

*А. С. ДОВБИШ, В. І. ЗИМОВЕЦЬ, М. В. БІБИК*

## **ОПТИМІЗАЦІЯ ІЄРАРХІЧНОЇ СТРУКТУРИ ДАНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ СКЛАДНОЇ МАШИНИ**

Розглядається метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування технічного стану складної машини з оптимізацією ієрархічної структури вхідних даних. Показано, що на функціональну ефективність машинного навчання системи функціонального діагностування суттєво впливає розміщення в ієрархічній структурі класів розпізнавання, які характеризують технічний стан машини та її вузлів. При цьому для кожної страти ієрархічної структури накладаються обмеження на кількість класів розпізнавання, що дозволяє зменшити ступінь їх перетину в просторі діагностичних ознак. Оптимізація ієрархічної структури здійснюється в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування, що дозволяє максимізувати інформаційну спроможність системи. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядається модифікована інформаційна міра Кульбака, яка є функціоналом точнісних характеристик діагностичних рішень. При цьому алгоритм машинного навчання представляв собою багаточиклічну ітераційну процедуру пошуку максимального глобального значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в робочій (допустимій) області визначення його функції. В результаті для страт всіх ярусів ієрархічної структури сформовано алфавіти класів розпізнавання, які забезпечили максимальну функціональну ефективність машинного навчання. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудовано вирішальні правила, які дозволяють приймати діагностичні рішення в реальному темпі часу. Крім того, вирішальні правила, побудовані в рамках геометричного підходу, є практично інваріантними до багатовимірності вхідних даних, що є їх суттєвою перевагою перед штучними нейронними мережами. Як приклад реалізації запропонованого методу розглядалося машинне навчання системи функціонального діагностування шахтної підйомної машини з оптимізацією структури вхідних даних.

**Ключові слова:** система функціонального діагностування, технічний стан, інформаційно-екстремальне машинне навчання.

*А. С. ДОВБИШ, В. И. ЗИМОВЕЦ, М. В. БИБИК*

## **ОПТИМИЗАЦИЯ ИЕРАРХИЧЕСКОЙ СТРУКТУРЫ ДАННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ФУНКЦИОНАЛЬНОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ СЛОЖНЫХ МАШИН**

Рассматривается метод информационно-экстремального машинного обучения системы функционального диагностирования технического состояния сложной машины. Процесс проходит с оптимизацией иерархической структуры данных. Показано, что на функциональную эффективность машинного обучения системы функционального диагностирования существенное влияние оказывает расположение в иерархической структуре классов распознавания, характеризующих техническое состояние машины и её узлов. При этом для каждой страты рассматриваемой иерархической структуры накладывается ограничение на количество классов распознавания, что позволяет уменьшить степень их пересечения в пространстве диагностических признаков. Оптимизация иерархической структуры осуществлялась в процессе информационно-экстремального машинного обучения системы функционального диагностирования, позволяющего максимизировать информационную способность системы. В качестве критерия оптимизации параметров машинного обучения рассматривалась модифицированная информационная мера Кульбака, являющаяся функционалом точностных характеристик диагностических решений. При этом алгоритм машинного обучения представлял многоциклическую итерационную процедуру поиска максимального глобального значения информационного критерия оптимизации параметров обучения в рабочей (допустимой) области определения его функции. По полученным в процессе машинного обучения оптимальным геометрическим параметрам контейнеров классов распознавания построены решающие правила, позволяющие принимать диагностические решения в реальном темпе времени. В качестве примера реализации метода оптимизации структуры входных данных рассматривалось машинное обучение системы функционального диагностирования шахтной подъёмной машины. В результате для страт всех ярусов иерархической структуры сформированы алфавиты классов распознавания, обеспечивающие максимальную функциональную эффективность машинного обучения.

**Ключевые слова:** система функционального диагностирования, техническое состояние, информационно-экстремальное машинное обучение.

*A. S. DOVBYSH, V. I. ZIMOVETS, M. V. BIBYK*

## **OPTIMIZATION OF HIERARCHICAL DATA STRUCTURE OF INTELLIGENT SYSTEM OF FUNCTIONAL DIAGNOSIS OF TECHNICAL CONDITION OF COMPLEX MACHINES**

The conclusions about the strata of society, various parties are supported by, have been made. The method of information-extreme machine learning of the system of functional diagnosis of the technical state of a complex machine with the optimization of the hierarchical data structure is considered. It is shown that the functional efficiency of machine learning of the system of functional diagnosis is significantly influenced by the location in the hierarchical structure of the recognition classes characterizing the technical state of the machine and its nodes. At the same time, for each level of the hierarchical structure under consideration, a restriction on the number of recognition classes is imposed, which makes it possible to reduce the degree of their intersection in the space of diagnostic features. Optimization of the hierarchical structure was carried out in the process of information-extreme machine learning of the system of functional diagnosis, which allows to maximize the information capacity of the system. As a criterion for optimizing the parameters of machine learning, we considered a modified information measure of Kulbak, which is a functional of the accurate characteristics of diagnostic solutions. In this case, the algorithm of machine learning represented a multi-cycle iterative procedure of finding the maximum global value of the information criterion for optimizing learning parameters in the working (permissible) domain of determining its function. Based on the optimal geometric parameters of recognition class containers obtained in the course of machine learning, decision rules have been constructed that allow making diagnostic decisions in a real time. As an example of the implementation of the method of optimization the structure of input data, the machine learning of the system for the functional diagnosis of a mine hoist was considered. As a result, alphabets of recognition classes have been created for strata of all tiers of the hierarchical structure, providing the maximum functional efficiency of machine learning.

