

ИНФОРМАЦИОННЫЕ
ТЕХНОЛОГИИ
И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ

INFORMATION
TECHNOLOGIES
AND TELECOMMUNICATIONS

УДК 621.43.068.4:004.032.26

DOI: 10.17212/2782-2001-2025-4-53-68

Моделирование процесса стабилизации температуры в системе охлаждения двигателя внутреннего сгорания на основе гибридной нейронной сети*

Ш.Ш. ЗИЁЕВ^a, У.Х. ДЖАЛОЛОВ^b, Н.И. ЮНУСОВ^c, К.М. БОБОБЕКОВ^d

*Республика Таджикистан, 734042, г. Душанбе, просп. Академиков Раджабовых, 10,
Таджикский технический университет имени Академика М.С. Осими*

^a sh.ziyaev1986@gmail.com ^b dzhalolov48@mail.ru ^c U.Nizomyddin@gmail.com

^d kurbonmurod.bobobekov@yandex.ru

Математическое описание процесса стабилизации температуры в системе охлаждения двигателя внутреннего сгорания (ДВС), функционирующего в критических режимах, с учетом внешних и внутренних факторов требует большого количества исходных данных. При этом некоторые из них являются эмпирическими или трудно измеряемыми. В связи с этим в статье рассматривается разработка модели процесса стабилизации температуры, системы охлаждения ДВС путем использования гибридной нейронной сети, состоящей из сверточной и рекуррентной сетей. Назначение сверточной части модели, ориентированной на прогнозирование температурного режима ДВС, заключается в том, что с помощью алгоритмов, которые используются в этих сетях, извлекаются наиболее информативные части сигналов, поступающих на вход сверточной нейронной сети, от датчиков, которые подключены к соответствующим частям объекта исследования. Вторая часть гибридной нейронной сети, состоящая из рекуррентной нейронной сети, позволяет корректно анализировать данные, зависящие от времени, за счет запоминания предыдущей информации, то есть устанавливать связь между основными паттернами настоящей и предыдущей информации путем передачи результата с одного шага на другой. Для построения модели объекта использованы данные, полученные с двигателя внутреннего сгорания с дополнительным элементом охлаждения, установленного на учебно-исследовательском стенде, созданном авторами. Стенд оснащен системой сбора и обработки информации, позволяющей выполнять предварительную обработку данных. Экспериментальные исследования режимов охлаждения двигателя при различных нагрузках согласуются с результатами моделирования с применением пакета программ Matlab/Simulink. Применение гибридной нейронной сети показало устойчивую обучаемость модели и хороший показатель сходимости ошибки процесса моделирования.

Ключевые слова: двигатель внутреннего сгорания, стабилизация температуры, система охлаждения, модель, гибридная нейронная сеть, сверточная нейронная сеть, рекуррентная нейронная сеть, прогнозирование, учебно-исследовательский стенд, датчики

* Статья получена 26 августа 2025 г.

ВВЕДЕНИЕ

Как известно, надежная и стабильная работа любого автомобиля главным образом зависит от качества работы ее двигателя. В связи с этим к двигателям предъявляются высокие требования по надежности, экономичности и экологичности. Эксплуатация автомобилей с двигателями внутреннего сгорания (ДВС) в горных условиях показывает, что на вышеперечисленные параметры отрицательно влияют следующие обстоятельства: дороги с крутыми подъемами и поворотами, перепады температур и разреженность окружающего воздуха [9]. В связи с этим актуальной становится задача обеспечения нормального режима работы ДВС в вышеуказанных условиях за счет стабилизации температуры охлаждающей жидкости, циркулирующей в «рубашке» двигателя [1, 2].

Следует отметить, что многие работы, посвященные оптимизации температурного режима работы ДВС, вызывают большие изменения в самой конструкции системы охлаждения, которые, в свою очередь, требуют значительных финансовых затрат. Большинство научных работ [3–7] направлено на разработку моделей, использующих фундаментальные возможности искусственных нейронных сетей – аппроксимирующие, оптимизирующие и прогнозирующие, которые позволяют с помощью моделирования исследовать различные характеристики сложных систем. При этом работы, посвященные разработке моделей стабилизации температуры ДВС с дополнительным охлаждением жидкости, встречаются редко.

В настоящей статье рассматривается подход, использующий гибридную нейронную сеть, которая состоит из двух составляющих – сверточной и рекуррентной. Это позволяет моделировать процесс прогнозирования температуры охлаждающей жидкости в системе ДВС с учетом критических режимов работы двигателя, когда охлаждающая жидкость проходит через дополнительный охлаждающий контур.

1. УЧЕБНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ УСТАНОВКА

Конструкция с дополнительной подачей охлаждающей жидкости в систему охлаждения двигателя в критических режимах ее эксплуатации разработана [19] сотрудниками кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими, которая реализована в виде учебно-исследовательского стенда, представленного на рис. 1.

Описание исследовательского стенда. На стенде представлены двигатель внутреннего сгорания, пульт управления, система дополнительного охлаждения, асинхронный двигатель, эксплуатируемый в генераторном режиме, нагрузочные сопротивления и коробка передач. Данные об изменениях параметров двигателя снимаются с термодатчиков T3 и T4, установленных на стенках первого и четвертого цилиндров, а также T1 и T2, установленных соответственно на входе и на выходе радиатора. Датчики соединены с соответствующими портами микроконтроллера [13]. Ниже приведены тип

и технические характеристики датчиков и других составных элементов экспериментальной установки.

