

Обобщенное прогнозирование оборота вагона по комплексной модели, учитывающей статистическую и экспертную информацию

Ю.М. Краковский✉, Г.Н. Крамынина

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

✉yuri.krakovskiy@yandex.ru

Резюме

В статье предложена и апробирована технология обобщенного прогнозирования оборота вагона с использованием статистической и экспертной информации с учетом сценарного подхода. Оборота вагона – это один из важных показателей для оценки эффективности перевозочного процесса, так как при его сокращении увеличивается объем перевозки грузов. Этот показатель оценивает среднее время в сутках по использованию вагона от погрузки до следующей погрузки. Обобщенное прогнозирование основано на трех значениях оборота вагона с различными весами: а) значение, полученное по трехфакторной модели, зависящей от значимых факторов (значимыми факторами являются грузооборот, производительность вагона, участковая скорость); б) значение, полученное по трендовой модели; в) точечное экспертное суждение. Весовые коэффициенты получены с помощью метода анализа иерархий, использующего экспертные суждения. Дополнительно введены три критерия, что повысило точность весовых коэффициентов. Для этого экспертами-практиками и авторами статьи созданы четыре матрицы суждений. Для каждой матрицы получены значения отношения согласованности, а это позволило убедиться в непротиворечивости суждений созданных матриц. В результате обработки матриц получены итоговые весовые коэффициенты для комплексного критерия. Авторами предложены три сценария развития перевозочного процесса для обобщенного прогнозирования оборота вагона. Для его реализации потребовалось создать 12 трендовых моделей. Показана хорошая практическая точность этого прогнозирования по всем трем предложенным сценариям, хотя сами модели прогнозирования дают заметную погрешность. Из трех рассмотренных сценариев наиболее близкое значение показал третий сценарий. Итоговое прогнозируемое значение равно 7,01 сут., а фактическое – 6,61 сут. Относительная погрешность равна 6,0 %. Тем самым показано, что и в условиях неопределенности перевозочного процесса обобщенное прогнозирование, основанное на комплексном критерии, дает хорошие практические результаты.

Ключевые слова

оборот вагона, грузооборот, прогнозирование, трендовые модели, экспертные оценки, метод анализа иерархий

Для цитирования

Краковский Ю.М. Обобщенное прогнозирование оборота вагона по комплексной модели, учитывающей статистическую и экспертную информацию / Ю.М. Краковский, Г.Н. Крамынина // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. 2024. № 2 (82). С. 145–153. DOI 10.26731/1813-9108.2024.2(82).145-153.

Информация о статье

поступила в редакцию: 02.04.2024 г.; поступила после рецензирования: 09.04.2024 г.; принята к публикации 10.04.2024 г.

Generalized forecasting of wagon turnover using a complex model that takes into account statistical and expert information

Yu.M. Krakovskii✉, G.N. Kramynina

Irkutsk State Transport University, Irkutsk, the Russian Federation

✉yuri.krakovskiy@yandex.ru

Abstract

A technology for generalized forecasting of wagon turnover using statistical and expert information taking into account the scenario approach has been proposed and tested. Wagon turnover is one of the important indicators for assessing the efficiency of the transportation process, since when it is reduced, the volume of cargo transportation increases. This indicator estimates the average time per day for using a wagon from loading to the next loading. Generalized forecasting is based on three values of wagon turnover with different weights: a) the value obtained from a three-factor model, depending on significant factors, significant factors being freight turnover, wagon productivity, sectional speed; b) the value obtained from the trend model; c) point expert judgment. The weighting coefficients were obtained by means of the hierarchy analysis method using expert judgment. Additionally, three criteria were introduced, which increased the accuracy of the weighting coefficients. As a result, expert practitioners and the authors of the article created four judgment matrices. For each matrix, the values of the consistency relations were obtained, and this made it possible to verify the consistency of the judgments of the created matrices. After processing the matrices, the final weighting coefficients for the complex criterion were obtained. The authors proposed three scenarios for the development of the transportation process for a general forecast of wagon turnover. To implement it, it was necessary to create 12

trend models. Good practical accuracy of this forecasting is shown for all three proposed scenarios, although the forecasting models themselves provide a significant error. Of the three scenarios considered, scenario 3 showed the closest value. The final forecast value is 7,01 days, and the actual value is 6,61 days. The relative error is 6,0%. This shows that even under conditions of uncertainty in the transportation process, generalized forecasting based on a complex criterion gives good practical results.

Keywords

wagon turnover, freight turnover, forecasting, trend models, expert assessments, hierarchy analysis method

For citation

Krakovskii Yu.M., Kramynina G.N. Obobshchennoe prognozirovanie oborota vagona po kompleksnoi modeli, uchityvayushchei statisticheskuyu i ekspertnyuyu informatsiyu [Generalized forecasting of wagon turnover using a complex model that takes into account statistical and expert information]. *Sovremennye tekhnologii. Sistemnyi analiz. Modelirovanie* [Modern Technologies. System Analysis. Modeling], 2024, no. 2(82), pp. 145–153. DOI: 10.26731/1813-9108.2024.2(82).145-153.

Article info

Received by April 2, 2024; Revised: April 9, 2024; Accepted: April 10, 2024.

