

Рубрика 2. НАУЧНЫЕ И ПРАКТИЧЕСКИЕ РАЗРАБОТКИ
Направление – Электротехнические комплексы и системы

<https://doi.org/10.17816/transsyst635508>

© А.Э. Аухадеев

Казанский государственный энергетический университет
(Казань, Россия)

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ПРИ ОБОСНОВАНИИ АЛГОРИТМОВ ЭФФЕКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ ТЯГОВОГО ЭЛЕКТРООБОРУДОВАНИЯ ГОРОДСКОГО ЭЛЕКТРОТРАНСПОРТА

Обоснование. Исследования современного состояния и тенденций развития городского наземного общественного электрического транспорта в России показывают, что данная отрасль нуждается в прорывных инновационных технологиях в области проектирования и эксплуатации новых типов подвижного состава, тягового электрооборудования и перспективных видов электрической тяги. При этом особое внимание необходимо уделять вопросам построения систем автономного управления электрическим транспортом на основе технологий искусственного интеллекта.

Цель. Исследовать особенности применения нейронных сетей для обоснования алгоритмов эффективного управления электротехническим комплексом тягового электрооборудования городского наземного рельсового электротранспорта.

Материалы и методы. Использовались результаты исследования режимов работы тягового электрооборудования подвижного состава, которые были получены на основе компьютерного и натурного эксперимента для реальных условий эксплуатации городского электрического транспорта, при различных алгоритмах управления. Анализ полученных данных, проведенный с использованием методов теории вероятности и математической статистики, позволил выявить направленность и силу корреляционных связей между эксплуатационными и энергетическими параметрами движения подвижного состава и режимами работы его тягового электрооборудования.

Результаты. Выявленные корреляционные зависимости использовались для обоснования эффективной архитектуры (размер и сложность) нейронных сетей, а также состава их обучающих выборок, на основании которых разработан оригинальный упрощенный алгоритм определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом тягового электрооборудования при движении транспортного средства на заданном участке пути.

Заключение. Проведенные исследования выявили, что применение для вычисления параметров алгоритмов эффективного управления режимами работы тягового электрооборудования городского электрического транспорта на основе комплекса “простых” нейронных сетей может обеспечить более высокую скорость при достаточной точности, чем использование сложных нейросетевых моделей. Результаты работы могут представлять интерес для разработчиков систем интеллектуального управления трамвайным транспортом.

Ключевые слова: городской электрический транспорт; автономное управление; трамвайный транспорт; тяговое электрооборудование; алгоритмы эффективного управления, нейронная сеть прямого распространения; многослойный персептрон.

Как цитировать:

Аухадеев А.Э. Применение технологий искусственного интеллекта при обосновании алгоритмов эффективного управления электротехническим комплексом тягового электрооборудования городского электротранспорта // Инновационные транспортные системы и технологии. 2024. Т. 10. № 3. С. 368–389. doi: 10.17816/transsyst635508

Section 2. SCIENTIFIC AND PRACTICAL RESEARCH

Subject – Electrotechnical complexes and systems

© **A. E. Aukhadeev**

Kazan State Power Engineering University
(Kazan, Russia)

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES AT SUBSTANTIATION OF EFFECTIVE CONTROL ALGORITHMS FOR THE ELECTRICAL ENGINEERING COMPLEX OF URBAN ELECTRIC TRANSPORT TRACTION ELECTRICAL EQUIPMENT

Background. Studies on the current state and development trends of urban ground public electric transportation in Russia highlight the urgent need for innovative technologies. These innovations should focus on designing and operating new types of rolling stock, traction electrical equipment, and promising types of electric traction. At the same time, special attention should be paid to building autonomous control systems for electric transportation using artificial intelligence technologies.

Aim. This study aims to explore the application of neural networks to develop algorithms for effectively controlling the electrical engineering complex of traction electrical equipment in urban ground rail electric transport.

Materials and Methods. The research utilized data from studies on the traction electrical equipment modes of rolling stock. These studies were conducted through both computer simulations and field experiments under real operating conditions of urban electric transport using different control algorithms. By applying probability theory and mathematical statistics, the analysis identified the correlations between operational and energy parameters of rolling stock movement and the operational mode of its traction electrical equipment.

Results. The identified correlation dependencies informed the design of an effective network architecture, including its size and complexity, as well as the composition of their training samples. This led to the development of an original, simplified algorithm for determining effective control parameters for the electrical complex of traction electrical equipment during the movement of a vehicle on a given section of track.

Conclusion. The research concluded that using “simple” neural networks for calculating the parameters of effective control of traction electrical equipment operation modes in urban electric transport provides higher speed and sufficient accuracy compared to complex neural network models. These results are valuable for developers of intelligent control systems for streetcar transportation.

Keywords: urban electric transport; autonomous control; streetcar transport; traction electrical equipment; effective control algorithms; feed forward neural network; multilayer perceptron.

To cite this article:

Aukhadeev AE. Application of artificial intelligence technologies at substantiation of effective control algorithms for the electrical engineering complex of urban electric transport traction electrical equipment. *Modern Transportation Systems and Technologies*. 2024;10(3):368–389. doi: 10.17816/transsyst635508

ВВЕДЕНИЕ

С 2023 г. Правительство РФ совместно с Министерством транспорта реализуют программу Комплексного развития городского электрического транспорта (ГЭТ). Работа идет в рамках федерального проекта «Развитие общественного транспорта» национального проекта «Безопасные качественные дороги». На модернизацию ГЭТ до 2030 г. планируется направить более 310 млрд рублей. В рамках программы предусматривается строительство и реконструкция 620 км трамвайных путей, 11 депо и 97 тяговых подстанций, поставка 646 трамвайных вагонов, не менее 284 электробусов, установка не менее 100 зарядных станций и др. [1].

Инициативы Правительства РФ, направленные на развитие городского электрического транспорта, полностью соответствует мировым тенденциям «возрождения» в больших городских агломерациях систем общественного транспорта на основе электрической тяги.

Активная государственная поддержка направлена, в первую очередь, на стимулирование отечественного производителя, что обеспечит снижение импорта готовых технических решений и предотвращение отставания технологического уровня производства от зарубежных аналогов [2]. Для модернизации и развития существующей системы общественного ГЭТ необходимо производство перспективных моделей контактного ГЭТ с новым тяговым электрооборудованием (ТЭО), разработанных с учетом требований к повышению комфортности (плавный пуск и высокие динамические характеристики, повышенная автономность хода, низкопольность транспортного средства (ТС) и др.) и энергетической эффективности перевозок (снижение массы ТС, применение асинхронного электропривода, внедрение энергосберегающих систем управления тяговым приводом, систем рекуперации и др.).

Также необходимо отметить, что в рамках программы Комплексного развития ГЭТ планируется реализация проекта по созданию цифровой платформы по управлению общественным транспортом, которая позволит контролировать весь процесс пассажироперевозок, осуществлять диспетчерское управление и мониторинг пассажиропотока, планировать маршруты и т.д. [1]. Данный проект соответствует целям и задачам Стратегического направления развития в области цифровой трансформации транспортной отрасли Российской Федерации до 2030 года, при решении которых особое внимание уделяется цифровизации пассажирских перевозок и цифровизации управления транспортным комплексом с применением технологий искусственного интеллекта (ИИ) [3].

Кроме того, к основным направлениям цифровой трансформации транспортной отрасли относятся задачи повышения уровня технологического развития и декарбонизации транспортного комплекса, а также цифровизации ТС, для решения которых активно ведутся разработки, связанные с беспилотным общественным электротранспортом [3]. В настоящее время успешно тестируются модели беспилотных электробусов, разработанные ПАО «КАМАЗ» (КАМАЗ-1221 «ШАТЛ») и ООО «Волгабас Робо Лаб» (платформа “MatrĖshka”). На 2023-2024 гг. анонсированы запуски беспилотных трамваев в городах Москва, Санкт-Петербург, Казань. Усть-Катавский вагоностроительный завод, входящий в состав госкорпорации «Роскосмос», объявил о начале сборки первого полностью беспилотного отечественного трамвая.

