

УДК 621.452.3:51

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ТОПЛИВНОГО АГРЕГАТА АВИАЦИОННОГО ГТД В УСЛОВИЯХ ОГРАНИЧЕННОГО ОБЪЕМА ИНФОРМАЦИИ

Д. А. Смышляев¹, А. С. Гишваров²

¹dmytrysmyshlyaev@gmail.com, ²ad@mail.rb.ru

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

Поступила в редакцию 19 марта 2014 г.

Аннотация. Решается задача прогнозирования технического состояния топливного агрегата авиационного газотурбинного двигателя (ГТД) с использованием математической модели, связывающей выходные параметры, характеризующие состояние агрегата, с его вибронгруженностью.

Ключевые слова: математическая модель; вибронгруженность; искусственные нейронные сети; наработка; многослойный перцептор; быстрое преобразование Фурье; множественная регрессия.

Рассматриваемый в статье агрегат входит в систему управления площадью критического сечения реактивного сопла авиационного двигателя. Отказы таких агрегатов в условиях эксплуатации могут приводить к различным негативным последствиям (рис. 1) [1]:

- к нарушению работы системы управления площадью критического сечения сопла двигателя, что, как следствие, ведет к снижению тяги;
- к течи топлива по корпусу двигателя, что может привести к пожару;
- к засорению топливной автоматики двигателя стружкой, что может привести к непредсказуемым отказам, дорогостоящему ремонту и необходимости промывки топливной системы.

В этом плане актуальным является решение задачи по разработке методики прогнозирования состояния агрегата, обеспечивающей своевременное принятие решения о возможности его дальнейшей эксплуатации. При этом решение о состоянии агрегата принимается с учетом результатов косвенных измерений в условиях ограниченного объема информации, под которым понимается объем, не позволяющий достоверно оценивать состояние агрегата в условиях его эксплуатации. Кроме этого, на достоверность оценки состояния агрегата также влияют такие факторы, как:

- нестационарность рабочего процесса;
- износ элементов;
- разброс параметров агрегата, обусловленный допусками на его изготовление и сборку;

- несовершенство методов и средств измерений, являющихся источником дополнительных ошибок при оценке состояния агрегата.

Очевидно, что для оценки состояния агрегата интерес представляют параметры, обладающие высоким уровнем информативности и не требующие существенных затрат на их контроль. Такими параметрами для топливного агрегата являются:

- пульсация давления в напорной магистрали;
- параметры его вибронгруженности.

Исследование состояния агрегатов в опытном и серийном производстве показало, что основной причиной снижения надежности агрегатов является низкое качество комплектующих: значительные отклонения размеров деталей и узлов, технологические дефекты. Следствием этого является то, что даже при селективной сборке агрегатов более 20 % из них имеют отклонения, вызывающие их повышенную вибрацию.

Поскольку агрегат является составной частью топливной системы двигателя и летательного аппарата, то для него характерно возникновение вибрации гидродинамического характера. Поэтому кроме составляющих спектра с частотой, вызванной неуравновешенностью ротора, возникает вибрация с частотами, кратными числу основных рабочих элементов ротора (плунжеров, рабочих лопаток крыльчатки, зубьев зубчатых колес и др.).



а



б



в



г

Рис. 1. Характерные неисправности топливного агрегата авиационного ГТД:
 а – износ упора (практически полностью отсутствует износостойчивое покрытие); б – следы изнашивания графитного кольца в торцевом уплотнении; в – износ всех башмаков на плунжерах;
 г – глубокая выработка на опорной шайбе

Пульсации давления обусловлены законом перемещения рабочих органов (вытеснителей) агрегата, а также особенностями самого рабочего процесса. Пульсации давления в результате гидравлического сопротивления выходной магистрали и сил инерции, заполняющей ее упру-

гой жидкости, вызывают вибрацию узлов самого агрегата и других элементов топливной системы.

Частотная составляющая колебаний, кратная числу рабочих органов агрегата (поршней и др.) и числу его оборотов (плунжерная частота),

является основной в спектре шума агрегата. На эту частоту накладываются высокочастотные гармоники, а также частоты, вызываемые колебательным процессом в топливной системе, и частоты, обусловленные влиянием других факторов (кавитация жидкости в агрегате, вибрация подшипников и др.). В результате развивается сложный колебательный процесс и, соответственно, – сложный спектр с широким диапазоном частотных составляющих, многие из которых в 15–20 раз превышают периодичность работы плунжеров агрегата.

Уровень пульсаций давления в напорной магистрали агрегата не всегда несет в себе диагностическую ценность, что связано с особенностями конфигурации нагнетающей магистрали и зависит от того:

- является ли магистраль расходной или нерасходной;
- где расположено штатное место замера пульсаций;
- имеются ли демпферы пульсаций.

