



# Нейросетевое управление сортировочными процессами



Андрей ОБУХОВ

Andrey D. OBUKHOV

## Neural Network Control of Marshalling Processes

(текст статьи на англ. яз. – English text of the article – p. 144)

**На основе выделенных автором факторов, определяющих качество оперативного контроля за технологическими процессами, предлагается создание автоматической системы управления работой сортировочной станции с элементами искусственного интеллекта.**

**В качестве математического аппарата используются средства, типичные для искусственных нейронных сетей (ИНС) и комплексных имитационных моделей. Сформулированы основные требования к моделям ИНС, предназначенным решать задачи текущего прогнозирования на сортировочной станции, а также критерии и принципы, которые должны быть учтены при проектировании нейронных сетей.**

*Ключевые слова:* железная дорога, грузовые перевозки, сортировочная станция, управление, интеллектуальные технологии, искусственные нейронные сети.

*Обухов Андрей Дмитриевич – младший научный сотрудник ОАО «НИИАС», ассистент кафедры «Управление эксплуатационной работой и безопасностью на транспорте» Московского государственного университета путей сообщения (МИИТ), Москва, Россия.*

**В** последние годы проведено немало исследований, посвященных интеллектуализации технологических процессов на железнодорожном транспорте, в том числе автоматизации оперативного управления [1, 3, 4, 9].

Если иметь в виду качество оперативного управления на сортировочной станции, то оно определяется прежде всего выбором правильного или лучшего (оптимального) решения, его своевременностью и степенью реализации.

### 1.

Всякое ошибочное, запоздалое или недостаточно обоснованное решение в диспетчерской системе приводит к недоиспользованию пропускной и перерабатывающей способности станций, ухудшению использования подвижного состава. Поэтому в условиях интенсивной работы [10, 14] оперативное управление перевозочным процессом требует особенно быстрой и точной информации о размещении и состоянии вагонных парков, положении с локомотивами и бригадами, погрузкой и выгрузкой вагонов для обеспечения своевременных регулировочных мер.

Основной целью оперативной системы управления при этом остается повышение

прибыли за счет снижения непроизводительных затрат. Методом снижения затрат является минимизация отклонений фактических значений показателей перевозочного процесса от заданных оперативным планом. То есть за функцию цели в данном случае необходимо принять именно минимизацию таких отклонений.

Для отыскания минимального значения суммы отклонений на стоимость единицы измерения эксплуатационного показателя следует рассматривать множество сумм, вычисляемых по всем вариантам модели, оценивающей работу поездобразующей станции. Каждый вариант становится результатом применения определенного сочетания регулировочных мер, любая из которых является планируемым событием.

Целевая функция [6, 8] или критерий оптимальности выбора варианта управляющего решения находятся по формуле

$$C = \min_{i \in M^{ВП}} \left\{ \sum_{k=1}^{K^{ПОКР}} \Delta X_k C_k \right\}, \quad (1)$$

где  $C$  – эксплуатационные затраты на станции, возникающие по причине отклонений фактических значений показателей от плановых;

$M^{ВП}$  – множество рассматриваемых вариантов управления;

$i$  – номер текущего варианта плана;

$K^{ПОКР}$  – количество показателей при выполнении функций оперативного управления;

$k$  – номер текущего показателя;

$\Delta X_k$  – отклонение значения  $k$ -го показателя;

$C_k$  – стоимость затрат единицы измерения показателя.

Методы решения целевой функции (1) – по сути, методы оптимизации. При этом сложность решения требует использования элементов ситуационно-эвристического программирования, а также аппаратов нечеткой логики и искусственных нейронных сетей.

Одним из приоритетных направлений исследований в данной предметной области стало повышение эффективности процессов расформирования-формирования поездов на сортировочных станциях за счет создания новых систем прогнозирования, оперативного управления и непрерывного мониторинга эксплуатационной обстановки и тех-

нического состояния устройств на станции. Это, на наш взгляд, предусматривает следующие первоочередные задачи:

- разработку интегрированных информационно-управляющих систем на сортировочной станции;
- создание новых АСУ с элементами искусственного интеллекта;
- повышение достоверности информации в реальном масштабе времени о дислокации и наличии подвижных единиц;
- автоматический ввод в АСУ информации о перестановках вагонов на путях;
- оборудование АРМ станционного и маневрового диспетчеров дополнительными информационными табло, на которых в удобном и эргономически оптимальном формате дается информация для планирования и управления сортировочной работой на станции.

