

**І. В. ШЕЛЕХОВ**, кандидат технічних наук (PhD), доцент кафедри кібернетики та інформатики, Сумський національний аграрний університет, доцент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми, Україна; e-mail: i.shelohov@snaeu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4304-7768>

**Д. В. ПРИЛЕПА**, кандидат технічних наук (PhD), асистент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми, Україна; e-mail: d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4022-5496>

**О. А. ТИМЧЕНКО**, аспірант кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми, Україна; e-mail: o.tymchenko@cs.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2911-3899>

## ІЄРАРХІЧНИЙ ФАКТОРНИЙ КЛАСИФІКАЦІЙНИЙ АНАЛІЗ В РАМКАХ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

Застосування інформаційно-екстремальних інтелектуальних технологій для керування слабоформалізованими технологічними процесами є важливим напрямом розвитку автоматизації в промисловості, зокрема на хімічних підприємствах. В роботі запропоновано метод проєктування автоматизованих систем керування слабоформалізованими технологічними процесами, що базується на використанні ієрархічного факторного класифікаційного аналізу. Основною особливістю методу є застосування математичних моделей машинного навчання (самонавчання) за умов невизначеності алфавіту функціональних станів слабоформалізованого технологічного процесу, що дозволяє з високою точністю визначати оптимальні параметри керування та адаптувати систему до змін в реальному часі. В статті показано, що використання ієрархічного факторного класифікаційного аналізу дає змогу підвищити ефективність виявлення функціональних відхилень у слабоформалізованому технологічному процесі, знижуючи ймовірність помилок при прийнятті рішень. Для підвищення точності та ймовірності правильного визначення функціональних станів в режимі факторного класифікаційного аналізу запропоновано підсилити базові інформаційно-екстремальні методи оптимізації геометричних параметрів класифікатору і системи контрольних допусків на параметри слабоформалізованого технологічного процесу методами формування та оптимізації ієрархічної структури класів. Запропонований підхід дозволяє забезпечити підвищену стійкість до змін в умовах виробництва та покращити здатність системи до самонавчання та адаптації, що робить його ефективним інструментом для майбутніх інтелектуальних автоматизованих систем керування.

**Ключові слова:** автоматизовані системи керування, хіміко-технологічні процеси, математичні моделі, ієрархічний факторний класифікаційний аналіз, інформаційно-екстремальні інтелектуальні технології.

**Вступ.** У сучасних умовах автоматизації слабоформалізованих технологічних процесів (СТП) важливу роль відіграє застосування ефективних методів обробки та аналізу даних, що забезпечують точну класифікацію функціональних станів СТП в умовах неповної або змінної інформації [1]. З метою підвищення ефективності процесів керування в таких системах, особливе значення мають інтелектуальні технології, що дозволяють адаптувати системи до змінних умов зовнішнього середовища та до нових факторів впливу. Одним із таких підходів є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), яка надає можливості для створення ефективних класифікаторів, здатних працювати в умовах невизначеності та обмежених даних [2].

ІЕІ-технологія включає методи, які дозволяють оптимізувати функціональні параметри класифікації та навчання систем в умовах слабоформалізованих процесів. Одним із основних напрямків її застосування є ієрархічний факторний класифікаційний аналіз (ІФКА), який забезпечує багаторівневу класифікацію та оптимізацію класифікаційних моделей з урахуванням численних змінних та факторів, що впливають на СТП. Такий підхід дозволяє підвищити точність і стабільність роботи автоматизованих систем керування, зокрема СТП, де важливою є адаптивність і здатність до самонавчання [2, 3].

У рамках цієї роботи розглядається застосування ІЕІ-технології для побудови ІФКА, що дозволяють ефективно керувати СТП. Основною метою дослідження є розробка математичних моделей та алгоритмів, які забезпечують високу функціональну ефективність класифікатору за умов невизначеності алфавіту функціональних станів СТП, здатного адаптуватися до змінних умов і забезпечувати оптимальну роботу автоматизованих систем керування в реальних умовах виробництва.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Останні дослідження в галузі автоматизації керування технологічними процесами зосереджуються на інтеграції технологій штучного інтелекту, зокрема глибинного навчання які здатні адаптуватися до змінних умов, що виникають під час функціонування складних хіміко-технологічних процесів [1, 4, 5]. Розробка математичних моделей навчання для оптимізації функціональних параметрів класифікатору, що використовує великі дані з сенсорів та відеокамер, є важливим напрямом досліджень [6].

