

УДК 656.27

Процедура планирования работы малоинтенсивных железнодорожных линий: логистические аспекты и нейросетевые модели

К. Е. Ковалев, А. В. Новичихин

Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I, Российская Федерация, 190031, Санкт-Петербург, Московский пр., 9

Для цитирования: Ковалев К. Е., Новичихин А. В. Процедура планирования работы малоинтенсивных железнодорожных линий: логистические аспекты и нейросетевые модели // Известия Петербургского университета путей сообщения. — СПб.: ПГУПС, 2023. — Т. 20. — Вып. 2. — С. 325–335. DOI: 10.20295/1815-588X-2023-2-325-335

Аннотация

Цель: Повышение эффективности функционирования линии на основе разработки процедуры планирования работы малоинтенсивных железнодорожных линий на базе нейронных сетей. **Методы:** Применены методы анализа, синтеза, машинного обучения, нейросетевого моделирования. **Результаты:** С помощью регрессионного множественного анализа и математического аппарата разработан набор нейросетевых моделей планирования работы малоинтенсивной железнодорожной линии по комплексу показателей и установлены параметры планирования, позволяющие привести работу линии к положительному финансовому результату линии. **Практическая значимость:** Проведенное исследование является эффективным инструментом для улучшения планирования работы малоинтенсивных железнодорожных линий.

Ключевые слова: Малоинтенсивные железнодорожные линии, планирование работы, машинное обучение, регрессионный анализ, нейронные сети.

Введение

В настоящее время в условиях повышения эффективности функционирования железнодорожных линий и конкурентной борьбы между различными видами транспорта все большее значение приобретает оптимизация планирования работы малоинтенсивных железнодорожных линий. При этом значительные затраты на функционирование и содержание инфраструктуры таких линий превышают получаемые доходы от перевозочной деятельности.

Для анализа процедуры планирования рассмотрены управляющие, технические, технологические и экономические аспекты логистической деятельности на малоинтенсивных железнодорожных линиях.

В этой связи в статье представлена процедура планирования деятельности железнодорожной линии на основе машинного обучения нейросетевой модели с использованием регрессионного анализа.

Процедура основана на анализе статистических данных и их взаимосвязи за предшествующий период планирования. Статистические данные стали основой для создания нейросетевой модели планирования и определения важности переменных и параметров.

Результаты исследования могут быть использованы при планировании работы малоинтенсивных железнодорожных линий и оценки эффективности их работы.

1. Постановка задачи определения эффективности функционирования МИЛ

В работе [1] приведены статистические данные технико-эксплуатационных параметров малоинтенсивных железнодорожных линий (МИЛ). Одним из важнейших параметров является финансовый результат (млн руб/год). Эффективность функционирования МИЛ характеризуется финансовым результатом, который определяется как разность между доходами от всех видов перевозочной деятельности (к которым относятся выручка за грузовые, пассажирские и пригородные перевозки, млн руб/год) и расходами на организацию перевозочной деятельности (к которым относятся затраты на организацию перевозок грузовых, пассажирских и пригородных поездов, выполнение работ с грузовыми вагонами, расходы по службам ДИ, Д, Т) [2].

Рассматриваемый комплекс параметров дополнен устойчивостью функционирования когнитивной карты [3–5], малоинтенсивной железнодорожной линии [6–8], который определяется по формуле:

$$Y = \frac{P_i^{\leftarrow}}{n}, \quad (1)$$

где n — количество концептов когнитивной карты;
 P_i^{\leftarrow} — степень влияния системы на каждый концепт.

$$P_i^{\leftarrow} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d_{ij}, \quad (2)$$

где $\sum_{j=1}^n d_{ij}$ — сумма по строке в матрице смежности нечеткой когнитивной карты.

Предлагаемый параметр (Y) позволяет оценить устойчивость функционирования МИЛ при существующих внешних условиях и ресурсах функционирования и определяется в диапазоне $[0; 1]$. При $Y = 1$ система функционирования МИЛ является устойчивой. При $Y = 0$ система функционирования МИЛ является неустойчивой.

Зависимая переменная — финансовый результат МИЛ, характеризуется набором из двадцати переменных. Необходимо определить значения переменных при условии, чтобы финансовый результат был положительным. Для решения задачи планирования применен регрессионный анализ.

Финансовый результат функционирования МИЛ является зависимой переменной. Независимыми переменными функционирования МИЛ являются: длина участка, км; система СЦБ; размеры грузовых, пассажирских и пригородных поездов; грузонапряженность, млн т-км брутто/км; количество грузовых вагонов, ед/сут.; количество пассажиров, чел/сут.; количество рабочих по службам ДИ, Д, Т, чел.; расходы по службам ДИ, ДИ, Д, Т, млн руб/год; устойчивость функционирования МИЛ.

Модель регрессионного анализа можно представить в виде:

$$y(F) = a_n \beta_n + \varepsilon, \quad (3)$$

где $y(F)$ — зависимая переменная финансового результата МИЛ;

a_n — независимые переменные;

β_n — коэффициент регрессии;

ε — ошибка регрессии.

