

УДК 681.518.5: 519.6: 616

**В. А. ГОРЯЧАЯ, М. Л. УГРЮМОВ, О. А. ГАЙДЕНКО,  
Н. С. БАКУМЕНКО, И. А. ТРОФИМОВА**

*Национальный аэрокосмический университет имени Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт»*

## **МЕТОД СИНТЕЗА РЕШЕНИЙ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ПАЦИЕНТОВ В СИСТЕМАХ МЕДИЦИНСКОГО МОНИТОРИНГА**

*В статье предложены математическая модель и вычислительный метод синтеза решений задачи прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга. Описан метод построения диагностических моделей для оценивания критериев качества состояния элементов медико-биологических систем (МБС) на основе данных мониторинга. Представлен метод оценивания информативности (значимости) переменных диагностических моделей систем, полученных на основе аппарата теории обучаемых искусственных нейронных сетей (ИНС). Описан метод прогнозирования многомерных временных рядов, полученных на основе данных мониторинга переменных состояния динамических систем. Представлен метод решения задачи классификации состояния элементов сложных систем. Разработанный метод синтеза решений задачи прогнозирования реализован в компьютерной системе поддержки принятия решений при диагностировании пациентов в системах медицинского мониторинга. Представлен пример применения описанного метода синтеза решений задачи прогнозирования состояния пациентов медицинских учреждений.*

**Ключевые слова:** системы поддержки принятия решений, системы медицинского мониторинга, вычислительные методы.

### **Введение**

Сокращение материальных затрат и сроков прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга возможно за счет автоматизации процесса прогнозирования состояния пациентов с помощью средств информационных технологий.

Система медицинского мониторинга – это множество аппаратных средств контроля состояния, компьютерных систем поддержки принятия решений (КСППР), пациентов и ЛПР (врачей), которые находятся в отношениях связи друг с другом и объединены с целью управления и организации процесса систематического или непрерывного наблюдения, сбора, обработки и исследования информации о состоянии объекта (пациента), его функционировании (различных органов) и развитии в течение определенного периода времени, создаваемая и регулируемая субъектами мониторинга (врачами) для обеспечения полной, своевременной и достоверной информации и соответствующей организации эффективного функционирования и развития управляемого объекта (пациента).

Входными данными являются результаты анамнеза (личные, визуального осмотра, лабораторные данные) – статистические данные (генеральные

выборки) по наблюдаемым пациентам, накопленные лечебными учреждениями, а также индивидуальные результаты мониторинга состояния пациентов. На основе генеральных выборок формируются репрезентативные выборки (обучающие выборки). Модель данных, например, в виде информации из амбулаторных карточек, формируется экспертами (врачами).

Данная работа посвящена разработке метода решения задачи прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга. В результате декомпозиции эта задача может быть предоставлена как последовательность следующих взаимосвязанных задач:

- построения диагностических моделей при априорной неопределенности данных на основе данных мониторинга для оценивания критериев качества состояния пациентов;
- оценивания информативности контролируемых переменных состояния при априорной неопределенности данных, синтез множества информативных контролируемых переменных в зависимости от состояния (стадии заболевания) пациента для редукации размерности пространства переменных состояния;
- краткосрочного прогнозирования многомерных временных рядов (построение математиче-

скої моделі контролю стану) на основі даних моніторингу для послідувального використання результатів при класифікації стану пацієнтів;

- оцінювання розмірності простору коінтегрованих часових рядів для редукції розмірності простору змінних стану;

- класифікації стану пацієнтів по даним прогнозування змінних стану, що дає можливість визначення стадій захворювання, які не розпізнаються з допомогою сучасних біо-маркерів (наприклад, гармонорезистентне стану).

К нинішньому часу опубліковано багато робіт, присвячених опису методів розв'язання задач діагностування як технічних [1-3] так і медико-біологічних систем [4, 5]. В даних джерелах описані способи побудови діагностических моделей з допомогою різних методів регресійного аналізу.

В роботах [6-9] розглянуті перспективи застосування і розвитку методів класифікації стану (розпізнавання образів): формування інформативних змінних стану; класифікація на основі навчаючих вибірок; урахування динаміки змінних стану об'єктів управління. По даним робітам можна зробити висновок, що при розв'язанні задачі класифікації виникають проблеми оцінювання стану елемента по декільким контролюваним змінним і коректності цих оцінок при їх спільному використанні. Автори даних робіт показують, що різні нейронні мережі і деякі інші методи в середньому дають практично однакову точність класифікації.

Однією з проблем в процесі прийняття рішення на етапі діагностування, є висока ймовірність помилки (3-го роду) [10, 11] при розпізнаванні стану (приналежності до одного з класів – можливих станів) елементів МБС на основі даних моніторингу.

