

В. Н. Перелыгин¹, А. Ю. Перелыгина²

¹ Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, Российская Федерация

² Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, Российская Федерация

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКСПЛУАТАЦИОННЫХ ПАРАМЕТРОВ РАБОТЫ ЖЕЛЕЗНОЙ ДОРОГИ ДЛЯ ПРОДВИЖЕНИЯ МОБИЛЬНЫХ СРЕДСТВ ДИАГНОСТИКИ

Аннотация. В работе приведено обоснование необходимости создания прогнозной нелинейной модели эксплуатационных показателей работы железной дороги. Это позволит минимизировать потери при планировании проверки путей средствами мобильной диагностики. Выявлены недостатки прогнозирования при использовании нелинейного регрессионного уравнения. Приведены основные средства диагностики, ограничивающие скорости движения поездов. Рассмотрены существующие нейронные модели сети. Определена оптимальная структура сети на основе многослойного персептрона. Проведен анализ чувствительности обученных нейронных сетей. Установлена более гибкая структура многослойной сети по сравнению с регрессионным уравнением.

Ключевые слова: эксплуатационные показатели работы, мобильные средства диагностики, прогнозирование, многослойный персептрон, нейронные сети, ошибка обучения.

V. N. Perelygin¹, A. U. Perelygina²

¹ Irkutsk state University of railway engineering, Irkutsk, the Russian Federation

² Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, the Russian Federation

FORECASTING OF OPERATIONAL OPERATION PARAMETERS OF THE RAILROAD FOR ADVANCE OF MOBILE DIAGNOSTIC TOOLS

Abstract. The rationale for creating a predictive non-linear model of performance indicators of the railway provided. This will minimize losses when planning path validation by means of mobile diagnostic tools. The prediction deficiencies revealed when using a non-linear regression equation. The basic diagnostic tools which limit train speeds presented. Existing neural network models considered. The optimal network structure based on a multilayer perceptron determined. The sensitivity analysis of the trained neural networks performed. A more flexible structure of the multilayer network installed compared to the regression equation.

Keywords: performance indicators, mobile diagnostic tools, prediction, multilayer perseptron, neural networks, training error.

Введение

В результате итогового заседания правления ОАО «РЖД» 11-12 декабря 2018 г. (№73/пр от 11.12.2018 г.) было принято направление на увеличение погрузки грузов на 2%, грузооборота на 4%, увеличение среднего веса грузового поезда на 2%, повышение участковой и технической скорости на 1%, повышение средней скорости грузовых отправок на 5 км/сутки. Это влечет увеличение на железных дорогах как нормативной, так и фактической длины поездов, а также сокращение межпоездного интервала движения. Компанией ОАО «РЖД» долгосрочным планированием заложено увеличение грузооборота к 2025 г. на 30% по сравнению к 2012 г. Но использование устаревшего подвижного состава, увеличение износа путевого хозяйства, контактной сети и устройств сигнализации, централизации и автоблокировки влечет снижение фактической пропускной способности за счет необходимости увеличения интервала между поездами. Это неизбежно снижает техническую и участковую скорость движения поездов, а также требует уменьшения времени проверки железнодорожных путей мобильными средствами диагностики.

Для обеспечения безопасности и заданной периодичности следования поездов, выявления дефектов, связанных со старением железнодорожного пути, выполнения планово-

предупредительных работ по его содержанию и ремонту, техническое состояние пути и обустройства инфраструктуры систематически проверяют. Мониторинг и контроль осуществляется визуальным осмотром пути и сооружений, также проверками их специальной путеизмерительной аппаратурой (вагонами-дефектоскопами и акустическими приборами) и инструментом [1, 2]. Проверку состояния пути вагонами-дефектоскопами и путеизмерителями осуществляют согласно спланированного графика движения мобильных средств диагностики, как правило, на месяц.

Железнодорожный путь для решения задач по обеспечению безопасности движения поездов и текущего содержания пути должен проверяться путеизмерительными средствами с установленной периодичностью, согласно распоряжения ОАО «РЖД» № 2826/р от 28.12.2018 г. Минимальная периодичность контроля должна быть не реже, приведенной в табл. 1 и табл. 2, для главных и станционных путей соответственно.