Регрессионный анализ позволяет определить коэффициенты для каждой независимой переменной и учитывать влияние нескольких факторов на зависимую переменную, что делает его гибким инструментом анализа данных.

Таким образом, требуется найти значение переменной финансового результата $y(F)$ при влиянии на него ряда независимых переменных $a_{1...n}$ с учетом коэффициента регрессии:

$$y(F) = a_1 \beta_1 + a_2 \beta_2 + a_3 \beta_3 + a_4 \beta_4 + a_5 \beta_5 + a_6 \beta_6 + a_7 \beta_7 + a_8 \beta_8 + a_9 \beta_9 + a_{10} \beta_{10} + a_{11} \beta_{11} + a_{12} \beta_{12} + a_{13} \beta_{13} + a_{14} \beta_{14} + a_{15} \beta_{15} + a_{16} \beta_{16} + a_{17} \beta_{17} + a_{18} \beta_{18} + \varepsilon, \quad (4)$$

где a_1 — длина участка МИЛ, км;
 a_2 — система СЦБ;
 a_3 — грузовые поезда;
 a_4 — пассажирские поезда;
 a_5 — пригородные поезда;
 a_6 — грузонапряженность, млн т-км брутто/км;
 a_7 — количество грузовых вагонов, ед/сут.;
 a_8 — количество пассажиров чел/сут.;
 a_9 — количество рабочих по службе ДИ, чел.;
 a_{10} — количество рабочих по службе Д, чел.;
 a_{11} — количество рабочих по службе Т, чел.;
 a_{12} — расходы по службе ДИ, млн руб/год;
 a_{13} — расходы по службе Д, млн руб/год;
 a_{14} — расходы по службе Т, млн руб.;
 a_{15} — выручка за грузовые перевозки, млн руб/год;
 a_{16} — выручка за пассажирские перевозки, млн руб/год;
 a_{17} — выручка за пригородные перевозки, млн руб/год;
 a_{18} — устойчивости функционирования когнитивной карты малоинтенсивного участка;
 β_n — коэффициент регрессии;
 ε — ошибка регрессии.

Направлениями развития регрессионного анализа для исследования малоинтенсивных железнодорожных линий являются:

1. Использование методов определения важности переменных для сокращения их количества и упрощения модели.
2. Учет нелинейных, полиномиальных и логистических зависимостей в модели.
3. Использование методов управления сложностью модели и уменьшения шанса переобучения.
4. Использование алгоритмов машинного обучения для построения моделей с большим количеством переменных или для работы с неструктурированными данными.

В работе использовано четвертое направление усовершенствования регрессионного анализа — по причине большого количества переменных

(20 переменных) и большого количества наблюдений (более 600).

2. Нейросетевая модель функционирования МИЛ

Предлагается применение нейронных сетей для регрессионного анализа задачи планирования и моделирования зависимости между входными независимыми переменными и непрерывной зависимой переменной финансового результата МИЛ.

Для нейронной сети применена архитектура прямого распространения (рис. 1). Она состоит из входного слоя, скрытых слоев и выходного слоя. Каждый слой содержит нейроны, которые принимают входные данные, обрабатывают их и передают результаты следующему слою.

Нейронная сеть обучается на основе набора данных, которые содержат входные переменные и соответствующие значения целевого выхода. При обучении происходит корректировка весов и смещений нейронов с целью минимизации ошибки между прогнозируемым и фактическим выходом. Использована функция активации для внесения нелинейности в модель, позволяющая нейронной сети обрабатывать сложные нелинейные зависимости между входными и выходными данными.

После успешного обучения нейронная сеть может использоваться для планирования значений выходной переменной на новых данных, которые не использовались в процессе обучения. Таким образом, она позволяет моделировать зависимость и делать прогнозы на основе входных данных.

Для использования нейронных сетей в регрессионном анализе предложены следующие этапы:

1. Входные данные предварительно обработаны и нормализованы.
2. Определена архитектура сети. Выбрано количество скрытых слоев и количество нейронов в каждом слое. Количество скрытых слоев и

