

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ¹

Доктор техн. наук, профессор **Числов О.Н.**
(Научно-технологический университет «Сириус». г. Сочи;
Ростовский государственный университет путей сообщения. Ростов-на-Дону),

доктор техн. наук, профессор **Лябах Н.Н.**,
доктор техн. наук, профессор **Колесников М.В.**
(Ростовский государственный университет путей сообщения. Ростов-на-Дону),

кандидат техн. наук, доцент **Бакалов М.В.**,
кандидат техн. наук, доцент **Задорожний В.М.**
(Научно-технологический университет «Сириус». г. Сочи;
Ростовский государственный университет путей сообщения. Ростов-на-Дону)

NEURAL NETWORK INVESTIGATION OF TRANSPORT SYSTEMS

O.N. Chislov, Doctor (Tech.), Professor
(Sirius University of Science and Technology, city of Sochi;
Rostov State University of Railways, Rostov-on-Don),

N.N. Lyabakh, Doctor (Tech.), Professor,
M.V. Kolesnikov, Doctor (Tech.), Professor,
(Rostov State University of Railways. Rostov-on-Don),

M.V. Bakalov, Ph.D. (Tech.), Associate Professor,
V.M. Zadorozhny, Ph.D. (Tech.), Associate Professor
(Sirius University of Science and Technology, city of Sochi;
Rostov State University of Railways, Rostov-on-Don)

Интеллектуализация транспортных систем, искусственный нейрон, нейросети, адекватность нейросетевой модели.

Intellectualization of the transport systems, artificial neuron, neural networks, adequacy of the neural network model.

Актуализирована задача интеллектуализации транспортных систем за счет трансляции естественного интеллекта специалиста в системы генерации машинного интеллекта, представленные нейросетями. Описаны механизмы формирования нейросети и обучения искусственного нейрона. Особое внимание уделено решению следующих вспомогательных задач: выбор объекта исследования (объекта интеллектуализации), выбор критерия функционирования нейросети, определение перечня входных параметров процесса, сбор данных для моделирования, выбор типа нейросети, оценка точности аппроксимации (адекватности) модели. Приведен пример нейросетевой модели.

The problem of transport systems intellectualization by translating the specialist's natural intelligence into the machine intelligence generation systems represented by neural networks is actualized. The mechanisms of neural network formation and artificial neuron learning are described. Special attention is paid to solving the following auxiliary tasks: choosing the object of research (the object of intellectualization), choosing the criterion for the functioning of the neural network, determining the list of input parameters of the process, collecting data for modeling, choosing the type of neural network, evaluating the accuracy of approximation (adequacy) of the model. An example of a neural network model is given.

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ, НТУ «Сириус», ОАО «РЖД» и Образовательного Фонда «Талант и успех» в рамках научного проекта № 20-38-51014.

The reported study was funded by RFBR, Sirius University of Science and Technology, JSC Russian Railways and Educational Fund "Talent and success", project number 20-38-51014.

Введение. Ключевая роль интеллектуализации в развитии транспортных систем (ТС) в настоящее время не вызывает сомнений [1-4]. Разработка и внедрение интеллектуальных транспортных систем (ИТС) может осуществляться с учетом разных аспектов: трансляция интеллекта человека в машинные комплексы, моделирование и использование на транспорте природного интеллекта (целесообразного поведения роя пчел, колонии муравьев, стаи птиц и т.д.), генерация машинного интеллекта [5]. В настоящей работе основное внимание уделено последнему направлению, осуществляемому через развитие нейросетевых моделей ТС [6-9].

При этом в качестве среды формирования машинного интеллекта с помощью нейросетевых моделей используется естественный интеллект человека-эксперта (группы экспертов).

В качестве нейронной сети для прогноза параметров ТС, как правило, используется многослойный перцептрон, состоящий из отдельных нейронов (рисунок).

На вход нейрона подаются последовательно векторы входных данных $X_i = [x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}]^T$, а на выход значения того или иного результирующего параметра y_k в соответствующий момент времени $i, i = 1, 2, \dots, m$. Входы суммируются с некоторыми весами ω_j , которые корректируются на основании сравнения реального выхода y_{ki} и выхода u_{mki} , полученного по модели. Функция активации нейрона φ служит для определения значимости в выходном сигнале соответствующей взвешенной совокупности входных факторов.