Таблица 1. Периодичность проверок главных путей путеизмерительными средствами

Тип путеизмерительного средства	Классы железнодорожных линий (специализация)					
	1(В)	1,2(С,П, Г,О,Т)	3(П,Т, Г,М)	4(П,Т, М)	4(Г), 5(П,Т)	5(М,Г)
Безопасность движения, текущее содержание и мониторинг состояния пути (контроль ГРК)						
Мобильное путеизмерительное средство	2 раза в месяц	2 раза в месяц	1 раз в месяц	1 раз в 3 месяца	1 раз в 6 месяцев	1 раз в 12 месяцев
АИИС	4 раза в месяц	2 раза в месяц	1 раз в месяц	–	–	–
Контроль дополнительных параметров, безопасность движения, текущее содержание пути						
ЦНИИ-4, или ДКИ, или модернизированный КВЛ-П	1 раз в месяц	1 раз в 6 мес-ев	1 раз в 6 мес-ев	1 раз в 12 мес-ев	–	–

Таблица 2. Периодичность проверок станционных путей путеизмерительными средствами

Тип путеизмерительного средства	Специализация станционных путей					
	Приёмо-отправочные пути и съезды (главные, п/о)	Соединительные	Сортировочные, горочные	Вытяжные, ходовые	Деповские, выставочные, прочие	Погрузочно-выгрузочные
Безопасность движения, текущее содержание и мониторинг состояния пути						
Путеизмерительные тележки	1 раз в 3 месяца	1 раз в 3 месяца	1 раз в 6 месяцев	1 раз в 6 месяцев	1 раз в 6 месяцев	1 раз в год
Съемка плана и профиля станций						
ЦНИИ-4, РПИ	По плану, утверждённому ДИ					

Несмотря на то, что средства диагностики необходимы для выявления любых инцидентов технических средств, они являются значительным фактором ведущим к снижению пропускных способностей из-за низкой скорости движения вагонов дефектоскопов и автодрезин [3]. При следовании вагоном дефектоскопом со скоростью 40 км/час съем грузовых поездов составляет 5 – 6 ниток (маршрутов следования). В общей сложности на Восточном полигоне по причине проведения проверки пути дефектоскопными средствами, следующих с ограничением скорости, снимается 180 ниток грузовых поездов ежедневно (рис. 1). Количество мобильных средств диагностики железнодорожного пути и скорости их следования приведены в табл. 3.

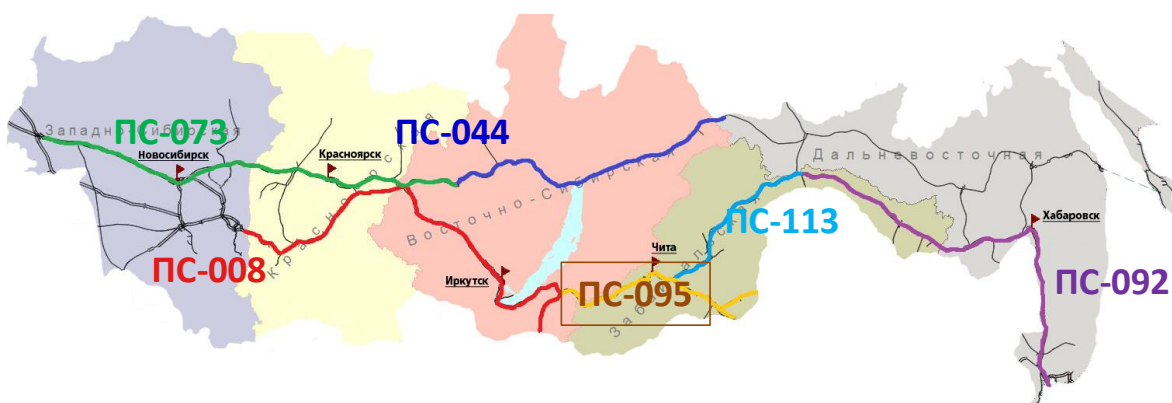


Рис. 1. Работа вагонов путеизмерителей на Восточном полигоне

Таблица 3. Мобильные средства диагностики на Восточном полигоне

Тип вагонов	ДИ КРАС	ДИ В-СИБ	ДИ ЗАБ	ДИ ДВОСТ	Всего по Восточному полигону
	всего ед.	всего ед.	всего ед.	всего ед.	всего ед.
В/Д	5	6	7	5	23 (ограничение скорости 40 км/ч)
КВЛП	2	4	3	5	14
ИНТЕГРАЛ	0	0	0	1	1
СМДЛ	0	0	0	1	1
ЦНИИ	1	1	1	0	3
АДЭ, СЕВЕР	1	2	5	3	11 (ограничение скорости 40 км/час)
ЛДМ	1	0	0	0	1
ВИКС	1	2	1	1	5
АТЛАНТ	1	0	0	0	1
МИКАР	0	1	1	2	4

Одной из системных мер, применяемых при невыполнении эксплуатационных показателей, является перенос ниток движения диагностических средств или же пропуск железнодорожных путей, занятых поездами по причине превышения содержания парка станции. Это влечет закрытие непроверенных путей для движения и, как итог, пропуск неисправностей и увеличение риска безопасности движения [4]. Избежать данной проблемы возможно, если по оперативным эксплуатационным данным спрогнозировать значение технической и участковой скорости, как по дороге, так и на определенном диспетчерском кругу. По прогнозной модели невыполнения технической скорости движения поездов возможно скорректировать вариантный график движения мобильных средств диагностики с целью минимизации пропуска непроверенных путей, либо передислоцировать диагностические единицы, поменяв их местоположение и порядок проверки перегонных и станционных путей.

