

УДК 681.32:007.52

А.Г. КУЧЕР, С.А. ДМИТРИЕВ, А.В. ПОПОВ, А.С. ЯКУШЕНКО

Национальный авиационный университет, Украина

## МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЕ ДИАГНОСТИРОВАНИЕ ПРОТОЧНОЙ ЧАСТИ АВИАЦИОННОГО ГАЗОТУРБИННОГО ДВИГАТЕЛЯ

*Рассмотрено решение обратной задачи диагностирования турбореактивного двухконтурного двигателя системой комплексных оценок на основе нейронной сети и методов распознавания образов. Авторами предложен методологический подход для оценки технического состояния проточной части газотурбинного двигателя по параметрам рабочего процесса. Данный подход основывается на гипотетическом допущении о необходимости рассмотрения варианта совместности характера повреждения конструктивных узлов проточной части, что главным образом сказывается на достоверности диагноза и подчеркивает актуальность научной задачи.*

**Ключевые слова:** диагностирование, методы распознавания образов, нейронная сеть, математическая модель, проточная часть.

### Введение

Эксплуатируемые на данное время авиационные газотурбинные двигатели (ГТД), требуют усовершенствования существующих и разработки новых методов оценки технического состояния (ТС) проточной части (ПЧ) с глубиной диагностирования до конструктивного узла.

Придерживаясь гипотезы о том, что наиболее вероятным является возникновение неисправности в каком-либо одном конструктивном узле ПЧ ГТД, задача диагностирования такого сложного динамического объекта как ГТД, решаются с помощью формальных алгоритмов и моделей [1, 6].

**Актуальность темы.** Значение параметров рабочего процесса каждого исправного двигателя носит индивидуальный характер, а данная совокупность параметров является основой для формирования базы данных о ТС, следует также отметить, что наличие многовальной схемы двигателя приводит к увеличению числа контролируемых параметров и независимых факторов; усложнение схемы двигателя приводит к существенному снижению влияния неисправности [4]; недостаточно внимания уделяется учету влияния совместно поврежденных (СП) конструктивных узлов ПЧ. Влияние этих факторов, главным образом, отражается на достоверности диагноза.

Наиболее перспективной является разработка сложных систем с использованием метода нейросетевой (НС) классификации [2, 5]. Приоритетность выбора НС обусловлена такими свойствами НС, как самообучение, универсальность, способность аппроксимировать вычисляемые функции, высокая

надежность, стойкость к негативным внешним влияниям [2, 3].

### Постановка задачи

Исследования, направленные на повышение достоверности диагностирования ТРДД на основе методик с использованием НС, методов распознавания образов и теории принятия решения требуют следующего:

- разработки качественного программно-алгоритмического обеспечения,
- использования репрезентативной выборки значений диагностических признаков;
- установления чётких взаимосвязей между параметрами рабочего процесса при возникновении совместных повреждений (построение портрета неисправностей);
- выбора параметров НС и разработка её архитектуры;
- определения правила принятия решения при комплексной классификации по глубине диагностирования исследуемого типа ТРДД.

### Решение задачи

Для решения обратной задачи диагностирования используются значения параметров рабочего процесса ПЧ, зарегистрированные на установившемся диагностическом режиме соответствующем 0,85 номинального. Методика проведения экспериментальных исследований на полноразмерном газодинамическом стенде приведена в работе [2].

Для получения необходимой статистики диаг-

ностических признаков (ДП) было проведено компьютерное моделирование с использованием данных полученных при стендовых исследованиях с имитацией повреждений конструктивных узлов ПЧ как при поузловом, так и при совместном варианте.

Методика получения репрезентативной выборки приведена в работах [3]. В результате реализации данной методики было получено две выборки (матрицы): обучающая (ОВ) и проверочная (ПВ).

