

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО КОНТРОЛЮ ЕЛЕКТРОПРИВОДУ ШАХТНОЇ ПІДЙОМНОЇ МАШИНИ

ДОВБИШ А.С., ЗИМОВЕЦЬ В.І., КОЗЛОВ З.С.

Розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування електроприводом шахтної підйомної машини. У процесі машинного навчання здійснювалася оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання за модифікованим інформаційним критерієм Кульбака. Запропонований алгоритм реалізовано на прикладі розв'язання задачі функціонального контролю електроприводу шахтної підйомної машини.

Вступ

У гірничодобувній промисловості для підвищення функціональної ефективності керування технологічними процесами й обладнанням широко впроваджуються інтелектуальні інформаційні технології аналізу даних. Однією з важливих функцій існуючих інтелектуальних автоматизованих систем керування є прогнозування технічного стану гірничого обладнання з метою продовження терміну його служби. Це дозволяє організувати технічне обслуговування обладнання по його дійсному стану, а не за усередненими результатами напрацювання на відмову або загального часу експлуатації [1 – 3]. Необхідною умовою розв'язання цієї важливої науково-технічної задачі є впровадження функціонального контролю для забезпечення надійної експлуатації обладнання шахтної підйомної машини, оскільки його відмови можуть призвести до важких техногенних наслідків.

Найбільш поширеним апаратно-програмним інструментарієм створення інтелектуальних систем керування є штучні нейронні мережі. Але перехід на парадигму прогностичного керування пов'язаний з необхідністю аналізу великих масивів даних, що ускладнює використання штучних нейронних мереж через їх чутливість до багатовимірності алфавіту класів розпізнавання та словника ознак. Тому на практиці підвищення достовірності розпізнавання досягається двома шляхами:

- збільшення глибини машинного навчання штучної нейронної мережі, яка визначається кількістю її шарів;
- редукція простору ознак розпізнавання.

Обидва ці шляхи не гарантують підвищення функціональної ефективності машинного навчання, оскільки пов'язані із втратою інформації.

Одним із перспективних напрямків підвищення функціональної ефективності керування приводом шахтної підйомної машини є використання

ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ – технологія), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування шляхом введення в процесі її навчання додаткових інформаційних обмежень [4, 5]. Основна перевага ІЕІ-технології на відміну від штучних нейронних мереж полягає у використанні геометричного підходу до побудови вирішальних правил, що робить її практично інваріантною до вимірності простору ознак розпізнавання. В роботі [6] розглядалося застосування базового інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання для функціонального контролю електроприводу шахтної підйомної машини. При цьому одержані результати не забезпечили високої функціональної ефективності машинного навчання через апріорно неоптимальну систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

У статті з метою підвищення функціональної ефективності навчання системи функціонального контролю електроприводу, яка є складовою інтелектуальної автоматизованої системи керування шахтної підйомної машини, пропонується алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

1. Постановка задачі

Нехай сформовано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, які характеризують відповідні функціональні стани вузлів електроприводу шахтної підйомної машини, і відповідну вхідну багатовимірну (векторну) навчальну матрицю типу «об'єкт-властивість»:

$$\| y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n} \|,$$

де N, n – відповідно кількість ознак розпізнавання у векторі-реалізації (далі просто реалізація) образу і кількість реалізацій, яка дорівнює кількості циклів підйому-спуску. Таким чином, кожний стовпчик матриці $\| y_{m,i}^{(j)} \|$ містить значення навчальної вибірки відповідної ознаки розпізнавання, а j -й рядок є реалізацією з N діагностичними ознаками.

Крім того, задано вектор параметрів машинного навчання

$$g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (1)$$

де x_m – усереднена реалізація класу $\{X_m^0\}$; d_m – радіус контейнера класу $\{X_m^0\}$, що в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання; δ – параметр симетричного поля контрольних допу-

сків на ознаки розпізнавання, який дорівнює його половині.

