

УДК 681.518:004.93.1'

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ
З ОПТИМІЗАЦІЄЮ ЧАСОВИХ ПАРАМЕТРІВ АНАЛІЗУ
ВХІДНИХ ДАНИХ**

А. С. Довбиш, д-р тех. наук, професор;

В. В. Москаленко, аспірант;

А. С. Рижова, студентка,

Сумський державний університет,

вул. Римського-Корсакова, 2, м. Суми, 40007, Україна

Розглядається в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритм навчання інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень з оптимізацією часових параметрів аналізу вхідних даних, що формуються в процесі моніторингу слабоформалізованого технологічного процесу.

Ключові слова: *машинне навчання, розпізнавання образів, система підтримки прийняття рішень, оптимізація, інформаційний критерій, технологічний процес.*

ВСТУП

Одним із основних шляхів підвищення функціональної ефективності автоматизованих систем керування (АСК) слабо формалізованими технологічними процесами (ТП), що функціонують за умов апріорної невизначеності та дії неконтрольованих збурюючих факторів, є надання їм властивості адаптивності на базі ідей та методів машинного навчання та розпізнавання образів [1-3]. При цьому неоптимальні часові параметри аналізу вхідних даних часто призводять до низької ефективності машинного навчання за ретроспективними навчальними вибірками.

За умов нестационарності статистичних характеристик керованого процесу тривалість його спостереження розділяють на кілька інтервалів, для кожного з яких здійснюється окреме навчання [4]. Внаслідок цього зменшується перетин класів розпізнавання, однак збільшення кількості інтервалів при зменшенні їх тривалості призводить до зменшення оперативності навчання, а також може викликати відсутність необхідного обсягу статистики для формування репрезентативних вибірок параметричного алфавіту класів розпізнавання.

При формуванні ретроспективної навчальної та контрольної (екзаменаційної) вибірок важливого значення набуває вибір кроку квантування реалізацій образу в часі [5]. Вибір малого кроку квантування призводить до завантаження промислової мережі передачі даних та зниження заводозахисності системи керування. Великий крок квантування в часі реалізацій образу в процесі навчання може призвести до зменшення репрезентативності ретроспективної навчальної вибірки, а в процесі розпізнавання призвести до зменшення оперативності виявлення функціональних станів керованого процесу за экзаменаційною вибіркою, а інколи і до повної втрати спостережуваності функціонального стану.

Асинхронність інформаційних потоків, наявність інерційності та запізненнь в каналах керування і зворотного зв'язку знижують інформативність ознак розпізнавання, що зчитуються в однаковий момент часу. В праці [6] запропоновано використовувати в таких випадках навчальну матрицю з ретроспективним зсувом, однак не розглянуто оптимізацію величини ретроспективного зсуву для кожної ознаки розпізнавання.

У статті розглядається процес оптимізації часових параметрів аналізу вхідних даних, як тривалість інтервалів спостереження за процесом, крок квантування в часі реалізацій образу та величина ретроспективного зсуву моментів зчитування ознак розпізнавання на прикладі інтелектуальної інформаційно-екстремальної системи підтримки прийняття рішень (СППР), що є складовою автоматизованої системи керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо інтелектуальну АСКТП, що побудована на базі здатної навчатися СППР. Нехай відома апріорно класифікована багатовимірною нечітка навчальна матриця $\{y_{m,i}^{(j)}(T_r) | i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}; m = \overline{1, M}; r = \overline{1, R}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання; n – кількість спостережень за функціональним станом процесу протягом часового інтервалу T_r ; M – потужність алфавіту класів розпізнавання; R – кількість часових інтервалів спостереження тривалістю T_r , на які поділено загальну тривалість технологічного процесу. Необхідно в режимі навчання побудувати чітке розбиття простору ознак розпізнавання на класи розпізнавання $\{X_m^o(T_r) | m = \overline{1, M}\}$, які характеризують функціональні стани керованого процесу, шляхом оптимізації координат структурованого вектора параметрів функціонування

$$g = \langle T_r, \Delta, \tau_i, \delta_{i,r}, d_{m,r} \rangle, \quad (1)$$

де T_r – тривалість кожного з R інтервалів спостереження за процесом; Δ – крок квантування в часі реалізацій образу; τ_i – ретроспективний зсув i -ї ознаки розпізнавання; $\delta_{i,r}$ – параметр поля контрольних допусків на i -ту ознаку розпізнавання, що визначається відносно базового класу $X_1^o(T_r)$, який характеризує найбільш бажаний функціональний стан; $d_{m,r}$ – радіус контейнера класу $X_m^o(T_r)$ в бінарному просторі Хеммінга Ω .

