

УДК 656.212.5:004.4

## **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ СВОЙСТВ ОТЦЕПОВ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ РАСЧЕТНЫХ БЕГУНОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

*В. Я. НЕГРЕЙ, С. А. ПОЖИДАЕВ*

*УО «Белорусский государственный университет транспорта», г. Гомель*

Целью исследования является совершенствование подходов и методов расчета и проектирования основных параметров сортировочных горок железнодорожных станций с учетом прогнозирования практически достижимой скорости скатывания ОХБ при входе на первую тормозную позицию с применением искусственных нейронных сетей (ИНС) для разрешения задачи неопределенности при проектировании их продольного профиля рациональной конструкции. В работе выполнен сравнительный анализ различных методов оценки прогнозируемой величины скорости движения ОХБ на головном участке горки (нейронные сети, регрессионный анализ), определяемой на основе статистических данных, установлены закономерности ее изменения в зависимости от основных параметров горок и предложен рациональный подход к построению нейронных сетей (на основе персептрона) для решения подобных задач в практике проектирования.

Искусственные нейронные сети являются вычислительными системами с большим количеством параллельно функционирующих простых процессоров (нейронов) с множеством связей (синапсов) [1]. Входами одного нейрона являются выходы другого. Нейронные сети возникли из исследований в области искусственного интеллекта – из попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя структуру мозга. Нейронная сеть принимает решения при множестве заданных условий. Несмотря на то, что при построении таких сетей делается ряд допущений и упрощений, отличающих их от биологических аналогов, искусственные нейронные сети демонстрируют присущие мозгу свойства – это обучение на основе опыта, обобщение и извлечение существенных данных из избыточной информации. Обученная сеть может быть устойчивой к некоторым отклонениям входных данных, что позволяет ей правильно распознавать содержащиеся в них различные помехи и искажения.

В настоящее время существует много различных конфигураций нейронных сетей с различными принципами функционирования, ориентированные на решение разных задач. Например, конфигурация многослойной полносвязанной нейронной сети прямого распространения в настоящее время широко

используется для поиска закономерностей и классификации образов. Обычно обучение нейронной сети осуществляется на некоторой выборке. По мере обучения по некоторому алгоритму сеть должна всё лучше и правильнее реагировать на входные сигналы. Выделяют три основных модели обучения: с учителем, самообучение и смешанная. В первом способе известны правильные ответы к каждому входному примеру, а веса подстраиваются так, чтобы минимизировать ошибку. Обучение без учителя позволяет распределить образцы по категориям за счёт раскрытия внутренней структуры и природы данных. При смешанном обучении комбинируются два вышеизложенных подхода.

Из множества алгоритмов обучения ИНС выделяется алгоритм обратного распространения ошибки, который является одним из наиболее распространенных современных алгоритмов. Его основная идея заключается в том, что изменение весов синапсов (входов ИНС) происходит с учётом локального градиента функции ошибки. Разница между реальными и правильными ответами нейронной сети, определяемыми на выходном слое, распространяется в обратном направлении – навстречу потоку сигналов. В итоге каждый нейрон способен определить «вклад» каждого своего веса в суммарную ошибку сети. Простейшее правило обучения соответствует изменению синоптических весов пропорционально их «вкладу» в общую ошибку.

Способности нейронной сети к прогнозированию напрямую следуют из её способности к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. После обучения сеть способна предсказать будущее значение исследуемой величины на основе нескольких предыдущих значений или существующих в настоящий момент факторов [1]. Применение нейронных сетей позволяет эффективно решать ряд трудно формализуемых задач в теории горочных расчетов, связанных с неопределенностью и действием случайных факторов в процессе расформирования составов поездов [2, 3]:

– прогнозирование скоростей движения отцепов (расчетных очень «хороших» бегунов – тяжеловесных одиночных полувагонов массой брутто, как правило, 100 т) на головном участке спускной части горки и определение ее практически достижимой величины на входе первой тормозной позиции для проектирования профиля скоростного участка горки (от вершины горки до начала первой тормозной позиции), которая, в свою очередь, зависит от параметров проектируемого продольного профиля головной части горки. На данном участке скорость движения отцепов не регулируется техническими средствами горки, и она определяется конструкцией продольного профиля, ходовыми качествами расчетных бегунов и условиями работы горки. Актуальность решения данной задачи связана, в том числе, и со значительным улучшением ходовых свойств перерабатываемого подвижного состава, технических характеристик современных вагонных замедлителей, что не позволяет в полной мере применять ранее используемые подходы к расчету на основе лишь максимально допустимых скоростей по конструкции замедлителей;