## 1. Побудова діагностических моделей в формі навчаючих ІНС

Необхідно по заданній вектор-функції набором навчаючих пар  $(\vec{X}^{(0)}, \vec{d})$ ,  $p = 1..P$ , де  $\vec{X}^{(0)}, \vec{d}$  – вектори входу, розмірності  $N_0$ , і виходу, розмірності  $N_{K+1}$ , відповідно, апроксимувати дану вибірку. Результатом розв'язання задачі повинен бути деякий математический механізм, в результаті роботи якого можна було б отримати будь-яке значення векторної функції  $\vec{Y}^{(K+1)}(\vec{X}^{(0)})$ , представленої даною навчаючою

вибіркою, по заданному вектору входу, в діапазоні, обмеженому входними даними. Розв'язання задачі апроксимації векторної функції векторною мережею з метою побудови діагностических моделей здійснювалось на основі теорії навчаючих ІНС [12]. Для апроксимації даних використовувались однонаправлені багаторівні (ОМ) і радіально-базисні (РБ) нейронні мережі.

Входними даними для апроксимації даних з допомогою ІНС є: входні змінні стани елементів системи  $\{Y_{ph}^{(0)}\}$ ; вихідні змінні  $\{d_{pi}\}$ .

Використовувались простіші ІНС з одним прихованим шаром ( $K=1$ ). Нехай  $\{Y_{ph}^{(0)}\}$  – множина входних даних,  $\{Y_i^{(k)}\}$  – множина вихідних даних  $k$ -го шару;  $k$  – номер шару,  $k = 1..(K+1)$ ,  $K$  – кількість прихованих шарів;  $p=1..P$ ,  $P$  – кількість аналогів;  $\{w_{ij}^{(k)}\}$  – множина параметрів ваг  $k$ -го шару;  $i$  – елемент  $k$ -го шару;  $j$  – елемент  $(k-1)$ -го шару;  $N_0$  – кількість входів мережі;  $N_1$  – кількість нейронів прихованого шару;  $N_2$  – кількість виходів мережі.

Структура однонаправленої багаторівної мережі (ОМ) має вигляд:

$$Y_i^{(2)} = f(s_i^{(2)}),$$

$$s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{N_1} w_{ij}^{(2)} Y_j^{(1)}, \quad (1a)$$

$$i = 1..N_2, j = 1..N_1,$$

$$Y_j^{(1)} = f(s_j^{(1)}),$$

$$s_j^{(1)} = w_{j0}^{(1)} + \sum_{h=1}^{N_0} w_{jh}^{(1)} Y_h^{(0)}, \quad (1b)$$

$$h = 1..N_0,$$

де  $f(s) = \text{th}(\beta s) = \frac{e^{\beta s} - 1/e^{\beta s}}{e^{\beta s} + 1/e^{\beta s}}$  – вибрана передаточна функція,  $f'_s = \beta [1 - f^2(s)]$  – похідна передаточної функції.

Структура радіально-базисної мережі (РБ) з одним прихованим ( $K=1$ ) шаром аналогічно представленої ОМ має вигляд:

$$Y_i^{(2)} = s_i^{(2)},$$

$$s_i^{(2)} = w_{i0}^{(2)} + \sum_{j=1}^{N_1} w_{ij}^{(2)} \varphi_j^{(1)}(Y^{(0)}, C_j^{(1)}, \sigma_j^{(1)}), \quad (2)$$

$$i = 1..N_2,$$

где  $\varphi_j^{(1)} = \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^{H_0} Z_{jh}^2\right]$  – радиально-базисная ак-

тивационная функция нейрона скрытого слоя,

$$Z_{jh} = \frac{Y_h^{(0)} - C_{jh}^{(1)}}{\sigma_{jh}^{(1)}}, \quad j = 1 \dots H_1, \quad h = 1 \dots H_0;$$

$Y^{(0)} = [Y_1^{(0)}, \dots, Y_h^{(0)}, \dots, Y_{H_0}^{(0)}]^T$  – вектор входных

данных 0-ого слоя;  $C_j^{(1)} = [C_{j1}^{(1)}, \dots, C_{jh}^{(1)}, \dots, C_{jH_0}^{(1)}]^T$ ,

$j = 1 \dots H_1$  – вектор координат центров активационной функции для нейронов скрытого слоя;

$\sigma_j^{(1)} = [\sigma_{j1}^{(1)}, \dots, \sigma_{jh}^{(1)}, \dots, \sigma_{jH_0}^{(1)}]^T$ ,  $j = 1 \dots H_1$  – вектор, зада-

ющий ширину окна активационной функции  $j$ -го нейрона скрытого слоя;  $w_{ij}$  – вес связи между  $i$ -м нейроном выходного слоя и  $j$ -м нейроном скрытого слоя. Веса связей находились методом SVD-разложения (здесь, согласно обозначениям, имеется ввиду, что  $w_{jh}^{(1)} = e_{jh} = 1$ ,  $w_{ij}^{(2)} \equiv w_{ij}$ ).

