

Нейронные сети и прогнозирование размеров движения



Дмитрий ЖЕЛЕЗНОВ

Dmitry V. ZHELEZNOV

**Значение прогноза
размеров движения поездов
в эксплуатационной работе.
Системный анализ внешних
транспортных связей.
Быстродействие и высокая
аппроксимирующая способность
нейронных сетей. Опыт их
применения на транспорте. Модель
факторного нейросетевого прогноза.**

Ключевые слова: нейронные
сети, прогноз размеров движения
поездов, факторная модель, границы
доверительного интервала.

Железнов Дмитрий Валерианович — кандидат технических наук, доцент, старший научный сотрудник центра станционных технологий Забайкальского института железнодорожного транспорта — филиала Иркутского государственного университета путей сообщения (г. Чита).

Прогноз размеров движения поездов имеет большое значение в эксплуатационной работе на всех уровнях управления. При решении стратегических задач (например, в процессе создания программ усиления провозных или пропускных способностей сети) важно знать пиковые и средние размеры движения по категориям поездов, что позволяет определять требуемую пропускную способность на любых её фрагментах. При оперативном планировании нужны прогнозы суточных нагрузок, сгущения подхода поездов, оптимальных «окон» на этапе ремонтно-путевых работ.

Существует много методов прогнозирования. Большинство из них вполне применимо для описания транспортных потоков. К общепризнанным для временных рядов относят [1]:

- эконометрические;
- регрессионные;
- методы Бокса-Дженкинса (ARIMA, ARMA).

Известны достоинства и недостатки этих методов, но даже наиболее сложные и по-разному оцениваемые опираются на один фактор — временной.

Системный анализ внешних транспортных связей показывает, что на формирова-

ние транспортных потоков оказывает влияние немалое число факторов, а время лишь удобная для восприятия ось, на которую проецируются влияния. Отказаться в полной мере от такого подхода нельзя, ведь именно временная ось связывает прошлое через настоящее с будущим, но приходится признать его и излишне механистическим.

В последние годы наблюдается рост интереса к нейронным сетям. Так, учёными ИрГУПС разработана методика краткосрочного прогнозирования с использованием факторной нейросетевой модели. Она апробирована для оценки потребления электрической энергии на тяговых подстанциях [2–4].

Нейронная сеть оптимально сочетает в себе такие характеристики, как быстрое действие и высокая аппроксимирующая способность. Аппарат сетей позволяет оценивать влияние качественных и количественных факторов в динамике.

Реализация факторного нейросетевого прогнозирования осуществляется посредством модели, представленной на рис. 1. Здесь $Y(t)$ и $X(t)$ — соответственно выходной (прогнозируемый) и входные (критериальные) параметры.

До начала построения прогнозной модели следует определить число факторов, значение которых будет восприниматься нейронной сетью как входные (критериальные) параметры. При значительном увеличении их числа исчезает очевидность принимаемых решений, усложняется их интерпретация. В соответствии с общепринятыми подходами их число должно быть сокращено путём удаления из модели функционально связанных друг с другом факторов.

На результаты отбора существенное влияние будет оказывать глубина периода прогнозирования. Например, при рассмотрении четырёхчасовых периодов в разное время суток будет серьёзно различаться влияние местной работы, размеры «окон» для проведения ремонтов. При прогнозировании суточных размеров движения существенна корреляция между днями недели, так как в зарождении грузопотоков участвуют предприятия с недельным циклом.

Механизм формирования неравномерности движения поездов хорошо изучен

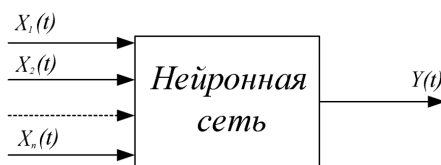


Рис. 1. Модель факторного нейросетевого прогноза.

и широко освещён в научной литературе [5]. Оказывают влияние и день месяца, и месяц года. Причём характер их влияния заметно различается в разных регионах. Например, в феврале каждого года приостанавливается экономическая жизнь в Китае, что связано с новогодними каникулами и открытием нового планового периода в стране. Это оказывает существенное влияние на объёмы работы Забайкальской железной дороги, через которую осуществляется более 60% товарооборота между РФ и КНР.

На рынке программного обеспечения представлено значительное количество адаптаций нейросетевого метода. При проведении исследований использовался пакет *STATISTICA Neural Networks*. К его достоинствам следует отнести реализацию мощного аналитического метода — генетического алгоритма отбора входных данных, что позволяет сформировать оптимальный набор входных переменных и даёт возможность выбрать наиболее значимые для последующего анализа с помощью традиционных моделей [7].