В связи с этим отрасль ГЭТ остро нуждается в прорывных научных исследованиях фундаментального и прикладного характера по направлениям, связанным с разработкой перспективных видов электрической тяги, новых типов ТС и ТЭО, систем управления и др. [4], основанных на технологиях ИИ, перечень которых для применения в транспортной отрасли по видам транспорта и процессов утвержден Реестром технологий ИИ в транспортной отрасли [5].

Задачи беспилотного управления трамвайным транспортом на основе технологий ИИ появились как следующий этап развития систем автоведения рельсового электроподвижного состава, активно применяемых на железной дороге. При этом эксплуатация ГЭТ имеет ряд особенностей, характеризующихся технологией пассажирских перевозок в городской среде, которые определяют высокую эффективность внедрения систем интеллектуального управления.

Подвижной состав ГЭТ работает на заданном маршруте согласно утвержденному расписанию движения, основным документом для составления которого служит наряд, разрабатываемый на основе материалов обследования пассажиропотока, хронометражных измерений времени на пробег и пропускной способности узлов дорожной сети и определяющий число ТС на маршруте, их среднюю эксплуатационную скорость, наибольший допустимый интервал и др. [6]. В течение рабочей смены водитель, как правило, закрепленный за конкретным ТС выполняет несколько рейсов по заданному маршруту движения, что позволяет набрать большой массив данных, характеризующих режимы движения ТС в реальных условиях эксплуатации, для интеллектуального анализа.

Все это открывает широкие перспективы для внедрения систем интеллектуального управления ГЭТ, основными задачами которых является повышение качества пассажироперевозок при кардинальной минимизации ДТП и экономии энергоресурсов. Внедрение таких технологий ИИ как «системы помощи водителю» и «прогнозирование дорожной обстановки» позволит реализовывать алгоритмы эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО городского электротранспорта, определяющие рациональные режимы вождения ТС, что приведет к улучшению эксплуатационных показателей ГЭТ, а также существенной экономии электроэнергии, расходуемой на тягу [7, 8]. Все вышесказанное определяет актуальность совершенствования технологии технического зрения, сбора и обработки потоков данных о параметрах движения, интеллектуального анализа информации на основе нейронных сетей и т.д.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ СТРУКТУРЫ И ПАРАМЕТРОВ АЛГОРИТМА ЭФФЕКТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ ТЯГОВОГО ЭЛЕКТРООБОРУДОВАНИЯ ГОРОДСКОГО ЭЛЕКТРОТРАНСПОРТА

Расчеты эффективных алгоритмов работы электротехнического комплекса ТЭО с применением нейронных сетей используются в тяговых расчетах железнодорожного транспорта, что позволило существенно повысить их точность и адекватность реальным условиям эксплуатации [9, 10]. При этом применение полученных нейросетевых моделей для определения рациональных режимов вождения наземного рельсового ГЭТ предполагает возникновение ряда несоответствий, предопределяющих их низкую эффективность. Это связано с принципиальным отличием режимов работы ТЭО, определяемых условиями эксплуатации ГЭТ, для которых характерны: короткие перегоны, а, следовательно, частые режимы тяги и торможения ТС; отсутствие движения ТС с установившейся скоростью; остановки на неконтролируемых перекрестках; большое количество участков с ограничением скорости и др.

Таким образом, требуется разработка и обучение нейросетевых моделей для определения параметров алгоритмов эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО, учитывающих специфику технологического и производственного процессов ГЭТ. При этом для определения эффективной архитектуры нейронной сети

основными задачами являются подготовка набора данных (dataset), определяющих режимы работы ТЭО транспортного средства в условиях реальной эксплуатации ГЭТ, а также выбор и обоснование состава параметров входного и выходного слоев.

Рассмотрим некоторые аспекты применения нейронных сетей для обоснования алгоритмов эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО городского электротранспорта.

Согласно ГОСТ 19350–74 «Электрооборудование электрического подвижного состава. Термины и определения» выделяют следующие режимы работы ТЭО, соответствующие режимам движения ТС (Рис. 1): тяговый режим (с различной степенью возбуждения тягового электродвигателя (ТЭД)) и режимам торможения (рекуперативный, реостатный). Указанным режимам соответствуют характерные режимы работы ТЭД, являющихся основным элементом ТЭО (Рис. 1а).

Согласно ГОСТ 2582–2013 «Машины электрические вращающиеся тяговые. Общие технические условия» для ТЭД характерны режимы работы: продолжительный (S_1), кратковременный (S_2), повторно-кратковременный (S_3). Особенностью эксплуатации ТС ГЭТ являются короткие перегоны и частые пуски ТЭД, а, следовательно, преобладание режимов S_2 и S_3 . Основными параметрами этих режимов является соотношение продолжительности режимов под нагрузкой (тяга или торможение) и без нагрузки (выбег или остановка) (Рис. 1).

Под алгоритмом эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО ТС будем понимать определенную последовательность переключения режимов работы ТЭО, выполняемую водителем в соответствии с технологией эксплуатации ГЭТ, обеспечивающую минимальный расход электроэнергии на тягу ТС, при движении на заданном маршруте по установленному расписанию. В качестве параметров, однозначно определяющих выбранную последовательность режимов работы ТЭО при движении ТС на i -м перегоне, будем использовать значения: продолжительности тягового режима (разгона) t_{pi} , с; времени начала торможения t_{Ti} , с; времени хода T_{xi} , с; максимальной скорости разгона V_{pi} , км/ч; скорости начала торможения ТС V_{Ti} , км/ч (Рис. 1). Для оценки энергетических показателей работы ТЭО целесообразно выбрать величину удельного расхода электроэнергии (УРЭ) $A_{уд}$, $\frac{\text{кВт} \cdot \text{ч}}{\text{Т} \cdot \text{км}}$, затрачиваемой на тягу ТС. Условимся, что реализуемый при движении ТС на i -м перегоне заданной длины алгоритм управления электротехническим комплексом ТЭО принимается эффективным (рациональным) если УРЭ

