

JOURNAL OF TRANSPORT



ISSUE 3, 2026 vol. 3

E-ISSN: 2181-2438

ISSN: 3060-5164



RESEARCH, INNOVATION, RESULTS



**TOSHKENT DAVLAT
TRANSPORT UNIVERSITETI**

Tashkent state
transport university



JOURNAL OF TRANSPORT

RESEARCH, INNOVATION, RESULTS

E-ISSN: 2181-2438

ISSN: 3060-5164

VOLUME 3, ISSUE 3

SEPTEMBER, 2026



jot.tstu.uz

TASHKENT STATE TRANSPORT UNIVERSITY

JOURNAL OF TRANSPORT

SCIENTIFIC-TECHNICAL AND SCIENTIFIC INNOVATION JOURNAL

VOLUME 3, ISSUE 3 SEPTEMBER, 2026

EDITOR-IN-CHIEF

SAID S. SHAUMAROV

Professor, Doctor of Sciences in Technics, Tashkent State Transport University

Deputy Chief Editor

Miraziz M. Talipov

Doctor of Philosophy in Technical Sciences, Tashkent State Transport University

The “**Journal of Transport**” established by Tashkent State Transport University (TSTU), is a prestigious scientific-technical and innovation-focused publication aimed at disseminating cutting-edge research and applied studies in the field of transport and related disciplines. Located at Temiryo‘lchilar Street, 1, office 465, Tashkent, Uzbekistan (100167), the journal operates as a dynamic platform for both national and international academic and professional communities. Submissions and inquiries can be directed to the editorial office via email at jot@tstu.uz.

The Journal of Transport showcases groundbreaking scientific and applied research conducted by transport-oriented universities, higher educational institutions, research centers, and institutes both within the Republic of Uzbekistan and globally. Recognized for its academic rigor, the journal is included in the prestigious list of scientific publications endorsed by the decree of the Presidium of the Higher Attestation Commission No. 353/3 dated April 6, 2024. This inclusion signifies its role as a vital repository for publishing primary scientific findings from doctoral dissertations, including Doctor of Philosophy (PhD) and Doctor of Science (DSc) candidates in the technical and economic sciences.

Published quarterly, the journal provides a broad spectrum of high-quality research articles across diverse areas, including but not limited to:

- Economics of Transport
- Transport Process Organization and Logistics
- Rolling Stock and Train Traction
- Research, Design, and Construction of Railways, Highways, and Airfields, including Technology
- Technosphere Safety
- Power Supply, Electric Rolling Stock, Automation and Telemechanics, Radio Engineering and Communications
- Technological Machinery and Equipment
- Geodesy and Geoinformatics
- Automotive Service
- Air Traffic Control and Aircraft Maintenance
- Traffic Organization
- Railway and Road Operations

The journal benefits from its official recognition under Certificate No. 1150 issued by the Information and Mass Communications Agency, functioning under the Administration of the President of the Republic of Uzbekistan. With its E-ISSN 2181-2438, ISSN 3060-5164 the publication upholds international standards of quality and accessibility.

Articles are published in Uzbek, Russian, and English, ensuring a wide-reaching audience and fostering cross-cultural academic exchange. As a beacon of academic excellence, the "Journal of Transport" continues to serve as a vital conduit for knowledge dissemination, collaboration, and innovation in the transport sector and related fields.

Synthesis of neural network development methods for a block route relay interlocking system, using the example of organizing train routes

A.R. Azizov¹, I.V. Bondarenko¹

¹Tashkent state transport university, Tashkent, Uzbekistan

Abstract:

The implementation of microprocessor-based systems as an alternative to the relay-based safety control systems currently used in railway transportation processes is of key importance for the railway transport industry. Due to their compactness, service-oriented maintenance approach, and automatic logging of system operations, such systems are a significant factor in the selection of the component base for existing railway control systems. At the same time, relay-based systems are often preferred when reconstructing existing railway stations due to a number of factors. Modernization through the replacement of obsolete systems with non-contact microprocessor-based systems requires substantial expenditures at the stage of technical documentation development, as well as the need to take sections of the railway infrastructure out of service during the technological process. In most cases, the costs associated with such reconstruction projects are not economically viable. In view of the above, the task of improving individual components of obsolete systems has become increasingly relevant, as this approach makes it possible to modernize existing systems without significant capital investments. This article examines the relevance of replacing relay-contact devices in station automation systems through the integration of microprocessor technologies. In addition, the prospects for integrating neural networks as an alternative to conventional program-code algorithms are described using the study of train route-setting circuits of the direction and route category determination block (NN) of the BRRI system as an example.

