



УДК 621.833:519.004

РАСПОЗНАВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТА ВИБРОАКУСТИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ МНОГОМЕРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА

Н. И. БУРАУ, А. В. ЗАЖИЦКИЙ, Ю. В. СОПИЛКА

Рассматривается задача классификации состояния роторных элементов газотурбинного двигателя при их стационарном вибрационном возбуждении в процессе вибромониторинга малой усталостной трещины одного из элементов. В качестве диагностической информации используются результаты биспектрального анализа вибромониторинговых сигналов. Задача классификации решается на основе использования искусственных нейронных сетей.

Decision making problem is analyzed for the rotary elements of the gas-turbine engine at the stationary vibration excitation in the process of vibromonitoring of small fatigue crack of the element. The results of bispectral analysis of the vibromonitoring signals are used as a diagnosis information. The neural networks are used for classification problem decision.

В настоящее время в отечественной и зарубежной практике эксплуатации авиационных газотурбинных двигателей (ГТД) большое внимание уделяется вопросам разработки и использования эффективных методов и средств мониторинга технического состояния их критических узлов и элементов, которые в наибольшей степени ограничивают ресурс ГТД. К таким элементам относятся элементы рабочих колес авиационных двигателей, в частности, лопатки турбин и компрессоров, на которые приходится большая часть прочностных дефектов двигателя, имеющих вибрационное происхождение. Поэтому вибрационный и вибромониторинг состояния элементов рабочих колес и диагностика зарождающихся в них прочностных дефектов позволяют избежать внезапного разрушения двигателя в эксплуатации и будут способствовать повышению надежности и более полному использованию его ресурсных возможностей.

Среди задач, которые решаются в процессе вибромониторинга, важное место занимают обработка диагностической информации и распознавание по ее результатам состояния объекта диагностики (ОД). Для таких сложных объектов, к которым относятся авиационный двигатель, специфика выбора методов обработки информации и выделения диагностических признаков определяется несколькими факторами. Наиболее важными из них являются множество стационарных и нестационарных вибрационных воздействий на элементы рабочих колес механического и аэродинамического происхождения, и, следовательно, сложная структура измеряемых сигналов, малые изменения их информативных составляющих, которые обусловлены зарождением и начальным развитием усталостной трещины при значительных уровнях аддитивных и мультиплектических помех. Имеют место также ограничения по разрешающей способности многих методов обработки информации и по возможности их использования для обработки локально или существенно нестационарных сигналов. С учетом этого в работе [1] пред-

ложены наиболее эффективные для решения поставленной задачи методы обработки диагностической информации и на их основе сформированы пространства диагностических признаков для стационарных и нестационарных режимов эксплуатации авиационного двигателя.

Среди предложенных методов обработки целесообразно выделить многомерный спектральный анализ, который в обобщенном виде базируется на использовании статистических характеристик высших порядков [1–3]. При решении поставленной задачи этот метод имеет существенные преимущества по сравнению с традиционными спектрально-корреляционными методами обработки информации. Спектральные характеристики высших порядков (биспектры, триспектры, функции бикогерентности и др.) обладают свойством ослабления влияния шумов на диагностические признаки, особенно, если обрабатываемый сигнал представляет собой аддитивную смесь негауссова процесса с гауссовым шумом, позволяют выделить статистически связанные части спектра, определить наличие комбинационных и модуляционных частот, а также обнаружить фазовые изменения между кратными частотами компонентами сигнала. Так как зарождение и развитие усталостной трещины в лопатке приводят к отклонению характеристики восстанавливающей силы от линейной зависимости, то излучаемые при функционировании рабочим колесом акустические сигналы будут нелинейными, и доказать наличие нелинейности, а также выделить обусловленные ею изменения в измеренных сигналах становится возможным при использовании статистических и спектральных характеристик высших порядков.

Распознавание состояния объекта диагностики по выделенным на этапе обработки информации диагностическим признакам представляет собой конечную процедуру диагностического процесса, от результатов проведения которой будет зависеть достоверность и точность диагностики в целом, а также решение о возможности дальнейшей экс-



плуатации объекта. При построении автоматической системы виброакустического мониторинга процедура распознавания может быть выполнена с использованием методов искусственного интеллекта, в частности, самообучающихся структур на основе искусственных нейронных сетей, которые в настоящее время получают все большее распространение в задачах диагностики авиационных ГТД [4–6].