Интенсивность расформирования составов на сортировочных станциях в большой мере зависит от эффективности функционирования средств механизации и автоматизации сортировочного процесса, основными из которых считаются горочные вагонные замедлители, системы автоматизации горочных операций, а также непрерывно развивающиеся информационно-управляющие комплексы, системы планирования составообразования [10]. Конечной целью автоматизации оперативного управления сортировочными процессами является создание автоматической системы управления работой сортировочной станции с элементами искусственного интеллекта.

Анализ применения существующих АСУ показал, что на практике диспетчерский аппарат станции пользуется набором из 2–4 программ при общем их количестве не менее двадцати. Системы недовостребованы не только по вине оперативных работников, но и из-за неполной готовности техники и существенных эргономических недостатков. Очевидно и неудобство постоянного перехода от системы к системе, что в свою очередь создает дополнительные психофизические нагрузки для лиц, принимающих управленческие решения. Научно-практическим воплощением задачи более полного использования информационных систем, исключения их дублирования и функционирования части из них в изоляции друг от друга может быть интеграция последних на базе



единой информационной платформы интеллектуальной системы управления работой станций [11].

В процессе проектирования такой системы предлагается использовать метод построения интеллектуальных моделей ситуации или сценарного прогнозирования с учетом технологических знаний оперативно-диспетчерского персонала. Согласно выбранному методу соответствующие алгоритмы предсказательного моделирования основываются на индуктивном обучении, которое представляет собой формализованное выявление аналогов исследуемой ситуации. К подобным ситуациям, например, следует отнести [7, 13]:

- прием поезда;
- расформирование состава прибывшего поезда;
- формирование состава одногруппного поезда или двухгруппного при накоплении каждой группы на отдельном пути;
- формирование состава многогруппного поезда при накоплении вагонов всех групп на одном пути;
- формирование одногруппных и многогруппных составов для подачи их на пути необщего пользования;
- частичная переработка состава транзитного поезда;
- пропуск транзитного поезда без переработки со сменой локомотива и/или локомотивной бригады;
- отправление поезда своего формирования;
- перестановка угловых передач;
- пропуск по станции различных подвижных единиц, обеспечивающих выполнение хозяйственных и других необходимых технологических операций;
- обеспечение выполнения частного технологического процесса любого вида в условиях исключения его из работы станционного комплекса.

Формализация указанных процессов реализуется на основе алгоритмов ассоциативного поиска. В этом случае ситуация, характеризующаяся вектором значений параметров состояния системы, на каждом такте анализа может быть отнесена к определенной области в пространстве параметров с помощью адаптивного алгоритма кластеризации. Применение идентификационных моделей возможно только совместно с ими-

тационным моделированием работы сортировочной станции. При этом к имитационной модели предъявляется ряд требований:

**1. Повторяемость.** С участием имитационной модели можно провести неограниченное количество экспериментов с разными параметрами.

**2. Точность.** Имитационное моделирование позволяет описать структуру системы и её процессы в естественном виде, не прибегая к использованию формул и строгих математических зависимостей.

**3. Наглядность.** Имитационная модель обладает возможностями визуализации процесса работы объектов во времени, схематичного задания структуры и выдачи результатов в графическом виде.

**4. Универсальность.** Имитационное моделирование помогает решать задачи из разных областей железнодорожной деятельности. В каждом случае модель имитирует, воспроизводит реальный процесс и позволяет проводить широкий набор экспериментов без влияния на реальные объекты.

В основе рассматриваемого процесса моделирования лежит цифровая модель путевого развития (ЦМПР) сортировочной станции [4], в которой максимально детально воспроизводятся логика принятия решений оперативным персоналом и отображение этих решений непосредственно на схематическом плане станции. Фактически это процесс моделирования функций дежурного по станции во всем их объеме.

## 2.

В рамках исследования предлагается проектирование комплекса имитационных моделей и программ, обеспечивающих интерфейс пользователя с моделью, которые способны проводить детальный анализ динамики функционирования всех подсистем сортировочной станции. В частности, такие приложения призваны осуществлять проверку фактической возможности (с учетом оперативных изменений ситуации) применения рекомендаций системы.