Обучение ИНС осуществлялось с использованием метода стохастической аппроксимации с регуляризацией. В качестве скалярной свертки функций выбора при поиске решения задачи аппроксимации с помощью ОМС и коррекции нелинейных параметров РБС использовалась функция вида [13]:

$$E = \frac{1}{2PH_{K+1}} \sum_{p=1}^P \gamma^{P-p} \sum_{i=1}^{H_{K+1}} f_{\text{fit}}[\Delta_{pi}^2(M)] + \dots + \frac{1}{2} \beta_{t+1} I(M_{t+1}, D_{\text{int}}), \quad (3)$$

где  $M$  – параметры модели,

$D$  – вектор данных измерений;

$I(M_{t+1}, D_{\text{int}})$  – взаимная информация;

$\gamma, \beta$  – параметры регуляризации;

$$\Delta_{pi} = Y_{pi}^{(K+1)}(\bar{Y}^{(0)}) - d_{pi}(\bar{Y}^{(0)}),$$

$$f_{\text{fit}}(\Delta_{pi}^2) = 1 - \exp(-L_{\text{fit}}/4)\Delta_{pi}^2, \quad L_{\text{fit}} \geq 4.$$

Детальное описание данного метода представлено в работе [14].

## 2. Метод оценивания информативности переменных

Необходимо выполнить редукцию пространства контролируемых переменных состояния, т. е. выполнить поиск подмножества информативных (значимых) переменных состояния  $X_\beta$  минимальной размерности,  $X_\beta \subset X_0$  [15].

Определим меру информативности системы как ее среднюю энтропию:

$$\Theta = \int \theta(M) F(dM), \quad (4)$$

где  $\theta(M) = -\rho(M) \log_2 \rho(M)$ ,  $F(dM)$  – априорная вероятностная мера параметров модели  $M$ .

Будем считать, что распределение плотности вероятностей безошибочного принятия гипотезы о достоверности найденных значений параметров математической модели  $M_{t+1}$  определяется законом

$$\rho(M_{t+1}) \sim \exp[-\beta_{t+1} I(M_{t+1}, D_{\text{int}})], \quad \text{где}$$

$I(M_{t+1}, D_{\text{int}})$  – взаимная информация,  $D_{\text{int}}$  – вектор случайных чисел размерности  $H_0$  (входные данные,  $D_{\text{int}} \subset D$ ):

$$I(M_{t+1}, D_{\text{int}}) = \Theta(M_{t+1}) - \Theta(M_{t+1} | D_{\text{int}}). \quad (5)$$

В качестве критерия оценивания качества математических моделей систем и процессов в дальнейшем будем рассматривать изменение взаимной информации (5).

Представим  $Y_i(S)$ , где  $S = \{s_l\}$ ,  $l = 1 \dots L$  – множество входных данных, в виде ряда Тейлора, сохранив в разложении только слагаемые первого порядка малости. Полученная функция является линейной. Для дисперсии произвольной линейной функции нескольких случайных переменных имеет место оценка [16]:

$$D_{Y_i} = (\text{grad } Y_i)^T \Sigma_S \text{grad } Y_i = \sum_{l=1}^L \left( \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2 \sigma_{s_l}^2 + \dots + \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^L r_{ln} \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \frac{\partial Y_i}{\partial s_n} \sigma_{s_l} \sigma_{s_n}, \quad (6)$$

где  $\Sigma_S$  – матрица ковариации переменных  $s_l$  и  $s_n$ ;

$\sigma_{s_l}$  – среднее квадратическое отклонение;

$r_{ln}$  – коэффициенты корреляции

$s_l$  и  $s_n$  ( $R = [r_{ln}]$ ).

Обычно, если корреляционные связи есть, то принимают  $r_{ln} = 1$ , иначе  $r_{ln} = 0$ .

Определим энергию сигнала:

$$E_i = \sum_{l=1}^L |D_{Y_i|s_l}|, \quad (7)$$

где дисперсия сигнала при выбранной переменной вычисляется согласно приведенному ниже выражению:

$$D_{Y_i|s_l} = \left( \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2 \sigma_{s_l}^2 + \left( \sum_{n=1}^L r_{ln} \frac{\partial Y_i}{\partial s_n} \sigma_{s_n} \right) \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \sigma_{s_l}. \quad (8)$$

Определим коэффициент информативности (значимости вклада) переменной  $s_l$  в сигнале  $Y_i(S)$ :

$$\beta_{il} = \frac{|D_{Y_i|s_l}|}{E_i}, \sum_{l=1}^L \beta_{il} = 1. \quad (9)$$

Определим коэффициент влияния переменной  $s_l$  на величину сигнала  $Y_i(S)$ :

$$\phi_{il} = \frac{D_{Y_i|s_l, r_{in}=0}}{\sigma_{s_l}^2} = \left( \frac{\partial Y_i}{\partial s_l} \right)^2. \quad (10)$$

Величина взаимной информации между гауссовыми случайными переменными определяется следующим образом [6]:

$$I(Y_p, S_p) \sim \ln \left[ \frac{|\det(\Sigma_{Y_p})|}{|\det(\Sigma_{S_p})|} \right], \quad (11)$$