Целью данной статьи является анализ эффективности использования спектральных характеристик высших порядков и распознавание с использованием нейронных сетей состояния элементов рабочего колеса в задачах мониторинга и диагностики усталостной трещины в лопатке рабочего колеса авиационного двигателя на стационарных режимах эксплуатации.

Многомерный спектральный анализ. Как известно, спектральная плотность стационарного процесса $x(n)$ формально определяется путем преобразования Фурье автокорреляционной последовательности (АКП) или автокорреляционной функции (АКФ) процесса [7]. Естественным обобщением АКФ являются моменты высших порядков, а специфические нелинейные комбинации этих моментов представляют собой кумулянты.

Кумулянтом первого порядка стационарного процесса является его среднее значение (СЗ), кумулянты высших порядков являются инвариантными к изменению СЗ, поэтому их принято определять для процессов с нулевыми СЗ в соответствии с выражениями [8]:

$$C_{2x}(k) = E \{x^*(n)x(n+k)\}, \quad (1)$$

$$C_{3x}(k, l) = E \{x^*(n)x(n+k)x(n+l)\}, \quad (2)$$

$$C_{4x}(k, l, m) = E \{x^*(n)x(n+k)x(n+l)x^*(n+m)\} - \\ - C_{2x}(k)C_{2x}(l-m) - C_{2x}(l)C_{2x}(k-m) - M_{2x}^*(m)M_{2x}(k-l), \quad (3)$$

где $E\{\bullet\}$ обозначает усреднение по ансамблю; $*$ — знак сопряжения; $M_{2x}(m) = E\{x(n)x(n+m)\} = C_{2x}(m)$ для вещественных процессов.

В соответствии с (1) АКФ является кумулянтом второго порядка.

Спектральные характеристики высших порядков определяются с помощью преобразования Фурье соответствующих кумулянтов:

$$S_{2x}(f) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{2x}(k) \exp(-j2\pi fk), \quad (4)$$

$$S_{3x}(f_1, f_2) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} C_{3x}(k, l) \exp(-j2\pi f_1 k) \exp(-j2\pi f_2 l), \quad (5)$$

$$S_{4x}(f_1, f_2, f_3) = \sum_{k, l, m=-\infty}^{\infty} C_{4x}(k, l, m) \times \\ \times \exp(-j2\pi f_1 k) \exp(-j2\pi f_2 l) \exp(-j2\pi f_3 m) \quad (6)$$

и соответственно представляют собой спектральную плотность (4), функцию двух частот — биспектр (5) и функцию трех частот — триспектр (6). Причем, в то время, как спектральная плотность является действительной неотрицательной величи-

ной, биспектр и триспектр — комплексные величины.

В задачах диагностики и неразрушающего контроля распространение получили коэффициенты асимметрии и эксцесса — нормализованные величины, определяемые из выражений (2) и (3), которые инвариантны по отношению к перемещению и масштабу и характеризуют отклонение анализируемого процесса от симметричного и нормального распределения. Спектральные характеристики высших порядков наиболее целесообразно использовать для обработки сложных нелинейных процессов, представляющих собой аддитивную смесь негауссовых сигналов с гауссовым шумом [2, 3], что является характерным для виброакустических процессов, которые протекают в авиационном двигателе при его эксплуатации.