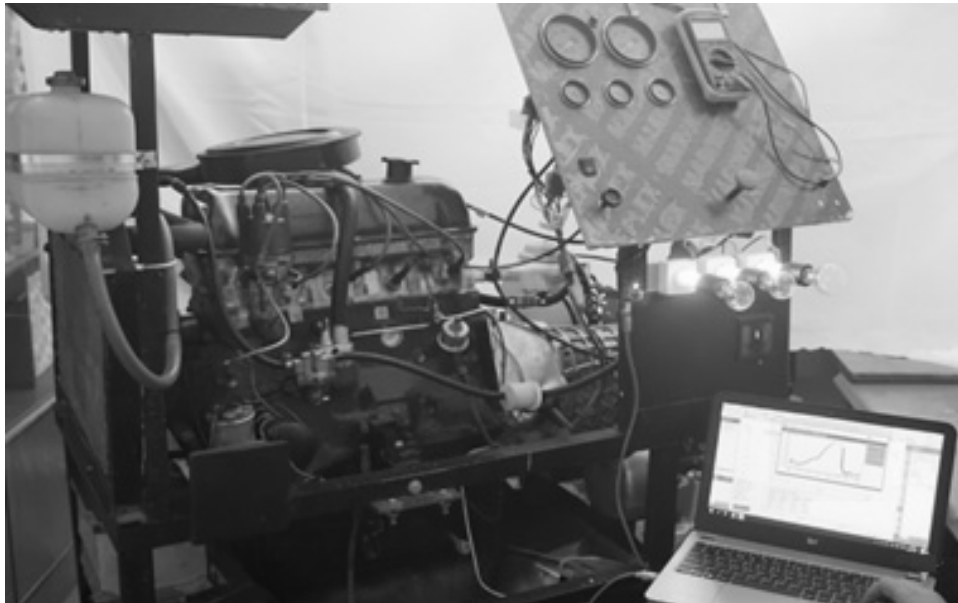


Рис. 1. Внешний вид стенда

Fig. 1. External view of the stand

Двигатель внутреннего сгорания. Объем двигателя 1198 см³. Максимальный крутящий момент 85 (9) Н · м (кг · м) при 3400 об/мин. Максимальная мощность 59 (43) л. с. (кВт) при 5600 об/мин.

Электродвигатель. Электродвигатель АИР 132М4: трехфазный асинхронный двигатель (АД) общепромышленного типа с напряжением 380/660 В. В табл. 1 указаны основные характеристики электродвигателя с короткозамкнутым ротором.

Датчики температуры. В качестве устройства измерения температуры используется датчик типа DS18B20 – цифровой измеритель температуры, который имеет диапазон измерения от –55 °С до +125 °С с разрядностью 9...12 бит. Датчик имеет свой 64-битный адрес; обмен информацией с Arduino происходит по каналу 1 – wire.

Микроконтроллер. Микроконтроллер Arduino UNO. Температурные датчики DS18B20 подключены к плате Arduino прямым способом.

Расходомер для измерения скорости потока теплоносителя. Датчик типа YF – G1. Допустимый объем проходящей жидкости через датчик YF – G1 составляет от 2 до 100 л в минуту с давлением не более 2 МПа и температурой от 1 °С до 120 °С.

Устройство для измерения напора воздушного потока. Состоит из датчика MPS20N0040D и аналого-цифрового преобразователя HX710B, которые соединены с микроконтроллером Arduino. С помощью этого устройства можно измерять давление воздуха от 0 до 40 кПа. Датчик заключен в трубу для защиты от внешнего влияния.

Таблица 1

Table 1

Технические характеристики электродвигателя АИР 132М4**Technical characteristics of the AIR 132M4 electric motor**

Электродвигатель 11 кВт	Частота вращения, об/мин	Номинальный крутящий момент, Н · м	Номинальный ток, А	Диаметр вала, мм	Момент инерции, Н · м	Соотношение токов	КПД, %
АИР132М4	1460	72,4	22,5	38	0,0349	7	88,4

Устройство дополнительного охлаждения. Это емкость, имеющая объем 5,1 литра, внутри которой находится теплообменник объемом 1,2 литра. Емкость соединена с центробежным насосом мощностью 20 Вт, создающим принудительную циркуляцию охладителя.

2. МЕТОДОЛОГИЯ

Сверточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network, СНС) [10, 14, 15] является пионером в области распознавания объектов, имеющих различные образы. При этом СНС обладает достаточной устойчивостью к различным помехам и пространственным искажениям первичного распознаваемого образа. Одним из достоинств СНС является то, что ее синаптические веса позволяют обнаруживать главные информативные свойства объекта исследования. Эти особенности СНС позволили применить ее для сжатия и выделения информативных частей сигналов, полученных от экспериментальной установки. Схема сверточной нейронной сети в составе гибридной нейронной сети представлена на рис. 4. Параметры карт сверточного слоя определяются с помощью формулы [10]

$$(w, h) = (W_{pr} - W_{fl} + 1, H_{pr} - H_{fl} + 1), \quad (1)$$

где (w, h) – определяемый размер сверточной карты; W_{pr} – ширина предыдущей карты; W_{fl} – ширина фильтрующей карты (ядро); H_{pr} – высота предыдущей карты; H_{fl} – высота фильтрующей карты.

Начальные значения отдельно взятой карты сверточного слоя приравнены к нулю. Веса, применяемые в фильтрующей карте, устанавливаются произвольно в диапазоне от $-0,5$ до $0,5$. Фильтрующая карта, перемещаясь от предыдущей карты к последующей, выполняет операцию свертки вида

$$(f, g) = [m, n] = \sum_{k,l} f[m-n, n-l]g[k, l], \quad (2)$$

где f – исходная матрица изображения сигналов; g – матрица фильтрующей карты; m, n – размеры исходной матрицы; k, l – размеры матрицы карты свертки.