Введение

Железнодорожный транспорт – сложная динамическая система, влияние на которую оказывают большое число различных факторов. В первую очередь необходимо обеспечивать безопасность перевозочного процесса за счет надежности и технологичности инфраструктурного комплекса сети железнодорожных дорог [1–4].

Важной задачей является повышение пропускной способности сети за счет полигонных технологий, специальной организации «окон», необходимых для выполнения ремонтно-восстановительных работ и других средств [5–7].

Также в настоящее время большое количество исследований посвящено вопросам повышения показателей перевозочной работы, характеризующих эффективность перевозочного процесса через их прогнозирование [8, 9]. Отметим работы, использующие корреляционно-регрессионный анализ и многофакторную регрессию [10, 11], вероятностные методы прогнозирования [12], а также технологии нейронных сетей [13–15].

Корреляцию и регрессию принято рассматривать как совокупный процесс статистического исследования, поэтому их использование в статистике часто именуют корреляционно-регрессионным анализом.

Наиболее распространенным методом для изучения воздействия факторов и дальнейшего прогнозирования являются прогнозные модели, описывающие зависимость исследуемого показателя от влияющих на него факторов. Влияющие факторы могут быть управляемыми и неуправляемыми. В работе [8] были выявлены наиболее влияющие факторы на исследуемый

показатель с помощью линейной многофакторной модели и модели в пространстве состояний, а также рассмотрено развитие системы в зависимости от изменения управляемых и неуправляемых факторов. В данном случае было выявлено, что лучший результат дает линейная многофакторная модель, но при условии прогнозирования на небольшой срок, а влияющие факторы являются управляемыми и на их значения можно повлиять.

В качестве комплексного метода может использоваться сценарный подход. Метод сценарного прогнозирования дает возможность определить вероятные тенденции развития событий и возможные последствия принимаемых решений с целью выбора наиболее подходящей альтернативы управления.

Сценарий по своему описанию является фундаментом для исходной информации, с опорой на который строится дальнейшая работа по прогнозированию развития ситуации. В связи с чем любой сценарий в готовом виде должен быть тщательно проанализирован [16].

Для сложных систем также может применяться метод экспертных оценок. Суть метода заключается в том, что при получении прогнозных оценок используется мнение персонала, постоянно эксплуатирующего исследуемый объект. Например, в работе [17] описан метод экспертных оценок для прогнозирования сложных технических объектов. Начальный этап – это выбор группы экспертов и сбор экспертной информации, далее обработка индивидуальных оценок и получение обобщенной оценки. На основании полученной информации разрабатывается математическая прогнозная модель, как правило эксперты уточняют пределы значения показателей (наиболее низкий уровень значения

исследуемого показателя и наиболее высокий).

Особенностью технологии получения прогнозов путем экспертного прогнозирования является системность этого метода. Он состоит из системно-образующих элементов и подсистем, которые в совокупности способны дать полноценную оценку исследуемому объекту или процессу, особенно в совокупности со статистическими и математическими методами прогнозирования [9].

Однако для трудноформализуемых, сложных динамических систем использование классических методов не всегда рационально: они либо показывают недостаточную точность, либо становятся чрезмерно трудоемкими в реализации [18].

Одним из вариантов решения этой проблемы является использование нейросетевого моделирования, т.е. математической модели, в основе которой лежит искусственная нейронная сеть, настроенная на работу с параметрами определенной динамической системы [19].

С использованием искусственных нейронных сетей может быть решено большинство проблем на железнодорожном транспорте, однако при разработке следует определить подходящую архитектуру нейронной сети, способ обучения, объем обучающей выборки и программные продукты для реализации модели [12].

В работе [20] проведено исследование прогнозирования качества функционирования технического устройства с помощью метода машинного обучения. Выборка данных была разделена на две части: обучающую (для построения математических моделей) и тестовую (для оценки качества полученной модели). Качество модели было предложено оценить с помощью средней абсолютной процентной ошибки (Mean Absolute Percentage Error):

$$MAPE = \frac{1}{l_T} \sum_{i=1}^{l_T} \frac{|\tilde{y}_i - y_i|}{y_i} \cdot 100\%,$$

где y_i – опытное значение отклика в i -м наблюдении; \tilde{y}_i – прогнозируемое значение отклика по рассматриваемой модели; l_T – объем тестовой выборки.

Целью исследования была разработка математической модели с наименьшим значением ошибки MAPE для обеспечения точного прогноза.

В данной работе использован метод «Random forest» («случайный лес») – это алго-

ритм машинного обучения, предложенный Л. Брейманом [21]. Этот метод содержит множество отдельных решающих деревьев. Важно отметить, что каждое дерево строится независимо друг от друга на разных подвыборках обучающих данных, при обучении каждого дерева используются разные комбинации исследуемых значений объекта, для которого реализуется прогнозирование.

Рассмотрим кратко бинарное прогнозирование на основе вероятностной нейронной сети (ВНС), предложенное в работе [14] для прогнозирования показателей перевозочного процесса железнодорожным транспортом.