Для исследования эффективности многомерного спектрального анализа в задаче виброакустической диагностики малой усталостной трещины в лопатке рабочего колеса авиационного двигателя было проведено моделирование виброакустических сигналов на выходе модели рабочего колеса, содержащего 21 лопатку при стационарном вибрационном возбуждении $P(t)$ колеса с частотой вращения ротора $f_p = 250$ Гц. В качестве моделей бездефектных лопаток использовалась модель линейной колебательной системы с собственной частотой $f^* = 600$ Гц. Модель дефектной лопатки (с малой поверхностной усталостной трещиной) задавалась моделью колебательной системы с кусочно-линейной характеристикой восстанавливающей силы, импульсная характеристика которой имеет представление в виде разложения в ряд Фурье по гармоникам основной частоты модели лопатки с трещиной f_0 [1]. В качестве обобщенного параметра трещины принимается относительное изменение жесткости на полуциклах деформирования ϑ , которое при моделировании изменялось в пределах 0,005, ..., 0,1. На выходе рабочего колеса сигнал получен путем свертки входного сигнала $P(t)$ (стационарное вибрационное возбуждение) с определяемой в соответствии с [9] импульсной характеристикой колеса $G(t, \tau)$, которая для каждого дискретного отсчета вычисляется по выражению:

$$y_j = \Delta T \sum_{\mu=1}^j G_{j-\mu+1} P_\mu,$$

где ΔT — период дискретизации; j — номер дискретного отсчета.

Моделирование проводилось на временном интервале 1 с с периодом дискретизации $\Delta T = 2 \cdot 10^{-4}$ с, обеспечивая общее количество точек $N = 5000$. Для обработки использовались смоделированные на выходе колеса сигналы, а также аддитивная смесь этих сигналов и стационарного гауссова шума, моделирование которого проведено с использованием генератора случайных чисел с соответствующими коэффициентами для обеспечения значения отношения сигнал/шум $\rho = 10^1, \dots, 10^5$.

Биспектральная обработка полученных сигналов проводилась для случая рабочего колеса с

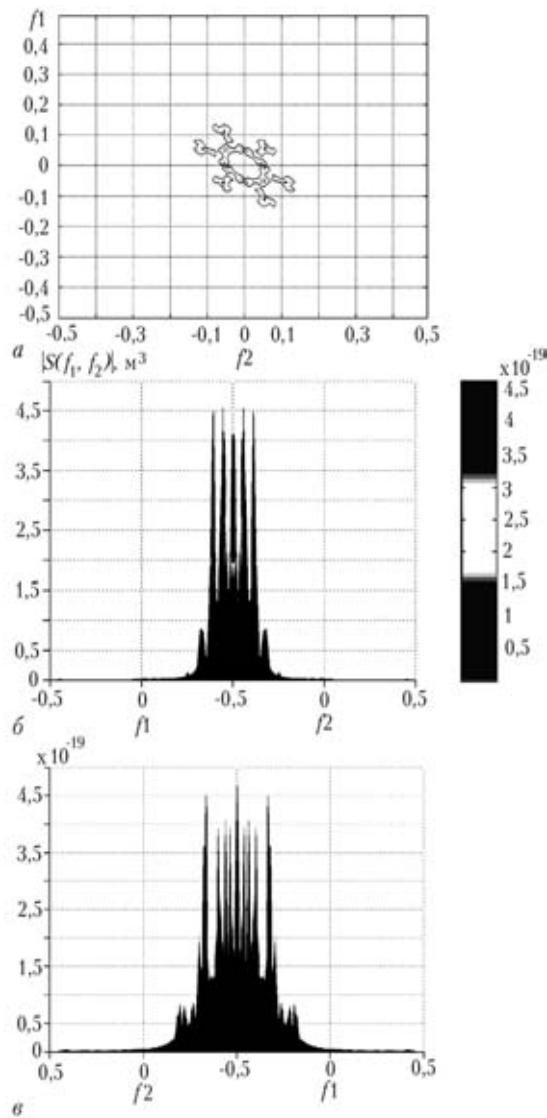


Рис. 1. Результат биспектральной обработки для $\vartheta = 0$, $\rho = 10^2$; a — контурное изображение; b , c — диагональные разрезы

бездефектными лопатками и при наличии трещины в одной из лопаток с указанным выше диапазоном значений параметра трещины. Примеры полученных оценок модулей биспектров как функций двух частот f_1 и f_2 , приведены на рис. 1 (без дефектов) и рис. 2 (с трещиной, $\vartheta = 0,05$). Контурные изображения являются полноцветными и представляют собой совокупность линий определенной конфигурации, отражающих одинаковые уровни представления полученных оценок. Полученное для описанных выше условий моделирования множество изображений имеет отличия как по уровню интенсивности (отличия в цветовой гамме), так и по геометрии линий одинаковых уровней, однако все изображения являются симметричными относительно их диагоналей. Диагональные разрезы являются удобным представлением полученных результатов для дальнейшего анализа и выделения диагностических признаков.

