

УДК 62-574.5

А.В. Никитин, Д.А. Чистопрудов, С.П. Столяревский

## ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕПЛОВЫХ ПРОЦЕССОВ В ПОДДОНЕ КАРТЕРА ДВИГАТЕЛЯ СПЕЦИАЛЬНОГО ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОНЕЧЕТКИХ МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

Филиал Военной академии Ракетных войск стратегического назначения  
имени Петра Великого, г. Серпухов

Представлена аналитическая модель, описывающая динамику процесса нагрева моторного масла в поддоне картера двигателя внутреннего сгорания специального транспортного средства, гусеничного вездехода гибкими нагревательными элементами, обоснована ключевая роль в ней коэффициента теплоотдачи, приведены результаты его определения в условиях вариации скорости потока масла, температуры окружающей среды, мощности и площади нагревательных элементов, обоснована несостоятельность классических моделей конвективного теплообмена для описания процесса разогрева масла в условиях вариации указанных параметров и описан нейронечеткий математический аппарат, наиболее адекватно решающий данную задачу в условиях минимизации параметрической неопределенности.

*Ключевые слова:* гусеничный вездеход, специальное транспортное средство, устройство экстренного пуска, моторное масло, процесс прогрева масла в картере ДВС, коэффициент теплоотдачи, нечеткий аппроксиматор по схеме Сугено.

Наиболее актуальной задачей, стоящей перед эксплуатацией гусеничных вездеходов, двухзвенных и других специальных транспортных средств в северных районах страны, является предпусковая подготовка и поддержание температурного режима двигателя внутреннего сгорания (ДВС) в готовности к пуску за минимальное время. В настоящее время комплексно эта задача не решена, т.е. минимизация времени разогрева моторного масла в условиях ограничения по энергетике не проводилась. В [1,2] предложено устанавливать на специальное транспортное средство или гусеничный вездеход устройство, обеспечивающее быстрый разогрев и непрерывное поддержание температуры картерного масла двигателя в прогревом предпусковом состоянии, которое обладает возможностью адаптивного регулирования температуры подогрева масла картера двигателя за счет вариации скорости потока масла  $w$ , мощности  $N$  и площади  $F$  нагревательных элементов. Это позволяет снизить температурную и вязкостную неравномерность разогреваемого масла и повысить эффективность использования нагревательных элементов, выполненных в виде электрически обогреваемых матов, размещенных на внешней стороне поддона картера двигателя. Данное устройство способно обеспечить экстренный пуск двигателя специального транспортного средства или гусеничного вездехода в условиях экстремально низких температур априори в минимальное время.

Однако математический аппарат, описывающий динамику разогрева поддона двигателя транспортного средства данным устройством при изменении  $w$ ,  $N$ ,  $F$ , на сегодняшний момент отсутствует. Поэтому авторами разработана соответствующая математическая модель, описывающая процесс подогрева моторного масла в поддоне картера двигателя внутреннего сгорания гибкими нагревательными элементами. Основным выражением этой модели является равенство, представленное далее, оно отражает динамические процессы в ходе нагрева моторного масла ДВС транспортного средства. Данная модель представлена в виде дифференциального уравнения, позволяющего определять температуру масла в поддоне двигателя в любой момент времени  $\tau$  в зависимости от параметров:

$$\frac{dt_m}{d\tau} = \frac{\alpha_{1(w,N,F)}(t_{п(N)} - t_m(\tau))F_{п} - \alpha_2 F_{3м}(t_m(\tau) - t_{окр}) + K_{2(w,N,F)} F_{п}(t_m(\tau) - t_{окр})}{(c_{пп}m_{п} + c_{пм}m_{м} + c_{пу}m_{у} + c_{пи}m_{и})}, \quad (1)$$

где  $t_m$  – температура моторного масла, °С;  $\tau$  – время нагрева, с;  $\alpha_1$  – коэффициент теплоотдачи от поверхности поддона к моторному маслу, Вт/(м<sup>2</sup>·К);  $t_{\text{п}}$  – температура поверхности поддона, °С;  $F_{\text{п}}$  – площадь поверхности поддона (утеплителя), м<sup>2</sup>;  $K$  – коэффициент теплопередачи от масла через поверхность поддона (утеплителя) в окружающий воздух, Вт/(м<sup>2</sup>·°С);  $t_{\text{окр}}$  – температура окружающей среды, °С;  $c_{\text{рп}}$ ,  $c_{\text{рм}}$ ,  $c_{\text{ру}}$ ,  $c_{\text{рi}}$  – удельная теплоемкость поддона, масла, утеплителя и т.д., Дж/(кг·°С);  $m_{\text{п}}$ ,  $m_{\text{м}}$ ,  $m_{\text{у}}$ ,  $m_{\text{i}}$  – масса поддона, масла, утеплителя и т.д., кг.

Коэффициент теплопередачи определяется из выражения

$$K_1 = \frac{1}{\frac{1}{\alpha_1} + \frac{\delta_1}{\lambda_1} + \frac{\delta_2}{\lambda_2} + \frac{\delta_i}{\lambda_i} + \frac{1}{\alpha_2}} \neq \text{const} = f(w, N, F, t_{\text{окр}}) \Big|_{\substack{\delta_i = \text{const} \\ \lambda_i = \text{const}}}$$

где  $\alpha_{1,2}$  – коэффициент теплоотдачи от масла к поддону и от утеплителя в окружающую среду, Вт/(м<sup>2</sup>·°С);  $\delta_{1,2...i}$  – толщина стенки поддона, утеплителя и т.д., м;  $\lambda_{1,2...i}$  – коэффициент теплопроводности каждого слоя в рассматриваемой системе, Вт/(м·°С).