Задан ряд показателя: $Q = \{q_t : t \in T\}$, где q_t – значения показателя в моменты времени t . Пусть интервал возможных значений показателя $(c_1; c_2)$, $c_1 > 0$, $c_2 < \infty$; c – внутренняя точка: $c_1 < c < c_2$. Тогда интервал разбивается на два:

$$I_a = (c_1; c], I_b = (c; c_2). \quad (1)$$

Бинарное прогнозирование заключается в определении, в каком интервале (1) будет прогнозируемое значение. Это очень распространенная постановка, например необходимо знать: в будущем году оборот вагона будет больше или меньше текущего значения.

Значение внутренней точки равно:

$$c = q_{n-1} + \Delta;$$

$$\Delta = \alpha \cdot \left(\sum_{t=1}^{n-1} |q_t - q_{t-1}| \right) / (n-1), \quad (2)$$

где коэффициент $\alpha \in [-1; 1]$.

Если коэффициент в формуле (2) равен нулю, то внутренняя точка равна текущему значению.

Таким образом, на момент $t = n - 1$ требуется найти, в каком из интервалов (1) будет находиться неизвестное значение q_{t+p} на основе оценок вероятностей p_{t+p}^a и p_{t+p}^b , где $p = 1, \dots, r$ – время упреждения; p_{t+p}^a – вероятность того, что $q_{t+p} \in I^a$; p_{t+p}^b – вероятность того, что $q_{t+p} \in I^b$; $p_{t+p}^a + p_{t+p}^b = 1$.

Бинарное прогнозирование проводится по правилу для будущего значения:

$$\begin{aligned} q_{t+p} &\in I^a, \text{ если } p_{t+p}^a \geq p_{t+p}^b; \\ q_{t+p} &\in I^b, \text{ если } p_{t+p}^b \geq p_{t+p}^a. \end{aligned} \quad (3)$$

Финальный нейрон вероятностной нейронной сети вычисляет бинарное значение:

$$\Omega_h = \begin{cases} 1, & \tilde{\rho}_{t+p}^b > \tilde{\rho}_{t+p}^a \\ 0, & \tilde{\rho}_{t+p}^a \geq \tilde{\rho}_{t+p}^b, \end{cases} \quad (4)$$

где оценки вероятностей $\tilde{\rho}_{t+p}^a$ и $\tilde{\rho}_{t+p}^b$ вычисляются по следующим формулам:

$$\tilde{\rho}_{t+p}^a = \frac{l_h^A}{l_h^A + l_h^B}, \quad (5)$$

$$\tilde{\rho}_{t+p}^b = \frac{l_h^B}{l_h^A + l_h^B}.$$

Здесь l_h^A и l_h^B – значения, получаемые с помощью нелинейной активационной функции, зависящей от векторов обучения и векторов с неизвестной классификацией.

С учетом правила (3) значение 1 в функции (4) означает, что значение показателя попадет в интервал l_b , а при значении 0 – в интервал l_a . Оценки вероятностей определяются по формуле (5).

Как уже отмечалось, в качестве комплексного метода может использоваться сценарный подход, когда создаются различные прогнозные модели с учетом сценариев развития перевозочного процесса, дополнительно, помимо статистической, используется экспертная информация [22, 23].

Данное исследование является развитием работы [23], заключающееся в использовании методики, приведенной и апробированной в этой работе, но применительно к другому базовому показателю. Дополнительно изменена технология определения весовых коэффициентов для комплексного критерия.

Целью данной работы является апробация технологии прогнозирования базового показателя на примере оборота вагона (ОборВ) с учетом сценариев развития перевозочного процесса и дополнительной экспертной информации.

ОборВ – это один из важных показателей, так как при его сокращении увеличивается объем перевозки грузов. Этот показатель оценивает среднее время в сутках по использованию вагона от погрузки до следующей погрузки.

Математическое обеспечение прогнозирования на основе многофакторных и трендовых моделей

В данной работе проведено исследование о влиянии восьми влияющих факторов на ОборВ. Используя выборочный коэффициент

парной корреляции и статистический анализ о значимости коэффициентов, были получены три значимых фактора (табл. 1).

Таблица 1. Исходные данные
Table 1. Initial data

Год Year	q	z_3	z_4	z_5
1	4,01	11,25	223,98	47,30
2	4,69	9,90	248,44	43,80
3	4,46	10,57	257,94	43,30
4	3,88	11,76	278,19	46,00
5	3,86	12,08	304,79	45,70
6	3,71	12,38	313,45	45,70
7	3,68	12,56	324,68	46,20
8	3,58	13,34	357,80	46,60
9	3,50	13,92	377,73	46,70
10	3,87	13,40	363,40	45,00
11	6,21	8,14	379,30	46,30
12	5,99	8,67	398,00	46,20
13	6,49	8,20	421,40	41,30
14	7,79	6,90	429,00	39,23
15	6,76	8,18	447,70	42,88
16	6,37	9,11	465,60	43,80
17	6,34	9,61	507,40	43,50
18	6,14	10,16	543,70	44,40
19	6,15	10,27	571,10	44,90
20	6,86	9,11	571,40	42,20
21	6,61	9,11	581,20	41,10

Таким образом были получены факторы, значимо влияющие на исследуемый показатель – оборот вагона (q – ОборВ, сут.), это: производительность вагона (z_3 – ПроизВ, тыс. т·км нетто), грузооборот (z_4 – ГрОб, млн т·км), участковая скорость (z_5 – УчСкор, км/ч.).

