск Многокритериальн

ое

ая

LSTM

управление оптимизация

Преимущества и ограничения нейросетевых СППР

Преимущества нейросетевых систем поддержки принятия решений обусловлены их способностью адаптироваться к сложной, динамично изменяющейся среде и обрабатывать большие объёмы неструктурированных

и зашумлённых данных. Они способны выявлять различные закономерности между параметрами железнодорожной сферы, обучаясь на исторических данных и реагируя на изменения условий эксплуатации практически в реальном времени. Такая гибкость важна для прогнозирования пассажиропотоков, оценки технического состояния оборудования и оптимизации работы сортировочных станций, где влияние случайных и нелинейных факторов не позволяет надеяться на применение классических алгоритмов.

Кроме того, нейросетевые СППР обладают высокой обобщающей способностью. Это значит, что после обучения на репрезентативной выборке они могут с высоким процентом точности прогнозировать поведение системы

и в ранее не встречавшихся ситуациях. Такие системы способны учитывать множество входных факторов, включая сезонность, графики движения и погодные условия. Включение нейросетей в цифровую инфраструктуру даёт возможность построения цифровых двойников станций и перегонов, создавая возможность для более точного моделирования и имитации сценариев принятия решений.

Несмотря на очевидные преимущества, существуют некоторые ограничения, сдерживающие широкое внедрение таких СППР в

железнодорожной отрасли. Во-первых, эффективное обучение нейросетей требует больших объёмов качественных и структурированных данных, которые не всегда доступны или частично доступны. Во-вторых, отсутствует единая методология и нормативно закреплённый подход к построению СППР с ИНС: выбор архитектуры, алгоритмов обучения, объёма выборки, показателей качества и т.д. зачастую осуществляется только лишь на основе опыта разработчиков, что снижает воспроизводимость и переносимость решений между объектами железнодорожной инфраструктуры. Также имеются нюансы, связанный с понятием «чёрного ящика» — это означает ограниченную интерпретируемость нейросетевых решений, что может быть критично в ситуациях, где необходимо четко обосновывать действия оператора или автоматизированной системы перед регулирующими органами или в процессе расследования инцидентов.

Кроме того, нейросети предъявляют высокие требования к вычислительным ресурсам, особенно в случае работы в реальном времени и необходимости непрерывного обучения. Это требует вложений в аппаратное обеспечение и программную интеграцию с существующими информационно-управляющими системами. Также важной проблемой остаётся и кадровая проблема — дефицит специалистов, одновременно владеющих методами машинного обучения и глубоко понимающих специфику железнодорожной логистики и эксплуатации. Таким образом, реализация этого потенциала требует выверенного подхода, включающего в себя развитие инфраструктуры, методологической базы, цифровизации процессов и системы подготовки кадров.

Перспективы внедрения нейросетевых СППР в железнодорожном транспорте

Одним из наиболее перспективных векторов развития является построение цифровых двойников объектов железнодорожной

инфраструктуры. Использование нейросетей при создании цифровых моделей станций, перегонов и узлов позволяет не только отображать текущее состояние элементов в реальном времени, но и предсказывать возможные сбои, перегрузки или нештатные ситуации. Такие цифровые двойники уже демонстрируют свою эффективность в машиностроении и энергетике, и сейчас находятся на стадии пилотного внедрения в ряде подразделений ОАО «РЖД» [20].

Не менее значимым направлением является повышение качества диспетчерского управления. СППР с нейросетью смогут изучать текущую транспортную обстановку, предлагать оптимальные маршруты движения, автоматически прогнозировать проблемные точки — участки, где может произойти перегрузка или сбой, и заранее изменить графики движения. Это особенно важно для высоконагруженных участков и в условиях введения высокоскоростных перевозок, требующих точности согласования действий [12].

Важным направлением остаётся развитие гибридных моделей, сочетающих нейросетевые СППР с имитационным, регрессионным или вероятностным моделированием [15]. Такая интеграция позволяет объединить точность и хорошую обучаемость нейросетей с интерпретируемостью и устойчивостью традиционных моделей [14]. Например, имитационная модель может сгенерировать сценарии, на которых далее обучается нейронная сеть — такой подход позволяет решить проблему ограниченности исторических данных, особенно для редких, но критичных событий [11].

Отдельного внимания заслуживает их применение в системах мониторинга и прогнозирования технического состояния объектов, включая подвижной состав, устройства сигнализации, централизации и блокировки, а также элементы пути. Внедрение предиктивной аналитики позволит перейти от планово-предупредительных схем обслуживания к сервисной модели

технического обслуживания «по состоянию», что даст значительную экономию ресурсов и повысит надёжность инфраструктуры [6].

В долгосрочной перспективе возможна разработка универсальных платформ СППР с открытыми API, которые смогут интегрироваться с существующими корпоративными информационными системами РЖД, в том числе с АСУ «Экспресс-3», «МПС-Инфо» и «Сигнал». Это позволит в ускоренном режиме адаптировать нейросетевые модули под конкретные задачи и объекты, а также внедрять решения централизованно через облачные технологии [1].

