

DOI: 10.15393/j2.art.2021.5883

УДК 004.891.3 (62.192)

Статья

## Нейронечёткая сеть для проектирования ремонтно-обслуживающих баз

**Побединский Владимир Викторович**

*доктор технических наук, профессор, зав. кафедрой интеллектуальных систем  
ФГБОУ ВО «Уральский государственный лесотехнический университет»  
(Российская Федерация), e-mail: robed@el.ru*

**Ляхов Сергей Владимирович**

*кандидат технических наук, доцент кафедры интеллектуальных систем  
ФГБОУ ВО «Уральский государственный лесотехнический университет»,  
доцент кафедры подъёмно-транспортных машин и роботов  
ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет  
имени первого Президента России Б. Н. Ельцина» (Российская Федерация)  
e-mail: lyahovsv@m.usfeu.ru*

**Салихова Марина Николаевна**

*ст. преподаватель кафедры технологических и транспортных машин,  
ФГБОУ ВО «Уральский государственный аграрный университет»  
(Российская Федерация) e-mail: salmar1981@mail.ru*

**Иовлев Григорий Александрович**

*кандидат технических наук, доцент, зав. кафедрой сервиса транспортных  
и технологических машин и оборудования  
АПК ФГБОУ ВО «Уральский государственный аграрный университет»  
(Российская Федерация) e-mail: gri-iovlev@yandex.ru*

*Получена: 17 августа 2021 / Принята: 3 декабря 2021 / Опубликовано: 8 декабря 2021*

---

**Аннотация:** Статья посвящена проблеме совершенствования технической эксплуатации автомобилей и транспортно-технологических машин (ТТМ), в частности, проектированию ремонтно-обслуживающих баз (РОБ) автомобилей. Как известно, в технической эксплуатации машин важнейшей задачей была и остаётся задача правильной организации и проектирования РОБ. Для её решения используется общепринятая методика, в которой завершающим результатом является расчёт площади производственного корпуса, а также площади зоны

постов и различных производственных подразделений. Но её решение является достаточно сложным, что вызвано, главным образом, свойствами неопределённостей, данных в задаче. Условия неопределённостей учитываются различными коэффициентами, делениями на категории, рекомендациями, что не добавляет точности решению задачи. По этой причине вновь созданные предприятия по ТО и Р автомобилей дорабатываются в процессе их эксплуатации. Для более обоснованного принятия проектных решений в задачах такого класса могут использоваться интеллектуальные системы и нейросети. Таким образом, была определена цель исследований, которая заключалась в создании нейронной сети для определения проектной площади в производственном корпусе зоны технологических постов для ТО и Р. Результатами работы являются разработанная нейронечёткая сеть для определения площади зоны технологических постов для ТО и Р. Для практического использования результаты рекомендуется применять при проектировании РОБ парка автомобилей.

**Ключевые слова:** техническая эксплуатация автомобилей; проектирование ремонтно-обслуживающих баз; площадь зоны технологических постов; интеллектуальная система; нейронечёткая сеть

---

DOI: 10.15393/j2.art.2021.5883

Article

## Neuro-fuzzy network for the design of repair and maintenance bases

**Vladimir Pobedinskiy**

*D. Sc. in engineering, professor, head of the Department of Intelligent Systems, FSBE HE «Ural State Forest Engineering University» (Russian Federation) e-mail: [pobed@el.ru](mailto:pobed@el.ru)*

**Sergey Lyakhov**

*PhD in engineering, associate professor, of the Department of Intelligent Systems, FSBE HE «Ural State Forestry Engineering University», Associate Professor of the Department of Hoisting-and-Transport Machines and Robots of the FSAEE HE «Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin», Yekaterinburg, Russian Federation, e-mail: [lyahovsv@m.usfeu.ru](mailto:lyahovsv@m.usfeu.ru).*

**Marina Salikhova**

*senior lecturer, Department of Technological and Transport Machines, FSBE HE «Ural State Agrarian University», Yekaterinburg, Russian Federation, e-mail: [salmar1981@mail.ru](mailto:salmar1981@mail.ru)*

**Grigory Iovlev**

*PhD in economics, head of the Department of Service for Transport and Technological Machines and Equipment of Agroindustrial Complex, FSBE HE «Ural State Agrarian University», Yekaterinburg, Russian Federation, e-mail: [gri-iovlev@yandex.ru](mailto:gri-iovlev@yandex.ru)*

*Received: 17August 2021 / Accepted: 3 December 2021 / Published: 8 December 2021*

---

**Abstract:** The article is focused on the problem of improving the technical operation of cars and transport and technological machines (TTM), in particular the design of repair and maintenance bases (RMB) of cars. The most important task for vehicle technical maintenance has been the task of correct organization and design of RMB. A generally accepted technique is used for its solution, which results in the calculation of the production building area, as well as the area of the zone of posts and various production units. However, the solution is quite complex due to the data uncertainties in the problem. Uncertainty conditions are taken into account by various coefficients, division into categories, recommendations, which does not improve the accuracy of the problem solution. Therefore, the newly created enterprises for maintenance and repair of cars are customized in the course of their operation. Intelligent systems and neural networks may

be used to make more informed design decisions on the problems of this class. Thus, the goal of the research was to create a neural network to determine the design area of the of technological posts zone in the production building for vehicles repair and maintenance. The authors have developed a neural fuzzy network for determining the area of the technological posts zone for maintenance and repair. The article includes recommendations for the design of the RMB of the car park.