где матрицы ковариаций:

$$\Sigma_{Y_p} = \left[ r_{in} \sqrt{D_{Y_{pi}}} \sqrt{D_{Y_{pn}}} \right], \quad (12a)$$

$$\Sigma_{S_p} = \left[ r_{in} \sigma_{s_{pl}} \sigma_{s_{pn}} \right]. \quad (12b)$$

При парном сравнении диагностических моделей в форме уравнения линейной множественной регрессии (ЛМР), ИНС (ОМС, РБС) будем оценивать изменение дисперсии сигнала, характеризующее робастность той или иной моде-

ли:  $D_{Y_i, dB} = 10 \lg_{10} \left( \frac{D_{Y_i}(\beta)}{D_{Y_i}(0)} \right)$ , децибел;  $\beta = 1, 2$ .

Здесь в качестве оценок дисперсий сигнала в дальнейшем использовались рассчитанные значения остаточных дисперсий для каждой из сравниваемых диагностических моделей [16].

### 3. Метод краткосрочного прогнозирования многомерных временных рядов с использованием нейросетевых моделей

Необходимо найти функциональную зависимость, отражающую связь между последующими и предыдущими значениями временных рядов, удовлетворяющую системе предпочтений ЛППР, для заданных горизонтов прогноза:

$$q^\circ(t+L) = F(q^\circ(t+L-1), \dots, q^\circ(t-K)) + \varepsilon_t^\circ,$$

а также, учесть неопределенность в выборе структу-

ры и параметров моделей (в многомерном случае «частные» временные ряды могут быть коинтегрированными).

При помощи нейросетевых моделей с задержкой во времени возможна аппроксимация нелинейных зависимостей между последующими значениями временных рядов от их предыдущих значений и от значений внешних факторов (например, погрешностей измерений). Рассмотрим структуру нейросетевых моделей с задержкой во времени. Пусть  $\bar{Y}^{(k)} = [Y_1^{(k)}, \dots, Y_{H_k}^{(k)}]^T$ ,  $k=0, 1, 2$  – вектор входных данных  $k$ -ого слоя, где  $H_k$  – число элементов в  $k$ -м слое. Количество выходов сети равно количеству рассматриваемых временных рядов –  $H_2 = I$ .

Величины средних квадратических отклонений предыдущих  $\sigma_{Y_h^{(0)}}$  (при заданной относительной точности измерения переменных  $\Delta_{Y_h^{(0)}}$ ) и последующих значений временного ряда  $\sigma_{Y_i^{(2)}}$  для нейросетевых моделей с задержкой во времени определялись согласно методик [16, 17]:

$$\delta_i^\circ = \pm \frac{\Delta_{q_i}}{q_{th,i}} = \pm (\exp(\Delta_i) - 1),$$

где  $\Delta_i = \frac{t(P, k) \sigma_{Y_i^{(2)}}}{\sqrt{N}}$ ,  $N$  – количество измерений этой переменной (принималось  $N = 1$ ) [18].

### 4. Метод решения задачи классификации состояния элементов МБС по данным прогноза

Пусть  $\bar{X}^*$  – вектор переменных, описывающих состояние прецедентов,  $M$  – множество номеров классов (сценариев). Известно количество возможных сценариев отказов системы в целом, а также для каждого сценария (класса) сформированы подмножества контролируемых переменных состояния (симптомов). По значениям проекций вектора  $\bar{X}^*$  прецедент относят к одному из возможных множеств  $R_m$ , где  $m = 0..M-1$ . Необходимо найти таковой  $m$ -й сценарий, для которого максимальна плотность распределения апостериорной вероятности появления у прецедента  $m$ -го сценария, согласно данным измерений  $\bar{X}^*$ . В целях исключения мультиколлинеарности применим процедуру ортогонализации переменных состояния [8].

Далее для решения задачи классификации состояния объекта использовалась вероятностная нейронная сеть, следующей структуры:

- входной слой  $F_1^* \dots F_A^*$  – входными элементами являются значения проекций вектора главных компонент (ГК) контролируемых переменных состояния  $\vec{F}^*$  прецедента;

- слой образцов  $\rho_{1m} \dots \rho_{Mm}$  – центры классов обучающей выборки. Количество образцов равно количеству классов в обучающей выборке.

- выходной слой  $m^*, \rho(\vec{F}_m^* | R_{m^*})$  (выходной элемент) представляет собой дискриминатор пороговой величины, указывающий элемент слоя образцов с максимальным значением активности [12].

### 5. Результаты предложенного метода синтеза

Для верификации результатов диагностирования решалась задача классификации состояния элементов МБС. Получены результаты решения задачи классификации состояния элементов МБС на основе данных мониторинга для выбранного типа заболевания.