Зокрема, в роботі [7] пропонується створення адаптивних класифікаторів, які коригують свої параметри в залежності від змін умов. Інші дослідження [3, 8] зосереджуються на застосуванні ієрархічних класифікаторів для підвищення ефективності розпізнавання функціональних станів в умовах змінних технологічних процесів.

Проблеми інтеграції інтелектуальних компонентів у системи автоматизації аналізуються в працях [9–11], де підкреслюється важливість створення гнучких підходів для роботи з різними технологічними процесами.

© Шелехов І. В., Прилепа Д. В., Тимченко О. А., 2025



**Дослідницька стаття:** Цю статтю опубліковано видавництвом **НТУ «ХПІ»** у збірнику «Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології». Ця стаття поширюється за міжнародною ліцензією [Creative Commons Attribution \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/). **Конфлікт інтересів:** Автор/и заявив/или про відсутність конфлікту.



Таким чином, розвиток інтелектуальних систем, що базуються на адаптивних ієрархічних класифікаторах та глибинному навчанні, є актуальним напрямом для підвищення ефективності автоматизованих систем керування в різних галузях, зокрема в хіміко-технологічному виробництві, що потребує подальших досліджень та удосконалення математичних моделей для покращення функціональної ефективності таких систем.

**Матеріали і методи.** Основна ідея застосування методів інформаційно-екстремального машинного навчання в автоматизованих системах керування хіміко-технологічними процесами полягає в адаптації вхідного математичного опису системи з метою максимізації ймовірності точного розпізнавання та класифікації станів технологічного процесу. Важливим аспектом є здатність системи ефективно працювати в умовах змінних параметрів СТІП, таких як концентрація твердої фази, в'язкість, щільність, рівень рН та температура пульпи, обсяг витрат сировини та енергоресурсів, вміст амонію, фосфору і калію, а також швидкість протікання реакцій, що є характерними для хіміко-технологічних процесів виробництва складних мінеральних добрив НРК. Ці параметри можуть змінюватися швидко і непередбачувано, що ускладнює їх точне відстеження і коригування в реальному часі.

У контексті ІЕІ-технології важливою є розробка математичних моделей, які дозволяють створювати класифікатори, здатні працювати в умовах варіативних змін параметрів. Процес класифікації і аналізу даних з сенсорних систем вимагає адаптивного підходу, який дозволяє оперативно відповідати на зміни технологічних параметрів без втрат точності. Це досягається за допомогою побудови субпарацептуального простору ознак, в якому кожен клас розпізнавання представлений контейнерами, що залишаються інваріантними до змін, спричинених коливаннями параметрів СТІП [2, 12].

Методи ІЕІ-технології передбачають формування ІФКА, де кожен рівень ієрархічної структури класифікатору відповідає певному класу з чітко визначеними ознаками. Це дозволяє розв'язувати задачу оптимізації функціональних параметрів класифікатору для всіх функціональних станів СТІП одночасно, а адаптувати певний рівень ієрархії під вирішальне правило у вигляді гіперсферичного контейнера конкретного функціонального стану СТІП (або пари найближчих «сусідніх»), що значно покращує точність аналізу при великій кількості класів розпізнавання [3]. В рамках цієї технології, кожен контейнер класу є геометрично оптимізованим для того, щоб мінімізувати вплив шуму та варіацій параметрів на якість класифікації.

Задача застосування ІЕІ-методів машинного навчання для побудови інтелектуальної системи керування хіміко-технологічними процесами полягає в розробці таких математичних моделей, які здатні здійснювати точну класифікацію відомих функціональних станів СТІП та аналіз даних, отриманих від сенсорної системи з метою визначення потенційних нових класів, що відповідають специфічним функціональним станам СТІП. Це дозволяє забезпечити високий рівень автома-

тизації та точності в керуванні СТІП, зокрема в умовах високої динамічності технологічних змін.

Нехай задано алфавіт класів  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , що формується на основі основних функціональних станів системи керування хіміко-технологічним процесом. Особливості автоматизованого керування, що включають безперервний моніторинг основних технологічних параметрів, дозволяють ефективно використовувати дані датчиків для побудови навчальної матриці  $\|y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\|$ . У цьому контексті кожен рядок матриці  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$  відповідає окремій реалізації процесу, а стовпці  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$  містять навчальні вибірки, що описують відповідні діагностичні ознаки. Це забезпечує можливість подальшого застосування алгоритмів класифікації для аналізу та оптимізації рішень у процесах керування.