В решаемой задаче особо следует отметить то, что рассматривается не изображение самого объекта, а образы сигналов, снимаемые с объекта, с датчиков, установленных на двигателе, радиаторе и других важных информативных частях исследовательского стенда. В качестве входных данных для гибридной нейронной сети, выбранной для моделирования процесса температурной стабилизации при эксплуатации двигателя, приняты следующие параметры: n_d – число оборотов вала двигателя; P – давление воздушного потока на радиатор; T – температура окружающей среды, $T_{\text{охл}}^0$ – температура жидкости, охлаждающей двигатель; Q – массовый расход топлива; q – количество воды, подаваемой в нештатный охладитель в единицу времени; I_n – ток нагрузки электрического двигателя, эксплуатируемого в генераторном режиме; U_c – напряжение статора электродвигателя; M_c – приведенный к валу электродвигателя момент сопротивления привода. Численные значения M_c вычисляются с учетом тока нагрузки и напряжения статора электродвигателя [16, 17]. Значения других параметров вычисляются также при помощи микроконтроллера Arduino. На рис. 2, а, б приведены графики изменения соответственно тока нагрузки и момента сопротивления асинхронного двигателя; θ_{real}^0 – температура, полученная с экспериментального стенда. Следует заметить, что приведенные сигналы изменяются во временной области и для представления в нейросеть оформлены как многослойные матрицы, где данные о сигналах имеют вид кортежа:

$$S_k : [n_d(k), I_n(k), U_c(k), P(k), T_{\text{охл}}^0(k), Q(k), q(k), \theta_{\text{real}}^0] . \quad (3)$$

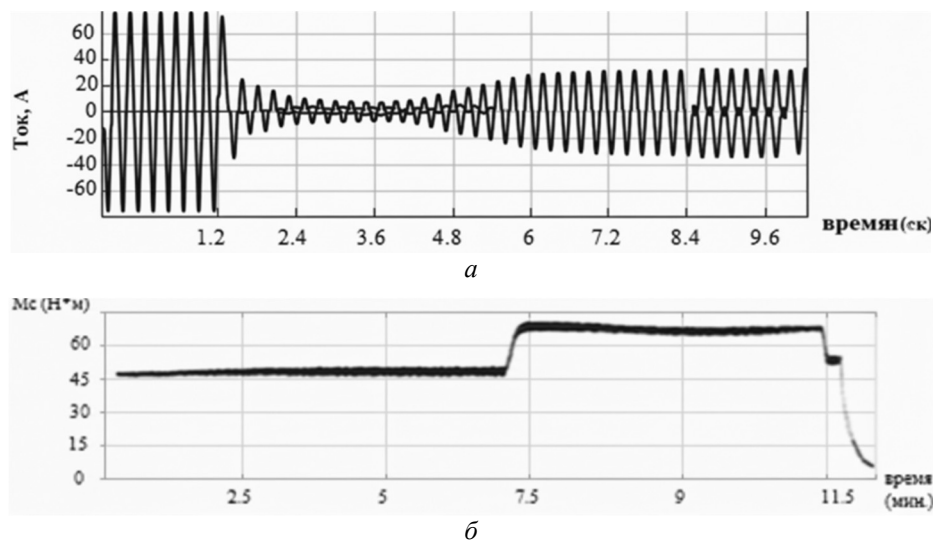


Рис. 2. Ток статора I_c :

а – момент сопротивления M_c ; б – генератор, работающий под нагрузкой

Fig. 2. Stator Current Graphs I_c :

а is moment of resistance M_c ; б is asynchronous generator operating in load mode

По этой схеме формируется система матриц D , имеющих размер $n \times m$. В системе сохраняются значения полученных сигналов с объекта в моменты времени t_k . Эти сигналы, как правило, проходят через блок нормализации, а затем поступают на вход сверточной нейронной сети.

Нормализация выполняется по формуле

$$Z(p, \min, \max) = \frac{p - \min}{\max - \min}, \quad (4)$$

где Z – функция нормализации; p – значение сигнала в момент t_k ; $\min, \max$ – минимальное и максимальное значения сигнала. Формально операцию подвыборки (MAXPOOLING) можно представить следующей формулой:

$$x^l = f(a^l \cdot \text{Subsample}(x^{l-1}) + b^l), \quad (5)$$

где x^l – выход слоя; $f(\cdot)$ – функция активации; a^l, b^l – коэффициенты сдвига слоя l ; $\text{Subsample}(\cdot)$ – операция выборки локальных максимальных значений.

Совместное использование сверточных и рекуррентных нейронных сетей дает возможность эффективно моделировать пространственно-временные последовательности [15].

Выходные значения x_i^l для полносвязной части сети СНС вычисляются по формуле

$$x_i^l = \sum_{k=0}^m w_{ki}^l y_k^{l-1} + b_i^l, \quad \forall i \in (0, \dots, n), \quad \forall j \in (0, \dots, M), \quad (6)$$

где l и $l-1$ – индексы слоев сети с учетом памяти; y_k^{l-1}, x_i^{l-1} – образы на выходе функции активизации; w_{ki}^l – значения весов фильтрующей карты для l -го слоя сети; b_i^l – величина смещения.

В матричной форме это можно представить как

$$X^l = Y^{l-1} W^l + B_i^l, \quad (7)$$

Функцию потерь с использованием метода SOFTMAX Cross Entropy [8, 12], можно представить в виде

$$\begin{aligned} E = CE(S(t).Y) &= \sum_i y_i \ln \frac{e^{t_i}}{\sum_j e^{t_j}} = -\sum_i y_i \left(t_i - \ln \sum_j^k e^{t_j} \right) - \\ &- \sum_i y_i t_i - \sum_{i=0} y_i \ln \sum_j^k e^{t_j} = -\sum_i y_i t_i - \ln \sum_j e^{t_j}. \end{aligned} \quad (8)$$

Производную этой функции можно вычислить так:

$$\frac{\partial E}{\partial t_k} = -y_k + \frac{1}{\sum_j e^{t_j}} e^{t_i} = S(t_k) - \theta_k. \quad (9)$$

где $S(t_k)$ текущий образ сигнала в момент времени t_k .

