

УДК 629.7.036.3

ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ДИАГНОСТИКА ОДНОВАЛЬНОГО ГТД НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ РАБОЧИХ ПРОЦЕССОВ

Ж. С. РАЭРИНДЗАТУВУ¹, А. С. ГИШВАРОВ²

¹jules.zaza@bk.ru, ²gas-rb@mail.ru

ФГБОУ ВО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 30.12.2016

Аннотация. Рассматривается задача повышения эффективности параметрической диагностики одновального газотурбинного двигателя, основанная на нейросетевом моделировании его рабочих процессов. Проведен выбор типа нейросетевой диагностической модели, а также исследование влияния на эффективность диагностики состояния: количества анализируемых НС-моделей, из которых проводится выбор оптимальной диагностической модели, вида нейросетевой модели, объема обучающей выборки, количества и перечня контролируемых параметров двигателя.

Ключевые слова: параметрическая диагностика; газотурбинный двигатель (ГТД); нейросетевая модель; рабочий процесс; эффективность; обучающая выборка.

ВВЕДЕНИЕ

Оценка технического состояния газотурбинных двигателей как летного, так и наземного применения в условиях эксплуатации проводится, как правило, по ограниченному объему информации, обусловленному малым количеством штатных контролируемых параметров. Это существенно ограничивает эффективность параметрических методов диагностики, основанных на идентификации математических моделей рабочих процессов двигателей. Поэтому актуальным является проведение исследований по повышению эффективности методов диагностики, как рассмотренных в работе (рис. 1), так и метода искусственных нейронных сетей [1–3].

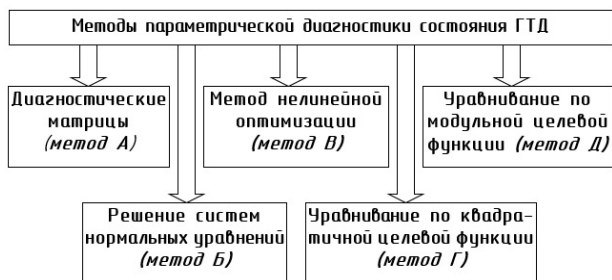


Рис. 1. Методы параметрической диагностики состояния ГТД

Метод диагностических матриц (метод А) основан на составлении таблиц, в которых изменения диагностических параметров состояния элементов газоздушного тракта (ГВТ) двигателя (КПД компрессора и турбины, площади характерных проходных сечений, коэффициенты потерь давления и др.) представлены в виде функций от изменения контролируемых параметров (расход топлива, температура газа и др.).

Метод Б основан на определении параметров состояния двигателя решением системы нормальных уравнений, формируемых из условия минимума суммарной квадратичной «невязки» между значениями контролируемых параметров и их расчетными значениями по математической модели рабочих процессов.

Метод В основан на определении экстремума целевого функционала – «невязок» между значениями контролируемых параметров и их значениями, определенными по математической модели рабочих процессов методом нелинейной оптимизации в области определения параметров состояния, задаваемой в виде системы двусторонних ограничений.

Метод уравнивания по квадратичной целевой функции (метод Г) основан на детерминированной связи контролируемых параметров между собой. Наличие такой связи является одним из условий определения параметров состояния. Для двигателя в качестве такой взаимосвязи выступают уравнения рабочих процессов.

Метод уравнивания по модульной целевой функции (метод Д) применяется при наличии аномальных результатов измерений и ошибок в задании характеристик их распределения.

В работе [2] было проведено исследование эффективности распознавания дефектов двигателя методами (Б, В, Г, Д) и методом нейросетевой (НС) диагностики на примере одновального и двухвального двухконтурного двигателей (рис. 2, 3).

Примечание: метод А, применяемый только в случае когда число контролируемых параметров равно числу параметров состояния двигателя, в данном исследовании не рассматривался.

Эффективность распознавания состояния двигателя оценивалась суммарной «невязкой» по параметрам состояния узлов газозоудного тракта (ГВТ) двигателя (компрессор, камеры сгорания, турбина):

$$\Delta\Sigma_j = \sum_{i=1}^m \delta x_i = |\delta x_1| + |\delta x_2| + \dots + |\delta x_m|, \quad (1)$$

где $\delta x_i = x_i^* - x_i$; δx_1 – отклонение состояния (величины дефекта) компрессора ($\delta\eta_k^*$); δx_2 – отклонение состояния турбины ($\delta\eta_T^*$); δx_m – отклонение состояния (величина дефекта) узла камеры сгорания ($\delta\sigma_{kc}$).

Обобщенный параметр эффективности распознавания состояния двигателя в целом $\Delta\Sigma'$ оценивался по формуле

$$\Delta\Sigma' = \frac{1}{3} \cdot \sum_{j=1}^n \Delta\Sigma_j. \quad (2)$$

Результаты сравнения эффективности методов показали преимущество НС-го метода перед другими методами. При этом по мере уменьшения объема информации о контролируемых параметрах для двухваль-

ного двигателя преимущество данного метода возрастает (рис. 2, 3).

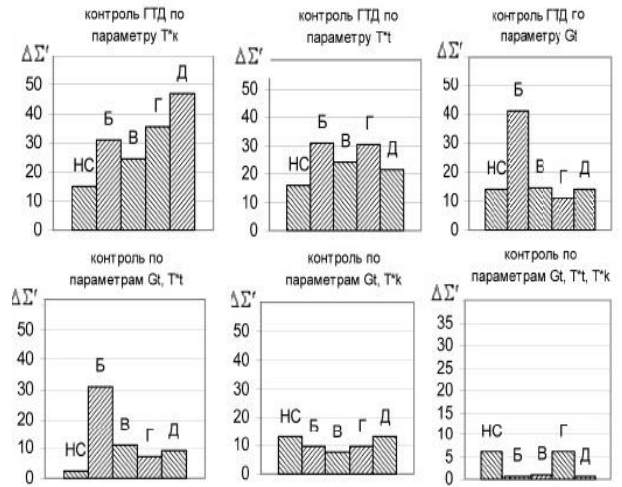


Рис. 2. Сравнительная оценка эффективности методов диагностики состояния одновального двигателя по обобщенному параметру $\Delta\Sigma'$

