

УДК 004.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.1.25>

Ігор ШЕЛЕХОВ

кандидат технічних наук, доцент кафедри кібернетики та інформатики,
Сумський національний аграрний університет, i.shelehov@cs.sumdu.edu.ua
ORCID: 0000-0003-4304-7768

Дмитро ПРИЛЕПА

кандидат технічних наук, асистент кафедри комп'ютерних наук,
Сумський державний університет, d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua
ORCID: 0000-0002-4022-5496

Владислав АВЛАСОВИЧ

аспірант кафедри комп'ютерних наук,
Сумський державний університет, avlasovychwork@gmail.com

Олексій КОЛІСНИК

аспірант кафедри комп'ютерних наук,
Сумський державний університет, mrkolisnyk13@gmail.com

**МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІЄРАРХІЧНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ
В ХІМІКО-ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСАХ**

Анотація. У статті розглянуто розробку інтелектуальної ієрархічної системи керування хіміко-технологічним процесом на основі інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ). Описано процес створення математичної моделі та алгоритмів побудови ієрархічних класифікаторів, що дозволяють покращити ефективність управління складними хіміко-технологічними процесами на підприємствах. Підходи до оптимізації системи, засновані на функціонально-статистичних випробуваннях, а також методи навчання й адаптації класифікаторів у процесі експлуатації, дозволяють створити гнучку і адаптивну систему, яка може ефективно реагувати на зміни умови технологічного процесу.

Метою роботи є покращення технологічного керування та автоматизація процесів на хімічних підприємствах через впровадження інтелектуальних систем з елементами машинного навчання.

Методологія дослідження включає використання математичних моделей та алгоритмів, що забезпечують точне налаштування й контроль параметрів технологічних процесів, а також тестування ефективності запропонованої системи на реальних даних. При цьому перспективним напрямком їх подальшого розвитку є впровадження ієрархічних класифікаторів, що зарекомендували себе ефективним засобом підвищення достовірності рішень щодо визначення функціонального стану процесів різної природи.

Наукова новизна роботи полягає в застосуванні ієрархічних моделей та методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології проєктування автоматизованих, здатних до машинного навчання систем керування. Згідно з розрахунками, використання такого підходу дозволить забезпечити функціональну ефективність керування виробничими процесами в режимі реального часу.

Ключові слова: інтелектуальна система керування, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, навчальна матриця, критерій функціональної ефективності, ієрархія, хіміко-технологічний процес.

Ihor SHELEHOV, Dmytro PRYLEPA, Vladyslav AVLASOVYCH, Olexsii KOLISNYK. MODELS AND METHODS FOR DESIGNING INTELLIGENT HIERARCHICAL CONTROL SYSTEMS IN CHEMICAL ENGINEERING PROCESSES

Abstract. The article examines the development of an intelligent hierarchical control system for chemical-technological processes based on the information-extreme intelligent technology (IEIT). It describes the process of creating a mathematical model and algorithms for constructing hierarchical classifiers, which enhance the efficiency of managing complex chemical-technological processes at industrial enterprises. The approaches to system optimization, grounded in functional-statistical testing, along with the methods for training and adapting classifiers during operation, enable the creation of a flexible and adaptive system capable of effectively responding to changing conditions within the technological process.

The aim of the work is to improve technological control and process automation at chemical enterprises through the implementation of intelligent systems incorporating elements of machine learning.

The research methodology involves the use of mathematical models and algorithms that ensure precise tuning and control of technological process parameters, as well as the evaluation of the proposed system's effectiveness using real-world data. A promising direction for further development lies in the implementation of hierarchical classifiers, which have proven to be an effective means of enhancing the reliability of decisions related to the assessment of the functional state of processes of various natures.

The scientific novelty of this work lies in the application of hierarchical models and methods of information-extreme intelligent technology for the design of automated, machine learning-capable control systems. According to the calculations, the use of this approach enables functional efficiency in managing production processes in real-time.