Рекуррентная сеть Элмана [7], которая за счет обратных связей эффективно обрабатывает временные последовательности, в структуре гибридной нейронной сети имеет вид, представленный на рис. 4. Известно, что состояние динамической системы в момент времени t_k зависит от его предыдущего состояния, и ее можно представить в виде

$$h^t = f((h^{(t-1)}); \theta), \quad (10)$$

где h^t – состояние системы в момент времени t , θ – параметр системы.

Если принять интервал наблюдения $\tau = 1 \div k$, тогда

$$h^{(\tau)} = f(h^{(\tau-1)}), \theta = f(f(h^{(\tau-2)}), \theta) = f(f(\dots f(h^1), \theta)). \quad (11)$$

Состояние сети Элмана во временном пространстве можно представить в виде систем уравнений следующего вида [9]:

$$\begin{cases} a^{(t)} = Ux^{(t)} + Wh^{(t-1)} + b, \\ h^{(t)} = f(a^{(t)}) = f(Ux^{(t)} + Wh^{(t-1)} + b), \\ q^{(t)} = Vh^{(t)} + c, \bar{y}^{(t)} = g(q^{(t)}) = g(Vh^{(t)} + c), \end{cases} \quad (12)$$

где U , W , V – матрицы весов; b , c – векторы сдвигов; $h^{(t)}$ – вектор скрытых параметров в момент времени t ; $q^{(t)}$ – промежуточное значение функции в скрытом слое; $\hat{y}^{(t)}$ – выход сети в момент времени t ; $f(\cdot)$ и $g(\cdot)$ – функции активаций.

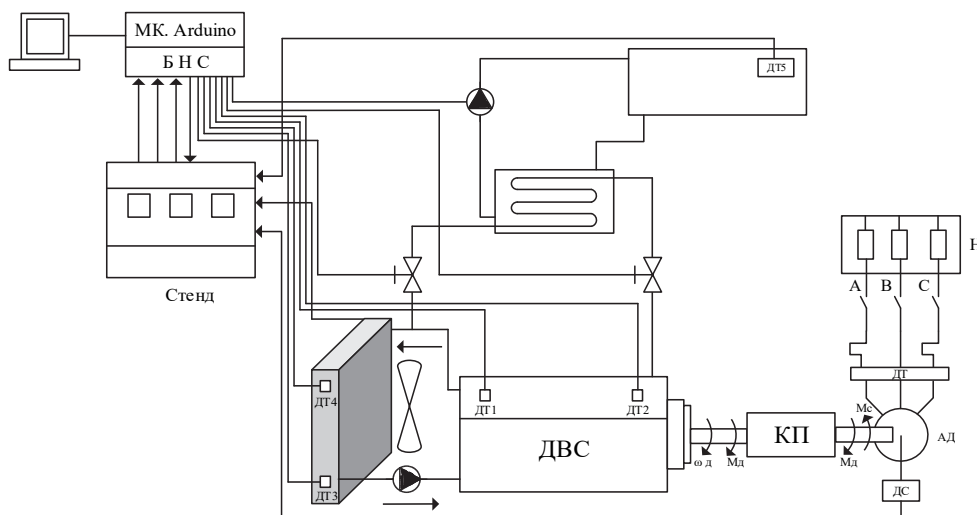


Рис. 3. Функциональная схема испытательного автоматизированного стенда

Fig. 3. Functional diagram of the automated test stand

Обучение сети Элмана выполняется с помощью алгоритма обратного распространения ошибки через время (Backpropagation Through Time, BPTT) [18]. Каждый шаг по времени от $t = 1$ до $t = \tau$ вычисляется с помощью уравнения обновления следующего вида:

$$\begin{cases} a^{(t)} = b + Wh^{(t-1)} + U(t), \\ q^{(t)} = c + Vh^{(t)}; \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} h^{(t)} = \tan h(a^{(t)}), \\ \tilde{y}^{(t)} = \text{soft max}(h^{(t)}). \end{cases} \quad (14)$$

Градиенты, определяемые для тех параметров, которые входят в состав рекуррентной сети, вычисляются по следующим формулам [7]:

$$\nabla_c E = \sum_t \left(\frac{\partial q^{(t)}}{\partial c} \right)^T \nabla_{q^{(t)}} E = \sum_t \nabla_{q^{(t)}} E,$$

$$\nabla_b E = \sum_t \left(\frac{\partial h^{(t)}}{\partial b^{(t)}} \right)^T \nabla_{h^{(t)}} E = \sum_t \text{diag}(1 - (h^{(t)})^2) \nabla_{h^{(t)}} E,$$

$$\nabla_V E = \sum_t \sum_t \left(\frac{\partial E}{\partial q^{(t)}} \right) \nabla_{Vq^{(t)}} = \sum_t (\nabla_{a^{(t)}} E) h^{(t)T},$$

$$\nabla_W E = \sum_t \sum_t \left(\frac{\partial E}{\partial h^{(t)}} \right) \nabla_{W^{(t)}} h^{(t)} = \sum_t \text{diag}(1 - (h^{(t)})^2) (\nabla_{h^{(t)}} E) h^{(t-1)T},$$

$$\nabla_U E = \sum_t \sum_t \left(\frac{\partial E}{\partial h^{(t)}} \right) \nabla_{U^{(t)}} h^{(t)} = \sum_t \text{diag}(1 - (h^{(t)})^2) (\nabla_{h^{(t)}} E) x^{(t)T}.$$

В процессе обучения минимизируется суммарная разница между реальным значением параметра θ_{real}^0 и прогнозным значением функции $\tilde{y}^{(t)}$:

$$mib J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K d(\theta_{real}^0, \theta_{prog}^0), U, V, W,$$

где N – объем выборки входных последовательностей; K – число элементов в n -й последовательности; θ_{real}^0 – набор реальных температур со стенда; θ_{prog}^0 – прогнозное значение температуры охлаждающей жидкости в момент времени t_r , полученное на выходе гибридной сети.