Как показали результаты обработки диагностической информации, появление и развитие усталостной трещины в лопатке рабочего колеса двигателя приводит к изменению интенсивности гло-

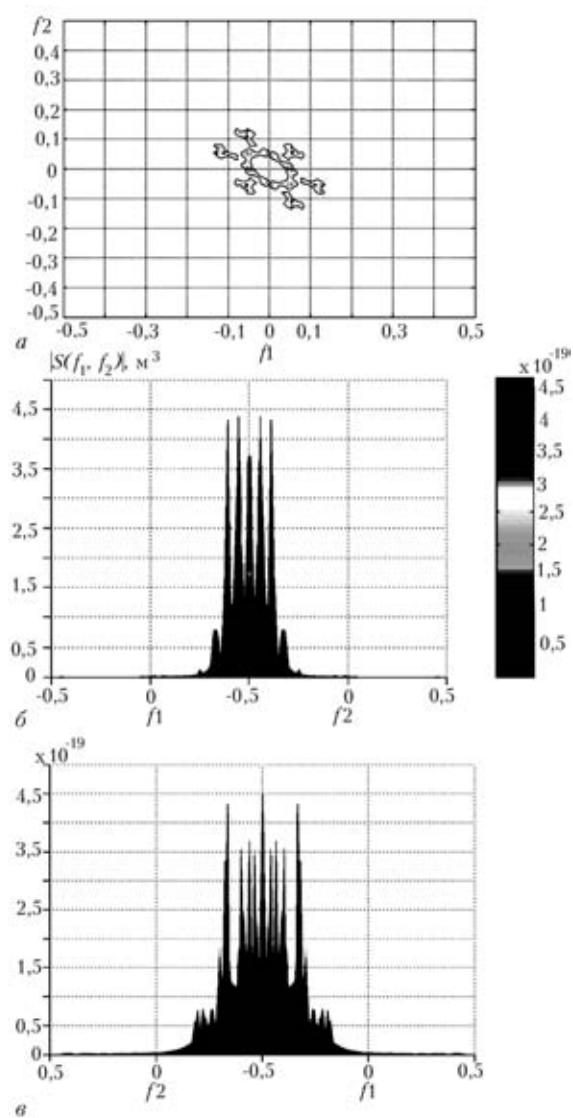


Рис. 2. Результат биспектральной обработки для $\vartheta = 0,05$, $\rho = 10^2$; a — контурное изображение; b , c — диагональные разрезы

бальных и локальных экстремумов модулей биспектральных оценок, значения которых достаточно просто определяются по диагональным разрезам. Аддитивный гауссов шум в целом незначительно влияет на интенсивность глобальных максимумов (уменьшение не более 4 %) и в большей степени — на значения локальных максимумов (увеличение на 12 %), кроме этого появляются дополнительные составляющие, которые в общем случае мало влияют на информативность полученных оценок. Влияние значения обобщенного параметра трещины ϑ на полученные биспектральные оценки иллюстрируются приведенными в таблице относительными значениями усредненных интенсивностей глобальных I_g/I_g^* и локальных I_l/I_l^* максимумов, а также отношением значений экстремумов I_g/I_l , где $I_{g(l)}$ и $I_{g(l)}^*$ — значения диагностических признаков соответственно при наличии и отсутствии трещины.