Key words: intelligent control system, information-extremal intelligent technology, training matrix, criterion of functional efficiency, hierarchy, chemical and technological process.

Постановка проблеми. Сучасний розвиток хіміко-технологічних процесів потребує впровадження ефективних і гнучких систем керування, здатних адаптуватися до різноманітних умов виробництва. Оскільки ці процеси часто характеризуються високою складністю та множинними змінними, важливу роль відіграють системи автоматизації та інтелектуального керування, що забезпечують не лише точність, а й стабільність процесу. Зокрема, в умовах виробництва складних мінеральних добрив необхідно забезпечити контроль і оптимізацію параметрів технологічних процесів для досягнення високої якості продукції та зниження енергетичних та сировинних витрат.

Розробка ієрархічних систем керування, здатних до машинного навчання, є перспективним напрямом у автоматизації хіміко-технологічних процесів. Це дозволяє враховувати динамічні зміни в технологічному процесі та коригувати параметри в реальному часі, що значно підвищує ефективність систем. Проте, незважаючи на численні досягнення в цій галузі, залишається низка відкритих питань щодо моделювання та оптимізації таких систем, що потребує подальших досліджень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останні дослідження в галузі автоматизованих систем керування хіміко-технологічними процесами зосереджені на інтеграції новітніх технологій штучного інтелекту та інтелектуальних систем, які здатні адаптуватися до змінних умов виробництва [5, 7, 11]. Важливими напрямками є розробка математичних моделей навчання та екзамени, що дозволяють оптимізувати параметри керування на основі великих даних, отриманих від сенсорів та датчиків, що контролюють хіміко-технологічні параметри.

Зокрема, в праці [10] висвітлюються підходи до створення інтелектуальних класифікаторів для хіміко-технологічних процесів, які можуть автоматично коригувати керуючі параметри у відповідь на зміну вхідних умов. Інші дослідження [6, 8] фокусуються на застосуванні інформаційно-екстремальних технологій для оптимізації енергоспоживання в процесах виробництва складних добрив, що дозволяє зменшити витрати енергії та підвищити стабільність виробничих циклів.

Проблеми, пов'язані з відсутністю уніфікованих підходів до інтеграції інтелектуальних класифікаторів у системи автоматизації хіміко-технологічних процесів, досліджуються в працях [13] та [9]. Це дозволяє впроваджувати гнучкі системи, які можуть адаптуватися до змін умов та ефективно працювати з різними технологічними процесами.

Таким чином, розвиток інтелектуальних систем для автоматизації хіміко-технологічних процесів є актуальним та важливим напрямом, що потребує подальшого дослідження та впровадження новітніх математичних моделей та методів підвищення функціональної ефективності даних систем.

Матеріал і результати досліджень. Основна ідея методів інформаційно-екстремального машинного навчання в автоматизованих системах керування хіміко-технологічними процесами полягає в адаптації вхідного математичного опису системи для максимізації ймовірності точного розпізнавання та класифікації об'єктів і станів процесу. Це надзвичайно важливо в хіміко-технологічних процесах, де параметри процесу (температура, тиск, рівень) можуть змінюватися дуже швидко, що ускладнює точне відстеження та коригування параметрів у реальному часі.

Процес встановлення відповідності між даними, що надходять з різних сенсорів, та станами на технологічному обладнанні чутливий до кількості класів розпізнавання, таких як рівень тиску, температура, чи витрати. В рамках ІЕІ-технології розглядається геометричне представлення простору ознак, де в процесі машинного навчання формуються контейнери класів розпізнавання, які залишаються інваріантними до змін, що виникають внаслідок варіацій технологічних параметрів [2, 4].

Розглянемо задачу застосування інформаційно-екстремальних методів машинного навчання для побудови інтелектуальної системи керування хіміко-технологічними процесами, здатної виконувати класифікацію та аналіз на основі отриманих даних від сенсорних систем.