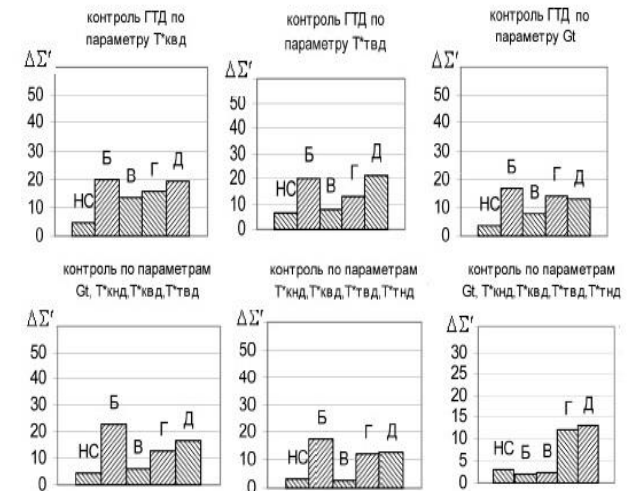


Рис. 3. Сравнительная оценка эффективности методов диагностики состояния двухвального двигателя по обобщенному параметру $\Delta\Sigma'$

В плане развития НС-го метода диагностики состояния ГТД в авиадвигателестроении актуальным является создание единой методологии разработки алгоритмов конструирования и обучения различного вида нейронных сетей для решения задач по параметрической диагностике состояния двигателей, включая разработку алгоритмов и программного обеспечения нейросетевого метода диагностирования, обеспечивающего более высокую по сравнению с существующими методами вероятность выявления

ния дефектов газотурбинных двигателей; проверку эффективности нейросетевого метода на примере конкретных авиационных ГТД; выявление архитектур нейронных сетей, наиболее эффективных для параметрической диагностики состояния и др.

Известно, что поиск оптимальной структуры нейросетевой модели является сложной проблемой, во многом решаемой исходя из опыта и интуиции исследователя.

При решении задач обучения нейросетевой модели необходимо добиваться способности сети предсказывать значения, не входящие в обучающую выборку. Необходимо также отметить, что эффективность диагностики состояния зависит от вида рассматриваемого двигателя (ТРД, ТРДД, ТВД и др).

Целью данной работы является исследование влияния на эффективность параметрической диагностики состояния ГВТ однофазного ГТД следующих параметров:

- типа нейросетевой (НС) модели (MLP, RBF);
- количества нейросетевых моделей ($N_{нс} \in 1...100$), с учетом которых проводится выбор значений параметров состояния двигателя;
- объема обучающей выборки ($N_{об} \in 5 ...561$), используемой для формирования НС-ой диагностической модели;
- количества и перечня контролируемых параметров, по данным которых проводится диагностика состояния двигателя.

ВЫБОР ТИПА И ОБЪЕМА НС-МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЯ

Выбор типа и объема НС-моделей проводился сравнением двух типов моделей: MLP и RBF [3].

В сети типа MLP каждый ее элемент строит взвешенную сумму своих входов с поправкой в виде слагаемого, затем пропускает эту величину активации через передаточную функцию, и таким образом получается выходное значение этого элемента. Элементы организованы в послойную топологию с прямой передачей сигнала. Такая сеть интерпретируется как модель вход-выход, в которой свободными параметрами являются веса и пороговые значения (сме-

щения). Сети подобной структуры моделируют функцию практически любой сложности.

В сети типа RBF имеется промежуточный слой из радиальных элементов, каждый из которых воспроизводит гауссову поверхность отклика. Сети RBF имеют ряд преимуществ перед сетями MLP [1–3]. Во-первых, они моделируют произвольную нелинейную функцию с помощью всего одного промежуточного слоя и тем самым избавляют от необходимости решать вопрос о числе слоев. Во-вторых, параметры линейной комбинации в выходном слое можно полностью оптимизировать с помощью хорошо известных методов линейного моделирования, которые работают быстро и не испытывают трудности с локальными минимумами, так мешающими при обучении многослойного персептрона. Поэтому сети RBF обучаются очень быстро (на порядок быстрее многослойного персептрона).

В процессе исследования эффективности НС-го метода диагностики однофазного ГТД использовались ПО «Statistica Neural Networks», «Gasturb» и следующие определения и формулы оценки погрешности и эффективности диагностики состояния двигателя.

Для i -го узла ГВТ двигателя, состояние которого оценивается j -м параметром $X_{i,j}$, областью определения является интервал:

$$X_{i,j} \in G_{X_{i,j}} = [X_{i,j,0} \dots X_{i,j,тр}], \quad (3)$$

где $X_{i,j,0}$ – значение параметра $X_{i,j}$, соответствующее бездефектному состоянию i -го узла, оцениваемого j -м параметром; $X_{i,j,тр}$ – граничное значение $X_{i,j}$, означающее, что в интервале $[X_{i,j,0} \dots X_{i,j,тр}]$ дефектное состояние двигателя может быть определено по его математической модели рабочих процессов.

В соответствии с (3) относительная величина дефекта определяется по формуле

$$\Delta X_{i,j,д} = \frac{|X_{i,j,0} - X_{i,j,д}|}{X_{i,j,0}} \cdot 100, \% \quad (4)$$

где $X_{i,j} \in G_{X_{i,j}}$.

Согласно (4) максимальное относительное значение дефекта равно $\Delta X_{i,j,d,max} = |X_{i,j,0} - X_{i,j,гр}| / X_{i,j,0}$. Например, для компрессора двигателя ($i = 1$), состояние которого оценивается значением КПД ($j = 1$), относительная величина дефекта определяется по формуле

$$\Delta X_{11,d} = \Delta \eta_k^* = \frac{|\eta_{к.0}^* - \eta_{к.д}^*|}{\eta_{к.0}^*} \cdot 100, \% \quad (5)$$

Для обучения НС-ой диагностической модели двигателя используется выборка объемом $N_{об}$ значений параметров состояния и соответствующих им значений $N_{кп}$ контролируемых параметров двигателя. Выборка параметров состояния $X_{i,j}$ формируется из интервала $G_{Xi,j}$ и соответствующих им значений параметров, определяемых с применением ПО «Gasturb». Построение НС-модели ведется с применением ПО «Statistica Neural Networks».