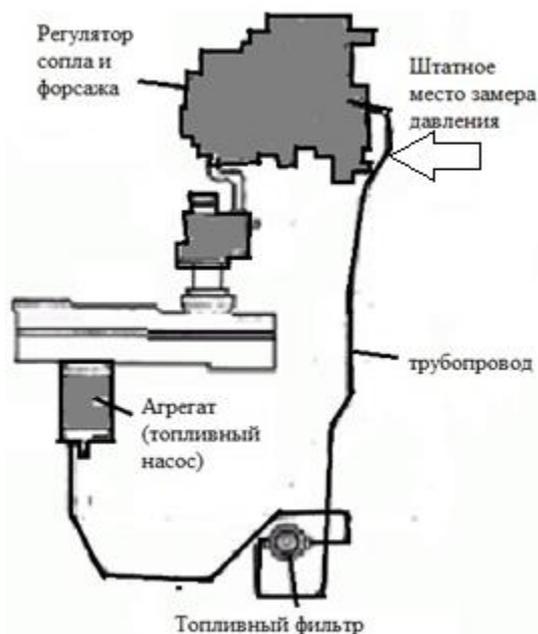


Рис. 2. Схема нагнетающей магистрали агрегата

Анализ схемы нагнетающей магистрали (рис. 2) показывает, что штатное место замера давления в линии нагнетания удалено от агрегата и расположено за топливным фильтром, который демпфирует колебания. Поэтому остается единственным – использовать для оценки состояния агрегата его вибронгруженность.

Состояние агрегатов оценивалось с учетом:

- механического износа;

- вибронгруженности агрегата на различных режимах работы двигателя.

По результатам измерений износа в эксплуатации были выделены три группы состояния агрегата:

- 1 группа – агрегат является кондиционным (механический износ практически отсутствует);
- 2 группа – агрегат имеет повышенный износ;
- 3 группа – износ агрегата превышает предельно допустимый уровень.

Необходимо отметить, что износ, оцениваемый измерением геометрических размеров и являясь достаточно эффективным методом оценки состояния, для рассматриваемого агрегата имеет ряд существенных недостатков:

- требует значительного времени;
- существует риск повреждения агрегата в процессе проведения измерения.

Поэтому основное внимание в работе было уделено оценке состояния агрегата через его вибронгруженность, оцениваемую с помощью датчиков вибрации, устанавливаемых в осевой и поперечной плоскостях.

В процессе исследования по отдельному каналу контролирующей аппаратуры фиксировалась частота вращения ротора высокого давления двигателя (n_d). Первичная обработка сигнала проводилась с применением быстрого преобразования Фурье (БПФ). Для каждого рассматриваемого случая был получен спектр сигналов вибрации, который далее разбивался на гармонические составляющие в зависимости от значения n_d (рис. 3, 4) [2].

В процессе исследования был разработан алгоритм учета флуктуации частоты вращения при обработке сигнала методом БПФ, что было необходимо для построения доверительных интервалов гармонических составляющих:

$$\Delta_i = \pm F \cdot i = \pm (n_{d,\max} - n_{d,\min}) \cdot i, \quad (1)$$

где Δ_i – частотный доверительный интервал гармонической составляющей (Гц); F – допуск на флуктуацию или фактическая флуктуация частоты вращения (Гц); i – номер гармонической составляющей; $n_{d,\min}$, $n_{d,\max}$ – соответственно минимальное и максимальное значение n_d .

В пределах доверительного интервала для каждой гармонической составляющей определялась ее максимальная величина, которая в последующем при моделировании состояния агрегата принималась за оценочную.