Нехай задано алфавіт діагностичних класів $\{X_m^o | m = 1, M\}$, який сформований на основі основних функціональних станів системи керування хіміко-технологічним процесом. Особливості автоматизованого керування, що включає постійний моніторинг основних технологічних параметрів, дозволяють використовувати дані датчиків для формування навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)} | i = 1, N; j = 1, n\|$. У цьому випадку кожен рядок матриці $\{y_{m,i}^{(j)} | i = 1, N\}$ відповідає j -ій реалізації, а стовпчик $\{y_{m,i}^{(j)} | j = 1, n\}$ – навчальній вибірці для i -ї діагностичної ознаки.

Згідно з концепцією ІЕІ-технології вхідна навчальна матриця в ході глибокого машинного навчання трансформується у множину вирішальних правил, параметри яких оптимізуються (в інформаційному сенсі) шляхом максимізації функціональної ефективності ієрархічної системи. При цьому глибина навчання передбачає два рівні: на першому – оптимізацію фенотипних параметрів (геометричних характеристик гіперсферичних контейнерів функціональних станів), а на другому – генотипних параметрів, тобто системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У результаті структурований вектор параметрів, що впливають на функціональну ефективність глибокого навчання, має вигляд:

$$g^{(h,s)} = \langle \{x_{0,i}^{(h,s)}\}, d_0^{(h,s)}, \{x_{1,i}^{(h,s)}\}, d_1^{(h,s)}, \{\delta_{K,i}^{(h,s)}\} \rangle \quad (1)$$

де $x_{0,i}^{(h,s)}$ – усереднений вектор ознак базового стану хіміко-технологічного процесу $x_0^{(h,s)}$ на h -му ярусі s -й страті ієрархічного дерева; $x_{1,i}^{(h,s)}$ – усереднений вектор ознак найближчого до базового функціонального стану $x_1^{(h,s)}$ на h -му ярусі s -й страті; $d_0^{(h,s)}$ – радіусом гіперсферичного контейнера базового функціонального стану $x_0^{(h,s)}$; $d_1^{(h,s)}$ – радіус гіперсферичного контейнера найближчого до базового функціонального стану $x_1^{(h,s)}$; K – множина кроків машинного навчання; $\delta_{K,i}^{(h,s)}$ – параметром, який дорівнює половині контрольного поля допусків на ознаки функціональних станів h -го ярусу s -ої страти.

У процесі машинного навчання системи керування хіміко-технологічним процесом необхідно оптимізувати параметри вектора (1) для кожної страти ієрархічної структури функціональних станів:

$$E^{(h,s)} = \frac{\max_{G_E \cap G_{d_0^{(h,s)}}} E_0^{(h,s)}(d_0^{(h,s)}) + \max_{G_E \cap G_{d_1^{(h,s)}}} E_1^{(h,s)}(d_1^{(h,s)})}{2} \quad (2)$$

На основі отриманих у ході навчання оптимальних геометричних параметрів контейнерів реалізації станів, слід побудувати для кожної страти відповідні вирішальні правила, які забезпечують високу достовірність прийняття рішень про поточний стан процесу. На етапі екзамєну система повинна класифікувати структурований вектор значень технологічних ознак, віднісши його до одного з класів сформованого алфавіту фінальної страти.

Таким чином, задача інформаційно-екстремального синтезу здатної до навчання системи полягає в оптимізації параметрів навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2) до його граничного значення.

На рисунку 1 зображено функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування хіміко-технологічними процесами з оптимізацією параметрів моделі.

