

ВОЗМОЖНОСТИ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПЕРЕВОЗОЧНОГО ПРОЦЕССА НА ОСНОВЕ ПОСТРОЕНИЯ КОМПЛЕКСНЫХ ПРОГНОЗНЫХ МОДЕЛЕЙ ЗАГРУЗКИ ИНФРАСТРУКТУРЫ

DOI: 10.36724/2072-8735-2023-17-7-38-46

Manuscript received 12 June 2023;
Accepted 03 July 2023

Маловецкая Екатерина Викторовна,
Иркутский государственный университет путей сообщения,
г. Иркутск, Россия, katerina8119@mail.ru

Мозалевская Анна Константиновна,
Иркутский государственный университет путей сообщения,
г. Иркутск, Россия, Mozalevskay@mail.ru

Ключевые слова: метод, модель, имитационная модель, прогноз, временной ряд, системный подход, неравномерность, планирование и прогнозирование транспортных потоков, линейное и динамическое программирование, теория больших систем

Точное построение прогнозов временных рядов является ключевым элементом в системе поддержки и принятия управленческих решений. В данной статье представлен метод многоэтапного системного прогнозирования временных рядов. Эффективность предложенного метода экспериментально обоснована на примере поступления вагонопотоков на стыковые пункты железных дорог. Наиболее важным вкладом является внедрение системного прогноза, при котором способы прогнозирования транспортных потоков будут взаимно согласованными и дополняющими друг друга, поскольку применение только статистических способов не даст в полной мере отразить все изменения, которые происходят в транспортном комплексе Российской Федерации. Эта гибридная комбинация обеспечивает более конкурентоспособные прогнозы по сравнению с другими методами. Более того, такая гибридная модель легче поддается интерпретации лицами, принимающими решения, при моделировании трендовых рядов.

Информация об авторах:

Маловецкая Екатерина Викторовна, кандидат технических наук, доцент кафедры "Управление эксплуатационной работой" ФГБОУ ВО Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, Россия

Мозалевская Анна Константиновна, соискатель ФГБОУ ВО Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, Россия

Для цитирования:

Маловецкая Е.В., Мозалевская А.К. Возможности повышения эффективности перевозочного процесса на основе построения комплексных прогнозных моделей загрузки инфраструктуры // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2023. Том 17. №7. С. 38-46.

For citation:

Malovetskaya E.V., Mozalevskaya A.K. (2023) Improving the quality of transportation based on the construction of complex predictive models of infrastructure loading. *T-Comm*, vol. 17, no. 7, pp. 38-46. (in Russian)

Введение

Выход железнодорожного транспорта на качественно новые рубежи – процесс небыстрый и требует надежной перспективы в развитии. Ее можно разработать только тогда, когда будут разработаны устойчивые прогнозы потоков транспорта на всех существующих уровнях.

В таких условиях просчеты как в технической, экономической и технологической стратегиях не будут допущены

(допустим, переоцененность или недооцененность резервов, которые имеются в наличии; неправильный выбор приоритетов в процессе распределения капиталовложений между разными подсистемами).

Исходя из динамики погрузки грузов на сети РЖД за 2019-2022 гг., становится очевидным ожидаемый тренд. Возрастающая погрузка за истекшие годы в разрезе 2016-2019 гг. показывала нарастающие значения не смотря на пандемию. Поэтому 2019 г. показал рост погрузки (рис. 1).