Keywords:

automation and telemechanics, railway transport, block route relay centralization (BRRC), relay, mathematical model, discrete mathematics, recurrent neural networks, neural network training, activation functions, error gradient

Синтез методов разработки нейронных сетей системы блочной маршрутной релейной централизации, на примере организации маневровых маршрутов

Азизов А.Р.¹, Бондаренко И.В.¹

¹Ташкентский государственный транспортный университет, Ташкент, Узбекистан

Аннотация:

Внедрение микропроцессорных комплексов в качестве альтернативы ныне эксплуатируемых релейных систем контроля безопасности процессов перевозок имеет ключевое значение в экономике железнодорожного транспорта. Благодаря компактности, сервисному методу обслуживания и автоматическому ведению действий системы являются весомым фактором при выборе компонентной базы эксплуатируемой системы. Вместе с тем, при реконструкции существующих станций большее предпочтение отдаётся релейным системам, в связи с рядом факторов. Модернизация путём замены морально-устаревших систем бесконтактными комплексами требует больших расходов на этапе разработки технической документации и необходимости выключения участков из технологического процесса. В большинстве случаев затраты на подобные реконструкции не рентабельны. В связи с вышеизложенными фактами становится актуальной задача усовершенствования отдельных элементов устаревших систем, что позволит обновить существующие системы, без крупных капиталовложений. В настоящей статье рассматривается актуальность замены релейно-контактной устройств, станционных систем автоматики методом интеграции микропроцессорных технологий. Кроме того, описаны перспективы интеграции нейронных сетей в качестве альтернативы классическим алгоритмам программного кода на примере исследования схем установки поездных маршрутов блока определения направления и категории маршрутов (НН) системы БМРЦ.

 <https://orcid.org/0000-0002-5652-9611>



Ключевые слова: автоматика и телемеханика, железнодорожный транспорт, блочная маршрутная релейная централизация (БМРЦ), реле, математическая модель, дискретная математика, рекуррентные нейронные сети, обучение нейронных сетей, функции активации, градиент ошибки

1. Введение

Актуальность проведённого исследования

Средства автоматизации труда переживают значительную трансформацию, формируя эволюционную среду. Развитие электронно-вычислительных технологий (ЭВТ), в качестве стандарта безопасности, снижает риск аварийных инцидентов на более ответственных этапах производства, а внедрение микропроцессорных систем (МПС) в автоматизированных технологических комплексах удешевляет эксплуатацию и упрощает обслуживание. Наглядным примером служит развитие МПС на железных дорогах, оказывающее решающее влияние на эффективность перевозок. Функционал подобных систем затруднителен в реализации при построении аналогичных устройств на морально устаревшей и исчерпавшей свой лимит релейной логики.

Тем не менее, разработка аппаратно-программных комплексов (АПК) для МПС сопряжена с рядом технических трудностей, требующих особых навыков проектирования и не позволяющих полноценно унифицировать систему ввиду разработки программного обеспечения для отдельных линий. Кроме того, интеграция МПС в уже построенных участках требует их выключения из технологического процесса на период реконструкции, приводя к существенным финансовым потерям из-за простоя. В рамках исследования проведён анализ замены релейно-контактных схем методом интеграции микропроцессорных и нейросетевых технологий, с целью разработки адаптивных алгоритмов управления, способных минимизировать затраты на индивидуальное проектирование и повысить отказоустойчивость систем.

Перспективы применения нейросетевых технологий в станционных системах автоматики и телемеханики.