Актуальность работы

Вследствие вышесказанного задача прогнозирования выполнения технической скорости и определения параметров, влияющих на ее выполнение, является актуальной задачей.

Актуальность работы подтверждается долгосрочной программой развития ОАО «РЖД» до 2025 г., а также программой «Цифровая экономика Российской Федерации» (Распоряжение правительства РФ от 28.07.2017 №1632-р), одним из важнейших направлений, которых является комплексный научно технический проект «Цифровая железная дорога».

Подразделом проекта «Цифровая железная дорога» является «Цифровой двойник объектов инфраструктуры», представленный на рис. 2, целью реализации которого является

умное планирование работ для обеспечения безопасности и пропуска поездопотока с оптимальной скоростью.



Рис. 2. Цифровой двойник объектов инфраструктуры

Решение поставленной задачи

В предыдущей работе [5] были установлены основные значимые факторы, влияющие на значение технической скорости (табл. 4, 5). Определены уравнения многофакторной линейной и нелинейной регрессии, а так же нелинейного полиномиального уравнения регрессии.

Таблица 4. Корреляционные зависимости, выявленных значимых параметров эксплуатации ВСЖД влияющих на выполнение технической скорости

	Локомотивы	Задержки	Вагоны в поездах	Вагоны на станциях	Общее количество вагонов	Протяженность ограничений	Брошенные поезда	Остродефектный рельс	Техническая скорость
Локомотивы	1,00	0,63	0,45	0,57	0,60	0,23	-0,23	-0,08	-0,64
Задержки	0,63	1,00	0,77	0,68	0,77	0,36	-0,48	-0,05	-0,91
Вагоны в поездах	0,45	0,77	1,00	0,52	0,71	0,44	-0,55	-0,04	-0,79
Вагоны на станциях	0,58	0,68	0,52	1,00	0,97	0,55	-0,001	-0,05	-0,70
Общее количество вагонов	0,60	0,78	0,71	0,97	1,00	0,57	-0,15	-0,05	-0,79
Протяженность ограничений	0,24	0,36	0,44	0,55	0,57	1,00	-0,03	0,01	-0,38
Брошенные поезда	-0,23	-0,48	-0,56	-0,001	-0,15	-0,03	1,00	0,01	0,49
Остродефектный рельс	-0,08	-0,05	-0,04	-0,04	-0,05	0,01	0,001	1,00	0,07
Техническая скорость	-0,65	-0,91	-0,77	-0,70	-0,79	-0,38	0,49	0,07	1,00

Таблица 5. Статистические данные множественной регрессии

Статистика	Значение
Множест. R	0,935774101
Множест. R ²	0,875673168
Скоррект. R ²	0,873687909
F(8,501)	441,087664
p	0
Стд. Ош. Оценки	1,03050446

Установлено, что наиболее адекватно прогноз технической скорости при отклонении значений параметров от статистического диапазона рассчитывается по нелинейно полиномиальной регрессионной модели. Данная модель сочетает в себе как линейные зависимости общего парка и технической скорости, так и полиномиальные связи продолжительности задержек и технической скорости. При этом достигнуто минимальное отклонение прогнозного значения от фактического в 10%.

Регрессионное уравнение способно прогнозировать исследуемую величину только в пределах данных, используемых при построении уравнении регрессии, но не позволяет обучаться при внесении новых параметров. Это является сдерживающим фактором внедрения полученных математических моделей регрессии при проведении прогнозирования на железной дороге. Поэтому была поставлена задача перехода от математических уравнений к нейронным сетям.

Определение оптимальной нейронной сети

Нейросетевое моделирование, в отличие от статистического многофакторного классификационного анализа, основывается на параллельной обработке данных информации и обладает возможностью к самообучению, то есть к получению адекватного результата на основании данных, которые были не включены в процесс обучения [6, 7, 8, 9]. За основу вычислительного нейронного процесса было взята нейронная сеть на основе многослойного персептрона (МЛП или MLP) представленная на рис. 3.