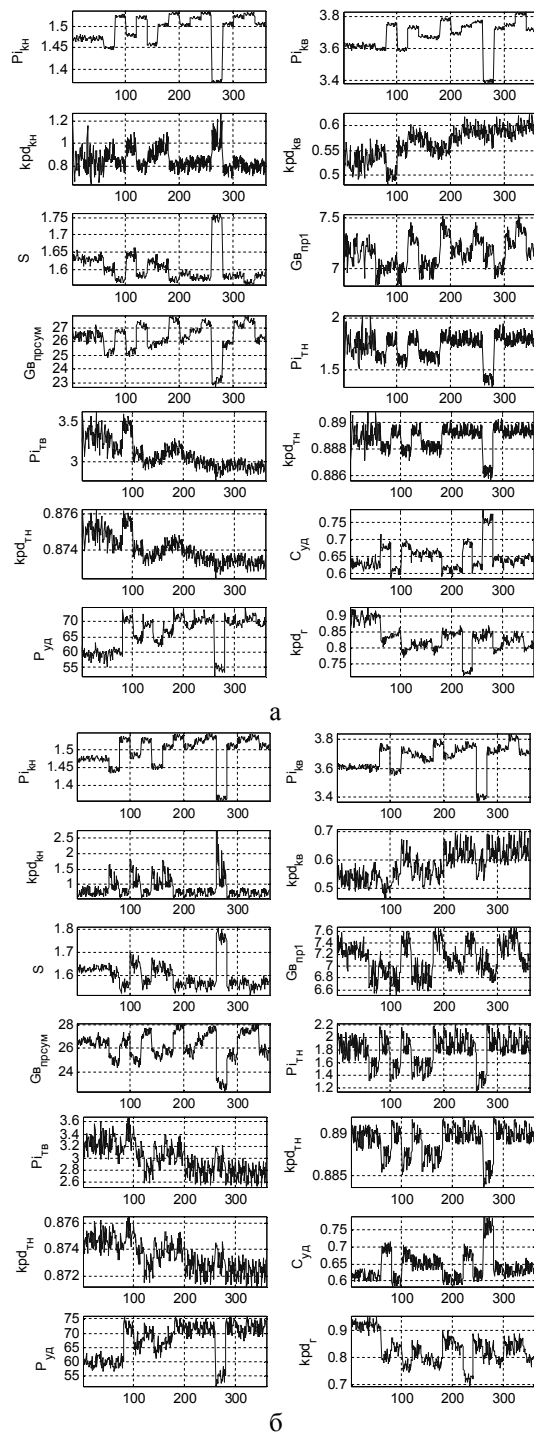


Рис. 1. Диагностические признаки:  
а – обучающая выборка; б – проверочная выборка

На рис. 1 представлено изменение ДП при каждой комбинации состояний двигателя по выборкам.

Исходные данные (выборки) для задач классификации формировались в следующей последовательности и количестве: 60 точек - нормальное состояние, 20-шероховатость ВНА, 20-шероховатость КНД, 20-заглушена форсунка, 20-шероховатость ТНД, 20-шероховатость ВНА и КНД, 20-шероховатость ВНА и заглушена форсунка, 20-шероховатость ТНД и ВНА, 20-шероховатость КНД и заглушена форсунка, 20-шероховатость ТНД и заглушена форсунка, 20-шероховатость ВНА, КНД и заглушена форсунка, 20-шероховатость КНД, ТНД и ВНА, 20-шероховатость ТНД, ВНА и заглушена форсунка, 20-шероховатость КНД, ТНД и заглушена форсунка, 20-шероховатость КНД, ТНД, ВНА и заглушена форсунка. Таким образом, было получено два состояния – исправное и неисправное при 15-ти комбинациях, причем при 4-х комбинациях поузловой шероховатости и 11-ти СП узлов.

В качестве входных величин также использовались невязки, которые позволяют стандартизировать переменные [3]. Для последующего повышения качества распознавания и усиления информативности признаков использовался алгоритм контрастирования или метод факторного анализа, позволяющий осуществлять факторное преобразование первоначальных признаков, то есть найти главные факторы (ГФ)  $F_j$  как линейные комбинации начальных признаков  $X_i$ .

$$F_j = \sum_{i=1}^n \alpha_{ji} X_i; \quad \sum_{i=1}^n \alpha_{ji}^2 = 1, \quad j = \overline{1, n}. \quad (1)$$

Определение коэффициентов  $\alpha_{ji}$  основывается на нахождении собственных чисел и собственных векторов корреляционной матрицы  $R$  начальных признаков

$$RF = \lambda F. \quad (2)$$

Собственный вектор с номером  $j$  являет собой направление осей  $A_j = \{\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \dots, \alpha_{jn}\}$ , вокруг которых группируются признаки, а соответствующие им собственные числа  $\lambda_j$  равны дисперсиям ГФ.