Для получения решения (1) необходимо определить коэффициенты теплоотдачи ( $\alpha$ ), которые являются основной величиной, подлежащей опытному исследованию, в конвективном теплообмене [3].

Значения коэффициента конвективной теплоотдачи могут варьироваться в широких пределах, следовательно, коэффициент теплоотдачи от поддона к моторному маслу существенно влияет на динамику процесса разогрева моторного масла. Ранее не исследовалась зависимость  $\alpha$  от  $w$ ,  $N$ ,  $F$  в условиях экстремально низких температур.

При проведении экспериментальных исследований по определению коэффициента теплоотдачи имелась возможность варьировать только ( $w$ ,  $t_m$ ,  $N$ ,  $F$ ), непосредственно являющимися управляемыми параметрами устройства экстренного пуска ДВС транспортного средства. Для проведения этого исследования был разработан лабораторный стенд.

Вычисление значений коэффициента теплоотдачи выполнялось по закону Ньютона-Рихмана [5]:

$$\alpha = \frac{N}{dF (t_{\text{п}(N)} - t_{\text{м}(w, N, F, t_{\text{окр}})})}, \quad (2)$$

где  $N$  – мощность нагревательных элементов, Вт;  $dF$  – площадь поверхности поддона, м<sup>2</sup>.

В рамках исследований было проведено 148 экспериментов в варьируемых интервалах  $w$ ,  $t_m$ ,  $t_{\text{п}}$ ,  $N$  и  $F$ , результаты которых частично представлены в табл. 1.

Таблица 1

**Экспериментальное определение коэффициента теплоотдачи от поддона к моторному маслу при свободно-вынужденной конвекции**

№ п/п	$w$ , м/с 0,4... 2	$t_m$ , °С -50...-10	$t_{\text{п}}$ , °С	$N$ , Вт 150... 700	$F$ , м <sup>2</sup> 0,2; 0,32; 0,48	$\alpha_{\text{практ}}$ , посчитанное по зависимости (2) Вт/(м <sup>2</sup> ·°С)
1	0,4	-30	77	700	0,48	21,2
...	...	...	...	...	...	...
148	2	-10	84	150	0,2	40,2

Известно [3, 4], что при свободно-вынужденной конвекции критериальное уравнение имеет вид

$$\text{Nu} = c_0 \cdot \text{Re}^{c_1} \cdot \text{Pr}^{c_2},$$

которое в условиях вариации  $w$ ,  $t_m$ ,  $N$ ,  $F$  можно представить как

$$\text{Nu} = \frac{\alpha l_0}{\lambda} = c_0(N, F) \cdot \text{Re}^{c_1(N, F)}(w, t_m^\circ) \cdot \text{Pr}^{c_2(N, F)}(t_m^\circ), \quad (3)$$

где  $c_0, c_1, c_2$ , –коэффициенты, значения которых зависят от конкретных условий конвективного теплообмена [3,4,5];  $Nu$  - критерий Нуссельта;  $Re$  - критерий Рейнольдса;  $Pr$  - критерий Прандтля;  $l_0$  – характерный линейный размер поддона, м.

Из [4] известно, что критериальные уравнения имеют вид:

$$Pr = \frac{\nu}{a}; \quad Re = \frac{wl_0}{\nu}; \quad Nu = \frac{\alpha l}{\lambda},$$

где  $\lambda$  - коэффициент теплопроводности среды, Вт/м·°С;  $\nu$  - коэффициент кинематической вязкости среды, м<sup>2</sup>/с;  $a$  - коэффициент температуропроводности среды, м<sup>2</sup>/с;  $w$  - скорость потока масла, м/с.

Целью обработки полученных экспериментальных данных (табл. 1) являлось определение значений коэффициентов  $c_0, c_1, c_2$ , которые, по предположению авторов, зависят от  $N, F$  (от  $w, t^{\circ}_m$  зависят  $Re$  и  $Pr$ ), т.е. должно соблюдаться условие

$$\alpha_{инп}(w, t^{\circ}_m, N, F) = \alpha_{теор}^*(w, t^{\circ}_m, c_0^*(N_i, F_i), c_1^*(N_i, F_i), c_2^*(N_i, F_i), l_0, \lambda, Re(w, t^{\circ}), Pr(t^{\circ})).$$

Окончательный вид зависимостей неизвестных коэффициентов ( $c_0, c_1, c_2$ ) находился с помощью метода наименьших квадратов, т.е. параметрической задачи с целевой функцией

$$W = \sum_{i=1}^k (\alpha_{инп} - \alpha_{теор}^*(w, t^{\circ}_m, c_0, c_1, c_2, w, N, F, l_0, \lambda, Re, Pr))^2 \rightarrow \min, \quad (4)$$

где  $k$  – количество опытов, в нашем случае равно 148.

Необходимым условием экстремума функции  $W$  является равенство нулю ее частных производных. Для получения аналитической зависимости  $\alpha_{теор}^*$ , была предпринята попытка решить следующую систему дифференциальных уравнений

$$\begin{cases} \frac{dW}{dc_0} = 0 \\ \frac{dW}{dc_1} = 0 \\ \frac{dW}{dc_2} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} c_0^* = f_0(N, F) \\ c_1^* = f_1(N, F) \\ c_2^* = f_2(N, F) \end{cases} \Big|_{w, l, \lambda = \text{const.}} \quad (5)$$

