

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.35>**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ РИСКОВ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Научная статья

Орлов А.В.¹, Алексеев А.С.², Истомин А.В.^{3,*}, Бадирила Л.⁴¹ORCID : 0000-0002-1313-1697;^{1, 2, 3, 4} Российский университет транспорта, Москва, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (aistomin1998[at]mail.ru)

Аннотация

В статье рассмотрены вопросы прогнозирования рисков функционирования железнодорожной инфраструктуры с помощью искусственных нейронных сетей. Отличие от традиционных методов заключается в способности предложенной архитектуры нейросети автоматически извлекать сложные паттерны и зависимости из разнородных данных, включая временные ряды, категориальные и числовые переменные. Материал содержит описание особенностей методологии управления ресурсами, рисками и анализа надежности для сети железных дорог и нейронной сети Кохонена. Описываются этапы построения нейросетевой модели, требуемая совокупность исходных данных и общее функционирование сети для анализа интегрального уровня риска. Отдельно отмечается необходимость прохождения процедуры обучения перед использованием нейронной сети. Исследование позволяет сделать вывод о потенциале применения нейросетевых технологий для достоверного определения уровня риска для контрольного набора входных данных.

Ключевые слова: риски потерь, автоматика и телемеханика, нейронная сеть Кохонена, нейроны.**FORECASTING RAILWAY INFRASTRUCTURE OPERATION RISKS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

Research article

Orlov A.V.¹, Alekseev A.S.², Istomin A.V.^{3,*}, Badirila L.⁴¹ORCID : 0000-0002-1313-1697;^{1, 2, 3, 4} Russian University of Transport, Moscow, Russian Federation

* Corresponding author (aistomin1998[at]mail.ru)

Abstract

The article examines the issues of forecasting risks of railway infrastructure functioning with the help of artificial neural networks. The difference from traditional methods lies in the ability of the proposed neural network architecture to automatically extract complex patterns and dependencies from diverse data, including time series, categorical and numerical variables. The material describes the features of the methodology of resource management, risk management and reliability analysis for the railway network and Kohonen neural network. It covers the stages of building a neural network model, the required set of input data and the general functioning of the network for analysing the integral level of risk. The necessity to undergo a training procedure before using the neural network is separately noted. The study allows to conclude about the potential of using neural network technologies to reliably determine the level of risk for a control set of input data.

Keywords: loss risks, automation and telemechanics, Kohonen neural network, neurons.**Введение**

Современные объекты и системы железнодорожной инфраструктуры являются ключевыми компонентами транспортного комплекса отечественных железных дорог, обеспечивающими стабильное экономическое и социальное развитие страны. Однако их функционирование сопряжено с множеством рисков, включая природные катаклизмы, технические сбои и нарушения, негативное влияние человеческого фактора. Такие риски могут привести к серьёзным последствиям: снижению уровня безопасности перевозочного процесса, повышению расходов на ремонт и эксплуатацию технических средств, вынужденным задержкам грузоперевозок. В условиях повышения объёмов грузоперевозок и пассажирского трафика, а также наличия высоких требований к надёжности и безопасности объектов железнодорожного транспорта, возникает необходимость в разработке эффективных методов прогнозирования и минимизации рисков, возникающих в процессе эксплуатации объектов транспортной инфраструктуры. Традиционные подходы к анализу рисков зачастую оказываются недостаточно точными и не способны учитывать сложные взаимосвязи между факторами, указанными выше.

Использование искусственных нейронных сетей открывает новые возможности для прогнозирования рисков функционирования железнодорожной инфраструктуры, что делает предложенную работу весьма актуальной. Нейронные сети способны анализировать большие объёмы данных, отмечать их закономерности и адаптироваться к изменяющимся условиям, что делает их мощным инструментом для предсказания потенциальных угроз. Это особенно актуально в условиях цифровизации и внедрения технологий Industry 4.0, когда сбор и обработка данных становятся более доступными и точными.