Погрешность оценки дефектного состояния узла двигателя в интервале значений $G_{Xi,j} = X_{i,j,0} \dots X_{i,j,гр}$ оценивается относительной величиной «невязки» между значением $X_{3,1}$, соответствующим дефектному состоянию, и его значением $X_{i,j,нс}$, определенным по НС-ой диагностической модели:

$$\delta X_{i,j,d} = \frac{|X_{i,j,d} - X_{i,j,нс}|}{X_{i,j,d}} \cdot 100 \in \left\{ 0 \dots \left(\frac{|X_{i,j,d} - X_{i,j,гр}|}{X_{ij,d}} \cdot 100 \right) \right\}, \% \quad (6)$$

Из (6) следует, что наиболее точно определяются состояния узлов двигателя при $X_{i,j,d} = X_{i,j,нс}$, т.е при $\delta X_{i,j,d} = 0$. Если в интервале значений $G_{Xi,j} = X_{i,j,0} \dots X_{i,j,гр}$ рассматриваются m дискретных значений дефектного состояния двигателя, то можно оценить среднюю погрешность диагностики для данного интервала по формуле

$$\delta X_{i,j,d,ср} = \frac{1}{m} \sum_{\varepsilon=1}^m \frac{|X_{i,j,d,\varepsilon} - X_{i,j,нс,\varepsilon}|}{X_{i,j,d,\varepsilon}} \cdot 100, \% \quad (7)$$

С учетом Z узлов двигателя ($i = \overline{1, z}$), состояния которых оцениваются соответственно $K_i = K_1, K_2 \dots K_z$ параметрами, средняя интегральная оценка погрешности диагностики двигателя определится по формуле

$$\delta X_{\Sigma} = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \frac{1}{K_i} \sum_{j=1}^{K_i} \frac{1}{m} \sum_{\varepsilon=1}^m \frac{|X_{i,j,d,\varepsilon} - X_{i,j,нс,\varepsilon}|}{X_{i,j,d,\varepsilon}} \times (8) \times 100, \%$$

В соответствии с (7) эффективность диагностики состояния ГТД можно оценивать величиной $\Theta_{i,j,d,ср}$, обратной величине оценки погрешности диагностики $\delta X_{i,j,d,ср}$, следуя принципу чем меньше погрешность, тем выше эффективность диагностики:

$$\Theta_{i,j,d,ср} = 100 - \delta X_{i,j,d,ср}, \% \quad (9) \text{ или}$$

$$\Theta_{i,j,d,ср} = \left(1 - \frac{1}{m} \sum_{\varepsilon=1}^m \frac{|X_{i,j,d,\varepsilon} - X_{i,j,нс,\varepsilon}|}{X_{i,j,d,\varepsilon}} \right) \times 100, \%$$

Тогда с учетом Z узлов двигателя ($i = \overline{1, z}$) и K_z параметрами состояния ($i = \overline{1, K_u}$), где $K_u = \sum_{i=1}^z K_i$, эффективность диагностики двигателя определится по формуле

$$\Theta_{\Sigma} = 100 - \delta X_{\Sigma}, \% \quad (10) \text{ или}$$

$$\Theta_{\Sigma} = \left(1 - \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \frac{1}{K_i} \sum_{j=1}^{K_i} \frac{1}{m} \sum_{\varepsilon=1}^m \frac{|X_{i,j,d,\varepsilon} - X_{i,j,нс,\varepsilon}|}{X_{i,j,d,\varepsilon}} \right) \times 100, \%$$

Условия проведения исследования были следующие:

- объект исследования – одновальный ГТД (рис. 4, 5);
- контролируемые параметры состояния ГТД (рис. 4): расход топлива в двигателе (G_T); температура воздуха за компрессором (T_k^*); температура газа за турбиной (T_T^*);
- диагностируемые параметры (параметры состояния узлов двигателя (рис. 4)):

$X_{1,1}$ – КПД компрессора (η_k^*), $X_{2,1}$ – коэффициента восстановления полного давления в камере сгорания (σ_{kc}), $X_{3,1}$ – КПД турбины (η_T^*);

• обучение НС-сетей проводилось с использованием объема выборки, равной $N_{об} = 561$. Данные для обучения НС-сетей формировались моделированием дефектов узлов двигателя в интервале значений $[X_{i,j,0} \dots X_{i,j,гр}]$:

$$\eta_k^* = [0,74 \dots 0,78]; \quad \sigma_{kc} = [0,91 \dots 0,97];$$

$$\eta_T^* = [0,81 \dots 0,85].$$

Бездефектное состояние двигателя соответствовало значениям $X_{i,j,0}$:

$$X_{1,1,0} = \eta_k^* = 0,78; \quad X_{2,1,0} = \sigma_{kc} = 0,97;$$

$$X_{3,1,0} = \eta_T^* = 0,85.$$

Значения $\Delta X_{i,j,d}$ варьировались в интервале $[0 \dots -5]\%$, внутри которого выбирались $m = 800$ значений дефектного состояния:

$$\Delta X_{i,j,d} = [-0,00625; -0,01250; \dots; -5], \%$$

Для каждого набора дискретных относительных значений параметров состояния ($\Delta \eta_k^*$, $\Delta \sigma_{kc}$, $\Delta \eta_T^*$) с применением ПО «Gasturb» определялись значения контролируемых параметров (G_T, T_T^*, T_K^*).