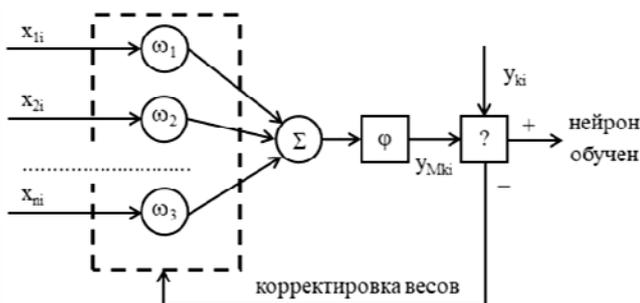


Рис. Схема обучения искусственного нейрона:
 x_{ji} - j -ый вход в i -ом наблюдении, ω_j - соответствующий весовой коэффициент, y_{ki} - реальный выход в i -ом наблюдении, u_{mki} - соответствующий выход, полученный по модели, φ - функция активации нейрона

Нейронная сеть является универсальным аппроксиматором сложных нелинейных функций [6-9]. Нейроны следующего слоя соединяются с нейронами предыдущего по принципу «каждый с каждым». Нейроны входного (сенсорного) слоя распределяют входные сигналы между нейронами скрытого (ассоциативного) слоя. В результате нейронная сеть рассчитывает нелинейное преобразование от линейной комбинации сигналов:

$$y_k = G_k(x_1, x_2, \dots, x_n), k = 1, 2, \dots, q. \quad (1)$$

где y_k - k -ый выход моделируемого объекта (процесса),

G_k - нелинейное преобразование от линейной комбинации сигналов $x_j, j = 1, 2, \dots, n$.

Выбор количества нейронов каждого слоя зависит от сложности задачи, количества имеющихся данных для обучения, но не от ресурсов машины, на которой моделируется нейронная сеть, как это утверждается в некоторых источниках [10]. Если вычислительных средств недостаточно для решения задачи, то следует реформи-

ровать не задачу (терять ее адекватность), а совершенствовать программно-техническое обеспечение процесса моделирования.

Если разрабатываемый аппроксиматор запустить q раз (для каждого имеющегося набора выходной переменной), то в итоге получим искомого зависимости для компонент вектора выходных переменных $Y = (y_1, y_2, \dots, y_q)$. Можно сформировать единую нейросеть (многоканальный идентификатор) для одновременного расчета зависимостей (1) для всех q факторов, но в этом случае программная реализация ИТС резко усложняется. Очевидно, логичнее иметь одноканальный, универсальный идентификатор и на одной базе данных циклически запускать его для расчета всех выходных параметров системы.

Выбор объекта исследования. В качестве ТС могут выступать: полигон, транспортный коридор, транспортно-логистическая цепочка (ТЛЦ) в целом или ее некоторый структурно выделенный объект. В частности, такими объектами являются: станции (грузовая и/или сортировочная), перегон между некоторыми промежуточными пунктами движения груза, порт, накопительный терминал, пункты диагностики и ремонта объектов инфраструктуры транспорта и т.д. От задания объекта исследования зависят входные и выходные параметры, масштаб модели, ее структура.

Синтезируемая модель должна быть универсальной, то есть допускать моделирование ТС любого масштаба и специфики.

К вопросу о выборе критерия функционирования ТС. Важнейшей характеристикой ТС является их пропускная способность. Чем измеряется эта величина? Все зависит от первого выбора (выбора объекта исследования). Для сортировочной станции - это число расформированных и сформированных составов; для грузового терминала - количество выгруженных (погруженных) вагонов и/или тонн груза; для сортировочной горки - скорость роспуска составов и т.д.

Пропускная способность ТС - это ее производственный критерий. Но есть еще и экономические показатели того же объекта исследования: рентабельность, прибыль, доход. Важен и такой показатель ТС, как безопасность процесса, которая, очевидно, должна стоять в идеологии исследования ТС на первом месте. Действительно, можно говорить о производительности, о доходе и др. показателях функционирования ТС только после обеспечения заданного уровня безопасности процесса! Возможна и иная постановка задачи исследования: при заданных уровнях производственных и экономических показателей требуется достижение максимальной безопасности! В общем случае можно сформулировать интегральный показатель (критерий), который будет одновременно учитывать все выше названные частные критерии. При построении нейросетевой модели выбор критерия функционирования ТС должен быть согласован со всеми заинтересованными сторонами.

Например, результативность ТЛЦ можно оценивать различными характеристиками: скоростью транспортных процессов в системе (цепочке) (ваг/час, тонн/час, ваг/смену, ваг/сутки, ...) - y_1 , временем простоя вагона (подвижной единицы) в системе (час) - y_2 , стоимостью простоя в руб. - y_3 , количеством нарушений (задержек, нарушений, в том числе форс-мажорных) на 100 (1000) ваг. (тонн) - y_4 и т.д. То есть, этим перечнем мы учитываем показатели разного типа: производственные, каче-

ства обслуживания (интерес клиента), финансовые и надежности (безопасности). Все вместе они образуют входной вектор Y размерности q .