Згідно з концепцією ІЕІ-технології, вхідна навчальна матриця в процесі глибокого машинного навчання перетворюється на множину вирішальних правил, параметри яких оптимізуються шляхом максимізації функціональної ефективності ІФКА. Процес навчання включає два рівні: на першому рівні здійснюється оптимізація фенотипних параметрів (геометричних характеристик гіперсферичних контейнерів), а на другому – оптимізація генотипних параметрів, що відповідають системі контрольних допусків на технологічні ознаки.

За результатами аналізу існуючих підходів до формування ієрархічних структур класів розпізнавання в рамках ІЕІТ можна запропонувати єдину форму подання структурованого вектору параметрів, які впливають на функціональну ефективність автоматизованої системи керування СТІП у формі:

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

де  $x_{0,i}^{(h,s)}$  – центр гіперсферичного контейнера базового функціонального стану хіміко-технологічного процесу  $x_0^{(h,s)}$  на  $h$ -му рівні  $s$ -ї страти ієрархічної структури;

$x_{1,i}^{(h,s)}$  – центр гіперсферичного контейнера функціонального стану  $x_1^{(h,s)}$ , найближчого до базового, на  $h$ -му рівні  $s$ -ї страти;

$d_0^{(h,s)}$  – радіус гіперсферичного контейнера базового функціонального стану  $x_0^{(h,s)}$ ;

$d_1^{(h,s)}$  – радіус гіперсферичного контейнера для найближчого до базового функціонального стану  $x_1^{(h,s)}$ ;

$K$  – множина кроків машинного навчання;

$\delta_{K,i}^{(h,s)}$  – параметр, що дорівнює половині контрольного поля допусків для ознак функціональних станів на  $h$ -му рівні  $s$ -ї страти.

У процесі машинного навчання для системи керування хіміко-технологічними процесами необхідно здійснити оптимізацію параметрів вектору (1) для кожної страти в ієрархічній структурі функціональних станів, що дозволяє підвищити точність класифікації та ефективність системи:

$$E^{(h,s)} = \max_{G_E \cap G_{\delta_K^{(h,s)}}} \frac{1}{2} \left[ \max_{G_E \cap G_{d_0^{(h,s)}}} E_0^{(h,s)}(d_0^{(h,s)}) + \max_{G_E \cap G_{d_1^{(h,s)}}} E_1^{(h,s)}(d_1^{(h,s)}) \right] \quad (2)$$

Таким чином, задача інформаційно-екстремального синтезу інтелектуальної системи керування полягає в оптимізації параметрів навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2) до його граничного значення. В режимі екзамєну система повинна класифікувати структурований вектор значень ознак, відносячи його до одного з класів, сформованого алфавіту для фінальної страти або прийняти гіпотезу про те, що такий вектор не належить жодному з класів. У випадку, коли така гіпотеза приймається для групи послідовно сформованих сенсорною системою структурованих векторів значень ознак активується режим ІФКА, що дозволяє сформувати на їх основі навчальну матрицю нового функціонального стану СТП і виконати перенавчання інтелектуальної системи керування.

На рис. 1 зображена функціональна модель ІФКА для системи керування хіміко-технологічними процесами з оптимізацією параметрів класифікаційної моделі.

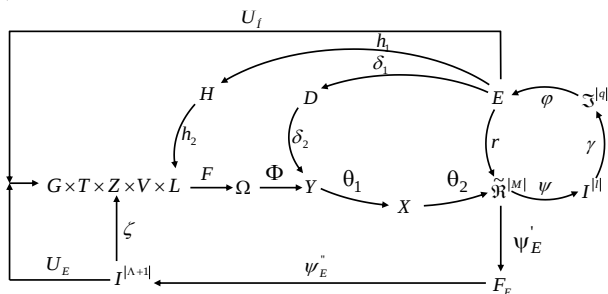


Рис. 1. Модель машинного навчання з оптимізацією геометричних параметрів розділяючих контейнерів класів розпізнавання

У представленій функціональній категоріальній моделі (рис. 1) використовуються наступні позначення [12, 13]:

- $G$  – простір вхідних факторів (сигналів);
- $T$  – множина моментів часу, коли знімається інформація;
- $\Omega$  – простір ознак;
- $Z$  – простір можливих станів процесу;
- $L$  – ієрархічна структура класифікатора, що будується;
- $Y$  – множина сигналів після первинної обробки інформації;
- $X$  – множина сигналів у бінарному просторі технологічних ознак;

- $\mathcal{R}^M$  – множина вирішальних правил;
- $I^l$  – множина статистичних гіпотез щодо належності реалізацій до певного класу;
- $\mathcal{Z}^{|q|}$  – множина точнісних характеристик;
- $E$  – множина значень інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ);
- $D$  – терм-множина системи контрольних допусків (СКД);
- $L$  – терм-множина ієрархічних структур класифікатора;
- $F_E$  – терм-множина функцій належності реалізацій до конкретного класу;
- $I^{|A+|}$  – множина статистичних гіпотез щодо належності реалізацій до конкретного класу, що включає також гіпотезу про неналежність реалізацій до жодного з класів.