Однако реализация этих перспектив требует комплексных усилий. Необходима разработка нормативно-методической базы по использованию нейросетей в железнодорожной отрасли — в том числе по требованиям к данным, методам валидации моделей и критериям качества. Также необходимо обеспечить подготовку инженерных кадров для работы в данной среде.

Можно заключить, что перспективы внедрения нейросетевых СППР в сферу железнодорожных перевозок являются обоснованными. Системы, способные не только анализировать и прогнозировать ситуацию на железнодорожном полотне, но и адаптироваться к изменениям в транспортной системе.

Заключение

Нейросетевые СППР в железнодорожной отрасли открывают новые горизонты в управлении сложными динамическими процессами. Обладая способностью адаптироваться к различным ситуациям, обобщению и выявлению скрытых закономерностей, нейронные сети позволяют повысить

эффективность управления железнодорожными составами, а также снизить риски и издержки при их эксплуатации. Однако повсеместное внедрение таких

систем требует тщательной подготовки, обеспечения наличия необходимого количества обучающих данных и отличной подготовки специалистов для работы в этой сфере. В перспективе можно ожидать появления стандартизированных платформ СППР с интеграцией нейронных сетей, имитационного моделирования и цифровых двойников.

Список литературы

1. Беляев С. Искусственные нейронные сети на транспорте: от теории к практике // *Habr.* — 2022. [Электронный ресурс] URL: <https://habr.com/ru/articles/670530/> (Дата обращения: 03.06.2025).
2. Сивицкий Д.А. Анализ опыта и перспектив применения искусственных нейронных сетей на железнодорожном транспорте // *Вестник СГУПС.*
— 2021. — №2 (57). — С. 33–41.
3. Орлов А.В., Алексеев А.С., Истомин А.В. Прогнозирование рисков функционирования железнодорожной инфраструктуры с помощью искусственных нейронных сетей // *Международный научно-исследовательский журнал.* — 2025. — №3 (153).
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. — М.: Вильямс, 2006. — 1104 с.
5. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. — М.: Горячая линия – Телеком, 2010.
6. Замуховский А.В., Манюгина Е.А., Журавлев А.С. Прогноз температурных воздействий на рельсы с помощью нейронных сетей // *Путь и путевое хозяйство.* — 2020. — №3. — С. 26–29.

7. Faghieh-Roohi S. et al. Deep convolutional neural networks for detection of rail surface defects // *IEEE Int. Conf. on Neural Networks (IJCNN)*. — 2016.
— P. 2584–2589.
8. Кузьмин Е.В. и др. Применение нейронных сетей для распознавания элементов рельсов на дефектограммах // *Моделирование и анализ информационных систем*. — 2018. — Т. 25, №6. — С. 667–679.
9. Белоусов С.В. Проявление неисправностей стрелочных переводов по графикам мощности // *Автоматика на транспорте*. — 2018. — №4. — С. 632–654.

10. Хамидов О.Р. Диагностика тяговых электродвигателей локомотивов с применением нейросетей // *Известия ПГУПС*. — 2019. — Т. 16, №2. — С. 251–262.
11. Железнов Д.В. Нейронные сети и прогнозирование размеров движения // *Мир транспорта*. — 2016. — №4. — С. 114–117.
12. Dündar S., Şahin İ. Train re-scheduling with genetic algorithms and artificial neural networks for single-track railways // *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*. — 2013. — Vol. 27. — P. 1–15.
13. Zhuo W. et al. Railway passenger traffic volume prediction based on neural network // *Applied Artificial Intelligence*. — 2007. — Vol. 21, №1. — P. 1–10.
14. Sonmez R., Ontepeli B. Predesign cost estimation of urban railway projects with parametric modeling // *J. Civil Eng. Manage.* — 2009. — Vol. 15, №4. — P. 405–409.
15. Yaghini M. et al. Railway passenger train delay prediction via neural network model // *Journal of Advanced Transportation*. — 2013. — Vol. 47, №3. — P. 355–368.
16. Guo Y.H. et al. Railway freight volume forecasting of neural network based on economic cycles // *J. China Railway Society*. — 2010. — Vol. 32, №5. — P. 1–6.
17. Солдатова О.П., Семенов В.В. Применение нейросетей для задач прогнозирования // *Исследовано в России*. — 2006. [Электронный ресурс] URL: <http://zhurnal.gpi.ru/articles/2006/136.pdf> (Дата обращения: 03.06.2025)

18. Пастухов С.С., Стельмашенко К.В. Оценка удовлетворённости пассажиров на основе нейросетей // *Вестник ВНИИЖТа*. — 2017. — №5.

— С. 273–280.

19. Обухов А.Д. Применение нейросетевых технологий в управлении сортировочной станцией // *Автоматика, связь, информатика*. — 2017.

— №7. — С. 14–16.

20. Гридин В.Н. и др. О построении интеллектуальных систем управления станциями // *Наука и техника транспорта*. — 2019. — №2. — С. 70–76.
21. Пучков Е.В. Определение степени торможения нейроэмулятором NeuroNADS // *Инженерный вестник Дона*. — 2010. — №4.
22. Гибнер Я.М., Пушкарев Е.А. Нейросети для повышения эффективности операторов КСАУ СП // *ИСУЖТ-2019*. — М., 2019. — С. 190–192.