Рис. 1. Помесячная динамика погрузки грузов по сети РЖД, тыс. тонн

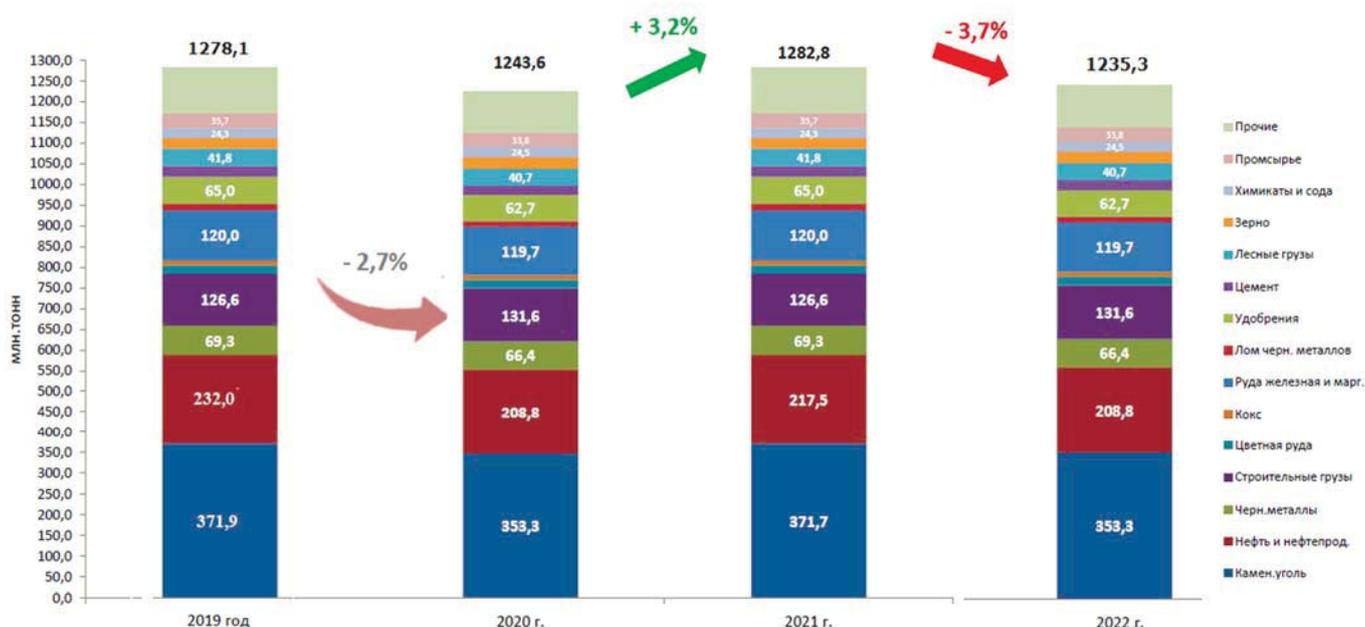


Рис. 2. Погрузка важнейших грузов по сети РЖД за 2019 - 2022 гг., млн. тонн

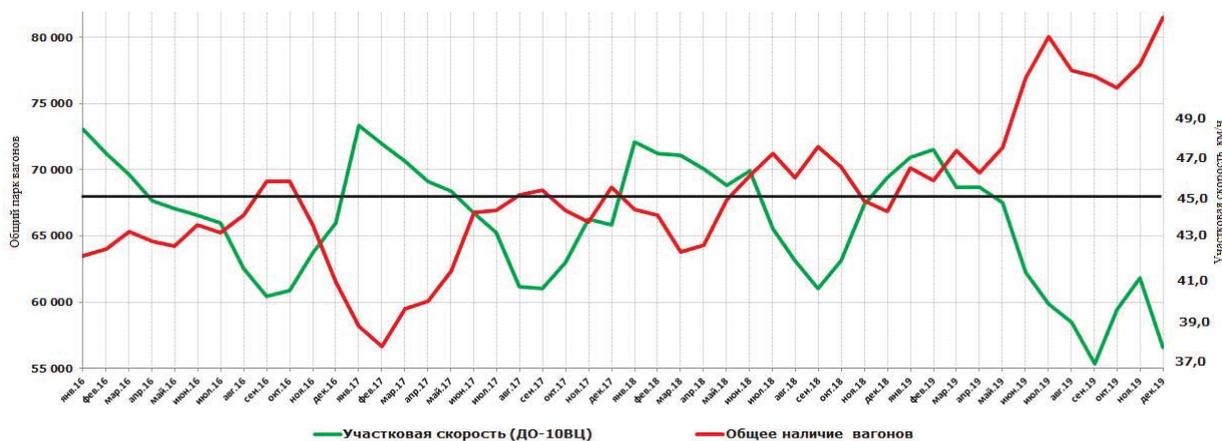


Рис. 3. Динамика наличия общего парка вагонов и участковой скорости

Последствие пандемии можно было наблюдать в 2020 г., падение погрузки составило 2,7%. После падения и влияния внешних факторов, системе нужен период восстановления для выхода на прежний уровень. Период восстановления мы могли наблюдать в 2021 г. (+ 3,2% к погрузке). Необходимо отметить, что система смогла выйти на допандемийный уровень и даже показала прирост по сравнению с 2019 г., подтвердив тренд на возрастание. И 2022 г., очередное внешнее воздействие на систему (СВО) показало падение погрузки на 3,7% (рис. 2).

При этом размеры общего парка вагонов, находящихся на инфраструктуре, оказывают непосредственное влияние на ряд показателей. На примере работы Восточного полигона можно увидеть неравномерность распределения вагонного парка между дорогами, входящими в его состав.

И эти показатели далеко не везде соответствуют плановым значениям. Как следствие, влияние общего парка вагонов на размеры участковой скорости. Чем больше общее количество вагонов, тем соответственно ниже участковая скорость (рис. 3).

Значительное отклонение от плановых показателей наглядно демонстрирует несостоятельность прогнозных значений. В связи с этим, нужно выработать систему, при которой способы прогнозирования транспортных потоков будут взаимно согласованными и дополняющими друг друга. Кроме того, значительного развития требует теория системного прогнозирования, при которой неофициальные способы будут соединены с формальными, поскольку введение статистических способов не даст в полной мере отразить все изменения в структуре, которые происходят в транспортном комплексе Российской Федерации в согласовании с намечаемыми и реализуемыми планами.

Основу полигонной технологии составляет возможность интегрировать базы данных различных автоматизированных систем (АС) объектов железнодорожного транспорта для возможности построения перспективных планов перевозок, а также оперативного контроля с возможностью корректировок управленческих решений. Разрабатываемые сегодня АС нового поколения должны позволять проводить не только мониторинг основных показателей, но и осуществлять многофакторный анализ эксплуатационной работы с возможностью построения перспективных целевых вариантов на расчетный период. Поставленная задача достаточно масштабна,

а ее решение поэтапными шагами продолжает реализовываться в отдельных модулях автоматизированных систем разных уровней.

В разработках АО «ИЭРТ» основа нового функционального состава строится на решениях интеграционного характера, при которых предусматривается обусловленность и взаимосвязь АС организации вагонопотоков (сокращенно – АСОВ) с автоматизированной системой «Паспорт наличной пропускной способности железных дорог ОАО «РЖД» (далее также – АС Паспорт НПС), а также с системами имитационного моделирования железнодорожных направлений и узлов АС ПРОГРЕСС и ее подсистемой – предиктивной бизнес-моделью грузовых перевозок (АС ПБМ) [2]. АС ПБМ встроена в систему сквозного производственного планирования и управления, позволяет осуществлять расчет производственно-экономических показателей филиалов ОАО «РЖД» на заданный период.

Однако, на практике достаточно сложно увидеть результаты работы данной системы и оценить качество прогнозов.