При цьому задано такі обмеження: вершина вектора x_m визначає геометричний центр контейнера класу $X_m^o(T_r)$; $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань від центра контейнера класу X_m^o до центра сусіднього контейнера класу $X_c(T_r)$; $\delta_{i,r} \in [0; \delta_{H,i} / 2]$, де $\delta_{H,i}$ – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра $\delta_{i,r}$.

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування (1), що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання критерію функціональної ефективності навчання (КФЕ):

$$\bar{E}^* = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\{k\}} E_{m,r} \right], \quad (2)$$

де $E_{m,r}$ – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу $X_m^o(T_r)$; $\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

У режимі екзамену, тобто безпосередньо у робочому режимі СППР, необхідно прийняти рішення про належність реалізацій образу, що характеризують поточний функціональний стан процесу, до відповідного класу із сформованого на етапі навчання алфавіту $\{X_m^o(T_r) \mid m = \overline{1, M}\}$ і таким чином дефазифікувати функціональний стан АСКТП.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ

Розглянемо основні узагальнені етапи алгоритму послідовної оптимізації часових параметрів аналізу даних в процесі навчання інформаційно-екстремальної СППР:

1. Оптимізація тривалості інтервалів спостереження за процесом T_r ,

при $\Delta = \frac{1}{2}(\Delta_{\max} - \Delta_{\min})$ і $\tau_i = 0$ за ітераційною процедурою:

$$T_r^* = \arg\left\{ \max_{G_{T_r}} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \max_{G_\delta} \bar{E}_r^{|\overline{M}|} \right\} \right\}, \quad (3)$$

де G_{T_r} – область допустимих значень тривалості інтервалів спостереження за технологічним процесом; G_δ – область допустимих значень поля контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання; $\bar{E}_r^{|\overline{M}|}$ – усереднений за алфавітом $\{X_m^o(T_r)\}$ інформаційний критерій функціональної ефективності навчання.

2. Оптимізація кроку квантування в часі реалізацій образу Δ при $T_r = T_r^*$ і $\tau_i = 0$ за ітераційною процедурою:

$$\Delta^* = \arg\left\{ \max_{G_\Delta} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \max_{G_\delta} \bar{E}_r^{|\overline{M}|} \right\} \right\}, \quad (4)$$

де G_Δ – область допустимих значень кроку квантування у часі реалізацій образу.

3. Оптимізація величини ретроспективного зсуву моменту зчитування ознак розпізнавання відносно моменту зчитування першої ознаки розпізнавання при $T_r = T_r^*$ і $\Delta = \Delta^*$ за ітераційною процедурою:

$$\tau_i^* = \arg\left\{ \max_{G_{\tau_i}} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \max_{G_\delta} \bar{E}_r^{|\overline{M}|} \right\} \right\}, \quad (5)$$

де G_{τ_i} – область допустимих значень ретроспективного зсуву моменту зчитування i -ї ознаки розпізнавання, $i = \overline{2, N}$.

4. ЗУПИН.