Определение перечня входных параметров процесса. Процедура отбора входных параметров процесса (модели) требует применения специальных формализованных процедур. Действительно, если не все факторы учесть в модели, то никакой современный математический аппарат не сможет дать положительного результата – модель не будет адекватной. Для решения этой проблемы предлагается использовать технологии экспертного анализа. Сущность такого подхода состоит в следующем:

- Отбирается группа экспертов (чем больше число экспертов, тем статистически надежнее результат моделирования). Пусть таких экспертов всего отобрано p человек. Каждому эксперту назначается вес его компетенции μ_i . При этом $\sum_1^p \mu_i = 1$.

- Каждый эксперт заявляет свой перечень влияющих входных факторов: $\mathcal{E}_i = (f_j)$, $i = 1, 2, \dots, p$.

- Полученные множества объединяются и для каждого фактора этой объединенной совокупности факторов рассчитываются веса важности по относительной доле экспертов, предложивших этот фактор, с учетом их весов компетенции. Получим:

$$\omega_i = (\sum \mu_j) / (\sum_i \sum \mu_j). \quad (2)$$

Пример: Три эксперта с весами компетентности соответственно $\mu_1 = 0,5$, $\mu_2 = 0,25$, $\mu_3 = 0,25$ заявили свои мнения о значимых входных факторах влияния. Первый назвал факторы: f_1, f_2, f_3 . Второй: f_1, f_3, f_4, f_5 . Третий: f_1, f_2, f_4 . Рассчитаем веса факторов ω_i по (2).

Общий перечень содержит пять факторов. В пользу первого фактора высказались все эксперты. Поэтому в числителе ω_1 будет стоять: $0,5 + 0,25 + 0,25 = 1$. Аналогично в числителях ω_2 и ω_3 получим: $0,5 + 0,25 = 0,75$. В числителе ω_4 будет $0,25 + 0,25 = 0,5$, и, наконец, в числителе ω_5 имеем $0,25$. Знаменатель (2) равен общей сумме числителей, то есть равен $13/4$. Откуда следует: $\omega_1 = 4/13$, $\omega_2 = \omega_3 = 3/13$, $\omega_4 = 2/13$, $\omega_5 = 1/13$.

Важно среди факторов учесть не только численно выражаемые входы (массы, скорости, длины, ...), но и лингвистические переменные. Например, на пропускную способность объекта (и другие выше обсужденные показатели) влияют:

А) Состояние экономики страны. Оно может оцениваться различными лингвистическими значениями: «растущее», «стабильное», «падающее», или: «быстро растущее», «медленно растущее», «стабильное», «падающее» «быстро падающее», «деградирующее» и т.д. Для выявления этих состояний, их кодирования числовыми кодами, также нужен эксперт.

Б) Сезон года. Очевидно, что времена года по-разному влияют на пропускную способность объекта.

В) Климатические условия (аналогично).

Входы модели ТЛЦ формируются средой его погружения. В частности, ими являются: x_1 – состояние экономики страны (она производит или не производит потоки грузов), x_2 – состояние мировой экономики и ее отношение в РФ (например, санкции), x_3 – время года (сезонные перевозки), x_4 – дни недели, x_5 – сложившаяся текущая нагрузка на ТЛЦ, x_6 – сравнительные возможности предшествующей ТС в ТЛЦ, x_7 – сравнительные возможности последующей ТС, Все пере-

численные признаки образуют n -мерный вектор входных параметров X .

Входы модели сортировочной горки (СГ) представлены следующими признаками [11]: x_1 – масса отцепа, t ; x_2 – длина отцепа, вагонов; x_3 – ходовые свойства, идентифицируемые по пятибальной шкале: 1 – очень плохой бегун, 2 – плохой бегун, 3 – средний бегун, 4 – хороший бегун, 5 – отличный бегун; x_4 – расстояние до точки прицеливания, м. Целевым признаком y является начальная расчетная скорость (V_p). Как правило, при нахождении V_p обращаются к помощи эксперта.