В качестве основных методов прогнозирования и планирования грузоперевозок можно отметить следующие: логистические, маркетинговые, оптимизационные (в процессе которых применяются компьютерные технологии), балансовые. В целях разработки перевозочных планов используются математико-экономические методы прогнозирования и планирования. Сам по себе процесс прогнозирования грузоперевозок состоит из множества этапов.

Для начала производится расчет общего объема грузовых перевозок. Для того чтобы определить потребности как предприятия, так и отрасли, нужно изучить воздействие на них объема и структуры продукции, с учетом характера связей между регионами, специализации и кооперации производства, макроэкономических показателей, размещения и развития инфраструктуры транспорта, размещения производства по регионам, организации снабжения и сбыта продукции.

Объем перевозок можно определить исходя из важнейших видов продуктов. Прогноз грузооборота осуществляется по 20-30 главным позициям: кокс, каменный уголь, руда, минерально-строительные материалы, нефть и нефтепродукты, лесные грузы, газ, зерно, черные металлы, крупа, минеральные удобрения и т.п. Вычисление объема других товаров производится при помощи расчетного метода. Из общего количества перевозок выделяются грузы, которые перевозятся в контейнерах.

Таблица 1

Информационные потоки в системе прогнозных моделей транспортной сети

Базы данных	Входная-выходная информация	Задачи	Вариации моделей	Модели
P – множество предприятий, транспортных узлов, населенных пунктов и др.	$\{R(x(t))\} t=0,-1,-2,\dots$ $\leftarrow \{R(x(t))\} t=1, 2 \dots T$	Прогнозирование производства и потребления	$\leftarrow 1,2$	1. Модели транспортно-экономического баланса
N – множество родов продукции предприятий, подлежащих транспортировке	$\leftarrow S(Z), Z, X(t), 1 \leq t < T$ $\leftarrow U(t), 1 \leq t < T$	Планирование и прогнозирование транспортных затрат	$\leftarrow 1,2$	2. Вычислительные модели общего равновесия (CGE-модели)
$X \in P \times N$ – множество, определяющее рассредоточение отраслей в регионе	$\leftarrow S(Z), Z, X(t), 1 \leq t < T$ $\leftarrow R(x(t)), 1 \leq t < T$	Прогнозирование строительства и размещения новых транспортных объектов	$\leftarrow 3, 7, 8$	3. Модель авторегрессии скользящего среднего (ARMA)
$R(x(t) x(t) \in X)$ – объем производства ($x(t) > 0$) или потребления ($x(t) < 0$) пунктов	$\leftarrow Q(U(t)), 1 \leq t < T$ $\leftarrow U(t), S(Z), Z,$ $\leftarrow R(x(t)), 1 \leq t < T$	Прогнозирование объемов производства и потребления	$\leftarrow 4, 5, 6, 8$	4. Модели экспоненциального сглаживания
$Z \in P \times P \times V$ – общая транспортная сеть, $S(Z)$ – ресурсы транспортной сети, V – различные виды транспорта	$\leftarrow E(U(t))$ $\leftarrow Q(U(t)), S(Z), Z, E(U(t))$	Прогнозирование транспортных потоков и их «скачков»	$\leftarrow 5, 6, 7$	5. Модели экстраполяции тренда
$U(u(t) u(t) \in P \times P \times N)$ – удельные затраты на перевозки	$\leftarrow S(Z), Z, W(U(t), Z),$ $1 \leq t < T$ $\leftarrow W(U(t), Z), S(Z), Z$	Прогнозирование затрат на перевозки	$\leftarrow 6, 7, 8$	6. Модели гистограммного прогнозирования
$Q(u(t) u(t) \in P \times P \times N)$ – грузопотоки на транспортной сети	$\leftarrow S(Z), Z(t), t \geq 1$ $\leftarrow \tilde{E}(U(t), Z), S(Z), Z$	Прогнозирование объемов грузопотоков сети	$\leftarrow 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11$	7. Модели многофакторной регрессии
$W(u(t) u(t) \in P \times P \times V \times V)$ – транспортные потоки сети	$\leftarrow S(Z), Z(t), t \geq 1$ $\leftarrow W(U(t), S(Z), Z)$	Прогнозирование колебаний интенсивности транспортных потоков	$\leftarrow 8, 9, 11$	8. Интегрированная модель авторегрессионного скользящего среднего (ARIMA)
$Q(u(t) u(t) \in P \times P \times N)$ – грузопотоки на транспортной сети	$\leftarrow S(Z), Z(t), t \geq 1$ $\leftarrow \tilde{E}(U(t), Z), S(Z), Z$	Прогнозирование объемов грузопотоков сети	$\leftarrow 3, 4, 5, 6, 7, 8, 11$	7. Модели многофакторной регрессии
$W(u(t) u(t) \in P \times P \times V \times V)$ – транспортные потоки сети	$\leftarrow S(Z), Z(t), t \geq 1$ $\leftarrow W(U(t), S(Z), Z)$	Прогнозирование колебаний интенсивности транспортных потоков	$\leftarrow 8, 9, 11$	8. Интегрированная модель авторегрессионного скользящего среднего (ARIMA)
$S(Z+dZ)$ – ресурсы транспортной сети с учетом запасов	$\leftarrow S(Z), t \geq T$ $\leftarrow S(Z), t < 1$	Прогнозирование резерва пропускных способностей транспортной сети	$\leftarrow 10, 11, 3, 7, 8$	10. Модели на основе четкой логики
$W(U(t), Z)$ – план маршрутизации транспортных потоков, t – момент времени $Z(0)$ – состояние транспортной системы в исходный момент времени; Z – состояние транспортной системы в исходный момент времени t	$\leftarrow S(Z), Z, W(U(t), Z)$ $\leftarrow S(Z), Z(t), t \geq 1$ $\leftarrow S(Z), Z, \tilde{E}(U(t), Z)$	Прогнозирование пропускных способностей транспортной сети	$\leftarrow 9, 10, 11, 3, 7, 8$	9. Вероятностные модели прогноза
$C(S(Z), Z, W(U(t)))$ – вектор, характеризующий надежность транспортной сети	$\leftarrow S(Z+dz)$ $\leftarrow S(Z), W(U(t))$	Прогнозирование отказов транспортной сети	$\leftarrow 10, 11, 3, 7, 8$	11. Модели на основе нейронных сетей

Для осуществления прогнозирования на современном этапе используют от 300 до 400 различных методов, разносторонне зарекомендовавших себя и применяемых для различных целей исследований.