На параметри машинного навчання задано такі обмеження: x_m – вектор, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу $\{X_m^0\}$;

$$d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1],$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань центру класу $\{X_m^0\}$ від центру найближчого (сусіднього) до нього класу X_c^0 ;

$$\delta \in [0; \delta_n / 2],$$

тут δ_n – нормоване (експлуатаційне) поле допусків, яке визначає область значень параметра δ .

На етапі машинного навчання необхідно:

1) оптимізувати параметри вектора (1) за усередненим інформаційним критерієм

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

де $E_m^{(k)}$ – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання, який обчислюється на k -му кроці навчання; G_E – робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію; $\{k\}$ – множина кроків машинного навчання;

2) за оптимальними геометричними параметрами побудувати вирішальні правила, які гарантують при функціонуванні системи діагностування безпосередньо в робочому режимі високу повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень.

2. Опис алгоритму машинного навчання

Оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання в методах ІЕІ-технології відіграє важливу роль, оскільки вони безпосередньо впливають на геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання і, отже, на точнісні характеристики класифікаційних рішень. Крім того, специфіка методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в перетворенні вхідної евклідової навчальної матриці в робочу бінарну, при якому контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядаються як рівні квантування.

На рис. 1 показано симетричне (двобічне) поле допусків на значення i -ї ознаки y_i , $i = \overline{1, N}$.

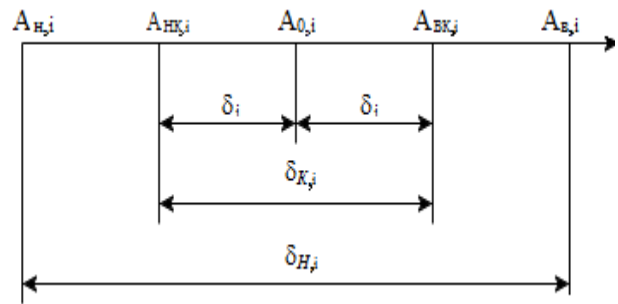


Рис. 1. Симетричне поле допусків

На рис. 1 прийнято такі позначення: $A_{0,i}$ – номінальне значення ознаки; $A_{H,i}$, $A_{B,i}$ – нижній і верхній нормовані допуски відповідно; $A_{HK,i}$, $A_{BK,i}$ – нижній і верхній контрольні допуски відповідно; $\delta_{H,i}$ – нормоване поле допусків; $\delta_{K,i}$ – контрольне поле допусків.

Розглянемо інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи функціонального контролю вузлів електроприводу шахтної підйомної машини з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Як відомо, оптимізація контрольних допусків у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється шляхом пошуку на кожному кроці навчання глобального максимуму інформаційного критерію за двоцикличною ітераційною процедурою:

$$\delta_{K,i}^* = \arg \max_{G_{\delta,i}} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}, \quad (3)$$

де $G_{\delta,i}$ – допустима область значень параметра δ_i поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання.

Процедуру (3) реалізуємо за схемою паралельної оптимізації контрольних допусків, основною перевагою якої є висока оперативність алгоритму машинного навчання у порівнянні з послідовною оптимізацією. Це пов'язано з тим, що контрольні допуски на кожному кроці навчання змінюються одночасно для всіх ознак розпізнавання.

