



Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання під час машинного навчання

М. В. Бібик¹⁾, А. С. Довбиш¹⁾

¹⁾ Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, 40007, Суми, Україна

Article info:

Paper received:

April 5, 2017

The final version of the paper received:

May 6, 2017

Paper accepted online:

May 10, 2017

Correspondent Author's Address:

bibikm@gmail.com

Розглянуто інформаційно-екстремальний алгоритм навчання здатної навчатися системи підтримання прийняття рішень як складової автоматизованої системи керування енергоблоком теплоелектроцентралі з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У рамках інформаційного синтезу структуру алгоритму навчання СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання доцільно розробляти на базі категорійної моделі, яка є відображенням множин, задіяних у машинному навчанні, та є узагальненням орієнтованого графа, в якому ребра є операторами перетворення відповідних множин. Алгоритм інформаційно-екстремального навчання СППР полягає в ітераційній процедурі наближення глобального максимуму інформаційного КФЕ до його граничного значення шляхом оптимізації параметрів функціонування СППР. Установлено залежність функціональної ефективності машинного навчання СППР від контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому недостатньо високе значення КФЕ навчання СППР обумовлює необхідність оптимізації інших параметрів навчання, що впливають на її функціональну ефективність.

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, інформаційно-екстремальний алгоритм, коефіцієнт функціональної ефективності, контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

1. ВСТУП

Одним із перспективних шляхів підвищення функціональної ефективності та надійності існуючих ТЕЦ є застосування інтелектуальних систем керування на основі машинного навчання та розпізнавання образів [1–3]. Але відомі методи інтелектуального аналізу даних мають в основному модельний характер, оскільки не враховують довільні початкові умови експлуатації енергогенерувальних блоків, вплив неконтрольованих збурювальних факторів, багатовимірність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання. Для усунення цих недоліків доцільним є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності здатної навчатися системи підтримання прийняття рішень (СППР), яка є обов'язковою складовою автоматизованої системи керування [4, 5]. У праці [6] розглядалася задача інформаційно-екстремального синтезу СППР для керування енергоблоком, але не була досягнута висока функціональна ефективність машинного навчання системи через те, що система контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання не була оптимальною в інформаційному розумінні.

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання здатної навчатися системи підтримання прийняття рішень як складової автоматизованої системи керування енергоблоком теплоелектроцентралі з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

2. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

2.1. Постановлення задачі

Розглянемо формалізоване постановлення задачі інформаційного синтезу СППР, що навчається. Нехай задано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o / m = \overline{1, M}\}$, які характеризують можливі функціональні стани керованого технологічного процесу. Для алфавіту $\{X_m^o\}$ сформовано вхідну багатовимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, в якій рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} / i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість структурованих ознак розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} / j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Крім того, відомий структурований вектор параметрів навчання системи розпізнавати реалізації деякого класу X_m^o із заданого алфавіту

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta_i \rangle, \quad (1)$$

де x_m – статистично усереднений двійковий вектор-реалізація (далі просто реалізація) класу X_m^o , який визначає геометричний центр контейнера класу розпізнавання, що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання; d_m – радіус контейнера класу X_m^o в бінарному просторі Хеммінга; δ_i – параметр поля контрольних допусків на ознаку розпізнавання, який дорівнює половині симетрично-

го поля контрольних допусків і визначається відносно базового класу X_1^o , що характеризує найбільш бажаний функціональний стан технологічного процесу. При цьому задано такі обмеження: $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань від центра контейнера класу X_m^o до центра контейнера сусіднього класу X_c ; $\delta_i \in [0; \delta_{H_i}/2]$, де δ_{H_i} – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра δ_i .

Необхідно в процесі навчання визначити оптимальні значення координат вектора параметрів (1), які забезпечують максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2)$$

де $E_m^{(k)}$ – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o , значення якого обчислено на k -му кроці навчання; G_E – робоча (допустима) область визначення функції КФЕ; $\{k\}$ – множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

На етапі екзамену, тобто безпосередньо в робочому режимі, необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що характеризує поточний функціональний стан технологічного процесу, одному із класів заданого алфавіту і видати рекомендації операторові для прийняття керувальних рішень.

Таким чином, розв'язок задачі інформаційного синтезу здатної навчатися СППР у рамках ІЕІ-технології полягає в оптимізації параметрів навчання шляхом ітераційного пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції.