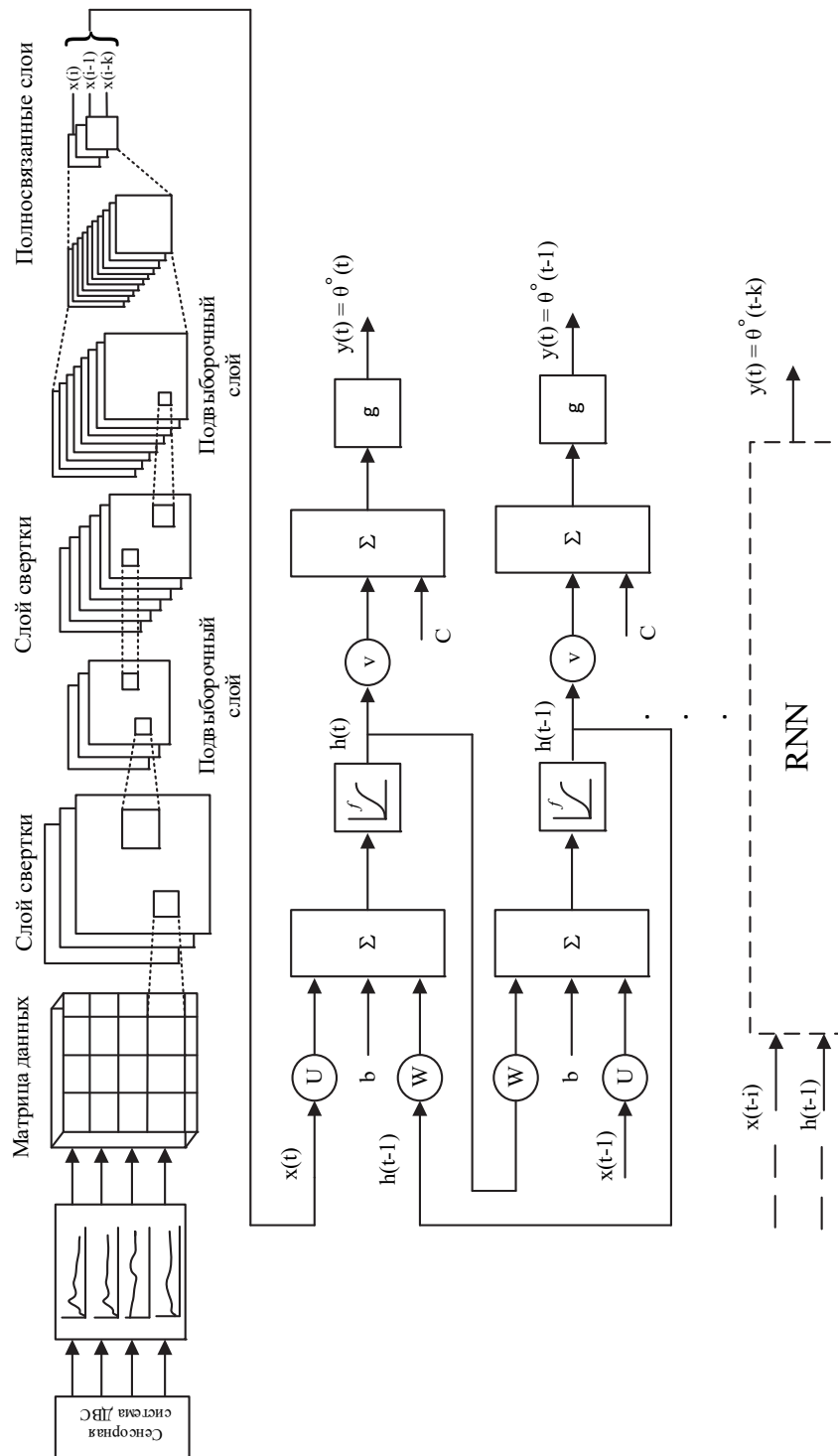


Рис. 4. Структурная схема моделирования процесса стабилизации температуры двигателя с помощью гибридной нейронной сети

Fig. 4. Structural diagram of modeling the engine temperature stabilization process using a hybrid neural network

Отметим, что обучение сверточной части гибридной нейронной сети проводится отдельно с применением метода обратного распространения ошибки, затем полученные выходные сигналы подаются на вход рекуррентной нейронной сети, являющейся второй составляющей гибридной нейронной сети, где обучение сети осуществляется по вышеуказанной схеме.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В целях обучения и проверки надежности прогноза температуры охлаждения ДВС данные, полученные в различных режимах ее эксплуатации с экспериментальной установки и составляющие базу данных (240 запусков двигателя), были разделены на две группы: обучающаяся последовательность (70 %) и проверочная последовательность (30 %). То есть на обучающуюся часть нейронной сети и тестовую приходилось соответственно 168 и 72 набора входных и выходных данных. На рис. 5 приведены кривые температур, полученные с испытательного стенда при 80-процентной нагрузке на двигателе. Максимальные и минимальные значения данных приведены в табл. 2.

Таблица 2

Table 2

Диапазоны параметров в базе данных

Parameter ranges in the database

Характеристики	Значения параметров		
	Обозначение	Минимальные	Максимальные
Момент сопротивления на валу ДВС (Н·м)	M_c	48,4	68
Напор воздуха на радиаторе от вентилятора при КПД $\eta = 0,4 \dots 0,5$ (Па)	P	2200	3400
Температура окружающего воздуха (°C)	T	32	35
Температура подпитываемой охлаждающей воды (°C)	$T_{\text{под}}$	28	32
Удельный расход топлива (кг/кВт·ч)	Q	0,40018	1,8235
Число оборотов вала ДВС (об/мин)	n	820	1240
Температура охлаждающей жидкости на выходе двигателя	$T_{\text{охл}}^0$	84	104

Для реализации гибридной нейронной сети использована среда MATLAB/SIMULINK с пакетом прикладных программ Neural Network Toolbox [11].