Широкие возможности проектируемой системы обусловлены практически неограниченными вычислительными возможностями существующих компьютеров.

Особое внимание уделено комплексному проектированию автоматизированных рабочих мест должностных лиц, задействованных

в технологических процессах на каждом уровне управления [14]. В них реализован весь необходимый им функционал (аналитика; автоматизированные планы работы и оперативные задания; диалоговая система корректировки плана, контроль их выполнения, оценка работы, результаты моделирования, планирования; выходные данные внешних систем, касающиеся объектов зоны компетенции должностного лица) в единой идеологии пользовательского интерфейса. В данной подсистеме основными связующими элементами между лицом, принимающим решения, и компьютером выступают автоматы-советчики, использование которых позволит, сохранив для процедур управления опыт и интуицию операторов, включить дополнительные преимущества машинного ресурса.

Технические решения отдельных подсистем управляющего комплекса внедрены на ряде сортировочных станций в России. Примером служит система КСАУ СП, в которой реализованы нейросетевые технологии.

В принципе нейросеть или искусственная нейронная сеть (ИНС) – это большой параллельно распределенный процессор. Среди многих выдающихся качеств нейросети самое главное – способность к индуктивному обучению абсолютным понятиям на основе числовых данных. За счет поочередного расчета линейных комбинаций и нелинейных преобразований достигается аппроксимация произвольной многомерной функции при соответствующем выборе параметров сети. Аппарат позволяет оценивать влияние качественных и количественных факторов в динамике [15].

Также представляется перспективным применение нейросетевого аппарата для прогнозирования времён прибытия поездов на сортировочную станцию на основе предполагаемых отклонений от нормативного графика движения. Реализация факторного нейросетевого прогнозирования осуществляется посредством модели (рис. 1), в которой  $Y(t)$  и  $X(t)$  – выходной (прогнозируемый) и входные (критериальные) параметры.

В частности, представляется возможным применение ИНС для решения задачи текущего прогнозирования стохастической последовательности  $x(k)$  по данным о ее предыстории  $x(k-1)$ ,  $x(k-2)$ . Проблема сводится

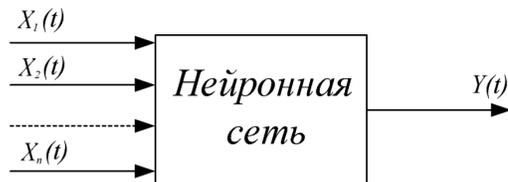


Рис. 1. Модель искусственной нейронной сети.

к нахождению оценки  $x(k) = F(x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-p))$  в реальном времени, в темпе с поступлением данных. В линейном случае эта задача хорошо исследована и успешно может быть решена с помощью адаптивных прогнозирующих авторегрессионных моделей. Однако для построения нелинейных прогнозов наиболее целесообразным представляется применение ИНС – например, как это показано на рис. 2.

При рассмотрении возможности использования нейросети в качестве инструмента прогнозирования (например, размеров движения на участке, количества прибывающих на сортировочную станцию грузовых поездов с их основными характеристиками: вес, длина, число отцепов в составе, число замыкающих групп и т. д.) необходимо принять во внимание следующие положения:

1. Следует учитывать, что построение нейронных сетей требует значительных затрат труда и времени для получения удовлетворительной модели, так что излишне высокая точность, полученная на обучающей выборке, может обернуться неустойчивостью результатов на тестовой стадии – в этом случае происходит «переобучение» сети.

2. Процесс решения задач нейронной сетью является «непрозрачным» для пользователя, что может вызывать недоверие к прогнозирующим её способностям.

3. Предсказывающая способность сети существенно снижается, если поступающие на вход факты (данные) имеют значительные отличия от примеров, на которых обучалась сеть. Этот недостаток ярко проявляется при решении задач экономического прогнозирования.

4. Отсутствуют теоретически обоснованные правила конструирования и эффективного обучения нейронных сетей. Это приводит, в частности, к потере ими способности обобщать данные предметной области в состояниях переобучения (перетренировки).