– определение мощности тормозных средств сортировочной горки, которая зависит от расчетной высоты горки, размещения тормозных позиций в плане горки, конструкции ее продольного профиля, скорости роспуска, потерь энергетических высот на преодоление сил сопротивления движению отцепов и др. В то же время, высота сортировочной горки также зависит от конструкции плана горки и размещения ее тормозных средств;

– расчет параметров и проектирование горочных горловин с различным количеством путей в сортировочных парках станций в части определения рациональных величин конструктивных углов наклона пучков путей в горловине;

– идентификация расчетных бегунов по их ходовым качествам, т. к. вагоны одного рода с одинаковой массой, количеством осей, конструкцией имеют различные скоростные характеристики при скатывании с горки. Данная задача может решаться путем хронометрических наблюдений для определения продолжительности хода отцепов с различными параметрами на некотором контрольном участке, размещенном в головной части горки, с последующим построением ИНС для их идентификации.

Разработанные до настоящего времени модели и методы определения основных параметров сортировочных горок не полностью учитывают реальные условия их функционирования. Поэтому в модели, приближённой к реальным условиям, некоторые параметры целевой функции и ограничений являются случайными величинами. Критерии рациональности основаны на обеспечении безопасности процесса скатывания вагонов с горки. Общим критерием может служить скорость входа  $v_{вх}$  отцепа на первую тормозную позицию, при анализе которой делаются выводы о качестве принятых к проектированию параметров. В настоящее время эта задача решается статистическими и численными методами, с помощью имитационного моделирования процесса скатывания отцепов с горки. Но развитие технологии нейронных сетей позволяет ускорить определение рациональных значений основных параметров головного участка сортировочных горок.

С целью прогнозирования скорости входа на первую тормозную позицию в программном пакете *Matlab* создана нейронная сеть. В каждой задаче прогнозирования набор исходных факторов составляется индивидуально [4]. Для первой сети в качестве исходных использовались следующие данные: расчётная высота горки  $H_r$ , м эн. в.; уклон первого скоростного участка  $i_{ск1}$ , ‰; максимальная скорость роспуска составов с горки  $v_{0(max)}$ , м/с; тип сортировочной горки (СТ); длина первого расчётного участка  $L_1$ , м; длина первого скоростного участка  $L_{ск1}$ , м; длина второго скоростного участка  $L_{ск2}$ , м; количество путей в сортировочном парке  $m_{сп}$ ; перерабатывающая способность горки  $n$ , ваг./сут, практически достижимая скорость входа ОХБ на первую тормозную позицию  $v_{вх}$ , м/с – прогнозируемая величина. В таблице 1 представлены исходные данные, необходимые для построения и обучения нейронной сети.

Таблица 1 – Данные, необходимые для проектирования искусственной нейронной сети

Номер примера	$H_T$ , м эн в	$i_{ск1}$ , %	$V_0(max)$ , м/с	Тип СГ*	$L_1$ , м	$L_{ск1}$ , м	$L_{ск2}$ , м	Кол-во путей $m_{ст}$	$n$ , ваг /сут	$V_{вх}$ , м/с
	Входы ИНС									Выход
<b>Обучающие данные</b>										
1	4,57	45	2,5	2	77,2	27,94	35,02	34	1791	7,5
2	3,09	40	2,5	2	77,2	28,19	37,01	32	3089	6,37
3	2,69	47,1	1,4	0	31,44	16,66	0	11	1014	4,9
4	4,75	45	2,5	3	98,16	24,75	59,2	38	6365	7,7
5	3,46	40	2,5	2	77,19	29,19	35,01	30	1994	6,6
6	3,71	40	2,5	2	77,23	29,22	35,01	36	3276	6,7
7	3,15	38,5	2,5	2	77,23	29,8	35,01	32	2286	6,4
8	3,52	40	2,5	2	77,2	29,19	35,01	32	1334	6,97
9	3,58	40	2,2	1	70,94	24,19	33,75	24	3042	6,6
10	3,45	40	2,5	2	77,2	29,22	34,98	30	1560	6,5
<b>Контрольные данные</b>										
1	4,08	40	2,5	2	75,94	29,19	33,75	34	4732	6,8
2	3,65	40	2,5	2	77,23	29,22	35,01	32	3318	6,8
3	3,64	45	2,5	2	75,94	27,93	33,75	30	3558	7,0
4	3,28	40,2	2,2	1	70,95	24,15	33,74	28	2145	6,5
5	3,5	40	2,2	1	72,2	24,19	35,01	28	3003	6,5
6	2,67	35	2,2	1	70,94	24,44	34,74	26	2028	5,6
* Тип сортировочной горки (СГ) по мощности (перерабатывающей способности): 0 – ГММ; 1 – ГСМ; 2 – ГВМ; 3 – ГПМ.										