**Keywords:** technical maintenance of cars; design of repair and maintenance bases; area of the zone of technological posts; intelligent system; neuro-fuzzy network

---

## 1. Введение

В настоящее время парк автомобилей в мире составляет более 1,3 млрд единиц. И это без учёта технологических машин строительной техники. По некоторым прогнозам, до 2035 г. на планете будет около 2 млрд официально зарегистрированных автомобилей. Этот огромный парк требует на своё техническое обслуживание колоссальные финансовые затраты. Как известно, затраты на техническую эксплуатацию во много раз превосходят затраты на покупку техники, поэтому совершенствование процессов технической эксплуатации остаётся задачей актуальной и при этом её актуальность с увеличением парка техники всё возрастает. Большую часть эксплуатационных расходов составляют капитальные затраты на создание ремонтно-обслуживающей базы (РОБ), и в первую очередь на производственные здания для проведения ТО и Р. В этой части наибольшая ответственность возлагается на качественное выполнение проектной документации и обоснованность технических решений в проектах.

В настоящее время имеется много исследований, посвящённых изучению технической эксплуатации транспортных машин. Но вопросы проектирования РОБ, и в частности обоснования количества технологических постов и производственных площадей, рассмотрены более ограничено [1], [2], [3]. Между тем количество постов является основной характеристикой сервисных предприятий технического сервиса и от них зависят размеры площади здания, а следовательно, капитальные затраты. Уточнение таких данных позволит повысить эффективность технической эксплуатации за счёт правильно назначенных превентивных обслуживаний, а значит, сократить затраты на ремонт. Главной причиной тому будет большое количество неопределённых факторов и их взаимной связи с другими параметрами, а для такого класса задач предназначены методы интеллектуальных систем и нейросетей. Использование интеллектуальных систем для совершенствования технической эксплуатации машин в последнее время привлекает внимание многих исследователей, и уже предлагаются подобные решения [3], [4]. Но их особенность в том, что первоначально такие задачи решаются индивидуально для каждого конкретного случая. Такая же ситуация складывается и рассматриваемом случае для расчёта производственных площадей РОБ. При этом наиболее достоверным будет использовать подход на основе интеллектуальных экспертных систем или нейросетей.

Таким образом, на основе вышесказанного определилась цель настоящих исследований, которая заключается в создании нейронной сети для определения площади зоны технологических постов для ТО и Р.

В работе решались следующие задачи:

1) Изучение опыта использования интеллектуальных систем в технической эксплуатации автомобилей и в смежных областях знаний.

- 2) Постановка задачи определения площади зоны постов для ТО и Р с использованием нейросети.
- 3) Обоснование входных и выходных переменных задачи проектирования РОБ.
- 4) Подготовка данных для формирования обучающих выборок нейронной сети.
- 5) Разработка нейронной сети.
- 6) Настройка (обучение) нейронной сети.
- 7) Тестирование нейронной сети и проверка её адекватности.

## 2. Материалы и методы

В работе использованы методы технической эксплуатации автомобилей и транспортно-технологических машин [5]. Задача решалась с учётом неопределённостей в данных, для формализации этих условий применялись методы теории нечётких множеств [6]. Для разработки интеллектуальной системы в виде нейронной сети использовались продукционные нейронечёткие сети гибридного типа ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) [7], [8], [9].

## 3. Результаты

### 3.1. Анализ обзора работ по теме исследований

Совершенствованию в области технической эксплуатации машин посвящены работы ряда учёных. В их числе можно назвать профессоров, докторов технических наук Кузнецова Е. С., Крамаренко Г. В., Абрамова С. И., Баловнева В. И., Волкова С. А., Воронкина И. И., Грифа М. И., Евтюкова С. А., Зорина В. А., Рейша А. К., исследовавших проблему проектирования, а также вопросы, касающиеся технического перевооружения и реконструкции РОБ, — Бабусенко С. М., Бледных В. В., Курчаткина В. В., Левитского И. С., Тельнова Н. Ф., Черноиванова В. И., Шабашова А. А., в области технологии и организации обслуживания техники — Кравченко И. Н., Коломейченкова А. В., Чепурина А. В. и др.