Из данных табл. 1 видно, что оборот вагона в последние годы ухудшается, это относится и к участковой скорости, и к производительности вагона. При этом грузооборот растет.

Подчеркнем, что в табл. 1 приведены исходные данные по базовому показателю и трем влияющим данным за последние 20 лет. Следующий год является прогнозным.

Используя метод наименьших квадратов и данные из табл. 1 с 1 по 20 строки, найдем трехфакторную модель для ОборВ относительно этих значимых факторов:

$$q = 11,303 - 0,476 \cdot z_3 + 0,005 \cdot z_4 - 0,07 z_5. \quad (6)$$

Для модели (6) значение F -статистики равно 598,2. Это значение подтверждает статистическую значимость этой модели.

Для обоснованных значимых факторов получены трендовые модели, необходимые для прогнозирования значений по модели (6), они приведены в табл. 2.

Таблица 2. Трендовые модели
Table 2. Trendy models

Факторы Factors	Модели Models
ПроизВ	$s = -0,17t + 12,25$ (7)
ГрОб	$g = 17,64t + 204,08$ (8)
УчСкор	$v = -1,33t + 69,92$ (9)
ОборВ	$h = 0,18t + 3,29$ (10)

Далее к статистической информации добавим точечные экспертные оценки практиков-экспертов и авторов работы двум вариантам (В): первый вариант предполагает увеличение значений прогнозируемых показателей относительно последнего года; второй вариант предполагает уменьшение этих значений по сравнению с последним годом (табл. 3).

Таблица 3. Значения точечных экспертных оценок
Table 3. Values of point expert estimates

В	ОборВ	ПроизВ	ГрОб	УчСкор
1	6,90	9,40	585,00	45,00
2	6,60	9,00	570,00	42,00

Итоговой моделью прогнозирования значений базового показателя, которым является оборот вагона, является линейная свертка значений частных моделей. Этими частными моделями являются: g_1 – трехфакторная модель, зависящая от значимых факторов; g_2 – трендовая модель; g_3 – экспертное значение.

При использовании статистических данных по ОборВ и значимым факторам, а также экспертных оценок, созданы трендовые модели.

Трендовые модели для первого варианта приведены в табл. 4, трендовые модели для второго варианта – в табл. 5.

Таблица 4. Трендовые модели для варианта 1
Table 4. Trendy models for option 1

Факторы Factors	Модели Models
ПроизВ	$s = -0,16t + 12,19$ (11)
ГрОб	$g = 17,77t + 203,07$ (12)
УчСкор	$v = -0,13t + 46,05$ (13)
ОборВ	$h = 0,18t + 3,31$ (14)

Таблица 5. Трендовые модели для варианта 2
Table 5. Trendy models for option 2

Факторы Factors	Модели Models
ПроизВ	$s = -0,17t + 12,23$ (15)
ГрОб	$g = 17,58t + 204,5$ (16)
УчСкор	$v = -0,17t + 46,34$ (17)
ОборВ	$h = 0,18t + 3,34$ (18)

В табл. 6 приведены рекомендованные экспертами и авторами сценарии развития перевозочного процесса 1–3 применительно к Восточно-Сибирской железной дороге (ВСЖД).

Для сценария 1 используются лишь статистические данные (Стат). При вычислении значений ОборВ g_1 используется модель (6), значения факторов (s , g , v) определяются по трендовым моделям (7)–(9). Значение ОборВ g_2 вычисляется по трендовой модели (10). Для показателя g_3 экспертами принято значение 6,9 сут.

Таблица 6. Сценарии развития
перевозочного процесса

Table 6. Transportation process development scenarios

Сценарии Scenarios	g_1	g_2	g_3
1	Стат	Стат	6,90
2	Стат + В1	Стат + В1	6,90
3	Стат + В2	Стат + В2	6,60

Для сценария 2 используются статистические данные и экспертные оценки по варианту 1 (см. табл. 6) (Стат + В1). В данном сценарии при вычислении значения ОборВ g_1 используется модель (6), но значения факторов (s , g , v) определяются по моделям (11)–(13). Значение ОборВ g_2 вычисляется по модели (14). Для показателя g_3 экспертами принято значение 6,9 сут.

Для сценария 3 используются статистические данные и экспертные оценки по второму варианту (см. табл. 6) (Стат + В2). В этом сценарии при вычислении значения ОборВ g_1 используется модель (6), но значения факторов (s , g , v) определяются по моделям (15)–(17). Значение ОборВ g_2 вычисляется по модели (18). Для показателя g_3 экспертами принято значение 6,6 сут.

Вычисление значения для обобщенного прогнозирования по каждому сценарию осуществляется по формуле (комплексная модель прогнозирования):

$$g_c(t+1) = \sum_{j=1}^3 w_j \cdot g_j(t+1), \quad (19)$$

где g_c – итоговое прогнозное значение оборота вагона; g_j – частное прогнозное значение по j -й модели; t – номер последнего года в исходном временном ряду (см. табл. 1); w_j – весовой коэффициент, учитывающий значимость j -й прогнозной модели.