**Keywords:** system of functional diagnostics, technical condition, information-extreme machine learning.

**Вступ.** Одним із шляхів підвищення надійності та безпечної роботи автоматизованих систем керування складними машинами є прогнозування моменту виходу діагностичних ознак за нормовані допуски. Особливо актуальною така задача є для систем і машин критичного призначення, відмова яких може призвести до техногенних катастроф з важкими наслідками. До цього класу відносяться системи і обладнання в гірничодобувній промисловості, серед яких важливе місце займають багатоканатні шахтні підйомні машини (ШПМ) [1]. При цьому до рівня безпечної роботи ШПМ висуваються вимоги як і до безпеки бортового обладнання літальних апаратів. Наприклад, однією з таких вимог є наявність для ШПМ “чорної скриньки”, яка зберігає архівні дані, отримані на всіх технологічних циклах функціонування автоматизованої системи керування. Але розшифровка “чорної скриньки” є довготривалою складною процедурою, яка відбувається, як правило, під час планових профілактичних робіт або аналізу наслідків аварії.

Сучасним підходом до підвищення оперативності оцінки технічного стану вузлів машини, є застосування системи функціонального діагностування, інтегрованої в автоматизовану систему керування ШПМ [2, 3]. При цьому система функціонального діагностування повинна виконувати прогностичні функції, пов'язані з оцінкою поточного ресурсу технологічного обладнання і тенденції виходу діагностичних ознак за межі нормованих допусків

Подальший розвиток теорії інформаційного синтезу систем функціонального діагностування складних систем і машин пов'язаний з подоланням ряду науково-методологічних ускладнень, обумовлених такими основними причинами:

- 1) довільні початкові умови технологічного процесу;
- 2) суттєвий перетин в просторі діагностичних ознак класів розпізнавання, які характеризують відповідні технічні стани обладнання;
- 3) великі обсяги даних, що аналізуються.

Традиційні підходи до вирішення проблеми функціонального діагностування, засновані на методах математичної логіки, математичної статистики або імітаційного моделюванні, не дозволяють будувати адекватні діагностичні моделі складних об'єктів через обмеженість часових, обчислювальних і матеріальних ресурсів. Тому в останні десятиліття спостерігається підвищення наукового і практичного інтересу до застосування інформаційних технологій інтелектуального аналізу даних [4–6].

Аналіз методів прогнозування технічного стану обладнання та механізмів показує що їх можна розділити на аналітичні [7], імовірнісні [8] і методи прогностичної класифікації [9]. Метод аналітичного прогнозування, як правило, застосовується, коли відома аналітична залежність функції зміни діагностичного параметру в часі. При побудові довгострокових прогнозів зміни параметрів, що

характеризують технічний стан об'єктів діагностування, найбільшого поширення набули методи статистичної екстраполяції даних експерименту [8]. Основним недоліком цього підходу є необхідність накопичення великих обсягів даних за сталих умов, що як правило на практиці не виконується. В результаті прогностичної класифікації контрольований об'єкт відносять до того чи іншого параметричного класу технічного стану, який встановлюють попередньо за критерієм схожості і приймають за еталон [9]. Основна перевага методів прогностичної класифікації полягає в тому, що вони є адаптивними до зміни початкових умов технологічного процесу. Крім того, прогнозування можна починати з моменту здійснення одноразового контролю обладнання, яке функціонує в робочому режимі. Але при цьому необхідною умовою є наявність вирішальних правил, побудованих на етапі машинного навчання системи функціонального діагностування.

Таким чином, перспективним шляхом подальшого розвитку основ проектування систем функціонального діагностування складних машин і систем є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів [10]. При цьому найбільшого поширення набули методи інформаційного синтезу систем функціонального діагностування, побудовані на основі штучних нейронних мереж [11, 12]. Основним недоліком такого підходу є чутливість штучних нейронних мереж до багатовимірності простору діагностичних ознак і алфавіту класів розпізнавання. Крім того, оскільки класи розпізнавання на практиці перетинаються в просторі діагностичних ознак, то в працях [13, 14] розглядається застосування в задачах технічного діагностування нечітких нейронних мереж. Але доцільність такого підходу обумовлена наявністю якісної шкали виміру діагностичних ознак. В задачах технічного діагностування як правило використовується кількісна шкала виміру, за якою для аналізу закономірностей діагностичних ознак доцільно використовувати більш розвинений апарат багатовимірного статистичного аналізу [15].

Один із перспективних шляхів інформаційного синтезу інтелектуальних систем функціонального діагностування складних машин полягає у застосуванні ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних [16, 17]. В праці [18] розглядався алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання електроприводу багатоканатної ШПМ, який дозволив в рамках геометричного підходу побудувати високодостовірні лінійні вирішальні правила. Але функціональне діагностування всієї ШПМ вимагає використання потужного алфавіту класів розпізнавання, що обумовлює необхідність переходу від лінійних до ієрархічних алгоритмів машинного навчання. При цьому актуальною є задача оптимізації ієрархічної структури даних, оскільки розташування в ній класів розпізнавання може суттєво

впливати на функціональну ефективність машинного навчання системи функціонального діагностування.

В статті розглядається метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування багатоканатної ШПМ з оптимізацією ієрархічної структури даних.