Ремонтно-обслуживающие предприятия являются сложными техническими системами. Решению проблем ТО и Р с помощью разработки моделей на основе управления сложными техническими системами уделялось внимание в научных работах Алябьева В. И., Камусина А. А., Леонова Л. В., Митрофанова А. А., Овчинникова М. М., Серова А. В., Фильчакова В. В., Юркова Н. К. и других учёных, выдвигающих научные идеи для решения этих задач.

При проектировании РОБ такими авторами, как Грундиг К. Г., Евтюков С. А., Курчаткин В. В., Черноиванов В. И., прорабатывается детальный прогноз использования техники на перспективу, который закладывается при составлении производственной программы. Производственная программа является основой проектирования, а её разработка

вызывает сложности, т. к. большинство параметров процесса ТО и Р носят стохастический характер. Отличительной чертой проектирования РОБ является наличие большого объёма вариативной входящей информации, также, как правило, имеющей случайный характер. Поэтому предмет и методика проектирования РОБ подвержены изменениям под действием различных факторов и параметров.

При проектировании РОБ наибольшую проблему составляет неопределённость используемых данных. Традиционно эта проблема решается статистическими методами, но в условиях недостаточности данных и не репрезентативности статистических выборок, необоснованности назначения статистических распределений выбор решений остаётся не решённой в полной мере проблемой.

Для учёта неопределённостей давно и успешно применяются методы нечёткой логики, интеллектуальных систем, которые могут быть реализованы в виде нейронных сетей или экспертных систем.

Так, например, в работе [10] рассмотрен вопрос использования свёрточной нейронной сети для интеллектуального мониторинга состояния дизельных двигателей. Также новый подход для двигателей с искровым зажиганием с использованием нейронных сетей изложен в работе [11], которые реализованы в среде SIMULINK.

Краткий анализ опыта использования методов на основе нечёткой логики [3], [4] и нейронных сетей [8], [9], [10], [11] показывает их эффективность, но в российской науке в области технической эксплуатации, с целью проектирования РОБ такие работы практически отсутствуют.

Таким образом, создание способов проектирования РОБ, в которых учитываются факторы неопределённости, является значимой научно-практической проблемой, однако недостаток работ по этой теме не позволяет эффективно решать проблему, что не способствует дальнейшему совершенствованию технической эксплуатации парка машин.

### *3.2. Постановка задачи определения площади зоны постов для ТО и Р с использованием нейросети*

При технологическом проектировании РОБ определяются основные параметры. В их числе следует указать расчёты количества технологических постов для выполнения ТО и Р и площади производственного корпуса, в первую очередь зоны постов,  $S$ . Площадь определяется на основе данных о величине численности парка  $N$ , годового пробега (наработки) парка машин,  $L$ . Может учитываться класс машин, т. к. от класса машин зависит их трудоёмкость ТО и Р. Трудоёмкость в различных условиях эксплуатации также будет различной.

Расчётно-справочные данные по годовой трудоёмкости содержания парка рассчитываются по нормативным показателям. Особенности эксплуатации определяются дорожными условиями,  $D$ , климатическими условиями,  $KЛ$ . Для их учёта используются соответствующие коэффициенты корректирования данных. Общая площадь производственного корпуса

в первую очередь зависит от количества технологических постов для ТО и Р. Эта численность определяется исходя из численности персонала, одновременно работающего на посту. Также площадь зон постов ТО и Р зависит от габаритов, т. е. от класса машин.

Описанные параметры и принимаются исходными для известных методик проектирования РОБ, поэтому из них должны формироваться обучающие выборки в случае использования нейросетей.

Таким образом, формально постановку задачи можно записать следующим образом:

$$S = f(N, L, Д, КЛ). \quad (1)$$

Чтобы решать задачу, формализованную в уравнении (1) с использованием нейронных сетей, необходимо сформировать соответствующие обучающие выборки, которые будут содержать значения входных  $N, L, Д, КЛ$  и выходного  $S$  параметров.

В работе [9] количество примеров обучающего множества  $M$  в зависимости от количества входных переменных  $X$  рассчитывается по формуле

$$M = 7X + 15. \quad (2)$$

Но автором рекомендуется определённое, эмпирически достаточное количество примеров в 2—4 раза меньше. В дальнейшем для рассматриваемой сети обучение, т. е. обеспечение приемлемой точности, было достигнуто на 24 примерах.

Все основные параметры РОБ проектируются в зависимости от условий эксплуатации парка. В известных методиках [5] эти условия подразделяются на категории. Анализ категорий приведён в таблицах 1—3.