Как видно из представленных в таблице результатов, изменения диагностических признаков при зарождении и начальном развитии трещины

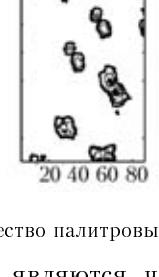
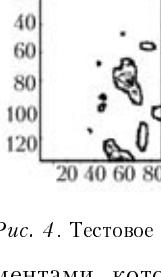
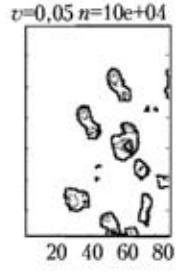
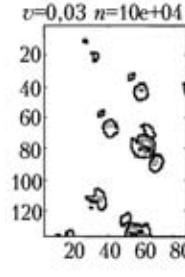
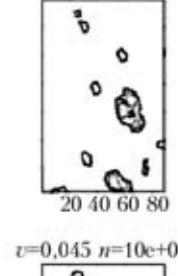
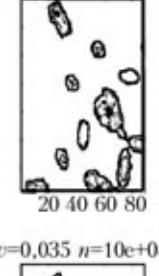
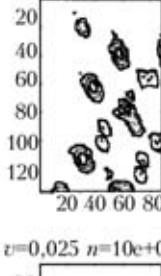
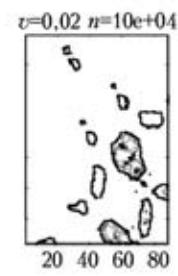
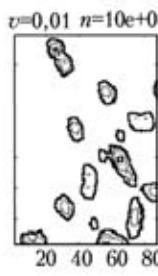
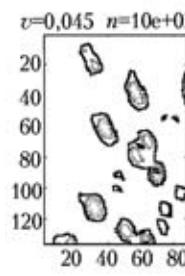
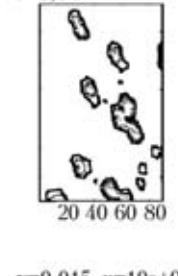
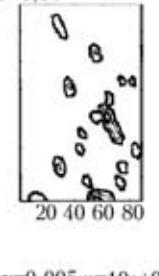
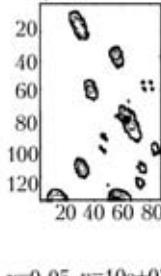
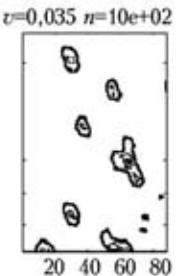
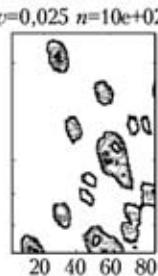
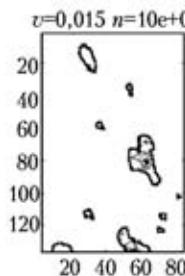
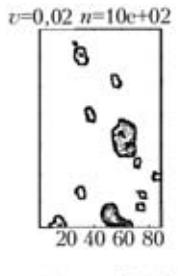
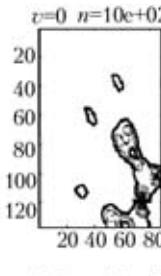
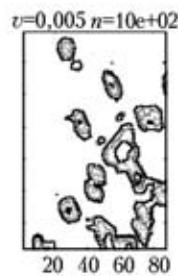
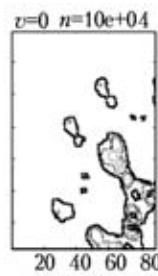
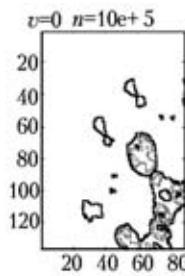


Рис. 3. Обучающее множество палитровых образцов

($\vartheta < 0,07$) имеют нерегулярный характер. Наиболее чувствительным к изменению параметра трещины является отношение значений экстремумов I_g/I_l модуля биспектра.

Распознавание состояния объекта диагностики по результатам многомерного спектрального анализа. Для распознавания с использованием нейронных сетей состояния объекта диагностики по результатам проведенной обработки диагностической информации целесообразно использовать контурные изображения биспектральных оценок. В целях экономии вычислительных ресурсов ПЭВМ было проведено предварительное преобразование изображений, а именно, полноцветные изображения преобразованы в палитровые (градации цвета от черного до белого), после чего каждое изображение было представлено одним сектором путем его диагональных разрезов. Для использования полученных изображений в качестве исходной информации на входе нейронной сети изображения были представлены числовыми матрицами, эле-

