

УДК 004.032.26:621.45

# МЕТОДОЛОГИЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННОГО ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

**В.Е. Афанасьевская**

Аспирант\*

Контактный тел.: 050-943-51-66

E-mail: miss\_victoria@ukr.net

**Е.М. Угрюмова**

Кандидат технических наук, старший преподаватель\*

Контактный тел.: 050-163-20-44

E-mail: ugrumov.m@mail.ru

**В.В. Нерубасский**

Старший научный сотрудник

Кафедра конструкций авиационных двигателей\*\*

Контактный тел.: (057) 337-03-97

E-mail: vnerubaskiy@yandex.ru

**Т.В. Гайденко**

Научный сотрудник\*

Контактный тел.: (057) 788-46-72

E-mail: tatyana.gaydenko@mail.ru

\*Кафедра информатики\*\*

\*\*Национальный аэрокосмический университет

им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт»

ул. Чкалова, 17, г. Харьков, Украина, 61070

*Під час доведення та експлуатації технічної системи на основі моніторингу можливо отримати інформацію щодо її технічного стану. Запропоновано методологію розв'язання задачі класифікації технічного стану авіадвигуна з використанням ймовірнісної нейронної мережі*

*Ключові слова: газотурбінний двигун, класифікація, нейронна мережа*

*При доводке и эксплуатации технической системы на основе данных мониторинга может быть получена информация о ее техническом состоянии. Предложена методология решения задачи классификации технического состояния авиадвигателя с применением вероятностной нейронной сети*

*Ключевые слова: газотурбинный двигатель, классификация, нейронная сеть*

*During complex technical system development and operation it is possible to get the information about operating condition on the base of monitoring process. The methodology of aircraft gasturbine engine operating condition classification problem solution was offered. This methodology is based on the probability neuron network using*

*Key words: gasturbine engine, classification, neuron network*

При доводке и эксплуатации сложных технических систем, таких как авиационные газотурбинные двигатели, возникает задача мониторинга технического состояния системы с целью прогнозирования возможных состояний с отказами. Устранение отказов системы является трудоемкой и сложной задачей, и для ее решения сначала необходимо выявить в какой именно части системы возник дефект. Последнюю задачу можно представить как задачу классификации состояний системы.

## 1. Постановка задачи классификации

Рассмотрим отказ системы как одно из возможных состояний. Любой отказ характеризуется появлением определенного дефекта или множества дефектов. Обозначим дефекты  $f_i$ ,  $i=1..n$ . Предполагаем, что они независимы. Тогда вероятность отказа системы можно найти как вероятность появления дефектов:

$$P(f_1 \wedge f_2 \wedge \dots \wedge f_n) = \prod_{i=1}^n P(f_i),$$

$$P(f_1 \vee f_2 \vee \dots \vee f_n) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - P(f_i)],$$

где  $\vee$  - дизъюнкция,  $\wedge$  - конъюнкция.

Введем определение сценария отказа. Для  $k$ -го сценария:  $m_k = \{s_l^{(k)}, f_i^{(k)}\}$ ,  $k=1..K$ ,  $l=1..L$ ,  $i=1..I_k$ , где  $S^{(k)} = \{s_l^{(k)}\}$  - подмножество наблюдаемых симптомов, соответствующих сценарию  $k$ ,  $F^{(k)} = \{f_i^{(k)}\}$  - подмножество дефектов системы (подсистемы), соответствующих сценарию  $k$ .

Пусть каждому дефекту  $f_i^{(k)}$  отвечает подмножество параметров  $R_i^{(k)} = \{r_j^{(k)}\}$ ,  $j=1..J_k$ ,  $R^{(k)} = \{R_i^{(k)}\}$ . Тогда  $\forall i=1..I_k, j=1..J_k \exists Y: \{r_j^{(k)}\} \rightarrow \{s_l^{(k)}\}$ , т.е. для каждого подмножества параметров дефектов имеется свое подмножество симптомов.

Таким образом, если задано множество симптомов  $S^*$ , то можно определить какому из рассматриваемых сценариев принадлежит данное множество. Другими словами необходимо найти  $k$ -й сценарий, для которого  $S^* \subset S^{(k)}$ .

## 2. Метод решения задачи кластерного анализа

Прежде чем решать задачу классификации наблюдаемых симптомов необходимо решить задачу кластерного анализа, то есть задачу определения количества возможных сценариев отказов системы в целом. Для этого строим вначале дерево отказов рассматриваемой системы, а затем дерево событий. Анализируя дерево отказов, выявляем комбинации дефектов подсистем (сценарии), которые могут привести к отказу системы в целом. Проводя анализ дерева событий, строим последовательности событий, исходящих из дефектов подсистем, а также рассчитываем вероятность каждого сценария отказа, используя теорию Байеса.