В общем виде система (4) не имеет решения, поэтому авторы предложили отказаться от аналитического решения и использовать параметрическую аппроксимацию при условии, что зависимости  $c_i$  от  $N$  и  $F$  представляют собой полиномы второй степени вида

$$c_i = k_0 + k_1 N + k_2 N^2 + k_3 F + k_4 F^2 + k_5 NF.$$

Исследовав возможные виды функционалов, описывающих зависимости  $c_i$  от  $N, F$ , авторы обнаружили состоятельность следующих выражений (коэффициент детерминации при этом составил 0,96):

$$\begin{cases} c_0(NF) = k_0^{(0)} + \frac{k_1^{(0)} N}{1000} + \frac{k_2^{(0)} N^2}{10^6} + k_3^{(0)} F^2 + \frac{k_3^{(0)} NF}{1000} = f(k_0^{(0)}, k_1^{(0)}, k_3^{(0)}, k_3^{(0)}, N, F); \\ c_1(NF) = k_0^{(1)} + \frac{k_1^{(1)} N}{1000} + \frac{k_2^{(1)} N^2}{10^6} + k_3^{(1)} F^2 + \frac{k_4^{(1)} NF}{1000} = f(k_0^{(1)}, k_1^{(1)}, k_3^{(1)}, k_3^{(1)}, N, F); \\ c_2(NF) = k_0^{(2)} + \frac{k_1^{(2)} N}{1000} + \frac{k_2^{(2)} N^2}{10^6} + k_3^{(2)} F^2 + \frac{k_4^{(2)} NF}{1000} = f(k_0^{(2)}, k_1^{(2)}, k_3^{(2)}, k_3^{(2)}, N, F). \end{cases} \quad (6)$$

Результаты расчета корректировочных коэффициентов для (6) представлены в табл. 2.

Таблица 2

**Результаты расчета коэффициентов  $c_0, c_1, c_2, k_0, k_1, k_2, k_3, k_4$   
для определения коэффициента теплоотдачи**

Коэффициенты		$k_0$	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$
$c_0$	2,99	1,64	2,01	0,99	0,56	1,66
$c_1$	0,33	0,36	0,47	0,63	1,65	1,0
$c_2$	0,14	0,2	0,09	0,55	0,84	1,0

Используя в качестве невязки выражение (4), удалось при различных начальных условиях (значениях  $K_i$ ) получить наилучший результат, соответствующий 2,4 (36%), что является неприемлемым.

Поэтому было предложено заменить выражение (4) на следующее:

$$W = \sum_{i=1}^{148} \frac{|\alpha_{\text{теор}} - \alpha_{\text{пр}}|}{\alpha_{\text{пр}}} \rightarrow \min, \quad (7)$$

которое соответствует минимуму средней относительной ошибки аппроксимации.

При, казалось бы, хорошем результате (получилось  $\bar{\delta}_\alpha = 10\%$ ) max ошибка находилась в пределах 32%. Поэтому авторы полученный базисный вариант опять оптимизировали по критерию

$$W = \max \left[ \frac{|\alpha - \alpha^*|}{\alpha} \right]_{\{K_i\}} \rightarrow \min. \quad (8)$$

Полученный вариант, тем не менее, также значительно результата не улучшил:  $\bar{\delta}_\alpha = 10\%$ ,  $\max \delta_\alpha = 26\%$ .

Поэтому авторы предложили решать задачу аппроксимации  $\alpha$  от  $w, t_m, N$  и  $F$  методами нечеткой логики, воспроизводя ее прямым нечетким логическим выводом, реализованным по схеме Сугено. Выбор такой схемы синтеза нечеткого логического вывода обусловлен его простотой реализации и отсутствием необходимости решать задачу кластеризации четырех исходных аргументов в условиях продукции непротиворечивых правил вывода «ЕСЛИ-ТО».

Для вывода по схеме Сугено решается задача по параметрической оптимизации параметров функций принадлежности всех аргументов, и поиску параметров всех уравнений линейных сверток для пространства всех возможных сочетаний этих функций принадлежности.

Поясним. В каждом уравнении линейной свертки участвуют четыре исходных «четких» значения аргументов ( $\langle w, t_m, N, F \rangle$ ), образующих весовую композицию, каждая из которых смещена на некоторое значение. Общий вид  $i$ -го уравнения линейной свертки может быть представлен следующим образом:

$$Z^{(i)} = C_0^{(i)} + C_1^{(i)} \cdot w + C_2^{(i)} \cdot t + C_3^{(i)} \cdot N + C_4^{(i)} \cdot F. \quad (9)$$

Количество таких уравнений определяется мощностью декартова произведения, образованного количеством функций принадлежности. Так, например, если у каждого из четырех аргументов будет по две функции принадлежности, то количество правил будет равно:

$$N = 2 \cdot 2 \cdot 2 \cdot 2 = 16. \quad (10)$$

Тогда общее количество неизвестных параметров, вовлеченных в уравнения линейной свертки, равно  $5 \cdot 16 = 80$ . Если взять в качестве допущения, что функции принадлежности задаются в виде двухпараметрических функций (например, симметричных гауссовских функций), то количество параметров, определяющих особенности их задания, равно  $2 \cdot 2 \cdot 4 = 16$  (два параметра по две функции принадлежности на аргумент четыре аргумента всего). Получаемое общее количество подбираемых параметров при этом равно  $80 + 16 = 96$ , что вполне допустимо при общем объеме в 148 опытов.

Проведя аппроксимацию в условиях двухпараметрической гауссовской функции принадлежности для определенных ранее условий (по 2 функции принадлежности на каждый аргумент), можно получить, что средняя ошибка аппроксимации будет равна 0.32 при максимуме ошибки, равном 1.0646, что составляет 6.3 % от минимального значения  $\alpha$ . Качество аппроксимации можно оценить, анализируя формируемые ошибки (рис. 1).