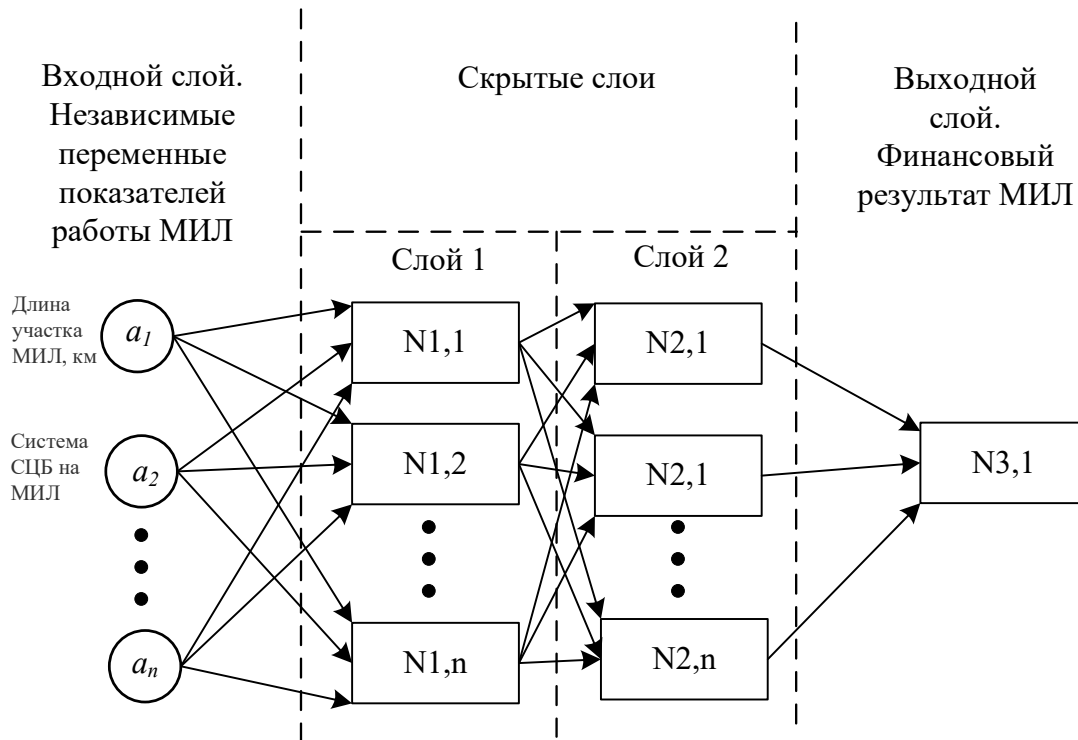


Рис. 1. Архитектура прямого распространения нейронной сети

нейронов определено на основе экспериментов с моделями для получения наибольшей достоверности.

3. Выбрана среднеквадратическая ошибка в качестве функции потерь и стохастический градиентный спуск в качестве оптимизатора для обновления весов и смещения сети с целью минимизации функции потерь.

4. Обучена нейронная сеть на обучающих данных путем подачи входных переменных и соответствующих выходных значениях. Обучение происходит путем итеративного обновления весов и смещений сети.

5. Выполнена оценка достоверности модели на тестовых данных для проверки ее производительности.

6. Разработаны сценарии моделирования для планирования значений выходной переменной на новых данных.

Эффективность нейронной сети в регрессионном анализе зависит от размера и качества обучающего набора данных, выбора архитектуры и

параметров модели, а также правильности обращения. Для достижения наилучших результатов проведены эксперименты с различными конфигурациями сети и методами оптимизации.

Разработанная нейросетевая модель построена на основе метода многократных подвыборок, так как этот метод дает наименьшее значение ошибки регрессии. Модель построена из нескольких слоев нейронов, имеющих случайный размер подвыборок для обучающей (70 %), контрольной (15 %) и тестовой (15 %). Количество обучающихся подвыборок составляет пять. В скрытом слое используются от 3 до 10 слоев. На скрытом и выходном слое используются тождественные, логистические, гиперболические и экспоненциальные функции активации, поскольку неизвестна взаимосвязь между независимыми переменными.

Разработано 15 моделей машинного обучения (табл. 1). В таблице представлены наиболее важные характеристики моделей, к которым относятся контрольная производительность, тестовая производительность, валидация, ошибка обуче-

ТАБЛИЦА 1. Результаты моделей машинного обучения

Номер модели сети	Контрольная производительность	Тестовая производительность	Валидация	Ошибка обучения	Функция активации скрытого слоя	Функция активации выходного слоя
1	0,997	-0,780	0,970	465,19	тождественная	экспоненциальная
2	0,889	0,978	-0,079	28509,56	тождественная	экспоненциальная
3	0,998	0,946	0,992	391,77	тождественная	экспоненциальная
4	1,000	0,962	0,985	87,82	тождественная	экспоненциальная
5	0,989	0,999	0,878	662,71	тождественная	экспоненциальная
6	0,941	0,901	0,998	2690,65	тождественная	экспоненциальная
7	0,999	0,995	0,708	364,31	тождественная	экспоненциальная
8	0,996	0,878	0,665	1089,45	тождественная	экспоненциальная
9	0,998	0,991	0,928	414,39	тождественная	экспоненциальная
10	0,996	0,957	-0,045	927,81	тождественная	экспоненциальная
11	0,849	0,915	0,969	6470,15	тождественная	экспоненциальная
12	0,998	0,963	-0,749	458,52	тождественная	экспоненциальная
13	1,000	0,999	-0,646	0,20	тождественная	экспоненциальная
14	-0,017	0,315	0,754	29626,84	тождественная	экспоненциальная
15	0,998	0,796	0,433	614,44	тождественная	экспоненциальная

ния, функция активации скрытого слоя, функция активации выходного слоя.