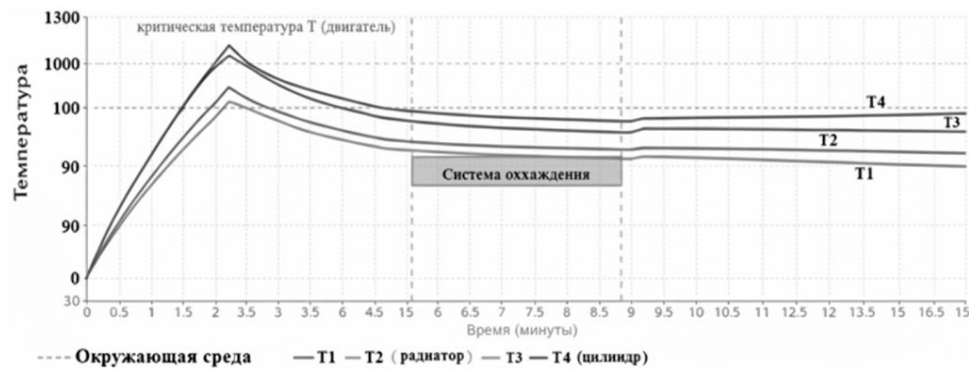


Рис. 5. Кривые температур, полученные с испытательного стенда при 80-процентной нагрузке на двигателе

Fig. 5. Temperature curves obtained from the test bench at 80 % engine load

Для обучения потребовалось 260 шагов, при этом достигнуто значение ошибки, равное $1,529 \cdot 10^{-3}$ (рис. 6). Это говорит о том, что для обучения была принята достаточная информативная выборка и, следовательно, сеть соответствует решаемой задаче (рис. 7); прогнозируемое время стабилизации температуры близко к реальному значению, полученному с испытательного стенда.



Рис. 6. График зависимости ошибки от числа циклов

Fig. 6. Graph of the error versus the number of cycles

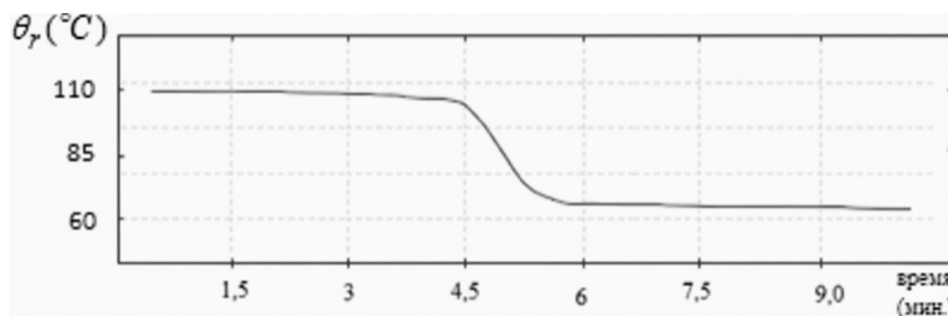


Рис. 7. Прогноз температуры, полученный при помощи модели гибридной нейронной сети

Fig. 7. Temperature forecast obtained using a hybrid neural network model

На рис. 7 видно, что прогнозируемое значение рабочей температуры устанавливается за время, которое соответствует реальным эксплуатационным показателям запаздывания в системе охлаждения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрено применение гибридной нейронной сети – функционального объединения сверточной и рекуррентной нейронных сетей для моделирования и прогнозирования температуры охлаждающей жидкости в двигателе внутреннего сгорания с учетом влияния внешних и внутренних факторов, таких как скорость вращения, момент нагрузки на валу двигателя, температура окружающего воздуха и жидкости в дополнительной емкости, внутри которой установлен охладитель, а также расход топлива и напор воздуха, формируемого вентилятором радиатора ДВС.

Результаты, полученные с использованием данных с экспериментального стенда, реализованные на гибридной модели нейронной сети, показывают эффективность, характеризующуюся сокращением времени на обучение и оценку параметров.

Дальнейшие исследования будут направлены на изучение и применение предлагаемой гибридной нейронной сети для диагностики неисправностей системы охлаждения ДВС. Более того, генетическая эволюция представленной динамической архитектуры гибридной нейронной сети предусматривает в дальнейшем использование этого подхода для формирования автоматической процедуры проектирования системы охлаждения ДВС с учетом влияния различных внешних и внутренних факторов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Глуценко А.А. Техническая эксплуатация автомобилей: учебное пособие для студентов инженерно-физического факультета. – Ульяновск: УлГУ, 2019. – 232 с.
2. Чооду О.А. Проблемы эксплуатации дорожных и строительных машин // Научно-технические ведомости СПбГПУ. – 2008. – № 6. – С. 67–73.
3. Garg A.B., Diwan P., Saxena M. Artificial neural networks for internal combustion engine performance and emission analysis // International Journal of Computer Applications. – 2014. – Vol. 87 (6). – DOI: 10.5120/15212-3705.
4. Uzun A. Air mass flow estimation of diesel engines using neural network // Fuel. – 2014. – Vol. 117, pt. A. – P. 833–838.
5. Deng J., Stobart R., Maass B. The applications of artificial neural networks to engines // Artificial Neural Networks – Industrial and Control Engineering Applications. – InTech, 2011. – ISBN 978-953-307-220-3.
6. Gopala Krishnan K. Effect of training algorithms on neural networks aided pavement diagnosis // International Journal of Engineering Science and Technology. – 2003. – Vol. 2 (2). – P. 83–92.
7. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
8. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с пол. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
9. Исследование температурных режимов работы систем охлаждения двигателей строительных машин / Ш.Ш. Зиёев, Н.И. Юнусов, Б.Г. Ким, Р.А. Насруллоева // Строительные и дорожные машины. – 2023. – № 9. – С. 17–22.

10. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition / Y. LeCun, B. Boser, J.S. Denker, D. Henderson, R.E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel // *Neural Computation*. – 1989. – Vol. 1 (4). – P. 541–551.
11. *Медведев В.С., Потёмкин В.Г.* Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: Диалог-МИФИ, 2002. – 496 с.
12. *Галушкин А.И.* Теория нейронных сетей. – М.: ИПРЖР, 2000. – 241 с.
13. *Зиёев Ш.Ш.* Позиционное управление системой охлаждения ДВС с применением элементов искусственного интеллекта // *Политехнический вестник. Серия: Интеллект. Инновации. Инвестиции*. – 2021. – № 3 (55). – С. 68–73.
14. *Kim Y.* Convolutional neural networks for sentence classification. – New York University, 2014. – 6 p.
15. *Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф.* Искусственные нейронные сети и приложения: учебное пособие. – Казань: Изд-во Казан. ун-та, 2018. – 121 с.
16. *Семёнов А.С., Кугушева Н.Н., Хубиева В.М.* Моделирование режимов работы электроприводов горного оборудования: монография. – Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing, 2013. – 112 с.
17. *Беспалов В.Я., Мощинский Ю.А., Кирякин А.А.* Определение параметров и характеристик асинхронных двигателей на основе компьютерной обработки паспортных данных // *Электротехнические комплексы автономных объектов: научно-техническая конференция: тезисы докладов*. – М.: МЭИ, 1997.
18. *Werbos P.* Backpropagation through time: what it does and how to do it // *Proceedings of the IEEE*. – 1990. – Vol. 78 (10). – P. 1550–1560.
19. Патент TJ 909: № 1801183 от 01.03.2018. Устройство для дополнительного охлаждения двигателей внутреннего сгорания / Зиёев Ш.Ш., Юнусов Н.И., Джалолов У.Х., Холов Ш.Ё., Турсунбадалов У.А., Бандишоева Р.М., Толибова С.Н.

Зиёев Шухрат Шарофидинович, старший преподаватель кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими. Основное направление научных исследований – автоматическое управление технических объектов. Имеет более 18 печатных работ. E-mail: sh.ziyae1986@gmail.com

Джалолов Убайдулло Хабибулоевич, кандидат технических наук, доцент кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими. Основное направление научных исследований – управление технических систем. Имеет более 80 печатных работ. E-mail: dzhalolov48@mail.ru

Юнусов Низамуддин Исмаилович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими. Основное направление научных исследований – идентификация системы управления. Имеет более 100 печатных работ. E-mail: U.Nizomyddin@gmail.com

Бобобеков Курбонмурод Мулломиракович, кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры «Автоматизированные системы управления» Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими. Основное направление научных исследований – синтез систем управления, синтез одноканальных и многоканальных регуляторов, идентификация. Имеет более 45 печатных работ. E-mail: kurbonmurod.bobobekov@yandex.ru

Ziyouev Shuhrat Sh., senior lecturer at the Department of Automation of Technological Processes and Production in the Tajik Technical University named after Academician M.S. Osimi. The main field of his scientific research is automatic control of technical objects. Has more than 18 published papers. E-mail: sh.ziyae1986@gmail.com

Jalolov Ubaidullo H., PhD, associate professor of the department of automation of technological processes and production in the Tajik Technical University named after academician M.S. Osimi. The main field of his scientific research is management of technical systems. Has more than 80 printed papers. E-mail: dzhalolov48@mail.ru

Yunusov Nizamuddin I., PhD, associate professor at the Department of Automation of Technological Processes and Production in the Tajik Technical University named after Academician M.S. Osimi. The main field of his scientific research is identification of the control system. Has more than 100 published papers. E-mail: U.Nizomyddin@gmail.com

Bobobekov Kurbonmurod M., PhD, senior lecturer of the department of Automated Control Systems in the Tajik Technical University named after academician M.S. Osimi. The main field of his scientific research is synthesis of control systems, synthesis of one-channel and multi-channel regulators, and identification. Has more than 45 published papers. E-mail: kurbonmurod.bobobekov@yandex.ru

DOI: 10.17212/2782-2001-2025-4-53-68

Modeling the process of temperature stabilization in the cooling system of an internal combustion engine based on a hybrid neural network*

SH.SH. ZIYOEV^a, U.H. JALOLOV^b, N.I. YUNUSOV^c, K.M. BOBOBEKOV^d

Tajik Technical University named after Academician M.S. Osimi, 10 Academician Radjabov Prospekt, Dushanbe, 734042, Republic of Tajikistan

^a sh.ziyaev1986@gmail.com ^b JalolovUH@yandex.ru ^c U.Nizomyddin@gmail.com

^d kurbonmurod.bobobekov@yandex.ru

Abstract

A mathematical description of the temperature stabilization process in the cooling system of an internal combustion engine (ICE) operating in critical modes, taking into account external and internal factors, requires a fairly large amount of initial data. Some of this data is empirical or difficult to measure. In this regard, the paper considers the development of a model of the temperature stabilization process in an ICE cooling system using a hybrid neural network consisting of convolutional and recurrent networks. The purpose of the convolutional part of the model, which is focused on predicting the temperature regime of the internal combustion engine, is to use the algorithms employed in these networks to extract the most informative parts of the signals coming to the input of the convolutional neural network from sensors connected to the relevant parts of the object under study. The second part of the hybrid neural network, consisting of a recurrent neural network, allows for the correct analysis of time-dependent data by memorizing past information, that is, establishing a connection between the main patterns of current and past information by transferring the result of one step to another. To build an object model, data obtained from an internal combustion engine with an additional cooling element installed on a training and research stand created by the authors was used. The stand is equipped with an information collection and processing system that allows its preliminary processing. The stand is equipped with an information collection and processing system that allows for preliminary processing. Experimental studies of engine cooling modes under various loads are consistent with the results of modeling using the Matlab/Simulink software package. The use of a hybrid neural network demonstrated the model's stable trainability and good convergence of the modeling process error.