2.2. Опис алгоритму навчання

У рамках інформаційного синтезу структуру алгоритму навчання СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання доцільно розробляти на базі категорійної моделі, яка є відображенням множин, задіяних у машинному навчанні та є узагальненням орієнтованого графа, в якому ребра є операторами перетворення відповідних множин. На рисунку 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Декартова четвірка $T \times G \times \Omega \times Z$ (рис. 1) задає універсум випробувань, де T – множина моментів часу зняття інформації; G – простір вхідних факторів, які діють на СППР; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих функціональних станів СППР; Y – вибіркова множина (вхідна навчальна матриця). Оператор $\theta: Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ відновлює на кожному кроці навчання оптимальне в інформаційному розумінні розбиття простору ознак на M класів розпізнавання. Оператор класифікації $\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|L|}$,

де $I^{|L|}$ – множина l статистичних гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: y_m^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$, а оператор ϕ обчислює значення інформаційного КФЕ, які утворюють терм-множину E . Контур оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ шляхом пошуку максимуму КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації відповідних класів замикається оператором $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Оператори δ_1 і δ_2 цілеспрямовано змінюють значення терм-множини D – контрольні допуски на ознаки розпізнавання залежно від результатів оцінювання їх впливу на КФЕ навчання СППР. Оскільки в рамках ІЕІ-технології відновлення контейнерів класів розпізнавання відбувається в радіальному базисі простору ознак, то категорійна модель містить оператор v , який здійснює за результатами оцінювання глобального максимуму КФЕ (2) перехід до нового типу вирішальних правил. Наприклад, якщо в процесі навчання СППР значення глобального максимуму КФЕ не досягає максимального граничного, то здійснюється перехід від гіперсферичних вирішальних правил до гіпереліпсоїдних або інших радіально-базисних функцій. Оператор $U: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання.

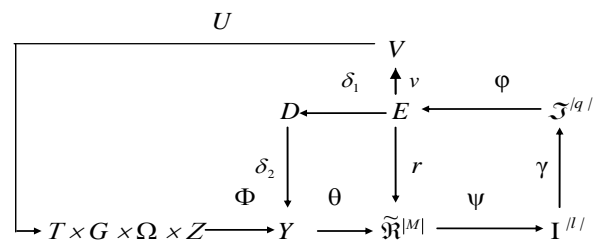


Рисунок 1 – Категорійна модель навчання СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання

Категорійну модель, показану на рис. 1, можна розглядати як узагальнену структуру алгоритму навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Крім того, така модель може бути використана при реалізації алгоритму навчання системи інформаційними засобами функціонального програмування, що є подальшим розвитком сучасних технологій програмування.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1) структуру алгоритму навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання подамо у вигляді двоциклічної ітераційної процедури:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_E \cap \{k\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)} \right\}, \quad (3)$$

де G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків.

Розглянемо алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків, за яким допуски змінюються для всіх ознак розпізнавання одночасно на задану величину. При цьому оптимальні контрольні допус-

ки визначаються для ознак розпізнавання усередненого вектора y_1 класу X_1^o , який беруть за базовий. Вхідними даними є навчальна матриця, яку подамо у вигляді масиву реалізацій класів розпізнавання $\{y_{m,i}^{(j)} / m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$, і система нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень відповідних контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Попередньо для кожної ознаки визначається ціна градації Δ , на яку змінюється i -та ознака.

Розглянемо схему реалізації алгоритму навчання СППР із гіперсферичним класифікатором і з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання.

Крок 1. Ініціалізація лічильника кроків зміни параметра $\delta: k := 0$.

Крок 2. $k := k + 1$.

Крок 3. Ініціалізація лічильника класів розпізнавання: $m := 0$.

Крок 4. $m := m + 1$.

Крок 5. Обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак відповідно:

$$\begin{cases} A_{HK,i}[k] := y_{1,i} - \delta[k]\Delta_i; \\ A_{BK,i}[k] := y_{1,i} + \delta[k]\Delta_i, \end{cases} \quad i = \overline{1, N}, \quad (4)$$

де $y_{1,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки для векторів-реалізацій базового класу X_1^o , який є найбільш бажаним для особи, що приймає рішення.

Крок 6. Формується бінарна навчальна матриця $\{x_{m,i}^{(j)}\}$ за правилом

$$x_1^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if } else. \end{cases}$$

Крок 7. Формується масив усереднених за навчальною матрицею двійкових векторів-реалізацій $\{x_{m,i} / m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m, \\ 0, & \text{if } else, \end{cases}$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$ (за замовчуванням $\rho_m = 0,5$).