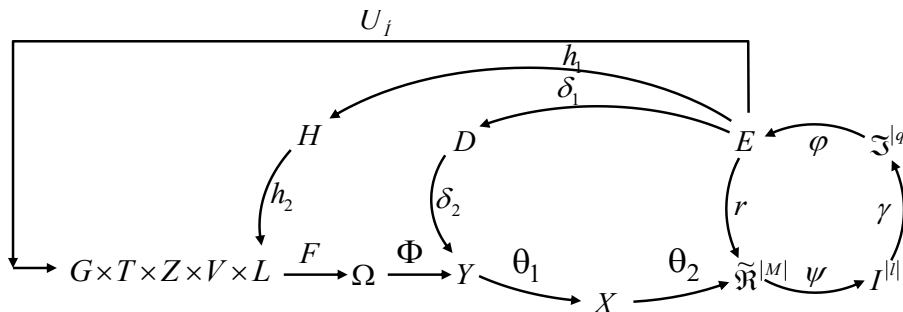


Рис. 1. Модель машинного навчання з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання [4]

Така модель включає кілька основних контурів:

- контур оптимізації геометричних параметрів $\boxed{\psi \rightarrow \gamma \rightarrow \phi \rightarrow r}$;
- контур оптимізації системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання $\theta_1 \rightarrow \theta_2 \rightarrow \psi \rightarrow \gamma \rightarrow \phi \rightarrow r \rightarrow \delta_1 \rightarrow \delta_2$;
- контур оптимізації параметрів ієрархічної структури вирішальних правил $F \rightarrow \Phi \rightarrow \theta_1 \rightarrow \theta_2 \rightarrow \psi \rightarrow \gamma \rightarrow \phi \rightarrow r \rightarrow \delta_1 \rightarrow \delta_2 \rightarrow h_1 \rightarrow h_2$.

У функціональній категорійній моделі, представлений на рис. 1, застосовано наступні позначення [3]: G – простір вхідних сигналів (факторів); T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів; L – ієрархічна структура класифікатору, що

формується; Y – множина сигналів після первинної обробки інформації; X – множина сигналів в бінарному просторі ознак розпізнавання; $\mathfrak{R}^{|M|}$ – множина вирішальних правил; $I^{|I|}$ – множина статистичних гіпотез про належність реалізацій до певного класу; %%% – множина точнісних характеристик; E – множину значень інформаційного КФЕ; D – терм-множина СКД; L – терм-множина ієрархічних структур класифікатору.

Оцінка функціональної ефективності системи здійснюється за допомогою логарифмічної інформаційної статистичної міри Кульбака [2-4].

$$E_m^{(k)} = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[(D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right] = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right], \quad (3)$$

де $D_1^{(k)}$ – перша достовірність, обчислена на k -му кроці навчання; $D_2^{(k)}$ – друга достовірність; $\alpha^{(k)}$ – помилка першого роду; $\beta^{(k)}$ – помилка другого роду.

Результати. Реалізація алгоритму інтелектуальної ієрархічної системи керування хіміко-технологічним процесом здійснювалася за вхідною навчальною матрицею, яка містила десять класів розпізнавання. Алфавіт класів включав базовий клас і дев'ять додаткових класів, які відображали різні відхилення від заданих норм по хімічному складу та якості продукту. Тут X_0^o – базовий клас, що відповідає функціональному стану автоматизованої системи керування технологічним процесом, який забезпечує виробництво продукту NPK з заданими хімічним складом і показниками гранульованості; X_1^o – середнє відхилення по вмісту азоту; X_2^o – середнє відхилення по вмісту фосфору; X_3^o – середнє відхилення по вмісту калію; X_4^o – незначне відхилення по вмісту азоту; X_5^o – високе відхилення по вмісту азоту; X_6^o – незначне відхилення по вмісту фосфору; X_7^o – високе відхилення по вмісту фосфору; X_8^o – незначне відхилення по вмісту калію; X_9^o – високе відхилення по вмісту калію.

Структурована реалізація функціонального стану технологічного процесу включала 55 ознак розпізнавання, з яких 12 ознак відповідали результатам хімічного аналізу (вхідний та міжопераційний контроль), а решта – значення параметрів, зібраних датчиками, таких як температура, рівень, витрата, рН, а також електричні параметри технологічного обладнання.