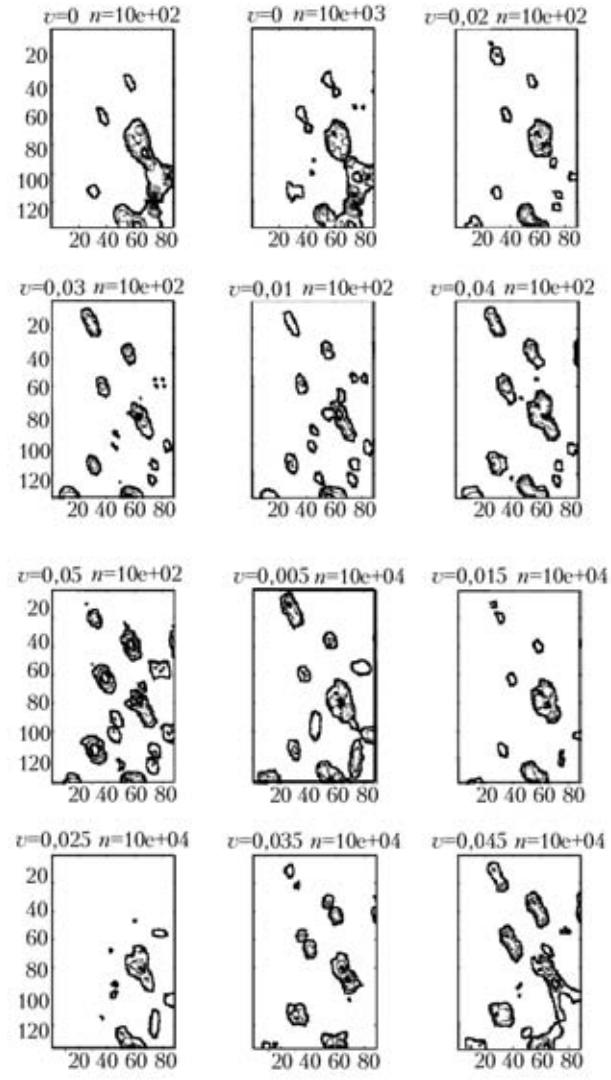


Рис. 4. Тестовое множество палитровых образцов

ментами которых являются числа от 0 до 255, после чего матрицы по столбцам преобразованы в вектор, который и подается на вход нейронной сети. Для решения задачи распознавания использовано по 20 обучающих и тестовых образов. На рис. 3 приведены примеры элементов обучающего множества образов, а на рис. 4 — примеры элементов тестового множества.

Классификация состояния элементов рабочего колеса проведена с использованием ранее исследованной авторами на двумерных и трехмерных векторах диагностических признаков двухслойной стохастической нейронной сети [4], которая отличается малым временем обучения, возможностью обучения с нулевой ошибкой и высокой точностью

Зависимости относительных значений диагностических признаков от параметра трещины

ϑ	0	0,01	0,03	0,05	0,07	0,1
I_g/I_g^*	1	0,93	0,91	0,95	1,03	1,2
I_l/I_l^*	1	0,89	0,88	0,91	0,89	0,9
I_g/I_l	1,21	1,26	1,24	1,26	1,38	1,58

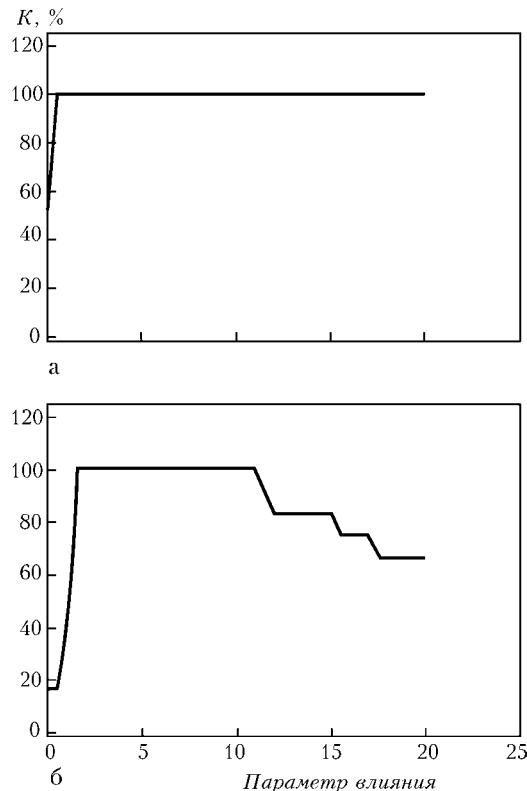


Рис. 5. Зависимость коэффициента эффективности от параметра влияния: а – для обучающего множества образов; б – для тестового множества образов