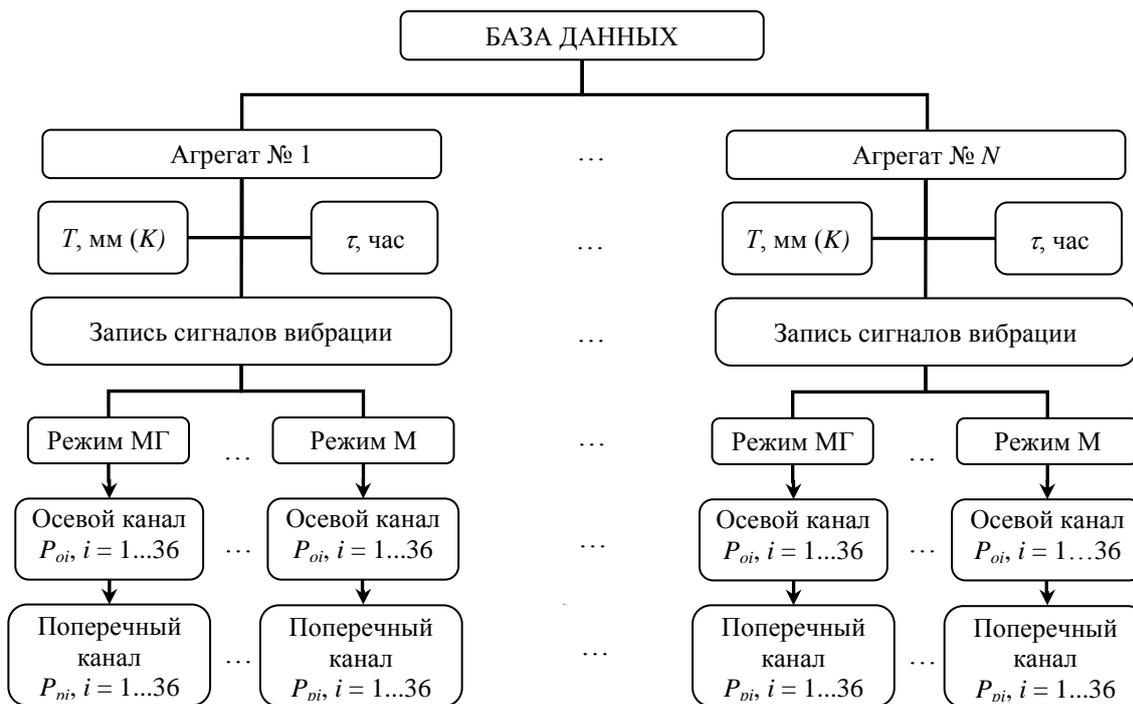


Рис. 3. Структура исходных данных: T – измеряемый в агрегате зазор, мм; τ – наработка агрегата, час.; P_{oi} – расчетное значение i -й гармонической составляющей осевого канала; P_{pi} – расчетное значение i -й гармонической составляющей поперечного канала; МГ – режим «Малый газ»; М – режим «Максимал»

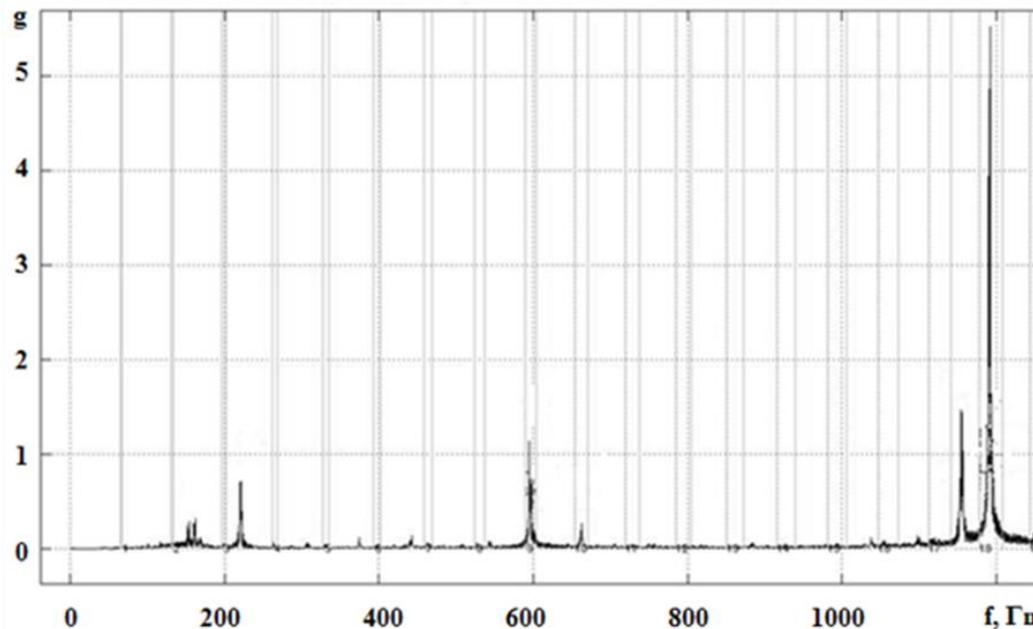


Рис. 4. Спектр сигнала вибрации с определенными гармоническими составляющими и доверительными интервалами

Всего анализировались 36 гармонических составляющих для осевого и поперечного каналов измерения. Дальнейшее увеличение количества составляющих приводило к перекрытию доверительных интервалов, что, в свою очередь, не позволяло однозначно относить экстремумы спектра к той или иной гармонике.

В процессе эксплуатации оценка технического состояния агрегата проводится путем замера зазора T .

Согласно документации завода-изготовителя граничное значение T равно 0,8 мм, т. е.:

- при $T < 0,8$ мм агрегат считается годным к эксплуатации;

- при $T \geq 0,8$ мм агрегат считается не годным к эксплуатации.

Согласно данному признаку агрегаты делятся на 2 категории: 1 – «годен» и 2 – «не годен».

Для более точного определения состояния агрегата, кроме признаков «годен – не годен», в процессе исследования дополнительно были введены следующие категории его состояния:

- состояние K_1 , при котором $T \leq 0,4$ мм (состояние соответствует исходному состоянию «нового» агрегата);

- состояние K_2 , при котором $0,4 < T \leq 0,7$ мм (агрегат является исправным);

- состояние K_3 , при котором $0,7 < T < 0,8$ мм (предотказное состояние);

- состояние K_4 , при котором $T \geq 0,8$ мм, – состояние 4 (агрегат не исправен по причине повышенного износа элементов).