Сбор данных для моделирования. Предлагается экспертно-статистический метод сбора данных. Для этой цели определяется один эксперт (например, с максимальным весом компетенций), интеллект которого будет моделироваться нейросетью. Можно, по-прежнему, использовать группу экспертов, выявляя их усредненное мнение об учитываемых в модели производственных ситуациях. Аналогичный прием использовался при моделировании процесса скатывания отцепов с СГ при создании системы «Комплекс горочный микропроцессорный» (КГМ РИИЖТ) [11]. КГМ РИИЖТ – предшественник Комплексной системы автоматизации управления сортировочным процессом (КСАУ СП), внедренной более чем на 20 сортировочных горках в России и за рубежом. На макете СГ специалисту-горочнику ставили различные варианты условий скатывания и расположения отцепов (входные данные). Это: параметры отцепов (масса, число осей, число и род вагонов), их взаимное расположение в отцепе, в составе и на путях и т.д. Эксперт давал ответ, который ему интуитивно напрашивался, о характере управления отцепом на тормозной позиции (ступень, время торможения, моменты начала и окончания торможения) – выходные данные. Результаты этой работы табулировались (см. фрагмент – таблицу 1). Этим самым в полученной таблице отражались знания и опыт многолетней работы эксперта с объектом исследования – его профессиональный интеллект.

Таблица 1.

Исходные данные для моделирования

№	x_1	x_2	x_3	x_4	y_k
1	1	1	5	810	3,42
2	1	2	4	30	1,5
...
m	2	1	5	362	2,5

Сбор данных обучающей выборки может оказаться весьма трудной задачей, так как часто данные корректируются под интересы разных групп пользователей, и поэтому не отражают свойства реального, исследуемого процесса.

Выбор типа нейросети. На следующем этапе осуществляется выбор из известного набора нейронечетких моделей ANFIS, FALCON, GARIC, NEFCON, FUN или создается свой вариант модели. Это зависит от класса и особенностей решаемых задач [6-9].

В работе [12] для решения поставленной задачи использован многослойный перцептрон с одним скрытым слоем, в котором количество нейронов автоматически

подбирается на основании объединенной теоремы Колмогорова–Арнольда–Хехт–Нильсена. На входы сети подавалась последовательность выше названных признаков x_1, x_2, x_3, x_4 . Целевым признаком y_k являлась начальная расчетная скорость (V_p), полученная при помощи эксперта. В исследуемом случае $m = 20$.

Выбранные признаки измеряются в разных единицах, поэтому необходимо их преобразовать к единому масштабу нормировкой каждого признака на диапазон разброса его значений. Воспользовались линейным преобразованием:

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}}$$

в единичный отрезок: $\tilde{x}_i \in [0, 1]$. (3)

Параметры нормализации рассчитывались автоматически.

Функция активации нейронов. Немаловажную роль в успешном обучении сети играет активационная функция нейронов φ . Как правило, выбирается сигмовидная функция, которая часто применяется благодаря ее преимуществам: эффективно вычислять производную и ограничивать выходное значение.

Оценка адекватности модели. Модели в математической статистике создаются для трех разных задач: выявления сущности исследуемого явления, прогноза его развития, управления им. В каждом случае по одним и тем же данным получают различные аналитические зависимости [11]. В первом случае руководящим требованием для выбора вида модели является требование несмещенности (на разных выборках данных вид модели должен получаться одинаковым), во втором – определяющим является требование наилучшей прогнозирующей способности модели на дополнительной выборке данных (не участвовавшей в построении модели), в третьем – устойчивость процедуры обращения функции (расчет значений вектора X по желаемым значениям y).

Специфика нашей задачи заключается в реализации прогноза работы ТС. Поэтому проверка модели на адекватность реальным данным проходила по примерам, которые не входили в обучающую выборку. В эксперименте [12] использована средняя квадратичная ошибка для обоих множеств:

$$\overline{\varepsilon}_k = \left(\frac{1}{m} \sum (y_{ki} - y_{Mki})^2 \right)^{0,5}, \quad (4)$$

где $\overline{\varepsilon}_k$ – среднеквадратическая ошибка обучения,

y_{ki} – реальный выход i -ом наблюдении,

y_{Mki} – соответствующий выход, полученный по модели.

В качестве обучающей выборки были взяты первые 15 значений, оставшиеся 5 использовались для тестирования.

Для обучения сети применен простой градиентный спуск с обратным распространением ошибки. Погрешность расчета V_p с помощью нейроэмулятора на тестовом множестве составила 3,8% от среднего значения, что приемлемо для практического использования.

Результаты расчетов и обученная сеть сохраняются в системе для дальнейшего использования.

Выводы:

1. Создание ИТС предложено осуществлять на основе синтеза интеллекта специалиста и машинного интеллекта, генерируемого искусственными нейросетями. Описан механизм этого процесса.