Вычисление весовых коэффициентов предложено определять по методу анализа иерархий [24]. Особенностью этого метода является создание экспертами матрицы суждений $A(a_{ij})$, $i, j = \overline{1, n}$. Суждения a_{ij} можно проверить на непротиворечивость, что является положительной стороной данного метода.

Матрица суждений является обратносимметричной, а диагональные элементы a_{ij} равны 1. Суждения определяются в соответствии с предложенной шкалой [25]:

- если объекты o_i и o_j одинаково важны, то значение 1–2;
- если объект o_i незначительно важнее o_j , то значение 2–4;
- если объект o_i значительно важнее o_j , то значение 4–6;
- если объект o_i явно важнее o_j , то значение 6–8;
- если объект o_i абсолютно превосходит o_j , то значение 8–9.

В нашем случае объектами являются частные модели для вычисления показателя ОборВ: g_1 , когда используется трехфакторная модель; g_2 , когда используется трендовая модель; g_3 , когда используется прогнозное экспертное значение.

Дополнительно объектами являются критерии: К1 – учет неопределенности перевозочного процесса; К2 – рост экономики в будущем; К3 – дефицит кадров.

Апробация обобщенного прогнозирования оборота вагона по комплексной модели (19)

Ниже приведены четыре матрицы суждений, предложенные экспертами-практиками с участием авторов статьи (см. табл. 7–10).

Таблица 7. Матрица суждений для критериев
Table 7. Judgment matrix for criteria

К	К1	К2	К3
К1	1	1/3	0,2
К2	3	1	1/3
К3	5	3	1

Таблица 8. Матрица суждений для моделей относительно критерия К1

Table 8. Judgment matrix for models relative to criterion K1

К1	g_1	g_2	g_3
g_1	1	2	1/3
g_2	0,5	1	0,2
g_3	3	5	1

Таблица 9. Матрица суждений для моделей относительно критерия К2

Table 9. Judgment matrix for models relative to criterion K2

К2	g_1	g_2	g_3
g_1	1	3	5
g_2	1/3	1	3
g_3	0,2	1/3	1

Размерности этих матриц суждения (n) равны трем. Обработку этих матриц проведем приближенным методом, описанном в [25].

Таблица 10. Матрица суждений для моделей относительно критерия К3

Table 10. Judgment matrix for models relative to criterion K3

К3	g_1	g_2	g_3
g_1	1	1/3	5
g_2	3	1	5
g_3	0,2	0,2	1

В соответствии с этими рекомендациями весовые коэффициенты равны:

$$w_i = \frac{\sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}}}{\sum_{i=1}^n \sqrt[n]{\prod_{j=1}^n a_{ij}}}, \quad i = \overline{1, n}. \quad (20)$$

В формуле (20) первоначально находятся произведения элементов матрицы суждений по строкам. Далее из этого произведения извлекается корень. Весовые коэффициенты являются долями от общей суммы.

Сумма коэффициентов для каждой матрицы равна 1.

Непротиворечивость суждений проверим с помощью отношения согласованности:

$$OS = IS/SI(n), \quad (21)$$

где $SI(n)$ – случайный индекс, который определяется из [24]; в нашем случае $SI(3) = 0,58$; IS – индекс согласованности, который равен

$$IS = (\lambda_{\max} - n) / (n - 1), \quad (22)$$

где λ_{\max} – максимальное собственное значение,

Табл. 11. Результаты апробации обобщенного прогнозирования оборота вагона**Table 11.** Results of testing generalized forecasting of wagon turnover

Сценарии	g_1 (21)	g_2 (21)	g_3 (21)	g_c (21)	e , %
1	7,13	7,15	6,90	7,10	7,48
2	7,06	7,10	6,90	7,05	6,73
3	7,11	7,05	6,60	7,01	6,00

которое связано с собственным вектором матрицы. Это значение рекомендуется определять так:

$$\lambda = \sum_{i=1}^n w_i B_{i \max}, \quad (23)$$

где w_i – весовые коэффициенты матрицы, а B_i – суммы элементов матрицы суждений по столбцам. Отношение согласованности (21) для всех матриц (см. табл. 6–9) с учетом (22), (23) оказались меньше рекомендуемого критического значения 0,1. Это позволило сделать вывод, что матрицы суждений не противоречивы и весовым коэффициентам можно доверять. Ниже приведены весовые коэффициенты матриц, полученные по формуле (20):

– табл. 7:

$$w_1 = 0,10; w_2 = 0,26; w_3 = 0,64; \quad (24)$$

– табл. 8:

$$w_1 = 0,23; w_2 = 0,12; w_3 = 0,65; \quad (25)$$

– табл. 9:

$$w_1 = 0,64; w_2 = 0,26; w_3 = 0,10; \quad (26)$$

– табл. 10:

$$w_1 = 0,30; w_2 = 0,62; w_3 = 0,09. \quad (27)$$

Итоговые весовые коэффициенты равны

$$w_i = \sum_{j=1}^3 z_j \cdot b_{ij}, i = 1, 2, 3; \quad (28)$$

$$\sum_{i=1}^3 w_i = 1.$$

В формуле (28) z_j – весовые коэффициенты (24); b_{ij} – элементы матрицы, содержащей весовые коэффициенты (25)–(27).