Таблица 1  
Результаты решения задачи классификации

Выборки	Класс «1»	Класс «2»	Класс «3»	Класс «4»
Обучающая выборка (24 КПС)	98	84,4	82,2	100
Обучающая выборка (15 КПС)	100	88	80	96
Контрольная выборка_1 (15 КПС)	-	-	-	100
Контрольная выборка_2 (15 КПС)	-	75	83	-

На этапе факторного анализа для обучающих выборок с 24 контролируемыми переменными состояния (КПС) была проведена редукция размерности пространства ГК на основе критерия Кайзера с 24 ГК до 16 ГК.

На основе анализа информативности (значимости) переменных ДМ выполнена редукция размер-

ности пространства КПС для обучающих выборок с 24 до 15 переменных. Далее были сформированы две контрольные выборки с 15-тью переменными, одна из которых состояла из 17 пациентов 4-го класса, а другая – из 10 пациентов: 4 пациента 2-го и 6 пациентов 3-го классов. На этапе факторного анализа для обучающих и контрольных выборок с 15 КПС была проведена редукция размерности пространства ГК на основе критерия Кайзера с 15 ГК до 13 ГК

Вероятность распознавания класса контрольной выборки составляет, как минимум, 75%. Результаты решения задачи классификации о принадлежности прецедентов контрольной выборки к классу '4' на основе данных мониторинга составляет 100%.

### Выводы

В статье представлен метод синтеза решений задачи прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга в условиях неопределенности входных данных на основе концепции тренд анализа, которые доведены до уровня инженерных методик.

Анализ результатов показывает, что применение на практике разработанного метода синтеза решений задачи прогнозирования позволяет обеспечить низкую вероятность ошибки (ошибки 3-его рода) при распознавании состояния пациентов (принадлежности к одному из классов – возможных состояний) на основе данных мониторинга, а также определить стадии заболевания, которые не распознаются с помощью современных био-маркеров. Такие результаты достигаются благодаря совместному использованию усовершенствованного статистического метода классификации состояния пациентов, разработанному методу оценивания информативности (значимости) переменных диагностических моделей систем, разработанному методу прогнозирования многомерных временных рядов в системах медицинского мониторинга на основе аппарата вероятностных нейронных сетей.

Сформированный метод решения задачи прогнозирования состояния пациентов в системах медицинского мониторинга следует считать высокоэффективным, поскольку его применение в реализованной компьютерной СППР [19], обеспечивает вероятность распознавания класса свыше 75%.

Дальнейшие исследования следует направить на внедрение разработанных методов в информационную технологию «Big Data for Better Outcomes» для систем медицинского мониторинга, поскольку системы медицинского мониторинга нуждаются в одновременной регистрации, накоплении и обработке различных типов структурированных и полуструктурированных данных.

## Литература

1. Миргород, В. Ф. Оптимальная аппроксимация трендовой компоненты временного ряда [Текст] / В. Ф. Миргород, И. М. Гвоздева // *Електротехнічні та комп'ютерні системи*. – 2011. – №04/80. – С. 121-125.
2. Миргород, В. Ф. Применение диагностических моделей и методов трендового анализа для оценки технического состояния газотурбинных двигателей [Текст] / В. Ф. Миргород, Г. С. Ранченко, В. М. Кравченко // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2008. – №9/56. – С. 192-197.
3. Диагностические модели и методы трендового анализа оценки технического состояния газотурбинных двигателей в составе силовых установок [Текст] / В. Ф. Миргород, А. Ю. Сергеев, А. С. Ободовский, Т. М. Могилянец // *Військова академія (м. Одеса). Збірник наукових праць*. – 2014. – №1(1). – С. 99-108.
4. Бойко, И. И. Математическая обработка данных медицинских исследований [Текст] / И. И. Бойко, Э. А. Стаховский. – К.: ИД «Вета-Пресс», 2008. – 232 с.