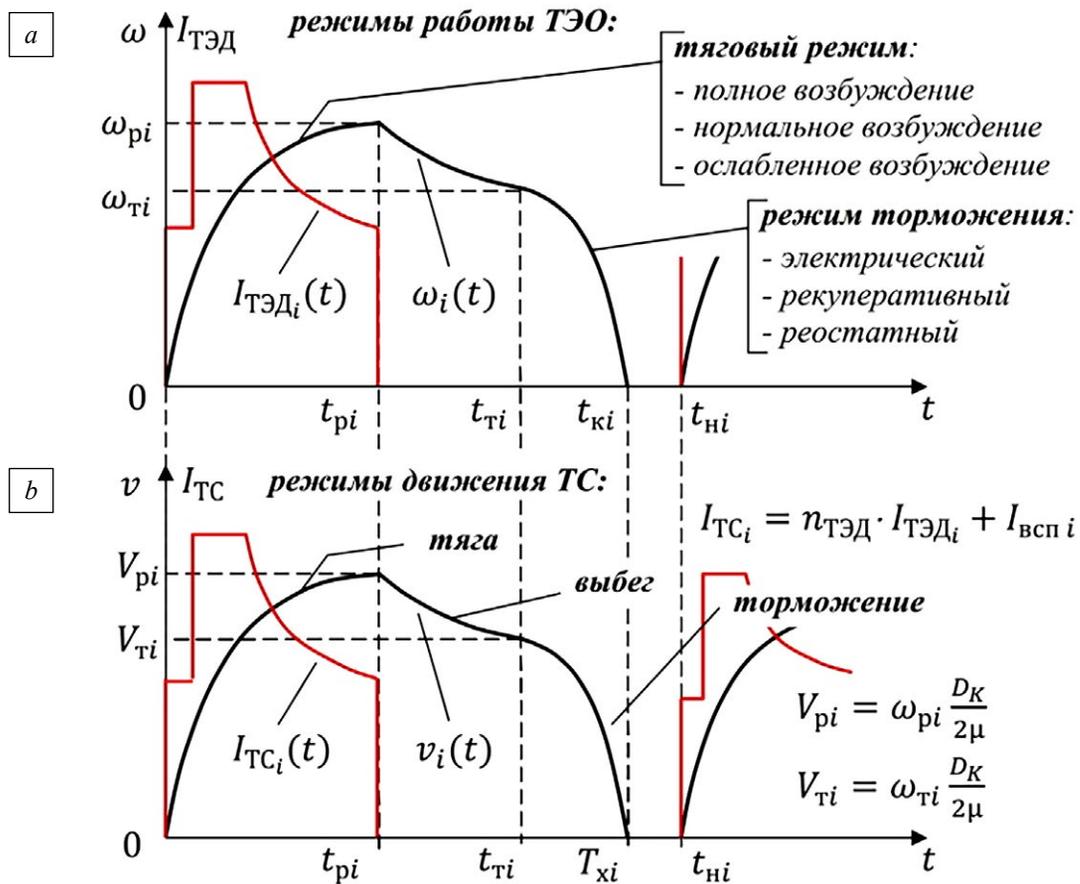


Рис. 1. Характерные для ГЭТ режимы работы ТЭО (а) и режимы движения ТС (б) во взаимосвязи

t_{pi} , t_{Ti} – продолжительность тягового режима (разгона) и время начала торможения на i -м перегоне; V_{pi} , V_{Ti} – максимальная скорость разгона и скорость начала торможения ТС на i -м перегоне, ω_{pi} , ω_{Ti} – угловая скорость вала ТЭД в конце разгона и начале торможения ТС на i -м перегоне соответственно, T_{xi} – время хода на i -м перегоне; $v_i(t)$, $I_{TС_i}(t)$ – кривые скорости и потребляемого тока ТС; $I_{TЭД_i}(t)$ – ток потребляемый ТЭД; $n_{TЭД}$ – число ТЭД в составе ТЭО ТС; D_K – диаметр колеса ТС, μ – коэффициент передачи редуктора

Fig. 1. Typical for urban electric transport modes of traction electrical equipment (a) and modes of vehicle traffic (b) in relationship

t_{pi} , t_{Ti} – duration of traction mode (acceleration) and braking start time at the i -th distance; V_{pi} , V_{Ti} – maximum acceleration speed and braking start speed of the vehicle at the i -th distance, ω_{pi} , ω_{Ti} – angular speed of the traction motor shaft at the end of acceleration and beginning of braking of the vehicle at the i -th distance, respectively; T_{xi} – travel time at the i -th distance; $v_i(t)$, $I_{TС_i}(t)$ – speed and current consumption curves of the vehicle; $I_{TЭД_i}(t)$ – current consumed by the traction motor; $n_{TЭД}$ – number of traction motors; D_K – wheel diameter of the vehicle, μ – gearbox transfer coefficient

$A_{уд\ рац}$ по значению меньше УРЭ, задаваемого в качестве нормы $A_{уд\ н}$ для данного участка пути.

Водитель ТС, посредством органов управления задает структуру и параметры алгоритма приключения режимов работы ТЭО, таким образом формируя режимы движения ТС (Рис. 1). Выбор водителя, predetermined его опытом и квалификацией, формируется под влиянием множества эксплуатационных факторов, характеризующих реальные дорожные условия и технологию перевозочного процесса. Исследование этих факторов, оценка характера их влияния на режимы движения ТС, поиск адекватных теоретических и вероятностных моделей их взаимосвязи с параметрами режимов работы ТЭО является актуальной научной задачей, решение которой позволит существенно повысить качество набора данных для обучения искусственных нейронных сетей.

Для определения эксплуатационных факторов, влияющих на режимы работы ТЭО, автором ранее предложена модель управляемого движения ТС, являющегося в общем случае результатом преобразования, передачи и использования электрической энергии и информации в производственно-технической системе ГЭТ. Теоретическое обоснование модели, а также ее математическая интерпретация представлена в серии работ [11, 12]. Необходимо отметить, что управляемое движение ТС в данном случае рассматривается как реализация последовательности режимов работы ТЭО, заданной определенным алгоритмом управления, реализуемым водителем в соответствии с технологией эксплуатации и задачами производственного процесса ГЭТ.

За основу предложенной модели принята концепция «уровней построения движения», используемая академиком Д.Е. Охоцимским в работах по динамике космического полета, робототехнике и мехатронике [13]. Данная концепция, реализует принципы организации работы мозга человека при выполнении спортивных, трудовых и других движений, которые были изучены и сформулированы выдающимся советским физиологом и биомехаником Н.А. Бернштейном в его научном труде «О построении движений» [14].

Такой подход при изучении управляемого движения ТС ГЭТ соответствует современным тенденциям заимствования биологических аналогий при исследовании работы сложных технических систем. Следует отметить, что прототипом искусственных нейронных сетей, предлагаемых в данной работе и активно применяющихся во многих

технологиях ИИ, утвержденных для транспортной отрасли, являются именно биологические нейронные сети человеческого мозга [5].

РЕЗУЛЬТАТЫ

На основании предложенной модели было проведено компьютерное моделирование режимов работы ТЭО с использованием детерминированных и стохастических моделей, характеризующих априорные данные о различных эксплуатационных факторах, выраженных такими физическими параметрами как: напряжение контактной сети $U_{\text{КС}}$, интервал следования ТС J , количество включения ТЭО на перегоне $n_{\text{вкл}}$, длина перегона L , масса ТС $m_{\text{ТС}}$ и др. Это позволило идентифицировать уровень и направленность стохастических связей эксплуатационных и энергетических параметров процесса управляемого движения ТС и режимов работы ТЭО. Для наглядного представления результатов построена графическая корреляционная плеяда для статистических факторов $X_1 - X_{22}$ (Рис. 2).

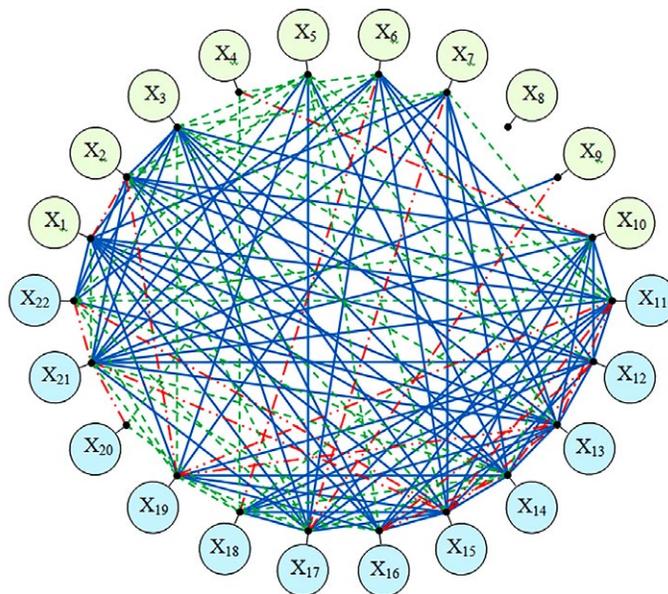


Рис. 2. Корреляционная плеяда взаимосвязей факторов, влияющих на формирование управляемого движения, полученная на основании компьютерного моделирования
Сила корреляционной связи (значение коэффициента корреляции r)

— — — заметная (0,5 ≤ r < 0,7) ————— сильная (0,7 ≤ r < 0,9) - - - - - очень сильная (0,9 ≤ r < 1)

Fig. 2. The correlation pleiad of interrelations of factors influencing the formation of controlled motion, obtained on the basis of computer modeling

Correlation strength (value of correlation coefficient r)
— — — high moderate (0,5 ≤ r < 0,7) ————— high (0,7 ≤ r < 0,9) - - - - - very high (0,9 ≤ r < 1)

В ходе анализа результатов моделирования использовались методы статистического анализа, реализованные в прикладной компьютерной программе STATISTICA [15].