**Таблица 1.** Категории климатических условий эксплуатации [5]

**Table 1.** Climatic operating conditions categories [5]

Категория климатических условий эксплуатации		
1. Очень холодный	4. Умеренно тёплый	7. Жаркий сухой
2. Холодный	5. Умеренно тёплый влажный	8. Очень жаркий сухой
3. Умеренно холодный	6. Тёплый влажный	9. Умеренный

Учитывая, что характеристики «жаркий сухой», «очень жаркий сухой» и «умеренно-холодный» имеют одинаковые значения коэффициентов корректирования, то они могут быть объединены в одну категорию. Следовательно, можно выделить пять категорий природно-климатических условий эксплуатации техники, которые обозначим в дальнейшем как I, II, III, IV, V.

Категория дорожных условий эксплуатации имеет аналогичную градацию: I, II, III, IV, V.

В настоящей работе принята пятая группа технологически совместимых машин, т. е. однотипный парк техники. Численность персонала постов также принята фиксированной —



четверо рабочих на посту. При изменении этой численности в практике имеется возможность пересчитать количество технологических постов, следовательно, площадь зоны постов.

**Таблица 2.** Коэффициент корректирования нормативов в зависимости от природно-климатических условий эксплуатации  $K_{усл}$  [5]

**Table 2.** Estimated coefficient of standards adjustment depending on natural and climatic conditions of operation  $C_{est}$  [5]

Характеристика климата района	Значение коэффициента для норматива			
	Периодичность ТО, $K_{усл. то}$	Удельная трудоёмкость, $K_{усл. тр}$	Пробег до КР, $K_{усл. кр}$	Расход запчастей, $K_{усл. зп}$
Умеренный	1,0	1,0	1,0	1,0
Умеренно-тёплый, умеренно-тёплый влажный, тёплый влажный	1,0	0,9	1,1	0,9
Жаркий сухой, очень жаркий сухой	0,9	1,1	0,9	1,1
Умеренно-холодный	0,9	1,1	0,9	1,1
Холодный	0,9	1,2	0,8	1,25
Очень холодный	0,8	1,3	0,7	1,4

**Таблица 3.** Группы технологически совместимых автомобилей для ТО и Р [5]

**Table 3.** Groups of technologically compatible vehicles for maintenance and repair [5]

Группа	Базовые модели групп
I	АЗЛК, ИЖ, ВАЗ, ЗАЗ, ЛуАЗ
II	«Волга», РАФ, УАЗ, ЕрАЗ
III	ПАЗ, КАВЗ, ГАЗ, ЗИЛ, КАЗ
IV	ЛАЗ, ЛиАЗ, «Икарус»
V	Урал, МАЗ, КамАЗ, КраЗ

В зоне ТО и Р количество постов  $K_{II}$  рассчитывается по формуле [5]

$$K_{II} = \frac{T_T \cdot B \cdot F}{D_T \cdot P \cdot t_{cm} \cdot B \cdot C}, \quad (3)$$

где  $T_T$  — годовая трудоёмкость данного вида ТО, чел.-ч;  $B$  — коэффициент неравномерности поступления машин;  $F$  — коэффициент, учитывающий объём работ, выполняемых на производственных участках;  $D_T$  — число рабочих смен поста в год;  $P$  — число рабочих, одновременно работающих на посту;  $t_{cm}$  — продолжительность рабочей смены;  $B$  —

коэффициент, учитывающий занятость на посту;  $C$  — коэффициент использования времени поста.

Следует отметить, что почти все исходные данные в формуле (3) предварительно рассчитываются в зависимости от численности парка, пробега и условий эксплуатации. В этом смысле такие проектные процедуры являются промежуточными при использовании нейронной сети, которая позволяет напрямую найти выходную величину.

С учётом постановки задачи, данных таблиц 1—3 входными и выходными данными были определены следующие:

- численность парка,  $N$  (от 10 до 200 ед.);
- годовой пробег парка,  $L$  (от 500 до 8200 тыс. км);
- категория климатических условий,  $KL$  (от I до V);
- категория дорожных условий,  $D$  (от I до V).

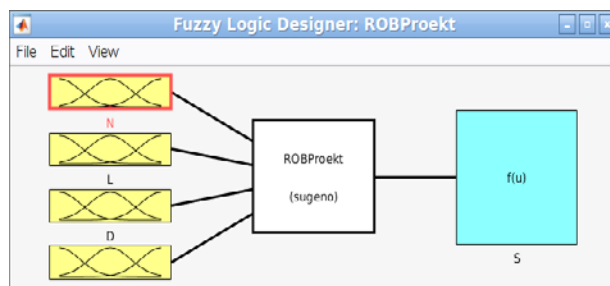
Выходной переменной является площадь,  $S$ , зоны постов для ТО и ремонта  $S$  (от 100 до 2400 м<sup>2</sup>).