Максимальная погрешность измерения зазора T составляет $\delta T = 0,025$ мм независимо от значения измеряемой величины. В процессе исследования было принято, что погрешность измерения распределена по нормальному закону и не превышает $0,025$ мм ($\delta T = \pm 0,025$ мм).

Очевидно, что при многократном измерении зазора T (вблизи граничных значений), агрегат может быть отнесен к разным классам состояния, поэтому рассматривались следующие переходные состояния:

- состояние «1–2», при котором $T = 0,325 \dots 0,425$ мм (агрегат может быть отнесен к состоянию 1 или 2);

- состояние «2–3», при котором $T = 0,625 \dots 0,725$ мм (агрегат может быть отнесен к состоянию 2 или 3).

Принятое распределение состояний агрегата в зависимости от значения зазора T приведено на рис. 5.

Прогнозная модель состояния агрегата имела вид:

$$K = f_1(T_m) = f_2(P_p, P_o, R, \tau), \quad (2)$$

где K – прогнозируемая категория состояния агрегата; T_m – значение зазора, определенное по модели; P_p – гармонические составляющие поперечного канала вибрации; P_o – гармонические составляющие осевого канала вибрации; R – режим работы двигателя, на котором производится измерение; τ – наработка агрегата.

Блок-схема формирования исходных данных для исследования приведена на рис. 6.

Для оценки качества моделей была разработана матрица ранга моделей (табл. 1). Ранг модели определялся элементом матрицы $a_{i,j}$ (i – строка, соответствующая значению фактиче-

ской категории состояния агрегата (K), j – столбец, соответствующий значению категории состояния агрегата, определенной по модели (K_m).

Таблица 1

$K \backslash K_m$	1	1-2	2	2-3	3	4
1	1	2	3	4	5	6
1-2	2	1	2	3	4	5
2	3	2	1	2	3	4
2-3	4	3	2	1	2	3
3	5	4	3	2	1	2
4	6	5	4	3	2	1

Нормирование исходных данных проводилось по формуле:

$$y_i^H = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}, \quad (3)$$

где y_i^H – безразмерная величина, областью определения которой является интервал $[0; 1]$; y_{\min} , y_{\max} – соответственно минимальное и максимальное значения переменной y_i .

Исследование проводилось поэтапно:

- на этапе 1 проводилась оценка коэффициентов парной корреляции между зазором T и гармоническими составляющими вибрации осевого P_{oi} и поперечного P_{pi} каналов, а также корреляции между наработкой агрегата τ и гармоническими составляющими вибрации осевого P_{oi} и поперечного P_{pi} каналов; корреляции между зазором T и наработкой агрегата τ ;

- на этапе 2 проводилась оценка коэффициентов модели вида (2), представленной в виде многофакторной регрессионной модели;

- на этапе 3 проводилась оценка констант модели вида (2), представленной в виде нейронной сетевой модели.

Для наиболее полной оценки параметров вибрации на этапе 1 была введена новая составляющая P_{di} , определяемая по формуле:

$$P_{di} = \frac{\sqrt{Pp_i^2 + Po_i^2}}{2}, \quad i = 1 \dots 36. \quad (4)$$



Рис. 5. Распределение категорий состояния агрегата в зависимости от значения зазора T



Рис. 6. Блок-схема формирования исходных данных

Определение коэффициентов парной корреляции проводилось по формуле:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (5)$$

где \bar{x} и \bar{y} – средние значения x и y .

Были определены следующие коэффициенты парной корреляции:

$$\begin{aligned} & r(T, P_{oi}); \quad r(T, P_{pi}); \quad r(T, P_{di}); \\ & r(\tau, P_{oi}); \quad r(\tau, P_{pi}); \quad r(\tau, P_{di}); \quad r(T, \tau), \end{aligned} \quad (6)$$

где $r(T, P_{oi})$; $r(T, P_{pi})$; $r(T, P_{di})$ – соответственно коэффициенты парной корреляции между зазором T и гармоническими составляющими вибрации осевого P_{oi} и поперечного P_{pi} каналов ($i=1...36$); $r(\tau, P_{oi})$; $r(\tau, P_{pi})$; $r(\tau, P_{di})$ – коэффициенты парной корреляции между наработкой агрегата τ и гармоническими составляющими вибрации осевого P_{oi} и поперечного P_{pi} каналов ($i=1...36$); $r(T, \tau)$ – коэффициент парной корреляции между зазором T и наработкой агрегата τ .

Фрагмент результатов расчета приведен в табл. 2.

