

УДК 629.7:681.324

ББК 39.551-01-07

C21

А. А. Санько

Минск, Республика Беларусь

А. А. Шейников

Минск, Республика Беларусь

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ  
ДАТЧИКА ТЕМПЕРАТУРЫ ГАЗА ЗА ТУРБИНОЙ  
ТУРБОКОМПРЕССОРА ВЕРТОЛЕТНОГО ГТД НА ОСНОВЕ  
РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

В статье представлены результаты сравнительного анализа математических моделей датчика температуры газа за турбиной турбокомпрессора газотурбинного двигателя вертолета на основе регрессионного анализа и на основе многослойной нейронной сети. Доказана нецелесообразность использования многослойной нейронной сети в качестве математической модели датчика температуры газа. Выбран оптимальный тип математической модели датчика температуры газа по критерию минимума ошибки вычисления выходного параметра.

**Ключевые слова:** газотурбинный двигатель, несущий винт, математическая модель датчика температуры газа, вертолет, нейронная сеть.

**A. A. San'ko**

**Minsk, Republic of Belarus**

**A. A. Shejnikov**

**Minsk, Republic of Belarus**

**COMPARATIVE ANALYSIS OF A MATHEMATICAL MODEL OF THE  
TURBINE GAS TEMPERATURE SENSOR OF THE TURBOCHARGER OF  
A HELICOPTER GAS-TURBINE ENGINE BASED ON REGRESSION  
ANALYSIS AND NEURAL NETWORKS**

The article presents the results of a comparative analysis of mathematical models of the turbine gas temperature sensor of the turbocharger of a helicopter gas turbine engine based on regression analysis and on a multilayer neural network. The expediency of using a multilayer neural network as a mathematical model of a gas temperature sensor is proved. The optimal type of the mathematical model of the gas temperature sensor is selected by the criterion of the minimum error of the output parameter calculation.

**Keywords:** gas turbine engine, rotor, mathematical model of gas temperature sensor, helicopter, neural network.

**Введение**

Одним из средств повышения качества и надежности управления газотурбинными двигателями (далее – ГТД) является применение в программно-алгоритмическом обеспечении современных цифровых САУ бортовых математических моделей датчиков (далее – ММД) основных параметров ГТД. При ограниченном объеме затрачиваемой вычислительной мощности с помощью таких моделей удастся повысить надежность и качество управления ГТД [Гуревич, 2010]. Наиболее сложным, при использовании таких ММД, является обеспечение точности расчета выходного параметра во всей области эксплуатации датчика в реальном масштабе времени при его отказе. Это позволит не только локализовать отказы, но и по возможности устранять их путем восстановления информации [Жернаков, 2007].

В настоящее время работы в этом направлении ведутся в России и за рубежом. Например, в работе [Гуревич, 2010] предложено заменять сигнал от отказавшего датчика самолета сигналом от ММД с учетом 5 последних значений перед его отказом. Использование таких ММД не всегда оправдано: недостаточно полно учитывается динамика изменения параметров полета ВС; не учитываются аппаратные возможности БУР, а именно частота считывания информации; не учитывается информация, поступающая от других датчиков; нет возможности локализовать отказы путем восстановления информации.

Основными направлениями повышения качества процесса обработки информации, поступающей от датчиков (даже при ее частичном отсутствии), являются методы интеллектуального анализа данных, дополняющие и развивающие классические статистические методы, а именно нейронные сети (далее – НС) [Горбань, 1990].

В работе [Жернаков, 2007] представлена комплексная ММД ГТД самолета на основе НС. Входными параметрами такой модели являются: расход топлива, температура и давления воздуха на входе ГТД, что составляет примерно 20% измеряемых параметров, характеризующих состояние ГТД. Данный факт может привести к неправильной идентификации параметров ГТД, особенно при недостатке входной информации.

Таким образом, проведенный выше анализ литературы, показал, что исследования по выбору типов ММД на основе НС, применительно к особенностям эксплуатации вертолетного ГТД, не проводились.

### **Постановка задачи исследования**

Выполняя комплексирование информации, поступающей от БУР, обосновать выбор типа ММД температуры газа за турбиной турбокомпрессора вертолетного ГТД по критерию минимума ошибки вычисления выходного параметра.