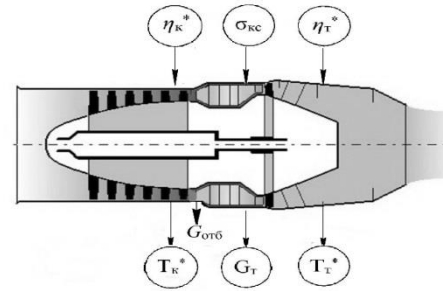


Рис. 4. Схема одновального ГТД с отбором воздуха за компрессором

Поскольку одновременное возникновение нескольких дефектов являлось маловероятным [5], то рассматривались НС-модели вида:

$$\eta_k^* = f(G_T, T_T^*, T_K^*); \quad \sigma_{kc} = \text{idem}; \quad \eta_T^* = \text{idem}; \quad (11)$$

$$\sigma_{kc} = f(G_T, T_T^*, T_K^*); \quad \eta_k^* = \text{idem}; \quad \eta_T^* = \text{idem}; \quad (12)$$

$$\eta_T^* = f(G_T, T_T^*, T_K^*); \quad \eta_k^* = \text{idem}; \quad \sigma_{kc} = \text{idem}. \quad (13)$$

Количество НС-моделей ($N_{нс}$), по результатам исследования которых проводилась оценка погрешности диагностики, варьировалось от 1 до 100 (например, $N_{нс} = 5$ означает, что результаты оценки погрешности диагностики по пяти видам НС-моделей распределены в интервале ($\delta X_{i,\min} \dots \delta X_{i,\max}$ и т.д.).

Интервальные значения погрешности оценки $\delta X_{i,\min} \dots \delta X_{i,\max}$ состояния компрессора ($\delta \eta_k^*$), камеры сгорания ($\delta \sigma_{kc}$) и турбины ($\delta \eta_T^*$) для различных значений $N_{нс}$ приведены в табл. 1.

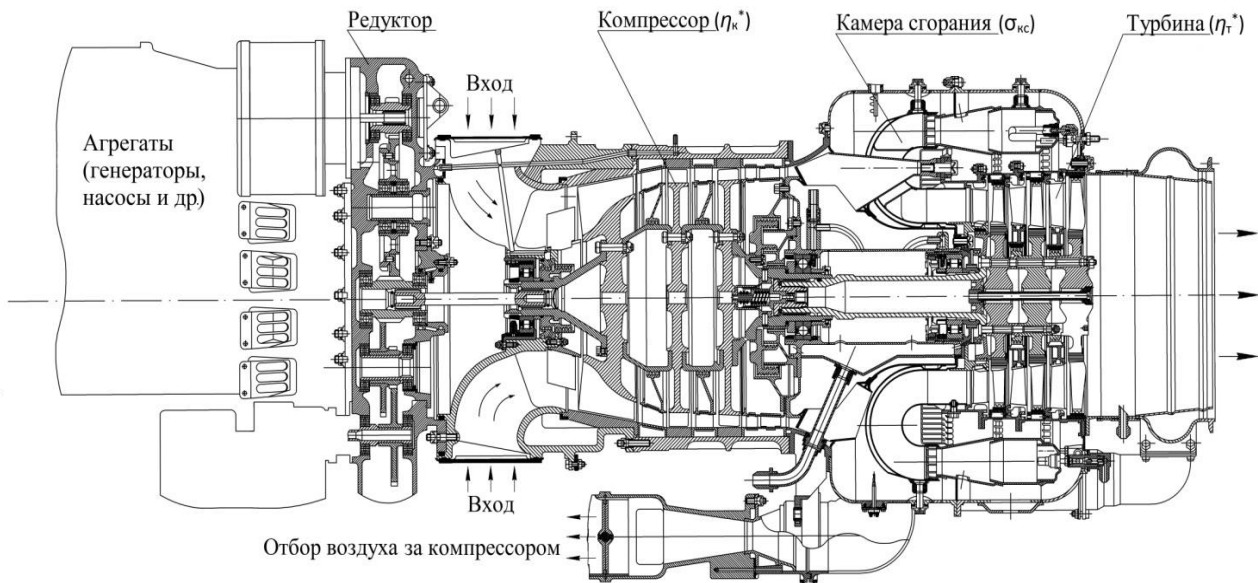


Рис. 5. Одновальный ГТД с отбором воздуха за компрессором

Таблица 1

Погрешность оценки состояния узлов ГВТ двигателя ($\delta X_i \cdot 10^2, \%$)

№ п/п	N_{nc}	НС-модель типа MLP			НС-модель типа RBF		
		$\delta\eta_k^*, \%$	$\delta\eta_T^*, \%$	$\delta\sigma_{kc}, \%$	$\delta\eta_k^*, \%$	$\delta\eta_T^*, \%$	$\delta\sigma_{kc}, \%$
1	1	0,05...0,05	0,17...0,17	0,77...0,77	5,05...5,05	4,85...4,85	6,10...6,10
2	5	0,05...0,07	0,17...0,18	0,72...0,93	2,78...7,53	6,25...7,33	4,79...6,04
3	10	0,06...0,08	0,16...0,18	0,73...0,96	3,92...10,4	3,05...7,47	3,70...9,63
4	20	0,06...0,17	0,16...0,19	0,69...1,14	3,64...9,76	5,33...11,2	4,12...10,6
5	30	0,07...0,17	0,16...0,22	0,76...1,1	3,05...13,2	3,16...14,6	5,05...14,4
6	40	0,06...0,20	0,16...0,33	0,71...1,13	4,07...18,5	5,15...17,3	3,08...17,2
7	50	0,06...0,44	0,16...0,42	0,75...1,13	3,61...22,2	3,35...23,8	5,02...21,5
8	60	0,05...0,53	0,16...0,47	0,75...1,39	5,21...27,7	2,43...21,7	3,82...21,0
9	70	0,06...0,91	0,16...0,64	0,73...1,46	4,22...34,9	3,84...36,6	4,61...36,5
10	80	0,05...0,89	0,16...1,10	0,73...1,75	3,78...47,2	3,17...43,9	3,98...34,9
11	90	0,06...4,79	0,16...1,37	0,72...6,35	4,87...46,8	4,04...41,2	4,46...45,1
12	100	0,07...8,25	0,16...6,32	0,72...8,82	3,02...91,5	4,56...54,4	4,10...51,3