**Постановка задачі.** Розглянемо формалізовану постановку задачі оптимізації ієрархічної структури даних в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування.

Нехай кожний клас розпізнавання характеризує технічний стан вузла машини, що діагностується. Дано ієрархічну структуру алфавіту класів розпізнавання  $\{X_{h,s,m}^o | h = \overline{1,H}; s = \overline{1,S}; m = \overline{1,M}\}$ , де  $H$  – кількість ярусів ієрархічної структури;  $S$  – кількість страт на  $h$ -му ярусі;  $M$  – кількість класів розпізнавання в  $s$ -й страті. За результатами моніторингу сигналів з датчиків інформації сформовано для кожної страти тривимірну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1,N}, j = \overline{1,n}$ , де  $N, n$  – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій класів розпізнавання відповідно. Крім того, задано структурований вектор параметрів машинного навчання системи функціонального діагностування

$$g_{h,s,m} = \langle x_{h,s,m}, d_{h,s,m}, \delta_{h,s}, h \rangle \quad (1)$$

де  $x_{h,s,m}$  – двійковий усереднений вектор-реалізація, вершина якого визначає геометричний центр гіперсферичного контейнеру класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$  в бінарному просторі діагностичних ознак;

$d_{h,s,m}$  – кодова відстань, яка визначає радіус гіперсферичного контейнера класу  $X_{h,s,m}^o$ ;

$\delta_{K,h,s,m,i}$  – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків  $i$ -ї діагностичної ознаки усередненого вектору-реалізації  $x_{h,s,m}$  класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$ ;

$h$  – ієрархічна структура алфавіту класів розпізнавання.

При цьому задано обмеження

$$d_{h,s,m} \in [0; d(x_{h,s,m} \oplus x_{h,s,c}) - 1],$$

де  $d(x_{h,s,m} \oplus x_{h,s,c})$  – кодова відстань між усередненим вектором-реалізацією  $x_{h,s,m}$  класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$  і усередненим вектором-реалізацією  $x_{h,s,c}$  найближчого сусіднього класу розпізнавання  $X_{h,s,c}^o$ ;

$$\delta_{K,h,s,i} \in \left[0; \frac{\delta_{H,h,s,m,i}}{2}\right],$$

де  $\delta_{H,h,s,m,i}$  – поле нормованих (експлуатаційних) допусків  $i$ -ї діагностичної ознаки усередненого вектору-реалізації  $x_{h,s,m}$  класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$

Необхідно в процесі машинного навчання шляхом цілеспрямованої перестановки класів розпізнавання в заданій структурі даних оптимізувати параметри вектору (1), які забезпечують максимальне

значення усередненого за стратами фінального ярусу інформаційного критерію

$$\bar{E}_{\max}^{\{H\}} = \frac{1}{S_H} \sum_{s=1}^{S_H} E_{\max}^{(s)} \quad (2)$$

де  $E_{\max}^{(s)}$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання розпізнавати реалізації класів розпізнавання  $s$ -ї страти фінального ярусу;

$S_H$  – кількість страт фінального ярусу  $H$ ;

На етапі екзамену необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що розпізнається, одному із класів заданого алфавіту.

**Категорійна модель машинного навчання.**

Математичну модель оптимізації структури класів розпізнавання представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, що застосовуються в процесі ієрархічного машинного навчання. Категорійна модель включає вхідний математичний опис системи функціонального діагностування, який подано у вигляді структури [5]

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, Y, X; f_1, f_2 \rangle,$$

де  $T$  – множина моментів часу формування векторів-реалізацій класів розпізнавання;

$G$  – фактори, що впливають на функціонування системи;

$\Omega$  – простір діагностичних ознак;

$Z$  – простір технічних станів системи, які визначають алфавіт класів розпізнавання;

$Y$  – вхідна багатовимірна навчальна матриця для заданого алфавіту  $\{X_{h,s,m}^o\}$  класів розпізнавання;

$X$  – бінарна навчальна матриця;

$f_1$  – оператор формування вхідної навчальної матриці;

$f_2$  – оператор перетворення вхідної навчальної матриці  $Y$  в бінарну матрицю  $X$ .

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування з оптимізацією ієрархічної структури алфавіту класів розпізнавання.

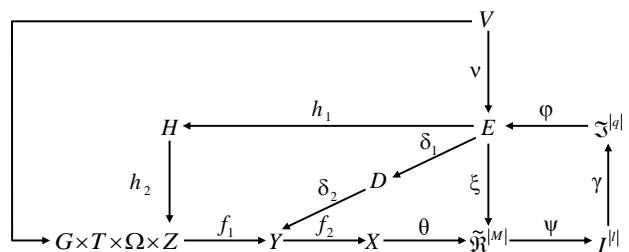


Рис. 1. Категорійна модель машинного навчання

На рис. 1 декартовий добуток  $G \times T \times \Omega \times Z$  визначає універсум випробувань. Оператор  $\theta$  відображає двійкові вектори-реалізації навчальної матриці  $X$  на розбиття  $\mathfrak{R}^{|M|}$  простору діагностичних ознак на класи розпізнавання, а оператор  $\psi$  перевіряє

основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина гіпотез  $I^{|s|}$ , де  $s$  – кількість статистичних гіпотез, а оператор  $\gamma$  формує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{|q|}$ , де  $q = s^2$ . Оператор  $\phi$  обчислює множину  $E$  значень інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, а оператор  $\xi: E \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$  на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$  – систему контрольних допусків, які використовуються як рівні квантування ознак розпізнавання при формуванні робочої бінарної навчальної матриці. Наявність бінарної навчальної матриці дозволяє змінювати шляхом квантування за рівнем діагностичні ознаки з метою адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності діагностичних рішень. Крім того категорійна модель має додатковий контур оптимізації структури даних в заданій ієрархічній структурі, який замикається через множину  $H$ , що містить варіанти структур даних в заданій ієрархічній структурі. Згідно з принципом відкладених рішень у випадку недосягнення високої функціональної ефективності машинного навчання категорійна модель передбачає можливість переходу до іншого більш складного типу вирішальних правил. З цієї метою в зовнішньому контурі оптимізації знаходиться множина  $V$  – набір геометричних форм контейнерів класів розпізнавання (гіпереліпсоїдних, гіперциліндродних тощо), які відновлюються в процесі машинного навчання в радіальному базисі простору діагностичних ознак. Оператор  $u: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$  регламентує процес машинного навчання системи функціонального діагностування.

**Алгоритм машинного навчання.** Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з оптимізацією структури класів розпізнавання в заданій ієрархічній структурі представимо у вигляді ітераційної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом  $\{X_m^o\}$  інформаційного критерію (2) в робочій області визначення його функції

$$h^* = \arg \max_{G_h} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} \bar{E} \} \}, \quad (3)$$

де  $G_h$  – область допустимих значень параметра машинного навчання  $h$ .

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму оптимізації ієрархічної структури даних в рамках ІЕІ-технології.

1. Обнуління лічильника варіантів ієрархічних структур (кроків навчання):  $r := 0$ .

2. Ініціалізація лічильника варіантів ієрархічних структур:  $r := r + 1$ .

3. Обнуління лічильника ярусів структури даних:  $h := 0$ .

4. Ініціалізація лічильника ярусів структури даних:  $h := h + 1$ .

5. Обнуління лічильника страт ярусу:  $s := 0$ .

6. Ініціалізація лічильника ярусу:  $s := s + 1$ .

7. Для кожної  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу  $r$ -ї ієрархічної структури реалізується інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на діагностичні ознаки, який обчислює усереднене по всіх стратах ярусу максимальне значення інформаційного критерію  $\bar{E}_{r,h,s}^*$ .

8. Якщо  $s \leq S_h$ , де  $S_h$  – кількість страт на  $h$ -му ярусі, то виконується пункт 6, інакше – пункт 9.

9. Якщо  $h \leq h_{\max}$ , де  $h_{\max}$  – кількість ярусів  $r$ -ї структури даних, то виконується пункт 4, інакше – пункт 10.

10. Обчислюється усереднене по всіх ярусах структури даних максимальне значення інформаційного критерію оптимізації  $\bar{E}_{r,h}^*$ .

11. Якщо  $r \leq r_{\max}$ , де  $r_{\max}$  – кількість ієрархічних структур даних, то виконується пункт 2, інакше – пункт 12.

12. Визначається оптимальна ієрархічна структура даних:  $h_r^* = \arg \max_{\{r\}} \bar{E}_{r,h}^*$ .

13. ЗУПИН.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології алгоритм оптимізації ієрархічної структури даних зводиться до цілеспрямованої процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію для різних варіантів ієрархічних структур алфавіту класів розпізнавання і вибору оптимального із них.

**Приклад реалізації алгоритму.** Як приклад реалізації алгоритму оптимізації ієрархічної структури даних розглянемо машинне навчання системи функціонального діагностування вузлів багатоканатної шахтної підйомної машини. Як вхідні дані розглядалися значення діагностичних ознак, які періодично зчитувалися з датчиків інформації в процесі функціонування шахтної підйомної машини. Вхідна навчальна матриця була сформована за архівними даними, наданими підприємством «УЛІС Системс», яке займається модернізацією системи керування шахтної підйомної машини в «ДТЕК Павлоградвугілля» (м. Павлоград, Україна).

Моделювання машинного навчання системи функціонального діагностування здійснювалося для чотирьох класів розпізнавання: клас  $X_1^o$  характеризував функціональний стан шахтної підйомної машини «Норма», клас  $X_2^o$  – підвищена температура підшипників електродвигуна, клас  $X_3^o$  – підвищений температурний режим обмотки електроприводу і клас  $X_4^o$  – функціональний стан канатоведучих шківів, радіуси яких були «Більше норми».

На практиці в системах функціонального діагностування класи розпізнавання перетинаються в просторі діагностичних ознак через близькість центрів розсіювання векторів-реалізацій сусідніх класів, що може суттєво зменшити достовірність діагностичних

рішень. З метою збільшення середньої міжкласової відстані здійснювалося надлишкове кодування двійкових векторів-реалізацій робочої навчальної матриці за циклічним методом Боуза – Чоудхурі – Хігвієми. У результаті кодування мінімальна кодова відстань Хеммінга для усереднених векторів-реалізацій класів розпізнавання дорівнювала  $d_{\min} = 5$ .

Для наочності розглядалися показані на рис.2 три варіанти структур даних для заданого алфавіту класів розпізнавання.