В существующей методике проектирования РОБ площадь зоны постов рассчитывается с учётом габаритных размеров машин (в данном случае принимая данные лесовозного автомобиля КамАЗ длиной 10,5 м и шириной 2,5 м) и минимально допустимых расстояний от элементов здания и между машинами.

Сформированные по результатам известных проектных расчётов обучающие выборки приведены в таблице 4.

#### 2.4. Разработка нейронной сети

Для создания интеллектуальной системы используем адаптивную продукционную нейронечёткую сеть ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System). Существенным преимуществом сети этого типа является включение свойств нейронных сетей и нечётких систем. Схема построения нейронечёткой сети в среде Matlab приведена на рисунке 1.



**Рисунок 1.** Схема нейронечёткой сети

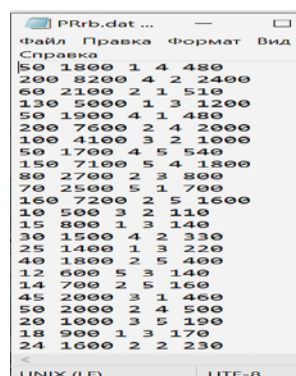
**Figure 1.** Scheme of a neural fuzzy network

Для реализации модели использовано приложение *anfisedit* — один из Toolbox системы MATLAB [6]. Процесс создания сети ANFIS показан на рисунках 2*a–e*. Сформированный в виде матрицы файл исходных данных в формате \*.dat (рисунок 2*a*) загружается в Matlab (рисунок 2*б*). Задаются тип нечёткого вывода, в данном случае по методу Сугено, и входные переменные в виде лингвистических переменных (рисунок 2*в*). После генерации структуры сети (рисунок 2*г*) создаётся база правил (рисунок 2*д*). Результаты обучения по каждой эпохе выводятся в рабочую область программы (рисунок 2*е*). В данном случае после второй эпохи обеспечивается точность до второго знака после запятой, что соответствует расчёту площади с точностью до 1 м<sup>2</sup>.

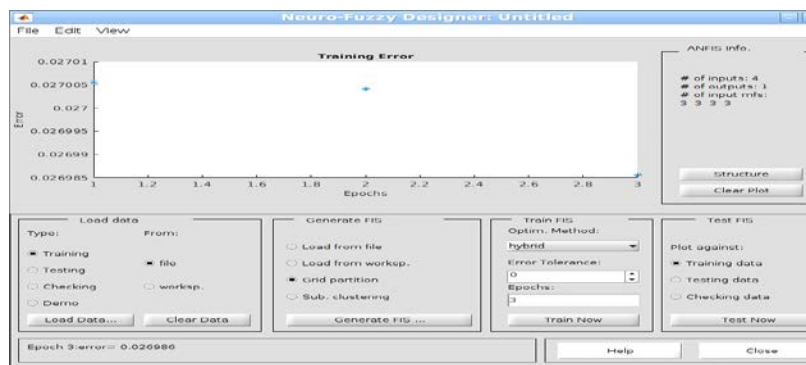
**Таблица 4.** Перечень обучающих выборок

**Table 4.** List of training samples

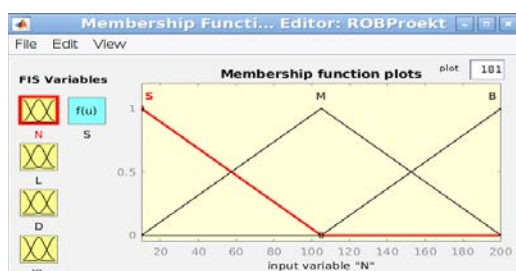
№ п/п	Численность парка $N$ , ед.	Пробег, $L$ , тыс. км	Категория дорожных условий, $D$	Категория климатических условий, $KЛ$	Площадь зоны постов, $S$
1	50	1800	I	IV	480
2	200	8200	IV	II	2400
3	60	2100	II	I	510
4	130	5000	I	III	1200
5	50	1900	IV	I	480
6	200	7600	II	IV	2000
7	100	4100	III	II	1000
8	50	1900	IV	V	540
9	150	7100	V	IV	1800
10	80	2700	II	III	800
11	70	2500	V	I	700
12	160	7200	II	V	1600
13	10	500	III	II	110
14	15	800	I	III	140
15	30	1500	IV	II	330
16	25	1400	I	III	220
17	40	1800	II	V	400
18	12	600	V	III	140
19	14	700	II	V	160
20	45	2000	III	I	460
21	50	2000	II	IV	500
22	20	1000	III	V	190
23	18	900	I	III	170
24	27	1600	II	II	230