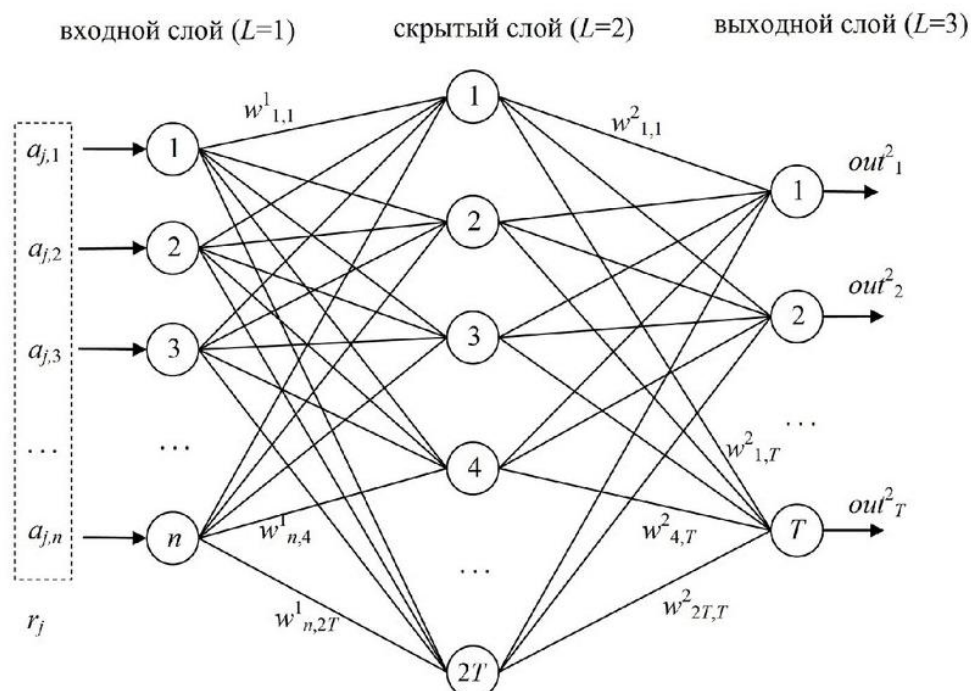


Рис. 3. Структура многослойного персептрона

Каждый элемент такой сети строит взвешенную сумму исследуемых параметров на своих входах с поправкой в виде слагаемого, после этого передает эту величину активации через передаточную функцию [10, 11]. По результатам такого алгоритма получается выходное спрогнозированное значение технической скорости этого элемента. Элементы сети организованы в послойную топологию с последовательной передачей сигнала. Веса и пороговые значения технической скорости являются свободными параметрами модели. Сеть может моделировать функцию почти любой степени сложности, причем число слоев и число элементов в каждом слое определяют сложность функции вычисления технической скорости.

Многослойные персептроны имеют следующие три отличительные признаки:

- каждый нейрон сети активируется по нелинейной функции;
- персептрон содержит несколько слоев скрытых нейронов, которые позволяют обучаться сети решению нестандартных задач, последовательно находя важные признаки из входного набора исследуемых параметров;
- высокую степень связности слоев нейронов из-за синаптических соединений.

Для используемой модели нейронной сети выбран метод случайных выборок данных, разделенных в процентном соотношении как 80% на обучение, 10% на контрольные параметры и 10% для проведения тестов. В ходе проведения обучения МЛП сети, определено оптимальное количество скрытых слоев в количестве 7, для которых построено 23 сети, из которых выбрано 5 сетей с минимальной ошибкой прогноза.

Количество входных и выходных элементов определяется условиями задачи, поэтому в нашем случае число входов не может быть меньше 8 шт. После того, как мы определили число слоев, а МЛП сеть определила число элементов в каждом из них, проводится вычисление значения весов и порогов сети, которые минимизируют ошибку прогноза. Для этого используется алгоритмы обучения. На основании собранных статистических данных веса проводится корректировка пороговых значений функции активации.

Поскольку в [5] была установлена нелинейная зависимость исследуемых параметров, то функция активации нашей сети должна быть дифференцируемой на всем протяжении. Такими функциями являются логарифмическая функция, гиперболический тангенс, экспоненциальная функция. Одним из параметров, влияющим на процесс скорости обучения сети, является количество нейронов в скрытом слое. Оно не должно превосходить количество нейронов во входном слое, иначе сеть начнет функционировать по принципу памяти.

Наилучший вариант функции активации и количества нейронов в скрытом слое определен на основе полученных результатов на выходе и графиков средней квадратичной ошибки (рис. 4).

Далее для отобранных четырех моделей проведено обучение по BFGS методу [11, 12], функция минимизации ошибки в данном методе задана как сумма квадратов, а функция активации для скрытых и выходных нейронов – гиперболическая (см. табл. 6). Метод инициализации нейрона задан по нормальному распределению, для обучения установлено максимально количество эпох равное 400.