5. *Cambell, Michael J. Medical Statistics. A Commonsense approach. Second Edition [Text] / Michael J. Cambell, David Machin. – NY.: John Willey & Sons, 1993. – 189 p.*
6. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, [Текст] : пер. с англ. / С. Хайкин. – 2-е издание. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1104 с.
7. Loboda I. On the selection of an optimal pattern recognition technique for a gas turbine diagnosis [Text] / Igor Loboda, Sergiy Yepifanov // *SME Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2013). SanAntonio, Texas (USA). – 2013. – 11 p. (GT2013-95198)*
8. Wang, L. Rough Set Diagnostic Frameworks for Gas Turbine Fault Classification [Text] / L. Wang, Y. G. Li, M. F. Abdul Ghafir // *SME Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2013). SanAntonio, Texas (USA). – 2013. – 10 p. (GT2013-94430)*
9. Loboda, I. Gas Turbine Fault Classification Using Probability Density Estimation [Text] / I. Loboda // *ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2014). Düsseldorf (Germany). – 2014. – 10 p. (GT2014-27265)*
10. Adams, Mac G. K. Accounting for Errors when using Systems Approaches [Text] / K. Mac G. Adams, P. T. Hester // *Procedia Computer Science*. – 2013. – Vol. 20. – P. 318-324.
11. Marascuilo, L. A. Appropriate Post Hoc Comparisons for Interaction and Nested Hypotheses in *Analysis of Variance Designs: The Elimination of Type IV Errors [Text] / L. A. Marascuilo, J. R. Levin. // American Educational Research Journal. – 1970. – Vol 7, №3. – P. 397-421.*
12. Усовершенствованный метод и информационная технология решения задачи классификации состояния элементов сложных систем [Текст] / И. М. Антонян, В. А. Горячая, А. И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету : Збірник наукових праць. Серія: «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління»*. – 2013. – Випуск 22 (№1063). – С. 5-16.
13. Системное совершенствование элементов сложных технических систем на основе концепции обратных задач: монография [Текст] / В. Е. Стрелец, А. А. Трончук, Е. М. Угрюмова и др.; под общ. ред. М. Л. Угрюмова. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т им. Н. Е. Жуковского «Харьк. авиац. ин-т», 2013. – 148 с. – ISBN 978-966-662-312-9.
14. Diagnostic model and information technology of classification states in the differential diagnosis of non-small cell lung cancer patients with different methods of radiotherapy and chemotherapy [Text] / V. Starenkyi, V. Goryachaya, O. Sokolov, E. Ugryumova // *Journal of Health Sciences. – Radom University in Radom (Poland). – 2013. – № 3 (8). – P. 7-26;*
15. Загоруйко, Н. Г. Прикладные методы анализа данных и знаний [Текст] / Н. Г. Загоруйко. – Новосибирск : ИМ СО РАН, 1999. – 270 с.
16. Метод оценивания информативности временных нейросетевых моделей систем и процессов при неопределенности данных [Текст] / И. М. Антонян, В. А. Горячая, А. И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету. Збірник наукових праць*. – 2015, №1156 серія: «Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління».
17. Румишинский, Л. З. Математическая обработка результатов эксперимента [Текст] / Л. З. Румишинский. – Главная редакция физико-математической литературы. – М.: «Наука», 1971. – 192 с.
18. Краткосрочное прогнозирование многомерных временных рядов с использованием робастных нейросетевых моделей [Текст] / И. М. Антонян, В. А. Горячая, А. И. Зеленский, Е. М. Угрюмова // *Вісник Харківського національного університету : зб. наук. пр. Серія: Математичне моделювання. Інформаційні технології. Автоматизовані системи управління*. – 2015. – Випуск 28. – С. 5-17;
19. Горячая, В. О. Комп'ютерна програма «Компьютерная интерактивная система поддержки принятия решений при прогнозировании состо-