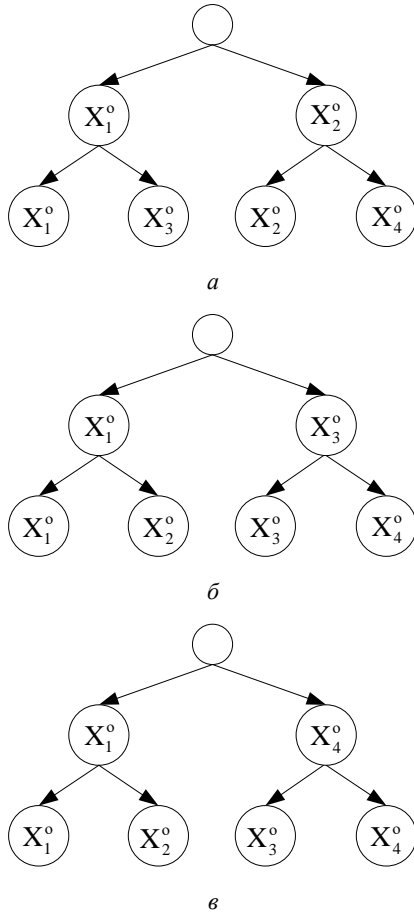


Рис. 2. Варіанти ієрархічних структур даних

Моделювання машинного навчання системи функціонального діагностування вузлів шахтної підйомної машини здійснювалося за алгоритмом (3). При цьому в процесі машинного навчання оптимізувалася система контрольних допусків на діагностичні ознаки за паралельною схемою, при якій контрольні допуски змінювалися для всіх ознак одночасно. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи функціонального діагностування розглядався модифікований в праці [5] інформаційний критерій Кульбака, який для рівно ймовірних двох альтернативних гіпотез має вигляд

$$E_{h,s,m}^{(k)} = \frac{1}{2} \{ 2 - [\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d)] * \quad (4)$$

$$* \log_2 \frac{2 - [\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{[\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}$$

де  $\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d)$  – помилка першого роду при прийнятті класифікаційних рішень, обчислена в процесі відновлення гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

$\beta_{h,s,m}^{(k)}(d)$  – помилка другого роду при прийнятті класифікаційних рішень, обчислена в процесі відновлення гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  з радіусом  $d$ ;

$d$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання, який в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі простору діагностичних ознак

$10^{-r}$  – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль.

При обчисленні інформаційного критерію оптимізації (4) в процесі реалізації алгоритму машинного навчання замість точнісних характеристик використовувалися їх оцінки:

$$\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,h,s,m}^{(k)}(d)}{n}; \quad (5)$$

$$\beta_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)}{n},$$

де  $K_{1,h,s,m}^{(k)}(d)$  – кількість подій, при яких реалізації класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$  не відносяться до свого класу;

$K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)$  – кількість подій, при яких “чужі” реалізації помилково відносяться до класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$ ;

$n$  – обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після підстановки оцінок точнісних характеристик у формулу (4) було отримано робочу формулу для обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання системи функціонального діагностування

$$E_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{ n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] * \quad (6)$$

$$* \log_2 \frac{2n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{[K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}$$

Нормований критерій оптимізації параметрів машинного навчання представимо у вигляді

$$J_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{E_{h,s,m}^{(k)}(d)}{E_{max}}, \quad (7)$$

де  $E_{max}$  – максимальне значення критерію (6), яке він приймає при підстановці  $K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) = K_{2,h,s,m}^{(k)}(d) = 0$ .

Результати оптимізації ієрархічних структур, показаних на рис. 2, наведено в табл.1. При цьому критерій (7) обчислювався при параметрах  $n = 40$ ,  $r = 2$ .

Таблиця 1 – Результати оптимізації ієрархічних структур даних

№ структури	$\bar{J}_{max}^{(2)}$	$\bar{\alpha}(d)$	$\bar{\beta}(d)$
1	0,67	0,40	0,01
2	0,69	0,35	0,02
3	0,74	0,22	0,02

У табл. 1 прийнято такі позначення:

$\bar{J}_{max}^{(2)}$  – усереднене за втратами нижнього ярусу ієрархічних структур даних (рис.2) значення нормованого критерію (7);

$\bar{\alpha}(d)$  – усереднене значення помилки першого роду;

$\bar{\beta}(d)$  – усереднене значення помилки другого роду.

Аналіз табл. 1 показує, що найбільше значення, усередненого за втратами нижнього ярусу заданих ієрархічних структур, інформаційного критерію отримано для третьої структури (рис. 2, в), яке дорівнює  $\bar{J}_{max}^{(2)} = 0,74$ .

На рис. 3 показано графіки залежності інформаційного критерію (7) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, які входять в ієрархічну структуру (рис. 2, в).

На рис. 3 подвійною штриховкою позначено роботу (допустиму) область визначення функції критерію (7), в якій помилки першого і другого роду не перевищують відповідно першу і другу достовірності. Аналіз рис. 3 показує, що для оптимальної структури даних (рис. 2, в) отримано такі оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання: для класу  $X_1^o$  оптимальний радіус дорівнює  $R_1^* = 32$  (тут і далі в кодових одиницях); для класу  $X_2^o - R_1^* = 32$ ; для класу  $X_3^o - R_2^* = 33$ ; і для класу  $X_4^o - R_3^* = 23$ ;

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними параметрами контейнерів класів розпізнавання в рамках геометричного підходу побудовано такі вирішальні правила:

$$(\forall x^{(j)} \in \tilde{X}^{|M|})(\forall X_m^o \in \tilde{X}^{|M|})\{if (\{\bar{\mu}_m\}) \& \quad (8)$$

$$\&(\bar{\mu}_m > c) \text{ then } x^{(j)} \in X_m^o \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o\},$$