В качестве датчика информации о техническом состоянии вертолетного ГТД был выбран датчик температуры газа за турбокомпрессором –  $T_4$ . Параметр  $T_4$  является одним из информативных при контроле за тепловым состоя-

нием ГТД и техническом состоянии его элементов. На рисунках 1, 2 представлены параметры ГТД несущего винта (далее – НВ), при выпадении штифта лопатки направляющего аппарата правого ГТД, что привело к развороту лопатки направляющего аппарата на нерасчетные углы и к резкому росту температуры ГТД до критических значений (рис.1, 2).

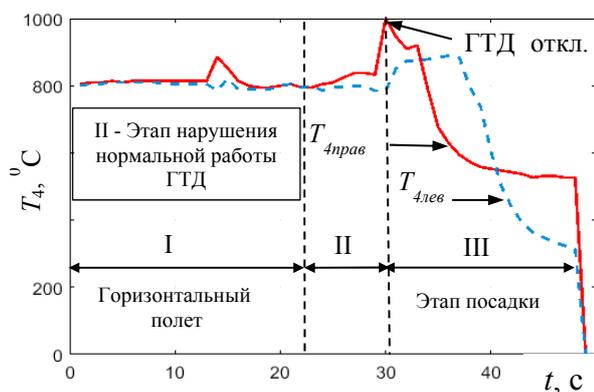


Рисунок 1 – Изменение  $T_{4\text{лев}}, T_{4\text{прав}}$

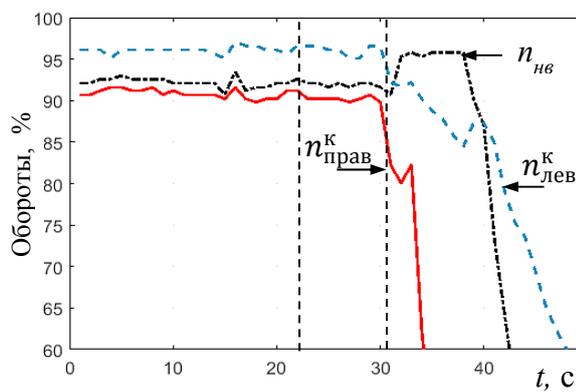


Рисунок 2 – Изменение  $n_{\text{нв}}, n_{\text{лев}}^{\text{к}}, n_{\text{прав}}^{\text{к}}$

На рисунках 1, 2:  $n_{\text{нв}}$  – обороты НВ;  $n_{\text{лев}}^{\text{к}}, n_{\text{прав}}^{\text{к}}$  – обороты турбокомпрессора правого и левого ГТД;  $T_{4\text{лев}}, T_{4\text{прав}}$  – температура газа за турбокомпрессором правого и левого ГТД.

### Решение задачи

1) Анализ эффективности вычисления параметра  $T_4$  – ММД вида (1-2), при полноте информации, поступающей от БУР. Исходные данные для построения ММД представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Параметры полета вертолета НВ и ГТД, поступающие от БУР

Параметры	$V$ , км/ч	$H$ , м	$\varphi_p$ , град	$\varphi_{\text{ош}}$ , град	$n^{\text{к}}$ , %	$n_{\text{нв}}$ , %
min	26	50	0	0	0	0
max	233	1333	11,1	10	95	98

В таблице 1:  $\varphi_p$  – положения ручки общего шага НВ;  $V, H$  – скорость и высота полета вертолета;  $\varphi_{\text{ош}}$  – общий шаг НВ. Исходя из результатов исследований по построению ММД ГТД [Гимадиев, 1990], для построения ММД температуры  $T_4$ , были использованы регрессионные зависимости вида:

$$T_4 = a_0 + a_1 V + a_2 H + a_3 \varphi_p + a_4 \varphi_{\text{ош}} + a_5 n^{\text{к}} + a_6 n_{\text{нв}}; \quad (1)$$

$$T_4 = a_0 + a_1 V + a_2 H + a_3 \varphi_p + a_4 \varphi_{ош} + a_5 n^K + a_6 n_{HB} + a_7 V^2 + a_8 H^2 + a_9 \varphi_p^2 + a_{10} \varphi_{ош}^2 + a_{11} n^{K^2} + a_{12} n_{HB}^2. \quad (2)$$

Ошибка вычисления  $T_4$  для ММД (1-2), вычислялась как:

$$e = \left( \frac{|T_4^B - T_4^K|}{T_4^K} \cdot 100 \% \right), \quad (3)$$

где  $T_4^B, T_4^K$  – вычисленная и контрольная температура газа за турбокомпрессором ГТД,  $T_4^K = (175; 577; 660; 742; 836) C^0$ .