Оцінка функціональної ефективності системи проводиться з використанням логарифмічної інформаційної статистичної міри Кульбака [2, 12, 13], що дозволяє визначити ступінь різноманітності класів та оцінити точність класифікації в умовах ІФКА:

$$E_m^{(h,s)} = \frac{1}{2} \{2 - [\alpha_m^{(h,s)}(d) + \beta_m^{(h,s)}(d)]\} \times \times \log_2 \frac{2 - [\alpha_m^{(h,s)}(d) + \beta_m^{(h,s)}(d)] + 10^{-p}}{\alpha_m^{(h,s)}(d) + \beta_m^{(h,s)}(d) + 10^{-p}} \quad (3)$$

де  $\alpha^{(h,s)}$  – помилка першого роду, обчислена на  $h$ -му ярусі  $s$ -ї страти декурсивного дерева;

$\beta^{(h,s)}$  – помилка другого роду, обчислена на  $h$ -го ярусі  $s$ -ї страти декурсивного дерева;

$d$  – параметр, який характеризує в кодових одиницях величину радіусів контейнерів класів діагностування;

$10^{-p}$  – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль (на практиці приймалося  $p = 2$ ).

**Експерименти і результати.** Реалізація алгоритму ІФКА системи керування хіміко-технологічним процесом була здійснена на основі навчальної матриці, що включала десять класів для розпізнавання. Ці класи були розподілені таким чином, що відображали різні рівні відхилень від заданих норм по хімічному складу та якості кінцевого продукту:  $X_0^o$  – основний клас, що відповідає оптимальному функціональному стану автоматизованої системи керування технологічним процесом, де виробляється продукт НРК з потрібними хімічними характеристиками та гранульованістю;  $X_1^o$  – клас, який відображає відхилення по вмісту азоту в продукті;  $X_2^o$  – клас, що показує відхилення по вмісту фосфору;  $X_3^o$  – клас, що характеризує відхилення по вмісту калію;  $X_4^o$  – клас для незначних відхилень по вмісту азоту;  $X_5^o$  – клас для високих відхилень по вмісту азоту;  $X_6^o$  – клас для незначних відхилень по вмісту фосфору;  $X_7^o$  – клас для високих відхилень по

вмісту фосфору;  $X_8^o$  – клас для незначних відхилень по вмісту калію;  $X_9^o$  – клас для високих відхилень по вмісту калію.

Функціональний стан технологічного процесу структуровано за допомогою 55 ознак розпізнавання. 12 із них були результатами хімічного аналізу, що дозволяло здійснювати вхідний і міжопераційний контроль. Інші 43 технологічні ознаки збиралися за допомогою сенсорів, таких як вимірювачі температури, рівня, витрат, рН та електричні параметри, що стосуються роботи технологічного обладнання.

Аналіз праці [13] показав, що ієрархічна система керування хіміко-технологічним процесом не завжди гарантує безпомилкову класифікацію та прийняття рішень в умовах складного і динамічного виробничого середовища. Тому є необхідність у подальшому вдосконаленні цієї системи та переході до ІФКА, який дозволить підвищити ефективність управлінських рішень і забезпечити більш високу точність класифікації в умовах змінних факторів процесу.

Після формування ієрархічного класифікатора система була переведена в режим екзамєну, в якому спостерігалось, що частина реалізацій не може бути віднесена до існуючих класів. У випадку накопичення 40 таких невизначених реалізацій, вони об'єднувались у новий клас, який додавався до навчальної матриці, після чого система проходила етап перенавчання. Результати оптимізації, що відображають зміну точності класифікації при збільшенні кількості класів з 4 до 10, наведено в таблицях 1–7, де продемонстровано підвищення функціональної ефективності системи та точності класифікації у контексті розширення алфавіту класів в рамках ІФКА.

