

Научная статья

Статья в открытом доступе

УДК 004.45

doi: 10.30987/2782-5957-2024-11-37-45

МЕТОДИКА ПРОВЕРКИ ГИПОТЕЗЫ О ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ВЫБОРОК УЗЛОВ И ДЕТАЛЕЙ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО СОСТАВА К ОДНОЙ ГЕНЕРАЛЬНОЙ СОВОКУПНОСТИ

Никита Олегович Мироненко¹, Константин Александрович Сергеев², Олег Игоревич Мироненко³, Андрей Петрович Бомбардилов⁴, Максим Владимирович Козлов^{5✉}

¹ Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (МГТУ), Москва, Россия

^{2,3,4,5} Российский университет транспорта (РУТ (МИИТ)), Москва, Россия

¹ nm.reg@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0001-3510-2838>

² vagon-7@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0009-1792-9143>

³ olemir@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0005-7596-655X>

⁴ bomba542@mail.ru; <https://orcid.org/0009-0008-6174-2709>

⁵ kozlov_m.v@mail.ru; <https://orcid.org/0000-0003-2987-568X>

Аннотация

В статье обсуждаются вопросы использования машинного обучения для анализа и прогнозирования ресурса узлов и деталей железнодорожного подвижного состава. Особое внимание уделено методике проверки гипотезы о том, что выборки данных, собранные из разных источников, принадлежат одной генеральной совокупности. Это критически важно для корректного объединения данных и повышения качества обучающих выборок,

применяемых в прогнозных моделях. Разработанный подход способствует повышению точности оценки состояния узлов и деталей, что, в свою очередь, повышает безопасность железнодорожных перевозок.

Ключевые слова: обучение, анализ, подвижной состав, прогнозирование, ресурс, проверка, гипотезы, данные, надежность, перевозки.

Ссылка для цитирования:

Мироненко Н.О. Методика проверки гипотезы о принадлежности выборок узлов и деталей железнодорожного состава к одной генеральной совокупности / Н.О. Мироненко, К. А. Сергеев, О. И. Мироненко, А. П. Бомбардилов, М. В. Козлов // Транспортное машиностроение. – 2024. - № 11. – С. 37-45. doi: 10.30987/2782-5957-2024-11-37-45.

Original article

Open Access Article

PROCEDURE OF CHECKING THE HYPOTHESIS THAT SAMPLES OF RAILWAY COMPONENTS AND PARTS BELONG TO THE SAME GENERAL POPULATION

Nikita Olegovich Mironenko¹, Konstantin Aleksandrovich Sergeev², Oleg Igorevich Mironenko³, Andrey Petrovich Bombardirov⁴, Maksim Vladimirovich Kozlov^{5✉}

¹ Bauman Moscow State Technical University (BMSTU), Moscow, Russia

^{2,3,4,5} Russian University of Transportation (RUT (MIIT)), Moscow, Russia

¹ nm.reg@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0001-3510-2838>

² vagon-7@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0009-1792-9143>

³ olemir@yandex.ru; <https://orcid.org/0009-0005-7596-655X>

⁴ bomba542@mail.ru; <https://orcid.org/0009-0008-6174-2709>

⁵ kozlov_m.v@mail.ru; <https://orcid.org/0000-0003-2987-568X>

Abstract

The paper discusses the use of machine learning to analyze and predict the resource of components and parts of railway rolling stock. Special attention is paid

to the procedure of checking the hypothesis that data samples collected from different sources belong to the same general population. This is critically important

for correct data aggregation and improving the quality of training samples used in predictive models. The developed approach helps to increase the accuracy of assessing the condition of components and parts,

Reference for citing:

Mironenko NO, Sergeev KA, Mironenko IO, Bombardirov AP, Kozlov MV. Procedure of checking the hypothesis that samples of railway components and parts belong to the same general population. Transport Engineering. 2024;11:37-45. doi: 10.30987/2782-5957-2024-11-37-45.

