

УДК 004.67

**Д-р техн. наук С. А. Субботин***Запорожский национальный технический университет, г. Запорожье*

## **ОБРАБОТКА СТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ В ЗАДАЧЕ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ЛОПАТОК ГАЗОТУРБИННЫХ АВИАДВИГАТЕЛЕЙ**

*Решена задача автоматизации сокращения размерности данных для построения диагностических моделей на основе стационарных одномерных сигналов, распределенных во времени. Предложен комплекс показателей, характеризующих свойства сигналов для автоматической классификации объектов, позволяющий существенно сократить описание классифицируемых объектов, уменьшить влияние помех и погрешностей измерений на результаты классификации, сохранить и повысить интерпретабельность синтезируемых диагностических моделей. Экспериментально подтверждена практическая полезность предложенных преобразований для стационарных сигналов в задаче диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей.*

**Ключевые слова:** *стационарный сигнал, диагностирование, сокращение размерности данных, отбор признаков, извлечение признаков.*

### **Введение**

Для обеспечения надежности и долговечности эксплуатации авиационных двигателей необходимо своевременно осуществлять их диагностирование [1]. Широкое применение в задачах вычислительного диагностирования [2] получили методы распознавания образов [1] и вычислительного интеллекта [3–6], позволяющие синтезировать диагностические модели на основе набора наблюдений – прецедентов.

Однако время работы большинства известных методов построения диагностических моделей по прецедентам [1–6] сильно зависит от размерности данных, что существенно ограничивает их применение на практике.

Особым случаем данных большой размерности являются стационарные сигналы, распределенные во времени. Они характеризуются, как правило, чрезвычайно большой размерностью и малой индивидуальной информативностью признаков, в частности, при решении задачи диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей [5] необходимо обрабатывать прецеденты, характеризующие  $10^4$  признаков. Это существенно усложняет решение задачи построения диагностических моделей, а также снижает их интерпретабельность.

Наиболее простым решением задачи сокращения описания сигналов для классификации стационарных объектов является использование методов отбора информативных признаков [1, 5, 7]. Однако для индивидуально малоинформативных признаков методы отбора фильтрующего

типа, не требующие построения моделей и оценивания их качества для определения информативности набора признаков, оказываются практически малопригодными из-за того, что информативности отдельных признаков исходных сигналов, как правило, мало отличаются. Использование оболочечных методов, предполагающих построение моделей и оценивание их качества для определения информативностей комбинаций признаков, оказывается сильно зависимым от способности выбранного метода построения моделей выделять информативные сочетания признаков и сопряжено с большими затратами времени и памяти ЭВМ, поскольку требуют построения и хранения в памяти ЭВМ моделей для каждого сочетания признаков, и поэтому также с практической точки зрения малопригодно.

Методы конструирования искусственных признаков [8, 9] предполагают формирование искусственных признаков, рассчитываемых на основе исходных сигналов, характеризующих экземпляры выборки. Главным недостатком подавляющего большинства этих методов является потеря интерпретабельности синтезируемых моделей, а также отсутствие гарантии улучшения разделимости классов в новом пространстве признаков. Кроме того, большинство методов формирования искусственных признаков характеризуются большими затратами вычислительных ресурсов, а синтезируемые с их помощью преобразования для искусственных признаков оказываются сильно зависимыми от экземпляров исходной выборки.

Целью данной работы являлось создание комплекса преобразований, позволяющих сокращать размерность стационарных сигналов, распределенных во времени, обеспечивающих улучшение разделимости классов, сохранение интерпретируемости конструируемых признаков относительно физического смысла исходных переменных и простоту интерпретации результатов проецирования данных.

**Постановка задачи**

Пусть задана исходная выборка  $\langle x, y \rangle$ , состоящая из  $S$  наблюдений-прецедентов  $x = \{x^s\}$ ,  $y = \{y^s\}$ ,  $s = 1, 2, \dots, S$ , характеризуемых набором  $N$  входных описательных признаков  $x^s = \{x^s_j\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, N$ , и выходным признаком  $y^s$ . Тогда в общем виде задача построения диагностической модели по набору прецедентов  $\langle x, y \rangle$  состоит в определении структуры и параметров функционального преобразования  $y = f(w, x)$ , где  $f$  – функция, задающая структуру модели, а  $w$  – набор настраиваемых параметров модели.