Развитие искусственного интеллекта на фоне совершенствования вычислительных средств и методов математического моделирования становится альтернативой методам классического построения алгоритмов. Преимущества нейросетевых технологий заключаются в унификации их архитектуры, позволяющей ускорить проектирование отдельных узлов управления, что представляет особую важность для МПС.

Проектирование нейронной сети начинается с выбора её архитектуры. Простейшие представители – однослойные перцептроны (рис. 1) отлично справляются с решением элементарных линейных задач (линейными алгоритмами и простейшими логическими функциями). С более сложными задачами требуются более сложные модели многослойных нейронных сетей (рис. 2). Расширение архитектуры (увеличение количества слоёв) и углубление слоёв (добавление нейронов) позволяют сети выделять иерархические признаки. На первых слоях сеть обнаруживает простые элементы – края и углы объектов. На средних слоях выделяются текстуры и повторяющиеся узоры. На последних слоях

формируются сложные признаки — например, глаза или колёса автомобиля.

Этот принцип лежит в основе свёрточных нейронных сетей (CNN), которые эффективно решают задачи обработки изображений. Например, CNN распознаёт цифры на почтовых индексах, идентифицирует лица в системах безопасности или детектирует дефекты на производственных линиях. Разработка рекуррентных, в частности LSTM-нейронных сетей положила начало автоматизации отдельных процессов, наглядным примером которых является транскрибация аудиосообщений, обработка видео и характеристик приходящего сигнала (частота, временные параметры) в системах энергетики.

Чрезмерное расширение архитектуры нейронной сети может привести к переобучению. В этом случае модель идеально запоминает обучающую выборку, включая шум и случайные вариации данных, но теряет способность обобщать на новые примеры. На тестовой выборке точность резко падает, а в реальных условиях эксплуатации сеть даёт ошибочные прогнозы.

Например, если обучать CNN распознавать кошек на выборке из 1 000 изображений, где все кошки сидят на синем фоне, сеть может запомнить «синий фон = кошка» и ошибочно классифицировать синий диван как кошку.

Для предотвращения переобучения количество нейронов в слое определяется эмпирическим методом, начиная от малых значений, постепенно увеличивая до достижения нейронной сетью высокой точности решения задач, контролируя точность модели на выборке валидации. Оптимально начальные значения слоя i определяются, как среднее значение суммы количества нейронов предыдущего и следующего слоёв (1). Исходя из требований, предъявляемых к надёжности устройств автоматики и телемеханики, точность нейронной сети должна быть не ниже 99.99%.

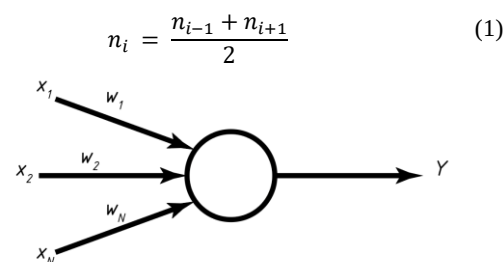


Рис. 1. Структурная схема перцептрона

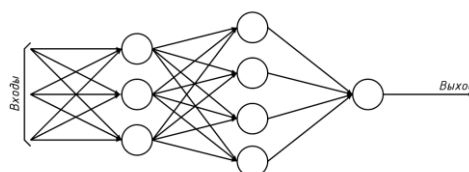
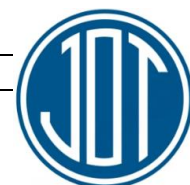


Рис. 2. Многослойная нейронная сеть

Краткие сведения о блочной маршрутной релейной централизации (БМРЦ).



Типовые проектные решения 501-0-98 «Схемы маршрутной релейной централизации МРЦ-13», разработанные в 1978 году Ленинградским проектно-исследовательским институтом по проектированию сигнализации, централизации, связи и радио на железнодорожном транспорте «Гипротранссигнализация» – документ, стандартизирующий автоматизированные системы управления станционными объектами. Разработанные в проекте схемы направлены на исключение ошибок действия персонала, проверку условий безопасности перед открытием сигнала, проверку соответствия и замыкание стрелок и сигналов в устанавливаемом маршруте и его размыкания, после прохождения состава. Схемы управления стрелками и сигналами решения заключения в блоки наборной и исполнительной группы, для упрощения проектирования и монтажа. Группы наборной группы, отвечающие за фиксацию набранного маршрута, соединяются по 4-проводной схеме управления.