Введение

Современный железнодорожный комплекс предъявляет высокие требования к надежности и долговечности узлов и деталей подвижного состава. Для обеспечения бесперебойной работы и безопасности перевозок необходимо точно прогнозировать ресурс и срок службы компонентов железнодорожной техники. Важную роль в таком прогнозировании играет применение алгоритмов машинного обучения, которые требуют тщательной подготовки данных. Формирование выборок и анализ их статистических характеристик являются ключевыми этапами в построении точных моделей, способных адекватно оценивать состояние узлов и деталей железнодорожного состава. Основная цель данной работы – исследовать методику проверки гипотезы о принадлежности выборок данных, собранных с различных источников, к одной генеральной совокупности. Этот процесс позволяет корректно объединять данные, обеспечивая высокое качество обучающих

Определение объема выборки

Для работы с алгоритмом машинного обучения необходимо сначала собрать и подготовить данные, что является ключевым этапом при создании системы прогнозирования ресурса узлов и деталей. Выборка (*sample*) представляет собой набор объектов, отобранных из генеральной совокупности с помощью определенной процедуры. Цель заключается в том, чтобы на основе этой выборки сделать обоснованные выводы о всей генеральной совокупности.

Согласно теории выборочных обследований, объем необходимой выборки зависит от требуемой точности оценки параметров, дисперсии оцениваемых параметров и способа отбора. Важно учитывать

which, in turn, increases the safety of railway transportation.

Keywords: training, analysis, rolling stock, forecasting, resource, checking, hypotheses, data, reliability, transportation.

выборку для дальнейшего использования в системах прогнозирования ресурса деталей. В условиях железнодорожной отрасли, где данные могут существенно различаться в зависимости от климатических и эксплуатационных условий, важно убедиться, что выборки, взятые из разных источников, действительно представляют одну и ту же генеральную совокупность. Для проверки гипотезы используются различные статистические методы, такие как анализ описательных статистик, проверка нормальности распределения и тесты на равенство средних значений. Особое внимание уделяется проверке нормальности распределений ключевых параметров, поскольку *t*-тест требует соблюдения этого условия. В работе также рассматриваются дополнительные методы, такие как многомерный дисперсионный анализ и ковариационный анализ, которые могут быть использованы в будущем для повышения точности и надежности выводов.

правило: чем выше дисперсия оцениваемых параметров, тем больший объем выборки требуется для обеспечения нужной точности. Поэтому предварительно необходимо рассчитать дисперсию оцениваемых переменных на основе отобранных данных. В зависимости от уровня надежности выбирается соответствующее значение стандартного нормального распределения.

Обычно, доверительное значение принимают равным 95 %, что подразумевает, что распределение «хороших» и «плохих» данных в тренировочном наборе будет корректно показывать характеристики всей генеральной совокупности. Для определения необходимого размера вы-

борки при оценке доли генеральной совокупности используется следующая формула:

$$n = \frac{z_y^2 \mathcal{W}(1 - \mathcal{W})}{\Delta_{\mathcal{W}}^2}, \quad (1)$$

где: n – требуемый размер выборки; z_y – значение стандартного нормального распределения, соответствующее выбранному уровню доверия (вероятности); \mathcal{W} – доля «плохих» данных, установленная на предварительной выборке; $\Delta_{\mathcal{W}}$ – максимально допустимая ошибка оценки доли «плохих» данных (предельная ошибка выборки).

$$n = \frac{z_y^2 \mathcal{W}(1 - \mathcal{W})}{\Delta_{\mathcal{W}}^2} = \frac{3.84 \cdot 0.5 \cdot 0.5}{0.000049} = 19592$$

Поскольку для дальнейшей подготовки данных требуется количество наблюдений $n = 19592$, а получить такой объем данных из одного источника невозможно (например, количество неисправностей, выявленных по колесным парам вагонов в рамках одного ремонтного предприятия), необходимо объединить информацию об узлах и деталях из нескольких источников. Для корректного объединения данных необходимо убедиться, что выборка № 1 и выборка № 2 принадлежат к одной и той же генеральной совокупности. Для этого были выполнены следующие шаги:

Сводка описательных статистик

На языке *python3* при помощи библиотеки *pandas* были получены следующие результаты по износу колесных пар по

Доверительный уровень представляет собой вероятность того, что генеральная доля окажется в пределах установленного доверительного интервала, который определяется как выборочная доля (\mathcal{W}) \pm ошибка выборки. В данном случае устанавливается доверительный уровень 0,95.