Метод BFGS или алгоритм Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno) для вычисления обратного гессиана H^{-1} использует изменение значений градиента ∇E и изменения весов ΔW . Вектор градиента функции ошибки $g = \nabla E_g$ вычисляется с помощью обычной процедуры обратного распространения ошибки. Методы же первого порядка для решения задачи используют, только вектор градиента ∇E , т.е. направление наибольшего роста целевой функции. В отличие от них, градиентные методы второго порядка помимо вектора градиента используют еще и информацию о кривизне целевой функции, для этого используется гессиан H - матрица вторых производных целевой функции.

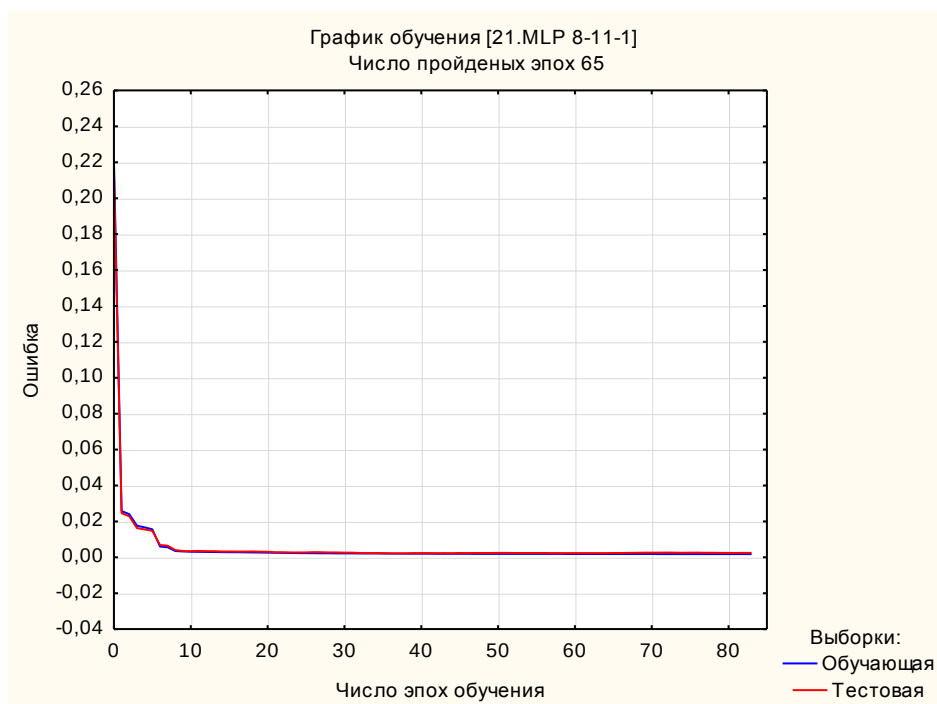


Рис. 4. График ошибки обучения нейронной модели №21

Таблица 6. Результаты обучения нейронных моделей сетей

N	Архитектура	Производительность обуч.	Контр. производительность.	Тест. производительность.	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Функция ошибки	Ф-я актив. скрытых нейронов	Ф-я актив. выходных нейронов
21	MLP 8-11-1	0,972	0,960	0,947	0,227	0,344	0,493	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
22	MLP 8-11-1	0,962	0,943	0,945	0,308	0,498	0,525	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
23	MLP 8-11-1	0,953	0,943	0,946	0,383	0,491	0,517	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
24	MLP 8-11-1	0,956	0,946	0,948	0,358	0,468	0,497	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая

По отобранным и обученным нейронным моделям для сравнения их эффективности прогноза выходной величины технической скорости были построены графики значения прогнозированной и фактической скорости (рис. 5). Проведено сравнение распределения ошибки прогноза по рассмотренным нейронным сетям (рис. 6).

Анализ чувствительности нейронной сети необходим для выводов о важности входных переменных [13, 14,15]. Для повышения точности можно исключить входную переменную с низким показателем чувствительности. На основе анализа выделяют ключевые переменные, без которых анализ невозможен, и обнаруживают, которые можно исключить из сети.