* Received 26 August 2025.

Keywords: internal combustion engine, temperature stabilization, cooling system, model, hybrid neural network, convolutional neural network, recurrent neural network, forecasting, training and research stand, sensors

REFERENCES

1. Glushchenko A.A. *Tekhnicheskaya ekspluatatsiya avtomobilei* [Technical operation of cars]. Ulyanovsk, UIGU Publ., 2019. 232 p.
2. Choodu O.A. Problemy ekspluatatsii dorozhnykh i stroitel'nykh mashin [Problems of operation of road and construction machinery]. *Nauchno-tekhnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta* = *St. Petersburg State Polytechnical University Journal*, 2008, no. 6, pp. 67–73.
3. Garg A.B., Diwan P., Saxena M. Artificial neural networks for internal combustion engine performance and emission analysis. *International Journal of Computer Applications*, 2014, vol. 87 (6). DOI: 10.5120/15212-3705.
4. Uzun A. Air mass flow estimation of diesel engines using neural network. *Fuel*, 2014, vol. 117, pt. A, pp. 833–838.
5. Deng J., Stobart R., Maass B. The applications of artificial neural networks to engines. *Artificial Neural Networks – Industrial and Control Engineering Applications*. InTech, 2011. ISBN 978-953-307-220-3.
6. Gopala Krishnan K. Effect of training algorithms on neural networks aided pavement diagnosis. *International Journal of Engineering Science and Technology*, 2003, vol. 2 (2), pp. 83–92.
7. Khaikin S. *Neironnye seti. Polnyi kurs* [Neural networks. Full course]. Moscow, Williams Publ., 2006. 1104 p.
8. Osowski S. *Neironnye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2002. 344 p. (In Russian).
9. Ziyoev Sh.Sh., Yunusov N.I., Kim B.G., Nasrulloeva R.A. Issledovanie temperaturnykh rezhimov raboty sistem okhlazhdeniya dvigatelei stroitel'nykh mashin [Study of temperature modes of operation of cooling systems of engines of construction machines]. *Stroitel'nye i dorozhnye mashiny* = *Construction and road building machinery*, 2023, no. 9, pp. 17–22.
10. LeCun Y., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R.E., Hubbard W., Jackel L.D. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1989, vol. 1 (4), pp. 541–551.
11. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neironnye seti. MATLAB 6* [Neural networks. MATLAB 6]. Moscow, Dialog-MIFI Publ., 2002. 496 p.
12. Galushkin A.I. *Teoriya neironnykh setei* [Theory of neural networks]. Moscow, IPRZhR Publ., 2000. 241 p.
13. Ziyoev Sh.Sh. Pozitsionnoe upravlenie sistemoi okhlazhdeniya DVS s primeneniem elementov iskusstvennogo intellekta [Positional control of the internal combustion engine cooling system using artificial intelligence elements]. *Politekhnicheskii vestnik. Seriya: Intellekt. Innovatsii. Investitsii* = *Polytechnic Bulletin. Series Intelligence. Innovations. Investments*, 2021, no. 3 (55), pp. 68–73.
14. Kim Y. *Convolutional neural networks for sentence classification*. New York University, 2014. 6 p.
15. Gafarov F.M., Galimyanov A.F. *Iskusstvennye neironnye seti i prilozheniya* [Artificial neural networks and applications]. Kazan, Kazan University Publ., 2018. 121 p.
16. Semenov A.S., Kugusheva N.N., Khubieva V.M. *Modelirovanie rezhimov raboty elektroprivodov gornogo oborudovaniya* [Modeling of operating modes of electric drives of mining equipment]. Saarbrücken, LAP Lambert Academic Publishing, 2013. 112 p.
17. Bespalov V.Ya., Moshchinskii Yu.A., Kiryakin A.A. [Determination of parameters and characteristics of asynchronous motors based on computer processing of passport data]. *Elektrotekhnicheskie komplekсы avtonomnykh ob"ektov* [Electrotechnical complexes of autonomous objects]. Abstracts of reports of scientific-technical conference. Moscow, MEI Publ., 1997. (In Russian).

18. Werbos P. Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, 1990, vol. 78 (10), pp. 1550–1560.

19. Ziyoev Sh.Sh., Yunusov N.I., Dzhahalolov U.Kh., Kholov Sh.Ye., Tursunbadalov U.A., Bandishoeva R.M., Tolibova S.N. *Ustroistvo dlya dopolnitel'nogo okhlazhdeniya dvigatelei vnutrennego sgoraniya* [A device for additional cooling of internal combustion engines]. Patent TJ, no. 909, 2018.

Для цитирования:

Моделирование процесса стабилизации температуры в системе охлаждения двигателя внутреннего сгорания на основе гибридной нейронной сети / Ш.Ш. Зиёев, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов, К.М. Бобобеков // Системы анализа и обработки данных. – 2025. – № 4 (100). – С. 53–68. – DOI: 10.17212/2782-2001-2025-4-53-68.

For citation:

Ziyoev Sh.Sh., Jalolov U.H., Yunusov N.I., Bobobekov K.M. Modelirovanie protsesssa stabilizatsii temperatury v sisteme okhlazhdeniya dvigatelya vnutrennego sgoraniya na osnove gibridnoi neironnoi seti [Modeling the process of temperature stabilization in the cooling system of an internal combustion engine based on a hybrid neural network]. *Sistemy analiza i obrabotki dannykh = Analysis and data processing systems*, 2025, no. 4 (100), pp. 53–68. DOI: 10.17212/2782-2001-2025-4-53-68.