Таблиця 1 – Результати машинного навчання

| Клас    | Рівень ієрархії | КФЕ  | Радіус | $D_1$ | $\beta$ |
|---------|-----------------|------|--------|-------|---------|
| $X_1^o$ | I               | 3.95 | 9      | 0.97  | 0       |
| $X_4^o$ | II              | 4.39 | 11     | 1.00  | 0       |
| $X_5^o$ | III             | 3.95 | 6      | 0.97  | 0       |
| $X_2^o$ | IV              | 4.39 | 8      | 1.00  | 0       |
| $X_3^o$ | IV              | 4.39 | 10     | 1.00  | 0       |

Аналіз результатів таблиці 1 вказує на те, що середнє КФЕ складає  $\bar{E} = 4.22$ , при цьому максимальна помилка класифікації не перевищує 3 %, а середня достовірність прийнятих рішень становить 99.4 %.

Таблиця 2 – Результати машинного навчання

| Клас    | Рівень ієрархії | КФЕ  | Радіус | $D_1$ | $\beta$ |
|---------|-----------------|------|--------|-------|---------|
| $X_4^o$ | I               | 3.58 | 12     | 0.95  | 0       |
| $X_1^o$ | II              | 2.99 | 10     | 0.90  | 0       |
| $X_5^o$ | III             | 3.58 | 12     | 0.97  | 0.03    |
| $X_2^o$ | IV              | 4.39 | 11     | 1.00  | 0       |
| $X_3^o$ | V               | 3.27 | 9      | 0.95  | 0.03    |
| $X_6^o$ | V               | 1.27 | 8      | 0.68  | 0.03    |

Аналіз результатів таблиці 2 вказує на те, що середнє КФЕ складає  $\bar{E} = 3.10$ , при цьому максимальна помилка класифікації дорівнює 32 %, а середня достовірність прийнятих рішень становить 95.4 %.

Таблиця 3 – Результати машинного навчання

| Клас    | Рівень ієрархії | КФЕ  | Радіус | $D_1$ | $\beta$ |
|---------|-----------------|------|--------|-------|---------|
| $X_8^o$ | I               | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_7^o$ | II              | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_4^o$ | III             | 3.58 | 12     | 0.95  | 0       |
| $X_1^o$ | IV              | 2.99 | 10     | 0.90  | 0       |
| $X_5^o$ | V               | 3.58 | 12     | 0.97  | 0.03    |
| $X_2^o$ | VI              | 4.39 | 11     | 1.00  | 0       |
| $X_3^o$ | VII             | 3.26 | 9      | 0.95  | 0.03    |
| $X_6^o$ | VII             | 1.27 | 8      | 0.68  | 0.03    |

Аналіз результатів таблиці 3 вказує на те, що середнє КФЕ складає  $\bar{E} = 3.47$ , при цьому максимальна помилка класифікації дорівнює 32 %, а середня достовірність прийнятих рішень становить 96 %.

Таблиця 4 – Результати машинного навчання

| Клас    | Рівень ієрархії | КФЕ  | Радіус | $D_1$ | $\beta$ |
|---------|-----------------|------|--------|-------|---------|
| $X_8^o$ | I               | 4.39 | 13     | 1.00  | 0       |
| $X_4^o$ | II              | 4.39 | 10     | 1.00  | 0       |
| $X_7^o$ | III             | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_9^o$ | IV              | 3.95 | 14     | 0.97  | 0       |
| $X_1^o$ | V               | 2.99 | 10     | 0.90  | 0       |
| $X_6^o$ | VI              | 3.27 | 8      | 0.93  | 0       |
| $X_5^o$ | VII             | 3.95 | 6      | 0.97  | 0       |
| $X_2^o$ | VIII            | 4.39 | 8      | 1.00  | 0       |
| $X_3^o$ | VIII            | 4.39 | 8      | 1.00  | 0       |

Аналіз результатів таблиці 4 вказує на те, що середнє КФЕ складає  $\bar{E} = 4.01$ , при цьому максимальна помилка класифікації дорівнює 10 %, а середня достовірність прийнятих рішень становить 98.7 %.