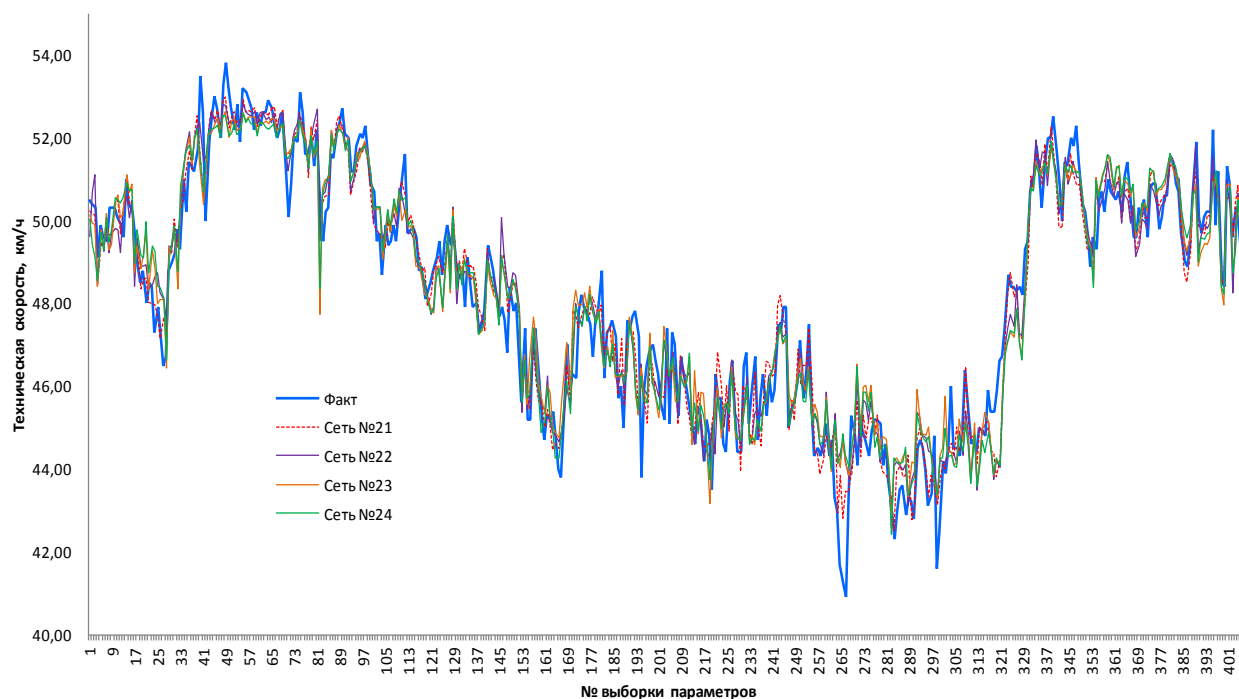


Рис. 5. График распределения фактических значений технической скорости и данных спрогнозированных нейронными сетями

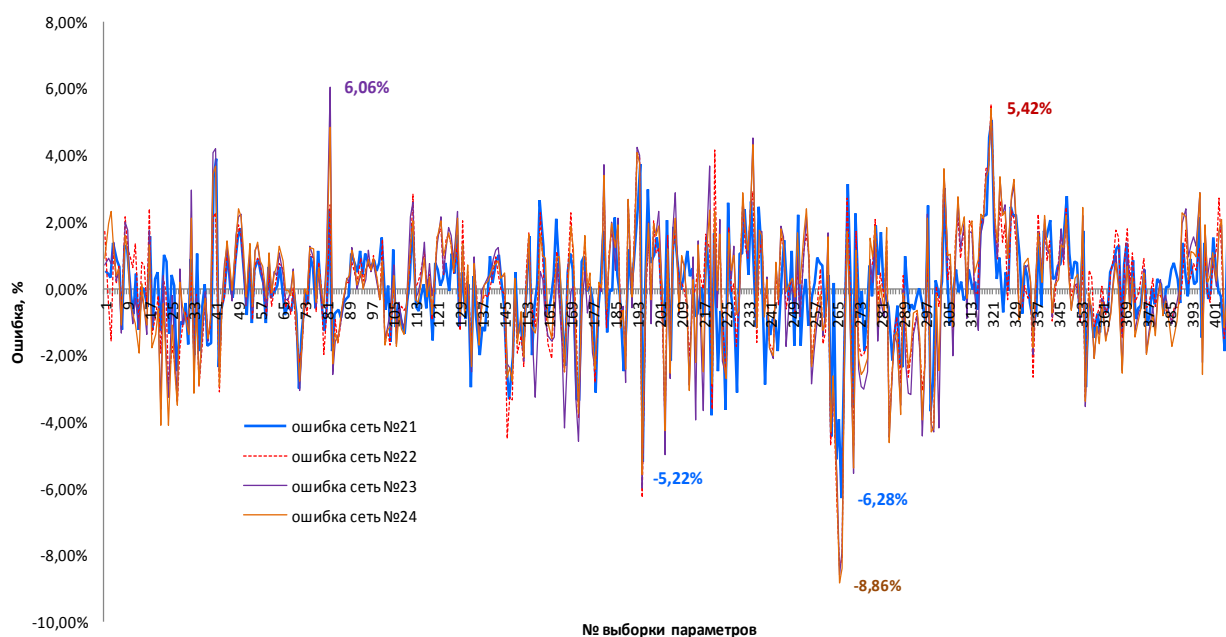


Рис. 6. График распределения ошибки нейронных сетей в зависимости от номера выборки значений

Значение рангов переменным присваиваются по порядку, начиная с переменных с самым высоким значением отношения шансов, в нашем случае наибольшее значение для расчетов имеют параметры задержек, общего наличия вагонов. Параметров, которые можно было бы исключить, нет, поскольку ранги, имеющие значение меньше единицы, отсутствуют (табл. 7).