На основе выбранной с наилучшими параметрами нейросетевой модели под номером 13 определена степень значимости независимых переменных (табл. 2). Для анализа вклада каждой независимой переменной в изменения выходного значения нейросетевой модели применен метод вкладов, который определяет влияние каждой независимой переменной на изменение выходного значения. Для этого последовательно исключались переменные для оценки влияния на качество модели. В случае когда, при исключении переменной качество модели значительно ухудшается, то данная переменная имеет высокую степень значимости в планировании работы МИЛ.

Из табл. 2 видно, что наибольшую значимость имеют переменные выручки за грузовые и пассажирские перевозки, которые регулируются тарифами на перевозки грузов [9]. При этом переменные количества грузовых, пассажирских и пригородных поездов имеют значимость 6, 3 и 10 соответственно. Переменная грузонапряженно-

ТАБЛИЦА 2. Степень значимости независимых переменных

№	Переменные	Значимость переменной	№	Переменные	Значимость переменной
1	a_{15}	229,8	11	a_2	4,4
2	a_{16}	141,6	12	a_6	2,6
3	a_4	116,8	13	a_{12}	2,2
4	a_{10}	80,9	14	a_8	2,0
5	a_{13}	71,6	15	a_{17}	1,2
6	a_7	28,2	16	a_9	1,1
7	a_1	6,2	17	a_{11}	0,9
8	a_{19}	4,6	18	a_3	0,5
9	a_{14}	4,4	19	a_6	0,3
10	a_5	4,6			

сти, по которой линию классифицируют как малоинтенсивную, имеет значимость переменной 12.

Установлено, что наибольшее влияние на финансовый результат функционирования МИЛ оказывают переменные: выручка за грузовые перевозки; выручка за пассажирские перевозки; пассажирские поезда; количество рабочих по службе Д; расходы по службе Д. Перечисленные

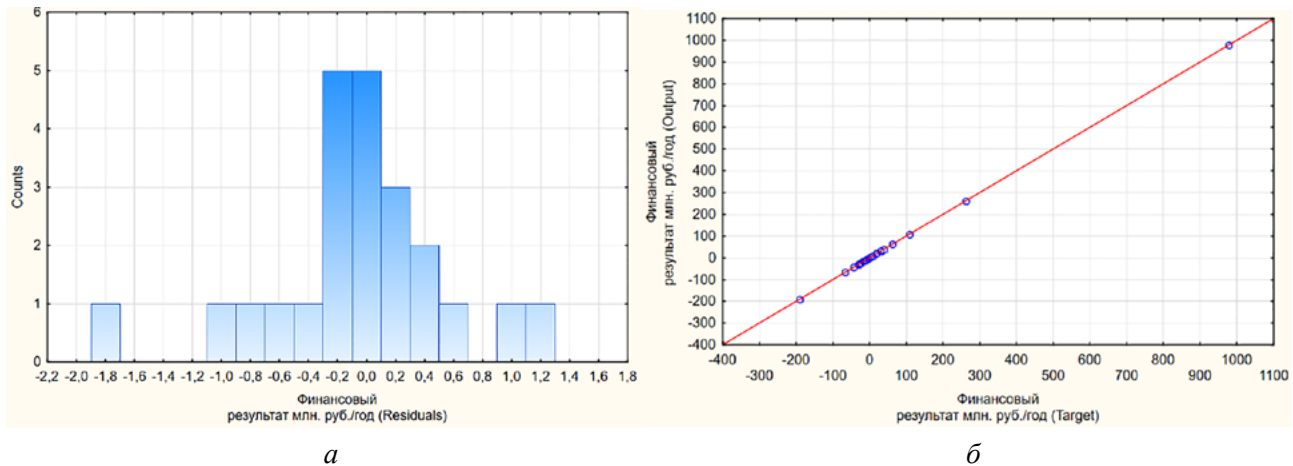


Рис. 2. Оценки качества модели финансового результата функционирования МИЛ:
 а — распределение остатков финансового результата функционирования МИЛ;
 б — сравнение входных и выходных переменных модели

переменные будут предметом дальнейших исследований в части разработки процедур стимулирования к перевозочной деятельности с использованием МИЛ.

На основании выражения (4) и проведенных исследований значение переменной финансового результата МИЛ $y(F)$ примет вид:

$$y(F) = a_1 \cdot 6,2 + a_2 \cdot 4,5 + a_3 \cdot 2,2 + a_4 \cdot 116,8 + a_5 \cdot 2,6 + a_6 \cdot 2,0 + a_7 \cdot 28,2 + a_8 \cdot 1,1 + a_9 \cdot 1,1 + a_{10} \cdot 80,9 + a_{11} \cdot 0,9 + a_{12} \cdot 2,2 + a_{13} \cdot 71,6 + a_{14} \cdot 4,4 + a_{15} \cdot 229,8 + a_{16} \cdot 141,6 + a_{17} \cdot 1,2 + a_{18} \cdot 4,6 + a_{19} \cdot 4,6 + 0,01.$$

Переменные, имеющие большое значение коэффициентов регрессии, будут предметом дальнейших исследований в части разработки процедур стимулирования к перевозочной деятельности с использованием МИЛ.