Крок 8. Розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих сусідів: $\mathfrak{R}_m^2 = \langle x_m, x_1 \rangle$, де x_1 – усереднений вектор сусіднього класу X_1^o , за схемою:

1) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^o ;

2) будується матриця кодових відстаней розмірності $M \times M$ для множини векторів $\{x_m\}$;

3) для кожного рядка матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора, найближчого до вектора, що визначає рядок. За наявності декількох однако-

вих мінімальних елементів вибирається з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

4) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathfrak{R}_m^2 / m = \overline{1, M}\}$, яка задає план навчання.

Крок 9. Обчислення на кожному кроці оптимізації параметра δ інформаційного КФЕ навчання СППР. При цьому на значення радіусів гіперсферичних контейнерів накладаються обмеження

$$\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1],$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між центрами контейнерів сусідніх класів X_m^o і X_c^o .

Як критерії оптимізації параметрів навчання в методах ІЕІ-технології широко використовуються модифікації ентропійних (за Шенноном) критеріїв або інформаційної міри Кульбака, яка має вигляд

$$E_m^{(k)} = [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = [D_{l,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}] \log_2 \left(\frac{1 + (D_{l,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}) + 10^{-r}}{1 - (D_{l,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}) + 10^{-r}} \right), \quad (5)$$

де $P_{t,m}^{(k)}, P_{f,m}^{(k)}$ – повні ймовірності відповідно правильного і неправильного прийняття рішень, обчислені на k -му кроці оптимізації параметрів СППР; $D_{l,m}^{(k)}$ – перша достовірність; $\beta_m^{(k)}$ – помилка другого роду.

Для усунення поділу на нуль у формулу критерію (5) введено достатньо мале число 10^{-r} , де $1 < r \leq 3$.

Критерій (5) є ненормованим, але якщо розглянути відношення виразу (5) до його максимального значення, обчисленого при $D_{l,m}^{(k)} = 1$ і $\beta_m^{(k)} = 0$, то критерій набуває нормованого вигляду.

Крок 10. Якщо $m \leq M$, то виконується крок 4, інакше – крок 11.

Крок 11. Якщо $\delta \leq \delta_H / 2$, то виконується крок 2, інакше – крок 12.

Крок 12. Обчислення усередненого за алфавітом класів розпізнавання значення критерію (5).

Крок 13. Визначення оптимального параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

$$\delta^* = \arg \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m.$$

Крок 14. Визначення за формулою (4) оптимальної СКД на ознаки розпізнавання:

$$\{A_{HK,i}^* := y_{1,i} - \delta^*\}; \{A_{BK,i}^* := y_{1,i} + \delta^*\Delta_i\}, \quad i = \overline{1, N}.$$

Крок 15. Зупинка.

Таким чином, алгоритм інформаційно-екстремального навчання СППР полягає в ітераційній процедурі наближення глобального максимуму інформаційного КФЕ (4) до його граничного значення шляхом оптимізації параметрів функціонування СППР.

2.3. Приклад реалізації алгоритму машинного навчання

Вищенаведений алгоритм машинного навчання СППР було реалізовано для оцінювання функціонального стану енергогенерувального блока ТЕЦ м. Шостки (Україна). Алфавіт складався із трьох класів, які характеризували функціональні стани технологічного процесу. При цьому клас X_1^o характеризував функціональний стан «Норма», за якого температура та тиск пари на вході системи «турбіна – генератор» відповідали технологічному режиму; клас X_2^o – функціональний стан «Менше від норми» і клас X_3^o – функціональний стан «Більше від норми». Вектор-реалізація кожного класу розпізнавання, який формувався в процесі опитування датчиків інформації енергогенерувального блока, складався із 66 структурованих ознак. Кількість реалізацій, які утворювали навчальну матрицю для кожного класу розпізнавання дорівнювала $n=60$.

На рисунку 2 показано графік залежності інформаційного КФЕ (5) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі навчання СППР.

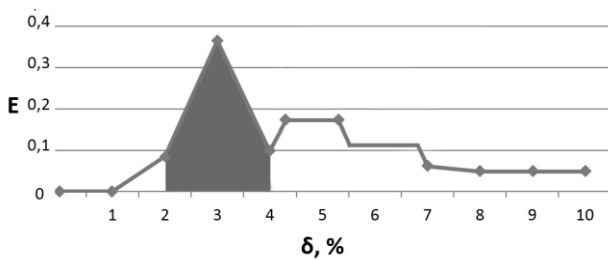


Рисунок 2 – Графік залежності усередненого нормованого інформаційного КФЕ від параметра поля контрольних допусків

Темна ділянка на графіку (рис. 2) позначає робочу (допустиму) область визначення функції критерію (5), в якій перша D_1 і друга D_2 достовірності перебільшують відповідно помилки першого та другого роду.