Таблица 7. Чувствительность исследуемых параметров

Сети	Задержки	Брошенные	Общее кол. вагонов	Вагоны в поездах	Вагоны на станции	Протяж Ограничений	Локомотивы	Остродефект ный рельс
21.MLP 8-11-1	5,941	3,421	2,162	1,665	1,735	1,611	1,576	1,149
22.MLP 8-11-1	3,837	1,451	1,349	1,639	1,221	1,233	1,077	1,020
23.MLP 8-11-1	3,992	1,338	1,603	1,663	1,083	1,022	1,024	1,001
24.MLP 8-11-1	3,424	1,495	1,464	1,390	1,119	1,064	1,052	1,006
Среднее	4,298	1,926	1,645	1,589	1,289	1,233	1,183	1,044

Заключение

Наиболее приближенная нейронная сеть по результатам проведенных тестовых проверок точности прогноза признана 21.MLP/8-11-1 с максимальной ошибкой в 6,78%. Полученные результаты прогнозирования состояния одного из главных показателя эксплуатационной работы дороги имеют среднее значение ошибки прогнозирования по нейронной сети №21 со значением 1,07%. Максимальные выбросы отклонения от среднего значения ошибки наблюдаются всего в двух случаях, а значение ошибки составляет 6,28% и 5,22% соответственно. Данные выбросы могут быть нивелированы включением дополнительных данными влияющими на эксплуатационные показатели дороги включенными в нейронную модель, однако для этого нужно будет провести дополнительные статистические исследования.

В целом полученный результат прогнозирования выполнения техничкой скорости позволит минимизировать потери при нарушении графика проверки путей диагностическими комплексами минимум на 5%. Это повысит грузооборот восточного полигона на 112,65 млн.т.км нетто или 43,7 млн. рублей.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Сафарбаков А.М. Основы технической диагностики деталей и оборудования: учебное пособие / А.М. Сафарбаков, А.В. Лукьянов, С.В. Пахомов. – Ч. 1 – Иркутск: ИрГУПС, 2007. – 128 с.
2. Сафарбаков А.М. Основы технической диагностики деталей и оборудования: учебное пособие / А.М. Сафарбаков, А.В. Лукьянов, С.В. Пахомов. – Ч. 2 – Иркутск: ИрГУПС, 2007. – 110 с.
3. Гапанович, В.А. Математическое и информационное обеспечение системы УРРАН / В.А. Гапанович, А.М. Замышляев, И.Б. Шубинский // Надежность. -2013. - №1. - С. 3-11.
4. Краковский, Ю.М. Прогнозирование бокового износа рельсов как процедура оценки их остаточного ресурса/ Ю.М. Краковский, В.А. Начигин// Контроль. Диагностика. - 2010. - № 6. - С. 30-35.
5. Перельгин В. Н. Прогнозирование технической скорости/ В. Н. Перельгин, А. А. Антонов, А. Ю. Перельгина// Железнодорожный транспорт – 2014. - №12. – С.19-20.
6. Advanced Multivariable Control Systems of Aeroengines // Eds.: Sun Jianguo, V. I. Vasilyev, B.G. Ilyasov, Beijing, China, BUAA Press, 2005. – 621 p.
7. Isermann, R. Fault Diagnosis of Machines via Parameter Estimation and Knowledge Processing. – Automatica 29, 1993, p.815–836.
8. Е.С.Борисов О методах обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения. ч.1 Общие положения - <http://mechanoid.kiev.ua>.
9. Е.С.Борисов О методах обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения. ч.2 Градиентные методы первого порядка - <http://mechanoid.kiev.ua>.
10. Narendra, K. S. Neural Networks for Control. Theory and Practice // Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No. 10, 1996, p.1385 –1405.
11. GNU Octave - <http://www.gnu.org/software/octave>.

12. Артёмкин, Д.Е. Разработка математического и программного обеспечения автоматизированного прогнозирования временных рядов на основе нейрокомпьютерных технологий: дис. канд. тех. наук/ Д.Е. Артёмкин. – Рязань, 2003. – 140 с.
13. Боровиков, В.П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных / В.П. Боровиков. – 2-е изд. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
14. Бэстенс, Д.-Э. Нейронные сети и финансовые рынки. Принятие решений в торговых операциях/ Д.-Э. Бэстенс, В.-М. Ван Ден Берг, Д. Вуд. – М.: ТВП, 1997. – 236с.
15. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.:Пер. с англ. /С. Хайкин.– М.:ООО И.Д. Вильямс, 2006. – 1104с.