Используя формулу (28), получим итоговые весовые коэффициенты для моделей:

$$w_1 = 0,38; w_2 = 0,47; w_3 = 0,15.$$

В табл. 11 приведены результаты расчетов по рекомендованному сценарию. 21 – это номер года, на который делался прогноз. Дополнительно найдена относительная погрешность в процентах (e) итогового прогнозного значения относительно фактического значения, взятого из

21 строки табл. 1.

В настоящий момент известно, что ОборВ в прогнозном году на ВСЖД равен 6,61 сут., он уменьшился по сравнению с предыдущим годом (6,86 сут.); УчСкор равна 41,1 км/ч., она также уменьшилась (42,2 км/ч.); ПроизВ равна 9,1 тыс. т·км, она осталась на прежнем уровне.

Заключение

В статье предложена и апробирована технология обобщенного прогнозирования ОборВ, основанная на комплексном показателе (19), который учитывает различные виды прогнозных моделей с использованием статистической и экспертной информации и применением различных сценариев. В нашем случае обобщенное прогнозирование основано на трех значениях ОборВ с различными весами:

– значение, полученное по трехфакторной модели;

– значение, полученное по трендовой модели;

– точечное экспертное суждение.

Весовые коэффициенты получены с помощью метода анализа иерархий, когда дополнительно использовалось три критерия. Это потребовало создать четыре матрицы суждений, что повысило точность получения итоговых весовых коэффициентов.

Показана хорошая практическая точность этого прогнозирования по всем трем сценариям, хотя сами модели прогнозирования дают заметную погрешность. Из трех рассмотренных сценариев наиболее близкое значение показал третий сценарий. Итоговое прогнозное значение равно 7,01 сут., а фактическое – 6,61 сут. Относительная погрешность равна 6,0 %, т.е. и в условиях неопределенности перевозочного процесса обобщенное прогнозирование, основанное на комплексном критерии, дает хорошие практические результаты.

Список литературы

1. Фролов В.Ф., Хоменко А.П. Комплексная полигонная технология эксплуатационной работы // Железнодорожный транспорт. 2016. №2. С. 43–46.
2. Козлов П.А., Вакуленко С.П., Колокольников В.С. Расчет и оптимизация полигонов железнодорожного транспорта // Вестн. Ростов. гос. ун-та путей сообщ. 2017. № 3 (67). С. 96–101.

3. Бирюзов В.П. Об основных направлениях развития систем диагностики и мониторинга путевого хозяйства до 2025 г. // Путь и путевое хозяйство. 2015. № 4. С. 4–8.
4. Антипов А.Г., Марков А.А. Новые возможности магнитодинамического метода контроля рельсов // Путь и путевое хозяйство. 2016. № 8. С. 27–32.
5. Осминин А.Т., Мехедов М.И., Медников Д.В. Обеспечение интероперабельности перевозок // Железнодорожный транспорт. 2019. № 7. С. 11–17.
6. Розенберг Е.Н., Аношкин В.В. Перспективы роста пропускной способности участков // Железнодорожный транспорт. 2020. № 3. С. 4–7.
7. Сотников Е.А., Мехедов М.И., Холодняк П.С. Интенсификация роста загруженных направлений сети железнодородных дорог // Железнодорожный транспорт. 2020. № 3. С. 11–14.
8. Варламова С.А., Якушев М.В., Веселов Д.А. Прогнозирование количества пассажиров, перевезенных автобусами общего пользования в Пермском крае // Информационные технологии в управлении и экономике. 2020. № 2 (19). С. 50–58.
9. Маловецкая Е.В., Козловский А.П. Анализ моделей и принципов системного моделирования при построении прогнозных моделей погрузки грузов // International journal of open information technologies. 2020. Т. 8. № 12. С. 39–48.
10. Базилевский М.П. Прогнозирование грузооборота железнодорожного транспорта по регрессионным моделям с детерминированными и стохастическими объясняющими переменными // Научн. ведомости Белгород. гос. ун-та. Сер.: Экономика. Информатика. 2019. Т. 46. № 1. С. 117–129.
11. Давааня Т., Михайлова Е.А., Яхина А.С. Модели многофакторного оценивания основных показателей перевозки грузов // Вестн. Забайкал. гос. ун-та. 2015. № 12 (127). С. 80–86.
12. Сивицкий Д.А. Анализ опыта и перспектив применения искусственных нейронных сетей на железнодорожном транспорте // Вестн. Сибир. гос. ун-та путей сообщ. 2021. № 2 (57). С. 33–41.
13. Short-term forecasting of categorical changes in wind power with Markov chain models / M. Yoder, A.S. Hering, W.C. Navidi et al. // Wind energy. 2014. № 17. P. 1425–1439.
14. Краковский Ю.М., Куклина О.Н. Бинарное прогнозирование динамических показателей на основе методов машинного обучения // Вестн. Томск. гос. ун-та. Управление, вычислительная техника и информатика. 2023. № 62. С. 50–55.
15. Krakovsky Y., Luzgin A. Robust interval forecasting algorithm based on a probabilistic cluster model // Journal of statistical computation and Simulation. 2018. Vol. 88, Iss. 12. P. 2309–2324.
16. Волкова В.Н., Черненькая Л.В., Магер В.Е. Классификация моделей в системном анализе // Науч.-техн. ведомости Санкт-Петербург. гос. политехн. ун-та. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2013. №3 (174). С. 33–43.
17. Гула Д.Н., Головчинский В.О. Прогнозирование технического состояния сложных технических комплексов на основе экспертной информации // Изв. Тульск. гос. ун-та. Технические науки. 2021. № 3. С. 260–264.
18. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. М. : Горячая линия-Телеком, 2010. 496 с.
19. Хайкин С. Нейронные сети : полный курс. М. : Вильямс, 2006. 1104 с.
20. Прогнозирование качества функционирования технического объекта с использованием машинного обучения / М.И. Корнилова, С.В. Бусыгин, В.Н. Ковальногов и др. // Надежность и качество сложных систем. 2023. № 4 (44). С. 152–158.
21. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. 2001. Vol. 45. № 1. P. 5–32.
22. Краковский Ю.М., Попова Н.Н. Обобщенное прогнозирование показателя погрузки грузов при перевозке железнодорожным транспортом // Вестн. Воронеж. гос. ун-та. Сер.: Системный анализ и информационные технологии. 2020. № 3. С. 43–50.
23. Краковский Ю.М., Крамынина Г.Н. Исследование сценариев прогнозирования грузооборота на железной дороге с учетом экспертной информации // System Analysis & Mathematical Modeling. 2023. Т. 5. № 4. С. 417–424.
24. Саати Т.Л. Принятие решений : Метод анализа иерархий. М. : Радио и связь, 1993. 314 с.
25. Микони С.В. Теория и практика рационального выбора. М. : Маршрут, 2004. 462 с.