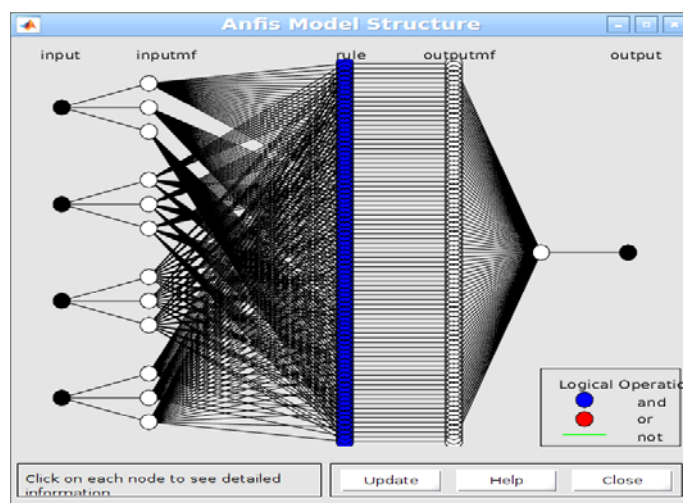
a



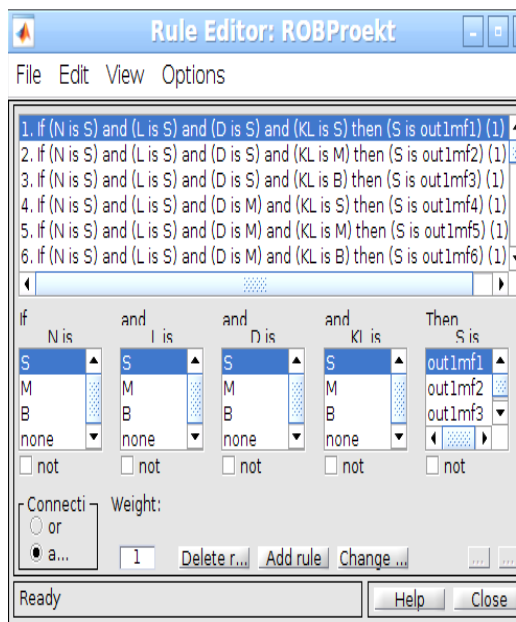
б



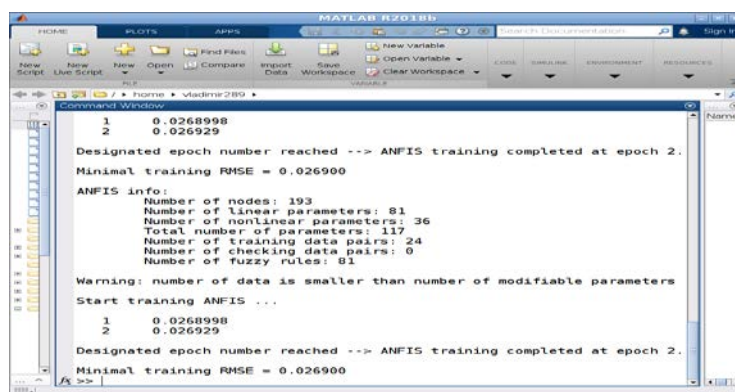
в



г



д



е

**Рисунок 2.** Создание нейронной сети: а — задание файла \*.dat с исходными данными; б — загрузка обучающих примеров в систему; в — определение лингвистических переменных для исходных переменных (показано для переменной численности парка М); г — генерация структуры нейронной сети; д — создание базы правил; е — процесс обучения нейросети

**Figure 2.** Creation of a neural network: a - setting a \*.dat file with initial data; b - loading of training examples into the system; c - definition of linguistic variables for the initial variables (shown for the variable number of the park M); d - generation of the neural network structure; e - rule base creation; e - the process of a neural network training

### 3. Обсуждение

После построения сети была выполнена проверка её адекватности на тестовых выборках. Значения для тестовых наборов задавались в поле Input визуального интерфейса процедуры Rule Viewer пакета MATLAB (рисунки 3а—г) (результаты приводятся в верхней строке данных).

Так, для выборки  $X_1 = 50$ ,  $X_2 = 1800$ ,  $X_3 = 1$ ,  $X_4 = 4$  получено по модели значение  $S = 480 \text{ м}^2$  (рисунок 3а), для выборки  $X_1 = 200$ ,  $X_2 = 8200$ ,  $X_3 = 4$ ,  $X_4 = 2$  получено по модели значение  $S = 2400 \text{ м}^2$  (рисунок 3б), для выборки  $X_1 = 100$ ,  $X_2 = 4100$ ,  $X_3 = 3$ ,  $X_4 = 2$  получено по модели значение  $S = 1000 \text{ м}^2$  (рисунок 3в), для выборки  $X_1 = 30$ ,  $X_2 = 1500$ ,  $X_3 = 4$ ,  $X_4 = 2$  получено по модели значение  $S = 330 \text{ м}^2$  (рисунок 3г), что совпадает с выходными значениями выборок. Следует отметить, что такая точность будет наблюдаться для исходных данных, которые близки к значениям обучающих выборок. Возможны случаи больших отклонений результата, когда входные переменные значительно отличаются от обучающих. Но при больших отклонениях можно провести переобучение сети с новыми данными.