В теории корреляции [8] говорится о значимости тщательного анализа коррелирующих факторов. Зачастую исследователь не может увидеть функциональную связь между фактором и результатом, хотя видит корреляцию от каких-то других факторов, которые на самом деле находятся в функциональной связи с инициирующим фактором. С позиций системного анализа это объясняется индуктивным направлением исследования. Возникает необходимость отбора наиболее сильно коррелирующих факторов. По сути, выбираются «факторы-посредники», корреляционная связь результата с их влиянием понимается скорее интуитивно.

Количественные связи проявляются в функциональной и корреляционных формах. Корреляционная связь: каждому



значению одного признака соответствует несколько значений другого признака. Коэффициент корреляции дает представление о направлении (прямая +, обратная –) и силе связи (от 0 до 1): 0 – связь отсутствует; 0–0,3 – связь слабая; 0,3–0,7 – связь средняя; 0,7–1,0 – связь сильная [9].

Расчет коэффициента корреляции k_{xy} между любыми парами признаков выполняется по формуле [10]:

$$k_{xy} = \frac{\sum d_x d_y}{\sqrt{\sum d_x^2 \sum d_y^2}}, \quad (1)$$

где d_x, d_y – отклонения исследуемых признаков от средних значений.

Мультиколлинеарная зависимость между факторами присутствует, если коэффициент парной корреляции находится в диапазоне 0,70–0,80. При превышении верхнего предела этого значения с большой долей вероятности можно говорить о наличии функциональной связи между этими факторами, и следовательно в модель надо включать только один из них. Мультиколлинеарность означает, что в значительной мере оба фактора принимают свои значения под влиянием какого-то воздействия, имеют общую причину, при этом их значения зависят и от иных причин. Степень влияния последних на сравниваемые факторы не всегда одинакова.

С учетом сказанного при выборе факторов, влияющих на результативный признак, можно сразу отбросить те, степень влияния которых незначительна. Что касается сильно коррелирующих с результативным признаком факторов, то следует проверить предварительно отобранные 3–4 из их числа на мультиколлинеарность с помощью коэффициента парной корреляции. Используя правило Парето, отбор факторов можно завершить при выполнении условия:

$$\sum_i k_{x_i y} \geq 0,8. \quad (2)$$

Если коэффициент парной корреляции какого-то фактора превышает значение 0,8, это означает наличие однофакторной корреляционной зависимости.

По своей сути размеры движения поездов на перегоне – следствие огромного числа детерминированных процессов.

Однако определить набор событий, оказывающих влияние на рассматриваемый объект управления, дать им количественную оценку вряд ли возможно аналитическими методами. Размещение исследуемого перегона или поездного участка в пространстве детерминировано и не меняется с течением времени. Поточковые процессы достаточно точно описываются аналитически с помощью моделей, имеющих периодическую составляющую. При внимательном рассмотрении её можно разложить на ряд гармоник. Первая задаётся периодом суток (утро, день, вечер, ночь). Вторая – днём недели и отражает внутринедельную неравномерность. Третья – порядковым номером суток внутри месяца. Четвёртая – месяцем года. Пятая – сезоном (весна, лето, осень, зима). Применяв принцип декомпозиции, можно для прогнозного периода определить конкретные значения пяти входных параметров.

Для обучения нейронной сети требуется выборка фактических размеров движения за период, предшествующий плановому. Как известно из теории корреляции, для точности прогноза $p=0,95$ нужно не менее 75 наблюдений, при $p=0,97$ – не менее 750. Для первого случая необходима история трёхмесячного наблюдения, при этом 15 значений должны резервироваться в качестве контрольной выборки. Статистика наблюдений очень проста: точная дата и соответственно ей – размеры движения поездов с разбивкой по категориям.

На следующем этапе дата (D) раскладывается по четырём факторам: день недели (x_1), порядковый номер суток внутри месяца (x_2), месяц года (x_3), сезон (x_4). Удалённость наблюдения от прогнозируемой даты оценивается с помощью весового коэффициента. Чем старше данные, тем меньшее значение они имеют для модели.

Непараметрическая зависимость $N = f(x_1, x_2, x_3, x_4, \dots)$ смоделирована на нейронной сети, в которой в качестве входных параметров принимаются факторы x_i – x_4 , а выходного – суточные размеры движения. Таким образом, структура нейронной сети при прогнозе размеров движения на поездном участке принимает вид, представленный на рис. 2.