В рамках исследования проведён анализ блока наборной группы определения направления и категории маршрутов (НН).

2. Методика исследования

Математическое описание принципов работы нейронной сети.

Обучение нейронной сети – процесс, подразумевающий настройку её параметров. Данный шаг необходим для минимизации ошибки, освоения навыков поиска скрытых закономерностей тремя различными методами. Обучение с учителем заключается на решении задач с неким абстрактным объектом, предоставляющим ответы. Другой метод – обучение без учителя «заставляет» нейронную сеть строить закономерности, не предоставляя правильные ответы. Обучение с подкреплением. Метод обучения сети на основе «кнути и пряника». Искусственный интеллект получает награду за правильные ответы и штрафные баллы за ошибки. Любой из вышеуказанных методов состоит из нескольких шагов. Первым этапом производится **расчёт прямого распространения**. На данной стадии определяются зависимости выходных значений от векторов входных параметров, весов и смещений. Например, для линейной архитектуры справедливы следующие векторы входа X , весов W , смещений B и слоя Z_i (1, 2.1, 2.2, 3.1, 3.2, 4):

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$W_i = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} & \dots & w_{m1} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{m2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1n} & w_{2n} & \dots & w_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$$W = [W_1 \ W_2 \ \dots \ W_i] \quad (2.2)$$

$$B_i = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_m \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

$$B = [B_1 \ B_2 \ \dots \ B_i] \quad (3.2)$$

$$Z_i = W_i \times X_{i-1} + B_i \quad (4)$$

Полученные результаты имеют разброс в неограниченных пределах. в ряде задач такой разброс излишен и требует ограничения значений выводов в

пределах $[Z_{min} \ \dots \ Z_{max}]$. для этого применяют функции активации, выбор которых определяется исходя из поставленной задачи (5).

$$Y_i = f_A(Z_i) \quad (5)$$

Следующим этапом происходит **выбор функции потерь**, с целью определения качества работы нейронной сети. Методика алгоритма предполагает сравнение эталонных значений y_i с фактически полученными на выходе нейронной сети $\bar{y}_i$. На сегодняшний день разработаны различные виды функций. Прогнозирование предсказаний, применяемое, в сферах метеосводок, финансах, энергетике, промышленности и других сферах применяют Среднеквадратичную ошибку (MSE) или более устойчивую к выбросу данных MAE - среднюю абсолютную ошибку (6, 7). Для задач классификации, актуальных в сфере фото- и видеодифференциации, сложных бинарных операциях науке и так далее, уместно говорить о функциях бинарной и категориальной кросс-энтропии (8, 9).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}_i| \quad (7)$$

$$BCE = -[y_i * \lg(\bar{y}_i) + (1 - y_i) * \lg(1 - \bar{y}_i)] \quad (8)$$

$$CCE = - \sum_{i=1}^n y_i * \lg(\bar{y}_i) \quad (9)$$

где n – количество классов.

Метод обратного распространения ошибки (Backpropagation) – наиболее распространённый алгоритм вычисления зависимости изменения ошибки от изменения весов и смещений. Задачей является нахождения локального минимума, при котором функция отвечает требованиям точности. Вычисление производных матриц весов W_i и смещений B_i слоя i производится в порядке противоположном методу прямого распространения (10-12).

$$\frac{dC_i}{dW_i} = \frac{dC_i}{df_i} * \frac{df_i}{dZ_i} * \frac{dZ_i}{dW_i} \quad (10)$$

$$\frac{dC_i}{dB_i} = \frac{dC_i}{df_i} * \frac{df_i}{dZ_i} * \frac{dZ_i}{dB_i} \quad (11)$$

$$\frac{dC_i}{dX_i} = \frac{dC_i}{df_i} * \frac{df_i}{dZ_i} * \frac{dZ_i}{dX_i} \quad (12)$$