На основе формулы Байеса введем определение совместной вероятности

$$P(S^{(k)}, R^{(k)}) = P(S^{(k)})P(R^{(k)}|S^{(k)}) = P(R^{(k)})P(S^{(k)}|R^{(k)}).$$

Откуда получим апостериорную вероятность появления дефекта  $f^{(k)}$ , согласно данным измерений  $S^{(k)}$ :

$$P(R^{(k)}|S^{(k)}) = \frac{P(S^{(k)}|R^{(k)})P(R^{(k)})}{P(S^{(k)})},$$

где  $P(R^{(k)})$  - априорная вероятность появления  $f_i$  дефекта, определяемая по формулам конъюнкции или дизъюнкции согласно дереву отказов ( $P_i(f_i) = P_i(R_i)$  заданы);

$P(S^{(k)}|R^{(k)})$  - условная вероятность появления  $S^{(k)}$  симптомов у системы при  $k$ -ом сценарии, соответствует  $\rho(S^{(k)}|R^{(k)}) = \text{Normal}[MD_k|S_c^{(k)}, C^{(k)}]$ ,  $S_c^{(k)}$  - математические ожидания,  $C^{(k)}$  - ковариационная матрица;

$P(S^{(k)})$  - вероятность появления  $S^{(k)}$  симптомов,

$$P(S^{(k)}) = \sum_{k=1}^K P(R^{(k)})P(S^{(k)}|R^{(k)}).$$

Следовательно, вычислив апостериорную вероятность каждого сценария, выбираем и далее рассматриваем те из них, значения вероятности которых наибольшее.

В результате решения задачи кластерного анализа в рассматриваемом случае было выбрано  $K = 8$ .

## 3. Метод определения множества наблюдаемых симптомов

Техническое состояние системы в конкретный момент времени определяется множеством наблюдаемых симптомов. Выше было сказано, что каждому дефекту или множеству дефектов системы отвечает подмножество параметров, которым, в свою очередь, для определенного сценария сопоставляется подмножество симптомов. Возникает задача выбора наиболее значимых наблюдаемых симптомов.

Для решения этой задачи рассмотрим несколько изменений значения симптомов при изменении параметров дефектов на 1%. Введем параметр, характеризующий эту величину – коэффициент влияния  $\phi$ :

$$\phi_{ln} = \frac{\sigma_{s_l}/s_l}{\sigma_{r_n}/r_n},$$

где  $r_n$  - среднее значение параметра дефекта,  $n=1..N$ ;  $\sigma_{r_n}$  - среднее квадратическое отклонение значения  $n$ -го параметра дефекта;  $s_l$  - среднее значение симптома,  $l=1..L$ ;  $\sigma_{s_l}$  - среднее квадратическое отклонение  $l$ -го значения симптома.

Набор коэффициентов образуют таблицу коэффициентов влияния. Анализируя таблицу, выбираем те симптомы, которым соответствуют наибольшие значения коэффициентов влияния. Анализ степени сходства между подмножествами обучающей выборки проводилось на основе статистической гипотезы о равенстве центров распределения.

Таким образом, окончательный выбор количества наблюдаемых симптомов и размерности обучающей выборки осуществлялся из условия, что расхождение между средними подмножеств являются значимыми.

## 4. Метод решения задачи классификации технического состояния

Для решения задачи классификации технического состояния применяем вероятностную нейронную сеть [1, 2], следующей структуры (рис. 1):

- входной слой – входными элементами являются значения наблюдаемых симптомов;

- слой образцов имеет по одному элементу из обучающей выборки.

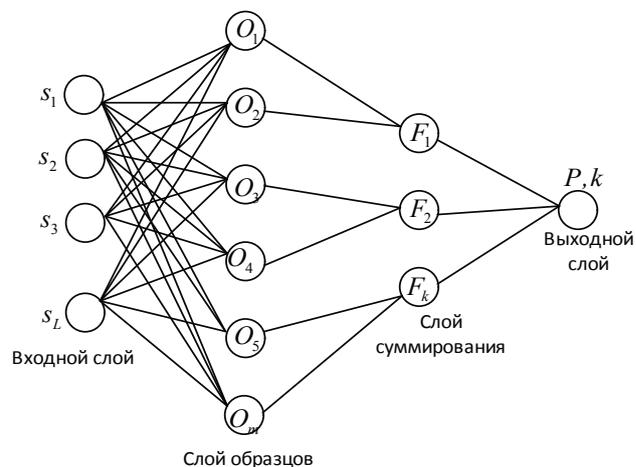


Рис. 1. Архитектура вероятностной нейронной сети

Входной слой и слой образцов образуют полносвязную структуру. Активность элемента слоя образцов равна

$$O_j = \exp\left(-\frac{1}{2}D^2\right),$$

где  $D^2$  - расстояние Махаланобиса от неизвестного экземпляра до элемента слоя образцов [3]:

$$D^2 = (X - m)^T C_{\text{pooled}}^{-1} (X - m),$$

где  $X$  - неизвестный образец,  $m$  - среднее значение элемента слоя образцов,  $C_{pooled}$  - объединенная ковариационная матрица;