Внутрішній цикл ітераційних процедур (3), (4) та (5) здійснює оптимізацію контрольних допусків в рамках симетричної стратегії за паралельно-послідовним алгоритмом, коли реалізація паралельного алгоритму дозволяє визначити стартові контрольні допуски, які є вхідними для алгоритму послідовної оптимізації [4, 7]. При цьому структура ітераційної процедури оптимізації поля контрольних допусків за паралельним алгоритмом має вигляд

$$\delta_r^* = \langle \arg \max_{G_\delta} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[\max_{\{d_m\} \in G_{d_m}} E_{m,r} \right] \right] \rangle, \quad (6)$$

$$G_\delta - \\ \delta_r = \delta_{i,r}, i = \overline{1, N}; G_{d_m} - \\ X_m^o(T_r).$$

Алгоритм ітераційної оптимізації контрольних допусків за послідовним алгоритмом, полягає у наближенні глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації до граничного його значення в допустимій області значень функції критерію і має таку структуру ітераційної процедури оптимізації:

$$\{\delta_{i,r}^*\} = \langle \arg \otimes_{l=1}^L \left[\max_{G_{\delta_i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[\max_{\{d_m\} \in G_{d_m}} E_{m,r} \right] \right] \right] \rangle, i = \overline{1, N}, \quad (7)$$

$$G_{\delta_i} - \\ ; \otimes - ; L -$$

Як КФЕ навчання використаємо модифіковану інформаційну міру Кульбака, в якій розглядається відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень P_i до повної ймовірності помилкового прийняття рішень P_f . Для двохальтернативних гіпотез модифікований критерій Кульбака має вигляд

$$E_m^{(k)} = \left[P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)} \right] \cdot \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \left| \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5 \cdot D_{1,m}^{(k)} + 0,5 \cdot D_{2,m}^{(k)} \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5 \cdot \binom{(k)}{m} + 0,5 \cdot \binom{(k)}{m} \\ \binom{(k)}{m} = 1 - D_{1,m}^{(k)}; D_{2,m}^{(k)} = 1 - \binom{(k)}{m} \end{array} \right| = \\ = \left[D_{1,m}^{(k)} - \binom{(k)}{m} \right] \cdot \log_2 \left(\frac{1 + (D_{1,m}^{(k)} - \binom{(k)}{m})}{1 - (D_{1,m}^{(k)} - \binom{(k)}{m})} \right), \quad (8)$$

де $D_{1,m}^{(k)}$ – перша достовірність, обчислена для m -го кластера на k -му кроці оптимізації параметрів СППР; $D_{2,m}^{(k)}$ – друга достовірність; $\binom{(k)}{m}$ – помилка першого роду; $\binom{(k)}{m}$ – помилка другого роду.

Нормовану модифікацію критерію (8) представимо у вигляді

$$E_m^{(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (9)$$

де E_{\max} – значення критерію при $D_{1,m}^{(k)} = 1$ та $\beta_m^{(k)} = 0$.

При цьому робоча область визначення функції інформаційного КФЕ обмежена нерівностями $D_1 \geq 0,5$ і $D_2 \geq 0,5$.

Таким чином, алгоритм навчання інформаційно-екстремальної СППР полягає в ітераційній процедурі наближення глобального максимуму інформаційного КФЕ (2) до його граничного значення шляхом оптимізації параметрів функціонування СППР (1), що включають як поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання та геометричні параметри розбиття, так і часові параметри формування навчальної та екзаменаційної матриць.

ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ

Запропоновані алгоритми реалізовано при синтезі інтелектуальної СППР, яка є складовою частиною АСК ТП вирощування великогабаритних монокристалів (діаметром більше 500 мм) на ростовій установці типу “РОСТ”, що розроблена і експлуатується в науково-технологічному комплексі “Інститут монокристалів” НАН України (м. Харків) [8]. Формування вхідного математичного опису здійснюється за результатами аналізу серії аналогічних вирощувань, де архівні тренди контрольованих параметрів ТП попередньо приведені до єдиного синхронного кроку квантування в часі ($\Delta_{\min} = 20$ с), використовуючи інтерполяцію за методом найближчого сусіда. При цьому архівна історія кожного ростового процесу доповнена результатами лабораторного контролю якості монокристалу вдовж координати його висоти у вигляді маркерів на часових відмітках, що відповідають моменту критичного необоротного відхилення структурних, оптичних та спектрометричних показників якості від норми. Потужність апріорного алфавіту класів розпізнавання становить $M = 3$, кожен з яких містить по 90 векторів-реалізацій і характеризує неконтрольовані зміни форми фронту кристалізації, що супроводжують виникнення дефектів кристалічної структури (рис.1).