яния сложных динамических систем "RMICP" в условиях неопределенности входных данных»: свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 62180 / В.О. Горяча, М. Л. Угрюмов, С. В. Черниш, Е. М. Угрюмова, (Україна). – Дата реєстрації 20.10.2015.

## References

1. Mirgorod, V. F., Gvozdeva, I. M. *Optymal'naya approxymatsyya trendovoy komponenty vremennoho ryada* [Optimal approximation of the time series trend component]. *Elektrotekhnichni ta komp'yuterni systemy – Electrical engineering and computer systems*, 2011, no. 04/80, pp. 121-125.
2. Mirgorod, V. F., Ranchenko G. S., Kravchenko V. M. *Prymenenye dyagnostycheskykh modeley I metodov trendovoho analiza dlya otsenky tekhnicheskoho sostoyannya hazoturbynykh dyhateley* [Application of diagnostic models and methods of trend analysis for assessing the technical state of gas turbine engines]. *Avyatsyonno-kosmicheskaya tekhnika y tekhnolohyya – Aviation and space technology and technology*, 2008, no. 9/56, pp. 192-197.
3. Mirgorod, V. F., Sergeev, A. Yu., Obodovsky A. S., Mogilyanets, T. M. *Dyagnostycheskiye modely i metody trendovoho analiza otsenky tekhnicheskoho sostoyannya hazoturbynykh dyhateley v sostave sylovykh ustanovok* [Diagnostic models and methods of trend analysis of technical condition assessment of gas turbine engines in power plants]. *Vijskova akademiya – Military Academy. Zbirnik naukovykh prat.*, 2014, no. 1 (1), pp. 99-108.
4. Boyko, I. I., Stakhovsky, E. A. *Matematycheskaya obrabotka dannykh medytsynskykh yssledovanyy* [Mathematical processing of medical research data]. Kiev, Publishing house "Veta-Press", 2008. 232 p.
5. Cambell, Michael J., Machin, D. *Medical Statistics. A Commonsense approach. Second Edition*. NY, John Willey & Sons Publ., 1993. 189 p.
6. Simon, Haykin. *Neuronnyye sety: polnykurs* [Neural networks: a complete course], second edition: Trans. from English. Moscow publishin ghouse "Williams", 2006. 1104 p.
7. Loboda, I., Yepifanov, S. On the selection of an optimal pattern recognition technique for a gas turbine diagnosis. *SME Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2013)*. San Antonio, Texas (USA), 2013. 11 p. (GT2013-95198).
8. Wang, L., Li, Y. G., Ghafir, Abdul M. F. Rough Set Diagnostic Frameworks for Gas Turbine Fault Classification. *SME Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2013)*. San Antonio, Texas (USA), 2013. 10 p. (GT2013-94430).
9. Loboda, I. Gas Turbine Fault Classification Using Probability Density Estimation. *ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition (GT2014)*. Düsseldorf (Germany), 2014. 10 p. (GT2014-27265).
10. Adams, Mac G. K., Hester, P. T. Accounting for Errors when using Systems Approaches. *Procedia Computer Science*, 2013, vol. 20, pp. 318-324.
11. Marascuilo, L. A., Levin, J. R. Appropriate Post Hoc Comparisons for Interaction and Nested Hypotheses in Analysis of Variance Designs: The Elimination of Type IV Errors. *American Educational Research Journal*, 1970, vol. 7, no. 3, pp. 397-421.
12. Antonyan, I. M., Goriacha, V. A., Zelensky, A. I., Ugryumova, E. M. *Uovershenstvovanniy metod y ynformatsyonnaya tekhnolohyya reshenyya zadachy klassyfykatsyy sostoyannya elementov slozhnykh system* [An improved method and information technology for solving the classification problem of the elements condition of complex systems]. *Journal of Kharkov National University – Visnyk Kharkivs'koho natsional'noho universytetu*, Collected Works. Series: «Mathematical modeling. Information Technology. Automated control systems», 2013, Issue 22 (№1063), pp. 5-16.
13. Strelets, V. E., Tronchuk, A. A., Ugryumova, E. M. etc. *Systemnoe sovershenstvovanye elementov slozhnykh tekhnicheskyykh system na osnove kontseptyy obratnykh zadach: monohrafiya* [Systemic improving the elements of complex technical systems based on the concept of inverse problems: monograph]. Kharkov, Nat. Aerospace Univ. named after N.E. Zhukovsky «Kharkiv. aviation. Inst», 2013. 148 p. – ISBN 978-966-662-312-9.
14. Starenkyi, V., Goryachaya, V., Sokolov, O., Ugryumova, E. Diagnostic model and information technology of classification states in the differential diagnosis nscle (nonsmall cell lung cancer) patients with different methods of radiotherapy and chemotherapy. *Journal of Health Sciences*, Radom University in Radom (Poland), 2013, no. 3 (8), pp. 7-26.
15. Zagoruiko N. G. *Prykladnye metody analiza dannykh y znanyy* [Applied methods of data analysis and knowledge]. Novosibirsk, Sobolev Institute of Mathematics, 1999. 270 p.
16. Antonyan, I. M., Goriacha, V. A., Zelensky, A. I., Ugryumova, E. M. *Metod otsenyvaniya ynformatyvnyosti peremennykh neyrosetevykh modeley system y protsessov pry neopredelennosti dannykh* [A method of the variables informativeness estimation of the neural network models of systems and processes under data uncertainty], *Journal of Kharkiv National University – Visnyk Kharkivs'koho natsional'noho universytetu*, Collected Works. Series: «Mathematical modeling. Information Technology. Automated control systems», 2015, №1156, Issue 26, pp. 5-16.

17. Rumshinsky L.Z. *Matematycheskaya obrabotka rezul'tatov eksperymenta* [The mathematical processing of the experimental results]. Home edition of Physical and mathematical literature, Moscow, «Science» Publ., 1971. 192 p.

18. Antonyan, I. M., Goriacha, V. A., Zelensky, A. I., Ugryumova, E. M. *Kratkosrochnoe prognozirovanie mnogomernykh vremennykh rjadov s ispol'zovaniem robustnykh nejrosetevykh modelej* [Short-term forecasting of multidimensional time series using robust neural network models], Journal of Kharkiv National University – *Visnyk Kharkivs'koho natsional'noho universytetu*, Collected Works. Series: «Mathematical modeling. In-

formation Technology. Automated control systems», 2015, Issue 28, pp. 5-17.

19. Goryacha, V. O., Ugryumov, M. L., Cherny'sh, S. V., Ugryumova, E. M. *Komp'yuterna programa "Komp'yuternaja interaktivnaja sistema podderzhki prinjatija reshenij pri prognozirovanii sostojanija slozhnykh dinamicheskikh sistem "RMICP" v uslovijah neopredelennosti vhodnykh dannyh"* [Computer program "Computer interactive decision support support system for condition prediction of complex dynamic systems "RMICP" in uncertainty of input data"], *svidocztvo pro reyestraciju avtors'kogo prava na tvir* - certificate of registration of copyright to a work, № 62180 (Ukrayina). Data reyestraciji 20.10.2015.