Путем предоставления каждой модели значений факторов (подавались на входы нейронной сети и подставлялись в уравнения регрессии) были получены прогнозные оценки размеров движения на каждый день месяца для трех участков дороги. При этом ошибки прогнозирования находятся в интервале: $[-0,045; 0,05]$.

Применяемые до сегодняшнего момента вероятностно-статистические методы прогнозирования в качестве исходных статистических данных на входе модели имеют точечные значения. В некоторых случаях по разным причинам информация о размерах движения и влияющих факторах может быть недостаточной, иметь нечёткий характер. Такие случаи затрудняют применение традиционных методов оценки и прогнозирования ввиду возможности появления произвольных неконтролируемых ошибок в результатах прогнозирования при некорректных исходных данных.

Наиболее перспективными для оперативного и краткосрочного прогнозирования размеров движения поездов в условиях неопределённости являются интервальные методы, в которых прогнозирование происходит с указанием границ прогнозируемой величины, т.е. границ доверительного интервала, построенного для исследуемого параметра на рассматриваемом шаге прогноза. В частности, к таким методам относится интервальная регрессия.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аналитические технологии для прогнозирования и анализа данных. Методы прогнозирования [Электронный ресурс]: Учебник//http://www.neuorproject.ru/forecasting_tutorial.php.
2. Крюков А. В., Раевский Н. В., Яковлев Д. А., Прогнозирование электропотребления с применением аппарата нейронных сетей//Материалы междуна-

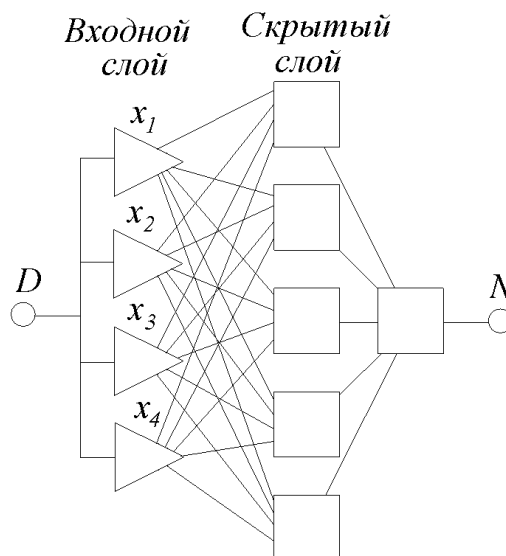


Рис. 2. Структура нейронной сети при прогнозе размеров движения на поездном участке.

родной конференции 29–31 марта 2004 года, — Иркутск, 2004.

3. Яковлев Д. А. Прогнозирование процессов электропотребления на железнодорожном транспорте/Дис... канд. техн. наук — Иркутск, 2006.

4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2011612366. Расчет прогноза электропотребления на тягу поездов/Н. В. Раевский, Н. В. Лашук, В. Г. Литвинцев//Заявлено 02.02.2011; Зарегистрировано 22.03.2011.

5. Угрюмов А. К. Неравномерность движения поездов. — М.: Транспорт, 1968.

6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс:Пер. с англ. — 2-е изд., испр. — М.: Вильямс, 2006.

7. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks/Пер. с англ. — М.: Горячая линия-Телеком, 2001.

8. Гмурман В. Е. Руководство к решению задач по теории вероятностей и математической статистике: Учеб. пособие. — М.: Высшая школа, 2001.

9. Чернецкий В. И. Математическое моделирование стохастических систем. — Петрозаводск, 1994.

10. Математическое моделирование экономических процессов на железнодорожном транспорте: Учебник/А. Б. Каплан и др. — М.: Транспорт, 1984. ●

NEURAL NETWORKS: FORECASTING OF TRAFFIC VOLUMES

Zheleznov, Dmitry V. — Ph. D. (Tech), associate professor, senior researcher at the center of station operative technologies of Zabaikalsk institute of railway transport — a subsidiary to Irkutsk State University of Railway Engineering (town of Chita).

The author underlines the importance of forecast of train traffic for railway operation and proposes the system analysis of exterior transportation links. He points out processing speed, approximating capacity of neural networks and the practices of their application for transportation purposes. He also describes a model of factor neural network forecast.

Key words: neural networks, traffic volume forecast, factor model, limits of confidence interval.

Координаты автора (contact information): Железнов Д. В. — e-mail: zheleznov_dim@mail.ru.