References

1. Frolov V.F., Khomenko A.P. Kompleksnaya poligonnaya tekhnologiya ekspluatatsionnoi raboty [Complex landfill technology of operational work]. *Zheleznodorozhnyi transport* [Railway transport], 2016, no. 2, pp. 43–46.
2. Kozlov P.A., Vakulenko S.P., Kolokol'nikov V.S. Raschet i optimizatsiya poligonov zheleznodorozhnogo transporta [Calculation and optimization of polygons of railway transport]. *Vestnik Rostovskogo gosudarstvennogo universiteta putei soobshcheniya* [Bulletin of the Rostov State Transport University], 2017, no. 3 (67), pp. 96–101.
3. Biryuzov V.P. Ob osnovnykh napravleniyakh razvitiya sistem diagnostiki i monitoringa putevogo khozyaistva do 2025 g [On the main directions of development of diagnostic and monitoring systems for track facilities until 2025]. *Put' i putevoe khozyaistvo* [Track and track facilities], 2015, no. 4, pp. 4–8.
4. Antipov A.G., Markov A.A. Novye vozmozhnosti magnitodinamicheskogo metoda kontrolya rel'sov [New possibilities of the magnetodynamic method of rail control]. *Put' i putevoe khozyaistvo* [Track and track facilities], 2016, no. 8, pp. 27–32.
5. Os'minin A.T., Mehedov M.I., Mednikov D.V. Obespechenie interoperabel'nosti perevozk [Ensuring the interoperability of transportation]. *Zheleznodorozhnyi transport* [Railway transport], 2019, no. 7, pp. 11–17.
6. Rosenberg E.N., Anoshkin V.V. Perspektivy rosta propusknoi sposobnosti uchastkov [Prospects for the growth of the capacity of sections]. *Zheleznodorozhnyi transport* [Railway Transport], 2020, no. 3, pp. 4–7.
7. Sotnikov E.A., Mehedov M.I., Kholodnyak P.S. Intensifikatsiya rosta zagruzhennykh napravlenii seti zheleznykh dorog [Intensification of the growth of busy areas of the railway network]. *Zheleznodorozhnyi transport* [Railway transport], 2020, no. 3, pp. 11–14.
8. Varlamova S.A., Yakushev M.V., Veselov D.A. Prognozirovaniye kolichestva passazhirov, perevezennykh avtobusami obshchego pol'zovaniya v Permskom krae [Forecasting the number of passengers transported by public buses in the Perm' re-

gion]. *Informatsionnyye tekhnologii v upravlenii i ekonomike* [Information technologies in management and economics], 2020, no. 2 (19), pp. 50–58.

9. Malovetskaya E.V., Kozlovskii A.P. Analiz modelei i printsipov sistemnogo modelirovaniya pri postroenii prognoznnykh modelei pogruzki грузов [Analysis of models and principles of system modeling in the construction of forecast models of cargo loading]. *International journal of open information technologies*, 2020, vol. 8, no. 12, pp. 39–48.

10. Bazilevskii M.P. Prognozirovaniye gruzooborota zheleznodorozhnogo transporta po regressionnym modelyam s determinirovannymi i stokhasticheskimi ob'yasnyayushchimi peremennymi [Forecasting the freight turnover of railway transport using regression models with deterministic and stochastic explanatory variables]. *Nauchnye vedomosti Belgorodskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika. Informatika* [Scientific Bulletin of the Belgorod State University. Series: Economics. Computer science], 2019, vol. 46, no. 1, pp. 117–129.