Полученные выше расчёты позволяют перейти к следующему этапу – **обновлению весов и смещений**. Данный шаг направлен на достижение стабилизации весов и смещений, направленное на создание чётких границ принятия решений, без учёта шумов, а также корректной обработки новых, ранее не встречавшихся данных. Важно понимать, что обучение нейронной сети тесно связано с различными методами оптимизации, определяющими скоростью её обучения η , как показатель эффективности обучения самообучающегося алгоритма, в зависимости от времени (13, 14). Чем выше значение скорости обучения, тем быстрее нейронная сеть обучается на начальном этапе, однако, точность такого значения снижается с каждой итерацией. Слишком низкие значения препятствуют обучению нейронных сетей.



$$W'_i = W_i - \eta * \frac{dC_i}{dW_i} \quad (13)$$

$$B'_i = B_i - \eta * \frac{dC_i}{dB_i} \quad (14)$$

Как было сказано выше, скорость обучения определяется методами её оптимизации. Простейшим из них является установка большого значения скорости в начале обучения, с постепенным уменьшением данного значения. Тем не менее широко применимы и другие методы выбора рационального параметра скорости обучения нейронной сети:

- Пакетный градиентный спуск – применяет весь обучающий набор данных, для вычисления обучающего градиента, что гарантирует минимизацию ошибки, но сильно замедляет процесс обучения.

- Стохастический градиентный спуск – использует случайные примеры из обучающего набора, чем обусловлен высокий уровень шумов

- Mini-batch градиентный спуск – более оптимальный вариант, обеспечивающий компромисс между скоростью и точностью обучения нейронной сети. Использует небольшие случайные поднаборы данных (батчи).

- Адаптивные методы – алгоритмы автоматической настройки весов и смещений, меняющие скорость обучения индивидуально для каждого параметра нейронной сети.

Помимо вышеупомянутых методы, с целью повышения качества обобщающей способности нейронной сети применяют регуляризацию – методы направленные на предотвращение переобучения нейронной сети и нормализацию – приведение к единому масштабу всех входных значений, с целью равномерного распределения приоритета входных признаков.

Анализ работы блока определения направления и категории маршрутов.

Блок определения направления и категории маршрутов - фиксация устанавливаемого маршрута, путём коммутации шин направления: Н, НМ, Ч, ЧМ, ТН, ТНМ, ТЧ, ТЧМ, ИН, ИНМ, ИЧ, ИЧМ, а также шины схем индикации направления на пульте табло. С этой целью, в схеме блока предусмотрены 6 реле: поездные – «П», «О», маневровые – «ПМ», «ОМ», вспомогательные – «ВПМ», «ВОМ», контактами которых коммутируются шины направления. Каждое реле имеет свои временные характеристики, представленные в таблице 1.

Таблица 1
Временные характеристики реле

Наименование реле в блоке	Тип реле	Время замедления на притяжение (с)	Время замедления на отпускание (с)
ВПМ	КДР1-280	-	-
ВОМ	КДР1-280	-	-
П	КДР1М-120	-	0,15
О	КДР1М-120	-	0,15
ПМ	КДР1М-120	-	0,15
ОМ	КДР1М-120	-	0,15

Алгоритм работы блока при установке маршрута маневрового маршрута отправления. При установке маршрута отправления поезда со станции, производится проверка отключения реле других направлений и категорий («П», «О»). После чего активируется реле «ОМ» (15 – 19). Реализация схемы на логических элементах представлена на рисунке 4.

$$om = \bar{P} \& \bar{O} \& 110(M) \quad (15)$$

$$f(OM) = 29 \& ВПМ \& OM \& om \quad (16)$$

$$f(OM) = 29 \& ВОМ \& \bar{P} \& om \quad (17)$$

$$f(OM) = 210 \& OM \& om \quad (18)$$

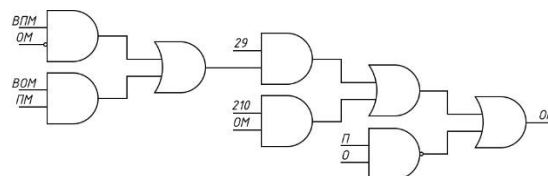


Рис. 4 Логическая схема включения реле «ОМ»

После включения реле «ОМ» активируются шины соответствующие шины коммутации маршрута приёма.