При этом сумма дисперсий ГФ  $S_i'^2$ ,  $i = \overline{1, n}$ , и сумма дисперсий первоначальных признаков  $S_i^2$ ,  $i = \overline{1, n}$  равны между собой

$$\sum_{i=1}^n S_i'^2 = \sum_{i=1}^n S_i^2. \quad (3)$$

Следовательно, изначально заложенная в данных суммарная вариабельность при переходе к новым переменным не изменяется, а лишь перераспре-

деляется. Кроме того, ГФ, в отличие от начальных признаков, приобретает такое ценное свойство, как отсутствие корреляции между собой.

На практике в модели (1) оставляют лишь такое количество компонент  $F_j$ ,  $j = \overline{1, m}$ ,  $m < n$ , на долю которых приходится существенный процент суммарной дисперсии признаков. Но для задач распознавания ТС необходимо при превращении хранить как можно большую часть информации ( $> 99\%$ ), то есть  $m$  признаков определяют из условия

$$\sum_{i=1}^m S_i'^2 / \sum_{i=1}^n S_i > 0,99.$$

Главные факторы определяются по первоначальной информации однозначно, но содержательно интерпретировать модель ГФ не всегда возможно.

Для реализации комплексного метода классификации ТС ТРДД использовались методы: дискриминантного анализа (ДА), минимизации риска (МР), кластерного анализа (КА) с использованием меры Махаланобиса и нейросетевой (НС). Результаты апробации распознавания для обучающей и проверочной выборкам представлены на рис. 2.

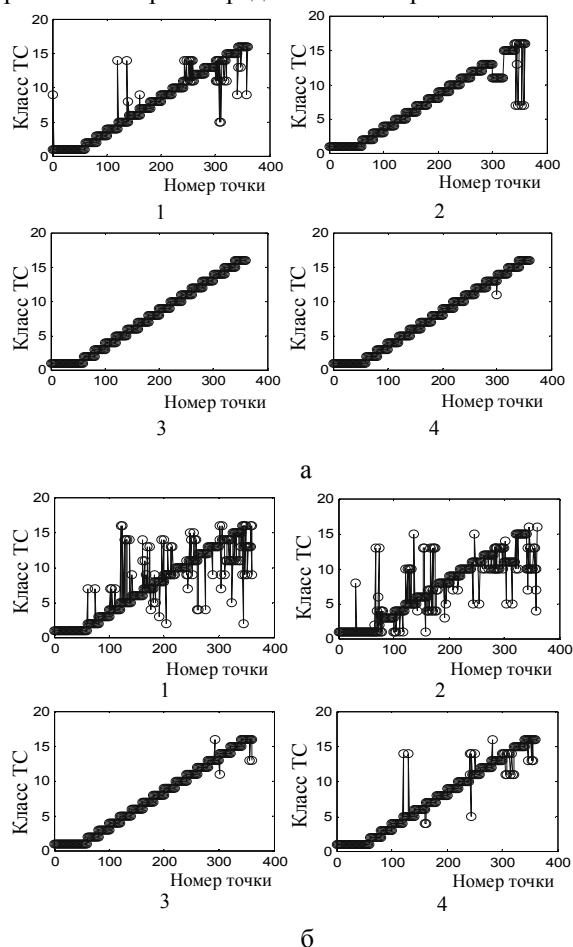


Рис. 2. Результаты распознавания: а – обучающая выборка; б – проверочная выборка; 1 – мера Махаланобиса; 2 – нейросетевой метод; 3 – метод минимизации риска; 4 – метод дискриминантного анализа