Аналіз рисунка 2 показує, що одержане на етапі паралельної оптимізації квазіоптимальне значення поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання становить $\delta = \pm 3$ відсотки від математичного сподівання ознак розпізнавання базового класу X_1^o . При цьому максимальне значення усередненого КФЕ дорівнює $\bar{E} = 0,36$, що в чотири рази перевершує цей показник при реалізації алгоритму навчання СППР без оптимізації контрольних допусків, але за однакових вхідних даних [7].

На рисунку 3 показано графіки залежності нормованого інформаційного КФЕ (5) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержані в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Аналіз свідчить, що для гіперсферичного класифікатора оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання X_1^o , X_2^o та X_3^o відповідно дорівнюють $d_1^* = 24$, $d_2^* = 33$ і $d_3^* = 32$.

Таким чином, встановлено залежність функціональної ефективності машинного навчання СППР від контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому недостатньо високе значення КФЕ навчання СППР обумовлює необхідність оптимізації інших параметрів навчання, що впливають на її функціональну ефективність.

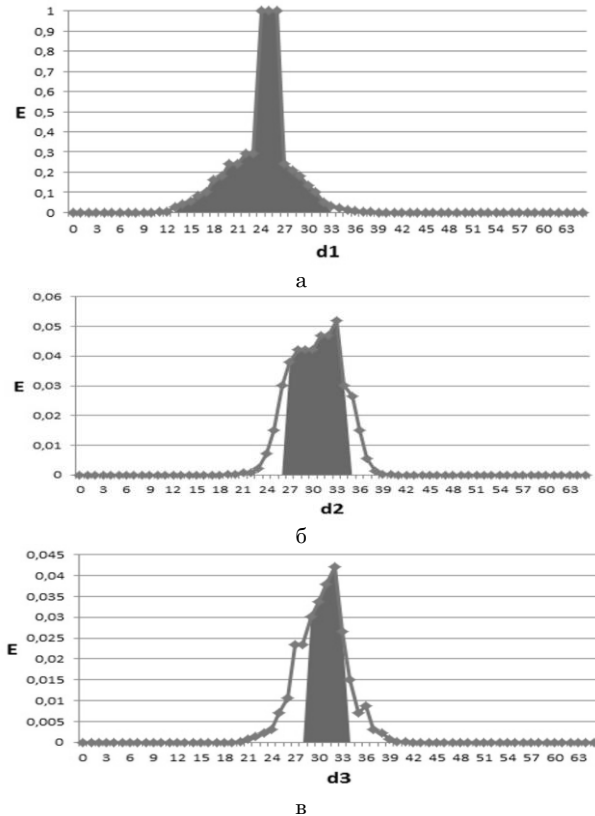


Рисунок 3 – Графіки залежності нормованого інформаційного КФЕ від радіусів контейнерів: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Запропонований підхід є альтернативний до методів керування генерувальними енергоблоками ТЕЦ, що ґрунтуються на традиційному математичному моделюванні [7] і не враховують через науково-методологічні обмеження реальні властивості слабо формалізованого технологічного процесу.

3. ВИСНОВКИ

1. Реалізація у рамках ІЕІ-технології алгоритму навчання СППР для керування енергогенерувальним блоком ТЕЦ дозволяє надати ІКС властивість адаптивності за довільних початкових умов технологічного процесу і впливу неконтрольованих збурювальних факторів.

2. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання дозволила підвищити більш ніж удвічі значення інформаційного КФЕ машинного навчання СППР порівняно з алгоритмом, запропонованим у праці [6].

3. Для підвищення значення інформаційного КФЕ машинного навчання СППР розпізнавати поточний стан технологічного процесу необхідно оптимізувати інші параметри функціонування, що впливають на функціональну ефективність системи або перейти до більш складної радіально-базисної роздільної функції.

Optimization of controlled damages on the recognition in the master education

M. V. Bibyk¹⁾, A. S. Dovbysh¹⁾

¹⁾ *Sumy State University, 2 Rymyskogo Korsakova St., 40007, Sumy, Ukraine*

Information considered extreme learning algorithm is able to study decision support system as part of the automated control system combined heat and power unit with optimized control tolerances recognition. Within the framework of information fusion algorithm optimization studies DSS ACS for signs of recognition expedient design based on categorical model, which is a reflection of sets involved in machine learning and generalization represents a directed graph, where edges are the respective operators transform sets. Algorithm extreme training information DSS is approaching iterative procedure CFE global maximum information to its limit value by optimizing the parameters of DSS. The dependence of the functional efficiency of machine learning DSS's on the control tolerances on the recognition attributes is established. This value is not high enough CFE DSS training necessitates optimization of other parameters of the study, which affect its functional efficiency. Optimization of control tolerances on recognition features allowed to increase more than twice the value of the informational CFE machine learning DSS.