- слой суммирования имеет по одному элементу для каждого класса из обучающей выборки. Элемент слоя суммирования просто суммирует выходные значения элементов слоя образцов;

- выходной слой (выходной элемент) представляет собой дискриминатор пороговой величины, указывающий элемент слоя суммирования с максимальным значением активности (т.е. указывает класс, к которому принадлежит неизвестный экземпляр).

**5. Пример решения задачи классификации технического состояния авиационного двигателя**

Рассмотрим задачу классификации состояний авиационного двигателя. Двигатель может находиться в рабочем состоянии или нерабочем (при наличии дефекта).

Предположим, что отказ может произойти в одной или нескольких подсистемах двигателя (компрессор, камера сгорания, турбина). Таким образом, выделяем следующие возможные состояния двигателя (сценарии):

- рабочее состояние;
- отказ в компрессорной группе;
- отказ в камере сгорания;
- отказ в турбине;
- отказ в компрессоре высокого давления и камере сгорания;
- отказ в компрессоре высокого давления и турбине высокого давления;
- отказ в камере сгорания и турбине высокого давления;
- отказ в компрессоре высокого давления, камере сгорания и турбине высокого давления.

Состояниям с отказом соответствует появление определенного вида дефектов. Возможные дефекты и соответствующие им параметры представлены в табл. 1.

**Таблица 1**

**Возможные дефекты и соответствующие им параметры**

$f_i$	Описание дефекта	$R_i$
$f_1$	Дефект проточной части вентилятора	$\eta_B$
$f_2$	Дефект проточной части компрессора среднего давления (КСД)	$\eta_{КСД}$
$f_3$	Дефект проточной части компрессора высокого давления (КВД)	$\eta_{КВД}$
$f_4$	Дефект в работе клапанов или лент перепуска воздуха КСД	$\Delta G_{КСД}$
$f_5$	Дефект в работе клапанов или лент перепуска воздуха КВД	$\Delta G_{КВД}$
$f_6$	Дефект жаровой трубы и корпуса камеры сгорания (КС)	$\sigma_{КС}$
$f_7$	Обгорание деталей проточной части турбины высокого давления (ТВД)	$\eta_{ТВД}$
$f_8$	Обгорание деталей проточной части турбины среднего давления (ТСД)	$\eta_{ТСД}$
$f_9$	Обгорание деталей проточной части турбины вентилятора (ТВ)	$\eta_{ТВ}$

Рассмотрим некоторые из возможных наблюдаемых симптомов при работе двигателя (табл. 2) [4].

Составим таблицу коэффициентов влияния при заданной программе регулирования ( $m = const$ ,  $\pi_{вп} = const$ ,  $\pi_1 = const$ ,  $T_r = const$ ), чтобы определить наиболее значимые симптомы. Анализируя полученные значения коэффициентов, были выделены следующие симптомы как значимые: давление за турбиной вентилятора, давление за турбиной среднего давления и расход топлива.

Имея обучающую выборку для каждого сценария, строим вероятностную нейронную сеть. Подавая на вход сети значения симптомов, определяем сценарий, которому принадлежит неизвестный образец.

В табл. 3 представлены результаты классификации: рассматривая наборы наблюдаемых симптомов, принадлежащих определенному сценарию (классу), была подсчитана вероятность выявления верного класса (сценария) для контрольной выборки.

**Выводы**

Разработан метод решения задачи классификации технического состояния авиационного двигателя. Для определения класса, к которому принадлежит рассматриваемый экземпляр, использовалась вероятностная нейронная сеть. Выбор количества наблюдаемых симптомов и размерности обучающей выборки осуществлялся из условия, что расхождения между средними подмножеств являются значимыми. При верификации метода на тестовой выборке было получено, что состояние системы определяется с вероятностью не менее 70%.