2. Поставлены и раскрыты основные задачи создания ИТС: выбор объекта интеллектуализации, критерия функционирования нейросети, типа нейросети, определение перечня входных параметров процесса, сбор данных для моделирования, оценка адекватности модели.

3. Механизм выбора входных факторов сети и работа нейросетевой модели проиллюстрированы примерами.

Литература

1. Kolesnikov M.V., Lyabakh N.N., Mamaev E.A., Bakalov M.V. Efficient and secure logistics transportation system // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering, 918 (2020). doi: 10.1088/1757-899X/918/1/012031.

2. Колесников В.И., Ковалев С.М., Иванченко В.Н. Интеллектуализация транспортных процессов на основе гибридных технологий и мультиагентных систем // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. 2012. № 1. С. 107-113.

3. Числов О.Н., Трапенов В.В., Алабина В.В., Бакалов М.В. Методы формирования и принципы интеллектуализации в управлении терминально-складской системой транспортного узла // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. 2021. № 1. С. 104-114.

4. Розенберг И.Н. Интеллектуальные транспортные и логистические системы // Славянский форум. 2020. № 4. С. 117-126.

5. Ададуров С.Е., Гапанович В.А., Лябах Н.Н., Шабельников А.Н. Железнодорожный транспорт: на пути к интеллектуальному управлению. Монография. Ростов-на-Дону: ЮНЦ РАН, 2010. 322 с.

6. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // Neural Networks. 2015. № 61. P. 85–117. doi:10.1016/j.neunet.2014.09.003.

7. Рыбин П.К., Ахмедов Р.Р., Бадецкий А.П., Медведь О.А. Использование искусственной нейронной сети в целях прогнозирования поступления вагонов в порт // Известия ПГУПС. 2015. №1. С. 57-64.

8. Гателюк О.В., Комяков А.А., Эрбес В.В. Сравнительный анализ структур нечеткой нейронной сети для формирования модели электропотребления в системе тягового электроснабжения // Известия Транссиба. 2015. № 2. С. 64-71.

9. Казарян Д.Э., Михалев В.А., Софронова Е.А. Нейросетевые подходы к управлению потоками транспорта // Вестник РУДН. Серия: Инженерные исследования. 2017. № 1. С. 97-106.

10. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Учебное пособие. Воронеж: Воронежский государственный университет. 1999. 76 с.

11. Лябах Н.Н., Шабельников А.Н. Техническая кибернетика на железнодорожном транспорте. Ростов-на-Дону: СКНЦ ВШ. 2002. 284 с.

12. Пучков Е.В., Лябах Н.Н. Применение искусственных нейронных сетей для разработки автоматов-советчика на сортировочной горке // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. 2013. № 4. С. 54-59.

Сведения об авторах:

Числов Олег Николаевич, кафедра «Станции и грузовая работа», ФГБОУ ВО «Ростовский государственный университет путей сообщения».

Адрес: 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, д. 2.

Научно-технологический университет «Сириус».

Адрес: 354340, Краснодарский край, г. Сочи, Олимпийский пр., д. 1.

Тел.: +7 (863) 272-64-73.

E-mail: o_chislov@mail.ru.

Лябах Николай Николаевич, кафедра «Информатика», ФГБОУ ВО «Ростовский государственный университет путей сообщения».

Адрес: 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, д. 2.

Тел.: +7 (951) 502-95-66.

E-mail: liabakh@ Rambler.ru.

Колесников Максим Владимирович, профессор, кафедра «Экономика и менеджмент», ФГБОУ ВО «Ростовский государственный университет путей сообщения».

Адрес: 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, д. 2.

Тел.: +7 (863) 226-14-26.

E-mail: kmv-d@list.ru.

Бакалов Максим Владимирович, доцент, кафедра «Управление эксплуатационной работой», ФГБОУ ВО «Ростовский государственный университет путей сообщения».

Адрес: 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, д. 2.

Научно-технологический университет «Сириус».

Адрес: 354340, Краснодарский край, г. Сочи, Олимпийский пр., д. 1.

Тел.: +7 (863) 272-63-83, +7 (951) 502-95-66.

E-mail: Maxim_bmw@mail.

Задорожний Вячеслав Михайлович, доцент, кафедра «Станции и грузовая работа», ФГБОУ ВО «Ростовский государственный университет путей сообщения».

Адрес: 344038, г. Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, д. 2.

Научно-технологический университет «Сириус».

Адрес: 354340, Краснодарский край, г. Сочи, Олимпийский пр., д. 1.

Тел.: +7 (863) 272-64-73.

E-mail: zadorozniy91@mail.ru.