11. Davaanyam T., Mikhailova E.A., Yakhina A.S. Modeli mnogofaktornogo otsenivaniya osnovnykh pokazatelei perevozki грузов [Models of multifactorial assessment of the main indicators of cargo transportation]. *Vestnik Zabaikal'skogo gosudarstvennogo universiteta* [Bulletin of the Trans-Baikal State University], 2015, no. 12 (127), pp. 80–86.

12. Sivitskii D.A. Analiz opyta i perspektiv primeneniya iskusstvennykh neironnykh setei na zheleznodorozhnom transporte [Analysis of the experience and prospects of using artificial neural networks in railway transport]. *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo universiteta putei soobshcheniya* [Bulletin of the Siberian State Transport University], 2021, no. 2 (57), pp. 33–41.

13. Yoder M., Hering A.S., Navidi W.C., Larson K. Short-term forecasting of categorical changes in wind power with Markov chain models. *Wind energy*, 2014, no. 17, pp. 1425–1439.

14. Krakovskii Yu.M., Kuklina O.N. Binarnoe prognozirovaniye dinamicheskikh pokazatelei na osnove metodov mashinnogo obucheniya [Binary forecasting of dynamic indicators based on machine learning methods]. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika* [Bulletin of Tomsk State University. Management, computer engineering and computer science], 2023, no. 62, pp. 50–55.

15. Krakovsky Y., Luzgin A. Robust interval forecasting algorithm based on a probabilistic cluster model. *Journal of statistical computation and Simulation*, 2018, vol. 88, iss. 12, pp. 2309–2324.

16. Volkova V.N., Chernenkaya L.V., Mager V.E. Klassifikatsiya modelei v sistemnom analize [Classification of models in system analysis]. *Nauchno-tekhnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Informatika. Telekommunikatsii. Upravlenie* [Scientific and technical achievements of St. Petersburg State Polytechnic University. Computer science. Telecommunications. Management], 2013, no. 3 (174), pp. 33–43.

17. Gula D.N., Golovchinskii V.O. Prognozirovaniye tekhnicheskogo sostoyaniya slozhnykh tekhnicheskikh kompleksov na osnove ekspertnoi informatsii [Forecasting the technical condition of complex technical complexes based on expert information]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki* [Bulletins of Tula State University. Technical sciences], 2021, no. 3, pp. 260–264.

18. Galushkin A.I. Neironnye seti: osnovy teorii [Neural networks: fundamentals of theory]. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2010. 496 p.

19. Haykin S. Neironnye seti: polnyi kurs [Neural networks: a comprehensive Foundation]. Moscow: Williams Publ., 2006. 1104 p.

20. Kornilova M.I., Busygin S.V., Koval'nov V.N., Klyachkin V.N. Prognozirovaniye kachestva funktsionirovaniya tekhnicheskogo ob'yekta s ispol'zovaniem mashinnogo obucheniya [Forecasting the quality of functioning of a technical object using machine learning]. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem* [Reliability and quality of complex systems], 2023, no. 4 (44), pp. 152–158.

21. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, no. 1, pp. 5–32.

22. Krakovskii Yu.M., Popova N.N. Obobshchennoe prognozirovaniye pokazatelya pogruzki грузов pri perevozke zheleznodorozhnym transportom [Generalized forecasting of the indicator of cargo loading during rail transportation]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Sistemnyi analiz i informatsionnyye tekhnologii* [Bulletin of the Voronezh State University. Series: System analysis and information technology], 2020, no. 3, pp. 43–50.

23. Krakovskii Yu.M., Kramynina G.N. Issledovaniye stsensariy prognozirovaniya gruzooborota na zheleznoi doroge s uchetoм ekspertnoi informatsii [Research of scenarios for forecasting freight turnover on the railway, taking into account expert information]. *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2023, vol. 5, no. 4, pp. 417–424.

24. Saati T.L. Prinyatie reshenii: Metod analiza ierarkhii [Decision-making: The method of hierarchy analysis]. Moscow: Radio i Svyaz' Publ., 1993. 314 p.

25. Mikoni S.V. Teoriya i praktika ratsional'nogo vybora [Theory and practice of rational choice]. Moscow: Marshrut Publ., 2004. 462 p.

Информация об авторах

Краковский Юрий Мечеславович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры информационных систем и защиты информации, Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск; e-mail: yuri.krakovskiy@yandex.ru.

Крамьнина Галина Николаевна, аспирант кафедры информационных систем и защиты информации, Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск; e-mail: kramynina.gala@yandex.ru.

Information about the authors

Yurii M. Krakovskii, Doctor of Engineering Science, Full Professor, Professor of the Department of Information Systems and Information Security, Irkutsk State Transport University, Irkutsk; e-mail: yuri.krakovskiy@yandex.ru.

Galina N. Kramynina, Ph.D Student of Department of Information Systems and Information Security, Irkutsk State Transport University, Irkutsk; e-mail: kramynina.gala@yandex.ru.