Вхідними даними для алгоритму паралельної оптимізації є масив реалізацій навчальної матриці $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$, сформованої для заданого алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^0\}$, і нормовані допуски $\{\delta_{H,i}\}$, які визначають області значень контрольних допусків відповідних ознак розпізнавання. При цьому задано базовий клас розпізнавання X_1^0 , відносно якого обчислюються контрольні допуски на ознаки розпізнавання. На практиці в задачах функціонального контролю за базовий приймається клас розпізнавання, який характеризує нормальний режим технологічного процесу.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

- 1) ініціалізація лічильника класів розпізнавання;
- 2) ініціалізація лічильника кроків зміни параметра δ поля контрольних допусків;
- 3) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, елементи якої визначаються за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i}; \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i}; \end{cases}$$

- 4) обчислення усередненої двійкової реалізації $\{x_{m,i} | i = \overline{1, N}\}$ класів розпізнавання за правилом

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

де ρ_m – рівень селекції координат двійкової усередненої реалізації $x_m \in X_m^0$, який за замовчуванням дорівнює 0,5;

- 5) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 1;

б) розбиття множини $\{x_{m,i}\}$ на пари усереднених реалізацій сусідніх класів розпізнавання

$$\mathcal{R}_m^{|2|} = \langle x_m, x_c \rangle, \quad (4)$$

де x_c – усереднена реалізація сусіднього класу X_c^0 ;

- 7) обнуління лічильника кроків навчання: $k := 0$;
- 8) ініціалізація лічильника кроків навчання: $k := k + 1$;
- 9) оптимізація радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання – кодової відстані d_m відбувається за навчальними матрицями класів розпізнавання, які визначаються відповідними елементами розбиття (4), за ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) в робочій області визначення його функції:

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)}; \quad (5)$$

- 10) якщо $k < d(x_m \oplus x_c)$, то виконується пункт 8, інакше – пункт 11;

11) знаходиться в робочій (допустимій) області G_E максимальне значення критерію (2)

$$\bar{E}^* = \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)};$$

- 12) визначаються екстремальний крок навчання k^* , параметр поля контрольних допусків $\delta^* := k^*$ та обчислюються для всіх ознак розпізнавання оптимальні нижні і верхні контрольні допуски на ознаки розпізнавання:

$$A_{HK_i}^* = y - \delta^*; \quad A_{BK_i}^* = y_i + \delta^*;$$

13) ЗУПИН.

Як інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання в методах ІЕІ-технології може використовуватися будь-яка інформаційна міра. Але найбільш поширеними є модифіковані інформаційні міри Кульбака та Шеннона. Далі буде розглядати модифікацію інформаційної міри Кульбака, яка має вигляд [5]

$$E_{K_m}^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))] \quad (6)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність; $D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга.

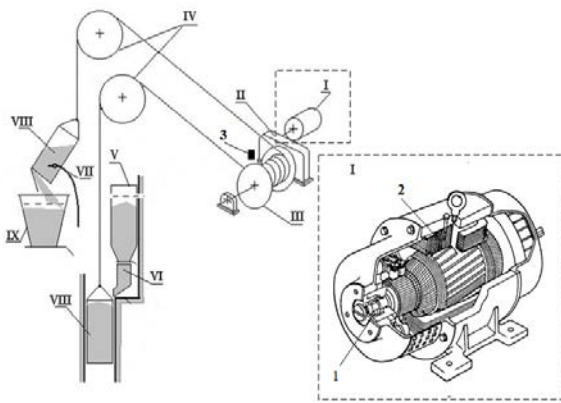
У загальному випадку залежно від потужності алфавіту класів розпізнавання може бути декілька робочих областей визначення функції інформаційного критерію. При цьому екстремальний крок навчання визначається в робочій області, де глобальне значення інформаційного критерію оптимізації є максимальним.

Таким чином, параметрами інформаційно-екстремального навчання СППР є оптимальні радіуси $\{d_m^*\}$ контейнерів класів розпізнавання, оптимальні еталонні вектори-реалізації $\{x_m^*\}$ класів розпізнавання і оптимальний параметр δ^* поля контрольних допусків, які дозволяють побудувати в просторі ознак розпізнавання вирішальні правила для прийняття рішень при функціонуванні системи в робочому режимі.

3. Приклад реалізації алгоритму машинного навчання

Реалізація запропонованого алгоритму здійснювалася на прикладі машинного навчання системи функціонального контролю електроприводу, яка є складовою автоматизованої системи керування шахтною підйомною машиною.