Таблица 2

Результаты расчета коэффициентов парной корреляции (для осевого канала вибрации на режиме работы двигателя « $n_d = 92\%$ »)

№ составляющей	$r(T, P_{oi})$	№ составляющей	$r(T, P_{oi})$
1	0,19	19	0,37
2	-0,08	20	0,26
3	0,06	21	0,35
4	0,07	22	0,13
5	0,01	23	0,13
6	-0,14	24	0,19
7	0,04	25	0,06
8	0,21	26	-0,08
9	0,05	27	-0,02
10	0,15	28	-0,09
11	0,24	29	-0,09
12	0,09	30	0,01
13	0,35	31	-0,08
14	0,05	32	0,23
15	0,02	33	0,35
16	-0,02	34	0,03
17	0,06	35	0,05
18	-0,08	36	0,29

По результатам расчетов были определены максимальные значения коэффициентов корреляции:

$$r(T, P_{oi})_{\max} = r(T, P_{o33}) = 0,58 \quad (\text{режим «Максимал»});$$

$$r(T, P_{pi})_{\max} = r(T, P_{p13}) = r(T, P_{p33}) = 0,61 \quad (\text{режимы «}n_d = 95\% \text{» и «Максимал»});$$

$$r(T, P_{di})_{\max} = r(T, P_{d33}) = 0,63 \quad (\text{режим «Максимал»});$$

$$r(\tau, P_{oi})_{\max} = r(\tau, P_{o18}) = 0,52 \quad (\text{режим «Малый газ»});$$

$$r(\tau, P_{pi})_{\max} = r(\tau, P_{p9}) = 0,47 \quad (\text{режим «}n_d = 95\% \text{»});$$

$$r(\tau, P_{di})_{\max} = r(\tau, P_{d18}) = 0,47 \quad (\text{режим «Малый газ»});$$

$$r(T, \tau) = 0,32.$$

Исследование показало, что:

- отсутствует линейная связь параметров вибрации с техническим состоянием агрегата;

- слабая корреляционная связь между наработкой агрегата τ и зазором T ($r(T, \tau) = 0,32$), свидетельствует о том, что износ агрегата в большей степени зависит от факторов, не связанных с его наработкой (сочетание допусков на изготовление деталей и сборку агрегата, индивидуальные условия работы агрегата и др.);

- более значимой, по сравнению с $r(T, \tau)$, является корреляция между наработкой агрегата и параметрами вибрации: $r(\tau, P_{oi})_{\max} = 0,58$; $r(\tau, P_{pi})_{\max} = 0,61$ и $r(\tau, P_{di})_{\max} = 0,63$. Это объясняется более существенным (по сравнению с параметром T) влиянием наработки агрегата на его вибрационное состояние;

- высокая корреляция между параметрами вибрации и зазором T объясняется возможной нелинейной зависимостью между износом агрегата и его вибрационным состоянием;

- теснота корреляционной связи наиболее значима на режимах « $n_d = 95\%$ » и «Максимал».

Многофакторная регрессионная модель связи T с вибрационным состоянием и наработкой τ рассматривалась в нескольких видах:

$$\begin{aligned} T_1 &= a_{37} + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{oi}; & T_4 &= a_{37} + a_{38} \tau + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{oi}; \\ T_2 &= a_{37} + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{pi}; & T_5 &= a_{37} + a_{38} \tau + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{pi}; \\ T_3 &= a_{37} + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{di}; & T_6 &= a_{37} + a_{38} \tau + \sum_{i=1}^{36} a_i P_{di}, \end{aligned} \quad (7)$$

где $P_{pb} P_{oi}$ – значение i -й нормализованной гармоники поперечной и осевой составляющих вибрации; a_i ($i = 1...38$) – коэффициенты регрессионной модели; τ – наработка агрегата.

Для каждой из моделей вида (7) были определены коэффициенты множественной регрессии и присвоен ранг модели.

Исследование на данном этапе показало следующее:

– для модели вида $T = a_{37} + \sum_1^{36} a_i P o_i$:

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: (1-3)×2, 4×3 и в соответствии с матрицей (табл. 1) – модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3), 2×(2-3), 1×(1-2) и модель имеет ранг 2;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3.;

– для модели вида $T = a_{37} + \sum_1^{36} a_i P p_i$:

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3) и модель имеет ранг 2;

– для модели вида $T = a_{37} + \sum_1^{36} a_i P d_i$:

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: (1-2)×2, (1-2)×1 и модель имеет ранг 2;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: (1-2)×2, (1-2)×1 и модель имеет ранг 2;

– для модели вида

$$T = a_{37} + a_{38} \tau + \sum_1^{36} a_i P o_i$$

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 4×(2-3), 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3), 2×(2-3) и модель имеет ранг 3;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

– для модели вида

$$T = a_{37} + a_{38} \tau + \sum_1^{36} a_i P p_i$$

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3) и модель имеет ранг 2;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 2×(2-3), (1-2)×1, 2×(1-2) и модель имеет ранг 2;

– для модели вида

$$T = a_{37} + a_{38} \tau + \sum_1^{36} a_i P d_i$$

- на режиме «Малый газ» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3) и модель имеет ранг 2;

- на режиме « $n_d = 92\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме « $n_d = 95\%$ » максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×2 и модель имеет ранг 3;

- на режиме «Максимал» максимальная ошибка определяется соотношениями $K \times K_m$: 3×(2-3), (1-2)×1, 2×(1-2) и модель имеет ранг 2.

Таким образом, видно, что ни одна из регрессионных моделей не позволяет достоверно определять категорию состояния агрегата с точностью, достаточной для принятия решения о возможности его дальнейшей эксплуатации.