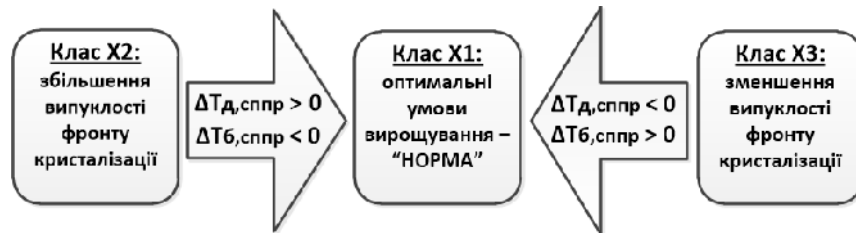


Рисунок 1– Априорний алфавіт розпізнавання та асоційовані впливи на температури донного та бічного нагрівачів

При цьому зміна форми фронту кристалізації обумовлена помилками керування базової АСК при паразитних процесах плавлення та кристалізації на стінках тигля, перебільшенні тиску в підживлювачі, термічному подовженні вимірювального щупа, короткочасних відмовах функціональних модулів АСК ТП тощо і призводить до збільшення помилок вимірювання діаметру вирощуваного монокристалу. Без додаткових корегуючих впливів виникають необоротні критичні відхилення якості вирощуваного монокристалу від норми.

На рис.2 показано принцип формування навчальної вибірки класу X_2^0 розпізнавання на базі вибірових послідовностей векторів-реалізацій образу протягом періоду одна-дві години, що передує моменту критичного відхилення показників якості МК від норми.

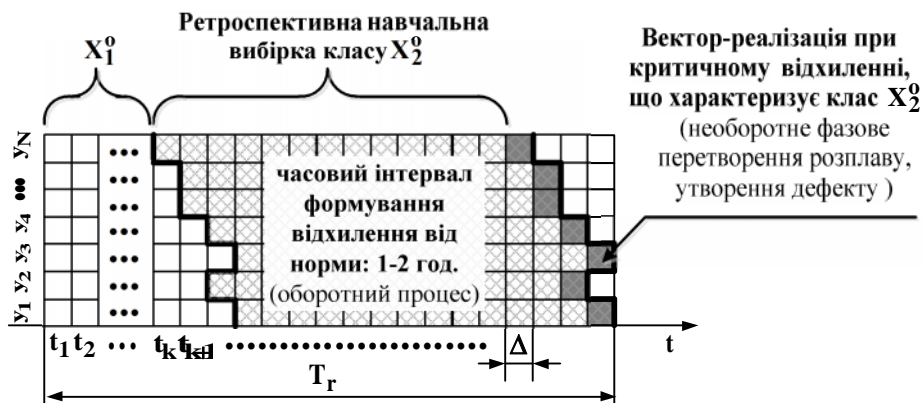


Рисунок 2 – Ілюстрація принципу формування навчальної матриці з ретроспективним зсувом моментів зчитування ознак розпізнавання

Словник ознак розпізнавання включає $N = 16$ ознак розпізнавання, що характеризують процес керування тепловими умовами вирощування (температури бічного та донного нагрівачів, помилки керування нагрівачами, споживана потужність нагрівачів, температура та тиск охолоджуючої рідини на вході та виході кристалотримача, тиск інертного газу в печі), а також ознаки, що характеризують стан розплаву (зміна рівня розплаву при дискретному витягуванні кристалотримача, швидкість падіння рівня розплаву в процесі кристалізації, помилка керування діаметром МК).

При оптимізації часових параметрів аналізу вхідних даних прийнято такі обмеження: $3 \text{ год} < T_r < 24 \text{ год}$; $20 \text{ с} < \Delta < 180 \text{ с}$; $0 \leq \tau_i \leq 8\Delta \text{ с}$.