Для формування початкового алфавіту класів розпізнавання сформовано лінійний класифікатор. При цьому використовувалися методи паралельної оптимізації контрольних допусків (рис. 2) та налаштування геометричних параметрів розділових правил (рис. 3). Графік побудовано на основі інформаційно-екстремального машинного навчання для системи керування хіміко-технологічним процесом. Заштрихована ділянка графіка позначає робочу область, де перші та другі достовірності перевищують відповідно помилки першого та другого роду [1, 12].

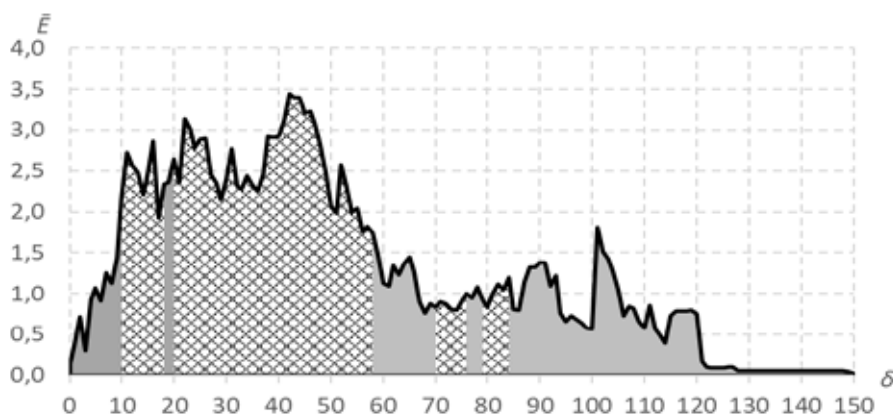


Рис. 2. Графік залежності середнього значення критерію функціональної ефективності (КФЕ) від параметру СКД

Аналіз рисунка 2 показує, що найвище значення середнього критерію функціональної ефективності було досягнуто на 42-му кроці і становило $\bar{E} = 3,44$, що забезпечує чітке відокремлення між різними класами розпізнавання.

На рисунку 3 наведено результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів X_1^o , X_2^o , X_3^o , X_4^o .

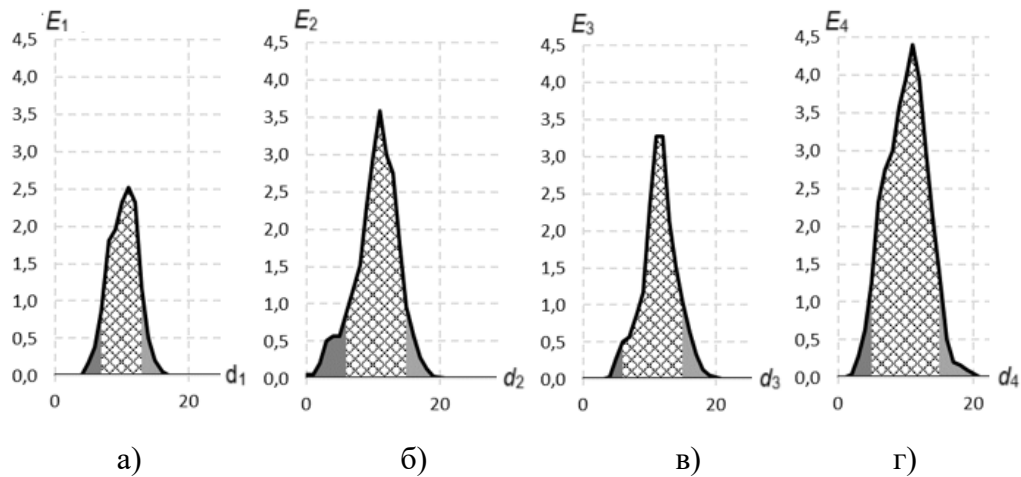


Рис. 3. Графіки залежності КФЕ (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання:
а – клас X_1^o , б – клас X_2^o , в – клас X_3^o , г – клас X_4^o

Аналіз результатів (рис. 3) показує, що найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_1^o = 2.52$ відповідає радіусу 11, найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_2^o = 3.58$ відповідає радіусу 11, найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_3^o = 3.27$ відповідає радіусу 11, та найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_4^o = 4.39$ відповідає радіусу 11. Аналіз точнісних характеристик класу X_1^o – $D_1 = 0.93$, $\beta = 0.08$, для класу X_2^o – $D_1 = 0.97$, $\beta = 0.03$, для класу X_3^o – $D_1 = 0.97$, $\beta = 0.00$, та для класу X_4^o – $D_1 = 1$, $\beta = 0$, що підтверджує, те що класифікатор не є безпомилковим.