REFERENCES

1. Safarbakov M. A. basics of technical diagnostics of parts and equipment: textbook / A. M. Safarbakov, A. V. Lukyanov, and S. V. Pakhomov. – Part 1 – Irkutsk: Irkutsk State University Of Communications, 2007. – 128 p.
2. Safarbakov M. A. basics of technical diagnostics of parts and equipment: textbook / A. M. Safarbakov, A. V. Lukyanov, and S. V. Pakhomov. – Part 2 – Irkutsk: Irkutsk State University Of Communications, 2007. – 128 p.
3. Gapanovich, VA. Mathematical and information support of the URRAN/VA system. Gapanovich, A.M. Zamyshlyayev, I.B. Shubinsky//Reliability.-2013. - No. 1. - Page 3-11.
4. Krakow, Yu.M. Forecasting of side wear of rails as assessment procedure of their residual resource / Yu.M. Krakovsky, V.A. Nachigin//Control. Diagnostics. - 2010. - No. 6. - Page 30-35.
5. Perelygin V. N. Forecasting of technical speed / V.N. Perelygin, A.A. Antonov, A.Yu. Perelygina//Railway transport – 2014. - No. 12. – Page 19-20.
6. Advanced Multivariable Control Systems of Aeroengines // Eds.: Sun Jianguo, V. I. Vasilyev, B.G. Ilyasov, Beijing, China, BUAA Press, 2005. – 621 p.
7. Isermann, R. Fault Diagnosis of Machines via Parameter Estimation and Knowledge Processing. – Automatica 29, 1993, p.815–836.
8. E.S. Borisov About methods of training of multilayer feedforward neural networks. h 1 General provisions - <http://mechanoid.kiev.ua>.
9. E.S. Borisov About methods of training of multilayer feedforward neural networks. Part 2 Gradient methods of first order - <http://mechanoid.kiev.ua>.
10. Narendra, K. S. Neural Networks for Control. Theory and Practice // Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No. 10, 1996, p.1385 –1405.
11. GNU Octave - <http://www.gnu.org/software/octave>.
12. Artyomkin, D. E. Development mathematical and the software of the automated forecasting of time series on the basis of neurocomputer technologies: yew. edging. technical sciences / D.E. Artyomkin. – Ryazan, 2003. – 140 pages.
13. Boletuses, V. P. Neural networks. Statistica Neural Networks. Methodology and technologies of modern data analysis / Accusative. Borovikov. – the 2nd prod. – М.: A hot line – the Telecom, 2008. – 392 pages.
14. Bestens, D. E. Neural networks and financial markets. Decision-making in trade operations / D.-E. Бэстенс, В. М. Van Den Bergh, D. Wood. – М.: TVP, 1997. – 236 pages.
15. Khaykin, Page. Neural networks: full course, the 2nd prod., испр.: The lane with English / S. Khaykin. – М.:ООО I. D. Williams, 2006. – 1104 pages.

Информация об авторах

Перельгин Владимир Николаевич - к.т.н., магистрант, кафедра «Физика, механика и приборостроение», Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: di_perelyginvn@esrr.rzd

Перелыгина Александра Юрьевна - к.т.н., доцент кафедры «Строительная механика и сопротивление материалов», Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, e-mail: alexlomova@mail.ru

Authors

Perelygin Vladimir Nikolaevich – Candidate of Technical Sciences, master's degree student, Department «Physics, mechanics and instrument engineering», Irkutsk state University of railway engineering, Irkutsk, e-mail: di_perelyginvn@esrr.rzd

Perelygina Alexandra Urievna – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department “Building mechanics and materials resistance”, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, e-mail: alexlomova@mail.ru

Для цитирования

Перелыгин В. Н., Перелыгина А.Ю. Прогнозирование эксплуатационных параметров работы железной дороги для продвижения мобильных средств диагностики [Электронный ресурс] / В. Н. Перелыгин, А. Ю. Перелыгина // Молодая наука Сибири: электрон. науч. журн. — 2019. — №1(3). — Режим доступа: <http://mnv.irgups.ru/toma/05-2019>, свободный. — Загл. с экрана. — Яз. рус., англ. (дата обращения: 15.04.2019)

For citation

Perelygin V.N., Perelygina A.U. Prognozirovanie ekspluatatsionnykh parametrov raboty zheleznoy dorogi dlya prodvizheniya mobilnykh sredstv diagnostiki [Forecasting of operational operation parameters of the railroad for advance of mobile diagnostic aids]. Molodaya nauka Sibiri: ehlektronnyj nauchnyj zhurnal [Young science of Siberia: electronic scientific journal], 2019, no. 1(3). [Accessed 15/04/19]