3. Оценка адекватности нейросетевой модели финансового результата функционирования МИЛ

Для оценки качества модели и выявления наличия ошибок в прогнозах нейросетевой модели представлена гистограмма, в которой графическим способом представлены распределения остатков модели в виде разницы между

прогнозируемыми и фактическими значениями (рис. 2, а). Гистограмма остатков имеет нормальное распределение и среднее значение, равное 0,00, что указывает на высокую достоверность работы модели.

Входные параметры, подающиеся на вход модели для обработки, и выходные параметры, являющиеся результатом работы модели, должны соответствовать ожидаемым значениям. Как видно из рис. 2, б, точки, характеризующие выходные данные, расположены на линии, что свидетельствует о высокой степени достоверности результатов.

Представлен трехмерный график зависимости финансового результата от переменных выручки за пассажирские и грузовые перевозки (рис. 3).

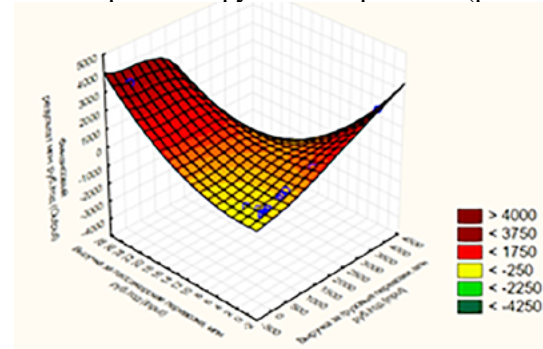


Рис. 3. Зависимость финансового результата от переменных выручки за пассажирские и грузовые перевозки

Из графика зависимости следует, что при увеличении выручки от пассажирских и грузовых перевозок наблюдается рост финансового результата функционирования МИЛ.

Проверка обоснованности модели выполнена на основании анализа распределения остатков, сравнение входных и выходных переменных модели свидетельствует о соответствии модели реальному процессу функционирования МИЛ.

На основании моделирования и проведенных исследований установлено, что размер выручки от пассажирских и грузовых перевозок имеет большую степень важности для финансового результата функционирования МИЛ, чем размеры движения поездов.

4. Планирование технико-эксплуатационных параметров МИЛ

Рассмотрим пример планирования технико-эксплуатационных и финансовых характеристик участков МИЛ на примере статистических данных, представленных на рис. 4.

Из набора данных выберем участок под номером 11, так как он имеет отрицательный финансовый результат, наиболее близкий к нулю, из всех имеющихся участков. Участок 11 имеет следующие параметры за предшествующий период (табл. 3).

Рассматриваемая МИЛ имеет отрицательный финансовый результат в размере 1 млн руб/год за предшествующий период. Инструментарий процедуры планирования реализован на основе пакета Statistica.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
	Длина, км	Система СЦБ	Грузовых поездов	Пассажирских поездов	Пригородных поездов	Грузонапряженность, млн ткм брутто/км	Количество грузовых вагонов, ед./сут.	Количество пассажиров в чел./сут.	Количество рабочих по службе ДИ, чел.	Количество рабочих по службе Д, чел.	Количество рабочих по службе Т, чел.	Расходы по службе ДИ, млн руб./год	Расходы по службе Д, млн руб./год	Расходы по службе Т, млн руб./год	Выручка за грузовые перевозки, млн руб./год	Выручка за пассажирские перевозки, млн руб./год	Выручка за пригородные перевозки, млн руб./год	Финансовый результат, млн руб./год	Финансовый результат	Устойчивость функционирования когнитивной карты	
1	48 ПАБ		0,1	0	1	0,1	3	32,9	8,4	28	14	11,2	21,3	15,3	33	0	4,5	-9	отрицательный	0,2	
2	148 ПАБ		0,2	0,09		1,8	0,3	8,7	80,5	55	52	32,3	34,8	22,3	14,1	105	1,2	7,7	-4	отрицательный	0,1
3	57 ПАБ		0,02	0		2,2	0,4	4	29,9	10	29	4,5	15,6	9,9	15,7	80	0	17	1,9	положительный	0,3
4	31 ПАБ		1	0		1,02	85	0	32,2	63	56	42,3	54,5	45,2	3927	0	0	2221	положительный	1	
5	99 ЭЖД		0,01	0		0,04	2	0	23,8	5	3	31,7	3,8	6	30,4	0	0	-27,4	отрицательный	0,1	
6	100 ПАБ		1	0		1,13	26,6	0	63,5	76	41	108	70	16,3	581	0	0	263	положительный	0,1	
7	31 ПАБ		1,6	0		2,27	77,2	0	9,8	27	11	12,4	18,2	8,3	1684	0	0	977	положительный	1	
8	26 ПАБ		0,8	0		0,87	24	0	7,8	27	10	9,9	18,2	11	638	0	0	233	положительный	1	
9	103 ПАБ		0,03	0	0,03	0,04	6	4	17,3	5	1,4	14,4	2,8	4,4	98	0	1	39	положительный	0,4	
10	30 ПАБ		1,07	0		1,58	44	0	8,2	43	30	14	19	38,6	639	0	0	31	положительный	0,5	
11	18 ПАБ		0,1	0		0,05	4	0	6,2	4	7	8	3,9	1,8	67	0	0	-1	отрицательный	0,1	
12	6 ПАБ		0,6	0		0,81	39	0	2	10	0,1	2,5	4,6	1,1	779	0	0	372	положительный	1	
13	26 ПАБ		1,3	0		1,92	4,3	0	3,7	19	11,3	17,2	7,9	13	183	0	0	169	положительный	0,6	