Задача преобразования выборки  $\langle x, y \rangle$  для сокращения ее размерности заключается в замене исходного набора  $N$  признаков набором признаков меньшего размера  $N'$ ,  $N' < N$ , при котором выборка сохраняет топологию разделения классов. Это требует задания соответствующих преобразований  $\{I(x^s)\}$  и определения тех из них, которые соответствуют заданному критерию отбора  $Q$ .

**Разложение сигнала на составляющие и формирование его интегральных характеристик**

Представим исходный сигнал  $x^s$  как совокупность участков, в каждом из которых значения сигнала находятся в окрестности соответствующего локального максимума. Тогда, определив для каждого участка сигнала значения его локальных характеристик, можно задать способ их объединения в интегральные характеристики сигнала:

$$I_{k,p,q}^s = \sum_{z=1}^Z w_{z,k,p}(x^s) v_q(\{x_i^s \mid v_z(x_i^s) = 1, i = 1, 2, \dots, N\}),$$

$$v_z(x_i^s) = \begin{cases} 0, x_i^s > \tau_z(x^s); \\ 1, x_i^s \leq \tau_z(x^s), \forall x_j^s, i < j < \tau_z^{\text{arg}}(x^s) : x_i^s \leq x_j^s \leq \tau_z(x^s); \\ 0, x_i^s \leq \tau_z(x^s), \exists x_j^s, i < j < \tau_z^{\text{arg}}(x^s) : x_i^s > x_j^s; \\ 1, x_i^s \leq \tau_z(x^s), \forall x_j^s, \tau_z^{\text{arg}}(x^s) > j > i : x_i^s \leq x_j^s \leq \tau_z(x^s); \\ 0, x_i^s \leq \tau_z(x^s), \exists x_j^s, \tau_z^{\text{arg}}(x^s) > j > i : x_i^s > x_j^s; \end{cases}$$

$$w_{z,k,p}(x^s) = \begin{cases} k^{z-1}, p = 1; \\ k^{N-z}, p = 2; \\ k \left| \arg \max_{i=1,2,\dots,N} \{x_i^s\} - z \right|, p = 3; \\ k^{N - \left| \arg \max_{i=1,2,\dots,N} \{x_i^s\} - z \right|}, p = 4; \\ k(z-1), p = 5; \\ k(N-z), p = 6; \\ k \left| \arg \max_{i=1,2,\dots,N} \{x_i^s\} - z \right|, p = 7; \\ k \left( N - \left| \arg \max_{i=1,2,\dots,N} \{x_i^s\} - z \right| \right), p = 8, \end{cases}$$

где  $Z$  – число локальных максимумов (и их окрестностей) сигнала,  $p$  – номер способа формирования весов,  $q$  – номер локальной характеристики  $z$ -го фрагмента сигнала  $x^s$ ,  $k$  – основание для формирования весов,  $k > 0$  (при  $p \leq 4$  рекомендуется принять:  $k = 2$ , при  $p > 4$  – принять:  $k = 1$ ),  $\tau_z(x^s)$ ,  $\tau_z^{\text{arg}}(x^s)$  – соответственно, значение и номер признака –  $z$ -го максимума среди  $\{x_i^s\}$ ,  $w_{z,k,p}$  – вес локальной характеристики окрестности  $z$ -го максимума при  $p$ -м способе формирования весов по основанию  $k$ .

Достоинством данного подхода к разбиению сигнала на составляющие, в отличие от вейвлет-разложения [10] и преобразования Фурье [11], является то, что характеристики сигнала анализируются в исходной форме без навязывания ему искусственного базиса.

**Локальные характеристики фрагмента сигнала в окрестности локального максимума**

Фрагмент сигнала  $\{x_i^s\}_z$  в окрестности  $z$ -го максимума (далее используется локальная нумерация отчетов сигнала внутри соответствующего фрагмента, а  $N'$  – число отчетов соответствующего фрагмента сигнала) предлагается характеризовать на основе следующих показателей:

- значение  $z$ -го максимума:  $v_1(\{x_i^s\}_z) = \max_i \{x_i^s\}_z$ ;
- левое граничное значение  $z$ -го фрагмента сигнала:  $v_2(\{x_i^s\}_z) = x_1^s$ ;
- правое граничное значение  $z$ -го фрагмента сигнала:  $v_3(\{x_i^s\}_z) = x_{N'}^s$ ;
- длина  $z$ -го фрагмента сигнала:  $v_4(\{x_i^s\}_z) = N'$ ;
- разность границ  $z$ -го фрагмента сигнала:  $v_5(\{x_i^s\}_z) = |x_{N'}^s - x_1^s|$ ;
- площадь огибающей  $z$ -го фрагмента сигнала:  $v_6(\{x_i^s\}_z) = \sum_{i=1}^{N-1} (\min \{x_{i+1}^s, x_i^s\} + 0,5 |x_{i+1}^s - x_i^s|)$ ;

– периметр огибающей  $z$ -го фрагмента сигнала:  $\nu_7(\{x_i^s\}_z) = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1}^s - x_i^s)^2 + 1}$ .

**Обобщенные характеристики формы одномерного стационарного сигнала**

Данные показатели на основе значений единичных отсчетов сигнала  $x^s$  описывают общие свойства сигнала. Форму одномерного стационарного сигнала будем характеризовать с помощью следующих показателей:

– совокупная длина участков возрастания сигнала:  $I_\wedge^s = \sum_{i=1}^{N-1} \{1 | x_{i+1}^s > x_i^s\}$ ;

– совокупная длина участков убывания сигнала:  $I_\vee^s = \sum_{i=1}^{N-1} \{1 | x_{i+1}^s < x_i^s\}$ .

Данная группа показателей позволяет в целом описать соотношения между длинами участков возрастания и убывания сигнала.

По аналогии с методом потенциалов [1] определим показатели, учитывающие совместное влияние отсчетов сигнала друг на друга:

$$I_1^s = \sum_{i=1}^N x_i^s \left( \sum_{j=1}^N e^{-|i-j|} |x_i^s - x_j^s| \right),$$

$$I_2^s = \sum_{i=1}^N x_i^s \left( \sum_{j=1}^N |x_i^s - x_j^s| e^{-|i-j|} \right).$$

Учет совместного влияния отсчетов сигнала позволяет понизить влияние помех, а также усилить влияние совместно расположенных отсчетов на интегральную характеристику формы сигнала.

Форму одномерного стационарного сигнала возможно характеризовать периметром его огибающей (характеризует скорость изменения сигнала):

$I_{\Pi}^s = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1}^s - x_i^s)^2 + 1}$  и ее площадью (характеризует энергию сигнала):

$$I_f^s = \sum_{i=1}^{N-1} \left( \min\{x_{i+1}^s, x_i^s\} + 0,5|x_{i+1}^s - x_i^s| \right).$$

Также сигнал  $x^s$  возможно охарактеризовать с помощью взвешенной суммы его отсчетов:

$$I_{k,p}^s = \sum_{i=1}^N w_{i,k,p}(x^s) x_i^s, \text{ полагая при расчете } w_{i,k,p}:$$

$$z = \arg \max_{j=1,2,\dots,N} \{x_j^s\}.$$

**Отбор искусственных признаков**

Для выбора наиболее информативной комбинации из предложенного набора искусственных

признаков целесообразно использовать критерий компактности-отделимости классов:

$$SC^1 = \frac{2 \min_{\substack{s \neq p, \\ s=1,2,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ \sum_{i=1}^N \left\{ (x_i^s - x_i^p)^2 |y^s \neq y^p\right\} \right\}}{\max_{\substack{s \neq p, \\ s=1,2,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ \sum_{i=1}^N (x_i^s - x_i^p)^2 \right\} + \max_{\substack{s \neq p, \\ s=1,2,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ \sum_{i=1}^N \left\{ (x_i^s - x_i^p)^2 |y^s \neq y^p\right\} \right\}}.$$

Из набора сочетаний признаков наиболее предпочтительным будет то сочетание, которое при минимуме используемых признаков максимизирует значение критерия компактности-отделимости классов.

**Экспериментальное исследование конструктивных признаков**

Предложенный комплекс преобразований стационарных сигналов был программно реализован и использовался при решении задачи неразрушающего диагностирования рабочих лопаток первой ступени турбины высокого давления газотурбинных авиадвигателей на основе сигналов, полученных с помощью аппаратно-измерительного комплекса «ПОС Вояж» НПП «Мера» после ударного возбуждения лопаток путем простукивания.

Для полученных сигналов определялись разности полупериодов свободных затухающих колебаний лопаток. Каждый прецедент характеризовался значениями 513 отсчетов мощности амплитуд виброускорения. Также на основе полученных сигналов определялись усредненные спектры мощности свободных затухающих колебаний лопаток. Каждый прецедент характеризовался отсчетами для 10240 спектральных линий в частотном диапазоне до 25000 Гц, с разрешением по частоте 2,44 Гц, значения которых характеризуют усредненный частотный состав свободных затухающих колебаний в виде спектральной плотности мощности амплитуд виброускорения. Также для каждого прецедента задавался номер класса лопатки, определенный человеком-экспертом: 0 – кондиционная, 1 – дефектная.

На рис. 1, а и рис. 1, г изображены экземпляры выборок исходных в исходных координатах. Экземпляры разных классов показаны черным и серым цветами, соответственно. Из рис. 1, а и 1, г легко видеть, что сигналы в каждом исходном наборе признаков сложно разделимы, а сами наборы исходных признаков характеризуются существенной многомерностью.

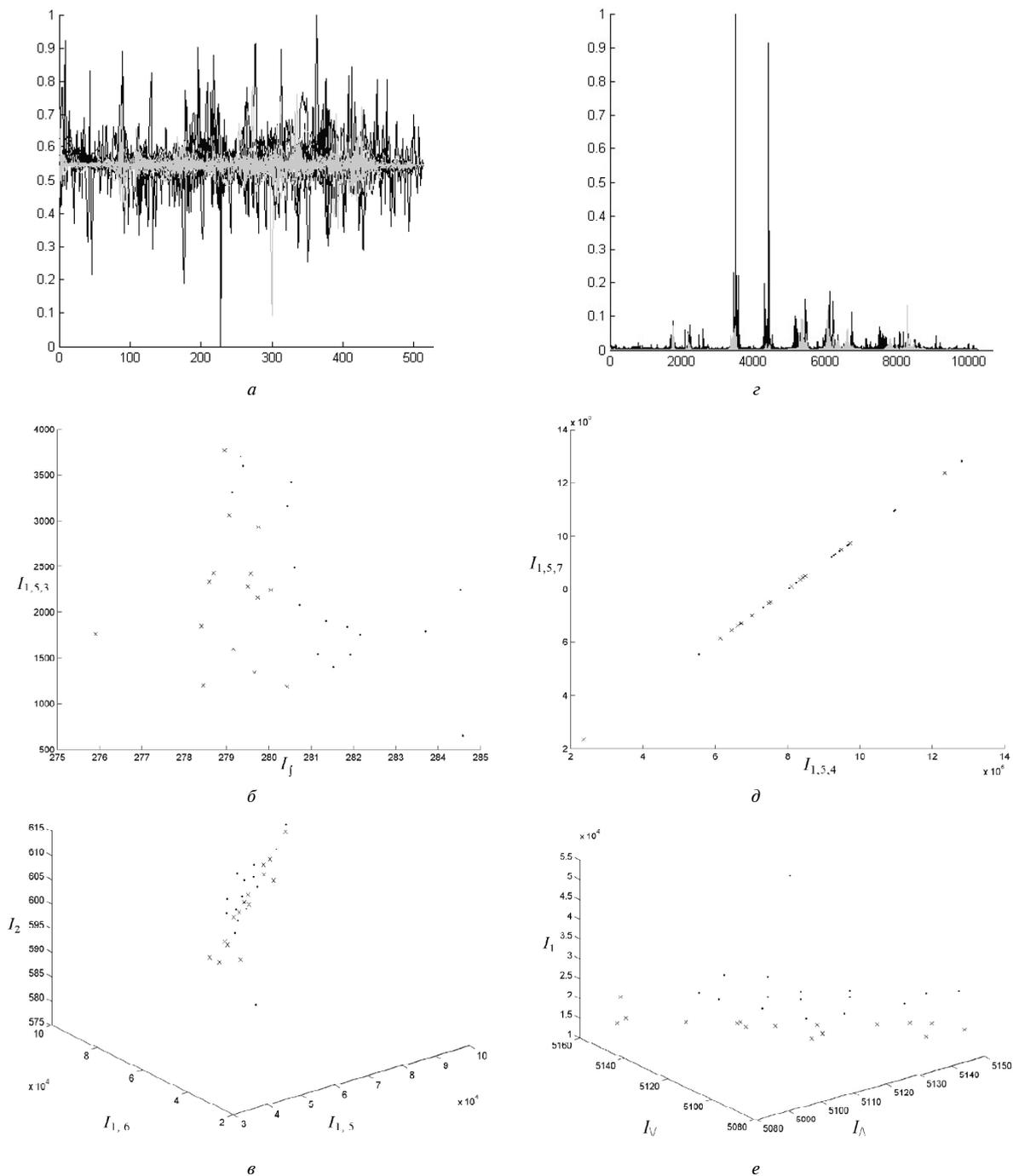
Поэтому для решения соответствующих задач необходимо преобразование исходного набора признаков в искусственный набор, меньшего размера, сохраняющий основные свойства исходных сигналов.

На рис. 1, б и рис. 1, д представлены соответствующие выборки в пространствах лучших

двупризнаковых сочетаний предложенных показателей по критерию  $SC$ , а на рис. 1,  $\epsilon$  и рис. 1,  $e$  — в пространстве лучших трехпризнаковых сочетаний. Экземпляры разных классов показаны маркерами «.» и «x», соответственно.

Из рисунков 1,  $\delta$ , 1,  $\epsilon$ , 1,  $\delta$  и 1,  $e$  можно видеть, что предложенные показатели позволяют суще-

ственно снизить размерность решаемых задач, обеспечивая при этом также улучшение разделимости классов. Предложенные показатели также могут быть рекомендованы для использования с целью картографирования и визуализации больших массивов сигналов.



**Рис. 1.** Выборка для задачи диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей по разностям полупериодов свободных затухающих колебаний после ударного возбуждения (а-в) и спектрам свободных затухающих колебаний после ударного возбуждения (г-е) в нормализованном исходном пространстве признаков (а, г), в конструктивном двумерном пространстве признаков (б, д) и в конструктивном трехмерном пространстве признаков (е, е)

## Список литературы

1. Биргер И. А. Техническая диагностика / И. А. Биргер. — М. : Машиностроение, 1978. — 240 с.
2. Гуляев В. А. Вычислительная диагностика / В. А. Гуляев. — К. : Наукова думка, 1992. — 232 с.
3. Computational intelligence in fault diagnosis / eds.: V. Palade, C.D. Bocaniala, L. Jain. — London: Springer, 2006. — 362 p.
4. Wu S.X. The use of computational intelligence in intrusion detection systems: A review / S.X. Wu, W. Banzhaf // Applied soft computing. — 2010. — № 10. — P. 1–35.
5. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей : монография / [В. И. Дубровин, С. А. Субботин, А. В. Богуслаев, В. К. Яценко]. — Запорожье : АО «Мотор Сич», 2003. — 279 с.
6. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей : монография / [А. В. Богуслаев, Ал. А. Олейник, Ан. А. Олейник и др.] ; под ред. Д. В. Павленко, С. А. Субботина. — Запорожье : АО «Мотор Сич», 2009. — 468 с.
7. Dash M. Feature selection for classification / M. Dash, H. Liu // Intelligent data analysis. — 1997. — № 1. — P. 131–156.
8. Hyvarinen A. Independent component analysis / A. Hyvarinen, J. Karhunen, E. Oja. — New York : John Wiley & Sons, 2001. — 481 p.
9. Lee J.A. Nonlinear dimensionality reduction / J. A. Lee, M. Verleysen. — New York : Springer, 2007. — 308 p.
10. Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов / С. Малла. — М. : Мир, 2005. — 672 с.
11. Гетманов В. Г. Цифровая обработка сигналов / В. Г. Гетманов. — М. : НИЯУ МИФИ, 2010. — 232 с.

Поступила в редакцию 18.02.2014

### Субботін С.О. Обробка стаціонарних сигналів у задачі діагностування лопаток газотурбінних авіадвигунів

*Вирішено задачу автоматизації скорочення розмірності даних для побудови діагностичних моделей на основі стаціонарних одновимірних сигналів, розподілених у часі. Запропоновано комплекс показників, що характеризують властивості сигналів для автоматичної класифікації об'єктів, що дозволяє істотно скоротити опис класифікованих об'єктів, зменшити вплив перешкод і погрешностей вимірів на результати класифікації, зберегти і підвищити інтерпретовність синтезованих діагностичних моделей. Експериментально підтверджена практична корисність запропонованих перетворень для стаціонарних сигналів у задачі діагностування лопаток газотурбінних авіадвигунів.*

**Ключові слова:** стаціонарний сигнал, діагностування, скорочення розмірності даних, добір ознак, витяг ознак.

### Subbotin S.A. Stationary signal processing in the problem of gas turbine engine blade diagnosis

*The problem of automation of data dimensionality reduction for diagnostic model synthesis based on the stationary one-dimensional temporal signals is solved. A set of parameters characterizing the signal properties for automatic object classification is proposed. It allows to significantly reduce the description of the classified objects, to reduce the effect of noise and measurement errors on the classification results, to maintain and enhance the interpretability of synthesized diagnostic models. The practical utility of the proposed transformations for stationary signals in the problem of gas turbine engine blade diagnosis is experimentally confirmed.*

**Key words:** stationary signal, diagnosis, data dimensionality reduction, feature selection, feature extraction.