Структурну схему шахтної підйомної машини показано на рис. 2 [3].



а б

Рис. 2. Структурна схема шахтної підйомної машини: а – загальна схема: I - двигун підйому; II - редуктор; III - барабан; IV - копрові блоки; V - підземний бункер для корисних копалин; VI - ваговий дозатор підземного бункера; VII - розвантажувальні криві; VIII - процес розвантаження скіпа; IX - поверхневий бункер для корисної копалини; б – електропривід: 1 – датчики температури підшипника двигуна; 2 – датчики температури підшипника двигуна; 3 – датчик температури підшипника барабана

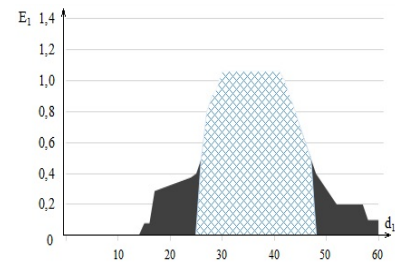
Формування навчальної матриці здійснювалося на технологічному циклі спуск-підйом функціонування ШПМ шляхом зчитування інформації з 30 датчиків з інтервалом 200 ms. В результаті кожна реалізація складалася із 60 структурованих ознак розпізнавання. Алфавіт складався з трьох класів розпізнавання: клас X_1^0 характеризував нормальний режим функціонування електроприводу; клас X_2^0 – стан підвищеної температури підшипників; X_3^0 – стан підвищеної температури обмоток двигуна. Оскільки ознаки розпізнавання мали різні шкали виміру, було виконано їх нормалізацію за методом зведених шкал.

З метою оцінки впливу системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність машинного навчання спочатку було реалізовано базовий алгоритм. На рис. 3 показано графіки залежності інформаційного критерію (6) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані при реалізації базового алгоритму машинного навчання при неоптимальному параметрі $\delta = \pm 25$.

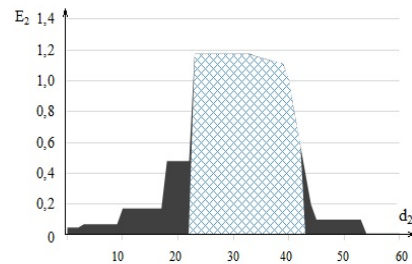
Аналіз рис. 3 показує, що отримані значення ненормованого критерію (6) є недостатньо високими, що обумовлено високим ступенем перетину класів розпізнавання. При цьому середнє значення критерію оптимізації дорівнює $\bar{E}^* = 1,17$.

Для підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи функціонального контролю було застосовано алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, при якому на кожному кроці нав-

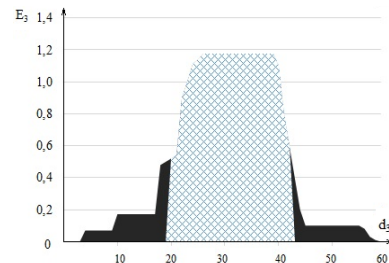
чання допуски для всіх ознак розпізнавання змінювалися одночасно.



а



б



в

Рис. 3. Графіки зміни критерію (6) при оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

На рис. 4 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі оптимізації системи діагностування вузлів електроприводу ШПМ за алгоритмом паралельної оптимізації.