Таблиця 5 – Результати машинного навчання

| Клас       | Рівень ієрархії | КФЕ  | Радіус | $D_1$ | $\beta$ |
|------------|-----------------|------|--------|-------|---------|
| $X_7^o$    | I               | 3.95 | 10     | 0.97  | 0       |
| $X_4^o$    | II              | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_1^o$    | III             | 3.27 | 10     | 0.97  | 0.05    |
| $X_8^o$    | IV              | 3.58 | 10     | 0.97  | 0.03    |
| $X_3^o$    | V               | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_2^o$    | VI              | 4.39 | 9      | 1.00  | 0       |
| $X_{10}^o$ | VII             | 3.27 | 12     | 0.95  | 0.03    |
| $X_9^o$    | VIII            | 4.39 | 12     | 1.00  | 0       |
| $X_6^o$    | IX              | 4.39 | 16     | 1.00  | 0       |
| $X_5^o$    | IX              | 4.39 | 11     | 1.00  | 0       |

Аналіз результатів таблиці 5 вказує на те, що середнє КФЕ складає  $\bar{E} = 4.04$ , при цьому максимальна помилка класифікації дорівнює 5 %, а середня достовірність прийнятих рішень становить 98.75 %.

Подібні дослідження були також проведені для лінійних класифікаторів. Результати порівняння характеристик цих класифікаторів наведені на рисунках 2–4.

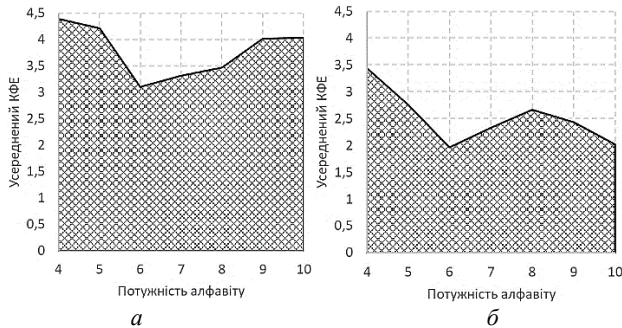


Рис. 2. Графік залежності усередненого КФЕ від потужності алфавіту класів:

а – ієрархічний класифікатор; б – лінійний класифікатор

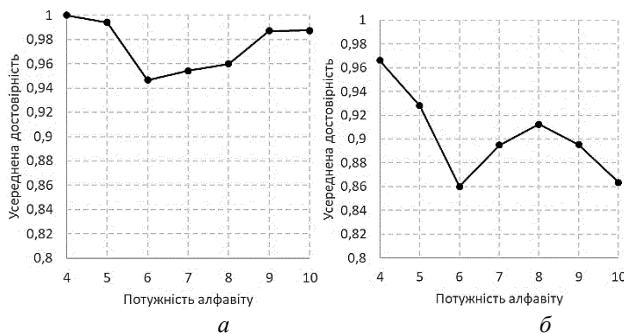


Рис. 3. Графік залежності усередненої достовірності рішень від потужності алфавіту класів:

а – ієрархічний класифікатор; б – лінійний класифікатор

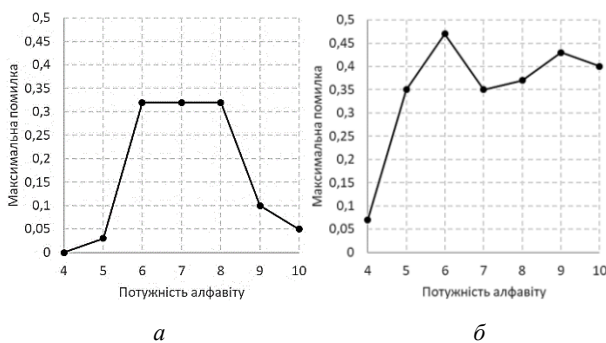


Рис. 4. Графік залежності максимальної помилки від потужності алфавіту класів:

а – ієрархічний класифікатор; б – лінійний класифікатор

Аналіз рисунків 3–4 свідчить, що ієрархічні класифікатори демонструють більшу стійкість до збільшення потужності алфавіту класів. Отже, цей тип класифікаторів є оптимальним для застосування в задачах з відкритим алфавітом, таких як ІФКА.

**Висновки.** У процесі проведеного дослідження було розроблено і реалізовано метод ІФКА в рамках

ІЕІ-технології, що дозволяє вирішити завдання точного розпізнавання класів функціональних станів слабоформалізованих об'єктів керування, таких як хіміко-технологічні процеси. Розроблені моделі та алгоритми навчання, самонавчання та екзамени автоматизованих систем керування технологічними процесами забезпечують високу точність і оперативність управлінських рішень, що є критичним для інтенсифікації технологічних процесів. Виявлено, що збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання може знижувати точність класифікації, однак використання ієрархічних класифікаторів і оптимізація геометричних параметрів вирішальних правил значно підвищують стійкість системи до таких змін. Окрім того, оптимізація системи контрольних допусків на технологічні ознаки забезпечує більшу достовірність і ефективність навчання, що підтверджується результатами чисельних моделювань та експериментів. Розроблений підхід виявився ефективним при адаптації до різноманітних функціональних станів процесів, що доводить його практичну застосовність у реальних умовах керування складними технологічними системами, зокрема, на хімічних підприємствах. Таким чином, застосування інформаційно-екстремальної ІФКА є перспективним для підвищення точності та адаптивності сучасних автоматизованих систем керування.