Поскольку точное значение доли «плохих» данных не известно, для оценки предполагается, что эта доля равна 0,5. Допустимая ошибка оценки установлена на уровне не более 10 %. При выборе уровня доверия 95 % можно получить следующие результаты:

– получить сводку описательных статистик для параметров: среднее значение; среднеквадратическую ошибку; 25, 50 и 75 перцентили; минимальное и максимальное значение.

– проверка данных на нормальность, поиск коэффициентов: эксцесса; асимметрии; тест Колмогорова-Смирнова на нормальность распределения; формулировка нулевой и альтернативная гипотезы; интерпретация p -значения; результат тестов;

– проверка гипотезы о средних: фиксация ошибки первого рода; формулировка нулевой и альтернативной гипотезы; нахождение p -value; вывод.

кругу катания для выборки № 1 (табл. 1) и выборки № 2 (табл. 2), данные о которых находились в формате *CSV*.

Таблица 1

Статистики выборки № 1

Table 1

Statistics of sample No. 1

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y
mean	939,8436	9,8732	51,6200	2497,7393	48,9600	58,8514
std	2,6930	1,0210	16,4352	74,2651	16,9586	2,5047
min	930,9133	7,7229	23,0000	2287,4232	21,0000	52,8927
25 %	937,8838	9,1563	38,0000	2443,5143	32,7500	57,1980
50 %	939,3685	9,8135	49,5000	2497,2022	50,5000	58,7884
75 %	941,0041	10,6564	66,0000	2546,0763	64,0000	60,5352
max	945,8454	12,5058	80,0000	2681,6556	79,0000	65,1596

Sample statistics No. 2

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y
mean	941,2146	9,9997	49,8500	2495,6992	48,6400	59,1986
std	2,5502	0,9436	16,5294	80,5217	16,6815	2,4057
min	932,3017	7,8607	20,0000	2232,3344	20,0000	54,0858
25 %	938,3900	9,3819	34,7500	2443,4628	34,7500	57,7167
50 %	940,2256	10,0127	50,0000	2500,4824	47,0000	59,2242
75 %	941,9945	10,6425	64,2500	2540,6233	63,2500	60,8354
max	945,1946	12,1947	79,0000	2694,7808	78,0000	66,0064

В табл. 1 и 2: x_1 – сводка описательных статистик по значению диаметра колеса колесной пары; x_2, x_3, x_4, x_5 – сводки описательных статистик по дополнительным параметрам; y – вероятность принадлежности одной генеральной совокупности.

Как можно заметить, в обеих выборках параметры очень схожи, что может указывать на то, что выборки были взяты из одной и той же генеральной совокупности, но данной информации недостаточно и необходимо проверить по другим критериям.

Далее будет рассмотрен процесс проверки нормальности и гипотезы о средних для параметра x_1 из двух выборок. Подобные расчеты были выполнены и для остальных параметров: x_2, x_3, x_4, x_5 и y . В этой работе рассматривается только проверка по каждому параметру. В будущем, для повышения надежности результатов, планируется использовать и другие статистические методы, позволяющие

проверить, принадлежат ли две выборки к одной и той же генеральной совокупности, такие как:

– многомерный дисперсионный анализ (*MANOVA*) – позволяет определить, существуют ли значимые различия между выборками по нескольким параметрам одновременно. Метод оценивает, влияет ли выборка на комбинацию зависимых переменных.

– ковариационный анализ (*ANCOVA*) – используется для сравнения средних значений между выборками, при этом учитывая влияние одного или нескольких ковариантов, если есть подозрения, что другие факторы могут влиять на параметры выборки.

– многомерный критерий Хотеллинга является многомерным аналогом *t*-теста Стьюдента и используется для проверки гипотезы о равенстве средних векторных значений двух выборок. Он оценивает разницу между центрами тяжести двух групп в многомерном пространстве.

Проверка данных на нормальность, поиск коэффициентов

Далее представлена формула (2) для расчета параметра x_1 из двух выборок. Подобные вычисления также выполнены для остальных числовых признаков. Скос характеризует симметрию распределения данных относительно среднего значения.

$$Скос = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (2)$$

где n – количество наблюдений; x_i – значение каждого наблюдения; \bar{x} – среднее значение выборки; s – стандартное отклонение выборки.