На третьем этапе исследования моделирование состояния агрегата проводилось с применением метода искусственных нейронных сетей (ИНС) [2]. Это было обусловлено тем, что наличие факторов неопределенности для рассматриваемого агрегата делает необходимым проведение корректировки стандартных методов контроля и диагностики. Прогнозирование состояния агрегата в рассматриваемой постановке является плохоструктурированной задачей, для решения которой целесообразна интеграция стандартных и интеллектуальных методов.

Это существенно повышает эффективность контроля и качество принимаемых решений. В этих условиях применение аппарата ИНС оказывается весьма перспективным.

Построение нейросетевой модели проводилось в следующей последовательности [2]:

- предварительная обработка данных на этапе постановки задачи и выбора архитектуры нейронной сети;

- предварительная обработка данных для построения более эффективной процедуры настройки сети;

- выбор архитектуры нейронной сети;
- выбор структуры нейронной сети;
- выбор алгоритма обучения сети;
- обучение и тестирование сети;
- анализ точности нейросетевой модели.

Поскольку связь между зазором T и наработкой агрегата τ была ранее оценена как «слабая» ($r(T, \tau) = 0,32$), а наибольшая теснота связи наблюдается между параметрами T и P_{di} ($r(\tau, P_{di})_{\max} = 0,63$), то рассматривалась функция связи вида:

$$T_m = f(R, P_d). \quad (8)$$

Вначале для каждого из режимов работы двигателя рассматривались модели ИНС, построенные на радиальных базисных функциях (RBF) со следующими параметрами [2]:

- количество элементов скрытого слоя 5..36;
- весовые коэффициенты выходного слоя 0,00001..0,001;
- критерий выбора оптимальной сети – наименьшая ошибка обучения модели;
- функция ошибки – сумма квадратов (SOS).

Далее для каждого из режимов работы двигателя определялись сети RBF, имеющие минимальную ошибку обучения модели. В качестве примера в табл. 3 приведены параметры моделей с минимальными ошибками обучения, а результаты проверочного теста моделей приведены на рис. 7.

Таблица 3

Модели ИНС RBF для режима « $n_d = 92\%$ »

ИНС	КЭО	КЭП	ОУ
RBF 36-9-1	0,07	0,51	0,017
RBF 36-15-1	0,07	0,51	0,017
RBF 36-5-1	0,07	0,51	0,017
RBF 36-25-1	0,20	0,50	0,016
RBF 36-9-1	0,12	0,65	0,017

Примечание: КЭО – коэффициент эффективности сети при обучении; КЭП – коэффициент эффективности сети при проверке на контрольной выборке; ОУ – ошибка обучения.

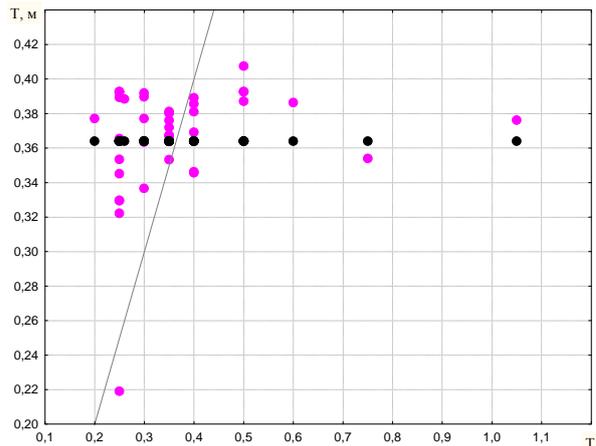


Рис. 7. Результат обучения ИНС RBF на режиме « $n_d = 92\%$ »:

T_m – смоделированное значение зазора;
 T – замеренное значение зазора T

Из анализа сетей типа RBF видно, что все сети имеют категорию $K = 5$, т.е. ни одна сеть данного вида не пригодна для прогнозирования состояния агрегата. Это объясняется тем, что в сетях RBF при удалении прогнозируемого значения от обучающего множества, значение функции отклика быстро падает до нуля, т.е. данные сети не способны экстраполировать смоделированные значения за область обучающего множества, что делает сети RBF неприемлемыми для решения поставленной задачи.

Было установлено, что для решения задачи прогнозирования состояния агрегата наиболее эффективными являются ИНС с архитектурой многослойный персептрон (MLP). Количество нейронов в скрытых слоях персептрона в первом приближении определялось по формуле, являющейся следствием из теорем Арнольда–Колмогорова–Хехт-Нильсена [3]:

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2(Q)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{Q}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y, \quad (12)$$

где N_y – размерность выходного сигнала; Q – число элементов множества обучающих примеров; N_w – необходимое число синаптических связей; N_x – размерность входного сигнала.

Расчет необходимого числа нейронов N в скрытых слоях проводился по формуле:

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}. \quad (9)$$

Было определено, что первое приближение числа синаптических связей N_w в ИНС должно удовлетворять неравенству: $193 \leq N_w \leq 1521$. Отсюда: $5 \leq N \leq 41$.