#### Список використаної літератури

1. Рідкокаша А. А., Голдер К. К. *Основи систем штучного інтелекту: Навчальний посібник*. Черкаси: Відлуння-Плюс, 2002. 240 с.
2. Довбиш А. С. *Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник*. Суми: Видавництво СумДУ, 2009. 172 с.
3. Shelehov I., Prylepa D., Khibovska Y. Information-Extreme Machine Learning of an Ophthalmic Diagnostic System with a Hierarchical Class Structure. *Artificial Intelligence*. 2024. № 3. P. 114–125. DOI: <https://doi.org/10.15407/jai2024.03.114>.
4. Zhang H., Han J. Mathematical models for information classification and recognition of multi-target optical remote sensing images. *Open Physics*. 2020. Vol. 18, issue 1, id.123, 10 p. DOI: 10.1515/phys-2020-0123.
5. Park S., Zhang Y., Yu S. X., Beery S., Huang J. Visually Consistent Hierarchical Image Classification. *ICLR*. 2025. URL: Available at: <https://openreview.net/forum?id=7HEmpBTb3R>.
6. 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. No. 64 (9). P. 4966–4978. DOI: <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.4c03233>.
7. Syed M. J., Hashmani M., Rehman M., Budiman A. An Adaptive Deep Learning Framework for Dynamic Image Classification in the Internet of Things Environment. *Sensors*. 2020. Vol. 20, issue 20, article 5811. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20205811>.
8. Shelehov I. V., Barchenko N. L., Prylepa D. V. Information-extreme machine training system of functional diagnosis system with hierarchical data structure. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2022. Vol. 2. P. 189–200. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-18>.
9. Moskalenko V. V., Moskalenko A. S., Korobov A. G. Models and methods of intellectual information technology of autonomous navigation for compact drones. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. Vol. 3. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-3-8>.
10. Bernabei M., Costantino F. Adaptive automation: Status of research and future challenges. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2024. Vol. 88, issue 3, article 102724. DOI: 10.1016/j.rcim.2024.102724.
11. Javaid M., Haleem A., Singh R. P., Suman R. Enabling flexible manufacturing system (FMS) through the applications of industry 4.0