Эксцесс оценивает, насколько «острые» или «плоские» хвосты распределения по сравнению с нормальным распределением. Он показывает, как сильно распределение отклоняется от нормального в плане плотности данных на краях. Формула (3) эксцесса позволяет количественно измерить это отклонение, предоставляя дополнительную информацию о форме распределения. Формула выглядит следующим образом:

$$Эксцесс = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - 3. \quad (3)$$

The value of kurtosis and bevel for sample No. 1 and sample No. 2

Выборка №1	Скос	0,234
	Эксцесс	0,316
Выборка №1	Скос	0,201
	Эксцесс	0,463

Скос выборки № 1 равен 0,234, что свидетельствует о небольшой положительной асимметрии. Это означает, что в данной выборке есть незначительное смещение данных вправо, с несколькими значениями, превышающими среднее. Скос выборки № 2 составляет 0,201, что также указывает на положительную асимметрию, но менее выраженную по сравнению с выборкой № 1. Оба значения скоса показывают, что обе выборки имеют удлиненные хвосты справа, однако отклонение от симметрии в них незначительное.

Эксцесс выборки № 1 составляет 0,316, что указывает на то, что распределение данных имеет слегка более заостренные пики по сравнению с нормальным распределением. Это значение свидетельствует о наличии умеренно «тяжелых» хвостов, что подразумевает присутствие экстремальных значений в выборке. Экс-

цесс выборки № 2 равен 0,463, что указывает на более выраженную кривизну по сравнению с выборкой № 1. Таким образом, выборка № 2 демонстрирует более заостренные пики и тяжелые хвосты, что может означать большее количество экстремальных значений в сравнении с выборкой № 1.

В целом, обе выборки демонстрируют схожие характеристики распределения, включая положительную асимметрию и умеренно выраженные пики. Однако выборка № 2 имеет чуть более высокие значения эксцесса, что указывает на большую концентрацию данных вокруг среднего значения и повышенную вероятность наличия экстремальных значений. Различие в скосе между выборками минимально, что свидетельствует о сходстве их распределений с точки зрения асимметрии.

Тест Колмогорова-Смирнова на нормальность распределения

Для окончательной проверки соответствия распределения данных нормальному распределению был применен непараметрический тест Колмогорова-Смирнова. Этот тест предназначен для проверки гипотезы о том, что данные выборки соответствуют теоретическому нормальному распределению, сравнивая эмпирическую функцию распределения с теоретической. Основная цель теста Кол-

могорова-Смирнова заключается в оценке степени отклонения эмпирического распределения от предполагаемого нормального распределения. Одним из главных преимуществ данного теста является его независимость от предположений о конкретном виде распределения данных, что делает его особенно полезным для анализа сложных распределений, которые сложно описать параметрически.

Нулевая и альтернативная гипотезы

В рамках теста формулируются две гипотезы:

– нулевая гипотеза (H_0) утверждает, что данные подчиняются нормальному распределению.

– альтернативная гипотеза (H_1) предполагает, что данные не следуют нормальному распределению.

Результат теста Колмогорова-Смирнова выражается в виде p -значения. Это значение указывает на вероятность того, что обнаруженное отклонение между эмпирической и теоретической функцией распределения возникло случайно и не является существенным.

Интерпретация p -значения

Ключевым аспектом анализа является интерпретация p -значения. Если значение p оказывается меньше установленного уровня значимости, равного 0,05, это свидетельствует о необходимости отклонения нулевой гипотезы. Такое решение указывает на то, что вероятность того, что наблюдаемое отклонение произошло случайно, является крайне низкой, что позволяет сделать вывод о несоответствии выборки нормальному распределению.

В противоположном случае, если p -значение превышает выбранный уровень значимости, нулевая гипотеза не отклоняется. Это означает, что нет достаточных оснований для предположения об отклонении данных от нормального распределения. Таким образом, выборка может рассматриваться как соответствующая нормальному распределению.

Результат тестов

В результате теста Колмогорова-Смирнова были получены следующие результаты: KS -статистика = 0,058307, p -значение = 0,865989, таким образом у нас

нет достаточных оснований отвергать нулевую гипотезу о том, что распределение подчиняется нормальному закону (рис. 1).