Целью данной статьи является разработка модели прогнозирования рисков функционирования железнодорожной инфраструктуры на основе искусственных нейронных сетей для повышения надёжности, безопасности и эффективности эксплуатации железнодорожного транспорта.

Для этого решается следующий перечень задач:

1. Провести анализ и выявить особенности методологии управления ресурсами, рисками и анализа надежности объектов железнодорожной инфраструктуры.
2. Описать принципы построения матрицы рисков поездо-часов потерь.
3. Выявить особенности применения нейронной сети Кохонена для прогнозирования рисков.
4. Описать структуру нейронной сети Кохонена, указать вектор исходных данных модели, составить алгоритм ее функционирования.
5. Указать наборы данных для организации обучения с учителем и сделать вывод о целесообразности применения искусственной нейронной сети для оценки рисков.

Согласно внедряемой в настоящее время ОАО «РЖД» методологии управления ресурсами, рисками и анализа надежности (УРРАН) в основе процесса управления качеством функционирования железнодорожной инфраструктуры и подвижного состава лежит понятие риска [1]. Следует отметить, что в общем случае понимают некоторое сочетание вероятности возникновения рисков (нежелательного) события и величины ущерба в случае, если рисковое событие наступило.

В методологии признается, что риск является неизбежным фактором производственной деятельности, он существует объективно, часто характеризуется внезапностью и случайностью наступления рискового события. Различными мероприятиями можно снижать уровень риска, однако полностью его исключить невозможно, но при этом сами мероприятия требуют затрат ресурсов [2]. Затраты на снижение уровня риска целесообразны до некоторого определенного уровня риска, так как с ростом затрат темп снижения риска, как правило, замедляется. Определение целесообразного уровня риска, а также задачи прогнозирования, оценивания и анализа рисков являются актуальными задачами методологии УРРАН.

Величина рисков характеризуется количественной (числовой) и качественной оценкой. Целесообразный уровень риска в методологии определяется на основе модели ALARP – «Риск настолько низкий, насколько это практически возможно». По сути ALARP – это точка оптимума между затратами на снижение риска и уровнем риска [3]. В зависимости от удаления значения риска от точки ALARP его разделяют на отдельные качественные уровни. В методологии различают следующие качественные интегральные уровни риска, каждому из которых присваивают свой цвет: недопустимый – красный, нежелательный – оранжевый, допустимый – желтый, не принимаемый в расчет – зеленый [4], [5].

Точка ALARP находится на границе нежелательного и допустимого уровня риска. Для возможности реализации глубокого анализа риска используют модель, называемую матрицей риска. В матрице риска помимо интегрального риска можно анализировать значения его составляющих, для этого вдоль одной оси в ней указывают уровни тяжести последствий, связанных с реализацией рискового события, а вдоль другой – вероятность или частоту рисковых событий в заданном интервале времени.

В зависимости от характера последствий в методологии рассматриваются различные виды рисков, однако касательно железнодорожной инфраструктуры основное внимание уделяется рискам, прямо или косвенно связанным с надежностью и безопасностью её функционирования.

Основные результаты

В каждом хозяйстве ОАО «РЖД» конкретный вид риска отличается. В качестве примера рассмотрим матрицу рисков, связанных с надежностью функционирования железнодорожной автоматики и телемеханики. Мерой тяжести последствий в ней используется величина поездо-часов потерь из-за отказа объекта железнодорожной автоматики и телемеханики (ЖАТ) – системы ЖАТ на некоторой станции или перегоне. Величина поездо-часов потерь в матрице рисков откладывается вдоль одной оси, а частота возникновения – вдоль другой [6]. Образец матрицы рисков поездо-часов потерь из-за отказов объекта ЖАТ представлен в таблице 1.

В матрице рисков качественные уровни присвоены не только интегральному уровню риска, но и каждой из его составляющих. Для каждой клетки матрицы указана не только качественная оценка интегрального уровня риска, но и в скобках ее координаты в матрице, описывающие сочетание составляющих риска.