К основным прогнозируемым транспортным показателям относят:

- грузооборот;
- объем перевозок согласно номенклатуре;
- средний срок доставки;
- дальность транспортировки.

В современной практике среди большого количества методов прогнозирования объема перевозок применяются:

- 1) формализованные (транспортная задача);
- 2) интуитивные (экспертные оценки).

Кроме того, используются комбинированные методы, с помощью которых можно получить более высокие показатели в расчетах.

Часто применяются методы:

1. Сетевого планирования и управления.
2. Укрупненных нормативов.
3. Макроэкономического прогнозирования спроса.
4. Балансовый.
5. Экономико-статистические.
6. Сценариев прогноза.
7. Техничко-экономических расчетов.
8. Экстраполяции трендов и регрессионного анализа временных рядов.
9. Эвристические.
10. Экономико-математические
11. Моделирования транспортных процессов.

Данные методы, модели и информационные потоки представлены в сводной таблице 1.

Зарубежный опыт

Применяемые методы прогнозирования на Западе базируются в основном на экспертных методах и сценарных прогнозах. Использование данных методов позволяет оценить вектор направленности происходящих изменений с разных сторон, заложив различные возможные варианты развития.

В работах бельгийских и американских ученых отражен класс экспертно-зависимых методов, которые применяются как для моделирования, так и для прогнозирования грузоперевозок. Данный класс характерен для задач планирования транспортного потока.

В процессе решения задачи прогнозирования перевозок грузов часто появляется проблема не только хранения, но и обработки большого объема информации, которая мало того, что является динамической, при этом не несет важных данных. Испанские ученые для решения данного вопроса рекомендуют создать краткое описание признаков данных для того, чтобы выделить информативные шаблоны, а последующее сравнение полученных прогнозов осуществлять с помощью модели авторегрессионного скользящего среднего (ARMA) [5, 13].

При этом необходимо отметить, что для построения моделей временных рядов с явно выраженной периодичностью, наиболее целесообразно использовать модель сезонного авторегрессивного интегрированного скользящего среднего (SARIMA). В работах китайских ученых предлагается рассматривать различные подходы к прогнозированию временных рядов в зависимости от их характера и дальности

прогноза (краткосрочный или долгосрочный) с применением искусственных нейронных сетей, методов и техник анализа Big Data. В европейских исследованиях отражены такие инструменты прогнозирования грузоперевозок, как PRIMESTREMOVE, который использовался для эталонного сценария развития транспортной сети ЕС, или TRANS-TOOLS – для стратегии развития транспортной сети ЕС iTren-2030 [6, 14].

Однако, ввод достаточно большого количества параметров предполагаемого развития сети в дальнейшем, при построении прогноза, может привести к значительной его неточности. Создание стратегических моделей, таких как модель грузоперевозок BasGoed, созданная в Нидерландах [11] для прогноза спроса на перевозки, позволяет осуществить прогноз развития всей транспортной системы на перспективу, заложив в качестве исходных данных варианты развития отдельных транспортных подсистем (автомобильной, железнодорожной, речной, морской и т.д.).

Основные тренды прогнозов грузоперевозок в РФ

Кроме статистико-математических методов, которые указаны ранее, в РФ для осуществления прогнозов объемов перевозок грузов используются макроэкономические методы прогнозирования. Они представляют собой анализ метода баланса и поиск конкурентного равновесия. В последние годы российскими исследователями при выборе стандартного алгоритма прогнозов грузоперевозок, который учитывает влияние экзогенных факторов, анализируются базовые методы непараметрической регрессии, такие как: сглаживание сплайнами, скользящее среднее, ядерное сглаживание, авторегрессия.

Алгоритмы экспоненциального и ядерного сглаживания, модели Model Selection, ARIMA, SSA, Local Forecasting при использовании на сроках прогнозирования с различной протяженностью, по-разному демонстрируют свои возможности, зачастую с не самыми хорошими параметрами прогноза, что необходимо учитывать на первоначальном этапе прогнозирования при выборе последующей модели прогноза. Горизонт прогнозирования – это еще один аспект, который необходимо учитывать при решении проблем прогнозирования временных рядов. Методы прогнозирования обычно фокусируются на прогнозировании на один шаг вперед, то есть на прогнозировании следующего значения временного ряда. Иногда кто-то заинтересован в прогнозировании на много шагов в будущее. Эти задачи часто называют многоэтапным прогнозированием. Более высокие горизонты прогнозирования, как правило, приводят к более сложной задаче прогнозирования из-за возросшей неопределенности.

Теория комплексного прогнозирования, которая объединяет неофициальные и формальные методы, все ещё нуждается в существенном развитии, поскольку введение статистических данных не дает в полном объеме отразить изменения в структуре, происходящие в транспортном комплексе Российской Федерации в согласовании с намечаемыми и реализуемыми планами.