*Поступила в редакцію 11.08.2017, рассмотрена на редколлегии 14.09.2017*

## МЕТОД СИНТЕЗУ РІШЕНЬ ЗАДАЧІ ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ПАЦІЄНТІВ В СИСТЕМАХ МЕДИЧНОГО МОНІТОРИНГУ

*В. О. Горяча, М. Л. Узрюмов, О. О. Гайденко,  
Н. С. Бакуменко, І. О. Трофімова*

У статті запропоновано математичну модель і обчислювальний метод синтезу рішень задачі прогнозування стану пацієнтів в системах медичного моніторингу. Описано метод побудови діагностичних моделей для оцінювання критеріїв якості стану елементів медико-біологічних систем (МБС) на основі даних моніторингу. Запропоновано метод оцінювання інформативності (значущості) змінних діагностичних моделей систем, отриманих на основі апарату теорії штучних нейронних мереж (ШНМ). Описано метод прогнозування багатовимірних часових рядів, отриманих на основі даних моніторингу змінних стану динамічних систем. Запропоновано метод вирішення задачі класифікації стану елементів складних систем. Розроблений метод синтезу рішень задачі прогнозування реалізовано в комп'ютерній системі підтримки прийняття рішень при діагностуванні пацієнтів в системах медичного моніторингу. Наведено приклад застосування описаного методу синтезу рішень задачі прогнозування стану пацієнтів медичних установ.

**Ключові слова:** системи підтримки прийняття рішень, системи медичного моніторингу, обчислювальні методи.

## SOLUTIONS SYNTHESIS METHOD TO THE CONDITION PREDICTION PROBLEM OF PATIENTS IN THE MEDICAL MONITORING SYSTEMS

*V. O. Goriacha, M. L. Ugryumov, O. A. Gaydenko,  
N. S. Bakymenko, I. A. Trofimova*

This article proposes a mathematical model and computational method for solutions synthesis to the condition prediction problem of patients in medical monitoring systems. Research describes construction method of diagnostic models for quality criteria assessment of a bio-medical system (BMS) elements condition using monitoring data. Authors show an informativeness (significance) estimation method of the systems diagnosing models variables, obtained based on artificial neural networks (ANN) theory. The article describes a forecasting method of multidimensional time series obtained based on the condition variables monitoring data of the dynamic systems. Authors present a method for solving the condition classification problem of the complex systems elements. The developed method for solutions synthesis to the prediction problem is implemented in the computer decision support system (CDSS) for diagnosing patients in medical monitoring systems. Application examples of the described method for solutions synthesis to the condition prediction problem of patients in medical institutions are presented.

The paper propose following developed innovations:

a) Mathematical method for solutions synthesis to the condition prediction problem of patients based on trend-analysis concept. Unlike existing, this method takes into account the high dimensionality of the states space and informativeness changes of monitored variables, which depend on the patients' condition.



b) Method of informativeness (significance) variables estimation. It takes into account the measurement accuracy of the state variables and the presence of pair correlation between them, that allows to use this method for the analysis of the completeness of the models.

c) Statistical method of the patients' condition classification. It contains orthogonalization procedure and the dimension reduction procedure of the condition variables factor space. In contrast to the existing it uses as a closeness measure precedents in the principal components space and the ability to determine the disease stage, which is not recognized by modern bio-markers (for example, hormone-refractory state);

The classification problem of the patients condition was solved for the diagnosing result verification. The results of solving the classification problem of patients condition based on the monitoring data are obtained for the selected type of disease. It was found that with the using developed method and its implementation in CDSS the itself-recognizing probability of the class exceeds 75%.

**Keywords:** decision support software system, medical monitoring system, computational methods.

**Горячая Вероника Александровна** – аспирантка кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: Splajna@gmail.com.

**Угрюмов Михаил Леонидович** – д-р техн. наук, профессор кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: m.ugryumov@khai.edu.

**Гайдено Олег Александрович** – аспирант кафедры информационных управляющих систем, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: k302@khai.edu.

**Бакуменко Нина Станиславовна** – канд. техн. наук, доцент кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: nina.bakumenko@gmail.com, n.bakumenko@khai.edu.

**Трофимова Ирина Алексеевна** – ст. преподаватель кафедры информатики, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: i.trofymova@khai.edu.

**Goriacha Veronika Oleksandrivna** – Ph.D.-student of the Informatics Department, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "KhAI", Kharkov, Ukraine, e-mail: Splajna@gmail.com.

**Ugryumov Mikhail Leonidovich** - Doctor of Science on Engineering, Professor, Professor of the Informatics Department, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "KhAI", Kharkov, Ukraine, e-mail: m.ugryumov@khai.edu.

**Gaidenko Oleg Aleksandrovich** – Ph.D.-student of the Information Control Systems Department, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "KhAI", Kharkov, Ukraine, e-mail: k302@khai.edu.

**Bakumenko Nina Stanislavovna** - Ph.D., Associate professor of the Informatics Department, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "KhAI", Kharkov, Ukraine, e-mail: nina.bakumenko@gmail.com, n.bakumenko@khai.edu.

**Trofimova Irina Alekseevna** - Senior Lecturer of the Informatics Department, National Aerospace University named after N. Ye. Zhukovsky "KhAI", Kharkov, Ukraine, e-mail: i.trofymova@khai.edu.