Алгоритм работы блока при установке маршрута поездного маршрута приёма. При установке маршрута отправления поезда со станции, производится проверка отключения реле других направлений и категорий («П», «О»). После чего активируется реле «ПМ» (19 – 22). Реализация схемы на логических элементах представлена на рисунке 4.

$$pm = \bar{P} \& \bar{O} \& 110(M) \quad (19)$$

$$f(ПМ) = 29 \& ВОМ \& ПМ \& pm \quad (20)$$

$$f(ПМ) = 29 \& ВПМ \& \bar{O} \& pm \quad (21)$$

$$f(ПМ) = 210 \& OM \& pm \quad (22)$$

После включения реле «ПМ» активируются шины соответствующие шины коммутации маршрута приёма.

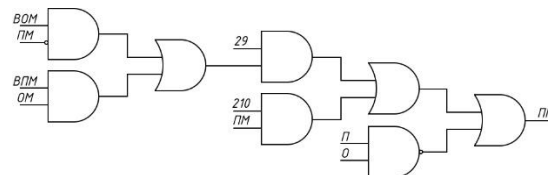


Рис. 5 Логическая схема включения реле «ПМ»

Реализация архитектуры нейронной сети.

Включение реле направления активирует соответствующие шины коммутации маневрового маршрута.

$$a = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix} \quad (25)$$

Пропуск входного параметра a , через маску из m случайных величин Бернулли, обеспечивает выключение части нейронов слоя с вероятностью обнуления активации p (26):

$$m_i = \begin{cases} 1, & \text{при } 1 - p \\ 0, & \text{при } p \end{cases} \quad (26)$$

Тогда на выходе получим следующий слой активаций:

$$a' = a \odot m \quad (27)$$

На этапе предсказания получаем:

$$a_{final} = a * (1 - p) \quad (28)$$

С целью сохранения точности в момент



предсказания, хорошей практикой стало применение inverted dropout, пропускающий слой активации, прошедший через маску (28), через коэффициент масштабирования обратный вероятности отключения (29):

$$a' = \frac{a \odot m}{1 - p} \quad (29)$$

На этапе предсказания получим (30)

$$a_{final} = a \quad (30)$$

Для функции активации нейронов скрытого слоя справедливы следующие равенства:

$$z_A = w_A * a + b_A \quad (31)$$

$$f_A(z_A) = \max(0, z_A) \quad (32)$$

Функция активации выходного слоя нейронов определяется следующими выражениями.

$$z_O = w_O * x + b_O \quad (33)$$

$$f_O(z_O) = \frac{1}{1 + e^{-z_O}} \quad (34)$$

Расчёт функции потерь и методы обучения. Функция бинарной кросс-энтропии (35.1, 35.2), выбранная как метод определения потерь, позволяет определить степень ошибки, что важно, для расчёта точности нейронной сети.

$$C_i = y_i * \log(f_{oi}) + (1 - y_i) * \log(1 - f_{oi}) \quad (35.1)$$

$$L(\theta) = - \frac{\sum_{i=1}^N C_i}{N} \quad (35.2)$$

где

N – размер батча

y_i – истинное значение

f_{oi} – предсказание сети

θ – множество всех обучаемых параметров сети

Уменьшающиеся (исчезающие) градиенты рекуррентных нейронных сетей, при обратном распространении ошибки, являются большой проблемой, приводящей к сильному замедления обучения, вплоть до полной остановки, или наоборот его нестабильности. С целью решения данной задачи применяют оптимизаторы. В описываемом исследовании применяется оптимизатор Adam, обеспечивающий более быструю сходимость и высокую надёжность, для рекуррентных сетей, благодаря своим характеристикам (36).

$$g_t = \nabla_{\theta} L(\theta_{t-1}) = \begin{pmatrix} \frac{dL}{d\theta_1} \\ \frac{dL}{d\theta_2} \\ \vdots \\ \frac{dL}{d\theta_n} \end{pmatrix} \quad (36)$$

где θ – вектор всех обучаемых параметров сети (весов и смещений).