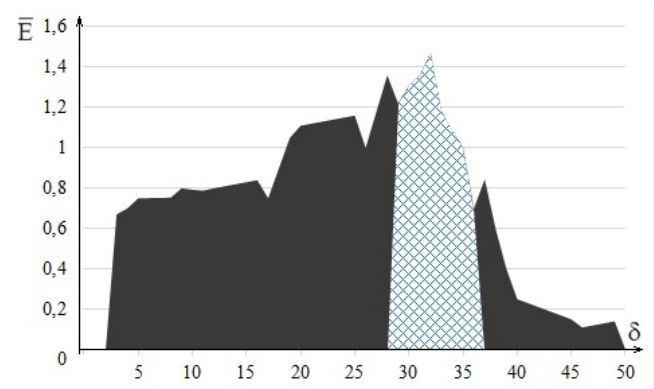


Рис. 4. Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = \pm 33$ відносних одиниць при максимальному значенні усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (6) $\bar{E}_{\max} = 1,44$, яке обчислювалося в робочій області визначення його функції. Одержане максимальне значення інформаційного критерію перевершує його значення, отримане при реалізації базового інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання. Цей факт свідчить про суттєвий вплив системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність машинного навчання.

Для побудови вирішальних правил необхідно було визначити оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рис. 5 показано графіки залежності критерію оптимізації (6) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержані при оптимальному значенні параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

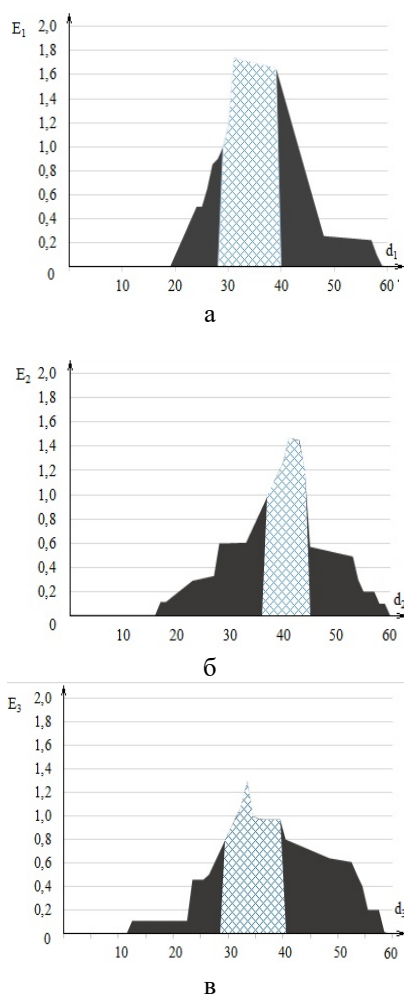


Рис. 5. Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання:

а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють відповідно: для класу X_1^0 – $d_1^* = 28$ (тут і далі в кодових одиницях); для класу X_2^0 – $d_2^* = 41$ і для класу X_3^0 – $d_3^* = 33$.

За отриманими в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішальні правила, за якими знакододатня функція належності відносить реалізацію, що розпізнається, до того класу розпізнавання із заданого алфавіту, для якого вона максимальна. При цьому функція належності реалізації до гіперсферичного контейнера, наприклад, класу X_m^0 має такий простий вигляд:

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x_e)}{d_m^*},$$

де $d(x_m \oplus x_e)$ – кодова відстань між усередненим вектором x_m^* , вершина якого визначає геометричний центр оптимального контейнера класу X_m^0 , і реалізацією x_e , що розпізнається.

Таким чином, оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання дозволила підвищити функціональну ефективність машинного навчання системи функціонального контролю електроприводу ШПИ у порівнянні з результатами реалізації базового інформаційно-екстремального алгоритму при неоптимальних контрольних допусках. Але в процесі машинного навчання не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила через суттєвий перетин класів розпізнавання в просторі ознак розпізнавання. Тому для підвищення функціональної ефективності доцільно збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації інших параметрів навчання.

Висновки

Запропонований інформаційно-екстремальний метод машинного навчання системи функціонального контролю електроприводу шахтної підйомної машини з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання дозволяє будувати високостовірні вирішальні правила. Але через суттєвий перетин класів розпізнавання в просторі ознак, що має місце в практичних задачах функціонального контролю, не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Тому в подальшому необхідно дослідити вплив на функціональну ефективність машинного навчання інших параметрів і розробити інформаційно-екстремальні алгоритми їх оптимізації.