Для последующего повышения качества распознавания используются две группы комплексных оценок распознавания ТС двигателя основанных на трех методах распознавания образов (МРО): КА, ДА, МР и НС, путем объединения их оценок на основе процедур логического вывода и многокритериального оценивания. Процедура логического вывода строится на базе анализа результатов распознавания указанными методами для каждой точки. Состояние считается определенным, если принадлежность к одному и тому же  $j$ -го классу ТС ГТД подтверждается двумя различными методами. Иначе состояние определяется наилучшим методом – МР. Отдельно эта процедура проводится только на базе трех методов распознавания образов и отдельно на основе всех отобранных методов с учетом уровня значимости каждого метода. Методы распознавания образов, по значимости, в первой группе размещены в такой последовательности: МР, ДА и КА, для второй группы – МР, НС, ДА и КА. Алгоритмы принятия решений по этим процедурам приведены в работе [3].

Вторым способом свертывания критериев в целевую функцию является многокритериальное оценивание. Для нахождения комплексных оценок по этим методам нужны не только оценки принадлежности к классам, полученные этими методами, но и относительные оценки вероятностей (или их аналог) принадлежности к классу по каждому из этих методов. На рис. 3 приводятся оценки принадлежности к классам  $P_{ij}$  для метода МР и НС для учебной и проверочной выборках.

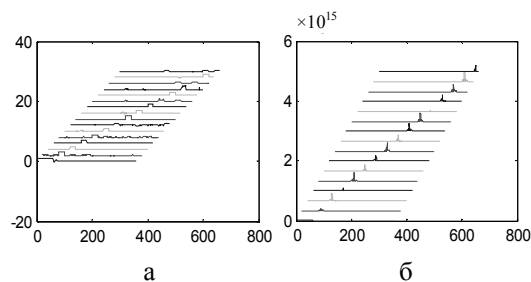


Рис. 3. Оценки принадлежности к классам для обучающей выборки: а – НС метод; б – метод МР

Относительные оценки вероятностей  $R_{s,i,k}$ ,  $s = \overline{1, r}$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $k = \overline{1, g}$  для каждого из классов этими методами можно определить по трем разным преобразованиям, которые нормируют оценки найденные рассмотренными методами:

$$R_{s,i,k} = \frac{P_{sik} / \bar{P}_{si}}{\sum_{k=1}^g (P_{sik} / \bar{P}_{si})}, \quad i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r}; \quad (4)$$

$$R_{s,i,k} = \frac{(P_{sik} - P_{si\min}) / (P_{si\max} - P_{si\min})}{\sum_{k=1}^g (P_{sik} - P_{si\min}) / (P_{si\max} - P_{si\min})}, \quad (5)$$

$$i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r};$$

$$R_{s,i,k} = \frac{\exp((P_{sik} - P_{si\min}) / (P_{si\max} - P_{si\min}))}{\sum_{k=1}^g \exp((P_{sik} - P_{si\min}) / (P_{si\max} - P_{si\min}))}, \quad (6)$$

$$i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r},$$

где  $P_{si\min}$ ,  $P_{si\max}$  – минимальное и максимальное значение вероятности для состояний;  $g$  – количество классов ТС ГТД,  $r$  – количество методов определения класса.

На рис. 4 приводятся относительные нормированные оценки принадлежности к классам  $R_{s,i,k}$  рассчитанные по формуле (6) для учебной и проверочной выборок.

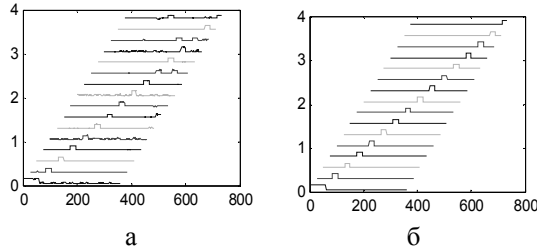


Рис. 4. Нормированные оценки принадлежности к классам для обучающей выборки:  
а – НС метод; б – метод МР

Объединение этих оценок в единый комплексный критерий осуществляется с помощью одного из способов свертки многокритериального оценивания.