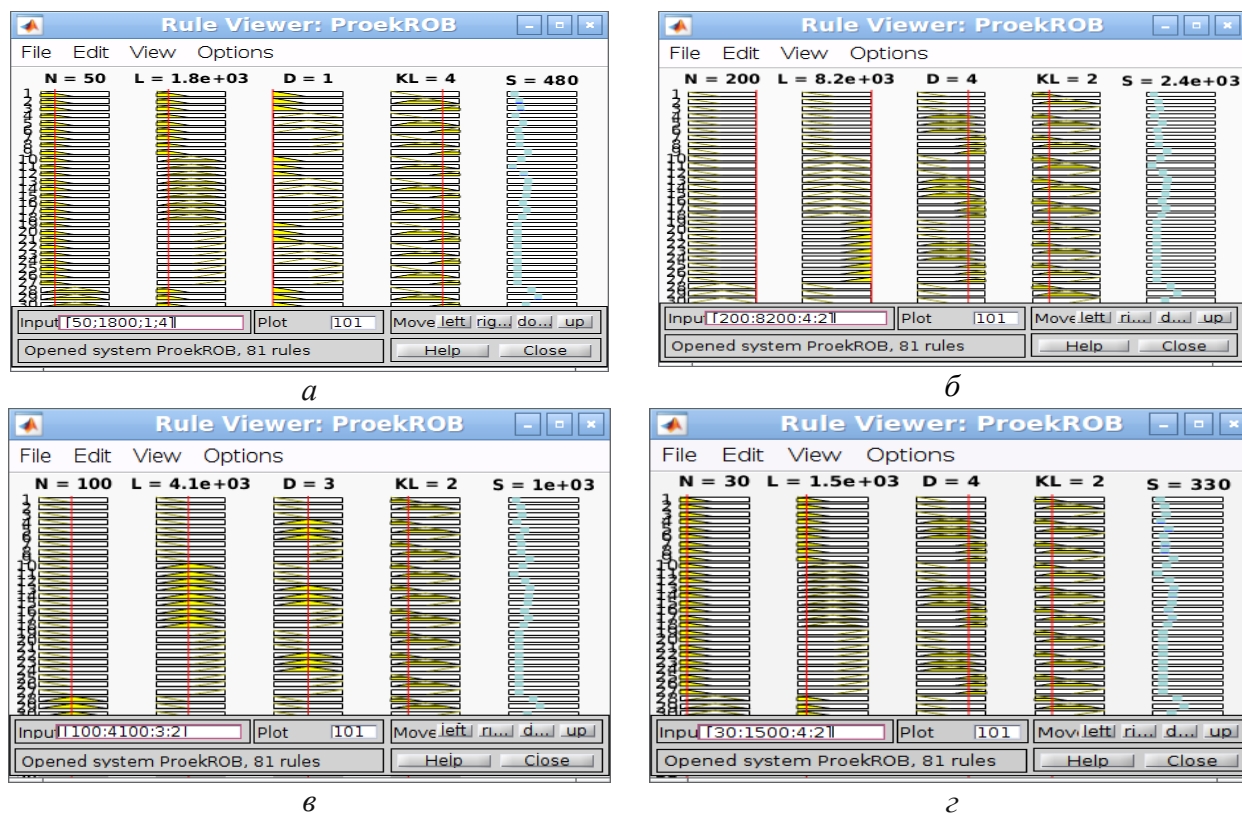


Рисунок 3. Проверка настроенной нейросети на тестовых примерах: а—г — тестовые выборки и результаты

Figure 3. Checking a tuned neural network using test examples: a—d — test samples and results

Преимуществом предложенной сети является наличие базы правил, которая позволяет вносить различные корректировки без изменения структуры и программного кода модели, также большую гибкость модели обеспечивает использование лингвистических переменных для входных величин, которые также могут корректироваться. Кроме того, при необходимости учёта новых факторов нейросеть можно перенастроить на новый набор обучающих выборов, что делает её более универсальной и адекватной.

#### 4. Заключение

В заключении можно отметить следующее:

— при выполнении проектов РОБ парка автомобилей, определении их основных параметров, назначении условий эксплуатации факторы неопределённости вносят значительную погрешность, а это даёт в практике недостаточно обоснованные решения;

— предложенная интеллектуальная система в виде нейронечёткой сети для проектирования РОБ учитывает неопределённости в условиях эксплуатации, отклонения от проектных исходных данных в процессе эксплуатации, поэтому является более адекватной реальным условиям и может быть рекомендована для использования в практике проектирования ремонтно-обслуживающих баз автомобилей.