- technologies. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*. 2022. Vol. 2. P. 49–62. DOI: 10.1016/j.iotcps.2022.05.005.
12. Прилепа Д. В. Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія діагностування емоційно-психічного стану людини : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06. Харків, 2024. 188 с.
  13. Dovbysh A., Zimovets V. Hierarchical Algorithm of the Machine Learning for the System of Functional Diagnostics of the Electric Drive. *Advanced Information Systems and Technologies: Proceedings of the VI International Scientific Conference*. 2018. P. 85–88.
- References (transliterated)**
1. Ridkokasha A. A., Holder K. K. *Osnovy system shtuchnoho intelektu: Navchalnyi posibnyk*. Cherkasy: Vidlunnia-Plius Publ., 2002. 240 p. (In Ukr.).
  2. Dovbysh A. S. *Osnovy proektuvannia intelektualnykh system: Navchalnyi posibnyk*. Sumy: Vydavnytstvo SumDU Publ., 2009. 172 p. (In Ukr.).
  3. Shelehov I., Prylepa D., Khibovska Y. Information-Extreme Machine Learning of an Ophthalmic Diagnostic System with a Hierarchical Class Structure. *Artificial Intelligence*. 2024, no. 3, pp. 114–125. DOI: <https://doi.org/10.15407/jai.2024.03.114>.
  4. Zhang H., Han J. Mathematical models for information classification and recognition of multi-target optical remote sensing images. *Open Physics*. 2020. Vol. 18, issue 1, id.123, 10 p. DOI: 10.1515/phys-2020-0123.
  5. Park S., Zhang Y., Yu S. X., Beery S., Huang J. Visually Consistent Hierarchical Image Classification. *ICLR*. 2025. URL: Available at: <https://openreview.net/forum?id=7HEmpBTb3R>.
  6. Bloor M., Ahmed A., Kotecha N., Mercangöz M., Tsay C., del Rio-Chanona E. A. Control-Informed Reinforcement Learning for Chemical Processes. *Industrial & Engineering Chemistry Research*. 2025, no. 64 (9), pp. 4966–4978. DOI: <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.4c03233>.
  7. Syed M. J., Hashmani M., Rehman M., Budiman A. An Adaptive Deep Learning Framework for Dynamic Image Classification in the Internet of Things Environment. *Sensors*. 2020, vol. 20, issue 20, article 5811. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20205811>.
  8. Shelehov I. V., Barchenko N. L., Prylepa D. V. Information-extreme machine training system of functional diagnosis system with hierarchical data structure. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2022, vol. 2, pp. 189–200. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2022-18>.
  9. Moskalenko V. V., Moskalenko A. S., Korobov A. G. Models and methods of intellectual information technology of autonomous navigation for compact drones. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018, vol. 3. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-3-8>.
  10. Bernabei M., Costantino F. Adaptive automation: Status of research and future challenges. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2024, vol. 88, issue 3, article 102724. DOI: 10.1016/j.rcim.2024.102724.
  11. Javaid M., Haleem A., Singh R. P., Suman R. Enabling flexible manufacturing system (FMS) through the applications of industry 4.0 technologies. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*. 2022, vol. 2, pp. 49–62. DOI: 10.1016/j.iotcps.2022.05.005.
  12. Prylepa D. V. *Informatsiino-ekstremalna intelektualna tekhnolohiia diahnostuvannia emotsiino-psykhichnoho stanu liudyny : dys. ... kand. tekhn. nauk : 05.13.06*. Kharkiv, 2024. 188 p. (In Ukr.).
  13. Dovbysh A., Zimovets V. Hierarchical Algorithm of the Machine Learning for the System of Functional Diagnostics of the Electric Drive. *Advanced Information Systems and Technologies: Proceedings of the VI International Scientific Conference*. 2018. pp. 85–88.

Надійшла (received) 10.05.2025

UDC 004.93

**I. V. SHELEHOV**, PhD in technical sciences, associate professor of the department of cybernetics and informatics, Sumy national agrarian university, associate professor of the department of computer science, Sumy state university, sumy, ukraine; e-mail: i.shelehov@snau.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4304-7768>

**D. V. PRYLEPA**, PhD in technical sciences, assistant professor of the department of computer science, Sumy State University, Sumy, Ukraine; e-mail: d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4022-5496>

**O. A. TYMCHENKO**, PhD student of the department of computer science, Sumy State University, Sumy, Ukraine; e-mail: o.tymchenko@cs.sumdu.edu.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2911-3899>

## HIERARCHICAL FACTOR CLASSIFICATION ANALYSIS IN THE FRAMEWORK OF INFORMATION-EXTREME INTELLECTUAL TECHNOLOGY

The application of information-extreme intelligent technologies for the management of chemical-technological processes is an important direction in the development of automation in industry, particularly in chemical enterprises. A method for designing hierarchical control systems has been proposed, based on the use of hierarchical factor classification analysis to optimize the training and self-learning of automated process control systems. The main feature of the method is the use of mathematical models to analyze the functional states of processes, which allows for the accurate determination of optimal control parameters and the adaptation of the system to real-time changes. The work demonstrates that the use of hierarchical factor classification analysis increases the effectiveness of detecting functional deviations in technological processes, reducing the likelihood of errors in decision-making. To enhance the accuracy and probability of correctly determining the states, it is proposed to use algorithms for optimizing geometric parameters and control tolerances. It has been established that this method works effectively even in complex conditions where the number of functional states may vary. The research shows that the application of hierarchical factor classification analysis is effective for optimizing management processes, providing increased decision-making reliability and stability to changes in the conditions of complex chemical-technological process production. Furthermore, the proposed approach enhances the system's ability to self-learn and adapt, making it an effective tool for future intelligent automated systems.

**Keywords:** automated control systems, chemical-technological processes, mathematical models, hierarchical factor classification analysis, information-extreme intelligent technologies.

*Повні імена авторів / Author's full names*

**Автор 1 / Author 1:** Шелехов Ігор Володимирович / Shelehov Igor Volodymyrovych

**Автор 2 / Author 2:** Прилепа Дмитро Вікторович / Prylepa Dmytro Viktorovich

**Автор 3 / Author 3:** Тимченко Олександр Анатолійович / Tymchenko Oleksandr Anatoliiovych