Keywords: decision support system, information-extreme algorithm, coefficient of functional efficiency, control tolerances for signs of recognition.

Оптимизация контрольных допусков на признаки распознавания при машинном обучении

М. В. Бибик¹⁾, А. С. Довбыш¹⁾

¹⁾ *Сумский государственный университет, ул. Римского-Корсакова, 2, 40007, Сумы, Украина*

Рассмотрен информационно-экстремальный алгоритм обучения способной учиться системы поддержки принятия решений как составляющей автоматизированной системы управления энергоблоком теплоэлектроцентрали с оптимизацией контрольных допусков на признаки распознавания. В рамках информационного синтеза структуру алгоритма обучения системы принятия решений с оптимизацией системы контрольных допусков на признаки распознавания целесообразно разрабатывать на базе категорической модели, являющейся отражением множеств, задействованных в машинном обучении, и представляет обобщение ориентированного графа, в котором ребра являются операторами преобразования соответствующих множеств. Алгоритм информационно-экстремального обучения СППР состоит в итерационной процедуре приближения глобального максимума информационного коэффициента функциональной эффективности к его предельному значению путем оптимизации параметров функционирования СППР. Установлена зависимость функциональной эффективности машинного обучения СППР от контрольных допусков на признаки распознавания. При этом недостаточно высокое значение КФЕ обучения СППР обуславливает необходимость оптимизации других параметров обучения, влияющих на её функциональную эффективность.

Ключевые слова: система поддержки принятия решений, информационно-экстремальный алгоритм, коэффициент функциональной эффективности, контрольные допуски на признаки распознавания.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Васильев В. И. Интеллектуальные системы управления: теория и практика / В. И. Васильев, Б. Г. Ильясов. – Москва : Радиотехника, 2009. – 392 с.
2. Han J. Data mining: concepts and techniques / J. Han, M. Kamber, J. Pei. – Elsevier, 2012. – 744 p.
3. Субботин С. А. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман и др. ; под ред. С. А. Субботина. – Харьков : Компания СМІТ, 2012. – 318 с.
4. Довбиш А. С. Основы проектирования интеллектуальных систем : навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
5. Довбиш А. С. Интеллектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А. С. Довбиш, А. В. Васильев, В. О. Любчак. – Суми : СумДУ, 2013. – 191 с.
6. Довбиш А. С. Оптимізація параметрів навчання системи керування енергоблоком теплоелектроцентралі / А. С. Довбиш, М. В. Бібик, А. С. Рудий // Компресорное и энергетическое машиностроение. – 2015. – № 3 (41). – С. 37–40.

REFERENCES

1. Vasilyev, V. I., Ilyasov, B. G. (2009). Intellectual'nye sistemy upravleniya: teoriya i praktika [Intelligent control systems: theory and practice]. Moscow, Radiotekhnika [in Russian].
2. Han, J., Kamber, M., Pei, J., (2012). Data mining: concepts and techniques, Elsevier, 2012.
3. Subbotin, S. A., Oleynik, A. A., Gofman, E. A. et al. (2012). Intellectual'nye informatsyonniye tekhnologii proektirovaniya avtomatizirovannykh sistem diagnostirovaniya i raspoznavaniya obrazov [Intellectual information technologies for the design of automated systems for diagnosing and recognizing images]. Kharkiv, SMIT Company [in Russian].
4. Dovbysh, A. S. (2009). Osnovy proektuvannya intelektualnikh system: navchalnyi posibnyk [Basis in Intellectual Systems Design: Reference book]. Sumy, Sumy State University [in Ukrainian].
5. Dovbysh, A. S., Vasilyev, A. V., Lyubchak, V. O. (2013). Intelektualni informatsiyini tekhnologii v electronnomu navchanni [Intellectual information technologies in e-learning]. Sumy, Sumy State University [in Ukrainian].
6. Dovbysh, A. S., Bibik, M. V., Rudiy, A. S. (2015). Optimizaciya parametriv navchannya systemy keruvannya energoblokom teploelektrocentrali [Optimization of the training parameters of the control system of the power unit of the heat power plant]. Compressor and power engineering, 3, 37–40 [in Ukrainian]