Рассматривались многослойные персептроны со следующими параметрами:

- число элементов в скрытом слое 5...41;

- функции активации скрытых и выходных слоев – линейная, логистическая, тангенциальная, экспоненциальная, синусоидальная (с перебором всех возможных комбинаций);
- весовые коэффициенты скрытых слоев и выходного слоя 0,00001...0,001;
- количество обучаемых сетей для каждой из комбинаций – 500;
- при обучении сети использовался квазиньютоновский алгоритм, обеспечивающий высокую скорость сходимости и точность процесса обучения;
- критерий выбора оптимальной сети – наименьшая суммарная квадратичная ошибка E на контрольной выборке.

Для каждого из режимов «Малый газ», « $n_d = 92\%$ », « $n_d = 95\%$ » и «Максимал» были построены ИНС MLP со всеми возможными комбинациями параметров и отобраны ИНС с минимальными ошибками обучения (табл. 4).

Далее из таких моделей рассматривались модели, имеющие минимальный порядок ошибки обучения (табл. 5, рис. 8 и 9).

По данным проверочных расчетов моделей было установлено:

- для модели MLP-36-29-1 (используемой для режима «Малый газ») максимальная ошибка моделирования определяется следующими соотношениями $K \times K_{\text{мод}}$: $1 \times (1-2)$, $2 \times (1-2)$ и модель имеет ранг 2. При этом максимальная абсолютная ошибка моделирования $\Delta_{\text{мод}}$ равна 0,15 мм в области значений T , соответствующих категории 3 состояния агрегата (предотказное состояние);

- модель MLP-36-5-1 (рис. 10), используемая для режима «Максимал», позволила безошибочно определить состояние агрегата ($K = 1$). При этом максимальная абсолютная ошибка моделирования Δ_m равна 0,07 мм в области значений $T_m \in 0,35 \dots 0,4$ мм, что объясняется несущественным отклонением модели в процессе обучения ИНС, тогда как при больших значениях $T_m = 0,75$ и $T_m = 1,05$ мм абсолютная ошибка оценки состояния не превышает 0,02 мм и находится в пределах погрешности прибора, которым измеряется зазор T .

Таблица 4

Параметры ИНС архитектуры MLP для режима «Максимал»

Модель ИНС	№ мод	Функция активации скрытого слоя	Функция активации выходного слоя	Ошибка обучения модели
MLP 36-23-1	1	линейная	линейная	0,0096
MLP 36-34-1	2	линейная	логистическая	0,0095
MLP 36-16-1	5	линейная	тангенциальная	0,0087
MLP 36-5-1	3	линейная	экспоненциальная	0,0094
MLP 36-3-1	3	линейная	синусоидальная	0,0095
MLP 36-7-1	1	логистическая	линейная	0,0043
MLP 36-29-1	3	логистическая	логистическая	0,0066
MLP 36-7-1	1	логистическая	тангенциальная	0,0061
MLP 36-5-1	4	логистическая	экспоненциальная	0,0067
MLP 36-36-1	3	логистическая	синусоидальная	0,0088
MLP 36-7-1	2	тангенциальная	линейная	0,0002
MLP 36-13-1	1	тангенциальная	логистическая	0,0059
MLP 36-6-1	4	тангенциальная	тангенциальная	0,0013
MLP 36-5-1	1	тангенциальная	экспоненциальная	0,0001
MLP 36-5-1	4	тангенциальная	синусоидальная	0,0013

Таблица 5

ИНС архитектуры MLP с минимальными ошибками обучения

Модель ИНС	Функция активации скрытого слоя – функция активации выходного слоя	Ошибка обучения модели
<i>Режим работы двигателя «Малый газ»</i>		
MLP 36-29-1	экспоненциальная-экспоненциальная	0,000015
<i>Режим работы двигателя «Максимал»</i>		
MLP 36-5-1	тангенциальная-экспоненциальная	0,000076

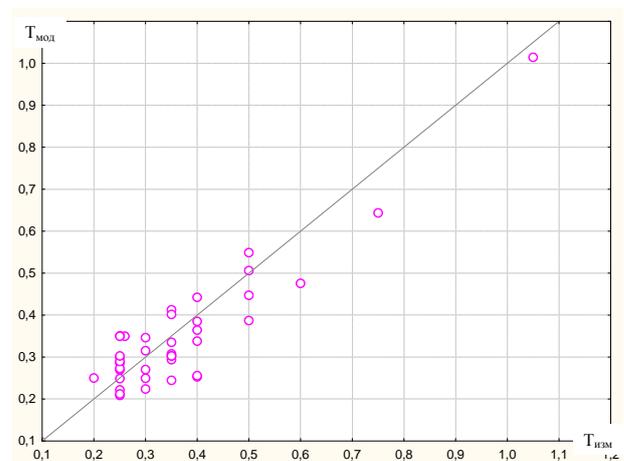


Рис. 8. Адекватность модели ИНС MLP 36-29-1 на режиме работы двигателя «Малый газ»