Таблица 1 - Матрица рисков поездо-часов потерь из-за отказов объекта ЖАТ

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.35.1>

Уровни частоты (вероятность ущерба)		Уровни последствий возникновения отказов системы ЖАТ (поездо-часы потерь)			
		Незначительный	Значительный	Существенный	Критический
		1	2	3	4
Частое	Ч	Допустимый (Ч1)	Нежелательный (Ч2)	Недопустимый (Ч3)	Недопустимый (Ч4)
Вероятное	В	Допустимый (В1)	Нежелательный	Нежелательный	Недопустимый

Уровни частоты (вероятность ущерба)		Уровни последствий возникновения отказов системы ЖАТ (поездо-часы потерь)			
		Незначительный	Значительный	Существенный	Критический
		1	2	3	4
			(B2)	(B3)	(B4)
Случайное	C	Допустимый (C1)	Допустимый (C2)	Нежелательный (C3)	Недопустимый (C4)
Редкое	P	Не принимаемый в расчет (P1)	Допустимый (P2)	Нежелательный (P3)	Нежелательный (P4)
Крайне редкое	K	Не принимаемый в расчет (K1)	Допустимый (K2)	Допустимый (K3)	Нежелательный (K4)
Маловероятное	M	Не принимаемый в расчет (M1)	Не принимаемый в расчет (M2)	Допустимый (M3)	Нежелательный (M4)

Для каждой из составляющих риска помимо качественных уровней имеются еще и количественные граничные значения (минимум и максимум). Количественные значения определяются классом и специализацией железнодорожной линии, на которой находится объект ЖАТ, поэтому общее количество матриц рисков соответствует количеству сочетаний классов и специализаций железнодорожных линий.

Анализ уровня риска с помощью указанной матрицы осуществляется путем оценки его прогнозного значения и определения клетки в матрице.

Если анализ фактического уровня риска, как правило, определяется путем обработки статистики за некоторый прошедший интервал времени, то при определении прогнозного уровня риска статистические данные отсутствуют. Необходимость прогнозирования риска возникает при изменении условий эксплуатации и содержания объекта ЖАТ, при введении в эксплуатацию нового объекта ЖАТ и ряде иных задач.

В настоящее время для прогнозирования уровня риска преимущественно используют методы аналитического и имитационного моделирования. Однако реализуемые на основе данных методов расчеты весьма трудоемки и ресурсоемки, так как уровень риска поездо-часов потерь сложно связан с характеристиками перевозочного процесса и показателями надежности объекта ЖАТ.

Предлагается в качестве механизма качественной оценки уровня риска использовать модель искусственной нейронной сети, в которой реализуются методы искусственного интеллекта. Это позволит совместить в одном процессе оценку и анализ риска.

Искусственная нейронная сеть – это математическая модель, в чем-то аналогичная биологической нейронной сети [7]. Области их применения – задачи прогнозирования, моделирования, кластеризации, выявлению наборов независимых признаков. Разновидностей нейронных сетей в настоящее время существует достаточно большое количество. Рассмотрим возможность применения для определения прогнозного уровня рисков поездо-часов потерь нейронной сети Кохонена [8].

Это связано со следующими их особенностями:

- они предназначены для решения задач кластеризации – разделения совокупности признаков на отдельные области, что и требуется осуществлять в матрице рисков;
- способны самообучаться в процессе работы, поэтому точность анализа с их использованием непрерывно повышается;
- они просты в реализации, трудоемкость вычислений невелика;
- результат на выходе формируется в соответствии с принципом «победитель забирает все», поэтому он всегда однозначен для одного набора входных данных.

Сеть Кохонена имеет два слоя: входной и выходной [9]. На входной слой требуется подавать входной вектор данных, которые требуется классифицировать, а выходной слой формирует результаты анализа, количество выводов выходного слоя совпадает с количеством классов, на которые требуется классифицировать входные данные. Внутренняя структура сети Кохонена строится единообразно, но количество связей зависит от размерности входного и выходного векторов.

Разработку структуры нейронной сети Кохонена можно выполнить в три этапа:

- определить вектор входного набора данных;
- определить вектор выходного набора данных;
- разработать морфологическую структуру сети (структуру взаимосвязей).