Оценка среднего градиента, показывающая значение и вектор ошибки, обеспечивает стабилизацию обучения за счёт сглаживания шума, ускорения сходимости и нивелирования столкновений с локальными минимумами (37).

$$m_t = \beta_1 * m_{t-1} + (1 - \beta_1) * g_t \quad (37)$$

где β_1 – коэффициент затухания.

$$v_t = \beta_2 * v_{t-1} + (1 - \beta_2) * g_t^2 \quad (38)$$

где β_2 – коэффициент затухания.

Оценка дисперсии (38) показывает разброс

градиентов по каждому параметру. Чем ниже градиент, тем стабильнее система.

Нулевые значения векторов m_t и v_t , на этапе инициализации, приводят к систематическому занижению оценок моментов на начальных шагах обучения, что приводит к значительному увеличению шага. Данная особенность оказывает положительное влияние на начальных этапах, но в дальнейшем снижает эффективность и скорость обучения. С целью нивелирования данных недостатков применяют коррекцию смещений (39, 40)

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (39)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (40)$$

где $\hat{m}_t$, $\hat{v}_t$ – несмещённые оценки среднего градиента и дисперсии.

Обновление весов и смещений происходит на основе вышеописанных расчётов, исходя из начальных данных и определяются выражением (40):

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha * \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \quad (41)$$

где $\varepsilon = 10^{-8}$ – значение, введённое для предотвращения деления на 0;

α – скорость обучения нейронной сети (42), вычисляемая, для каждого параметра θ_t индивидуально.

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha * \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon} \quad (42)$$

3. Заключение

Исходя из проведённых исследований, разумно предположение о перспективности применения нейросетевых технологий в качестве метода усовершенствования систем БМРЦ на высокоскоростных участках. В частности, применение микропроцессорных технологий с интегрированными LSTM-нейронных сетей, рассмотренными в данной статье, позволить отказаться от морально устаревших и исчерпавших свой ресурс устройств на релейно-контактной логике. Алгоритмы, применяемые при написании кода нейронной сети более компактны, в сравнении с традиционными методами их построения. При этом, их применение не оказывает отрицательного содействия на качество обработки сигнала. Переход к нейросетевым решениям может повысить гибкость и адаптивность систем управления и контроля за объектами железнодорожной автоматики и телемеханики.

Использованная литература / References

- [1] Efanov, D. V., Pogodina, T. S., Aripov, N. M., Boltayev, S. T., Azizov, A. R., Ametova, E. K., & Shakirova, F. F. (2025). Combinational Circuits Testing Based on Hsiao Codes with Self-Dual Check Functions. *Computation*, 13(1), 15. <https://doi.org/10.3390/computation13010015>.
- [2] Aripov N., Sadikov A., Ubaydullayev S. Intelligent signal detectors with random moment of appearance in rail lines monitoring systems //E3S Web of Conferences. – EDP Sciences, 2021. – Т. 264.



[3] Muhiddinov, O., & Boltayev, S. (2023). Route management modeling of high-speed trains on the train dispatcher section. In E3S Web of Conferences (Vol. 376). EDP Sciences.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202337604033>

[4] Azizov, A., Ametova, E., Nuriddinov, Q., Ubaydullayev, S. Development, research of a model and an algorithm for organizing data transfer in a monitoring device E3S Web of Conferences, 2023, 371, 03069

[5] Сапожников В.В., Никитин А.Б. Микропроцессорная система электрической централизации МПЦ-МПК. Наука и транспорт. – СПб.: Издательский дом ООО «Т-ПРЕССА», 2009. – С18-21.

[6] Chen K., Miles I. C. ITS Handbook 2000: Recommendations for the World Road Association (PIARC). — Boston; London: ArtechHouse, 1999. - 434 p.

[7] Лупал Николай Васильевич. Развитие устройств СЦБ в период промышленного капитализма (1861-1900). Автоматика на транспорте 2016 год, том 2 №4, Санкт-Петербург, ФГБОУ ВО «Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I», 2016 год, стр. 624 – 634.