Графическое представление искусственной нейронной сети при 9-ти параметрах-факторах, которые определяют прогнозируемую величину – скорость входа на первую тормозную позицию горки, построенной в системе *Matlab* с помощью редактора *New Variable*, представлено на рисунке 1. Полученная ИНС – сеть с прямым распространением сигнала и обратной передачей ошибки (*feed-forward backprop*), имеет три слоя [рисунок 1, б): 1-й слой – 9 нейронов с функцией активации «гиперболический тангенс»; 2-й слой – 3 нейрона с той же функцией и 3-й слой – 1 нейрон с линейной функцией активации. Метод обучения: Левенберга-Маркара, метод адаптации: функция градиентного спуска с учётом моментов. Оценивание точности ИНС и подстройки «весов» входов ИНС осуществляются с помощью критерия *MSE* (среднеквадратическая ошибка) [рисунок 1, а].

Качество обучения сети на выбранной обучающей последовательности отображается графиком (рисунок 1, в). Видно, что к концу процесса обучения ошибка уменьшается, при этом вид графика ошибок при повторе вычислений может отличаться от приведенного. Процесс обучения производится несколько раз до достижения заданной точности результатов, так как

с каждым разом ИНС более точно моделирует выходные данные. Полученные результаты моделирования и ошибки выводятся в рабочую область *Matlab*. По окончании обучения ИНС может быть использована в практических целях для прогнозирования скорости входа отцепов на первую тормозную позицию горки.

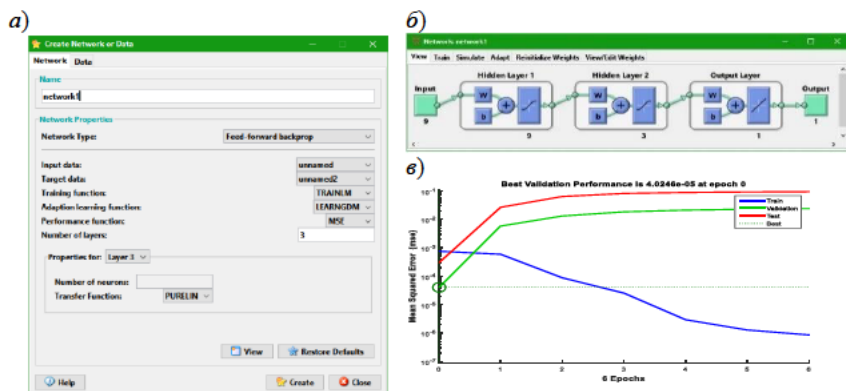


Рисунок 1 – Нейронная сеть при 9 параметрах-факторах для вычисления величины  $v_{\text{вх}}$ :  
 а – окно параметров и формирования структуры; б – архитектура нейронной сети;  
 в – результаты обучения на выбранной обучающей последовательности данных

С учётом наиболее значимых факторов, влияющих на величину скорости входа на первую тормозную позицию, построены нейронные сети различной конфигурации – при параметрах-факторах ( $H_T$ ,  $L_1$ ,  $L_{\text{сх1}}$ ,  $L_{\text{сх2}}$ ), которые в наибольшей степени (как показал корреляционный анализ взаимовлияния исследуемых факторов) определяют скорость входа на первую тормозную позицию горки; при 1-м параметре-факторе ( $H_T$ ). Искусственная нейронная сеть при 1-м параметре-факторе ( $H_T$ ), который в наибольшей степени определяет прогнозируемую величину – скорость входа на первую тормозную позицию горки, имеет следующие характеристики архитектуры: тип – с прямым распространением сигнала и обратной передачей ошибки; 3 слоя: 1-й слой – 10 нейронов с логистической функцией активации; 2-й слой – 3 нейрона с функцией активации «гиперболический тангенс» и 3-й слой – 1 нейрон с линейной функцией активации. Используется метод обучения сети Левенберга-Маркара с адаптацией на основе функции градиентного спуска с учётом моментов. Оценивание точности ИНС и подстройки «весов» входов ИНС производится с помощью критерия *MSE* (среднеквадратическая ошибка). Для данной архитектуры ИНС получены наименьшие ошибки на контрольных данных вычисления целевого параметра – скорости

входа «очень хорошего» бегуна на первую тормозную позицию спускной части горки, которые составили: [0,06; -0,08; 0,13; -0,07; -0,09; -0,24].