Величина средней ошибки вычисления  $T_4^B$ , для ММД (1-2):

$$e_{ср} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e) \quad (4)$$

$N$  – количество контрольных значений  $T_4^K$ .

На рисунке 3 представлены зависимости  $e = f(T_4)$ , для ММД (1-2), для всего времени полета. Как видно из рисунке 3:

- для ММД (1) –  $e_{ср} = 16 \%$ ;
- для ММД (2) –  $e_{ср} = 13 \%$ ;
- минимальные ошибки вычисления находятся в диапазоне рабочих температур ГТД –  $T_4 = 700-800 C^0$ . При температуре  $T_4 \geq 1000 C^0$  –  $e \geq 25 \%$ .

Результаты моделирования, при делении времени полета вертолета на два этапа: горизонтальный полет – этап № 1 и этап взлет (посадка) – № 2, представлены на рисунке 4 и в таблице 2. Для определения типа этапа полета вертолета использовался коэффициент корреляции между  $\varphi_{ош}$  и  $H$  [Санько, 2018].

Таблица 2 – Значение  $e = f(T_4)$  для ММД (1-2), этап № 1

$T_4^K, C^0$	1	2	1	2
	$T_4^B, C^0$		$e_{ср}, \%$	
715	717	716	12,5	0,13
800	804	802	2	0,25
815	816	815,5	12	0,13

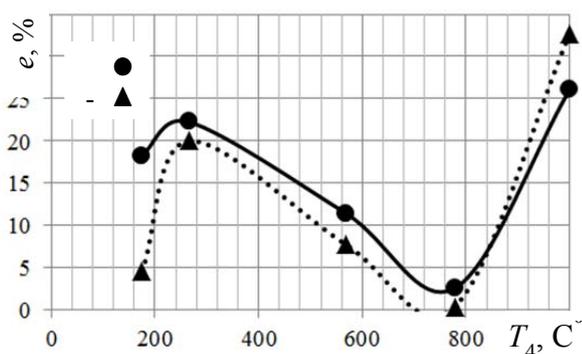


Рисунок 3 – Зависимости  $e = f(T_4)$ ,  
весь полет

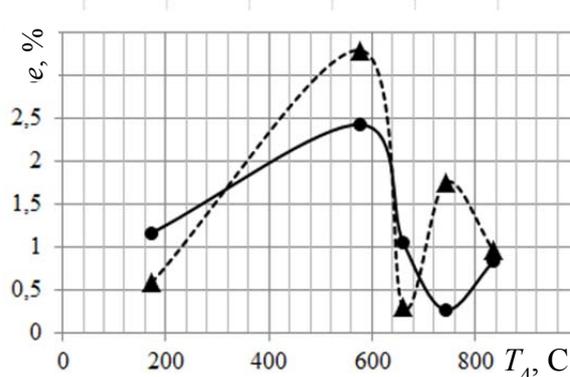


Рисунок 4 – Зависимости  $e = f(T_4)$ ,  
этап № 2

Полученные результаты (см. рис.4 и табл. 2) позволяют сделать вывод о том, что для качественного вычисления  $T_4$  по параметрам:  $V$ ,  $H$ ,  $\varphi_p$ ,  $n_{нв}$ : целесообразно провести разделение полета вертолета на этапы:

- для этапа № 2 целесообразно использовать ММД (1) –  $e = 1,15 \%$ ;
- для этапа № 1 целесообразно использовать ММД (2) –  $e = 0,17 \%$ .

Для количественной проверки гипотезы об адекватности регрессионных ММД (1-2) был использован коэффициент детерминации –  $R^2$  (см. табл. 3).