В качестве входного набора требуется указать те количественные показатели объекта ЖАТ и перевозочного процесса, которые влияют на поездо-часы потерь из-за отказов. Входной набор исходных данных для оценки риска поездо-часов потерь из-за отказов объекта ЖАТ представлен в таблице 2. В процессе эксплуатации сети Кохонена данный набор может корректироваться и расширяться.

Таблица 2 - Вектор исходных данных для оценки риска поезд-часов потерь

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.35.2>

Обозначение	Прогнозные параметры
X1	Количество пар поездов в сутки
X2	Среднее время занятия поездом объекта ЖАТ
X3	Интенсивность отказов объекта ЖАТ
X4	Среднее время до восстановления объекта ЖАТ
X5	Класс и специализация железнодорожной линии (закодированные числами)
X6	Специализация железнодорожной линии
X7	Длительность технологических окон в сутки

Количество выходов сети должно соответствовать количеству распознаваемых уровней риска в соответствии с матрицей рисков из таблицы 1. Это могут быть интегральные уровни риска, определяемые цветом клеток матрицы, либо уровни, определяемые координатами клеток указанными в скобках. Разработаем нейронную сеть, предназначенную для анализа интегрального уровня риска, тогда количество её выходов будет равно четырем, а активации каждого из выходов будет соответствовать свой цвет.

Структура сети Кохонена имеет вид, представленный на рисунке 1 [10].

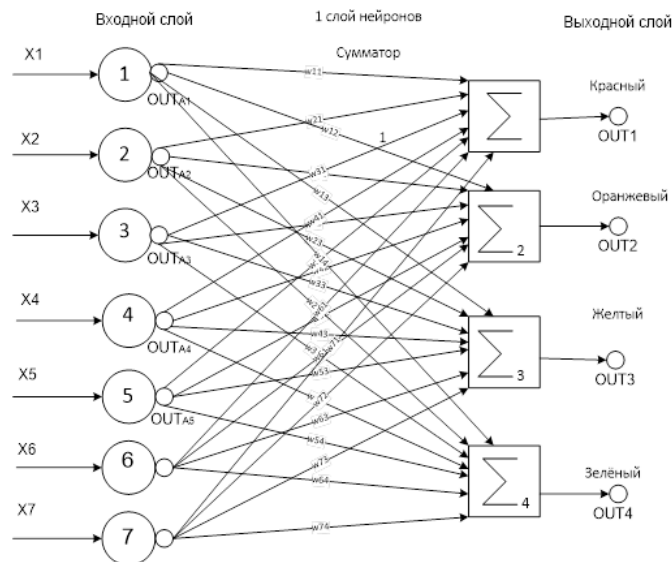


Рисунок 1 - Нейронная сеть Кохонена
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2025.153.35.3>

Сеть функционирует следующим образом. Нейроны входного слоя представлены кругами с цифрами внутри. Вычислений входные нейроны не выполняют, а разветвляют входные сигналы на нейроны скрытого слоя с помощью соответствующих соединений (синапсов). Каждое из соединений имеет уникальный вес ω_{ij} , где i – номер нейрона входного слоя, j – номер нейрона скрытого слоя. Нейроны скрытого слоя вычисляют средневзвешенное с учетом весов связей значение из сигналов входного слоя по формуле:

$$Z_j = \sum_{i=1}^k X_i * \omega_{ij} \quad (1)$$

Нейроны выходного слоя реализуют принцип «победитель забирает все»:

$$OUT_j = \begin{cases} 1 & -Z_j = \max\{Z_j\} \\ 0 & -Z_j < \max\{Z_j\} \end{cases} \quad (2)$$

Таким образом, для конкретного набора данных только на выходе только одного нейрона формируется единица, означающая распознанный уровень риска поезд-часов потерь, тогда как на других выходах формируется ноль.