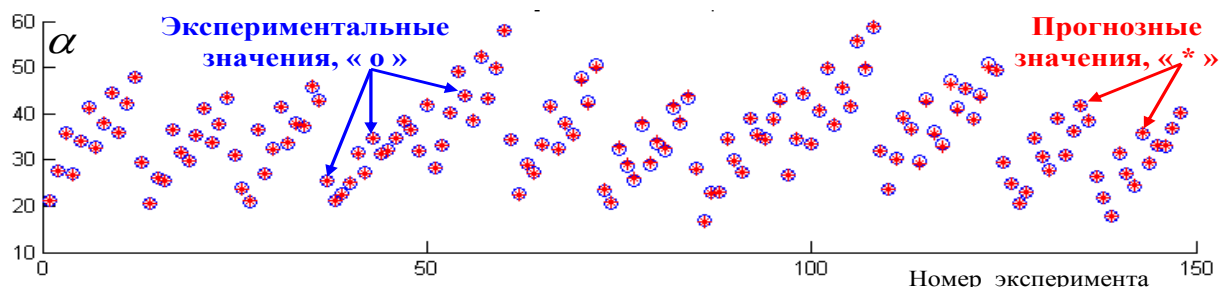


Рис. 1. Ошибки прогнозирования нечеткого логического вывода по схеме 2-2-2-2

Такой результат получается при использовании гибридного алгоритма обучения формируемой нечеткой нейросети, структура которой представлена далее (при использовании алгоритма обратного распространения ошибки результат гораздо хуже: средняя ошибка равна 0,902, а максимальная составляет 12.8 % от минимального значения  $\alpha$ ).

Если попробовать увеличить параметры функций принадлежности до 3 (например, используя треугольные или гауссовские несимметричные функции принадлежности), то количество подбираемых параметров, характеризующих особенности представления аргументов, в нечетком виде составит  $3*2*4=24$ , общее количество неизвестных в формируемой параметрической задаче составит  $120+24=144$ , что практически равно критическому значению. Использовать такой вариант аппроксимации крайне нежелательно, так как получаемый аппроксиматор будет обладать свойствами переобученной системы. Этого можно избежать, если отказаться от линейных композиций аргументов, заменив их только субъективными для каждого правила свободными от аргументов константами. Размерность задачи при этом составит 40 неизвестных (16 констант +24 параметра:  $3*2*4$ ), что вполне приемлемо, а вариации использования различных функций принадлежности приведут к результатам, представленным в табл. 3.

Таблица 3

Вариации использования различных функций принадлежности

Количество функций принадлежности по аргументам	Вид функции принадлежности	Количество параметров функции принадлежности	Средняя ошибка аппроксимации	Максимальная относительная ошибка аппроксимации, %
1	2	3	4	5
Размерность задачи 40 неизвестных (правила в виде констант)				
2-2-2-2	треугольная	3	1.5	22.1
2-2-2-2	симметричная трапецевидная	3	1.75	22.8
Размерность задачи 48=16+4*2*4 неизвестных (правила в виде констант)				
2-2-2-2	треугольная несимметричная	4	1.93	25.5
2-2-2-2	гауссовская несимметричная	4	2.76	40
2-2-2-2	трапецевидальная несимметричная	4	2.35	35.2
2-2-2-2	колокообразная несимметричная	4	2.69	41.2

Окончание табл. 3

1	2	3	4	5
Размерность задачи $51=24+3*2*3+3*3$ неизвестных (правила в виде констант)				
3-2-2-2	треугольная	3	1.46	20.36
2-3-2-2	треугольная	3	1.42	19.06
2-2-3-2	треугольная	3	1.23	20.7
2-2-2-3	треугольная	3	1.44	21.5
3-2-2-2	симметричная трапециевидная	3	1.7	21.1
2-3-2-2	симметричная трапециевидная	3	1.68	20.5
2-2-3-2	симметричная трапециевидная	3	1.67	28.3
2-2-2-3	симметричная трапециевидная	3	1.19	19.8
Размерность задачи $60=24$ правил+ $4*2*3+4*3$ , правила в виде констант				
3-2-2-2	треугольная несимметричная	4	1.94	31.4
2-3-2-2	треугольная несимметричная	4	1.92	23.16
2-2-3-2	треугольная несимметричная	4	2.03	30.9
2-2-2-3	треугольная несимметричная	4	1.82	22
3-2-2-2	трапецеидальная несимметричная	4	2.31	34.4
2-3-2-2	трапецеидальная несимметричная	4	2.4	33.2
2-2-3-2	трапецеидальная несимметричная	4	2.19	31.9
2-2-2-3	трапецеидальная несимметричная	4	1.64	20.3
Размерность задачи $117=81$ правило+ $3*3*4$ (правила в виде констант)				
3-3-3-3	треугольная	3	0.83	14.13
3-3-3-3	симметричная трапециевидная	3	0.43	8.03
Размерность задачи $129=81$ правило+ $4*3*4$ , правила в виде констант				
3-3-3-3	треугольная несимметричная	4	1.78	24.76
3-3-3-3	гауссовская несимметричная	4	1.45	22.12
3-3-3-3	трапецеидальная несимметричная	4	1.84	26.6
3-3-3-3	колокообразная несимметричная	4	1.04	20.75

Из анализа проведенного исследования видно, что использование правил продукции в виде констант – не эффективно (максимальная относительная ошибка прогноза не ниже 8% для 3 параметрической симметричной трапециевидной функции принадлежности аргументов).

В силу этого авторы предложили использовать весовые линейные композиции с двух-параметрическими функциями принадлежности (гауссовская симметричная) по схеме 2-2-2-3, т.е. в 3-х аргументах по 2-е функции принадлежности и в четвертом – 3. Количество правил в такой схеме составит  $3*2*2*2=24$ , в каждом правиле – по 5 констант (1 свободная и 4 при

аргументах). Количество параметров в уравнениях линейных сверток равно  $120=24*5$ . Количество подбираемых параметров для функций принадлежности равно  $18=2*2*3+3*2$ . Размерность параметрической задачи 138 (120+18), что вполне приемлемо для исключения эффекта переобучения. Варианты полученных аппроксиматоров представлены в табл. 4.