В представленной работе для анализа были взяты ж.д. стыковые пункты Мариинск КРЖД, Тайшет ВСЖД, Петровский завод ЗабЖД и Архара ДВЖД. Динамика размеров передачи вагонов по одному из исследуемых стыков (Мариинск) представлена на рисунке 4. По данным графиков достаточно хорошо прослеживаются значительные отклонения фактических размеров вагонопотоков от плановых.



Рис. 4. Размеры передачи вагонов на Красноярскую ж.д. по междорожному стыку Мариинск в 2021-2022 гг.

Аналогичную картину можно увидеть при анализе сдачи поездов по другому исследуемому стыковому пункту Архара (рис. 5).



Рис. 5. Сдача поездов по стыковому пункту Архара за 6 месяцев 2022 г.

Анализ работы стыковых пунктов наглядно показывает, что вопрос развития планирования и прогнозирования транспортных потоков необходимо уделять больше внимания, а также осуществлять комплексный подход при составлении прогнозов.

В указанной работе была отражена идентификация моделей временного ряда колебаний потока вагонов, а также были предложены модели для того, чтобы в последующем построить прогноз. Кроме того, был использован комплексный подход, который тоже способствует решению проблемы прогнозирования объемов потоков вагонов.

Построение прогноза включает 5 стадий:

- пред прогнозная;
- аналитическая;
- сценарное прогнозирование;
- экспертная;
- корректировочная.

1. Пред прогнозный этап.

В рамках предшествующего прогноза осуществляется выгрузка исходных данных по объемам поступающего вагонопотоков, выгружаемая из автоматизированной системы организации вагонопотоков.

Для определения основных параметров временных рядов и построения линий тренда в качестве исходной информации принимаются исторические данные о поступлении вагонопотоков на стыковые пункты железных дорог Восточного полигона с различными временными периодами, предшествующими прогнозируемому:

- период 15 лет;
- период 10 лет;
- период 5 лет.

Для характеристик объемов вагонопотоков в качестве входной информации принимаются исторические данные периода 2015-2019 годы.

Для улучшения качества прогноза на расчетный период историческая база данных по вагонопотокам может быть взята на первоначальном этапе по каждой железной дороге, входящей в полигон, а в дальнейшем объединена для всего полигона в целом.

2. Аналитический этап.

Аналитический этап базируется на использовании комплекса связанных аналитико-статистических методов, являющихся основой для построения прогноза и позволяющих осуществить оценку изменения объемов вагонопотоков.

3. сценарное прогнозирование.

Осуществляется анализ факторов как дальнего, так и ближнего окружения и определяется их влияние. Выбираются драйверы, которые оказывают наибольший уровень влияния на формирование базы грузов.

4. Этап экспертной оценки.

В процессе реализации данного этапа осуществляется экспертная оценка расчетные параметры прогнозных значений вагонопотоков. На основе величин изменения вагонопотоков, спрогнозированных экспертами, а также их веса (значимости) для каждого из сценариев определяют взвешенные прогнозные величины изменения вагонопотоков, поступающих на стыковые пункты на расчетный период.

5. корректировка прогнозных значений вагонопотоков.

В ходе данного этапа осуществляется корректировочное моделирование изменения вагонопотоков, поступающих на стыковые пункты железных дорог Восточного полигона,

согласно полученных прогнозных значений на основе исторических данных, и уточнения прогноза изменения вагонопотоков с соответствующей заменой исходных данных для составления прогноза (с ежегодным сдвигом исходного и прогнозного периода на 1 год).

Для анализа были взяты стыки ж.д. ВП Мариинск, Тайшет, Петровский Завод и Архара. Первоначальный расчет был проведен на исторических данных за 5 лет (графики исследуемых временных рядов представлены на рисунке 6) с построением прогноза на 2019 г.

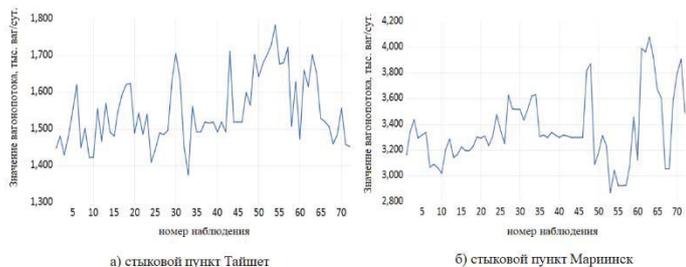


Рис. 6. Графики исследуемых временных рядов

“Полученная модель является достаточно точной, так как средняя абсолютная ошибка (MAPE) составляет 1%. Сформированный прогноз, является «мягким» поскольку присутствует выход трекинг-сигнала за пределы (-4;4), но находящегося в пределах (-7;7)” [7].

Адекватность модели была доказана. В результате ее построения была осуществлена корректировка результатов прогнозов на базе данных экспертов [7].

Итогом корректировки является сопоставление модели и ряда с экспертной корректировкой, представленной на рисунке 7. Модель, которая была построена методом сезонности и тренда, – максимально точная, у нее наименьшее значение среднеквадратического отклонения [8].

После сравнения реальных объемов погрузки в адрес дальневосточных портов, по итогам 2019 года был сделан вывод о состоятельности прогноза.

Результатом проведенного анализа является разработанный программный код (рис. 8), позволяющий в автоматическом режиме проводить анализ изменений вагонопотоков, поступающих на стыковые пункты железных дорог Восточного полигона, за расчетный период [9].