де  $\bar{\mu}_m$  – усереднене значення функції належності реалізацій гіперсферичному контейнеру класу розпізнавання  $X_m^o$

$\{\bar{\mu}_m\}$  – множина усереднених значень функцій належності для алфавіту класів розпізнавання  $\{X_m^o\}$ ;

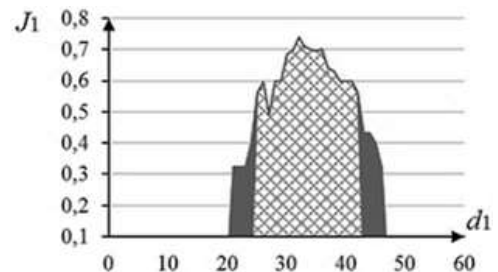
$c$  – порогове значення, яке задається в інтервалі  $0 < c < 1$

Функція належності для гіперсферичного контейнера класу  $X_m^o$  розглядалася у вигляді [9],

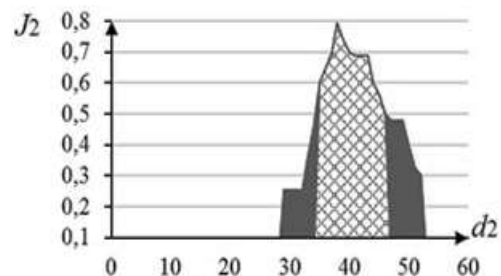
де  $d[x_m \oplus x^{(j)}]$  – кодова відстань між усередненим вектором-реалізацією класу  $X_m^o$  і вектором-реалізацією  $x^{(j)}$ , що розпізнається;

$d_m^*$  – оптимальний радіус контейнера класу  $X_m^o$ .

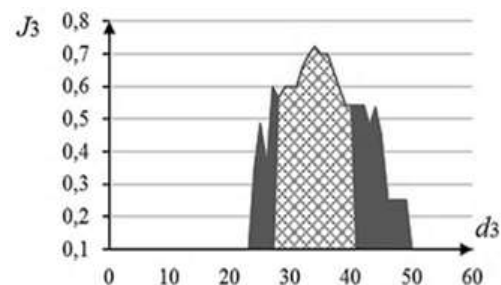
За результатами тестування системи за екзаменаційною матрицею усереднена за алфавітом класів розпізнавання повна ймовірність правильного прийняття діагностичних рішень дорівнювала  $P_t = 0,88$ .



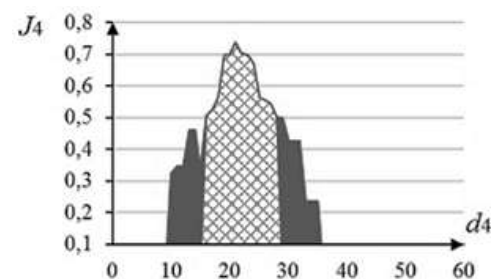
a



б



в



г

Рис. 3. Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$ ; в – клас  $X_3^o$ ; г – клас  $X_4^o$

**Висновки.** Запропоновано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи

функціонального діагностування складної машини з оптимізацією ієрархічної структури даних. На прикладі системи функціонального діагностування багатоканальної підйомної машини показано, що функціональна ефективність машинного навчання залежить від розташування класів розпізнавання в ієрархічній структурі. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудовано високо достовірні вирішальні правила, які практично інваріантні до багато вимірності простору діагностичних ознак. В перспективі для розширення алфавіту класів розпізнавання планується застосувати метод інформаційно-екстремального факторного аналізу, який дозволяє перенавчати систему функціонального діагностування.