Таблица 4

Варианты аппроксиматоров

Количество функций принадлежности по аргументам	Вид функции принадлежности	Алгоритм обучения	Средняя ошибка аппроксимации	Максимальная относительная ошибка аппроксимации, %
Размерность задачи 138 неизвестных (правила в виде линейных уравнений)				
3-2-2-2	гауссовская симметричная, 2 параметра	обратного распространения ошибки	0.89	16.3
2-3-2-2			0.92	15.4
2-2-3-2			0.66	6.58
2-2-2-3			0.95	16.15
3-2-2-2	гауссовская симметричная, 2 параметра	гибридный	0.32	5.7
2-3-2-2			0.34	6.54
2-2-3-2			0.065	1.24
2-2-2-3			0.091	2.32

Самый удачный аппроксиматор соответствует гибриднему алгоритму обучения с конфигурацией 2-2-3-2 (при аргументах  $\langle w, t_m, N, F \rangle$ ) с гауссовскими симметричными двухпараметрическими функциями принадлежности [8]:

$$\mu_{\bar{w}}(w, \bar{w}, \sigma_w) = e^{-\frac{(w-\bar{w})^2}{\sigma_w^2}} \quad (11)$$

Параметры этого нечеткого логического вывода получены посредством обучения нейронечеткой нейросети, структурная схема которой представлена на рис. 2.

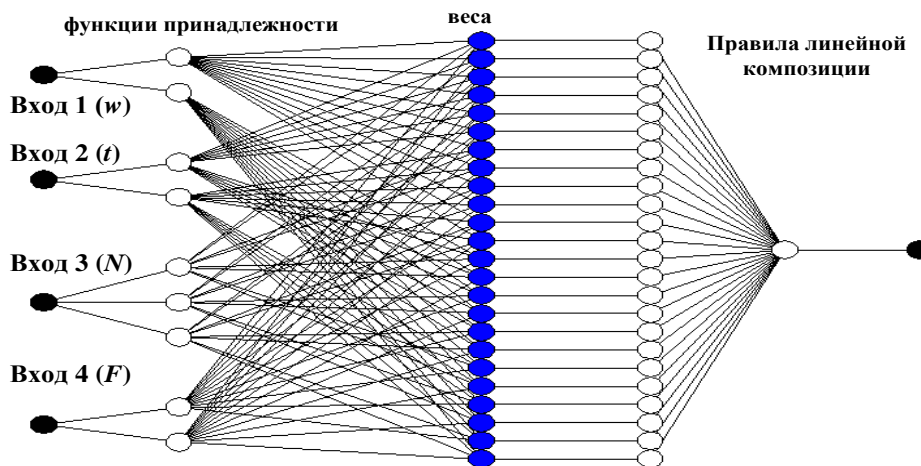


Рис. 2. Структура нейронечеткой нейросети, вес которой соответствует параметрам наилучшего аппроксиматора

Веса комбинаций функций принадлежности получают путем перемножения значений нечетких значений аргументов, полученных на выходе операций приведения к нечеткости в рамках конкретной функции принадлежности. Такая операция называется операцией «логического И». Сочетания вовлеченных в формирование таких весов номеров функций принадлежности формируют пространство из 24 вариантов и, следовательно, 24 правила линейной композиции по форме (9) и представлены в табл. 5.

Таблица 5

Правила линейной композиции

№ п/п	Вход 1 ( $w$ )	Вход 2 ( $t$ )	Вход 3 ( $N$ )	Вход 4 ( $F$ )
1	$\mu_{\tilde{w}}(w)_1$	$\mu_{\tilde{t}}(t)_1$	$\mu_{\tilde{N}}(N)_1$	$\mu_{\tilde{F}}(F)_1$
2	$\mu_{\tilde{w}}(w)_1$	$\mu_{\tilde{t}}(t)_1$	$\mu_{\tilde{N}}(N)_1$	$\mu_{\tilde{F}}(F)_2$
3	$\mu_{\tilde{w}}(w)_1$	$\mu_{\tilde{t}}(t)_1$	$\mu_{\tilde{N}}(N)_2$	$\mu_{\tilde{F}}(F)_1$
...	...	...	...	...
24	$\mu_{\tilde{w}}(w)_2$	$\mu_{\tilde{t}}(t)_2$	$\mu_{\tilde{N}}(N)_3$	$\mu_{\tilde{F}}(F)_2$

Значения параметров полученного нечеткого логического вывода представлены в табл. 6.