Таблица 3 – Значения  $R^2$  для ММД (1-2)

ММД	$R^2$ , весь полет	$R^2$ , этап № 1	$R^2$ , этап № 2
(1)	0,82	0,99	0,81
(2)	0,8	0,99	0,82

2) Анализ ошибки вычисления параметра  $T_4$  ММД (1-2) при отсутствии одного из параметров моделей (1-2).

Анализ результатов (рис. 5 и табл. 4) показал, что при  $n_{нв} = 0$ , для этапов № 1-2, целесообразно использовать ММД (1). Ошибки вычисления  $T_4$  –  $e = 14,45 \%$  и  $e = 49 \%$  соответственно. Таким образом, ММД (1-2) не позволяют в полной мере локализовать отказ датчика оборотов НВ при расчете  $T_4$ .

Таблица 4 – Значения  $\epsilon = f(T_4)$ , для ММД (1-2), этап № 1, при  $n_{\text{нв}} = 0$

$T_4, C^0$	1	2	1	2
	$C^0$		%	
715	1098	1700	53	137
800	1183	1800	47	125
815	1185	7900	45	870

3) Анализ ошибки вычисления параметра  $T_4$ , нейросетевой моделью датчика температуры (далее – НСМД).

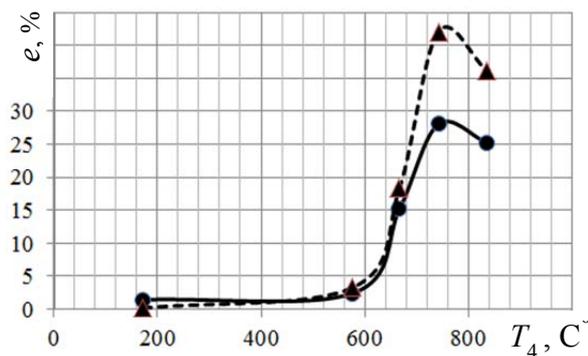


Рисунок 5 – Зависимости  $\epsilon = f(T_4)$ , этап № 2, при  $n_{\text{нв}} = 0$

Определение модельной структуры и архитектуры НСМД является достаточно сложной задачей в силу наличия большой свободы выбора [Горбань, 1990]. Нахождение абсолютно оптимальной структуры НСМД практически невозможно, поэтому для решения поставленной задачи определим структуру НСМД, достаточно близкую к оптимальной.

Основные этапы инженерной методики построения НСМД включают: выбор архитектуры НС; выбор структуры НС; выбор алгоритма ее обучения; анализ точности нейросетевого решения; принятие решения на основе полученных результатов. С учетом того, что функциональная зависимость  $T_4 = f(\dots, V, H, \varphi_p, n_{\text{нв}})$  является нелинейной, то в качестве базовой НС была выбрана НС прямого распространения сигнала и обратного распространения ошибки, использующая нелинейные функции активации. Количество скрытых слоев НС –  $c = 1$ .

Проведенные исследования показали, что (рис. 6, 7):

– вид функции активации НСМД (1 – логистическая сигмоидальная функция; 2 – гиперболическая тангенциальная функция) к существенному выигрышу в расчете  $T_4$  не приводит – ( $\epsilon = 51,2 \%$  и  $\epsilon = 52,4 \%$ );

– алгоритм обучения НСМД (1 – алгоритм Ньютона; 2 – алгоритм *LM* Левенберга-Марквардта) не оказывает существенное влияние на вычисления значений  $T_4$  ( $\sigma = 17\%$  и  $\sigma = 18,3\%$ ).