[8] Казаков А.А., Бубнов В.Д., Казаков Е.А. Станционные устройства автоматики и телемеханики. Москва «ТРАНСПОРТ» – 1990. ISBN: 5-277-00951-5, УДК: 656.25:656.21(075.32), 431 стр.

[9] Сороко В.И., Разумовский Б.А. Аппаратура железнодорожной автоматики и телемеханики: Справочник. Том 1, 2-е изд., переработанное и дополненное — В 2-х т. — М.: Транспорт, 1981. — 352 с.

[10] Львов Федор Алексеевич, ТИПЫ И ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ, Сборник публикаций научного журнала "Chronos" «Естественные и технические науки в современном мире» Выпуск 2 (24): г. Москва: сборник со статьями (уровень стандарта, академический уровень). — М: Научный журнал "Chronos", 2019.— с. 25-31

[11] Макаров И.М. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления / И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько, М.П. Романов ; [отв. ред. И.М. Макарова] ; Отделение информ. технологий и вычислит.

систем РАН. - М.: Наука, 2006. - 333 с. - ISBN 5-02-033782-X (в пер.).

[12] Neural Networks and Deep Learning by Michael Nielsen /[Электронный ресурс]. – Режим доступа, URL: https://faultan.ru/articles/simple_about_complicated/simple_elm_delay/ (дата обращения: 15/04/2026).

[13] Deep Learning, Видеокурс по нейронным сетям. Youtube канал «3Blue1Brown translated by Sciberia» /[Электронный ресурс]. – Режим доступа, URL: <https://www.youtube.com/watch?v=RJCiyBAaIEI&list=PLZjXXN70PH5itkSPe6LTS-yPy15soOovc> (дата обращения: 15/04/2026).

[14] Нейронные сети, путь к триумфу, Видеокурс по нейронным сетям. Youtube канал «Selfedu» /[Электронный ресурс]. – Режим доступа, URL: <https://www.youtube.com/watch?v=PvXDWPVJUPg&list=PLA0M1Bcd0w8xUIMIPSoiW05lDyPNPt4tf> (дата обращения: 15/04/2026).

Информация об авторах/ Information about the authors

Азизов Асадулла Рахимович / Asadulla Azizov	Ташкентский государственный транспортный университет, профессор кафедры «Автоматика и телемеханика» E-mail: azizov.asadulla@mail.ru Тел: +998935395421 https://orcid.org/0000-0002-5652-9611
--	--

Бондаренко Иван Викторович / Ivan Bondarenko	Ташкентский государственный транспортный университет, PHD-докторант кафедры «Автоматика и телемеханика» E-mail: bondarenko.ivan98@gmail.com Тел: +998935428713
---	--



V. Soy, Sh. Eshbekov, A. Jumageldiev, J. Turgaev <i>Modified arbolite concrete based on reduced treatment waste: Composition analysis, disadvantages and technological solution.....</i>	54
N. Sarvirova, D. Tajibaev, Z. Kamoliddinov <i>Economic assessment of the impact of thematic tourist routes on the development of the regional tourism services market.....</i>	60
D. Tajibaev <i>An organizational and economic methodology for developing regional thematic tourist routes.....</i>	66
Sh. Kudratov, O. Khamidov, B. Gayratov, F. Djuraev, A. Joraev <i>Assessing the technical condition of mainline diesel locomotive power plants using modern diagnostic and automated monitoring technologies.....</i>	77
O. Shokirov <i>Determining the safe movement speed of transport vehicles in mountain road conditions and justifying measures for its mandatory reduction (using the example of mountainous areas of the M-39 highway).....</i>	84
B. Komilov <i>Advantages of implementing a quality management system in healthcare institutions.....</i>	89
S. Boltaev, Ch. Aripova <i>Analysis and modernization of control equipment at railway stations of JSC "Uzbekistan Railways".....</i>	93
A. Azizov, I. Bondarenko <i>Synthesis of a relay operation algorithm aimed at creating a neural network model of its operation.....</i>	99
A. Azizov, I. Bondarenko <i>Synthesis of neural network development methods for a block route relay interlocking system, using the example of organizing train routes.....</i>	104