Права границя області допустимих значень параметра T_r визначається мінімальним часовим інтервалом, протягом якого за ростовими даними одного вирощування можна отримати вибірові послідовності реалізацій трьох класів розпізнавання, а ліва границя області визначається тривалістю процесу вирощування до виходу монокристалу за межі тигля, протягом якого процесу тепломасопереносу сильно відрізняється від процесів тепломасопереносу після виходу за межі тигля. Ліва межа області допустимих значень параметра Δ визначається максимальною частотою зчитування технологічних параметрів, що доступна технічним засобам АСКТП, а права межа області мінімальним обсягом вибірової послідовності векторів-реалізацій образу і тривалістю формування критичного відхилення умов вирощування від базового функціонально стану АСКТП.

На рис. 3а показано процес оптимізації тривалості інтервалів спостереження T_r при $\Delta = 80 \text{ с}$, а на рис. 3б – процес оптимізації кроку квантування в часі реалізацій образу Δ при $T_r = 12 \text{ год}$. При цьому на рис. 3 і далі штриховані ділянки графіків відповідають робочій області визначення функції інформаційного КФЕ, в якій перша і друга достовірності перебільшують відповідно помилки першого і другого роду.

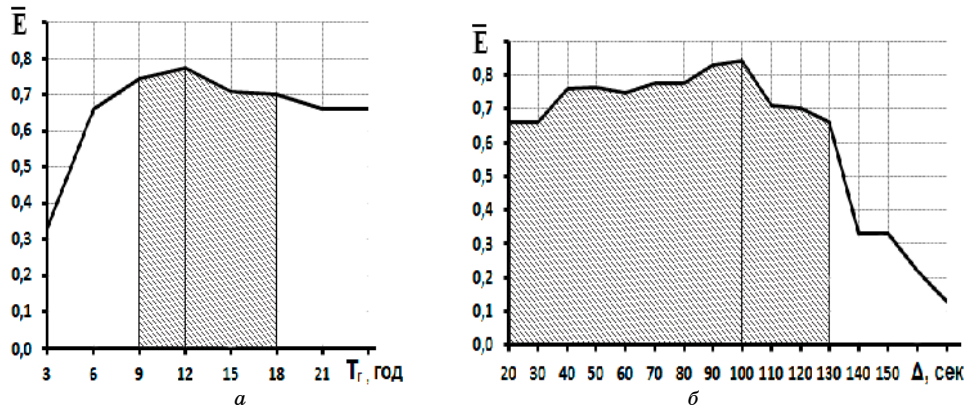


Рисунок 3 – Графіки залежності нормованого усередненого інформаційного КФЕ:
 а – від тривалості інтервалів спостереження за технологічним процесом;
 б – від кроку квантування в часі реалізації образу

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальна тривалість інтервалу спостереження за процесом становить $T_r^* = 12$ год, а оптимальний крок квантування реалізацій образу $\Delta^* = 100$ с.

На рис.4 показано процес оптимізації ретроспективного зсуву моментів зчитування ознак розпізнавання, для яких це призводить до зростання їх інформативності.

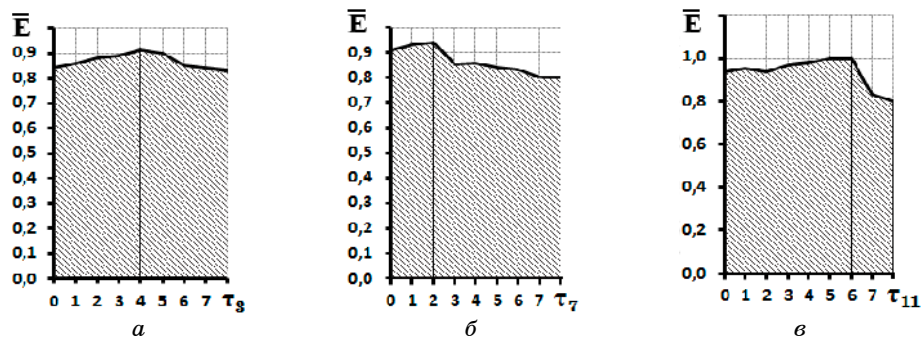


Рисунок 4 – Графіки залежності нормованого усередненого інформаційного КФЕ від ретроспективного зсуву моменту зчитування:
 а – для 3-ї ознаки; б – для 7-ї ознаки; в – для 11-ї ознаки

Аналіз рис.4 показує, що в результаті послідовної оптимізації ретроспективного зсуву для 3-ї, 7-ї і 11-ї ознак розпізнавання, для яких н становить $\tau_3^* = 4$ с, $\tau_7^* = 2$ с і $\tau_{11}^* = 6$ с відповідно, вдалося побудувати вирішальні правила, достовірність яких наближена до максимальної граничної ($\bar{E}_{гран}^*$).