На этапе проектирования ИНС важно учитывать:



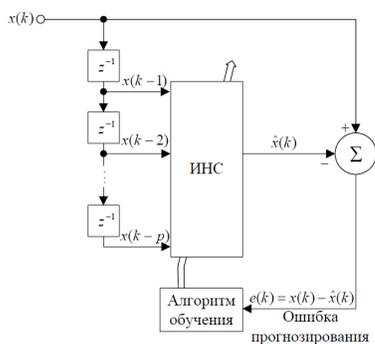


Рис. 2. Принципиальная схема нейросетевого прогнозирования.

1. Наличие определенного количества наблюдений при создании приемлемой модели. Это может быть достаточно большое число данных, и они далеко не всегда окажутся доступными проектировщику ИНС. Например, при прогнозировании производства сезонного товара истории предыдущих сезонов будет мало, если требуется еще и изменение стиля продукта, политики продаж и т. д.

2. При обучении нейронных сетей могут возникать «ловушки», связанные с попаданием в локальные минимумы. Детерминированный алгоритм обучения не в силах обнаружить глобальный экстремум или покинуть локальный минимум. Одним из приемов, который позволяет обходить ловушки, специалисты считают расширение размерности пространства весов за счет увеличения числа нейронов скрытых слоев. Некоторые возможности для решения этой проблемы открывают и стохастические методы обучения.

3. Сигмоидальный характер передаточной функции нейрона является причиной того, что если в процессе обучения несколько весовых коэффициентов стали слишком большими, то нейрон попадает на горизонтальный участок функции в область насыщения. При этом изменения других весов, даже достаточно большие, практически не сказываются на величине выходного сигнала такого нейрона, а значит, и на величине целевой функции.

4. Неудачный выбор диапазона входных переменных — довольно элементарная, но часто совершаемая ошибка. Если  $X_i$  — двоичная переменная со значениями 0 и 1, то примерно в половине случаев она будет иметь нулевое значение:  $X_i = 0$ . Поскольку  $X$  входит в выражение для модификации

веса в виде множителя, то эффект здесь тот же, что и при насыщении: модификация соответствующих весов будет заблокирована. Правильный диапазон для входных переменных должен быть симметричным — например, от +1 до -1 [16, 17].

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 нечеткий характер. Такие случаи затрудняют применение традиционных методов оценки и прогнозирования ввиду появления произвольных неконтролируемых ошибок в результатах прогнозирования при некорректных исходных данных.

Наиболее перспективными для оперативного и краткосрочного прогнозирования размеров движения поездов в условиях неопределенности являются интервальные методы, в которых присутствуют границы прогнозируемой величины, то есть границы доверительного интервала, построенного для исследуемого параметра на рассматриваемом шаге прогноза. В частности, к таким методам относится интервальная регрессия.

Рассматриваемая система включает два принципиальных блока, которые отвечают за предсказание плана подхода поездов. Это блоки дальнего прибытия поездов и «случайного местного фона». Результат функционирования системы подается на вход нейронной сети, которая выдает заключение с учетом положения поездов на последнем перегоне и реакции работников ДЦУП.

Моменты, связанные с функционированием деповского комплекса и выдачей исправных локомотивов под поезда, фиксируются в блоке «система прогноза ТПС для станции». На первом этапе блок будет иметь вероятностный характер, выдавая среднее число локомотивов и плановое время их появления на выход в выбранный период с учетом закона распределения отказов в подлежащих выдаче локомотивах. На втором этапе — прогноз по выдаче локомотивов делается на основе уже выданного системой плана подхода поездов.

С учетом влияния фактора ТПС появится прогноз времён прибытия-убытия поездов с выбранной станции вне зависимости

от того, будут ли использоваться нейронные сети или их сочетание с иным средством моделирования обстановки.

Далее производится считывание или расчет текущего положения на станции (число поездов, занятость путей, времена простоя, отклонения от точек отправления поездов), в результате разницы между фактическим и ожидаемым положением поступает в систему адаптации вычислений прогноза. До тех пор, пока его точность не войдет в заданную пользователем зону, будет производиться корректировка. Удовлетворяющий по точности прогноз принимается в качестве планового задания на следующий период.

## ВЫВОДЫ

Анализ функционирования автоматизированных систем управления на сортировочной станции показал, что в реальных условиях оперативно-диспетчерским персоналом в работе применяются не все системы, ряд из них дублирует друг друга. Определена необходимость перехода на новый информационный уровень функционирования сортировочных станций, а также комплексной разработки автоматической системы управления их работой с элементами искусственного интеллекта. В создаваемой системе одну из ключевых ролей играет блок прогноза, который должен быть построен на основе нейросетевых моделей, логически связанных между собой.