Для підвищення функціональної ефективності системи було реалізовано ієрархічну структуру вирішальних правил, після чого проведено перенавчання системи. У процесі перенавчання використовувалися алгоритми паралельної оптимізації СКД (рис. 4) та геометричних параметрів контейнерів функціональних станів (рис. 5).

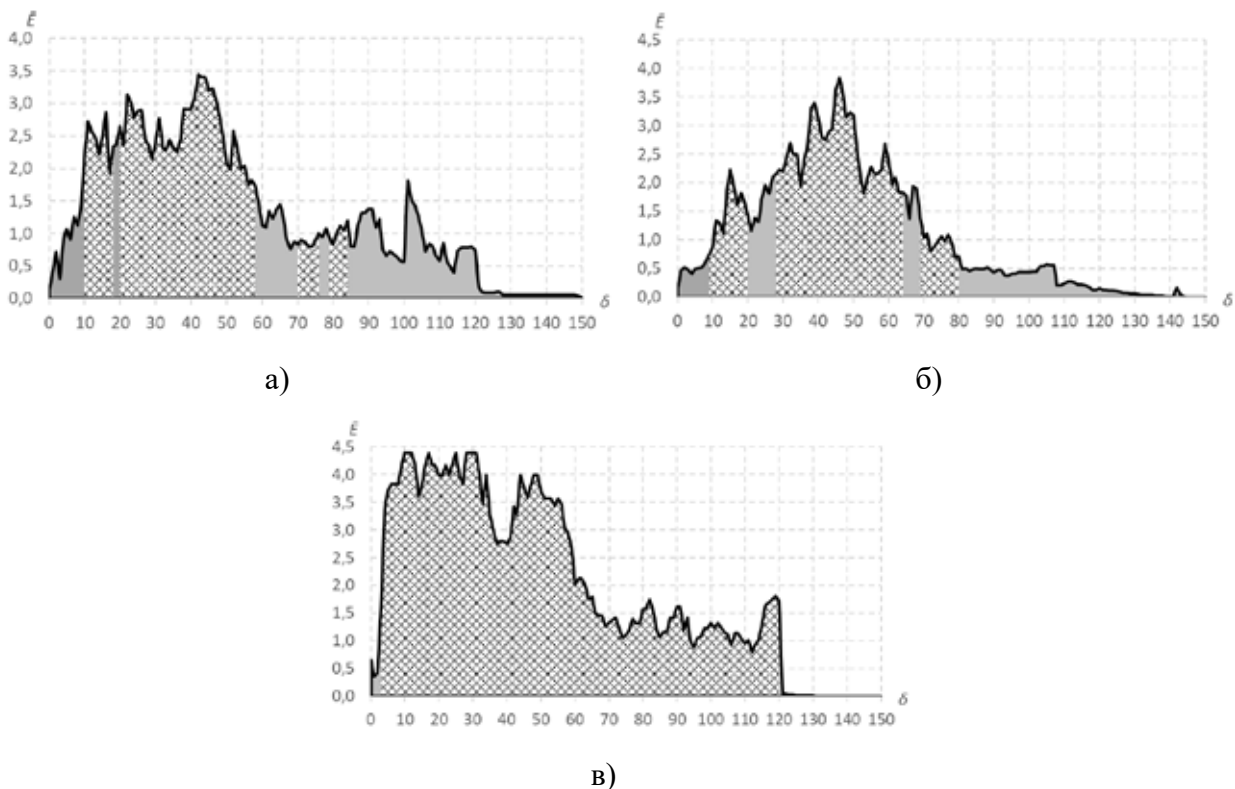


Рис. 4. Графік залежності усередненого КФЕ від ширини поля допусків
а) перший, б) другий, в) третій рівень ієрархії