ВИСНОВКИ

1. У рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології розроблено алгоритми навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів з оптимізацією просторово-часових параметрів функціонування системи, що дозволило підвищити достовірність прийняття корегуючих рішень.

2. Фізичне моделювання за даними архівної історії вирощування скінтіляційних монокристалів показало, що використання

інформаційно-екстремального навчання з оптимізацією часових параметрів аналізу вхідних даних підвищило функціональну ефективність навчання.

SUMMARY

INTELLIGENT AUTOMATED CONTROL SYSTEM WITH OPTIMIZATION OF TIME PARAMETERS OF INPUT DATA

*A. Dovysh, V. Moskalenko, A. Rizhova,
Sumy State University
2, Rymsky-Korsakov Str., Sumy, 40007, Ukraine*

The article considers learning algorithm of intelligent decision support system within the information-extreme intelligent technology with optimization of time parameters of analysis of input data that is obtained through monitoring of weakly-formalized technological process.

Keywords: machine learning, pattern recognition, decision support system, optimization, information criterion, technological process.

РЕЗЮМЕ

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНО-АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ С ОПТИМИЗАЦИЕЙ ВРЕМЕННЫХ ПАРАМЕТРОВ АНАЛИЗА ВХОДНЫХ ДАННЫХ

*A. С. Довбыш, В. В. Москаленко, А. С. Рыжова,
Сумский государственный университет,
ул. Римского-Корсакова, 2, г. Сумы, 40007, Украина*

В рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии рассматривается алгоритм обучения интеллектуальной системы поддержки принятия решений с оптимизацией временных параметров анализа входных данных, формирующихся в процессе мониторинга слабоформализованного технологического процесса.

Ключевые слова: машинное обучение, распознавание образов, система поддержки принятия решений, оптимизация, информационный критерий, технологический процесс.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- 1 Симанков В. С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В. С. Симанков, Е. В. Луценко. – Краснодар: техн. ун-т Кубан. гос. технол. ун-та, 1999. – 318 с.
- 2 Карпов Л. Е. Адаптивное управление по прецедентам, основанное на классификации состояний управляемых объектов / Л. Е. Карпов, В. Н. Юдин // Труды Института Системного Программирования РАН. – 2007. – Т.13, Ч.2. – С.37-57.
- 3 Жданов А. А. Автономный искусственный интеллект / А. А. Жданов. – М. : БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. – 359 с.
- 4 Довбиш А. С. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для керування вирощуванням монокристалів / А. С. Довбиш, В. С. Суздаль, В. В. Москаленко // Вісник СумДУ. Серія Технічні науки. – 2011. – № 2. – С.39-47.
- 5 Краснопопсовський А. С. Оптимізація кроку дискретизації реалізацій образу в інтелектуальних системах / А. С. Краснопопсовський, С. О. Заговора, М. В. Козинець // Управляющие системы и машины. – 2003. – № 1. – С. 42-47.
- 6 Дзюба О. О. Застосування навчальної матриці з ретроспективним зсувом при класифікаційному керуванні / О. О. Дзюба, С. М. Котенко // Вісник СумДУ. Серія Технічні науки. – 2012. – № 1. – С. 78-83.
- 7 Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
- 8 Суздаль В. С. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание / В. С. Суздаль, П. Е. Стадник, Л. И. Герасимчук, Ю. М. Епифанов. – Х. : ИСМА, 2009. – 260 с.

Надійшла до редакції 29 серпня 2013 р.