Результаты моделирования ИНС и сравнительный анализ точности различных методов с фактическими значениями, полученными в проектных расчетах, приведены в таблице 2. Сравнительные результаты вычислений  $v_{вх}$  выполнялись для следующих регрессионных моделей: множественная линейная регрессия, однофакторные квадратно-логарифмическая, квадратическая по гиперболическому предиктору  $H_T$  и линейная виды регрессии.

Таблица 2 – Сравнительная характеристика точности регрессионных моделей и ИНС

Характеристика модели	Погрешность определения скорости входа $v_{вх}$ ОХБ на 1-ю тормозную позицию горки по вариантам расчёта и проекирования (контрольные значения), м/с (%)						Общая средняя абсолютная погрешность модели, м/с (%)
	11	12	13	14	15	16	
Проектная конструкция горки	6,80	6,80	7,00	6,50	6,50	5,60	–
Множественная линейная регрессия (1)	<b>6,97</b>	<b>6,78</b>	<b>6,90</b>	<b>6,28</b>	<b>6,42</b>	<b>5,76</b>	<b>0,13 / 1,98 %</b>
	<b>-0,17 / -2,56 %</b>	<b>0,02 / 0,27 %</b>	<b>0,10 / 1,40 %</b>	<b>0,22 / 3,39 %</b>	<b>0,08 / 1,29 %</b>	<b>-0,16 / -2,94 %</b>	
Однофакторная квадратно-логарифмическая регрессия (2)	7,17	6,77	6,76	6,37	6,62	5,51	0,16 / 2,44 %
	-0,37 / -5,43 %	0,03 / 0,39 %	0,24 / 3,38 %	0,13 / 2,00 %	-0,12 / -1,81 %	0,09 / 1,59 %	
Однофакторная линейная регрессия (3)	7,15	6,70	6,69	6,32	6,54	5,68	0,18 / 2,66 %
	-0,35 / -5,14 %	0,10 / 1,45 %	0,31 / 4,42 %	0,18 / 2,84 %	-0,04 / -0,69 %	-0,08 / -1,42 %	
Однофакторная квадратическая регрессия по гиперболическому предиктору $H_T$ (4)	7,17	6,81	6,80	6,41	6,66	5,38	0,18 / 2,74 %
	-0,37 / -5,47 %	-0,01 / -0,19 %	0,20 / 2,81 %	0,09 / 1,46 %	-0,16 / -2,47 %	0,22 / 4,01 %	
ИНС с одним входным параметром (3-слойный персептрон)	<b>6,74</b>	<b>6,88</b>	<b>6,87</b>	<b>6,57</b>	<b>6,59</b>	<b>5,84</b>	<b>0,11 / 1,78 %</b>
	<b>0,06 / 0,88 %</b>	<b>-0,08 / -1,18 %</b>	<b>0,13 / 1,86 %</b>	<b>-0,07 / -1,08 %</b>	<b>-0,09 / -1,38 %</b>	<b>-0,24 / -4,29 %</b>	
ИНС по 9-ти входным параметрам (3-слойный персептрон)	6,76	6,69	7,35	6,62	6,92	5,92	0,23 / 3,53 %
	0,04 / 0,59 %	0,11 / 1,6 %	-0,35 / -5 %	-0,12 / -1,8 %	-0,42 / -6,46 %	-0,32 / -5,71 %	
ИНС по 4 входным параметрам (3-слойный персептрон)	7,06	6,64	6,66	6,56	6,78	6,09	0,27 / 4,13 %
	-0,26 / -3,82 %	0,16 / 2,35 %	0,34 / 4,86 %	-0,06 / -0,92 %	-0,28 / -4,31 %	-0,49 / -8,49 %	

$$1) v_{вх}^{ОХБ} = 0,522355H_T + 0,18199L_1 - 0,124937I_{ск1} - 0,15794I_{ск2} + \varepsilon ;$$

$$2) v_{вх}^{ОХБ} = \sqrt{-18,3373 + 49,5965 \ln H_T} + \varepsilon ;$$

$$3) v_{вх}^{ОХБ} = 2,89575 + 1,04258H_T + \varepsilon ;$$

$$4) v_{вх}^{ОХБ} = \sqrt{94,1356 - 174,191 / H_T} + \varepsilon .$$

На основании анализа таблицы 2 можно сделать следующие основные выводы.

1 Точность прогнозирования скорости входа отцепов на первую тормозную позицию удовлетворительна для всех моделей, а ошибка прогнозирования как с помощью статистических методов, так и с помощью искусственных нейронных сетей составляет не более 5 %.