Рис. 4. Фрагмент технико-эксплуатационных и финансовых характеристик участков МИЛ

ТАБЛИЦА 3. Параметры функционирования МИЛ (в соответствии с [1])

Участок	Переменные	Участок	Переменные
Длина, км	18	Количество рабочих по службе Т, чел.	7
Система СЦБ	ПАБ	Расходы по службе ДИ, млн руб/год	8
Грузовых поездов	0,1	Расходы по службе Д, млн руб/год	3,9
Пассажирских поездов	0	Расходы по службе Т, млн руб/год	1,8
Пригородных поездов	0	Выручка за грузовые перевозки, млн руб/год	67
Грузонапряженность, млн ткм брутто/км	0,05	Выручка за пассажирские перевозки, млн руб/год	0
Количество грузовых вагонов, ед/сут.	4	Выручка за пригородные перевозки, млн руб/год	0
Количество пассажиров, чел/сут.	0	Устойчивость функционирования когнитивной карты	0,1
Количество рабочих по службе ДИ, чел.	6,2	Финансовый результат, млн руб/год	-1
Количество рабочих по службе Д, чел.	4		

ТАБЛИЦА 4. Анализ полученных результатов моделирования сценариев функционирования МИЛ

Переменные	Сценарий 1	Сценарий 2	Сценарий 3	Сценарий 4
Длина, км	17,0	18,0	18,0	18,0
Грузовых поездов, ед/сут.	0,1	0,6	0,9	0,8
Пассажирских поездов, ед/сут.	0,0	0,0	0,0	0,0
Пригородных поездов, ед/сут.	0,0	0,0	0,0	0,0
Грузонапряженность, млн т-км брутто/км	0,1	0,1	0,9	0,1
Количество грузовых вагонов, ед/сут.	4,0	4,0	4,0	4,0
Финансовый результат млн руб/год	-35,93	-7,14	-27,88	0,04

Custom predictions spreadsheet (Исходные данные статистики МИЛ)							
	13. Финансовый результат млн. руб./год (t)	Длина, км	Грузовых поездов	Пассажирских поездов	Пригородных поездов	Грузонапряженность, млн. ткм брутто/км	Количество грузовых вагонов, ед./сут.
Cases							
1	-35.92661	17.00000	0.100000	0.00	0.00	0.050000	4.000000
2	-7.1401	18.00000	0.600000	0.00	0.00	0.070000	4.000000
3	-27.8832	18.00000	0.900000	0.00	0.00	0.900000	4.000000
4	0.0361	18.00000	0.800000	0.00	0.00	0.070000	4.000000

Рис. 5. Фрагмент полученных результатов моделирования

Разработан набор сценариев с изменением параметров переменных для получения планового положительного финансового результата табл. 4.

Представленные сценарии реализованы в программном комплексе, и получены следующие результаты моделирования (рис. 5).

Анализ результатов моделирования по сценарию 1 законсервирования одного километра станционных путей установлено снижение финансового результата функционирования МИЛ до -35,93 млн руб/год.

При реализации сценария 2, увеличении количества грузовых поездов на 0,5 поездов/сут. финансовый результата функционирования МИЛ составит -7,14 млн руб/год.

При реализации сценария 3, увеличении количества грузовых поездов на 0,8 поездов, поездов/сут. и увеличении грузонапряженности на 0,8 млн т-км брутто/км финансовый результат функционирования МИЛ составит -27,88 млн руб/год.

При реализации сценария 4, увеличении количества грузовых поездов на 0,7 поездов, поездов/сут. финансовый результат функционирования МИЛ составит 0,04 млн руб/год.

Заключение

В работе на основе статистических данных и предложенного параметра устойчивости функционирования когнитивной карты функционирования МИЛ сформулирована задачи регрессионного множественного анализа финансового результата.