Широко распространенным способом свертки критериев является линейная свертка:

$$I = \sum_{s=1}^r \alpha_s R_s, \quad (7)$$

где для весовых коэффициентов  $\alpha_s$  выполняется условие нормировки:

$$\sum_{s=1}^r \alpha_s = 1. \quad (8)$$

Применяется также квадратичная свертка:

$$I = \left[ \sum_{s=1}^r \alpha_s (R_s)^2 \right]^{1/2} \quad (9)$$

и мультипликативная:

$$I = \prod_{s=1}^r (R_s)^{\alpha_s}. \quad (10)$$

Весы коэффициентов  $\alpha_i$  выбираются на основе информации о качестве распознавания состояния рассмотренными методами. Для двух групп методов

(КА, МР, ДА и КА, НС, МР, ДА) взвешивающим коэффициентам  $\alpha_s$  можно присвоить соответственно значения (0,3; 0,4; 0,3) и (0,2; 0,3; 0,2; 0,3).

Таким образом, для линейного критерия оценка принадлежности к классу для 1-й и 2-й группы методов осуществляется по формулам

$$I_{134} = \max_k (0,3 \cdot R_{1,i,k} + 0,4 \cdot R_{3,i,k} + 0,3 \cdot R_{4,i,k}), \quad (11)$$

$$i = \overline{1, N};$$

$$I_{1342} = \max_k (0,2 \cdot R_{1,i,k} + 0,3 \cdot R_{3,i,k} + 0,2 \cdot R_{4,i,k} + 0,3 \cdot R_{2,i,k}), \quad i = \overline{1, N}. \quad (12)$$

Для квадратичного и мультипликативного критериев оценки принадлежности соответственно равны:

$$I_{2134} = \max_k \sqrt{0,3 \cdot R_{1,i,k}^2 + 0,4 \cdot R_{3,i,k}^2 + 0,3 \cdot R_{4,i,k}^2}, \quad (13)$$

$$i = \overline{1, N};$$

$$I_{21342} = \max_k (0,2 \cdot R_{1,i,k}^2 + 0,3 \cdot R_{3,i,k}^2 + 0,2 \cdot R_{4,i,k}^2 + 0,3 \cdot R_{2,i,k}^2), \quad i = \overline{1, N}; \quad (14)$$

$$I_{3134} = \max_k (R_{1,i,k}^{0,3} \cdot R_{3,i,k}^{0,4} \cdot R_{4,i,k}^{0,3}), \quad i = \overline{1, N}; \quad (15)$$

$$I_{31349} = \max_k (R_{1,i,k}^{0,2} \cdot R_{3,i,k}^{0,3} \cdot R_{4,i,k}^{0,2} \cdot R_{2,i,k}^{0,3}), \quad i = \overline{1, N}. \quad (16)$$

Из результатов распознавания отдельными методами и в учебной, и в проверочной выборках видно (рис. 5, 6), что ошибочные решения для различных методов в большинстве случаев не совпадают. Поэтому обобщение полученных данных с использованием рассмотренных методов принятия решений позволяет с более высокой точностью определять ТС двигателя.

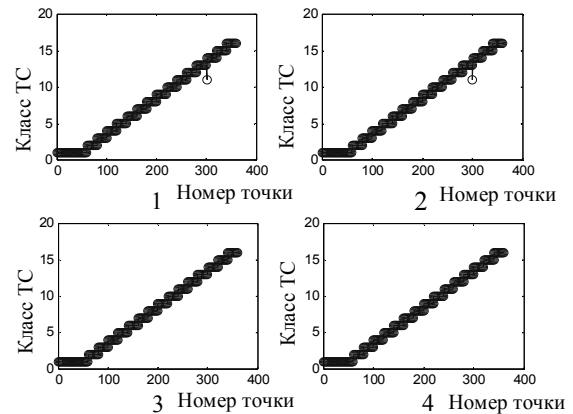


Рис. 5. Результат распознавания по ОБ:

1 – МРО; 2 – МРО+НС; 3 – многокритериальная линейная оценка для МРО; 4 – многокритериальная линейная оценка для МРО+НС