Література: 1. *Кауцич А., Марищенко А.* Система управления и комплексной защиты шахтной подъемной установки / Журнал «Современные технологии автоматизации», 2005. № 2. С. 26 - 28. 2. *Трубецкой К. Н.* Современные системы управления горно-транспортными комплексами / К.Н. Трубецкой, А.А. Кулешов, А.Ф. Клебанов, Д.Я. Владимиров // Под ред. акад. К.Н. Трубецкого. СПб.: Наука, 2007. 306 с. 4. *Довбиш А.С.* Основы проектирования интеллектуальных систем / А.С. Довбиш. Суми: СумДУ, 2009. 171 с. 5. *Довбиш А.С.* Интеллектуальні технології в електронному навчанні / А. С. Довбиш, А. В. Васильев, В. О. Любчак. Суми: Сумський державний університет, 2013. 178 с. 6. *Зимовець В. І.* Система функціонального контролю приводу шахтної підйомної машини, яка здатна навчатися / В. І. Зимовець, А. С. Чирва, О. І. Марищенко // Журнал інженерних наук. 2016. № 2. С. 15 – 19.

Transliterated bibliography:

1. *Kashhich A., Marishhenko A.* Sistema upravlenija i kompleksnoj zashhity shahtnoj pod#jomnoj ustanovki / Zhurnal «Sovremennye tehnologii avtomatizacii», 2005. № 2. S. 26 - 28.
2. *Trubeckoj K. N.* Sovremennye sistemy upravlenija gorno-transportnymi kompleksami / K.N. Trubeckoj, A.A. Kuleshov, A.F. Klebanov, D.Ja. Vladimirov // Pod red. akad. K.N. Trubeckogo. SPb.: Nauka, 2007. 306 s.
4. *Dovbish A.S.* Osnovi proektuvannja intelektual'nih sistem / A.S. Dovbish. Sumi: SumDU, 2009. 171 c.
5. *Dovbish A.S.* Intelektual'ni tehnologii i elektronnomu navchanni / A. S. Dovbish, A. V. Vasil'ev, V. O. Ljubchak. Sumi: Sums'kij derzhavnij universitet, 2013. 178 s.
6. *Zimovec' V. I.* Sistema funkcional'nogo kontrolju privodu shahtnoï pidjomnoï mashini, zdatna navchatisja / V. I. Zimovec', A. S. Chirva, O. I. Marishhenko // Zhurnal inzhenernih nauk, 2016. № 2. S. 15 – 19.

Надійшла до редколегії 11.11.2017

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Кривуля Г.Ф.

Довбиш Анатолій Степанович, д-р техн. наук, професор; завідувач кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету. Наукові інтереси: інтелектуальний аналіз даних. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2.

Зимовець Вікторія Ігорівна, аспірантка кафедри комп'ютерних наук СумДУ. Наукові інтереси: штучний інтелект. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2, e-mail: zc.vika@gmail.com.

Козлов Захар Сергійович, аспірант кафедри комп'ютерних наук СумДУ. Наукові інтереси: машинне навчання та розпізнавання образів. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2.

Dovbish Anatoly Stepanovich, Dr. Tech. Sciences, professor; Head of Computer Science Department, Sumy State University. Scientific interests: intellectual analysis of data. Address: Ukraine, 40007, Sumy, Rimsky-Korsakov st., 2.

Zimovets Victoria I., PhD student, Computer Science Department, Sumy State University.. Scientific interests: artificial intelligence. Address: Ukraine, 40007, Sumy, Rimsky-Korsakov st., 2, e-mail: zc.vika@gmail.com.

Kozlov Zakhar Sergeevich, PhD student, Computer Science Department, Sumy State University. Scientific interests: machin learning and pattern recognition. Address: Ukraine, 40007, Sumy, Rimsky-Korsakov st., 2.