Аналіз рис. 4 свідчить, що на першому рівні ієрархії максимальне значення усередненого КФЕ досягнуто на 42-му кроці та становило 3.44; на другому рівні – на 46-му кроці зі значенням 3.84; аналогічне значення було зафіксовано і для третього рівня також на 46-му кроці. Результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів функціональних станів для відповідної СКД наведено на рис. 5.

Аналіз результатів (рис. 5) показує, що на першому рівні ієрархії найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_4^o=4.39$ відповідає радіусу 11, для другого рівня ієрархії найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_1^o=4.39$ відповідає радіусу 13, для третього рівня ієрархії найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_2^o=4.39$ відповідає радіусу 8, та для четвертого рівня ієрархії найбільше значення КФЕ для контейнера класу $X_3^o=4.39$ відповідає радіусу 10. Аналіз точнісних характеристик для класів X_1^o , X_2^o , X_3^o , та X_4^o , де $D_1 = 1$ і $\beta = 0$ для всіх класів, підтверджує, те що класифікатор є безпомилковим.

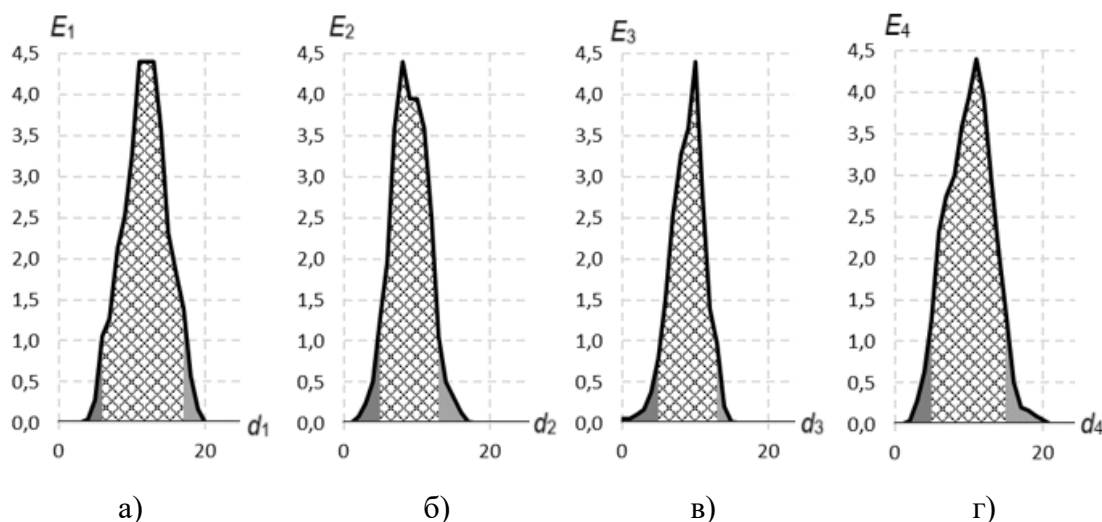


Рис. 5. Графіки залежності КФЕ (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання:
а – клас X_1^o , б – клас X_2^o , в – клас X_3^o , г – клас X_4^o

Таким чином, побудовані класифікатори забезпечують повну коректність класифікації за навчальною матрицею, а перевага ієрархічних класифікаторів над лінійними в рамках ІЕІ-технології підтверджена результатами моделювання.

Висновки. Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання для інтелектуальної ієрархічної системи керування хіміко-технологічними процесами, який використовує оптимізацію параметрів розпізнавання функціональних станів технологічних процесів. Це дозволило суттєво підвищити функціональну ефективність системи керування за рахунок покращення точності розпізнавання та класифікації станів процесу на основі даних з сенсорів і датчиків.