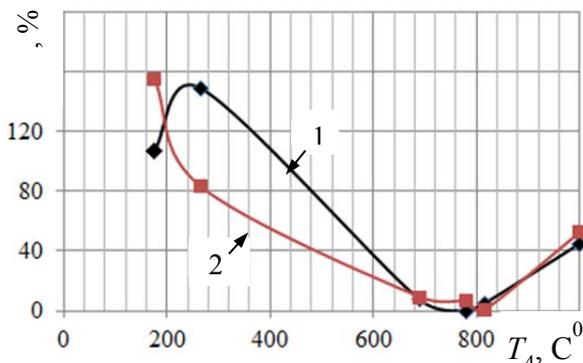


Рисунок 6 Зависимости  $\sigma = f(T_4)$  от вида функции активации, этап № 2

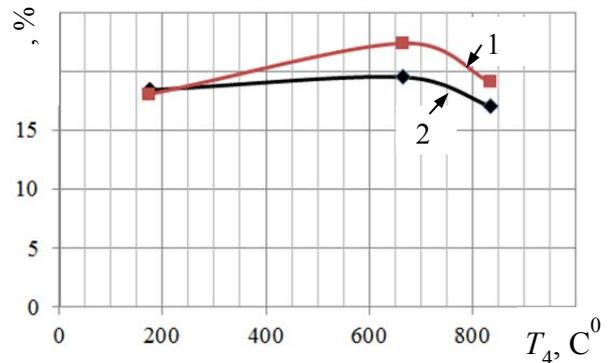


Рисунок 7 Зависимости  $\sigma = f(T_4)$  от алгоритма обучения, этап № 2

Величина средней ошибки вычисления для НСМД вычислялась как:

$$\sigma = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \sigma_i \quad (5)$$

где  $Z$  – количество опытов по обучению НСМД.

Зависимости  $\sigma$  от количества нейронов в ее скрытом слое –  $N$ , для всего времени полета вертолета представлены на рисунке 8. Как видно из полученных результатов (см. рис. 8):  $\sigma = 52\%$ , при  $N = 12$  и  $\sigma = 40\%$ , при  $N = 24$ ; при увеличении числа  $N = 48$ , значение  $\sigma$  падает с 52 до 36 %.

Зависимости  $\sigma = f(T_4, N)$ , для этапов № 1-2, представлены на рис. 9-10. Анализ результатов (см. рис. 9) показал, что:  $\sigma = 10,38\%$ , при  $N = 12$  и  $\sigma = 13\%$ , при  $N = 24$ ; при увеличении числа  $N = 48$ , значение  $\sigma$  растет с 10,38 до 21 %, таким образом, наблюдается свойства “переобучение” НС. Анализ результатов (см. рис. 10) показал, что: для этапа № 1:  $\sigma = 16\%$ , при  $N = 12$  и  $\sigma = 22\%$ , при  $N = 24$ ; при увеличении числа  $N = 48$ , значение  $\sigma$  изменяется незначительно; минимальная ошибка вычисления температуры НСМД в 50 раз выше, чем при использовании ММД (2).