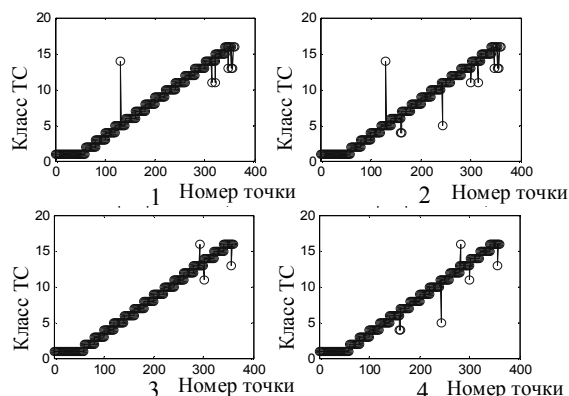


Рис. 6. Результат распознавания по ПВ:  
1 – МРО; 2 – МРО+НС; 3 – многокритериальная линейная оценка для МРО; 4 – многокритериальная линейная оценка для МРО+НС

На рис. 7 и 8 приводятся результаты комплексной оценки ТС ГТД.

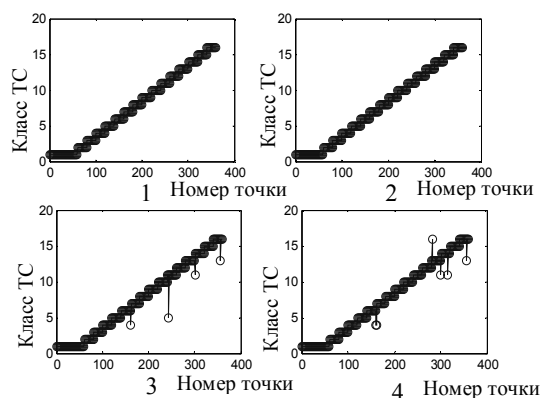


Рис. 7. Результат распознавания:  
1 – квадратичная свертка для ОВ МРО+НС; 2 – квадратичная свертка для ПВ МРО+НС; 3 – мультипликативная оценка для ОВ МРО+НС; 4 – мультипликативная оценка для ПВ МРО+НС

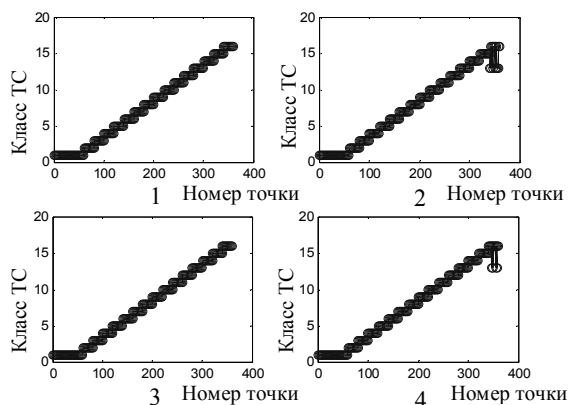


Рис. 8. Результат распознавания на основе логического вывода  
1 – для ОВ МР+НС; 2 – для ПВ МРО+НС;  
3 – многокритериальная оценка для ОВ МРО+НС;  
4 – многокритериальная оценка для ПВ МРО+НС

## Выводы

Анализируя результаты распознавания ТС исследуемого типа ТРДД по предложенной методологии становится очевидным, что отсутствуют ошибки 1-го и 2-го рода, т.е., можно утверждать о 100% распознавании исправного и неисправного состояний по результатам обучающей и проверочной выборок. Однако существуют ошибки классификации при распознавании комбинаций неисправного состояния. Особенно при комбинации 3-х и 4-х конструктивных узлов.

При сравнении трех подходов для решения задачи диагностирования таких как: прямая оценка ТС различными методами, оценка ТС с использованием метода логического вывода с учетом оценок значимости МРО+НС и многокритериальной комплексной оценки ТС, можно сказать что методы комплексного анализа дают значительное увеличение качества распознавания ТС ТРДД.