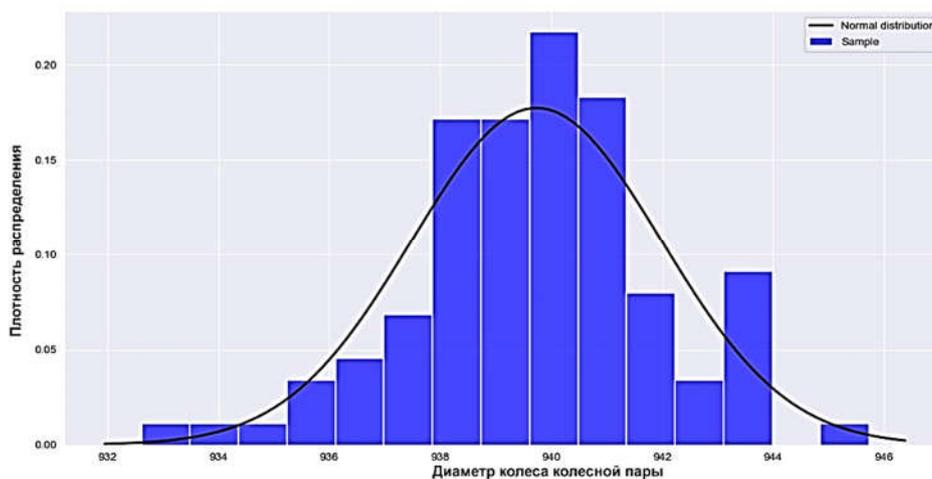


Рис 1. Гистограмма выборки №1

Fig 1. Histogram sample №1

В тесте 2 получены следующие результаты: KS -статистика = 0,056864, p -значение = 0,884439, которые показывают

аналогичный результаты для выборки 2, рис. 2.

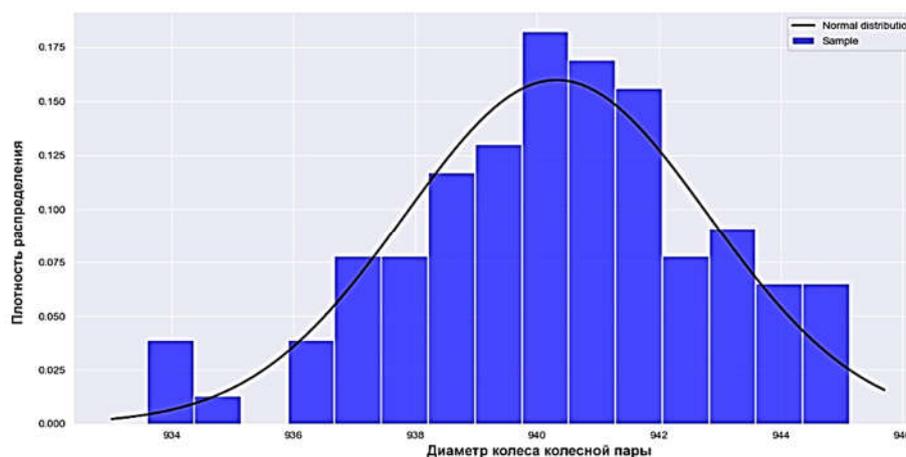


Рис 2. Гистограмма выборки №2

Fig 2. Histogram sample №2

Проверка гипотезы о среднем значении выборок

В рамках проверки гипотезы о средних значениях применялся t -тест для независимых выборок 1 и 2. Этот тест оценивает, является ли наблюдаемая разница между средними результатами случайных колебаний или же она отражает реальные различия между генеральными совокупностями, откуда эти выборки были получены. T -тест особенно эффективен при не-

больших размерах выборок, поскольку учитывает дисперсии и корректирует оценки параметров, даже если данные немного отклоняются от нормального распределения. Основным принципом теста заключается в соотношении разницы средних значений и стандартных отклонений выборок, что позволяет оценить статистическую значимость различий.

Фиксация ошибки первого рода

Ошибка первого рода возникает, когда нулевая гипотеза отвергается, хотя она на самом деле верна. Для управления этой ошибкой при проведении t -теста Стьюдента устанавливается уровень значимости, который отражает вероятность неверного вывода о наличии различий между средними значениями выборок. В большинстве случаев уровень значимости устанавлива-

ется на уровне 0,05, что соответствует 5 % вероятности совершения ошибки первого рода. Определение такого уровня позволяет контролировать риск принятия ошибочного решения и обеспечивает, что вероятность случайного отвержения истинной нулевой гипотезы будет находиться в пределах допустимого порога.