Таблица 2

Погрешность оценки состояния двигателя

№ п/п	N_{nc}	НС-модель типа MLP	НС-модель типа RBF
		$\delta X_{\Sigma, MLP} \cdot 10^2, \%$	$\delta X_{\Sigma, RBF} \cdot 10^2, \%$
1	1	0,33...0,33	5,33...5,33
2	5	0,31...0,39	4,61...6,97
3	10	0,32...0,37	3,56...9,17
4	20	0,30...0,50	4,36...10,5
5	30	0,33...0,50	3,75...14,1
6	40	0,31...0,55	4,10...17,7
7	50	0,32...0,66	3,99...22,5
8	60	0,32...0,80	3,82...23,5
9	70	0,32...1,10	4,22...36,1
10	80	0,31...1,25	3,64...42,0
11	90	0,31...4,17	4,46...44,4
12	100	0,32...7,80	3,89...65,7

Из табл. 1 видно, что более точным являются модели типа MLP. Например, при $10^{-1}\%$ интервалы погрешности оценки ($\delta X_i \cdot 10^2, \%$) распределены следующим образом:

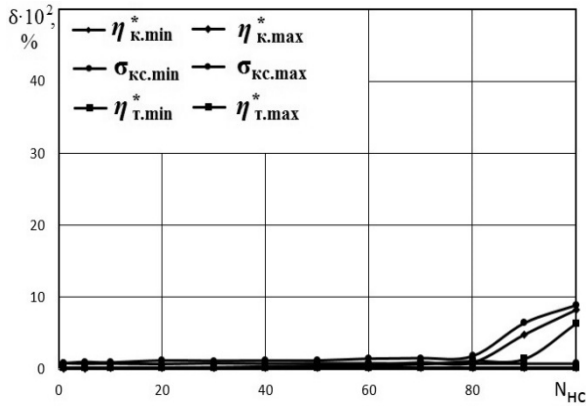
В случае модели типа MLP:

- для компрессора: [0,05..0,07] %;
- для турбины: [0,17...0,18] %;
- для КС: [0,72...0,93] %.

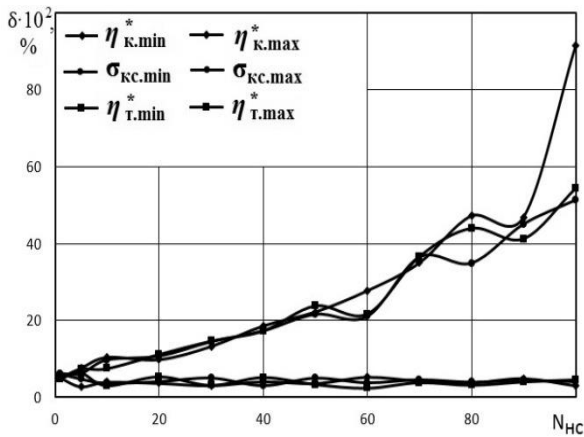
В случае модели типа RBF:

- для компрессора: [2,78..7,53] %;
- для турбины: [6,25...7,33] %;
- для КС: [4,79...6,04] %.

Результаты оценки погрешности диагностики состояния двигателя по формуле (8) приведены в табл. 2 и показаны в рис. 6.



а



б

Рис. 6. Влияние количества НС-моделей на погрешность оценки состояния:
 а – диагностирование с применением НС-модели типа MLP; б – диагностирование с применением НС-модели типа RBF

Таким образом, данные табл. 2 и рис. 6 показывают, что для решения задачи параметрической диагностики состояния одновального ГТД более предпочтительными являются НС-модели типа MLP, которые обеспечивают приблизительно в 10 раз более точную оценку состояния двигателя по сравнению с НС-моделями типа RBF.

ВЛИЯНИЕ ОБЪЕМА ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ НА ЭФФЕКТИВНОСТЬ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЯ

В процессе исследования для НС-моделей вида (11)...(13) объем обучающей выборки $N_{об}$ варьировался в интервале [5...561]. Среднее значение эффективность диагностики состояния узлов двигателя ($i = \overline{1,3}$) оценивалось по формуле (9).

Исследования проводилось для различных вариантов количества и сочетания кон-

тролируемых параметров двигателя: $[T_k^*]; [G_T]; [T_T^*]; [T_T^*, T_k^*]; [T_T^*, G_T]; [T_k^*, G_T]$ и $[T_k^*, G_T, T_T^*]$.

В табл. 3 приведены пример расчетов объема обучающей $N_{об}$ и тестовой $N_{тест}$ выборки. Суммарный объем выборки оценивают следующим образом:

$$N_{\Sigma} = N_{об} + N_{тест} = 801.$$

Таблица 3

Погрешность при различных сочетаниях объема обучающей и тестовой выборки

НС-модель $\eta_k^* = f(G_T, T_T^*, T_k^*)$ типа MLP						
№	Обучающая выборка		Погрешность $\delta \cdot 10^3, \%$	Тестовая выборка		Погрешность $\delta \cdot 10^3, \%$
	$N_{об}$			$N_{тест}$		
	%	п/п		%	п/п	
1	1	8	1,4	99	793	3,2
2	5	40	1,2	95	761	1,5
3	10	80	1,7	90	721	1,6
4	20	160	1,5	80	641	1,4
5	30	240	1,1	70	561	1
6	40	320	1,2	60	481	1,1
7	50	401	1,3	50	401	1,3
8	60	481	1	40	320	1
9	70	561	0,8	30	240	0,5
10	80	641	0,9	20	160	0,6
11	90	721	1,2	10	80	1,5
12	99	793	1,5	1	8	2,3
13	100	801	0,7	0	0	0

На рис. 7 изображен график средней погрешности соотношения объема тестовой выборки к объему обучающей выборки.