У ході дослідження були оптимізовані параметри класифікації об'єктів технологічного процесу, що дозволило забезпечити високу точність і швидкість прийняття управлінських рішень в режимі реального часу, навіть в умовах змінних характеристик процесу. Впровадження ієрархічних класифікаторів дозволило підвищити стійкість системи до змін вхідних умов, що є критичним для складних хіміко-технологічних процесів.

Для забезпечення безпомилкових класифікацій і прийняття рішень у складних умовах виробництва, необхідне подальше вдосконалення системи, що включає оптимізацію додаткових параметрів, таких як налаштування вхідних даних та алгоритмів навчання для обробки складніших сценаріїв і підвищення адаптивності до динамічних змін технологічних умов.

Список використаних джерел:

1. Бібик М. В., Довбиш А. С. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання під час машинного навчання. *Журнал інженерних наук*. 2017. т. 4. № 1. с. Н1–Н6.
2. Довбиш А. С., Васильєв А. В., Любчак В. О. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні: монографія. Суми: СумДУ. 2013. 177 с.
3. Прилепа Д. В. Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія діагностування емоційно-психічного стану людини : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06 / Прилепа Дмитро Вікторович. Харків, 2024. 188 с.
4. Москаленко В. В., Довбиш А. С. Вступ до інформаційного аналізу і синтезу інфокомунікаційних систем (Навчальний посібник). Суми: СумДУ. 2016. 226 с.

5. Bloor M., Ahmed A., Kotecha N., Mercangöz M., Tsay C., & del Río-Chanona E. A. Control-Informed Reinforcement Learning for Chemical Processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2025. № 64(9). 4966–4978. URL: <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.4c03233>.
6. Geng Z., Yang X., Han Y., Zhu Q. Energy optimization and analysis modeling based on extreme learning machine integrated index decomposition analysis: Application to complex chemical processes. *Energy*. 2017. № 120. P. 67–78. URL: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.12.090>.
7. Himmel A., Matschke J., Kok R., Morabito B., Nguyen H.H., & Findeisen R. Machine Learning for Process Control of (Bio)Chemical Processes. *Electrical Engineering and Systems Science*. 2023. arXiv:2301.06073 [eess.SY]. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.06073>.
8. Lawrence N. P., Damarla S. K., Kim J. W., Tulsyan A., Amjad F., Wang K., Chachuat B., Lee J. M., Huang B., Bhushan Gopaluni R. Machine learning for industrial sensing and control: A survey and practical perspective. *Control Engineering Practice*. 2024. № 145. 105841. URL: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2024.105841>.
9. Lv F., Yang B., Yu S., Zou S., Wang X., Zhao J., Wen C. A unified model integrating Granger causality-based causal discovery and fault diagnosis in chemical processes. *Computers & Chemical Engineering*. 2025. 196. 109028. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2025.109028>.
10. Mitrai I., Daoutidis P. Accelerating process control and optimization via machine learning: A review. *Electrical Engineering and Systems Science*. 2024. arXiv:2412.18529 [eess.SY]. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.18529>.
11. Simkoff J. M., Lejarza F., Kelley M. T., Tsay C., Baldea, M. Process control and energy efficiency. *Annu. Rev. Chem. Biomol. Eng.* 2020. № 11. 423–445. URL: DOI: 10.1146/annurev-chembioeng-092319-083227.
12. Shelehov I., Prylepa D., Khibovska Y. Information-Extreme Machine Learning of an Ophthalmic Diagnostic System with a Hierarchical Class Structure. *Artificial Intelligence*. 2024. № 3. pp. 114–125. URL: <https://doi.org/10.15407/jai2024.03.114>.
13. Wang X., Xue X., Chen K., Sun H., Liu X., Liu X., et al. Bidirectional Chemical Intelligent Net: A unified deep learning-based framework for predicting chemical reactions. 2024. July. URL: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4741807/v1>.