**Таблица 2**

**Наблюдаемые симптомы**

$s_l$	Переменная	Символ
$s_1$	Расход топлива	$G_T$
$s_2$	Давление за турбиной среднего давления	$P_{ТСД}$
$s_3$	Температура за турбиной среднего давления	$T_{ТСД}$
$s_4$	Давление за турбиной вентилятора	$P_{ТВ}$
$s_5$	Температура за турбиной вентилятора	$T_{ТВ}$

**Таблица 3**

**Вероятность определения состояния**

Сценарий	P	Сценарий	P
Компрессор	1	КС + ТВД	0.78
Турбина	1	КВД + ТВД	0.96
Камера сгорания	0.72	КВД + КС + ТВД	0.96
КВД + КС	0.9	Исправное	1

Таким образом, при доводке либо эксплуатации технической системы на основе данных мониторинга может быть получена информация о ее техническом состоянии. В частности, появляется возможность прогнозирования возникновения того, либо иного из возможных состояний (сценариев работы) системы. Это позволяет еще до возникновения отказа всей системы выявить подсистемы и соответствующие им функциональные элементы, в которых возникли дефекты.

## Литература

1. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2001. – 287 с.
2. Высочина О.С. Модель мониторинга телекоммуникационной сети на базе модифицированной вероятностной нейронной сети // О.С. Высочина, С.И. Шматков, А.М. Салман / Восточно-европейский журнал передовых технологий. - X., 2010. – №5. – С.67-71.
3. Taguchi G., Jugulum R. The Mahalanobis-Taguchi Strategy. A pattern technology system. – New York: John Wiley & Sons, 2002. – 235 p.
4. Угрюмова Е.М. Применение эволюционных методов для оценки величин параметров функциональных элементов на основе данных измерений симптомов в процессе эксплуатации газотурбинных двигателей // Е.М. Угрюмова, А.А. Трончук, А.В. Меняйлов, В.Е. Афанасьевская / Проблемы машиностроения. – Х.: Институт проблем машиностроения им. А.Н. Подгорного НАН Украины. – 2010. – Т.13, №2. – С.68-75.

*Виконано узагальнення опублікованих експериментальних даних по теплогидравлической ефективності потоку в трубах з виступаючими в потік елементами, а також зі закруткою потоку. Введено поняття коефіцієнта якості інтенсифікаторів теплообміну*

*Ключові слова: фактор аналогії Рейнольдса, інтенсифікатори закручуючого типу*

*Выполнено обобщение опубликованных экспериментальных данных по теплогидравлической эффективности потоков в трубах с выступающими в поток элементами, а также с закруткой потока. Введено понятие коэффициента качества интенсификаторов теплообмена*

*Ключевые слова: фактор аналогии Рейнольдса, интенсификаторы теплообмена*

*The summarizing of published experimental data on the thermal-hydraulic performance in tubes was carried for heat transfer augmentation by means of elements protruding into a flow and flow swirl. The new concept of heat transfer intensifier quality coefficient was presented*

*Keywords: reynolds analogy factor, heat transfer intensifiers of the flow swirl type*

УДК 532.516

# ТЕПЛОГИДРАВЛИЧЕСКАЯ ЭФФЕКТИВНОСТЬ И КАЧЕСТВО ИНТЕНСИФИКАТОРОВ ТЕПЛООБМЕНА ЗАКРУЧИВАЮЩЕГО ТИПА

**Т. В. Доник**  
Аспирант\*

Контактный тел.: (044) 453-28-53  
E-mail: doniktv@ukr.net

**А. А. Халатов**

Доктор технических наук, профессор, член -  
корресподент НАН Украины, заведующий отделом\*

Контактный тел.: (044) 456-93-02  
E-mail: artem.khalatov@vortex.org.ua

\*Отдел высокотемпературной термогазодинамики  
Институт технической теплофизики НАН Украины  
ул. Желябова, 2а, г. Киев, Украина, 03057

## Введение

Проблема интенсификации теплообмена в каналах продолжает привлекать внимание инженеров и исследователей в связи с разработкой энергетических установок с высокими параметрами цикла, интенсивных технологических аппаратов, промышленных теплообменников, рекуператоров теплоты и химических реакторов. Для интенсификации теплообмена в каналах используются различные методы - закрутка потока, турбулизация потока, оребрение поверхности, выступы

и углубления различной формы, а также некоторые другие методы [1, 2]. Одним из эффективных и технологичных в исполнении методов интенсификации теплообмена является полная и частичная закрутка потока.

Цель настоящей работы – выполнить обобщение экспериментальных данных по фактору аналогии Рейнольдса для интенсификаторов теплообмена, выступающих в поток, более подробно рассмотреть интенсификаторы теплообмена закручивающего типа и на этой основе ввести понятие коэффициента качества интенсификаторов теплообмена.