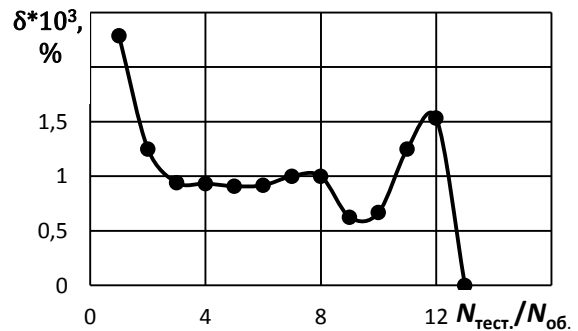


Рис. 7. Погрешность соотношения объема тестовой выборки $N_{тест}$ к объему обучающей выборки $N_{об}$

Из табл. 3 и рис. 7 видно, что погрешность минимальна ($\delta = 0,000063\%$) при соотношении объема тестовой выборки 30% к объему обучающей выборки 70%. Поэтому в дальнейшем исследовании используем объем обучающей выборки $N_{об} = 561$, а объем тестовой выборки $N_{тест} = 240$.

В табл. 4 приведены результаты исследования погрешностей между НС-моделью MLP и НС-моделью RBF в функции соотношения объема тестовой выборки к объему обучающей выборки.

Таблица 4

Погрешность соотношения объемов выборки при НС-моделях MLP и RBF

НС-модель $\eta_k^* = f(G_T, T_T^*, T_K^*)$			
№ п/п	$\frac{N_{тест}}{N_{об}}$	НС-модель типа MLP	НС-модель типа RBF
		$\delta X_{\Sigma, MLP}, \%$	$\delta X_{\Sigma, RBF}, \%$
1	99/1	0,000234	0,00249
2	95/5	0,000132	0,00109
3	90/10	0,000094	0,00139
4	80/20	0,000093	0,00111
5	70/30	0,000091	0,00103
6	60/40	0,000092	0,00102
7	50/50	0,000121	0,00103
8	40/60	0,000135	0,00105
9	30/70	0,000063	0,00089
10	20/80	0,000067	0,00097
11	10/90	0,000134	0,00114
12	5/95	0,000152	0,00132
13	0/100	0	0

Очевидно из табл. 4, что погрешность НС-модели типа MLP в любое соотношение объемов выборки уменьшается (эффективность увеличивается) на $10^{-1}\%$ по сравнению с погрешностью НС-модели RBF. При этом наблюдается минимальная погрешность при соотношении 30/70, где $\delta_{MLP} = 0,000063\%$, а $\delta_{RBF} = 0,00089\%$.

Необходимо отметить, что в данной работе использовалась настройка по умолчанию (рекомендуется) в ПО «STATISTICA» (табл. 5 и рис. 8).

Таблица 5

Пример настройки в ПО «STATISTICA»

		1	2	3	4	5
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Hidden activation	Output activation
1	MLP 3-3-1	0,999863	0,999750	0,999879	Tanh	Identity
2	MLP 3-2-1	0,999825	0,999690	0,999853	Exponential	Logistic
3	MLP 3-2-1	0,999822	0,999674	0,999850	Logistic	Exponential
4	MLP 3-3-1	0,999836	0,999672	0,999862	Identity	Identity
5	MLP 3-3-1	0,999820	0,999678	0,999836	Tanh	Identity
		6	7	8	9	10
Index	Net. name	Training error	Test error	Validation error	Training algorithm	Error function
1	MLP 3-3-1	2,73E-08	4,40E-08	2,64E-08	BFGS 156	SOS
2	MLP 3-2-1	3,49E-08	5,56E-08	3,16E-08	BFGS 123	SOS
3	MLP 3-2-1	3,55E-08	5,87E-08	3,22E-08	BFGS 407	SOS
4	MLP 3-3-1	3,26E-08	5,84E-08	2,98E-08	BFGS 18	SOS
5	MLP 3-3-1	3,60E-08	5,75E-08	3,59E-08	BFGS 111	SOS

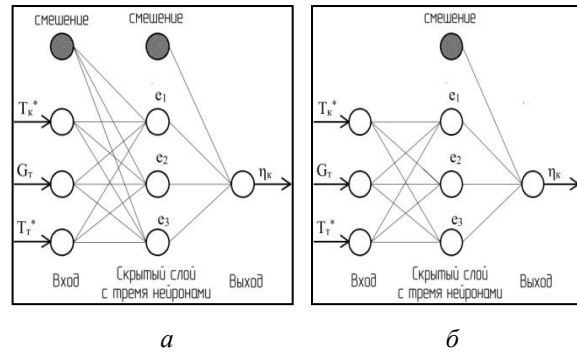


Рис. 8. Архитектура НС-моделей MLP (а) и RBF (б) с тремя нейронами в скрытом слое, зависимость типа $\eta_k^* = f(G_T, T_T^*, T_K^*)$

Результаты исследования для различных вариантов количества и сочетания контролируемых параметров двигателя в зависимости от объемов обучающей и тестовой выборки приведены на рис. 9 и 10, откуда видно, что надежная оценка состояния двигателя возможна при объеме обучающей выборки $N_{об} \geq 500$. При этом для количество и сочетание контролируемых параметров, по которым проводится оценка состояния его узлов, практически не влияет на эффективность диагностики состояния для обучающей выборки.