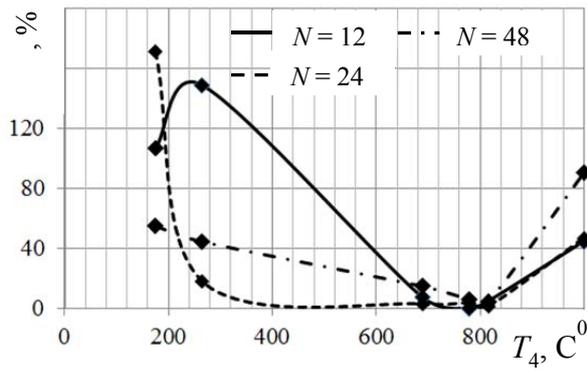


Рисунок 8 – Зависимости  $\gamma = f(T_4, N)$ , для всего времени полета

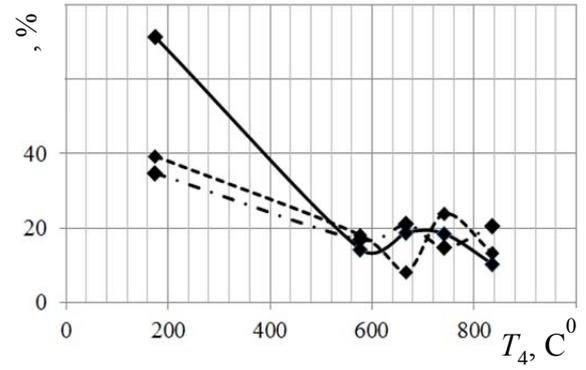


Рисунок 9 – Зависимости  $\gamma = f(T_4, N)$ , этап № 2

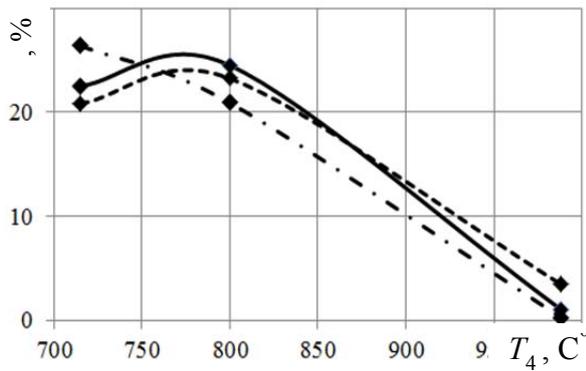


Рисунок 10 – Зависимости  $\gamma = f(T_4, N)$ , этап № 1

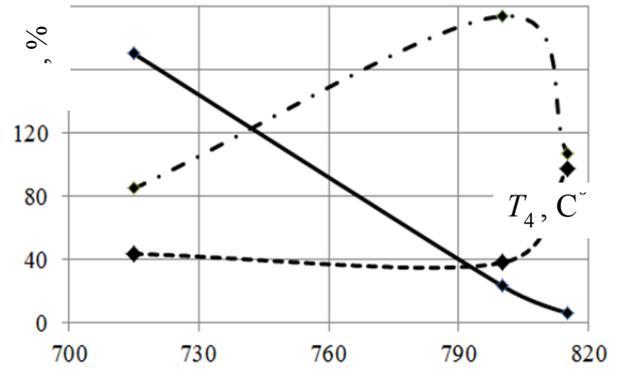


Рисунок 11 – Зависимости  $\gamma = f(T_4, N)$ , этап № 1, при  $n_{\text{об}} = 0$

4) Анализ ошибки вычисления  $T_4$  – НСМД при отсутствии информации об оборотах НВ. Сравнительный анализ результатов (см. рис. 11, 12) показал, что минимальные значения  $\gamma$ , составляют 59% и 18,75% в зависимости от  $N$ . Это на 10% и на 4% соответственно выше, чем при использовании ММД (1).

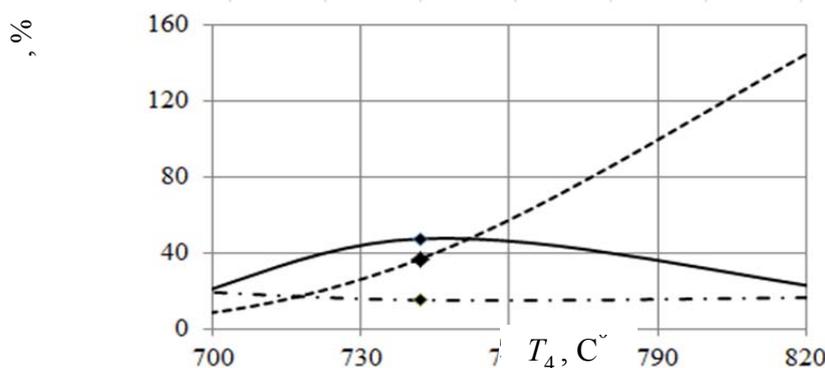


Рисунок 12 – Зависимости  $\gamma = f(T_4, N)$ , этап № 2, при  $n_{\text{об}} = 0$

На рисунке 13 представлены гистограммы минимальных значений ошибок вычисления  $T_4$  – ММД и НСМД для различных этапов полета вертолета. Анализ полученных гистограмм показал, что:

- ММД, построенные на основе регрессионного анализа работают лучше на всех этапах полета, чем НСМД (отличия в ошибке вычисления значений  $T_4$ , для этапа: № 1 – в 50 раз; № 2 – в 10 раз);
- при неполноте поступающей информации, выигрыш так же имеют ММД, разница в ошибке вычисления относительно НСМД, составляет примерно 14 %.