распознавания линейно неразделимых на имеющемся множестве диагностических признаков классов состояний объекта диагностики. Первый слой (скрытый радиально-базисный) содержит 20 нейронов. В качестве второго слоя, содержащего два нейрона, используется так называемый конкурирующий слой, который подсчитывает вероятность принадлежности входного вектора к тому или иному классу и в соответствии с полученным значением относит вектор к тому классу, вероятность принадлежности к которому больше по значению. Для такой классификации, основанной на использовании методов Байеса [9, 10], необходима оценка плотности вероятности для каждого класса, для чего используется множество обучающих векторов. При этом каждый из них описывается функцией Гаусса с центром в соответствующей данному вектору точке, а сумма указанных функций по всему множеству обучающих векторов представляет собой плотность вероятности входных векторов для каждого из классов. Значение среднего квадратического отклонения σ функции Гаусса задает ширину функции активации нейронов и определяет их влияние на оценку суммарной плотности вероятности. Из этого следует, что параметр σ влияет на результат классификации, поэтому его значение чаще всего выбирается экспериментальным путем.

Эффективность классификации состояния рабочего колеса стохастической нейронной сетью оценивалась по коэффициенту эффективности K , который представляет собой выраженное в процентах значение вероятности правильной классификации. Зависимости коэффициента K от параметра вли-

яния σ нейронной сети на обучающем и тестовом множествах образов приведены на рис. 5. Как видно из приведенных графиков, в диапазоне значений параметра $\sigma = 1,5, \dots, 11$ стохастическая нейронная сеть правильно распознает как обучающие, так и тестовые образы. Проведенный анализ зависимости коэффициента K от количества объектов обучающего множества образов показал, что для правильной классификации достаточно иметь обучающее множество из не менее восьми образов каждого класса.

Таким образом, несмотря на нерегулярность и незначительность изменений диагностических признаков при переходе от бездефектного состояния элементов рабочего колеса к состоянию зарождения и начального развития усталостной трещины в одной из лопаток, стохастическая нейронная сеть обеспечивает правильную классификацию состояния объекта диагностики.

Выводы

1. Проведено моделирование и многомерный спектральный анализ вибрационных процессов рабочего колеса авиационного двигателя на стационарном режиме при отсутствии и наличии малой усталостной трещины в лопатке. Показано, что зарождение и начальное развитие усталостной трещины приводят к изменению интенсивности глобальных и локальных экстремумов модуля биспектра. Оценено влияние аддитивных стационарных шумов на результаты многомерного спектрального анализа.

2. Показано, что использование стохастической нейронной сети позволяет провести правильную классификацию состояния объекта диагностики по результатам биспектрального анализа при значениях параметра трещины $\vartheta = 0,005, \dots, 0,1$. Определены минимальное количество объектов обучающего множества образов и диапазон изменения параметра влияния стохастической сети для обеспечения правильной классификации.

3. Полученные результаты являются новыми, подтверждают эффективность распознавания состояния объекта вибрационной диагностики по результатам многомерного спектрального анализа и возможность их использования при построении системы вибрационного мониторинга роторных элементов авиационных газотурбинных двигателей.