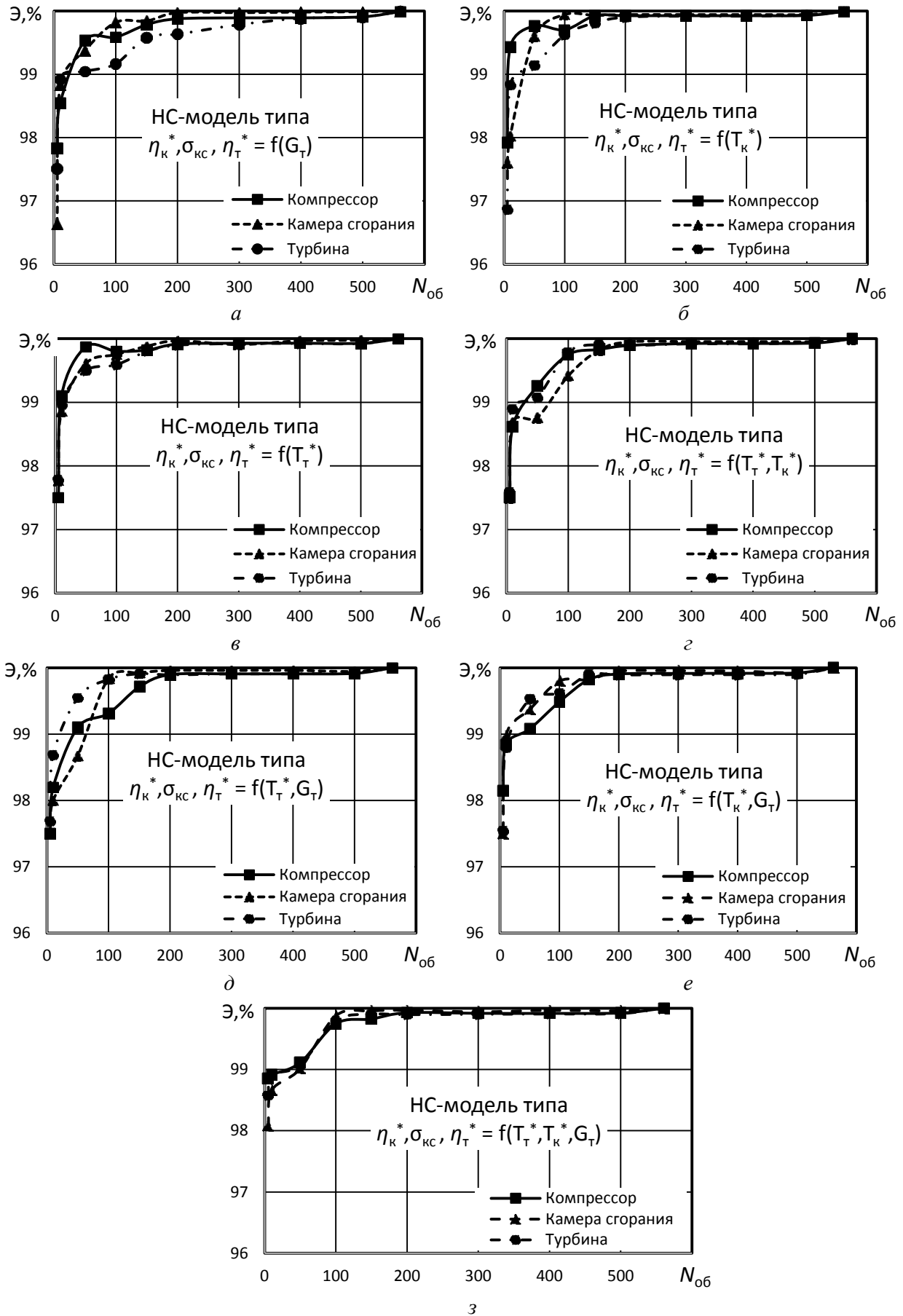


Рис. 9. Зависимости эффективности диагностики состояния ГТД от объема обучающей выборки, количества и сочетания контролируемых параметров