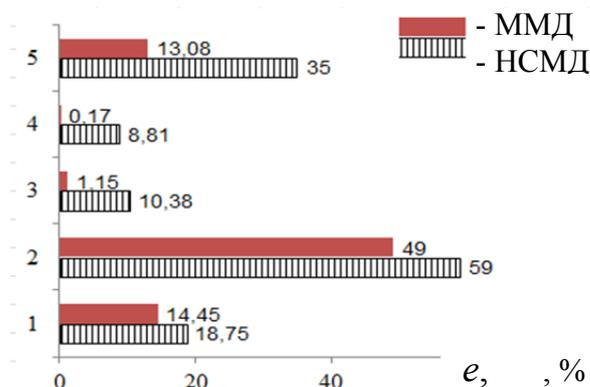


Рисунок 13 – Гистограммы минимальных значений ошибок вычисления  $T_4$ :

- 1 – ММД (1) и НСМД ( $N = 48$ ), этап № 2, при  $n_{\text{НВ}} = 0$ ;
- 2 – ММД (1) и НСМД ( $N = 24$ ), этап № 1, при  $n_{\text{НВ}} = 0$ ;
- 3 – ММД (1) и НСМД ( $N = 12$ ), этап № 2;
- 4 – ММД (2) и НСМД ( $N = 48$ ) этап № 1;
- 5 – ММД (1) и НСМД ( $N = 12$ ) весь полет

### Заключение

Таким образом, полученные результаты исследований показывают, что:

- для построения ММД температуры  $T_4$ , целесообразно использовать параметры: ГТД, НВ и полета вертолета, такие как:  $\rho, V, H, \varphi_p, n_{\text{НВ}}$ ;
- для построения адекватной ММД температуры  $T_4$ , целесообразно провести разделение временного интервала полета вертолета на два этапа: этап взлет (посадка) и горизонтальный полет;
- для вычисления температуры  $T_4$  на этапе взлет (посадка) целесообразно

использовать ММД типа (1);

– для вычисления температуры  $T_4$  на этапе горизонтального полета целесообразно использовать ММД типа (2);

– значение средней ошибки вычисления НСМД температуры  $T_4$ , имеет слабую зависимость от структуры и алгоритма обучения НС;

– ММД температуры  $T_4$  на основе регрессионного анализа данных являются более робастными к исходным данным по отношению к аналогичным НСМД.

### Библиографический список

1. *Гимадиев А. Г.* Системы автоматического регулирования авиационных ГТД: учеб. пособие / А. Г. Гимадиев, Е. В. Шахматов, В. П. Шорин. Куйбышев: Куйбыш. авиац. ин-т, 1990. 122 с.

2. *Горбань А. Н.* Обучение нейронных сетей. М.: СП «ПараГраф», 1990. 159 с.

3. *Гуревич С. О.* Системы автоматического управления авиационными газотурбинными двигателями. М.: ТОРУС ПРЕСС, 2010. 264 с.

4. *Жернаков С. В.* Особенности бортовой реализации нейросетевых алгоритмов контроля и диагностики авиационных двигателей // Автоматизация и современные технологии. 2007. № 2. С. 25–32.

5. *Санько А. А.* Методика распознавания нарушений нормальной работы авиационного двигателя по его параметрам и параметрам несущего винта с использованием регрессионного анализа / А. А. Санько, А. А. Шейников, С. Н. Романенок // Вестник ВАРБ. 2018. № 2. С. 54–61.

### References

1. *Gimadiev A. G.* (1990). Automatic control systems for aviation gas turbine engines. Textbook / A. G. Gimadiev, E. V. Shakhmatov, V. P. Shorin. Kuibyshev: Kuibyssh. aviats. in-t., 1990. 122 p. (in Russian)

2. *Gorban A. N.* (1990). Training of neural networks. Moscow: JV "Paragraph", 1990. 159 p. (in Russian)

3. *Gurevich S. O.* (2010). Automatic control systems for aviation gas turbine engines. Moscow: TORUS PRESS, 2010. 264 p. (in Russian).

4. *Zhernakov S. V.* (2007). Features of onboard realization of neural network algorithms of control and diagnostics of aircraft engines // Automation and modern technologies. 2007. № 2. P. 25-32. (in Russian)

5. *San'ko A.A, Shejnikov A.A, Romanenko S. N.* (2018). The method of recognition of violations of normal operation of the aircraft engine on its parameters and parameters of the rotor using regression analysis // Bulletin of the ARB. 2018. № 2. P. 54-61. (in Russian)