Описание статистических факторов и соответствующих им физических параметров, характеризующих условия эксплуатации ТС, представлены в Табл. 1.

Таблица 1. Факторы, характеризующие условия эксплуатации ТС

Table 1. Factors that characterize the vehicle operating conditions

Обозначение статистического фактора	Обозначение физического параметра	Наименование физического параметра, единица измерения
X_1	L	Длина перегона, с
X_2	T_x	Время хода на перегоне, м
X_3	V_c	Скорость сообщения на перегоне, км/ч
X_4	J	Интервал следования ТС, с
X_5	$k_{огр}$	Коэффициент, учитывающий ограничения скорости движения ТС на перегоне
X_6	$\varepsilon_{ТС}$	Коэффициент составности ТС
X_7	k_c	Коэффициент сложности перегона
X_8	$k_{ТС}$	Коэффициент технического состояния ТС
X_9	k_b	Коэффициент, учитывающий качество вождения ТС на перегоне
X_{10}		Коэффициент, учитывающий отклонение $U_{кc}$

Для подтверждения результатов компьютерного моделирования были проведены комплексные экспериментальные исследования эксплуатационных режимов ТС в различных городах России (Москва, Волгоград, Самара, Уфа, Пермь, Казань, Набережные Челны, Новочеркасск) с типовыми схемами маршрутной сети (радиальная, радиально-кольцевая, прямоугольная и свободная). Это позволило получить репрезентативную статистическую выборку, характеризующую параметры режимов работы ТЭО ТС, соответствующих технологическому процессу городских пассажироперевозок на действующих маршрутах в реальных производственных условиях ГЭТ [16].

Дальнейший статистический анализ результатов экспериментального исследования подтвердил корреляционные связи между основными факторами, определяющими режимы эксплуатации ТС городского электрического транспорта и параметрами режимов работы

электротехнического комплекса ТЭО. Результаты представлены на Рис. 3 в виде корреляционной плеяды взаимосвязей факторов $X_1 - X_{22}$.

Описание статистических факторов и соответствующих им физических параметров, характеризующих режимы движения ТС и работы тягового электрооборудования представлены в Табл. 2.

Числовые значения коэффициентов парных корреляций статистических факторов $X_1 - X_{22}$ и величины удельного расхода электроэнергии $A_{уд}$, затрачиваемой на тягу ТС, представлены в виде матрицы на Рис. 4. При этом результаты компьютерного моделирования расположены ниже главной диагонали, результаты реального экспериментального исследования – выше.

Анализ корреляционных плеяд (Рис. 2, 3) и матрицы коэффициентов парных корреляций (Рис. 4) показал, что некоторые статистические связи, определяющие влияние эксплуатационных факторов на параметры

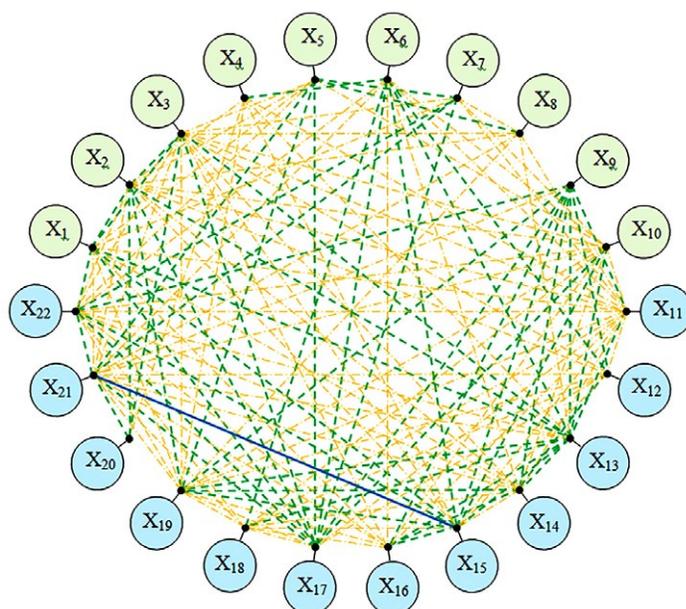


Рис. 3. Корреляционная плеяда взаимосвязей факторов, влияющих на формирование управляемого движения, полученная на основании экспериментальных исследований

Сила корреляционной связи (значение коэффициента корреляции r)

— — умеренная (0,3 ≤ r < 0,5) — — заметная (0,5 ≤ r < 0,7) — — сильная (0,7 ≤ r < 0,9)

Fig. 3. The correlation pleiad of interrelations of factors influencing the formation of controlled motion, obtained on the basis of experimental studies

Correlation strength (value of correlation coefficient r)

— — moderate (0,3 ≤ r < 0,5) — — high moderate (0,5 ≤ r < 0,7) — — high (0,7 ≤ r < 0,9)

Таблица 2. Факторы, характеризующие процесс реализации управляемого движения
Table 2. Factors that characterize the process of building a controlled movement
of the vehicle

Обозначение статистического фактора	Обозначение физического параметра	Наименование физического параметра, единица измерения
X_{11}	a	Ускорение разгона ТС, м/с ²
X_{12}	b	Тормозное замедление ТС, м/с ²
X_{13}	V_p	Максимальная скорость разгона ТС, км/ч
X_{14}	V_T	Скорость начала торможения ТС, км/ч
X_{15}	t_p	Время разгона* (тяговый режим) ТС, с
X_{16}	t_T	Время торможения* (тормозной режим) ТС, с
X_{17}	$n_{вкл}$	Количество включений ТЭО на перегоне
X_{18}	$m_{ТС}$	Масса ТС с пассажирами, т
X_{19}	η_v	Коэффициент выбега ТС*
X_{20}	$t_{оп}$	Продолжительность посадки пассажиров, с
X_{21}	$\tau_{уст}$	Установившийся перегрев ТЭД, °С
X_{22}	$t_{пн}$	Продолжительность постоянной нагрузки ТЭО*, с

* При многократных включениях ТЭО учитывается суммарная продолжительность работы в соответствующих режимах

алгоритмов управления режимами работы ТЭО, выявленные на основе компьютерного моделирования, в реальных условиях эксплуатации ГЭТ проявляются слабее. Также по результатам эксперимента были выявлены связи, не выразившиеся при компьютерном моделировании, которые оказывают влияние на режимы работы ТЭО, что дало возможность внести корректировки в разработанную математическую модель управляемого движения ТС городского электрического транспорта.

Проведенные исследования позволили ограничить избыточность выборки обучающих данных (data set), исключив их нее значения для факторов, характеризующихся «слабой» корреляционной связью ($r < 0,3$). Кроме того, при формировании состава входного и выходного слоев нейронных сетей рассматривались только параметры, для которых соответствующие статистические факторы характеризовались «заметной» ($0,5 \leq r < 0,7$) и «сильной» ($0,7 \leq r < 0,9$) корреляционной связью.