Таблица 6

Значения параметров полученного нечеткого логического вывода

№ п/п	Аргумент	Параметры функции принадлежности		$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$	$C_0$	Композиция функций принадлежности
		сигма	среднее						
1	$\mu_{\tilde{w}}(w)_1$	1.009	0.4179	10.09	-0.0119	0.05821	-38.98	8.608	$w_1-t_1-N_1-F_1$
2	$\mu_{\tilde{w}}(w)_2$	0.8703	1.71	17.87	-2.876	0.09677	0.07929	0.1652	$w_1-t_1-N_1-F_2$
3	$\mu_{\tilde{t}}(t)_1$	17.01	-49.97	28.36	0.5368	0.05576	-42.41	34.24	$w_1-t_1-N_2-F_1$
4	$\mu_{\tilde{t}}(t)_2$	16.96	-9.973	-11.42	0.6873	0.1135	-1.604	-3.342	$w_1-t_1-N_2-F_2$
5	$\mu_{\tilde{N}}(N)_1$	116.8	150	24.21	0.8442	0.08855	2.279	3.392	$w_1-t_1-N_3-F_1$
6	$\mu_{\tilde{N}}(N)_2$	116.8	425	12.05	-0.8605	-0.0817	1.785	3.719	$w_1-t_1-N_3-F_2$
7	$\mu_{\tilde{N}}(N)_3$	117	700	21.64	0.1001	0.03226	9.526	16.16	$w_1-t_2-N_1-F_1$
8	$\mu_{\tilde{F}}(F)_1$	0.1505	0.2265	-7.593	2.766	0.1474	-0.5605	-1.168	$w_1-t_2-N_1-F_2$
9	$\mu_{\tilde{F}}(F)_2$	0.026	0.5364	24.08	0.6533	0.06465	-77.87	29.09	$w_1-t_2-N_2-F_1$
10				33.14	0.8021	0.07137	11.37	23.68	$w_1-t_2-N_2-F_2$
11				31.53	1.016	0.09991	-12.04	-20.72	$w_1-t_2-N_3-F_1$
12				-19.42	-0.8248	0.04209	-12.65	-26.35	$w_1-t_2-N_3-F_2$
13				9.978	0.02948	-0.0215	95.83	4.182	$w_2-t_1-N_1-F_1$
14				-19.76	0.1145	-0.1901	0.07093	0.1478	$w_2-t_1-N_1-F_2$
15				18.7	0.2134	0.06479	-113.6	11.09	$w_2-t_1-N_2-F_1$
16				1.991	-2.578	-0.0216	-1.443	-3.007	$w_2-t_1-N_2-F_2$
17				14.53	1.003	0.08865	-0.8748	6.705	$w_2-t_1-N_3-F_1$
18				8.148	2.88	0.1938	1.606	3.346	$w_2-t_1-N_3-F_2$
19				9.989	0.09552	0.02426	51.83	-0.131	$w_2-t_2-N_1-F_1$
20				12.4	0.1784	-0.2127	-0.526	-1.096	$w_2-t_2-N_1-F_2$
21				10.48	0.3314	0.09322	-142	25.69	$w_2-t_2-N_2-F_1$
22				17.63	-2.644	0.03867	10.66	22.2	$w_2-t_2-N_2-F_2$
23				14.65	1.109	0.1244	-29.46	-46.75	$w_2-t_2-N_3-F_1$
24				-11.72	2.951	0.1534	-11.86	-24.7	$w_2-t_2-N_3-F_2$

Общая схема полученного нечеткого логического вывода представлена на рис. 3 и реализует выражение:

$$\alpha^*(w, t, N, F) = \frac{\sum_{i=1}^{24} \left( \text{вес}_i(w, t, N, F) \cdot \left[ C_0^{(i)} + C_0^{(i)} \cdot w + C_1^{(i)} \cdot t + C_2^{(i)} \cdot N + C_3^{(i)} \cdot F \right] \right)}{\sum_{i=1}^{24} \text{вес}_i(w, t, N, F)},$$

$$\text{вес}(i, w, t, N, F) = \text{вес}(b, c, d, e, w, t, N, F) = \mu_{\tilde{w}}(w) \cdot b \cdot \mu_{\tilde{t}}(t) \cdot c \cdot \mu_{\tilde{N}}(N) \cdot d \cdot \mu_{\tilde{F}}(F) \cdot e, \tag{12}$$



где  $b, c, d, e$  – индексы из последнего столбца предыдущей таблицы, а функции принадлежности – двухпараметрические симметричные гауссовские функции, заданные в форме (11).