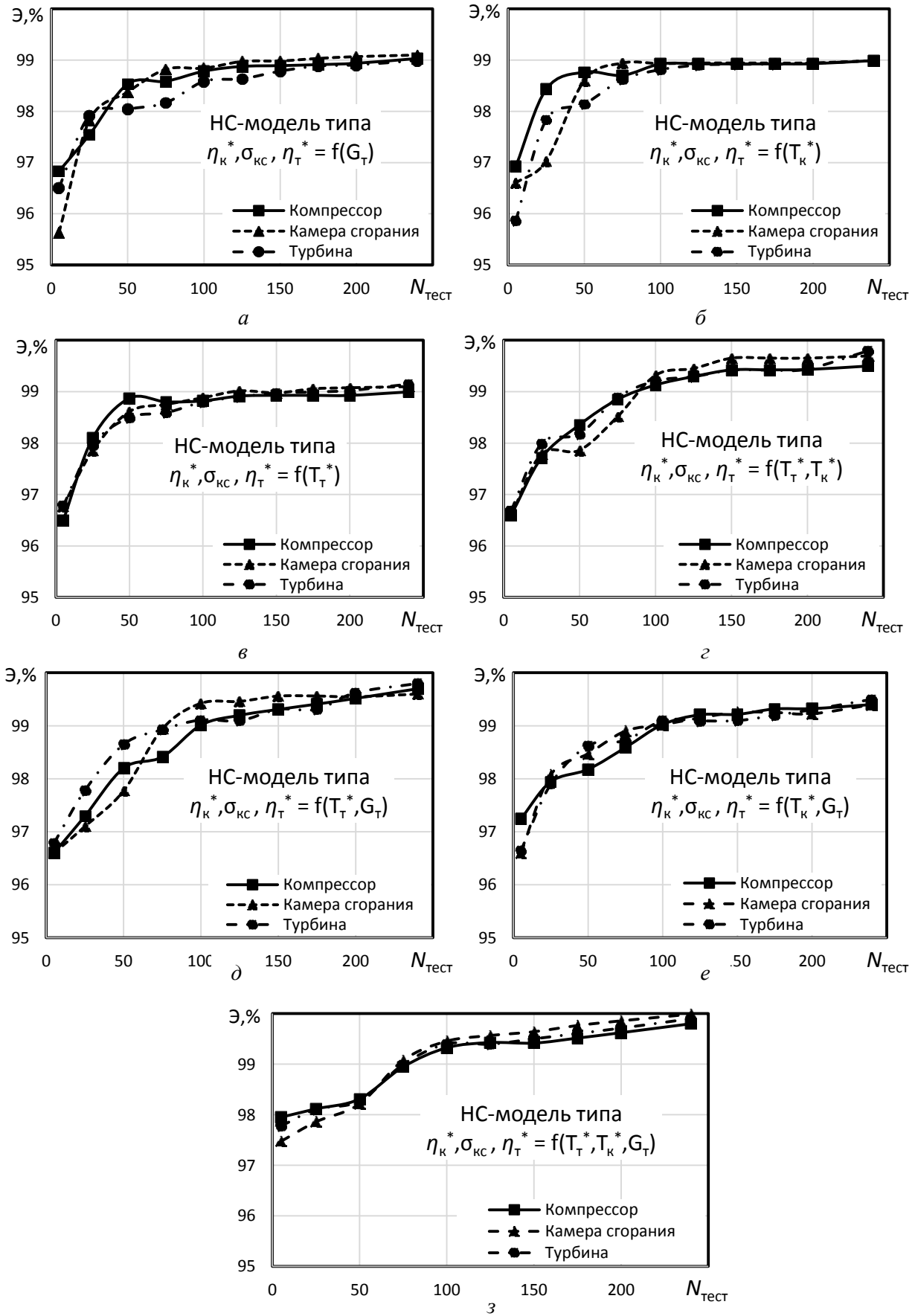


Рис. 10. Зависимости эффективности диагностики состояния ГТД от объема тестовой выборки, количества и сочетания контролируемых параметров

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследование эффективности параметрической диагностики состояния одновального ГТД на основе нейросетевого моделирования рабочих процессов показало следующее:

- для решения задачи параметрической диагностики состояния одновального ГТД более предпочтительными являются НС-модели типа MLP, которые обеспечивают приблизительно в 10 раз более точную оценку состояния двигателя по сравнению с НС-моделями типа RBF;

- надежная оценка состояния двигателя возможна при объеме обучающей выборки $N_{об} \geq 500$. При этом для данного двигателя количество и сочетание контролируемых параметров, по которым проводится оценка состояния его узлов, практически не влияет на эффективность диагностики состояния.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Саймон Хайкин, Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.; Пер. с англ. М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с. [Simon Haykin, *Neural networks: complete course*. М.: ООО "ID Williams", 2006.]
2. Гишваров А. С., Габдуллин В. С., Нестеров А. В. Диагностика состояния авиационных ГТД с применением нейронных сетей // Вестник УГАТУ. 2009. Т. 12, № 2 (31). с. 25–31. [A. S. Gishvarov, V. S. Gabdullin, A. V. Nesterov, "Diagnostics of the GTE state using neural network", (in Russian), in *Vestnik UGATU*, vol. 12, № 2 (31). pp. 25-31, 2009.]
3. Раэриндзатуву Ж. С. Выбор нейросетевой модели для параметрической диагностики состояния авиационной силовой установки // тр. Всерос. науч.-техн. конф. «Научно-технические проблемы современного двигателестроения» – Уфа: УГАТУ, 2016. С. 45–48. [J. C. Raherinjatovo, A. S. Gishvarov, "Selection of neural network models for parametric diagnostics of the state of aviation powerplant", (in Russian), in *Nauchno-tehnicheskije problem sovremennogo dvigatelestrojeniya*, pp. 45-59, 2016.]
4. Раэриндзатуву Ж. С., Гишваров А. С. Диагностика газоздушного тракта ГТУ с применением нейросетевого моделирования рабочих процессов // тр. Всерос. науч.-техн. конф. «Научно-технические проблемы современного двигателестроения» – Уфа: УГАТУ, 2016. С. 45–49. [J. C. Raherinjatovo, A. S. Gishvarov, *Selection of neural network models for parametric diagnostics of the state of aviation powerplant*, (in Russian), in *Nauchno-tehnicheskije problem sovremennogo dvigatelestrojeniya*, pp. 49-52, 2016.]
5. Гриценко Е. А., Каховский К. В., Тунаков А. М. Опыт технической диагностики двигателя НК-8-2У по термодинамическим параметрам // Межвуз. науч. сб. «Испытания авиационных двигателей». № 16. Уфа, УАИ, 1988. С. 137–143. [Е. А. Gritsenko, К. В. Kakhovsky, А. М. Tunakov, "Experience of technical diagnostics engine NK-8-2U on thermogasdynamic parameters", in *Ispytaniya aviacionnyh dvigatelej*, no. 16, pp. 137-143, 1988.]

ОБ АВТОРАХ

РАЭРИНДЗАТУВУ Жульен Селестин, асп. каф. АД, Дипл. инженер по тех. экспл. ЛА и АД (УГАТУ, 2013). Иссл. в обл. диагностики и прогнозирования состояния технических систем.

ГИШВАРОВ Анас Саидович, зав. каф. АД, Дипл. инженер по авиационным двигателям (УАИ, 1973). Д-р техн. наук по тепл. двигателям ЛА (УАИ, 1993). Иссл. в обл. надежности, испытаний и прогнозирования состояния технических систем.

METADATA

Title: Parametrics diagnostics of single-GTE on the basis of neural network modeling workflows

Authors: J. C. Raherinjatovo¹, A. S. Gishvarov²

Affiliation: Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia.

Email: ¹jules.zaza@bk.ru, ²gas-rb@mail.ru

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 21, no. 4 (78), pp. 86-96, 2017. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

Abstract: The problem of increasing the efficiency of the parametric diagnostic single-shaft gas turbine engine, based on neural network modeling of its workflows. Spend a selection of the type of neural network diagnostic model, as well as a study of the influence, the efficiency of diagnosis of the condition: the number of the analyzed NA models from which conducted the choice of optimal diagnostic model, the type of neural network model, the volume of training sample, the number and the list of controlled parameters of the engine. Recommendations on the use of software "Gasturb" and "Statistica Neural Networks".

Key words: parametric diagnostics; gas turbine engine (GTE); neural network modeling; workflow; efficiency.

About authors:

RAHERINJATOVO, Julien Celestin, Postgrad. (PhD) student, Department of Aircraft engines. Dipl. Engineer those. Par. FD and AE (USATU 2013). Research in the domain diagnosis and prognosis of the state of technical systems.

GISHVAROV, Anas Saidovich, Head. dep. of Aircraft engines, Dipl. Engineer Aircraft engines (AIM, 1973), Dr. Sc. Science for heat. Aircraft engines (AIM 1993). Research in the domain of reliability, testing and forecasting of technical systems.