Необходимо отметить, что, как правило, нейросетевые модели для определения параметров движения ТС, учитывающие широкий комплекс

	$A_{уд}$	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	X_{14}	X_{15}	X_{16}	X_{17}	X_{18}	X_{19}	X_{20}	X_{21}	X_{22}	
$A_{уд}$	1	-0,47	-0,34	0,37	0,21	0,33	-0,52	0,63	-0,51	-0,59	0,36	-0,32	-0,25	0,61	0,52	0,57	0,54	0,63	-0,51	-0,67	0,12	0,38	0,69	
X_1	L	-0,71	1	0,67	0,51	0,27	0,35	0,09	0,34	-0,26	-0,11	0,25	0,37	0,23	0,59	0,42	0,63	0,47	0,65	0,19	0,33	0,15	0,37	0,56
X_2	T_X	-0,73	0,92	1	-0,63	0,32	0,31	0,19	0,22	-0,21	0,17	0,39	-0,37	-0,30	-0,58	-0,42	-0,45	-0,21	-0,54	0,28	0,51	-0,25	-0,30	-0,39
X_3	V_C	0,62	0,61	-0,72	1	0,21	-0,31	-0,21	-0,39	0,32	0,12	-0,35	0,43	0,32	0,50	0,32	0,48	0,3	0,57	-0,18	-0,36	-0,51	0,36	0,48
X_4	J	0,10	0,26	0,15	0,12	1	0,11	0,63	0,09	-0,11	-0,04	-0,54	0,39	0,23	0,35	0,28	0,31	0,21	-0,16	0,12	0,37	0,33	0,27	0,22
X_5	$k_{ОРР}$	0,72	0,23	0,61	-0,62	0,11	1	-0,08	0,57	-0,54	-0,19	0,33	-0,18	-0,11	-0,28	-0,12	-0,29	-0,08	0,51	0,16	-0,25	0,22	0,56	-0,31
X_6	$\epsilon_{эпс}$	-0,74	-0,08	0,62	-0,41	0,62	0,09	1	-0,03	-0,27	-0,16	0,37	-0,44	-0,49	0,52	0,43	0,59	0,48	0,53	0,61	-0,25	0,22	0,47	0,33
X_7	k_c	0,66	0,73	0,69	-0,52	0,10	0,72	-0,08	1	-0,31	-0,27	0,33	-0,37	0,29	-0,27	-0,22	-0,28	0,19	0,65	0,12	-0,22	0,11	-0,52	-0,56
X_8	$k_{тс}$	-0,65	-0,31	-0,30	0,45	-0,11	-0,56	-0,32	-0,47	1	-0,11	-0,27	0,31	0,22	0,31	0,26	0,29	0,22	-0,28	0,09	0,31	0,09	-0,33	-0,23
X_9	k_B	-0,91	0,10	0,09	0,24	0,13	-0,19	0,08	-0,35	-0,33	1	-0,19	0,56	0,59	0,61	-0,62	-0,63	-0,60	-0,55	0,10	0,55	0,16	-0,30	-0,56
X_{10}	k_U	0,76	0,33	0,72	-0,75	-0,90	0,21	0,65	0,20	-0,25	-0,27	1	0,48	-0,29	0,53	-0,33	0,62	-0,33	0,51	0,42	-0,39	-0,12	0,37	0,46
X_{11}	a	-0,84	0,73	-0,81	0,65	0,22	-0,62	-0,52	-0,63	0,39	0,77	0,71	1	0,32	0,61	-0,43	-0,48	-0,34	0,35	0,33	0,48	0,15	0,28	-0,31
X_{12}	b	-0,62	0,71	-0,79	0,61	0,21	0,22	-0,55	0,22	0,30	0,66	-0,72	0,83	1	0,29	0,52	0,32	-0,29	0,39	0,30	0,33	0,19	0,37	0,23
X_{13}	V_P	0,91	0,75	-0,69	0,72	0,19	-0,63	0,72	-0,71	0,35	0,72	0,74	0,90	0,83	1	0,66	0,62	0,53	-0,25	0,58	0,63	-0,12	0,38	0,32
X_{14}	V_T	0,73	0,63	-0,72	0,74	0,21	-0,70	0,33	-0,63	0,33	-0,68	-0,67	-0,81	0,91	0,82	1	0,44	0,59	-0,18	0,46	-0,59	-0,18	0,42	0,30
X_{15}	t_P	0,90	0,80	-0,69	0,71	0,23	-0,63	0,84	-0,52	0,15	-0,77	0,84	-0,90	0,81	0,93	0,80	1	0,56	-0,27	0,38	-0,53	-0,23	0,72	0,68
X_{16}	t_T	0,60	0,70	-0,62	0,63	0,23	-0,63	0,35	0,32	0,18	-0,72	-0,83	-0,80	-0,93	0,82	0,91	0,81	1	-0,13	0,33	-0,36	-0,20	0,49	0,33
X_{17}	$n_{вкл}$	0,73	0,83	-0,65	0,73	0,11	0,71	0,72	0,92	-0,35	-0,91	0,83	0,63	0,31	-0,71	0,61	-0,72	-0,34	1	0,39	-0,40	0,12	0,51	0,55
X_{18}	$m_{эпс}$	-0,61	0,10	0,31	-0,15	0,51	0,08	0,91	0,09	0,09	0,09	0,52	0,61	0,60	0,84	0,66	0,82	0,61	0,82	1	-0,34	0,24	0,31	0,49
X_{19}	η_B	-0,74	0,72	0,92	-0,6	0,11	-0,70	-0,31	-0,64	0,43	0,85	-0,35	0,90	0,7	0,91	-0,81	-0,81	-0,73	-0,62	-0,62	1	-0,13	-0,36	-0,30
X_{20}	$t_{оп}$	0,06	0,15	-0,09	-0,74	0,10	0,11	0,61	-0,11	0,10	0,15	-0,15	0,10	-0,06	0,09	0,09	0,11	0,09	-0,07	0,61	-0,17	1	-0,51	-0,16
X_{21}	$\tau_{уст}$	0,82	0,61	-0,73	0,83	0,23	0,71	0,71	0,72	-0,30	-0,70	0,71	0,71	0,72	0,81	0,63	0,92	0,62	0,71	0,34	-0,52	-0,91	1	0,58
X_{22}	$t_{пн}$	0,90	0,71	-0,71	0,73	0,21	-0,65	0,72	-0,34	-0,29	-0,73	0,60	-0,65	0,20	0,82	0,62	0,90	0,31	0,61	0,43	-0,61	-0,70	0,91	1

Результаты компьютерного моделирования

Результаты экспериментального исследования

Рис. 4. Матрица коэффициентов парных корреляций для величины УРЭ $A_{уд}$ и статистических факторов, определяющих режимы работы ТЭО
Сила корреляционной связи (значение коэффициента корреляции r)
 умеренная ($0,3 \leq r < 0,5$)
 заметная ($0,5 \leq r < 0,7$)
 сильная ($0,7 \leq r < 0,9$)
 очень сильная ($0,9 \leq r < 1$)

Fig. 4. Matrix of pair correlation coefficients for the value of specific power consumption $A_{уд}$ and statistical factors determining the modes of operation of traction electrical equipment
Correlation strength (value of correlation coefficient r)
 moderate ($0,3 \leq r < 0,5$)
 high moderate ($0,5 \leq r < 0,7$)
 high ($0,7 \leq r < 0,9$)
 very high ($0,9 \leq r < 1$)

эксплуатационных факторов, характеризуются сложной архитектурой и значительным количеством скрытых слоев и нейронов. Обладая широкими возможностями обработки информации, такие нейронные сети могут быть склонны к переобучению или требуют существенных временных и аппаратно-программных ресурсов, что является критичным при построении бортовых систем автономного управления, обеспечивающих движение ТС в реальном времени.

Проведенные исследования показывают возможность использования комплекс небольших нейросетевых моделей для решения частных (локальных) задач с ограниченным количеством факторов с последующим их включением в общий (глобальный) алгоритм

определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО ГЭТ.

Рассмотрим алгоритм определения параметров режимов работы ТЭО для трамвайного вагона 71-619К при движении на перегоне заданной длины L . Для некоторого упрощения алгоритма условимся, что сложные перекрестки и участки ограничения скорости на перегоне отсутствуют, план и профиль пути учитывается величиной эквивалентного уклона i_3 , ‰, а влияние таких факторов, как отклонение напряжения в контактной сети, квалификация водителя, техническое состояние подвижного состава, рельсового пути, отсутствует.

Согласно СНиП 2.05.09-90 «Трамвайные и троллейбусные линии» при строительстве трамвайных линий расстояние между остановочными пунктами следует принимать: для обычных линий от 400 м до 600 м, для скоростных линий – от 800 м до 1200 м. Исследование реальных условий эксплуатации выявило, что наиболее вероятными для маршрутных систем ГЭТ являются длины перегонов в диапазоне от 300 м до 700 м (Рис. 5). При этом число включений ТЭО на перегоне распределено в следующем соотношении: $n_{\text{вкл}} = 1$ –32%; $n_{\text{вкл}} = 2$ –46%; $n_{\text{вкл}} = 3$ –17%; $n_{\text{вкл}} \geq 4$ –5%. Количество включений ТЭО на перегоне $n_{\text{вкл}} \geq 4$, как правило, связано с прохождением неконтролируемых перекрестков или участков с ограничением скорости и может не учитываться.