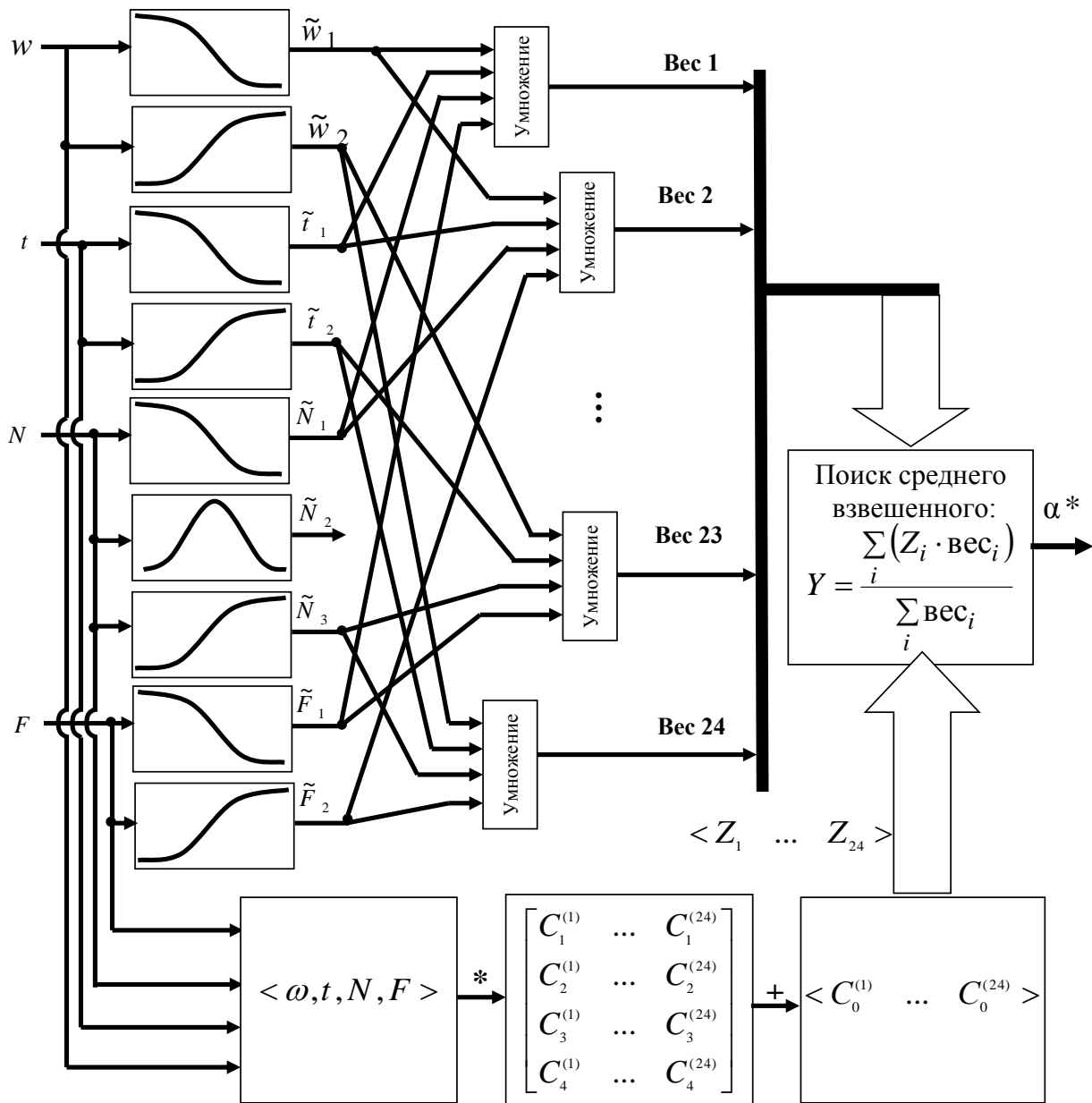


Рис. 3. Структурная схема полученного нечеткого логического вывода, аппроксимирующего исходные данные с наилучшей точностью

Решение поставленной задачи продиктовано необходимостью решить обратную задачу по поиску закона изменения мощности  $N$  от параметров  $(\langle w, t_m, \alpha, F \rangle)$ . Это возможно только при условии, что найденный закон изменения  $\alpha$  от  $(\langle w, t_m, N, F \rangle)$  не содержит в себе сложных нелинейных составляющих. Для оценивания качественной характеристики полученной зависимости необходимо проанализировать как меняется  $\alpha$  в зависимости от изменения пар аргументов при условии, что оставшиеся аргументы заморожены на середине своих возможных значений.

Пусть под первым входом понимается аргумент  $w$ , под вторым –  $t_m$ , под третьим –  $N$  и под четвертым –  $F$ . Тогда при наблюдении динамики изменения  $\alpha$  от  $(\langle w, t_m, N, F \rangle)$  можно получить шесть частных зависимостей (рис. 4).