Разработан набор нейросетевых моделей функционирования на основе логистических аспектов деятельности МИЛ, а именно в качестве управленческих аспектов рассмотрены количество рабочих по службам (ДИ, Д, Т), устойчивости функционирования когнитивной карты малоинтенсивного участка. К технологическим аспектам отнесены размеры пассажирских, пригородных и грузовых поездов, грузонапряженность, количество вагонов с грузовыми операциями. К техническим аспектам отнесены система СЦБ и длина участка МИЛ. К экономическим аспектам расходы по службам (ДИ, Д, Т) и выручка за пассажирские, пригородные и грузовые перевозки.

Определена модель с наибольшей степенью достоверности результатов по параметрам контрольной производительности, тестовой производительности, вариации и ошибки обучения. На

основании выбранной модели определена степень важности независимых переменных.

Установлено, что наибольшее влияние на финансовый результат функционирования МИЛ оказывают переменные: выручка за грузовые перевозки; выручка за пассажирские перевозки; количество пассажирских поездов; количество работников по службе Д; расходы по службе Д.

Выполнена оценка адекватности нейросетевой модели финансового результата функционирования МИЛ с использованием графического способа распределения остатков модели, в виде разницы между прогнозируемыми и фактическими значениями базисной переменной, а также на основе трехмерного графика зависимости финансового результата от переменных выручки за пассажирские и грузовые перевозки.

Разработан набор сценариев и установлено, что увеличение количества грузовых поездов на 0,7 поездов/сут., даст положительный финансовый результат функционирования МИЛ в размере 0,04 млн руб/год.

Направлениями дальнейших исследований является определение параметров переменных, оказывающих наибольшее влияние на финансовый результат функционирования МИЛ и разработка процедур стимулирования к выполнению плановых показателей переменных.

Библиографический список

1. Никитин А. Б. Новый подход к организации движения поездов на малодетальных линиях ОАО «РЖД» / А. Б. Никитин, И. В. Кушпиль, И. М. Кокурин и др. // Автоматика на транспорте. — 2018. — Т. 4. — № 4. — С. 561–579.
2. Приказ Минфина России от 6 мая 1999 г. № 32н (ред. от 27 ноября 2020 г.) «Об утверждении Положения по бухгалтерскому учету “Доходы организации” ПБУ 9/99» (зарегистрировано в Минюсте России 31 мая 1999 г. № 1791).
3. Кульба В. В. Управление и контроль реализации социально-экономических программ / В. В. Кульба,

С. С. Ковалевский. — М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2009. — 400 с.

4. Новичихин А. В. Когнитивное моделирование для диагностики социально-экономических систем топливно-сырьевого региона / А. В. Новичихин, В. Н. Фрянов // Экономика и менеджмент систем управления. — 2014. — № 2. — С. 72–83.

5. Микрин Е. А. Синтез оптимальных распределенных модульных систем обработки данных реального времени / Е. А. Микрин, В. В. Кульба, С. К. Сомов. — М.: ИПУ РАН, 2012. — 160 с.

6. Ковалев К. Е. Комплексный синергетико-индикаторный подход к управлению процессами перевозок на интенсивных и малодетальных линиях / К. Е. Ковалев, А. В. Новичихин // Автоматика на транспорте. — 2021. — Т. 7. — № 2. — С. 252–267. — DOI: 10.20295/2412-9186-2021-7-2-252-267.

7. Kovalev K. Interaction of intensive and low-density lines: management approach and models / K. Kovalev, A. Novichikhin // Lecture Notes in Networks and Systems. — 2022. — Vol. 402 LNNS. — С. 701–709. — DOI: doi.org/10.1007/978-3-030-96380-4_76.

8. Ковалев К. Е. Механизм диагностики эксплуатации малоинтенсивных железнодорожных линий на основе нечеткого когнитивного моделирования / К. Е. Ковалев, А. В. Новичихин, И. Л. Сакович и др. // Автоматика на транспорте. — 2023. — Т. 9. — № 1. — С. 72–86.

9. Прейскурант № 10-01. Тарифы на перевозку грузов и услуги инфраструктуры, выполняемые российскими железными дорогами (утв. постановлением ФЭЖ РФ от 17 июня 2003 г. № 47-т/5). — 463 с.

Дата поступления: 14.05.2023

Решение о публикации: 31.05.2023

Контактная информация:

КОВАЛЕВ Константин Евгеньевич — канд. техн. наук; kovalev@pgups.ru

НОВИЧИХИН Алексей Викторович — д-р техн. наук, доц.; novichihin@bk.ru

The Procedure for Planning the Operation of Low-Intensity Railway Lines: Logistical Aspects and Neural Network Models

K. E. Kovalev, A. V. Novichikhin

Emperor Alexander I St. Petersburg State Transport University, 9, Moskovsky pr., Saint Petersburg, 190031, Russian Federation

For citation: Kovalev K. E., Novichikhin A. V. The Procedure for Planning the Operation of Low-Intensity Railway Lines: Logistical Aspects and Neural Network Models // *Proceedings of Petersburg State Transport University*, 2022, vol. 19, iss. 2, pp. 325–335. (In Russian). DOI: 10.20295/1815-588X-2022-2-325-335

Summary

Purpose: Improving the efficiency of the line functioning based on the development of a procedure for planning the operation of low-intensity railway lines based on neural networks. **Methods:** Methods of analysis, synthesis, machine learning, neural network modeling have been applied. **Results:** Using regression multiple analysis and mathematical tools, a set of neural network models for planning the operation of a low-intensity railway line according to a set of indicators has been developed. Planning parameters have been determined, which enable the railway line operations to achieve a positive financial outcome. **Practical significance:** The conducted research is an effective tool for improving the planning of the work of low-intensity railway lines.