Таким образом, общий алгоритм может быть реализован на основании трех нейронных сетей для «частных» задач определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО при количестве включений $n_{\text{вкл}}$ от 1 до 3 на заданном перегоне.

Выбор эффективной архитектуры нейронных сетей осуществлялся с применением модуля Automated Neural Networks программы STATISTICA [17]. В качестве входных параметров для нейросетевой модели при $n_{\text{вкл}} = 1$ были выбраны следующие эксплуатационные факторы: длина перегона L , м; время хода на перегоне T_x , с; масса ТС $m_{\text{ТС}}$, т; значение эквивалентного уклона перегона i_3 , ‰. Выходом сети являются основные параметры алгоритма управления электротехническим комплексом ТЭО при реализации одного включения на перегоне ($n_{\text{вкл}} = 1$): продолжительность разгона (тяговый режим) $t_{\text{р1}}$, с при первом включении ТЭО; максимальная скорость разгона $V_{\text{р1}}$, км/ч при первом включении ТЭО; продолжительность торможения (режим торможения) $t_{\text{т}}$, с; скорость начала торможения $V_{\text{т}}$, км/ч; величина УРЭ $A_{\text{уд}}$, $\frac{\text{кВт} \cdot \text{ч}}{\text{т} \cdot \text{км}}$. Обучающая выборка составляет 70% значений, контрольная – 15%,

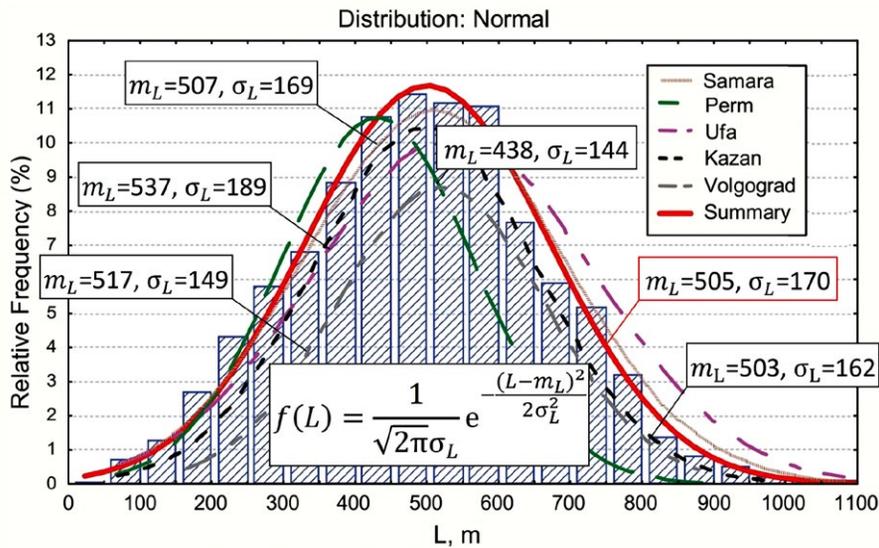


Рис. 5. Распределение значений длин перегонов L , м, характерных для ГЭТ

Fig. 5. Distribution of lengths of distances L , m, typical for urban electric transport

тестовая – 15% значений. В ходе исследования осуществляется эмпирический подбор и сравнение по критерию среднеквадратической ошибки.

В результате исследования было установлено, что наиболее эффективной архитектурой обладает сеть MLP 4-11-5. Данная нейросетевая модель представляет собой многослойный персептрон, имеющий 4 нейрона на входном слое, 5 нейронов на выходном слое и 11 нейронов на одном скрытом слое. Активационная функция входного слоя – гиперболическая, выходного слоя – экспонента. Нейронная сеть имеет обучающую и контрольную производительность более 0,85, тестовую – более 0,82 (Рис. 6, а).

Число и перечень входных параметров для нейросетевой модели для $n_{\text{вкл}} = 2$ аналогичны предыдущей модели. Выходом сети кроме 5 параметров, используемых для модели при $n_{\text{вкл}} = 1$, являются: скорость начала второго включения ТЭО $V_{\text{н}2}$, км/ч, продолжительность разгона $t_{\text{р}2}$, с и максимальная скорость разгона $V_{\text{р}2}$, км/ч при втором включении ТЭО. Наиболее эффективной архитектурой в этом случае обладает сеть MLP 4-6-9-8, которая представляет собой многослойный персептрон, имеющий 4 нейрона на входном слое, 8 нейронов на выходном слое, 6 и 9 нейронов на первом и втором скрытых слоях соответственно. Модель имеет обучающую и контрольную производительность более 0,82, тестовую – более 0,80 (Рис. 6, б).

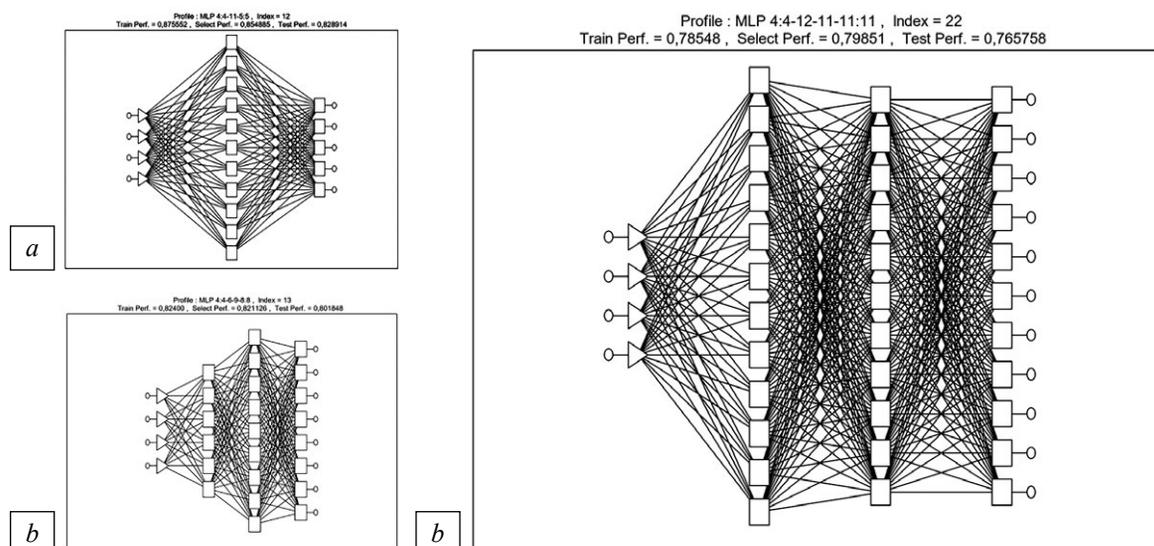


Рис. 6. Нейронные сети на основе многослойного персептрона:
MLP 4-11-5 (a); MLP 4-6-9-8 (b); MLP 4-12-11-11 (c)

Fig. 6. Neural networks based on multilayer perceptron:
MLP 4-11-5 (a); MLP 4-6-9-8 (b); MLP 4-12-11-11 (c)

Аналогичным образом формируется число и перечень входных и выходных параметров для нейросетевой модели для $n_{\text{вкл}} = 3$. Выходом сети кроме 8 параметров, используемых для модели при $n_{\text{вкл}} = 2$ являются: $V_{\text{н3}}$, $t_{\text{р3}}$, $V_{\text{р3}}$. Эффективной архитектурой в этом случае обладает сеть MLP 4-12-11-11, имеющей обучающую и контрольную производительность более 0,78, тестовую – более 0,76 (Рис. 6, с).