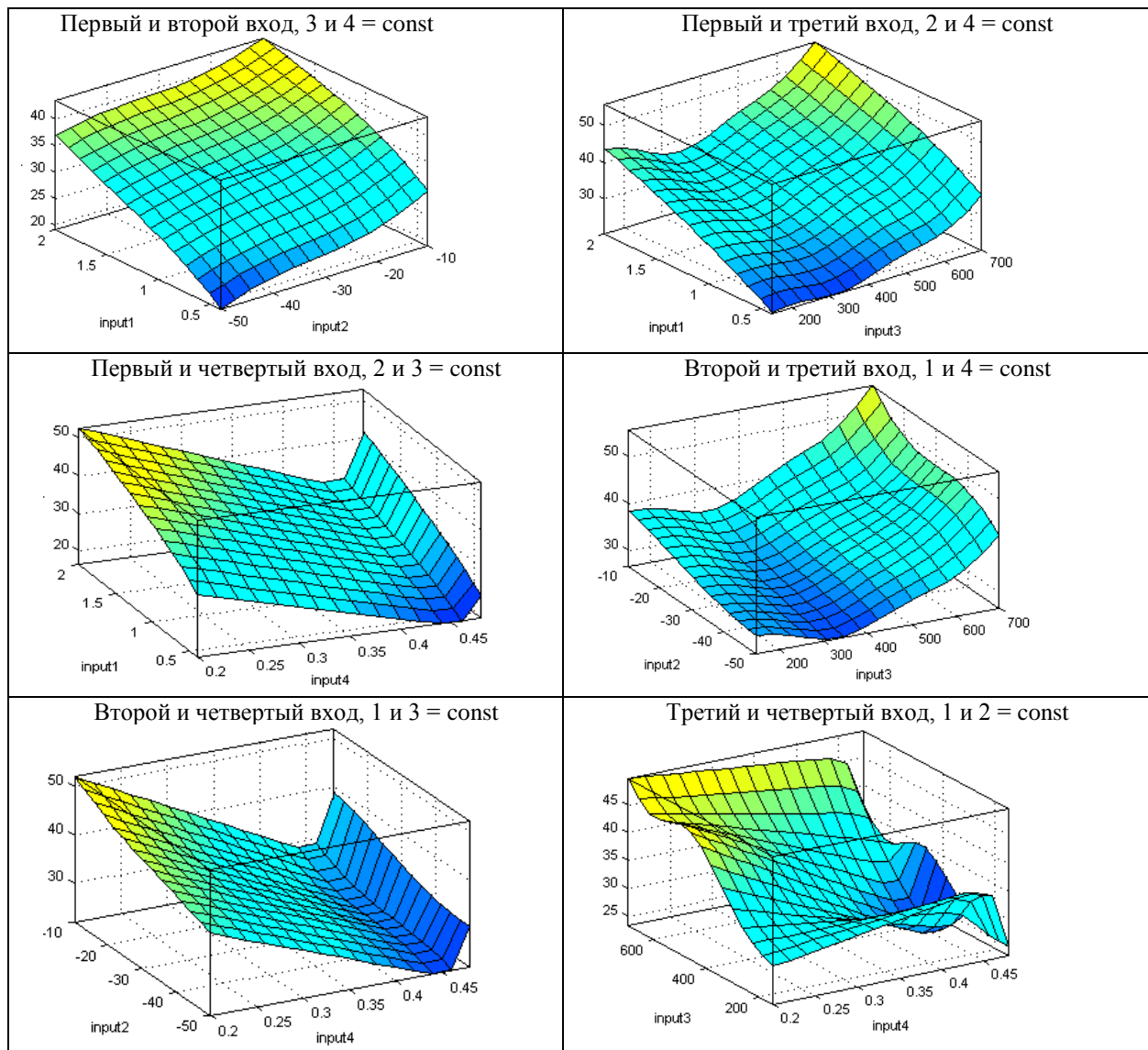


Рис. 4. Динамика изменения  $\alpha$  от  $\langle w, t_m, N, F \rangle$

Из анализа представленных зависимостей предполагается, что решение обратной задачи по поиску  $N \langle w, t_m, \alpha, F \rangle$  - не вызовет трудностей, так как особых нелинейностей нет. Кроме того, очевидно, что из анализа представленных поверхностей можно определиться с границами кластеров аргументов  $\langle w, t_m, \alpha, F \rangle$ , что позволит решить обратную задачу посредством нечеткого логического вывода по схеме Мамдани.

### Выводы

Итак, для решения задачи управления режимом работы устройства для подогрева масла в поддоне двигателя специального транспортного средства или гусеничного вездехода необходимо осуществить поиск зависимости мощности нагревательных элементов от варьируемых факторов, к которым относятся  $w, t_m, F$ . Авторы провели экспериментальное исследование, в рамках которого указанные компоненты выступали в роли аргументов. Попытки поиска аналитической зависимости при нахождении выражения, в которое вовлечены эти переменные, дало минимальную среднюю относительную ошибку в 10%, что авторами считается неприемлемо. Тем не менее, указанный результат полностью подтверждает качество проведенных натурных испытаний и актуализирует поиск закона, описывающего изменения коэффициента теплоотдачи от  $w, t_m, N, F$  с общей ошибкой менее 5%. Эта задача является классической задачей об аппроксимации, для решения которой обычные методы не дали

удовлетворительного результата, в связи с чем авторы нашли ее решение в области нейронно-четкой математики.

В рамках этого подхода для эмпирических данных, описывающих зависимость  $\alpha$  от  $w$ ,  $t_m$ ,  $N$ ,  $F$ , авторы обосновали структуру нечеткого логического вывода по схеме Сугено, использование которого позволило снизить max ошибку аппроксимации до значения ниже 1,5 % с 26%.

Применение данного устройства и контроллера управления им на специальных транспортных средствах или гусеничных вездеходах, работающих в условиях Крайнего Севера в составе автотранспортного предприятия, позволит существенно снизить затраты на эксплуатацию транспортных средств и увеличить срок службы двигателей, исключив их непрерывную работу в зимний период.

### Библиографический список

1. Пат. на полезную модель № 121864. Устройство для предпускового подогрева картерного масла двигателя внутреннего сгорания: опубл. 10.10.2012.
2. Пат. на полезную модель № 133201. Устройство для предпускового подогрева картерного масла двигателя внутреннего сгорания: опубл. 10.10.2013.
3. Брюханов, О.Н. Теплообмен / О.Н. Брюханов, С.Н. Шевченко. – М.: ИНФРА-М, 2013. – С. 180–192.
4. Михеев, М. А. Основы теплопередачи / М. А. Михеев. – М.: Энергия, 1977. – С. 34–101.
5. Осипова, В.А. Экспериментальное исследование процессов теплообмена / В.А. Осипова. – М.: Энергия, 1979. – С. 169.
6. Лыков, А. В. Теплообмен: справочник / А. В. Лыков. – М.: Энергия, 1972.
7. Тепло-и-массообмен. Теплотехнический эксперимент: справочник / под ред. В. А. Григорьева, В. М. Зорина. – М.: Энергоиздат, 1982.
8. Ковальков, Д.А. Теория поиска и принятия решений / Д.А. Ковальков, Д.А. Чистопрудов. – Серпухов: филиал Военной академии Ракетных войск стратегического назначения имени Петра Великого, 2016. – С. 248–294.

*Дата поступления  
в редакцию 15.05.2018*

**A.V. Nikitin, D. A. Chistoprudov, S. P. Stolyarevskiy**

## **IDENTIFICATION OF THERMAL PROCESSES IN THE OIL SUMP OF THE ENGINE SPECIAL VEHICLES BY USING NEURO MATHEMATICAL MODELS**

Branch of the military Academy of strategic Missile forces  
named after Peter the Great, Serpukhov

**Purpose:** after processing the results of the experiment, to develop a mathematical model that can be used to determine the heat transfer coefficients from the engine crankcase to the engine oil pan to solve the equation of the dynamics of the engine oil heating.

**Design/methodology/approach:** classical regression analysis methods, such as least squares and polynomial approximation, were used. However, they did not give the expected result when processing experimental data. Therefore, the fuzzy logical inference method based on the Sugeno scheme was applied.

**Results:** The use of this device and the control controller on special vehicles or tracked vehicles operating in the Far North as part of the motor company will significantly reduce the cost of operation of vehicles and increase the service life of engines, eliminating their continuous operation in the winter.

*Key words:* tracked vehicle, special vehicle, device, emergency start, engine oil, process heat the oil in the crankcase of the internal combustion engine, the heat transfer coefficient, fuzzy approximator according to the scheme of Sugeno.