2 Наилучшую точность прогнозирования показывает модель ИНС при 1-м входном параметре-факторе – расчётной высоте горки  $H_r$ . Однако модель множественной линейной регрессии, которая построена по четырём предикторным факторам (расчётная высота горки  $H_r$ , длина первого расчётного участка  $L_{c1}$ , длина первого скоростного участка  $L_{ck1}$  и длина второго скоростного участка  $L_{ck2}$ ), также показывает хорошую точность прогнозирования. Эти модели по точности прогнозирования являются между собой конкурентными.

3 В случае применения регрессионных моделей для определения  $v_{вх}$  используется определённая жёстко-детерминированная логика, заданная видом регрессионной зависимости и не претерпевающая изменений во времени, т. к. построена на основе уже известных статистических данных и с появлением новых данных логика не изменяется.

4 В отличие от регрессионного анализа ИНС обладает большей гибкостью и позволяют определять неизвестную величину  $v_{вх}$  в соответствии с различными сценариями поведения предикторных факторов. Использование ИНС в этом случае является перспективным направлением для применения в инженерных задачах данного вида.

5 Сравнение трёх видов ИНС с 9, 4 и 1 входами показало, что они практически равнозначны по точности, однако последняя является более экономичной и требует меньше затрат времени на подготовку исходных данных и оценку исследуемой величины  $v_{вх}$ , следовательно, является наиболее приемлемой.

Полученные научные и практические результаты могут быть также использованы для обследования параметров существующих сортировочных комплексов. Данное направление обеспечит повышение безопасности функционирования сортировочных комплексов станций, снижение напряженности труда РСДВ, ДСПГ и операторов по сортировочным горкам, повышение сохранности перерабатываемого подвижного состава и грузов, снижение эксплуатационных расходов в масштабе Белорусской железной дороги. Развитие исследования позволит повысить адекватность теоретических моделей реальным условиям работы с возможностью их широкого применения для анализа конструкций существующих сортировочных комплексов станций и оптимизации их параметров.

### Список литературы

1 Любимова, Т. В. Решение задачи прогнозирования с помощью нейронных сетей / Т. В. Любимова, А. В. Горелова // Инновационная наука. – 2015. – № 4. – С. 40–42.

2 Негрей, В. Я. Некоторые задачи развития интеллектуальных транспортных систем / В. Я. Негрей, С. А. Пожидаев // Актуальные вопросы и перспективы развития транспортного и строительного комплексов : материалы IV Междунар. науч.-практ. конф., посвященной 65-летию БелИИЖТа–БелГУТа. – Гомель : БелГУТ, 2018. – С. 104–105.

3 Негрей, В. Я. Интеллектуальные технологии в управлении на транспорте / В. Я. Негрей, С. А. Пожидаев // Современные информационные и коммуникационные технологии на транспорте, в промышленности и образовании : тез. докл. XII Междунар. науч.-практ. конф. – Днепр : ДНУЖТ, 2018. – С. 142.

4 Прогнозирование потребления электрической энергии дистанции электро-снабжения с помощью искусственных нейронных сетей / В. Н. Галушко [и др.] // Вестник БелГУТа: Наука и транспорт. – 2019. – № 1 (38). – С. 39–41.

---

#### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ:

■ Негрей Виктор Яковлевич, г. Гомель, УО «Белорусский государственный университет транспорта», профессор кафедры управления эксплуатационной работой и охраны труда, д-р техн. наук, профессор;

■ Пожидаев Сергей Александрович, г. Гомель, УО «Белорусский государственный университет транспорта», доцент кафедры управления эксплуатационной работой и охраны труда, канд. техн. наук, доцент, pgsergey2006@yandex.ru.

УДК 656.21.05

## **ФУНКЦИОНИРОВАНИЕ ТАЙМЕРА ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В ТРЕХМЕРНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ МОДЕЛЯХ СТАНЦИЙ**

*А. К. ГОЛОВНИЧ*

*УО «Белорусский государственный университет транспорта», г. Гомель*

Технологические процессы на станции выполняются с различной скоростью в зависимости от операционных условий и влияющих факторов. Длительности отдельных событий, сопровождающих операции, могут различаться (от быстрых – сход вагонов, до продолжительных – накопление состава на путях сортировочного парка). При моделировании работы станции на 3D-масштабном аналоге путевой инфраструктуры продолжительности модельных операций должны быть определенным образом увязаны со скоростью протекания операций реальной системы. Масштаб времени динамической модели станции связывается с пространственной соразмерностью объектов, обуславливая высокую реалистичность модельной реконструкции с приближением компьютерной визуализации к натурной видеосъемке. При этом скорости течения модельных операций могут: