

КОНСТРУИРУЕМЫЕ ПРИЗНАКИ ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВО ВРЕМЕНИ СТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ

Решена актуальная задача автоматизации сокращения размерности данных для построения диагностических и распознающих моделей на основе стационарных одномерных сигналов, распределенных во времени. Впервые предложен комплекс показателей, характеризующих свойства сигналов, позволяющий существенно сократить описание классифицируемых объектов. Проведены эксперименты по исследованию предложенного комплекса показателей при решении практических задач.

Ключевые слова: распознавание образов, техническое диагностирование, признак, стационарный сигнал, извлечение признаков.

ВВЕДЕНИЕ

Одной из проблем, возникающих при построении распознающих и диагностических моделей стационарных объектов на основе сигналов, распределенных во времени, является низкая индивидуальная информативность признаков, которая при ограниченном объеме выборки отягощается большим числом признаков. В результате получаемая распознающая модель, как правило, оказывается громоздкой и сложной (как следствие этого, также характеризуется низким уровнем обобщения обучающих данных), а также крайне неудобной для последующего анализа и интерпретации человеком. Процесс построения распознающей модели по выборкам, характеризующимся большим числом признаков,

также требует значительных затрат ресурсов памяти ЭВМ (как оперативной, так и дисковой) для хранения и обработки обучающих данных.

Поэтому актуальной является задача сокращения описания стационарных сигналов, распределенных во времени с целью получения интерпретабельных распознающих и диагностических моделей, обеспечивающих высокий уровень обобщения относительно обучающей выборки данных.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ СОКРАЩЕНИЯ ОПИСАНИЯ СИГНАЛОВ

Пусть задана исходная выборка наблюдений $\langle x, y \rangle$, где $x = \{x^s\}$, $x = \{x_j\}$, $x^s = \{x_j^s\}$, $x_j = \{x_j^s\}$, $y = \{y^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, $j = 1, 2, \dots, N$, x_j^s – значение j -го диагностического признака x_j , характе-

ризирующее прецедент (экземпляр) x^s, y^s – значение выходного признака, сопоставленное прецеденту x^s , S – число прецедентов, N – число диагностических признаков.

Тогда задача сокращения описания выборки $\langle x, y \rangle$ может быть представлена как задача отбора признаков и (или) задача конструирования искусственных признаков [1–3].

Задача отбора информативных признаков может быть сформулирована следующим образом: из заданной выборки $\langle x, y \rangle$ необходимо получить сокращенную выборку $\langle x', y' \rangle$, $x' \subset \{x_j\}$, $N_1 < N$, $f(\langle x', y' \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$. Здесь N_1 – число отобранных признаков, $f()$ – пользовательский критерий, характеризующий качество аргумента относительно решаемой задачи, opt – оптимальное (желаемое или приемлемое) значение функционала $f()$ для решаемой задачи.

Задача конструирования искусственных признаков, в свою очередь, может быть поставлена следующим образом: для заданной выборки $\langle x, y \rangle$ необходимо получить сокращенную выборку $\langle x', y' \rangle$, $x' = \{x'_i\}$, $x'_i = I_i(\{x_j\})$, $f(\langle x', y' \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$. Здесь I_i – преобразование, позволяющее получить i -ый конструируемый искусственный признак.

2. АНАЛИЗ ЛИТЕРАТУРЫ

Наиболее простым решением задачи сокращения описания сигналов для классификации стационарных объектов является использование методов отбора информативных признаков (feature selection methods) [1–3, 4]. Однако для индивидуально малоинформативных признаков методы отбора фильтрующего типа [4], не требующие построения моделей и оценивания их качества для определения информативности набора признаков, оказываются практически малоприменимыми из-за того, что информативности отдельных признаков исходных сигналов, как правило, мало отличаются. Использование оболочечных методов типа «wrapper» [1–3], 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 малоприменимо.

Методы конструирования искусственных признаков (feature extraction methods) [5–7] предполагают формирование искусственных признаков, рассчитываемых на основе исходных сигналов, характеризующих экземпляры выборки. Главным недостатком подавляющего большинства этих методов является потеря интерпретируемости 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.

Методы цифровой обработки сигналов [8, 9] в контексте решаемой задачи можно рассматривать как средства предварительной обработки данных для последующего конструирования и отбора признаков или как специфическую разновидность методов конструирования признаков. Среди методов цифровой обработки сигналов наибольшее распространение в задачах диагностирования и распознавания сигналов, распределенных во времени, получили преобразование Фурье [8] и вейвлет-разложение [9], общим недостатком которых применительно к решаемой задаче является то, что формируемое ими пространство признаков является достаточно большим (сопоставимо с числом признаков в исходном сигнале) и требует последующего отбора признаков, а также навязывает данным неестественную форму (Фурье и вейвлет-разложения выделяют в исходном сигнале, соответственно, периодические и непериодические составляющие в заданном пользователем базисе функций, которые могут не соответствовать истинной природе сигнала).

Целью данной работы является создание комплекса искусственных признаков $\{I_i(\{x_j\})\}$, позволяющего для стационарных объектов, характеризующихся распределенным во времени сигналами, обеспечить существенное сокращение размерности выборки, а, следовательно, упростить формируемые на их основе распознающие и диагностические модели и повысить их обобщающие свойства, а также интерпретируемость.

3. 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:

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

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: $k = 1$),

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

$\tau_z(x^s)$, $\tau_z^{\text{arg}}(x^s)$ – 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 -ом способе формирования весов по основанию k :

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

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

4. ЛОКАЛЬНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ФРАГМЕНТА СИГНАЛА В ОКРЕСТНОСТИ ЛОКАЛЬНОГО МАКСИМУМА

Фрагмент сигнала $\{x_i^s\}_z$ в окрестности z -го максимума (далее используется локальная нумерация отсчетов сигнала внутри соответствующего фрагмента, а N' – число отсчетов 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 [11]:

$$v_6(\{x_i^s\}_z) = \sum_{i=1}^{N-1} \left(\min\{x_{i+1}^s, x_i^s\} + 0,5 |x_{i+1}^s - x_i^s| \right);$$

– периметр огибающей z -го фрагмента сигнала [11]:

$$v_7(\{x_i^s\}_z) = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1}^s - x_i^s)^2 + 1};$$

– среднее арифметическое значение z -го фрагмента сигнала:

$$v_8(\{x_i^s\}_z) = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} x_i^s;$$

– дисперсия (мера рассеяния) z -го фрагмента сигнала:

$$v_9(\{x_i^s\}_z) = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} \left(x_i^s - \sum_{j=1}^{N'} x_j^s \right)^2;$$

– асимметрия z -го фрагмента сигнала:

$$v_{10}(\{x_i^s\}_z) = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} \left(x_i^s - \sum_{j=1}^{N'} x_j^s \right)^3;$$

– эксцесс z -го фрагмента сигнала:

$$v_{11}(\{x_i^s\}_z) = \frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} \left(x_i^s - \sum_{j=1}^{N'} x_j^s \right)^4;$$

– абсолютный показатель выпуклости z -го фрагмента сигнала:

$$v_{12}(\{x_i^s\}) = \sum_{j=1}^{\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}} \left(\frac{\max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - x_1^s}{\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - 1} (i-1) + x_1^s - x_i^s \right) + \sum_{i=\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}}^{N'} \left(\frac{x_{N'}^s - \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}}{N' - \arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}} (i - \arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}) + \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - x_i^s \right);$$

– средний показатель выпуклости z -го фрагмента сигнала: $v_{12}(\{x_i^s\}) = v_{12}(\{x_i^s\}) / N'$;

– качественный показатель выпуклости z -го фрагмента сигнала:

$$v_{13}(\{x_i^s\}) = \frac{1}{4} \left(2 + \operatorname{sgn} \left(\sum_{i=1}^{\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}} \left(\frac{\max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - x_1^s}{\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - 1} (i-1) + x_1^s - x_i^s \right) \right) + \right. \\ \left. + \operatorname{sgn} \left(\sum_{i=\arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}}^{N'} \left(\frac{x_{N'}^s - \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}}{N' - \arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}} (i - \arg \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\}) + \max_{j=1,2,\dots,N'} \{x_j^s\} - x_i^s \right) \right) \right).$$

5. 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:

$$I_{\vee}^s = \sum_{i=1}^{N-1} \{1 | x_{i+1}^s < x_i^s\};$$

– доля участков неубывания сигнала:

$$I_{\Sigma}^s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tau(x_i^s),$$

$$\tau(x_i^s) = \begin{cases} 0, i = 0; \\ 0, i > 1, x_i^s < x_{i-1}^s; \\ 1, i > 1, x_i^s > x_{i-1}^s; \\ \tau(x_{i-1}^s), i > 1, x_i^s = x_{i-1}^s. \end{cases}$$

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

По аналогии с методом потенциалов [10] определим показатели, учитывающие совместное влияние отсчетов сигнала друг на друга:

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

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

$$I_3^s = \sum_{i=1}^N x_i^s \left(\sum_{j=1}^N e^{-|i-j|} e^{-|x_i^s - x_j^s|} \right),$$

а также показатель, учитывающий положение отсчета относительно максимального значения сигнала:

$$I_4^s = \frac{1}{\max_{j=1,2,\dots,N} \{x_j^s\}} \sum_{i=1}^N x_i^s \left| \arg \max_{j=1,2,\dots,N} \{x_j^s\} - i + 1 \right|.$$

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

Также по аналогии с описанием формы изображений [11] будем характеризовать форму одномерного стационарного сигнала периметром его огибающей:

$$I_{\Pi}^s = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1}^s - x_i^s)^2 + 1}$$

и ее площадью:

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

на основе которых можно определить отношение периметра к площади огибающей сигнала:

$$I_{\%}^s = \frac{I_{\Pi}^s}{I_{\int}^s}.$$

Заметим, что периметр огибающей сигнала характеризует скорость его изменения, а площадь – энергию сигнала.

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

$$I_{k,p}^s = \sum_{i=1}^N w_{i,k,p} (x_i^s) x_i^s,$$

полагая z при расчете $W_{i,k,p}$:

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

6. ОТБОР ИСКУССТВЕННЫХ ПРИЗНАКОВ

Для выбора наиболее информативной комбинации из предложенного набора искусственных признаков возможно использовать различные методы отбора признаков [1–4].

При использовании методов фильтрующего типа [4] целесообразно использовать предложенный автором в [12] критерий компактности-отделимости классов:

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

Значения показателя SC будут расположены в интервале от нуля до единицы: чем меньше значение критерия, тем более тесно расположены (более сложно разделить) разные классы и тем менее сконцентрированы экземпляры одного и того же класса.

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

7. ЭКСПЕРИМЕНТЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Для экспериментальной проверки применимости предложенного комплекса показателей было разработано программное обеспечение, интегрируемое со средой пакета MATLAB. Разработанное программное обеспечение использовалось для обработки сигналов и спектров сигналов (перед обработкой данные нормировались) в задачах автоматической классификации растительных объектов [13] (рис. 1), диагностирования рака [14] (рис. 2) и неразрушающего диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей [15] (рис. 3–4).

На рис. 1, а, 2, а, 3, а и 4, а изображены все экземпляры исходных выборок. Экземпляры разных классов показаны черным и серым цветами, соответственно. Из рис. 1, а, 2, а, 3, а и 4, а легко видеть, что сигналы в каждом исходном наборе признаков сложно разделить, 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, 2, б, 3, б и 4, б представлены соответствующие выборки в пространствах лучших двупризнаковых

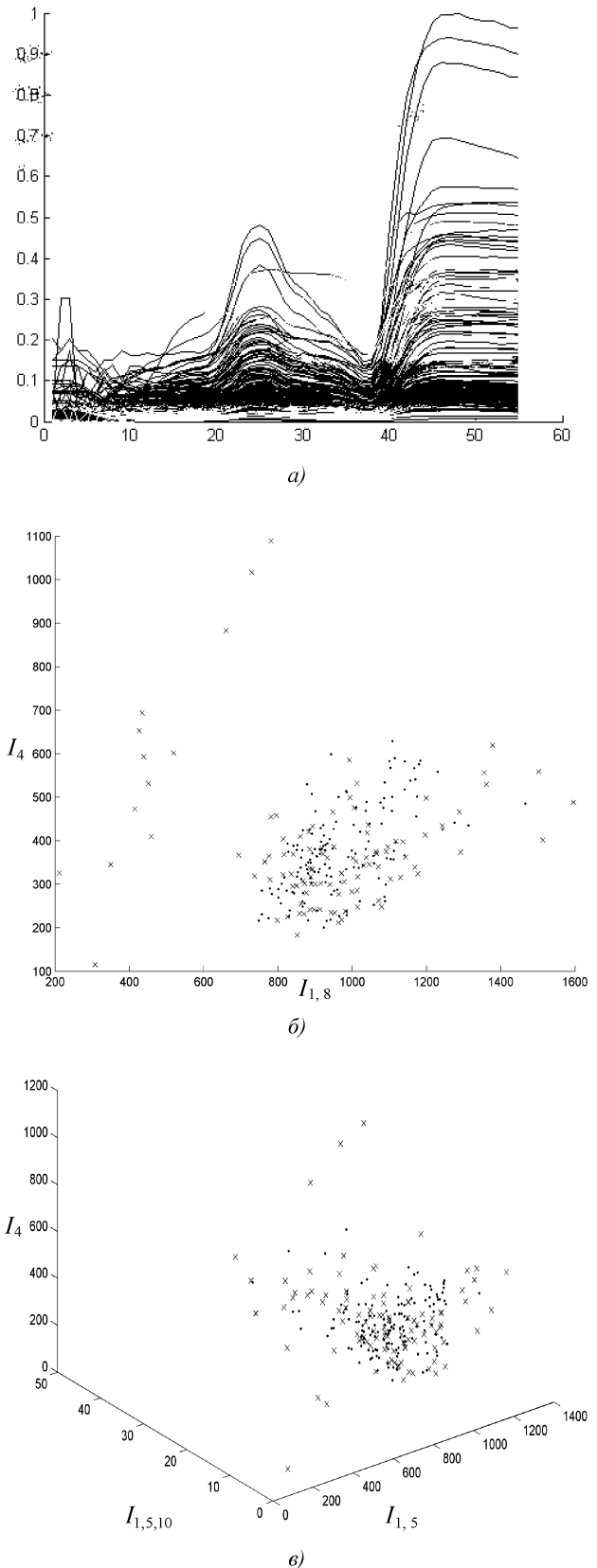


Рис. 1. Выборка в нормализованном исходном (а) и конструктивном двумерном (б) и трехмерном (в) пространствах признаков для задачи автоматической классификации растительных объектов по коэффициентам спектральной яркости

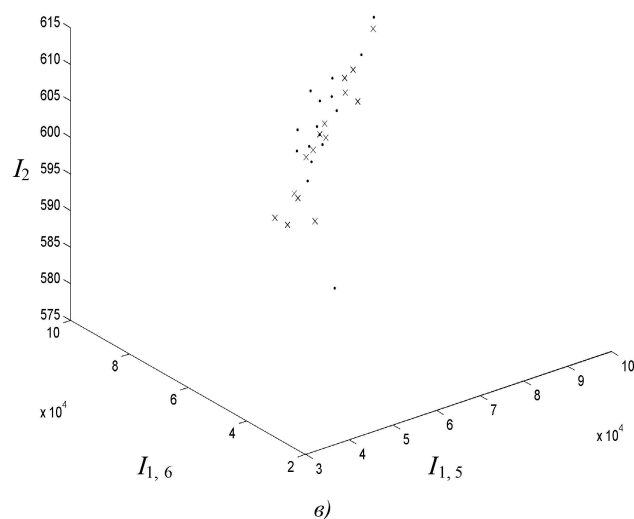
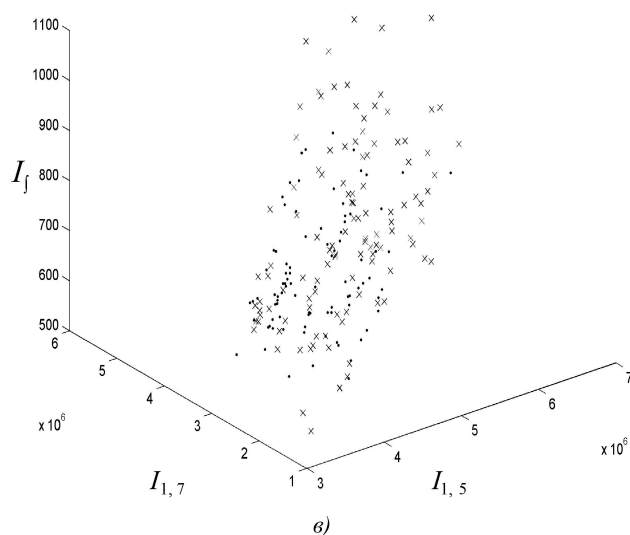
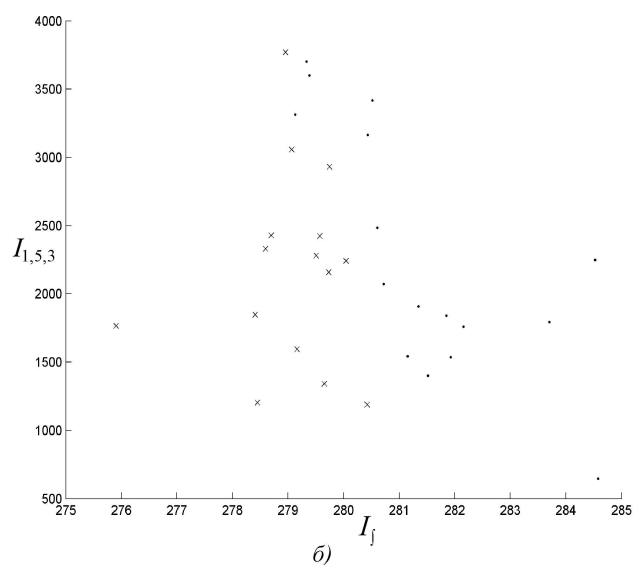
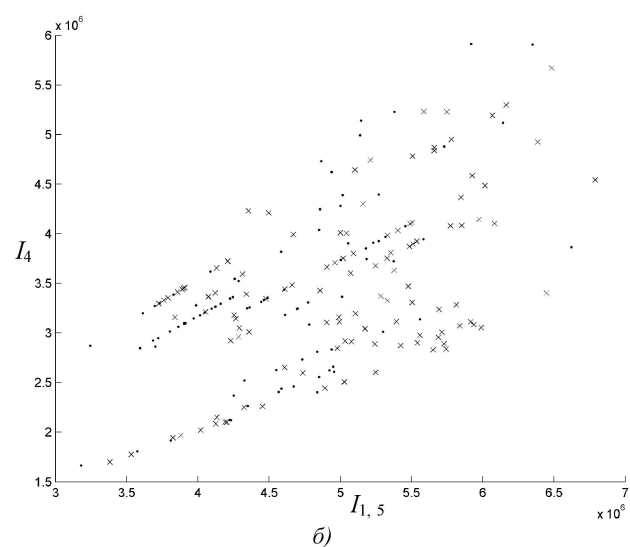
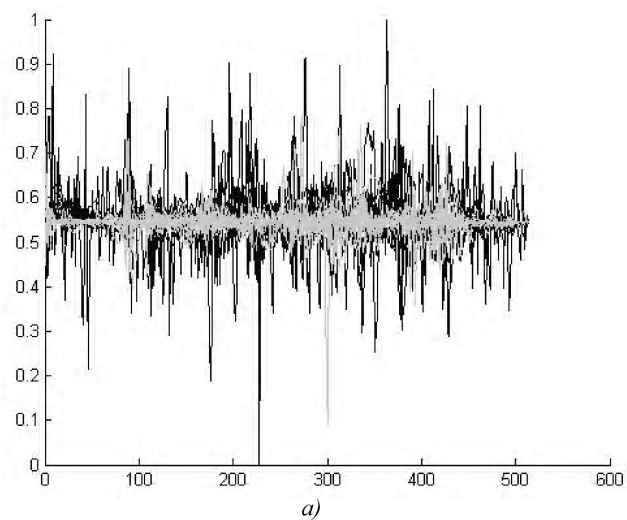
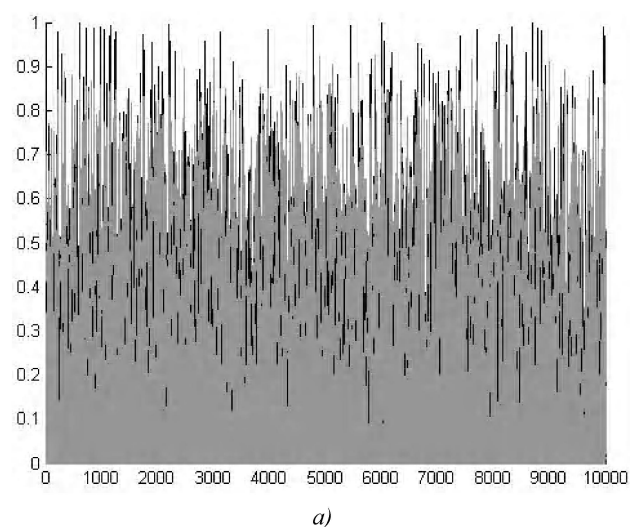


Рис. 2. Выборка в нормализованном исходном (а) и конструктивном двумерном (б) и трехмерном (в) пространствах признаков для задачи диагностирования рака по данным спектрального анализа

Рис. 3. Выборка в нормализованном исходном (а) и конструктивном двумерном (б) и трехмерном (в) пространствах признаков для задачи диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей по разностям полупериодов свободных затухающих колебаний после ударного возбуждения

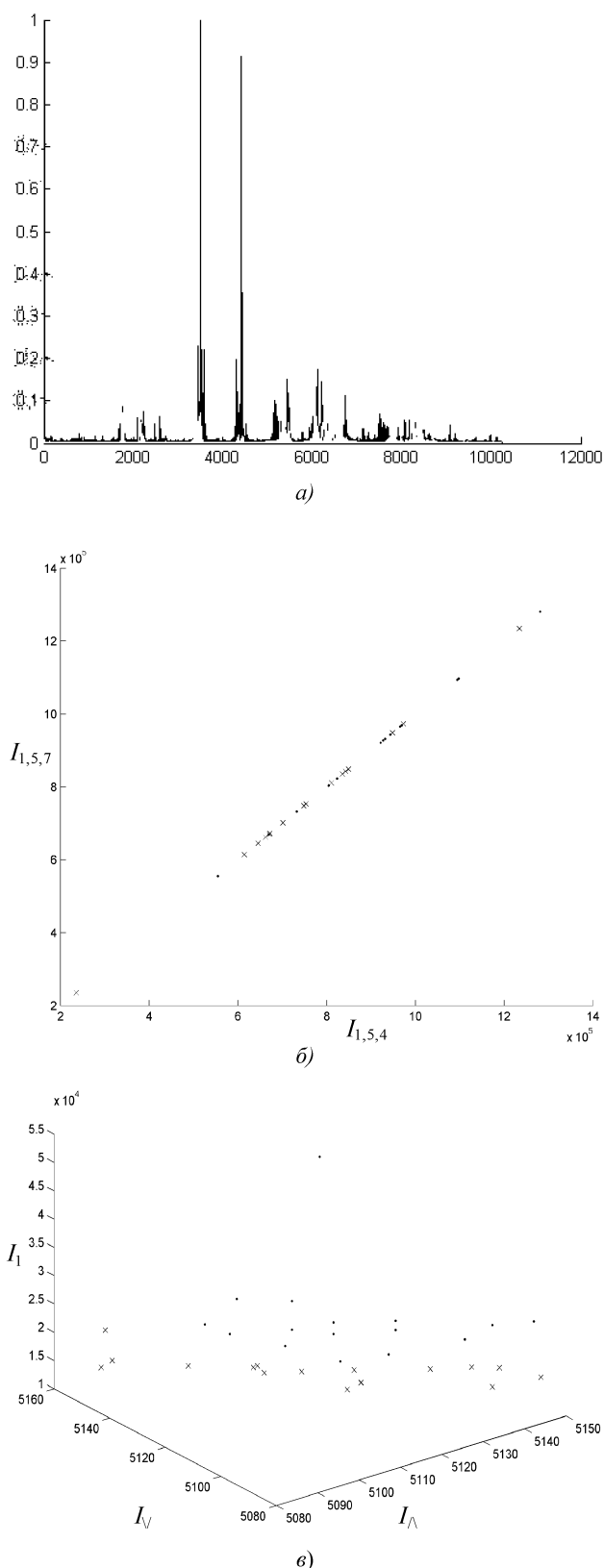


Рис. 4. Выборка в нормализованном исходном (а) и конструктивном двумерном (б) и трехмерном (в) пространствах признаков для задачи диагностирования лопаток газотурбинных авиадвигателей по спектрам свободных затухающих колебаний после ударного возбуждения

сочетаний предложенных показателей по критерию SC , а на рис. 1, в, 2, в, 3, в и 4, в – в пространстве лучших трех-признаковых сочетаний. Экземпляры разных классов показаны маркерами «.» и «x», соответственно. Из рис. 1–4, б–в можно видеть, что предложенные показатели позволяют существенно 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.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе решена актуальная задача автоматизации сокращения размерности данных для построения диагностических и распознающих моделей на основе стационарных одномерных сигналов, распределенных во времени.

Научная новизна результатов работы заключается в том, что впервые 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 интерпретируемость синтезируемых распознающих и диагностических моделей.

Практическая значимость результатов работы состоит в том, что: разработано программное обеспечение, реализующее предложенный комплекс показателей и позволяющее решать задачи сокращения описания сигналов для построения распознающих и диагностических моделей; проведены эксперименты по исследованию предложенного комплекса показателей при решении практических задач, подтвердившие его работоспособность и позволяющие рекомендовать его для применения на практике.

Перспективы дальнейших исследований заключаются в том, чтобы: дополнить предложенный комплекс показателями, позволяющими характеризовать свойства нестационарных, а также многомерных сигналов; исследовать практическую применимость предложенных показателей и реализующего их программного обеспечения при решении широкого класса практических задач распознавания образов, технического и биомедицинского диагностирования.

Работа выполнена в рамках госбюджетных тем «Методы, модели и устройства принятия решений в системах распознавания образов» (№ гос. регистрации 0111U000059) и «Информационные технологии автоматизации распознавания образов и принятия решений для диагностирования в условиях неопределенности на основе гибридных нечеткологических, нейросетевых и мультиагентных методов вычислительного интеллекта» (№ гос. регистрации 0109U007673) Запорожского национального технического университета.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Субботін, С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моде-

- лей : монографія [Текст] / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник, під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с.
2. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей : монография [Текст] / [А. В. Богуслаев, Ал. А. Олейник, Ан. А. Олейник, Д. В. Павленко, С. А. Субботин] ; под ред. Д. В. Павленко, С. А. Субботина. – Запорожье : ОАО «Мотор-Сич», 2009. – 468 с.
 3. Олійник, А. О. Еволюційні обчислення та програмування : навчальний посібник [Текст] / А. О. Олійник, С. О. Субботін, О. О. Олійник. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2010. – 324 с.
 4. Dash, M. Feature selection for classification [Text] / M. Dash, H. Liu // Intelligent data analysis. – 1997. – №1. – P. 131–156.
 5. Hyvarinen, A. Independent component analysis [Text] / A. Hyvarinen, J. Karhunen, E. Oja. –New York : John Wiley & Sons, 2001. – 481 p.
 6. Lee, J. A. Nonlinear dimensionality reduction [Text] / J. A. Lee, M. Verleysen. – New York: Springer, 2007. – 308 p.
 7. Multifactor dimensionality reduction for detecting haplotype-haplotype interaction [Text] / Y. Jiang, R. Zhang, G. Liu [et al.] // Fuzzy systems and knowledge discovery : sixth international conference, 14–16 August 2009, Tianjin : proceedings. – Los Alamitos: IEEE, 2009. – P. 241–245.
 8. Оппенгейм, А. Цифровая обработка сигналов [Текст] / А. Оппенгейм, Р. Шафер. – М. : Техносфера, 2007. – 856 с.
 9. Mallat, S. A wavelet tour of signal processing: the sparse way [Text] / S. Mallat. – Waltham : Academic Press, 2008. – 832 p.
 10. Фор, А. Восприятие и распознавание образов [Текст] / А. Фор ; под ред. Г. П. Катыса. – М. : Машиностроение, 1989. – 271 с.
 11. Forsyth, D. Computer vision: a modern approach [Text] / D. Forsyth, J. Ponce. – New Jersey : Prentice Hall, 2002. – 693 p.
 12. Subbotin, S. A. The training set quality measures for neural network learning / S. A. Subbotin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2010. – Vol. 19. – № 2. – P. 126–139.
 13. The plant recognition on remote sensing results by the feed-forward neural networks / [V. Dubrovin, S. Subbotin, S. Morshchavka, D. Piza] // Smart Engineering System Design. – 2001. – № 3. – P. 251–256.
 14. Arcene data set [Electronic resource] / I. Guyon. – Access mode: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Arcene>.
 15. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей : монография [Текст] / [В. И. Дубровин, С. А. Субботин, А. В. Богуслаев, В. К. Яценко]. – Запорожье : ОАО «Мотор-Сич», 2003. – 279 с.
- Стаття надійшла до редакції 16.12.2011.
- Субботін С. О.
**КОНСТРУЙОВНІ ОЗНАКИ ДЛЯ АВТОМАТИЧНОЇ
 КЛАСИФІКАЦІЇ РОЗПОДІЛЕНИХ У ЧАСІ СТАЦІОНАРНИХ СИГНАЛІВ**
- Вирішено актуальне завдання автоматизації скорочення розмірності даних для побудови діагностичних і розпізнавальних моделей на основі стаціонарних одновимірних сигналів, розподілених у часі. Уперше запропоновано комплекс показників, які характеризують властивості сигналів, що дозволяє істотно скоротити опис об'єктів, які класифікуються. Проведено експерименти з дослідження запропонованого комплексу показників при вирішенні практичних задач.
- Ключові слова:** розпізнавання образів, технічне діагностування, ознака, стаціонарний сигнал, витяг ознак.
- Subbotin S. A.
**CONSTRUCTED FEATURES FOR AUTOMATIC
 CLASSIFICATION OF STATIONARY TIMING SIGNALS**
- The challenge for automation to reduce the dimension of the data has been solved for the construction of diagnostic and recognizing patterns, based on steady-state one-dimensional signals, distributed in time. The set of indicators characterizing the properties of the signals, which allows to reduce the description of the classified objects is firstly proposed. The experiments on studying of the proposed indicator set at practical problem solving s are conducted.
- Key words:** pattern recognition, technical diagnosis, feature, stationary signal, feature extraction.