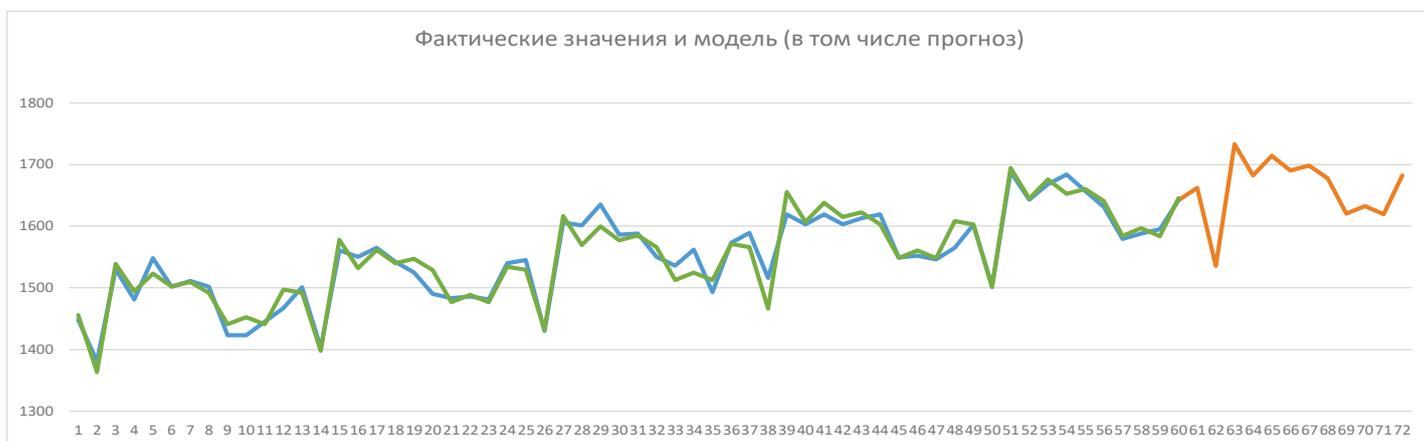


Рис. 7. Графики сопоставления фактических значений ряда со значениями, полученными с помощью прогнозной модели (для исследуемых значений по стыковому пункту Тайшет)

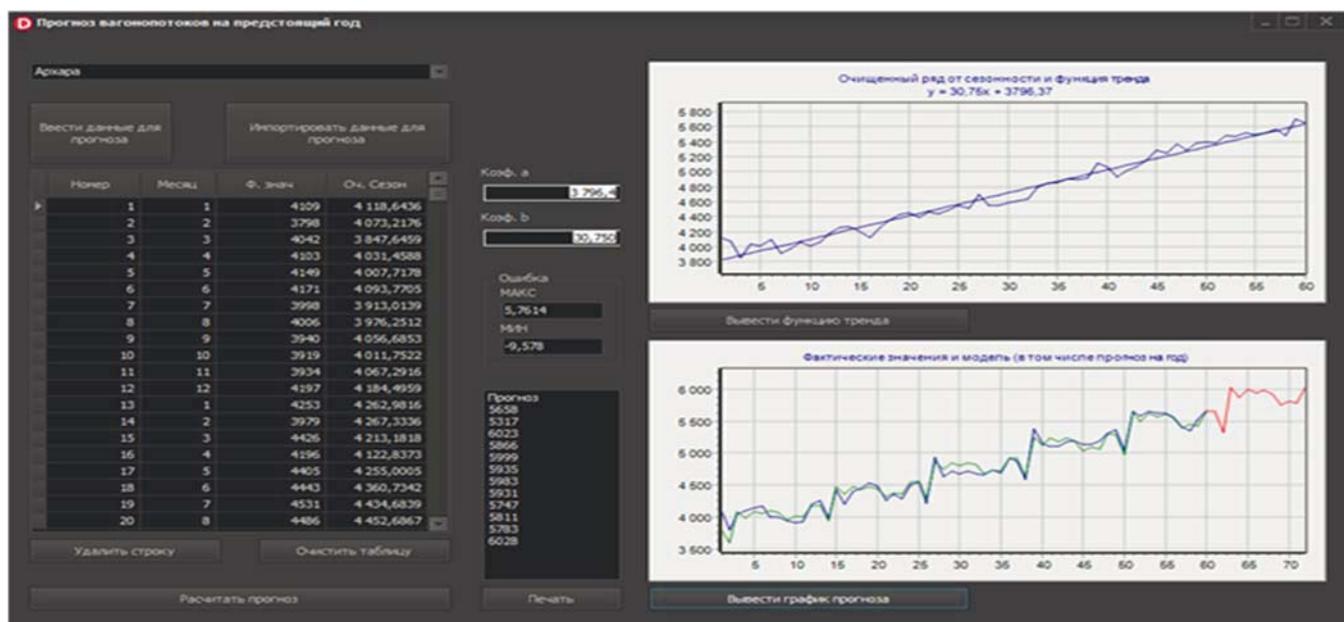


Рис. 8. Интерфейс диалогового окна программы расчета вагонопотоков на прогнозный период

Необходимо отметить, что построение прогноза вагонопотоков – первоначальный этап прогнозирования, на основе которого в дальнейшем можно осуществить:

1. прогноз подвода локомотивов под поезда (в расчете на пару поездов) по стыкам ж.д.;
2. прогноз баланса локомотивного парка с определением возможного резерва, используемого в дальнейшем при подъеме «брошенных» или «отставленных от движения» поездов»;
3. прогноз отказов технических средств;
4. прогноз погрузки на предстоящий период.