Общий алгоритм определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО для трамвайного вагона 71-619К при движении на перегоне заданной длины, реализованный с применением нескольких нейросетевых моделей на основе многослойных персептронов разных уровней сложности представлен на Рис. 7.

Особенностью предложенного алгоритма является его реализация на относительно «простых» нейронных сетях, но с разным числом и составом промежуточных слоев и количеством нейронов на выходном слое. При этом, чем сложнее архитектура используемой алгоритмом нейросетевой модели, тем меньше вероятность ее применения при расчете параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО, что позволяет обеспечить высокую скорость вычислений.

Для учета более широкого комплекса эксплуатационных факторов, характеризующих технологический и производственный процессы ГЭТ, целесообразно увеличить количество нейронных сетей в структуре

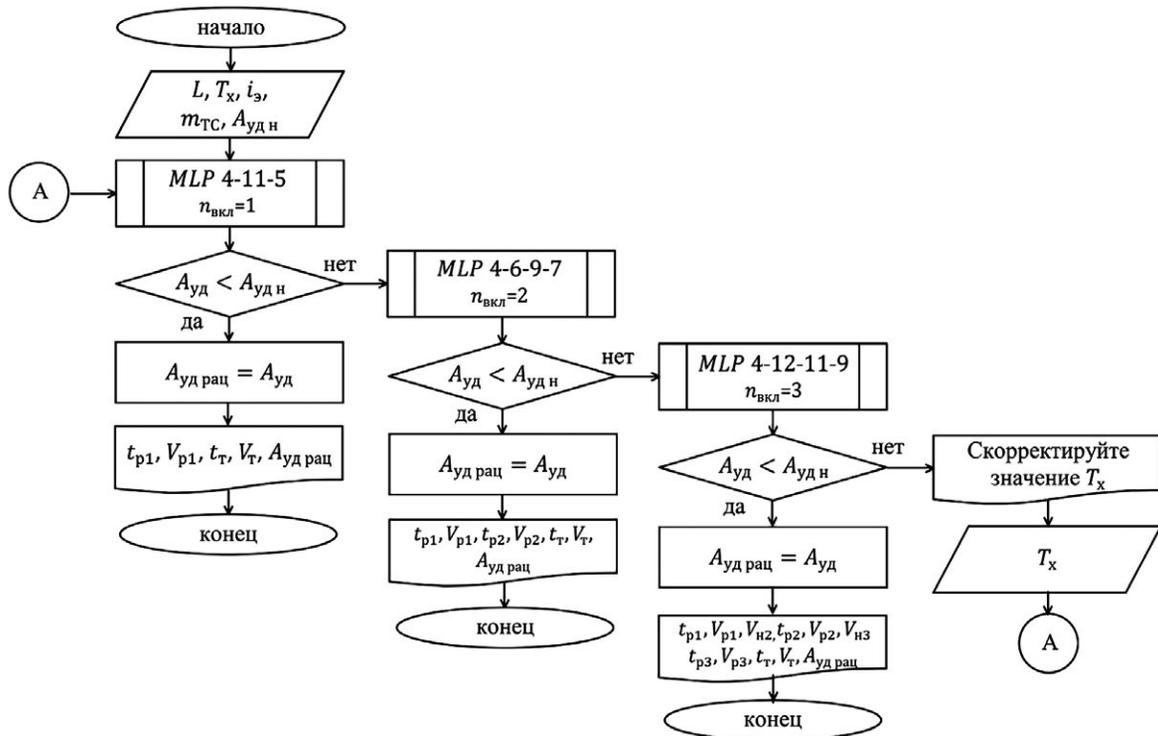


Рис. 7. Общий алгоритм определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО

Fig. 7. General algorithm for determining the parameters of effective control of the traction electrical equipment electrical complex

алгоритма. Также возможно применение нейросетевых моделей более сложной архитектуры и с большим количеством скрытых слоев и нейронов. Все это сделает предложенный алгоритм более сложным и потребует дополнительных вычислительных и временных ресурсов, но существенно повысит точность расчета.

Необходимо отметить, что особенностью применяемого в исследовании модуля Automated Neural Networks программы STATISTICA является возможность создания исходного системного кода нейросетевой модели в виде файла на языках C, C++, C# или Java [17]. Это позволило разработать и обучить комплекс нейронных сетей для различных частных случаев управляемого движения ТС ГЭТ и интегрировать их итоговый системный код в общую программу расчета параметров алгоритма эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО [18].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Реализуемая Правительством РФ комплексная программа цифровизации транспортной отрасли предполагает внедрение в систему

городских пассажирских перевозок беспилотного (интеллектуального) общественного электротранспорта. Это потребует от отечественных производителей ГЭТ создания рекомендательных систем эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО транспортных средств на основе технологий искусственного интеллекта.

Использование нейросетевого моделирования в системах поддержки принятия решений («системы помощи водителю») требует проведения комплексного исследования технологического процесса управляемого движения ТС общественного электрического транспорта. Указанное обстоятельство необходимо для обоснования эффективной архитектуры нейронных сетей и подготовки для их обучения адекватного набора данных (dataset), соответствующего реальным условиям эксплуатации ГЭТ.

Представленные в работе результаты компьютерного моделирования и экспериментальных исследований отображают характер и степень стохастических взаимосвязей между эксплуатационными и энергетическими факторами, характеризующими управляемое движение ТС, а также параметрами алгоритмов эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО. Это позволило сформировать достаточно полный, но не избыточный набор данных (dataset) для обучения нескольких искусственных нейронных сетей, с достаточно высокой точностью определяющих параметры эффективного управления ТЭО для «частных» случаев реализации движения ТС на заданном перегоне. Полученные нейросетевые модели характеризуются эффективной архитектурой, обусловленной применением современных методов и алгоритмов анализа, реализованных в модуле Automated Neural Networks прикладной программы STATISTICA. На основе полученных нейросетевых моделей разработан общий алгоритм определения параметров эффективного управления электротехническим комплексом ТЭО ТС, обеспечивающий высокую оперативность расчетов и их адекватность реальным эксплуатационным значениям, характерным для наземного рельсового общественного электротранспорта.

Результаты работы могут представлять интерес для разработчиков высокоавтоматизированного городского электрического транспорта и интеллектуальных систем «помощи водителю».

Авторы заявляют, что настоящая статья не содержит каких-либо исследований с участием людей в качестве объектов исследований.

The authors state that this article does not contain any studies involving human subjects.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. В 10 российских регионах модернизируют городской электротранспорт. Министерство транспорта Российской Федерации, 2023. [интернет] Дата обращения: 15.07.2024. Режим доступа: <https://mintrans.gov.ru/press-center/news/10762>
2. Приказ Министерства промышленности и торговли РФ №660 от 31 марта 2015 г. «Об утверждении плана мероприятий по импортозамещению в отрасли транспортного машиностроения Российской Федерации». Дата обращения: 06.05.2024. Режим доступа: <https://base.garant.ru/57427568/>
3. Распоряжение Правительства Российской Федерации № 3097-р от 3 ноября 2023 г. «Об утверждении стратегического направления в области цифровой трансформации транспортной отрасли Российской Федерации до 2030 года». Дата обращения: 15.07.2024. Режим доступа: <https://mintrans.gov.ru/documents/2/12953>
4. Пролиско Е.Е., Шуть В.Н. Возможности и перспективы беспилотного городского общественного транспорта // Математические методы в технике и технологиях. 2018. Т. 9. С. 16–23.
5. Реестр технологий искусственного интеллекта в транспортной отрасли [интернет] Министерство транспорта Российской Федерации, 2024. Дата обращения: 15.07.2024. Режим доступа: <https://mintrans.gov.ru/documents/10/13491>
6. Троицкая Н.А., Чубуков А.Б. Единая транспортная система. Москва: Academia, 2018.
7. Абдулхаков А.К., Павлов П.П., Аухадеев А.Э., Литвиненко Р.С. Особенности построения систем автоматизированного управления движением трамваев. В кн.: Международный форум «KAZAN DIGITAL WEEK – 2021»; Сентябрь 21–24, 2021; Казань. Сборник материалов. Ч. 1. Казань, 2021. С. 20–25. EDN: XNCASR
8. Rylov Yu.A., Solovyeva S.I., Korolkov A.Yu. Experimental research of operating modes traction electric rolling stock // Modern Science. 2017. № 9. P. 137–140.
9. Малахов С.В., Капустин М.Ю. Метод построения адаптивного субоптимального стационарного регулятора движения поезда на основе искусственных нейронных сетей // Вестник Научно-исследовательского института железнодорожного транспорта. 2021. Т. 80, № 1. С. 13–19. EDN: VTGPTM doi: 10.21780/2223-9731-2021-80-1-13-19
10. Сивицкий Д.А. Анализ опыта и перспектив применения искусственных нейронных сетей на железнодорожном транспорте // Вестник Сибирского государственного университета путей сообщения. 2021. № 2. С. 33–41. EDN: EPTXTN doi: 10.52170/1815-9265_2021_57_33
11. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2019618673 / 03.07.2019. Бюл. №7. Аухадеев А.Э., Идиятуллин Р.Г., Киснеева Л.Н., и др. Программа расчета рациональных режимов работы тягового электрооборудования электроподвижного состава при движении по заданному маршруту с учетом влияния эксплуатационных факторов. EDN: MASGAF