Перед использованием нейронной сети для прогнозирования рисков поезд-часов потерь она должна пройти процедуру обучения. Обучение может быть реализовано как с учителем, так и без учителя, однако обучение с учителем может быть выполнено быстрее. В этом случае, на входы сети подаются обучающие наборы данных, полученные по различным объектам ЖАТ с известными уровнями интегрального риска, либо для которых выполнен

расчет уровня риска аналитическим или имитационным методом. Процедура обучения завершается после того, как нейронная сеть с заданной достоверностью будет определять уровень риска для контрольных наборов данных.

Заключение

В работе рассмотрена принятая методология оценки риска поездо-часов потерь для объектов железнодорожной инфраструктуры и приведены ее особенности, а также предложена модель применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования рисков функционирования объектов транспортного комплекса. Применение такой сети позволит грамотно учитывать сложные взаимосвязи между множеством описанных выше факторов, что позволит обеспечить высокую точность прогнозов рисков поездо-часов потерь, минимизировать простои и сократить затраты на обслуживание и ремонт инфраструктуры. Однако для более практичной реализации и совершенствования модели требуется продолжить исследования в области оптимизации архитектуры нейронных сетей, расширения набора данных и интеграции с современными технологиями (IoT, Big Data), что будет рассмотрено в будущих публикациях.

Таким образом, применение искусственной нейронной сети позволит упростить задачу прогнозирования рисков, связанных с функционированием железнодорожной и иной инфраструктуры. Аналогичным образом может быть получена нейронная сеть для оценивания рисков для других объектов железнодорожной инфраструктуры.

Конфликт интересов

Не указан.

Conflict of Interest

None declared.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Аношкин В.В. Реализация методологии УРРАН в хозяйстве автоматики и телемеханики / В.В. Аношкин, А.В. Горелик, Д.М. Поменков [и др.] // Автоматика, связь, информатика. — 2017. — № 6. — С. 2–6.
2. Орлов А.В. Управление качеством функционирования объектов транспортной инфраструктуры на основе рисков / А.В. Орлов, Ю.В. Пчелинцев, И.А. Гусев [и др.] // Траектория научно-технологического развития России с учетом глобальных трендов : сборник научных трудов по материалам Международной научно-практической конференции, Белгород, 29 ноября 2019 года / под ред. Е.П. Ткачевой. — Белгород : ООО «Агентство перспективных научных исследований», 2019. — С. 124–128.
3. Веселова А.С. Принципы оценивания рисков, связанных с ненадежной работой объектов железнодорожной автоматики / А.С. Веселова // Наука и техника транспорта. — 2017. — № 1. — С. 46–50.
4. Карманов А.В. Реализация принципа ALARP при синтезе многоканальной системы противоаварийной защиты / А.В. Карманов, А.С. Телюк, К.П. Шершукова // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности. — 2014. — № 6. — С. 36–40.
5. Охотников И.В. Совершенствование мониторинга надежности и безопасности функционирования объектов транспортной инфраструктуры на основе методологии УРРАН / И.В. Охотников // Становление и развитие института безопасности : материалы международной научно-практической конференции, Москва, 19 февраля 2019 года. — Москва : ООО «Институт исследований и развития профессиональных компетенций», 2019. — С. 61–64.
6. Ерж А.Е. Методология управления рисками в хозяйстве автоматики и телемеханики / А.Е. Ерж, А.В. Горелик, Д.В. Солдатов [и др.] // Автоматика, связь, информатика. — 2017. — № 7. — С. 2–6
7. Котельников Е.В. Введение в машинное обучение и анализ данных : учебное пособие / Е.В. Котельников, А.В. Котельникова. — Киров : ВятГУ, 2023. — 68 с.
8. Хачумов М.В. Введение в интеллектуальный анализ данных : учебное пособие / М.В. Хачумов. — М. : РТУ МИРЭА, 2023. — 123 с.
9. Шматов Г.П. Нейронные сети и генетический алгоритм : учебное пособие / Г.П. Шматов. — Тверь : ТвГТУ, 2019. — 200 с.
10. Баталов А.С. Методы повышения эффективности обучения нейронной сети Кохонена / А.С. Баталов // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. — 2012. — № 3. — С. 86–93.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Anoshkin V.V. Realizatsiya metodologii URRAN v hozjajstve avtomatiki i telemehaniki [Implementation of the URRAN methodology in the field of automation and telemechanics] / V.V. Anoshkin, A.V. Gorelik, D.M. Pomenkov [et al.] // Automation, Communications, Informatics. — 2017. — № 6. — P. 2–6. [in Russian]
2. Orlov A.V. Upravlenie kachestvom funktsionirovaniya ob'ektov transportnoj infrastruktury na osnove riskov [Risk-based quality management of transport infrastructure facilities] / A.V. Orlov, Ju.V. Pchelintsev, I.A. Gusev [et al.] // The trajectory of Russia's scientific and technological development taking into account global trends : a collection of scientific papers based on the materials of the International Scientific and Practical Conference, Belgorod, November 29, 2019 / edited by E.P. Tkachevoj. — Belgorod : Obschestvo s ogranichennoj otvetstvennost'ju "Agentstvo perspektivnyh nauchnyh issledovaniy", 2019. — P. 124–128. [in Russian]