По итогам проводимого исследования при построении комплексной модели прогноза можно сделать ряд выводов:

1. Модель, построенная в нормальных (стабильных) условиях по историческим данным, дает достаточно точный прогноз;
2. Последние четыре года показали, что на систему могут значительно влиять другие факторы, не связанные с развитием самой системы;
3. Для учета таких факторов в модель прогноза необходимо вводить дополнительные коэффициенты и критерии оценки прогноза;
4. В дальнейшем при построении модели прогноза необходимо осуществить переход к искусственным нейронным сетям, позволяющим заложить больше параметров на входе и учитывающим скрытые связи;
5. Проводить построение прогнозов оптимистичных и пессимистичных сценариев и ориентироваться на прогнозный «коридор» при принятии решений развития системы в перспективе.

Заключение

Несмотря на разнообразие методов и моделей прогнозирования, система построения комплексных прогнозов в транспортной отрасли РФ нуждается в существенном развитии. Данное развитие предполагает интегрированное взаимодействие отдельных транспортных подсистем (автомобильной, железнодорожной, речной, морской и т.д.), а также разработку общероссийского межотраслевого баланса, что будет способствовать в дальнейшем построению качественных прогнозных моделей для каждой из подсистем и транспортной системы в целом.

Для большей части сети дорог характерна значительная внутрисуточная и внутримесячная неравномерность поездной и грузовой работы, причем в отдельные периоды объемы работ приближаются к проектным мощностям объектов управления, поэтому учесть конкретную обстановку на полигоне планирования в технологически ограниченное время в условиях многочисленных ограничений возможно только при диалоговом общении человека и машины.

Для планирования показателей эксплуатационной работы необходимо знать те последствия, которые вызовут управляющие воздействия на систему. Ответ на этот вопрос дает расчет оперативного прогноза показателей поездной и грузовой работы, учитывающий конкретно складывающуюся обстановку, использующий реальную информационную базу вычислительных центров (ДВЦ и ГВЦ). Таким образом, задача оперативного прогноза должна решаться на первом этапе составления плана, результаты прогноза являются информационной базой задач оперативного планирования и управления перевозочным процессом.

Применение прогнозных моделей направлено не только на получение точного значения прогнозируемого показателя, а в первую очередь обеспечивает понимание и видение транспортного процесса в перспективе, что в последующем дает

возможность принятия качественных управленческих решений.

Всё вышеуказанное будет способствовать увеличению уровня не только планирования, но также анализа развития и функционирования ж/д. В полный спектр мероприятий входит как возможность построения прогнозных моделей для производственного блока холдинга «РЖД», так и возможность актуализации структуры эксплуатационных показателей сети.

Литература

1. *Кужель А. Л., Шапкин И. Н., Вдовин А. Н.* Эффективность продвижения вагонопотоков при переходе на полигонные технологии // Железнодорожный транспорт. 2016. № 8. С. 4-10. EDN WIAAGD.
2. *Бородин А. Ф., Панин В. В., Рубцов Д. В., Щепанов С. Л.* Развитие и интеграция информационных технологий управления перевозочным процессом при создании Цифровой Генеральной схемы развития сети ОАО «РЖД» в рамках проекта "Цифровая железная дорога" // Бюллетень ученого совета АО "ИЭРТ". 2021. № 6. С. 5-14. EDN ANZOWN.
3. *Бородин А. Ф., Панин В. В., Лаханкин Е. А. и др.* О предиктивной бизнес-модели железнодорожных перевозок ОАО «РЖД» // Бюллетень ученого совета АО "ИЭРТ". 2020. № 5. С. 5-14. EDN DEMPNN.
4. *Куллман Б. С.* Модель конкуренции железнодорожных и грузовых автомобилей на рынке междугородних перевозок: диссертация. Массачусетс: Массачусетский технологический институт, кафедра гражданского строительства, 1973. 318 с.
5. *Гульельминетти П., Лейбраз Дж.-П., Ривье Р.* Планирование грузовых перевозок: модель оптимизации трансальпийской железнодорожной сети. Швейцарская конференция по транспортным исследованиям. 2001. 20 с.
6. *Бедрин Д. С.* Трансформация методологии планирования и прогнозирования перевозок грузов на железнодорожном транспорте // Бюллетень результатов научных исследований. 2020. № 4. С. 5-23.
7. *Маловецкая Е. В., Мозалевская А. К.* Возможности применения моделей ARIMA при построении прогнозных значений вагонопотоков // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2023. Т. 17, № 1. С. 33-41. DOI 10.36724/2072-8735-2023-17-1-33-41. EDN CXMLBK.
8. *Маловецкая Е. В.* Возможности корректировки вагонопотоков в адрес морских портов по средствам имитационного моделирования // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2022. Т. 16, № 10. С. 36-42. DOI 10.36724/2072-8735-2022-16-10-36-42. EDN ZLQWJE.
9. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022661676 Российская Федерация. Программа для определения технико-эксплуатационных показателей работы стыковой железнодорожной станции на основе использования статистических данных и вариантных прогнозных сценариев колебаний поступающих вагонопотоков : № 2022660561 : заявл. 07.06.2022 : опубли. 24.06.2022 / Е. В. Маловецкая, А. В. Супруновский, А. К. Мозалевская; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Иркутский государственный университет путей сообщения». EDN SJVAYJ.
10. *Qadrini L., Asrirawan A., Mahmudah N., Fahmuddin M., Amri I. F.* Forecasting bank Indonesia currency inflow and outflow using ARIMA, time series regression (TSR), ARIMAX, and NN approaches in lampung // Journal Matematika, Statistika dan Komputasi, vol. 17, no. 2, pp. 166-177, 2021.
11. *Gamboja J.* Deep learning for time series analysis // Preprint arXiv arXiv:1701.01887. 2017.
12. *Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M.* Time Series Analysis: Forecasting and Control, Wiley, Hoboken, NJ, USA, 2015.
13. *Fildes R., Harvey A. C., West M., Harrison J.* Forecasting, structural time series models and the kalman filter // Journal of the Operational Research Society, vol. 42, no. 11, p. 1031, 1991.
14. *Lim B., Zohren S.* Time-series forecasting with deep learning: a survey // Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences, vol. 379, no. 2194, Article ID 20200209, 2021.
15. *Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K.* BERT: pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Minneapolis, MIN, USA, June 2019.
16. *Hochreiter S., Schmidhuber J.* Long short-term memory // Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
17. *Bai S., Kolter J. Z., Koltun V.* An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling. 2018, https://arxiv.org/abs/1803.01271