Keywords: Low-intensity railway lines, work planning, machine learning, regression analysis, neural networks.

References

1. Nikitin A. B., Kushpil I. V., Kokurin I. M. et al. Novyy podkhod k organizatsii dvizheniya poezdov na malodeyatel'nykh liniyakh OAO "RZhD" [A new approach to the organization of train traffic on low-traffic lines of Russian Railways]. *Avtomatika na transporte* [Transport automation research]. 2018, vol. 4, Iss. 4, pp. 561–579. (In Russian)

2. *Prikaz Minfina Rossii ot 6 maya 1999 g. № 32n (red. ot 27 noyabrya 2020 g.) "Ob utverzhdenii Polozheniya po bukhgalterskomu uchetu "Dokhody organizatsii" PBU 9/99" (zaregistrovano v Minyuste Rossii 31 maya 1999 g. № 1791)* [Order of the Ministry of Finance of Russia dated May 6, 1999 No. 32n (as amended on November 27, 2020) "On Approval of the Regulation on Accounting "Income of an Organization" PBU 9/99" (registered with the Ministry of Justice of Russia on May 31, 1999 № 1791)]. (In Russian)

3. Kulba V. V., Kovalevsky S. S. *Upravlenie i kontrol' realizatsii sotsial'no-ekonomicheskikh program* [Management and control of the implementation of socio-economic programs]. Moscow: Knizhnyy dom "LIBROKOM" Publ., 2009, 400 p. (In Russian)

4. Novichikhin A. V., Fryanov V. N. Kognitivnoe modelirovanie dlya diagnostiki sotsial'no-ekonomicheskikh sistem toplivno-syr'evogo regiona [Cognitive modeling for diagnostics of socio-economic systems of the fuel and raw material region]. *Ekonomika i menedzhment sistem upravleniya* [Economics and management of control systems]. 2014, Iss. 2, pp. 72–83. (In Russian)

5. Mikrin E. A., Kul'ba V. V., Somov S. K. *Sintez optimal'nykh raspredelennykh modul'nykh sistem obra-botki dannykh real'nogo vremeni* [Synthesis of optimal distributed modular systems for real-time data processing]. Moscow: IPU RAN Publ., 2012, 160 p. (In Russian)

6. Kovalev K. E., Novichikhin A. V. Kompleksnyy sinergetiko-indikatornyy podkhod k upravleniyu protsessami perevozok na intensivnykh i malodeyatel'nykh liniyakh [Complex synergetic-indicator approach to the management of transportation processes on intensive and low-density lines]. *Avtomatika na transporte* [Transport automation research]. 2021, vol. 7, Iss. 2, pp. 252–267. DOI: 10.20295/2412-9186-2021-7-2-252-267. (In Russian)

7. Kovalev K., Novichikhin A. Interaction of intensive and low-density lines: management approach and models.

Lecture Notes in Networks and Systems, 2022, vol. 402 LNNS, pp. 701–709. DOI: doi.org/10.1007/978-3-030-96380-4_76.

8. Kovalev K. E., Novichikhin A. V., Sakovich I. L. Mekhanizm diagnostiki ekspluatatsii malointensivnykh zhelez-nodorozhnykh liniy na osnove nechetkogo kognitivnogo modelirovaniya [The mechanism for diagnosing the operation of low-intensity railway lines based on fuzzy cognitive modeling]. *Avtomatika na transporte* [Transport automation research]. 2023, vol. 9, Iss. 1, pp. 72–86. (In Russian)

9. *Preyskurant № 10-01. Tarifny na perevozku gruzov i uslugi infrastruktury, vypolnyaemye rossiyskimi zheleznymi dorogami (utv. postanovleniem FEK RF ot 17 iyunya 2003 g.*

№ 47-t/5) [Price list № 10-01. Tariffs for the transportation of goods and infrastructure services performed by Russian railways (approved by the Decree of the Federal Energy Commission of the Russian Federation dated June 17, 2003 No. 47-t / 5)]. 463 p. (In Russian)

Received: May 14, 2023

Accepted: May 31, 2023

Author's information:

Konstantin E. KOVALEV — PhD in Engineering;
kovalev@pgups.ru

Alexey V. NOVICHIKHIN — Dr. Sci. in Engineering,
Associate Professor; novichihin@bk.ru