3. Veselova A.S. Printsipy otsenivaniya riskov, svjazannyh s nenadezhnoj rabotoj ob'ektov zheleznodorozhnoj avtomatiki [Principles of risk assessment related to unreliable operation of railway automation facilities] / A.S. Veselova // Science and Technology in Transport. — 2017. — № 1. — P. 46–50. [in Russian]
4. Karmanov A.V. Realizatsija printsipa ALARP pri sinteze mnogokanal'noj sistemy protivopavarijnoj zaschity [Implementation of the ALARP principle in the synthesis of a multi-channel emergency protection system] / A.V. Karmanov, A.S. Teljuk, K.P. Shershukova // Automation Telemechanization and Communication in Oil Industry. — 2014. — № 6. — P. 36–40. [in Russian]
5. Ohotnikov I.V. Sovershenstvovanie monitoringa nadezhnosti i bezopasnosti funkcionirovanija ob'ektov transportnoj infrastruktury na osnove metodologii URRAN [Improvement of monitoring of reliability and safety of functioning of transport infrastructure facilities based on URRAN methodology] / I.V. Ohotnikov // Formation and development of the Institute of Security : Proceedings of the International Scientific and Practical Conference, Moscow, February 19, 2019. — Moscow : Obschestvo s ogranichennoj otvetstvennost'ju «Institut issledovanij i razvitija professional'nyh kompetentsij», 2019. — P. 61–64. [in Russian]
6. Erzsh A.E. Metodologija upravlenija riskami v hozjajstve avtomatiki i telemehaniki [Risk management methodology in the automation and telemechanics industry] / A.E. Erzsh, A.V. Gorelik, D.V. Soldatov [et al.] // Automation, Communications, Informatics. — 2017. — № 7. — P. 2–6. [in Russian]
7. Kotel'nikov E.V. Vvedenie v mashinnoe obuchenie i analiz dannyh [Introduction to Machine Learning and Data Analysis] : a study guide / E.V. Kotel'nikov, A.V. Kotel'nikova. — Kirov : VjatGU, 2023. — 68 p. [in Russian]
8. Hachumov M.V. Vvedenie v intellektual'nyj analiz dannyh [Introduction to Data Mining] : a study guide / M.V. Hachumov. — M. : RTU MIREA, 2023. — 123 p. [in Russian]
9. Shmatov G.P. Nejronnye seti i geneticheskij algoritm [Neural networks and the genetic algorithm] : a study guide / G.P. Shmatov. — Tver' : TvGTU, 2019. — 200 p. [in Russian]
10. Batalov A.S. Metody povyshenija effektivnosti obuchenija nejronnoj seti Kohonena [Methods for improving the effectiveness of Kohonen neural network training] / A.S. Batalov // Bulletin of Perm University. Series: Mathematics. Mechanics. Computer Science. — 2012. — № 3. — P. 86–93. [in Russian]