#### Список літератури

1. Попов Ю. В., Тимухин С. А., Садыков Е. Л. Проблемы повышения эффективности шахтных многоканальных подъемных установок с наземным расположением подъемных машин. *Известия УГГУ*. 2010. № 24. С. 59–67
2. Bhowmik, P. S., Pradhan S., Prakash, M. Faultdiagnostic and monitoring methods of induction motor: a review. *International Journal of Applied Control, Electrical and Electronics*. 2013. Vol. 1. P. 1–18.
3. Герике Б. Л., Герике П. Б., Шахманов В. Н. Динамическая диагностика машинных агрегатов горного оборудования *Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал)*. 2011. № 5. С. 80–89.
4. Andrzej O., Zygmunt S. Modern Methods Control and Diagnostics of Hoisting-Machines with Application of Artificial Intelligence Methods. *Archives of Mining Sciences*. 2010. Vol. 55, no. 1. P. 217–231.
5. Szymański, Z. Intelligent, Energy Saving Power Supply and Control System of Hoisting Mine Machine with Compact and Hybrid Drive System. *Układy Zasilania I Sterowania Górniczych Maszyn Wyciągowych Z Napędem Zintegrowanym Lub Hybrydowym*. *Archives of Mining Sciences*, 2017. Vol. 60(1). P. 239–251. DOI:10.1515/amsc-2015-0016
6. Сидоренко В. Н., Черный А. П. Мониторинг мощных электроприводов на основе технологии data mining. *Электротехнические и компьютерные системы*. 2011. № 3. С. 414–416.
7. Скакалина О. В. Прикладні аспекти використання методу групового урахування аргументів при короткостроковому прогнозуванні *Науковий вісник НГУ*. 2015. № 6. С. 80–88.
8. Арженовский С. В., Молчанов И. Н., *Статистические методы прогнозирования : учебное пособие для аспирантов*. Ростов-на-Дону: РГЭУ, 2001. 74 с.
9. Довбиш А. С. *Основы проектирования интеллектуальных систем: Навчальний посібник*. Суми: СумДУ, 2009. 171 с.
10. Джордж Ф. Люггер. *Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем*. Москва, Санкт-Петербург, Киев: Вильямс, 2003. 864 с.
11. Ching-Lien Huang, Tsung-Shin Hsu, Chih-Ming Liu. The Mahalanobis-Taguchi system - Neural network algorithm for data-mining in dynamic environments. *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 2009. Vol. 36, issue 3. P. 5475–5480. DOI 10.1016/j.eswa.2008.06.120
12. Осовский С. пер. с польского И. Д. Рудинского *Нейронные сети для обработки информации*. М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
13. Hasan A. Yousef, Manal Wahba A. Adaptive fuzzy mimo control of induction motors *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 2009. Vol. 36, issue 3. P. 4171–4175. DOI 10.1016/j.eswa.2008.04.004
14. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition. *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. 2013. Vol. 22. № 2. P. 97–103. DOI: 10.3103/s1060992x13020082
15. James D. Miller. *Statistics for Data Science: Leverage the power of statistics for Data Analysis, Classification, Regression, Machine Learning, and Neural Networks*. Packt Publishing Ltd, 2017. 286 p.
16. Li Juanli and Yang Zhaojian. Research on Fault Diagnosis Method of Hoist in Semantic Environment. *Information Technology Journal*. 2013. Vol. 12. P. 2581–2586. DOI: 10.3923/ijtj.2013.2581.2586
17. Dovbysh, A.S., Martynenko, S. S., Kovalenko, A. S., Budnyk, M. M. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2011. Vol. 43, № 2. P. 63–70. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v43.i2.60.
18. Довбиш А. С., Зимовець В. І., Козлов З. С. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи функціонального контролю електроприводу шахтної підйомної машини. *Радиоэлектроника и информатика*, 2017. № 4. С. 58–63.

#### References (transliterated)

1. Popov Yu. V. Problemyi povysheniya effektivnosti shahtnyih mnogokanatnyih pod'emnyih ustanovok s nazemnyim raspolozheniem pod'emnyih mashin [The problems of increasing the efficiency of mine multi-channel hoisting machines with the ground location of lifting machines]. *Izvestiya UGGU [News of the Ural State Mining University]*. 2010, no. 24, pp. 59–67.
2. Bhowmik P. S., Pradhan S., Prakash M. Faultdiagnostic and monitoring methods of induction motor: a review. *International Journal of Applied Control, Electrical and Electronics*. 2013, vol. 1, pp. 1–18.
3. Gerike B. L., Gerike P. B., Shahmanov V. N. Dinamicheskaja diagnostika mashinnyh agregatov gornogo oborudovaniya [Dynamic diagnostics of machine units of mining equipment]. *Gornyy informacionno-analiticheskij bjulleten' (nauchno-tehnicheskij zhurnal)*. 2011, no 5, pp. 80–89.
4. Andrzej O., Zygmunt S. Modern Methods Control and Diagnostics of Hoisting-Machines with Application of Artificial Intelligence Methods. *Archives of Mining Sciences*. 2010, vol. 55, no. 1, pp. 217–231.
5. Szymański, Z. Intelligent, Energy Saving Power Supply and Control System of Hoisting Mine Machine with Compact and Hybrid Drive System. *Układy Zasilania I Sterowania Górniczych Maszyn Wyciągowych Z Napędem Zintegrowanym Lub Hybrydowym*. *Archives of Mining Sciences*. 2017, vol. 60(1), pp. 239–251. DOI:10.1515/amsc-2015-0016
6. Sidorenko V. N., Chernyy, A. P. (2011). Monitoring of powerful electric drives on the basis of Data Mining technology]. *Elektrotehnichni ta komp'yuterni sistemi – Electrical and computer systems*, no. 3, pp. 313–316.
7. Skakalina O. V. Prikladni aspekti vikoristannya metodu grupovogo urahuvannya argumentiv pri korotkostrokovomu prognozuvanni [Applied aspects of the use of the method of group consideration of arguments in the short-term forecasting] *Naukovij visnik NGU*, 2015, no. 6, pp. 80–88
8. Arzhenovskiy S. V., Molchanov I. N. *Statisticheskie metodyi prognozirovaniya : uchebnoe posobie dlya aspirantov* [Statistical methods of forecasting: a textbook for graduate students] Rostov-na-Donu, RGEU Publ., 2001. 74 p.
9. Dovbysh A.C. *Osnovy proektuvannya intelektualnykh system: Navchalnyy posibnyk* [Fundamentals of Designing Intelligent Systems: Textbook] – Sumy, SumDU Publ., 2009. 171 p.
10. Dzhordzh F. Lyugger. *Iskusstvennyiy intellekt. Strategii i metodyi resheniya slozhnyih problem* [Artificial Intelligence. Strategies and methods for solving complex problems]. Moscow, St. Petersburg, Kiev, Williams Publ., 2009. 864 p.
11. Ching-Lien Huang, Tsung-Shin Hsu, Chih-Ming Liu. The Mahalanobis-Taguchi system - Neural network algorithm for data-mining in dynamic environments. *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 2009. Vol. 36, issue 3, pp. 5475–5480. DOI 10.1016/j.eswa.2008.06.120
12. Osovskiy S., trans. with Polish I. D. Rudinsky *Neyronnyie seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow: Finance and Statistics Publ., 2004. 344 p.
13. Hasan A. Yousef, Manal Wahba A. Adaptive fuzzy mimo control of induction motors *Expert Systems with Applications: An International Journal*. 2009, vol. 36, issue 3, pp. 4171–4175. DOI 10.1016/j.eswa.2008.04.004

14. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition. *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. 2013, vol. 22, no 2, pp. 97–103. DOI: 10.3103/s1060992x13020082
15. James D. Miller. *Statistics for Data Science: Leverage the power of statistics for Data Analysis, Classification, Regression, Machine Learning, and Neural Networks*. Packt Publishing Ltd, 2017. 286 p.
16. Li Juanli and Yang Zhaojian. Research on Fault Diagnosis Method of Hoist in Semantic Environment. *Information Technology Journal*. 2013, vol. 12, pp. 2581–2586. DOI: 10.3923/itj.2013.2581.2586
17. Dovbysh, A.S., Martynenko, S. S., Kovalenko, A. S., Budnyk, M. M. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography. *Journal of Automation and Information Sciences*, 2011, vol. 43, no. 2, pp. 63–70. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v43.i2.60.
18. Dovbish A. S, Zimovets V. I., Kozlov Z. S. Informatsiyno-ekstremalniy algoritm navchannya sistemi funktsionalnogo kontrolyu elektroprivodu shahtnoyi pldyomnoyi mashini [Information-extreme learning algorithm for the system of functional control of the electric drive of a shaft lifting machine]. *Radioelektronika i informatika*. 2017, pp. 58–63.

Надійшло (received) 05.09.2018

### Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

**Довбиш Анатолій Степанович (Довбиш Анатолій Степанович, Dovbysh Anatoly Stepanovich)** – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук; Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, м. Суми, Україна, 40007; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-1829-3318>; e-mail: a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua

**Зимовець Вікторія Ігорівна (Зимовець Вікторія Ігорівна, Zimovets Victoria Ihorivna)** – вчитель інформатики, загальноосвітня школа № 11, вул. Свободи, 8, м. Конотоп, Україна, 41692; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-4604-4087>; e-mail: zc.vika@gmail.com

**Бібик Мирослав Віталійович (Бибик Мирослав Віталійович, Bibyk Myroslav Vyталyiovich)** – асистент, Конотопський інститут Сумського державного університету, вул. Миру, 24, м. Конотоп, Україна, 41692; ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-0431-7200>; e-mail: bibikm@gmail.com

УДК 004.93'1

DOI: 10.20998/2079-0023.2018.44.09

**І. В. ШЕЛЕХОВ, С. О. ПИЛИПЕНКО, О. О. СТОЛЯРЧУК, Т. А. РОМАНЕНКО**

### ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КОНТРОЛЮ ЗНАНЬ

Розглядається алгоритм машинного навчання комп'ютеризованої системи контролю знань за тестовими завданнями. При цьому машинне навчання здійснюється в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання. Як ознаки розпізнавання розглядалися результати відповідей студентів на тестові завдання, які оцінювалися за стобальною шкалою. Запропоновано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Як параметр машинного навчання, що оптимізується, розглядався нижній контрольний допуск на ознаки розпізнавання при фіксованому верхньому допуску. При цьому отримані в процесі паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання використовувалися як стартові при реалізації алгоритму машинного навчання з послідовною оптимізацією. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака, яка є функціоналом від точнісних характеристик класифікаційних рішень. Оскільки, специфіка контролю знань полягає в тому, що алфавіт класів є структурованим, то розглядалася вкладена структура контейнерів класів розпізнавання, які характеризують відповідні рівні знань. При цьому вкладена структура характеризувалася загальним центром розсіювання векторів-реалізацій класів розпізнавання. Така структура на відміну від полімодальних контейнерів класів розпізнавання дозволила підвищити оперативність машинного навчання та достовірність вирішальних правил. Перевірка працездатності запропонованого алгоритму машинного навчання здійснювалася за репрезентативною вхідною навчальною матрицею, яка була сформованою за результатами тестування студентів за навчальною дисципліною.

**Ключові слова:** інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, машинне навчання, оптимізація, система контрольних допусків, ознака розпізнавання, гіперсферичний контейнер класу розпізнавання.

**І. В. ШЕЛЕХОВ, С. А. ПИЛИПЕНКО, А. А. СТОЛЯРЧУК, Т. А. РОМАНЕНКО**

### ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЕ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ ЗНАНИЙ

Рассматривается алгоритм машинного обучения компьютеризированной системы контроля знаний по тестовым заданиям. При этом машинное обучение осуществляется в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии анализа данных, которая основана на максимизации информационной способности системы в процессе ее обучения. В качестве признаков распознавания рассматривались результаты ответов студентов на тестовые задания, которые оценивались по стобальной шкале. Предложен алгоритм информационно-экстремального машинного обучения с параллельно-последовательной оптимизацией системы контрольных допусков на признаки распознавания. Как параметр машинного обучения, который оптимизируется, рассматривался нижний контрольный допуск на признаки распознавания при фиксированном верхнем допуске. При этом полученные в процессе параллельной оптимизации квазиоптимальные контрольные допуски на признаки распознавания использовались как стартовые при реализации алгоритма машинного обучения с последовательной оптимизацией. Как критерий оптимизации параметров машинного обучения рассматривалась

© І. В. Шелехов, С. О. Пилипенко, О. О. Столярчук, Т. А. Романенко, 2018