- Бурау Н. И. О новых направлениях в развитии вибрационных методов диагностики прочностных дефектов в лопатках газотурбинных двигателей // Вибрации в технике и технологиях. – 2001. – № 4(20). – С. 45–48.
- Вибрационная диагностика зарождающихся дефектов / Ф. Я. Балицкий, М. А. Иванова, А. Г. Соколова, Е. И. Хомяков. – М.: Наука, 1984. – 119 с.
- Collis W. B., White P. R., Hammond J. K. Higher Order Spectra: the Bispectrum and Trispectrum, Mechanical Systems and Signal Processing. – 1998. – № 12(3). – Р. 375–394.
- Бурау Н. И., Зажицкий А. В., Тяпченко А. Н. Классификация состояния объекта вибрационной диагностики с использованием нейротехнических структур // Авиаційно-космічна техніка і технологія. – 2002. – Вип. 31. – С. 181–185.
- Особенности использования FU-GE-NE-SYS алгоритмов в процессе синтеза нейронной модели состояния авиацион-



- ного двигателя / А. Г. Кучер, С. А. Дмитриев, Л. А. Журавлева, В. В. Камышин // Там же. — 2000. — Вип. 19. — С. 343–346.
6. Интеллектуальный контроль состояния авиационных ГТД / Г. Г. Куликов, П. С. Котенко, В. С. Фатиков, В. Ю. Арьков, Г. И. Погорелов // Там же. — 2002. — Вип. 31. — С. 163–167.
7. Бендат Дж., Пирсол А. Применения корреляционного и спектрального анализа / Пер. с англ. — М.: Мир, 1983. — 312 с.
8. Brillinger D. An Introduction to Polyspectra // Ann. Math. Stat. — 1965. — Vol. 36. — P. 1351–1374.
9. Бургау Н. И. Динамическая модель газотурбинного двигателя как объекта виброакустической диагностики усталостных трещин в лопатках рабочих колес // Вибрации в технике и технологиях. — 2001. — № 1(17). — С. 28–32.
10. Биргер И. А. Техническая диагностика. — М.: Машиностроение, 1978. — 240 с.
11. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2001. — 287 с.

Киев. нац. техн. ун-т Украины «КПИ»

Поступила в редакцию
28.01.2004



Фирма “ШЕРЛ”

Официальный дилер **OLYMPUS, SONY**

Фирма «ШЕРЛ» создана и зарегистрирована в 1993 г. Основными направлениями деятельности фирмы является поставка профессионального телевизионного и радиооборудования, медицинского оборудования, систем видеонаблюдения, систем видеоконференции, эндоскопического оборудования фирмы OLYMPUS для неразрушающего контроля.

Olympus производит все классы и типы авиационного эндоскопического оборудования: жесткие эндоскопы (бороскопы), гибкие эндоскопы (фиброскопы и видеоскопы), системы для документирования результатов осмотра — цифровые фотокамеры и видеосистемы. Длины рабочих частей эндоскопов Olympus для осмотра трубопроводов достигают 40 м, что делает возможным осмотр длинных трубопроводов — например, паропроводов острого пара, труб котлов, конденсаторов, трубопроводной обвязки реакторов и колонн, автономных энергетических установок.

Фирма Olympus производит самый широкий в мире размерный ряд технических эндоскопов и систем, предназначенных для эндоскопического контроля в промышленности. Минимальный размер обнаруживаемых с помощью эндоскопов Olympus поверхностных дефектов и повреждений составляет от 0,02 мм, возможны измерения объектов (дефектов) от 0,15 мм через эндоскоп (система IPLEX). Все эндоскопы могут быть укомплектованы накопителями цифровых изображений, или телекамерой ПЗС, или цифровой фотоаппаратуры для документирования результатов осмотра и результатов измерений дефектов. Новый видеоскоп Olympus IPLEX позволяет записать снимок дефекта в виде цифровой фотографии или видеофрагмента на карточку флэш-памяти (до 6000 снимков или 16 мин. видео) и затем перенести фотографии на персональный компьютер — в базу данных программы Olympus IPLEX Manager. С помощью п/о IPLEX Manager на записанных фотографиях можно осуществлять многократные замеры найденных повреждений и создавать иллюстрированные отчеты о проведенном контроле.

Изделия фирмы Olympus представляют собой наиболее совершенные приборы в своем классе и позволяют решать задачи визуальной диагностики промышленных объектов с неизменно высоким качеством.

ООО «ШЕРЛ»

01004, г. Киев, ул. Пушкинская, 43Б, оф. 4;

Тел.: 044 228-17-60, 235-19-85, 244-40-08

E-mail: vasilchenko.sherl@sherl.kiev.ua