Формулировка нулевой и альтернативной гипотезы

Перед проведением t -теста Стьюдента необходимо четко сформулировать нулевую и альтернативную гипотезы. Нулевая гипотеза (H_0) предполагает, что средние значения двух выборок не отличаются друг от друга, и любые различия между

ними можно считать случайными и незначительными. Альтернативная гипотеза (H_1), напротив, утверждает, что средние значения выборок различаются, и это отличие не является случайным.

Интерпретация результатов

Величина t -статистики, равная $-0,7987$, указывает на направление и величину разницы между средними значениями, рис. 3, двух выборок. Отрицательное

значение t -статистики показывает, что среднее значение первой выборки меньше среднего значения второй выборки, хотя разница между ними незначительна.

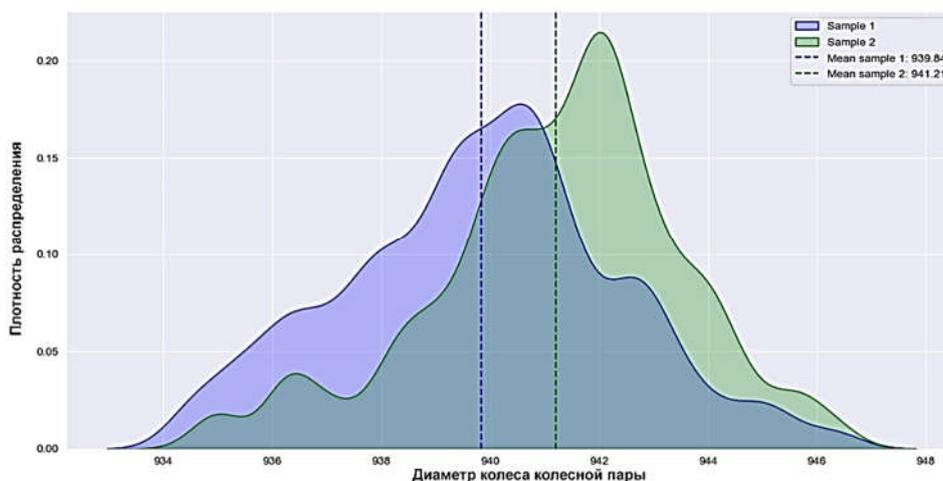


Рис.3. Плотность распределения обработанных значений по фиксируемым величинам диаметров колес колесных пар

Fig.3. Density of distribution of processed values according to fixed values of wheel diameters of wheel pairs

Однако само по себе значение t -статистики не определяет статистическую значимость различий, поэтому необходимо рассмотреть p -значение.

Полученное p -значение, равное 0,4254, значительно превышает стандартный уровень значимости 0.05. Это означа-

Выводы

На основе полученных данных можно сделать вывод о том, что различия между средними значениями выборок не являются статистически значимыми. Высокое p -значение указывает на то, что наблюдаемая разница может быть результатом случайных колебаний, а не реальным отражением различий между генеральными совокупностями, из которых были взяты выборки. Соответственно, нет оснований полагать, что средние значения

двух выборок действительно различаются, и нулевая гипотеза не отвергнута. Таким образом, предложенная методика направлена на определение корректности объединения данных из различных источников, с целью прогнозирования ресурса узлов и деталей железнодорожного подвижного состава. Это, в свою очередь, способствует повышению безопасности движения, что играет ключевую роль в организации перевозок железнодорожным транспортом.

двух выборок действительно различаются, и нулевая гипотеза не отвергнута.