#### Список литературы

1. Пикалев О. Н., Верхорубов В. В. Методика повышения технической готовности городских автобусов за счёт оптимизации размеров и структуры зоны текущего ремонта пассажирских АТП // Автотранспортное предприятие. 2007. № 10. С. 46—53.
2. Сергиенко Е. В. Оптимизация количества постов текущего ремонта с учётом неравномерности поступления автомобилей: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Тюмень, 2004. 20 с.
3. Побединский В. В., Побединский Е. В. Интеллектуальная система определения количества постов ТО и ремонта. Ч. 1. Формализация неопределённостей в задаче // Ремонт. Восстановление. Модернизация. М.: ООО «Наука и технологии», 2019. № 4. С. 42—48. DOI: 10.31044/1684-2561-2019-0-4-42-48.
4. Побединский В. В., Рябкова Н. В., Асин К. П. Нечёткий вывод режимов технического обслуживания автомобилей // Автотранспортное предприятие. 2012. № 9. С. 38—42.
5. ОНТП 01-91. Общесоюзные нормы технологического проектирования предприятий автомобильного транспорта. М.: Гипроавтотранс РСФСР, 1992. 92 с.
6. Piegat A. Fuzzy Modeling and Control. Heidelberg, Physica-Verlag, 2001. 760 p. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-7908-1824-6>.
7. MATLAB Release Notes for R2013a. MathWorks. URL: <https://www.mathworks.com/help/simulink/release-notes>. Highlight (дата обращения: 15.02.2019).
8. Хултен Дж. Разработка интеллектуальных систем / пер. с англ. В. С. Яценкова. М.: ДМК Пресс, 2019. 284 с.
9. Ясницкий Л. Н. Нейронные сети — инструмент для получения новых знаний: успехи, проблемы, перспективы // Нейрокомпьютеры: разработка, применение [Nejrokompyutery: razrabotka, primeneniye]. 2015. № 5. С. 48—56.

10. Wang Ruihan, Chen Hui, Guan Cong. Random convolutional neural network structure: An intelligent health monitoring scheme for diesel engines // *Measurement*. 2021. Vol. 171.
11. Shamekhi A.-M., Shamekhi A. H. A new approach in improvement of mean value models for spark ignition engines using neural networks // *Expert Systems with Applications*. 2015. Vol. 42. Issue 12, 15 July. P. 5192—5218.

## References

1. Pikalev O. N., Verkhorubov V. V. Methods for increasing the technical readiness of city buses by optimizing the size and structure of the current repair area for passenger vehicles. *Motor transport enterprise*, 2007, no 10, pp. 46—53. (In Russ.)
2. Sergienko E. V. *Optimization of the number of maintenance posts taking into account the uneven arrival of cars*: Abstract of thesis. Dis. ... Cand. Tech. Sciences. Tyumen, 2004. 20 p. (In Russ.)
3. Pobedinsky V. V., Pobedinsky E. V. Intelligent system for determining the number of maintenance and repair posts. Part 1. Formalization of uncertainties in the task. *Repair. Recovery. Modernization*. Moscow, Science and Technology LLC, 2019, no 4, pp. 42—48. doi: 10.31044 / 1684-2561-2019-0-4-42-48. (In Russ.)
4. Pobedinsky V. V., Ryabkova N. V., Asin K. P. Fuzzy deduction of vehicle maintenance modes. *Motor transport enterprise*, 2012, no 9, pp. 38—42. (In Russ.)
5. ONTP 01-91. All-Union norms of technological design of road transport enterprises. Moscow, Giprovavtotrans RSFSR, 1992. 92 p. (In Russ.)
6. Piegat A. *Fuzzy Modeling and Control*. Heidelberg, Physica-Verlag, 2001. 760 p. Available at: <https://doi.org/10.1007/978-3-7908-1824-6>.
7. MATLAB Release Notes for R2013a. MathWorks. Available at: <https://www.mathworks.com/help/simulink/release-notes>. Highlight (accessed: 15.02.2019).
8. Hulten J. *Development of intelligent systems*. Trans. from English V. S. Yatsenkov. Moscow, DMK Press, 2019. 284 p. (In Russ.)
9. Yasnitsky L. N. Neural networks — a tool for obtaining new knowledge: successes, problems, prospects. *Neurocomputers: development, application [Nejrokompyutery: razrabotka, primeneniye]*, 2015, no 5, pp. 48—56. (In Russ.)
10. Wang Ruihan, Chen Hui, Guan Cong. Random convolutional neural network structure: An intelligent health monitoring scheme for diesel engines. *Measurement*, 2021, vol. 171.
11. Shamekhi Amir-Mohammad, Shamekhi Amir H. A new approach in improvement of mean value models for spark ignition engines using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 2015, vol. 42, issue 12, 15 July, pp. 5192—5218.