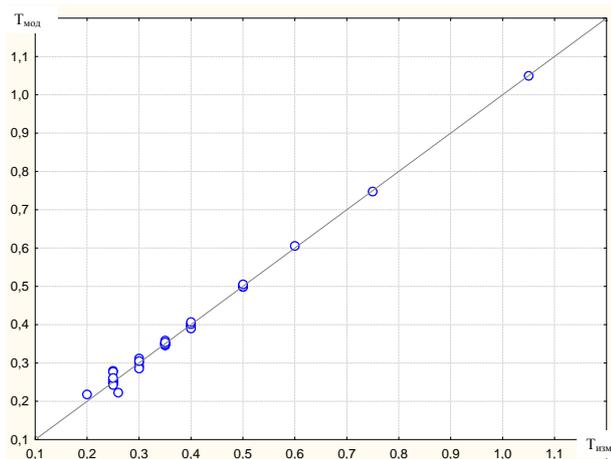


Рис. 9. Адекватность модели ИНС MLP 36-5-1 на режиме работы двигателя «Максимал»

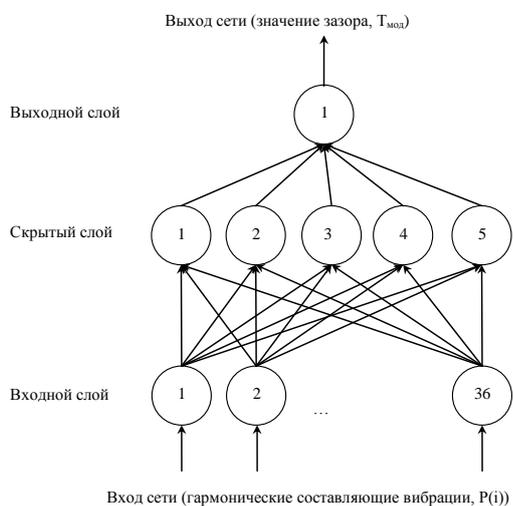


Рис. 10. Конфигурация нейросетевой модели

Таким образом, по результатам исследования можно сделать следующие выводы:

- наиболее эффективной для прогнозирования состояния агрегата является модель ИНС – персептрон с архитектурой MLP 36-5-1, включающей 36 нейронов во входном слое, 5 нейронов в промежуточном скрытом слое и один нейрон в выходном слое;
- модель позволяет безошибочно определять состояние агрегата;
- функции активации ИНС: скрытый слой – тангенциальная функция активации, выходной слой – экспоненциальная функция;
- режим работы ГТД, по данным которого проводится прогнозирование состояния агрегата, является режим «Максимал»;
- проверка достоверности модели для двух случаев, когда агрегат был «годен», и двух случаев, когда агрегат был «не годен», подтвердила ее эффективность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Смышляев Д. А., Гишваров А. С. Оценка моделей диагностирования технического состояния топливного агрегата ГТД // Молодежный вестник УГАТУ. 2012. № 1 (2). С. 87–95. [D. A. Smishlyayev and A. S. Gishvarov, "GTI fuel aggregate diagnosis model estimation," *Molodezhnyi Vestnik UGATU*, no. 1 (2), pp. 87-95, 2012.]

2. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001. 382 с. [V. V. Krglov and V. V. Borisov, *Artificial neural networks. Theory and practice*. Moscow: Goryachaya Liniya – Telekom, 2001.]

ОБ АВТОРАХ

СМЫШЛЯЕВ Дмитрий Александрович, асп. каф. авиац. двигателей. Дипл. инж. (УГАТУ, 2006). Иссл. в обл. повышения надежности и ресурса авиационных ГТД.

ГИШВАРОВ Анас Саидович, проф., зав. каф. авиац. двигателей. Дипл. инж.-мех.(УАИ, 1973). Д-р техн. наук по тепловым двигателям ЛА (УГАТУ,1993). Теор. и экспериментальные иссл. в обл. надежности, ресурса и испытаний техн. систем.

METADATA

Title: Prediction of state aviation fuel unit in the GTE limited information.

Authors: D. A. Smishlyayev¹, A. S. Gishvarov²

Affiliation:

Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia.

Email: ¹ dmytrysmishlyayev@gmail.com, ² ad@mail.rb.ru

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 18, no. 4 (65), pp. 42-52, 2014. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

Abstract: Solve the problem of forecasting the technical state of the fuel assembly aircraft gas turbine engine (GTE) using a mathematical model relating the output parameters that characterize the state of the unit, with its vibration load.

Key words: mathematical model; vibration load; an artificial neural network; working hours; multilayer perceptron; Fast Fourier Transform; multiple regression.

About authors:

SMYSHLYAEV, Dmitry Aleksandrovich, Dipl. engineer of aircraft engines. (USATU, 2006).

GISHVAROV, Anas Saidovich, Prof., Dept. of Aircraft Engines. Dipl. engineer (USATU, 1973). Dr. of Tech. Sci. (USATU, 1993).