Есть основание считать, что повсеместное внедрение инновационных методов организации перевозочного процесса на базе нейросетевых технологий позволит увеличить производительность сортировочных систем, повысить уровень безопасности и безаварийности станционных процессов, а в конечном итоге — повысить конкурентоспособность железнодорожного транспорта.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Обухов А. Д. Совершенствование технологии работы сортировочных станций в современных условиях на основе факторного анализа // Бюллетень транспортной информации. — 2015. — № 1. — С. 28–33.

2. Соснов Д. А., Никандров В. А. Комплексная автоматизация станционных процессов с использованием спутниковой навигации // Железнодорожный транспорт. — 2011. — № 9. — С. 48–52.

3. Обухов А. Д. Разработка интеллектуальной системы управления работой сортировочной станцией // Инновации и исследования в транспортном комплексе: Материалы III международной научно-практической конференции. — Часть I. — Курган, 2015. — С. 223–226.

4. Уманский В. И., Долганюк С. И. Общие принципы интеллектуализации станционных систем управления // Вестник ВНИИЖТ. — 2012. — № 9. — С. 8–12.

5. Шабельников А. Н. Интеллектуализация транспортных процессов: проблемы и решения // Транспорт: наука, техника, управление. — 2012. — № 4. — С. 3–6.

6. Обухов А. Д. О проблемах реализации технологии работы сортировочной станции в современных условиях // Отраслевые аспекты технических наук. — 2014. — Вып. 6(42). — С. 29–31.

7. Железнов Д. В. Нейронные сети и прогнозирование размеров движения // Мир транспорта. — 2012. — № 4. — С. 114–117.

8. Скалозуб В. В., Соловьев В. П., Жуковичкий И. В., Гончаров К. В. Интеллектуальные транспортные системы железнодорожного транспорта (основы инновационных технологий) — Д.: Изд-во Днепропетр. нац. ун-та ж.-д. трансп. им. акад. В. Лазаряна, 2013. — 207 с.

9. Розенберг И. Н. Спутниковые и геоинформационные технологии в интеллектуальных системах управления // Железнодорожный транспорт. — 2013. — № 3. — С. 28–32.

10. Новиков В. Г. Навигационно-информационные системы на железнодорожном транспорте // Вестник ВНИИЖТ. — № 4. — 2012. — С. 49–51.

11. Урличич Ю. М. Актуальные вопросы развития ИТС // Железнодорожный транспорт. — 2011. — № 4. — С. 12–17.

12. Болле А., Сaitто А., Розенберг Е. Н. Новое применение ГНСС в составе перспективной интеллектуальной системы управления железнодорожным транспортом // Интеллектуальные системы на транспорте: Материалы I международной научно-практической конференции «ИнтеллектТранс-2011». — СПб.: ПГУПС, 2011. — С. 55–74.

13. Горелик А. В., Тарадин Н. А., Неваров П. А. Модель оценки безопасности систем железнодорожной автоматики по параметрам движения поездов // Наука и техника транспорта. — 2008. — № 4. — С. 78–81.

14. Сотников Е. А. Интеллектуализация оперативного управления перевозочным процессом на уровне региональной дирекции // Железнодорожный транспорт. — 2014. — № 11. — С. 36–42.

15. Ou Hai-tao, Zhang Wen-yuan, Yang Yu-pu, Xu Xiao-ming. Моделирование потока транспорта на автострате с помощью нейронной сети RBF. J. Shanghai Jiaotong Univ., vol. 34, no. 5, 2000, pp. 665–668 [in Chinese].

16. Cheok, Adrian David, & Shiomi, Shogo. Combined heuristic knowledge and limited measurement based fuzzy logic antiskid control for railway applications. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2000, vol. 30, no. 4, pp. 557–568.

17. Qiao, Fengxiang, & Yang, Hai, & Lam, William H. K. Intelligent simulation and prediction of traffic flow dispersion. Transportation Research, Part B: Methodological, Elsevier, 2001, vol. 35, issue 9, pp. 843–863. ●

Координаты автора: **Обухов А. Д.** — adobukhov@mail.ru.

Статья поступила в редакцию 21.01.2016, принята к публикации 18.02.2016.