## Литература

1. Общие принципы диагностирования ГТД с использованием ядерных нейронных сетей / И.П. Добродеев, В.В. Червонюк, В.С. Чигрин, С.А. Беляков // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2008. – № 9 (56). – С. 177-184.
2. Комплексний метод розпізнавання стану ТРДД з використанням нейронних мереж та методів розпізнавання образів / О.Г. Кучер, С.О. Дмитрієв, О.В. Попов, О.В. Тишкевич // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2008. – № 10 (57). – С. 51-61.
3. Кучер А.Г. Определение технического состояния ТРДД по данным экспериментальных исследований с использованием нейронных сетей и методов распознавания образов. / А.Г. Кучер, С.А. Дмитриев, А.В. Попов // *Авиационно-космическая техника и технология* – 2007. – № 10 (46). – С. 153-164.
4. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей: монография / С. Епифанов, Б. Кузнецов, И. Богаенко и др. – К.: Техника, 1998. – 312 с.
5. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей: монография / В.И.Дубровин, С.А. Субботин, А.В. Богуслаев, В.К. Яценко. – Запорожье: ОАО “Мотор-Сич”, 2003. – 279 с.
6. Верха ген К. Дёйн Р. Распознавание образов. Состояние и перспективы: пер. с англ./ Верха ген К. Дёйн Р., Ф. Грун. и др.; под ред. И.Б. Гуревич. – М.: Радио и связь, 1985. – 104 с.

Поступила в редакцию 18.05.2009

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., проф. кафедры авиационных двигателей, декан механико-энергетического факультета аэрокосмического института В.В. Панин, Национальный авиационный университет, Киев.

### **БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНЕ ДІАГНОСТУВАННЯ ПРОТОЧНОЇ ЧАСТИНИ АВІАЦІЙНОГО ГАЗОТУРБІННОГО ДВИГУНА**

**О.Г. Кучер, С.О. Дмитрієв, О.В. Попов, О.С. Якушенко**

Розглянуто рішення зворотної задачі діагностування турбореактивного двоконтурного двигуна системою комплексних оцінок на основі нейронної мережі і методів розпізнавання образів. Авторами запропоновано методологічний підхід для оцінки технічного стану проточної частини газотурбінного двигуна за параметрами робочого процесу. Даний підхід ґрунтується на гіпотетичному припущенні про необхідність розгляду варіанту спільності характеру пошкодження конструктивних вузлів проточної частини, що головним чином позначається на вірогідності діагнозу і підкреслює актуальність наукового завдання.

**Ключові слова:** діагностування, методи розпізнавання образів, нейронна мережа, математична модель, проточна частина.

### **MULTICRITERIAL DIAGNOSTICATING OF FLOWING PART OF AIRCRAFT GAS TURBINE ENGINE**

**A.G. Kucher, S.A. Dmitriev, A.V. Popov, A.S. Yakushenko**

The decision of reverse task of by-pass engine diagnosticating is considered by the system of complex estimations on the basis of neural network and methods of recognition of patterns. Authors are offer methodological approach for the estimation of the technical state of flowing part of gas turbine engine after the parameters of working process. This approach is based on hypothetical supposition about the necessity of consideration of variant of community character of structural units damage which mainly affects to the authenticity diagnosis and underlines actuality of scientific task.

**Keywords:** diagnosticating, methods of recognition of patterns, neural network, mathematical model, flowing part.

**Кучер Алексей Григорьевич** – д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры авиационных двигателей механико-энергетического факультета Аэрокосмического института Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: kucher@nau.edu.ua.

**Дмитриев Сергей Алексеевич** – д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой сохранения лётной годности авиационной техники факультета летательных аппаратов Аэрокосмического института Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: sad@nau.edu.ua.

**Попов Александр Викторович** – канд. техн. наук, ассистент кафедры сохранения лётной годности авиационной техники факультета летательных аппаратов Аэрокосмического института Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: popche@ukr.net.

**Якушенко Александр Сергеевич** - канд. техн. наук, старший научный сотрудник, кафедра авиационных двигателей механико-энергетического факультета Аэрокосмического института Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: yuysss@mail.ru.