12. Аухадеев А.Э., Литвиненко Р.С., Киснеева Л.Н., Тухбатуллина Д.И. К вопросу о развитии теории тягового электрооборудования городского электрического транспорта // Электротехнические и информационные комплексы и системы. 2019. Т. 15, № 4. С. 12–18. EDN: XMUJDE doi: 10.17122/1999-5458-2019-15-4-12-18
13. Платонов А.К. О построении движений в баллистике и мехатронике // Прикладная механика и управление движением. 2010. С. 127–222.
14. Бернштейн Н.А. О построении движений. Москва: Медгиз, 1947.
15. Боровиков В.П. Популярное введение в современный анализ данных в системе Statistica. Москва: Горячая линия – Телеком, 2013.
16. Свидетельство о регистрации базы данных № 2020621735 / 23.09.20. Бюл. № 10. Аухадеев А.Э., Идиятуллин Р.Г., Залялов Р.Р., и др. База данных основных энергетических и эксплуатационных характеристик производственного процесса трамвайного транспорта. EDN: XMRUNI
17. Боровикова В.П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных. Москва: Горячая линия – Телеком, 2008.
18. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2023661296/03.05.2023. Бюл. №6. Аухадеев А.Э., Литвиненко Р.С., Ле К.Т., Юнусов И.Ф., Гарифуллин Р.Р. Программа определения рациональных режимов работы тягового электрооборудования наземного городского электрического транспорта на основе группы нейронных сетей прямого распространения. EDN: IRQGIA

REFERENCES

1. Urban electric transport is being modernized in 10 Russian regions [internet] Ministry of Transport of the Russian Federation; 2023. [cited 15.07.2024]. Available from: <https://mintrans.gov.ru/press-center/news/10762>
2. Order of the Ministry of Industry and Trade of the Russian Federation № 660 of 31 March 2015. “Ob utverzhdenii plana meropriyatij po importozameshheniyu v otrasli transportnogo mashinostroeniya Rossijskoj Federacii”. [cited 06.08.2024]. Available from: <https://base.garant.ru/57427568/> (In Russ).
3. Order of the Government of the Russian Federation №3097-r of 3 November 2023. «Ob utverzhdenii strategicheskogo napravleniya v oblasti cifrovoj transformacii transportnoj otrasli Rossijskoj Federacii do 2030 goda». [cited 15.07.2024]. Available from: <https://mintrans.gov.ru/documents/2/12953> (In Russ).
4. Prolisko EE, Shut VN. Opportunities and prospects of unmanned urban public transportation. *Matematicheskie metody` v texnike i texnologiyax*. 2018;9:16–23. (In Russ).
5. Register of artificial intelligence technologies in the transport industry [internet] Ministry of Transport of the Russian Federation; 2024. [cited 15.07.2024]. Available from: <https://mintrans.gov.ru/documents/10/13491>

6. Troitskaya NA, Chubukov AB. *Unified transportation system*. Moscow: Academia; 2018. (In Russ).
7. Abdulkhakov AK, Pavlov PP, Litvinenko RS. Features of building systems of automated tramway traffic control. In: *International Forum "KAZAN DIGITAL WEEK – 2021"*; 2021 Sep 21–24; Kazan. *Collection of materials. Part 1*. Kazan; 2021;20–25. (In Russ.)
8. Rylov YuA, Solovyeva SI, Korolkov AYU. Experimental research of operating modes traction electric rolling stock. *Modern Science*. 2017;(9):137–140. (In Russ).
9. Malakhov SV, Kapustin MYU. Method of building an adaptive suboptimal stationary train motion regulator based on artificial neural networks. *Vestnik Nauchno-issledovatel'skogo instituta zheleznodorozhnogo transporta*. 2021;80(1):13–19. (In Russ). EDN: VTGPTM doi: 10.21780/2223-9731-2021-80-1-13-19
10. Sivitskiy DA. Analysis of experience and prospects of application of artificial neural networks on railway transport. *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo universiteta putej soobshcheniya*. 2021;(2):33–41. (In Russ).
11. Certificate of registration of computer program RUS № 2019618673 / 03.07.2019. Byul. № 7. Aukhadeev AE, Idiyatullin RG, Kisneeva LN, et al. *Programma rascheta racional'nyh rezhimov raboty tyagovogo elektrooborudovaniya elektropodvizhnogo sostava pri dvizhenii po zadannomu marshrutu s uchetom vliyaniya ekspluatatsionnykh faktorov*. (In Russ).
12. Aukhadeev AE, Litvinenko RS, Kisneeva LN, Tukhbatullina DI. Toward the development of the theory of traction electrical equipment of urban electric transport. *Elektrotekhnicheskie i informacionnye komplekсы i sistemy*. 2019; 15(4):12–18. (In Russ). EDN: XMUJDE doi: 10.17122/1999-5458-2019-15-4-12-18
13. Platonov AK. About motion construction in ballistics and mechatronics. *Prikladnaya mekhanika i upravlenie dvizheniem*. 2010:127–222. (In Russ).
14. Bernstein NA. *On the construction of movements*. Moscow: Medgiz; 1947. (In Russ).
15. Borovikov VP. *Popular introduction to modern data analysis in Statistica*. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom; 2013. (In Russ).
16. Certificate of database registration RUS № 2020621735/ 23.09.20. Byul. № 10. Aukhadeev AE, Idiyatullin RG, Zalyalov RR, et al. *Database of the main energy and operational characteristics of the production process of tramway transport*. (In Russ). EDN: XMRUNI
17. Borovikov VP editor. *Neural Networks. Statistica Neural Networks: Methodology and Technologies of Modern Data Analysis / 2nd ed*. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom; 2008. (In Russ).
18. Certificate of registration of computer program RUS № 2023661296/ 03.05.2023. Byul. № 6. Aukhadeev AE, Litvinenko RS, Le KT, et al. *Programma opredeleniya racional'nykh rezhimov raboty tyagovogo elektrooborudovaniya nazemnogo gorodskogo elektricheskogo transporta na osnove gruppy neyronnykh setej pryamogo rasprostraneniya*. (In Russ). EDN: IRQGIA

Сведения об авторах:

Аухадеев Авер Эрикович, кандидат технических наук, доцент;

eLibrary SPIN: 2902-4661; ORCID: 0000-0002-7191-4550;

E-mail: auhadeev.ae@kgeu.ru

Information about the authors:

Aver E. Auhadeev, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor;

eLibrary SPIN: 2902-4661; ORCID: 0000-0002-7191-4550;

E-mail: auhadeev.ae@kgeu.ru