IMPROVING THE QUALITY OF TRANSPORTATION BASED ON THE COMPLEX PREDICTIVE MODELS CONSTRUCTION OF INFRASTRUCTURE LOADING

Ekaterina V. Malovetskaya, Irkutsk State Transport University (IrGUPS), Irkutsk, Russia, katerina8119@mail.ru

Anna K. Mozalevskaya, Irkutsk State Transport University (IrGUPS), Irkutsk, Russia, Mozalevskay@mail.ru

Abstract

Accurate construction of time series forecasts is a key element in the system of support and management decision-making. This article presents a method of multi-stage system forecasting of time series. The effectiveness of the proposed method is experimentally justified by the example of the arrival of car traffic at the junction points of railways. The most important contribution is the introduction of a system forecast, in which the methods of forecasting traffic flows will be mutually consistent and complementary, since the use of statistical methods alone will not fully reflect all the changes that occur in the transport complex of the Russian Federation. This hybrid combination provides more competitive forecasts compared to other methods. Moreover, such a hybrid model is easier to interpret by decision makers when modeling trend series..

Keywords: forecasting of transport car traffic, mathematical model, time series, system approach, non-uniformity of car traffic, predictive analysis, forecast model, mathematical statistics, simulation model, linear and dynamic programming, performance indicators, theory of large systems.

References

1. A. L. Kuzhel, I. N. Shapkin, A. N. Vdovin. Efficiency of car traffic promotion during the transition to landfill technologies. *Rail transport*. 2016. No. 8, pp. 4-10.
2. A. F. Borodin, V. V. Panin, D. V. Rubtsov, S. L. Shchepanov. Development and integration of information technologies for the management of the transportation process when creating a Digital General Scheme for the development of the network of JSC "Russian Railways" within the framework of the Digital Railway project. *Bulletin of the Scientific Council of JSC "IERT"*. 2021. No. 6, pp. 5-14.
3. A. F. Borodin, V. V. Panin, E. A. Lokhankin et al. On the predictive business model of railway transportation of JSC "Russian Railways". *Bulletin of the Scientific Council of JSC "IERT"*. 2020. No. 5, pp. 5-14.
4. B. S. Kullman. Model of competition of rail and trucks in the market of intercity transportation: dissertation. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, Department of Civil Engineering, 1973. 318 p.
5. P. Guglielminetti, J.-P. Leivraz, R. Rivier. Cargo transportation planning: a model for optimizing the Transalpine railway network. *Swiss Conference on Transport Research*. 2001. 20 p.
6. D. S. Bedrin. Transformation of methodology of planning and forecasting of cargo transportation on railway transport. *Bulletin of the results of scientific research*. 2020. No. 4, pp. 5-23.
7. E. V. Malovetskaya, A. K. Mozalevskaya. Possibilities of using ARIMA models in constructing forecast values of car traffic. *T-Comm*. 2023. Vol. 17, No. 1, pp. 33-41. DOI 10.36724/2072-8735-2023-17-1-33-41
8. E. V. Malovetskaya. Possibilities of correcting car traffic to seaports by means of simulation modeling. *T-Comm*. 2022. Vol. 16, No. 10, pp. 36-42. DOI 10.36724/2072-8735-2022-16-10-36-42
9. Certificate of state registration of the computer program No. 2022661676 Russian Federation. The program for determining the technical and operational performance of a butt railway station based on the use of statistical data and variant forecast scenarios of fluctuations in incoming car traffic : No. 2022660561 : application 07.06.2022 : publ. 24.06.2022 / E. V. Malovetskaya, A.V. Suprunovsky, A. K. Mozalevskaya; applicant Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Irkutsk State University of Railways messages".
10. L. Qadrini, A. Asriawan, N. Mahmudah, M. Fahmuddin, and I. F. Amri, "Forecasting bank Indonesia currency inflow and outflow using ARIMA, time series regression (TSR), ARIMAX, and NN approaches in lampung," *Journal Matematika, Statistika dan Komputasi*, vol. 17, no. 2, pp. 166-177, 2021.
11. J. Gamboa. Deep learning for time series analysis. Preprint arXiv arXiv:1701.01887. 2017.
12. G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Wiley, Hoboken, NJ, USA, 2015.
13. R. Fildes, A. C. Harvey, M. West, and J. Harrison, "Forecasting, structural time series models and the kalman filter," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 42, no. 11, p. 1031, 1991.
14. B. Lim and S. Zohren, "Time-series forecasting with deep learning: a survey," *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences*, vol. 379, no. 2194, Article ID 20200209, 2021.
15. J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding," *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Minneapolis, MIN, USA, June 2019.
16. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735-1780, 1997.
17. S. Bai, J. Z. Kolter, and V. Koltun, "An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling," 2018, <https://arxiv.org/abs/1803.01271>.

Information about authors:

Ekaterina V. Malovetskaya, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Irkutsk State Transport University (IrGUPS), Irkutsk, Russia

Anna K. Mozalevskaya, Applicant, Irkutsk State Transport University (IrGUPS), Irkutsk, Russia