Таким образом, предложенная методика направлена на определение корректности объединения данных из различных источников, с целью прогнозирования ресурса узлов и деталей железнодорожного подвижного состава. Это, в свою очередь, способствует повышению безопасности движения, что играет ключевую роль в организации перевозок железнодорожным транспортом.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. T.Beysolow II. Applied Reinforcement Learning with Python: With OpenAI Gym, Tensorflow, and Keras. Apress, 2019. ISBN 1484251261.
2. Шарден, Б. Крупномасштабное машинное обучение вместе с Python : учебное пособие / Б. Шарден, Л. Массарон, А. Боскетти ; перевод с английского А. В. Логунова. — Москва : ДМК Пресс, 2018. 358 с. ISBN 978-5-97060-506-6. Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/105836>
3. Плас, Джейк Вандер Python для сложных задач. Наука о данных и машинное обучение. Руководство / Плас Джейк Вандер. М.: Питер, 2018. 759 с

4. Солнцева, О.Г. Аспекты применения технологий искусственного интеллекта / О.Г. Солнцева // E-Management. 2018. No1. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/aspekty-primeneniya-tehnologiy-iskusstvennogo-intellekta>
5. Колесникова, Г.И. Искусственный интеллект: проблемы и перспективы / Г.И. Колесникова // Виденанука: сетевой журн. 2018. No 2(10). — URL <https://videonauka.ru/stati/44-novye-tehnologii/190-iskusstvennyj-intellekt-problemy-i-perspektivy>.

REFERENCES

1. Beysolow T. Applied reinforcement learning with Python: with OpenAI Gym, Tensorflow, and Keras. Apress;2019.
2. Sharden B, Massaron L, Basketti A. Large-scale machine learning with Python: a textbook [Internet]. Moscow: DMK Press; 2018. onic library system. Available from: <https://e.lanbook.com/book/105836>
3. Plas, Vander J. Python for complex tasks. Data science and machine learning: manual. / Moscow: Peter; 2018.

4. Solntseva OG. Aspects of applying artificial intelligence technologies. E-Management [Internet]. 2018;1. Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/aspekty-primeneniya-tehnologiy-iskusstvennogo-intellekta>
5. Kolesnikova GI. Artificial intelligence: problems and prospects. Videonauka [Internet]. 2018;2(10). Available from: <https://videonauka.ru/stati/44-novye-tehnologii/190-iskusstvennyj-intellekt-problemy-i-perspektivy>.

Информация об авторах:

Мироненко Никита Олегович – студент, Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана (МГТУ);

Сергеев Константин Александрович – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Нетяговый подвижной состав», Российский уни-

верситет транспорта (РУТ (МИИТ)), +7 (495) 649-19-00 доб. 2-59.

Мироненко Олег Игоревич – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Нетяговый подвижной состав», Российский университет транспорта (РУТ (МИИТ)), +7 (495) 649-19-00 доб. 2-59.

Бомбардилов Андрей Петрович – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Нетяго-

вый подвижной состав», Российский университет транспорта (РУТ (МИИТ)), +7 (495) 649-19-00 доб. 2-59.

Козлов Максим Владимирович – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Нетяговый подвижной состав», Российский университет транспорта (РУТ (МИИТ)), +7 (495) 649-19-00 доб. 2-59.

Mironenko Nikita Olegovich – Student, Bauman Moscow State Technical University (BMSTU).

Sergeev Konstantin Aleksandrovich – Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Non-traction Rolling Stock at Russian University of Transport (RUT (MIIT)); phone: +7 (495) 649-19-00 ex. 2-59.

Mironenko Oleg Igorevich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Non-traction Rolling Stock at Russian University of

Transport (RUT (MIIT)); phone: +7 (495) 649-19-00 ex. 2-59.

Bombardirov Andrey Petrovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Non-traction Rolling Stock at Russian University of Transport (RUT (MIIT)); phone: +7 (495) 649-19-00 ex. 2-59.

Kozlov Maksim Vladimirovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Non-traction Rolling Stock at Russian University of Transport (RUT (MIIT)); phone: +7 (495) 649-19-00 ex. 2-59.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no conflicts of interests.

Статья опубликована в режиме Open Access.

Article published in Open Access mode.

Статья поступила в редакцию 26.09.2024; одобрена после рецензирования 24.10.2024; принята к публикации 28.10.2024. Рецензент – Антипин Д.Я., кандидат технических наук, доцент кафедры «Подвижной состав железных дорог», директор учебно-научного института транспорта Брянского государственного технического университета, член редсовета журнала «Транспортное машиностроение».

The article was submitted to the editorial office on 26.09.2024; approved after review on 24.10.2024; accepted for publication on 28.10.2024. The reviewer is Antipin D.Ya., Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Railway Rolling Stock, Director of the Educational and Scientific Institute of Transport at Bryansk State Technical University, member of the Editorial Council of the journal *Transport Engineering*.