

УДК 681.518:004.093.1

**ПОБУДОВА АДАПТИВНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ
СЛАБОФОРМАЛІЗОВАНИМ ПРОЦЕСОМ ЗА МЕТОДОМ
ФАКТОРНОГО КЛАСИФІКАЦІЙНОГО АНАЛІЗУ**

*А.С. Довбиш, д-р техн. наук, професор;
С.М. Котенко, аспірант,
Сумський державний університет, м. Суми*

Розглянуто метод факторного класифікаційного аналізу, що включає адаптивні властивості системи керування, яка функціонує у рамках ІЕІТ за умов апріорної невизначеності. Метод дозволяє оперативно реагувати на нестабільність вхідних даних та відключати модуль формування нових класів під час перехідних процесів.

Ключові слова: факторний класифікаційний аналіз, система керування, ІЕІТ, модуль, клас.

Рассматривается метод факторного классификационного анализа, который включает адаптивные свойства системы управления, которая функционирует в рамках ИЕИТ в условиях априорной неопределённости. Метод даёт возможность оперативно реагировать на нестабильность входных данных и отключать модуль формирования новых классов во время протекания переходных процессов.

Ключевые слова: факторный классификационный анализ, система управления, ІЕІТ, модуль, класс.

ВСТУП

З початком комп'ютерної ери з'явився новий клас автоматизованих систем - інтелектуальні системи керування (СК), які здатні моделювати розумові процеси, притаманні людині при прийнятті рішень [1-3]. Застосування здатних навчатися (самонавчатися) СК у виробництві дозволяє здійснити перехід від суб'єктивних методів керування до інтелектуальних інформаційних технологій керування слабоформалізованими процесами та об'єктами, які функціонують за умов апріорної невизначеності, інформаційних та ресурсних обмежень.

Одним із актуальних напрямків сучасних досліджень є розроблення СК слабоформалізованими розподіленими процесами, для яких характерні такі проблеми:

Нестационарність процесів – призводить до хибних керуючих дій, що обумовлює необхідність реалізації апарату виявлення перехідних процесів.

Динамічність зміни умов функціонування системи виробництва – обумовлює необхідність реалізації адаптивних властивостей системи керування.

Виходячи із зазначеної проблематики, метою роботи є розроблення адаптивної моделі факторного класифікаційного аналізу (ФКА), оцінка

функціональної ефективності навчання та оптимізації параметрів функціонування розподіленої СК.

Для досягнення поставленої мети було обрано інформаційно-екстремальну інтелектуальну технологію (ІЕІТ), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи шляхом введення у процесі її навчання додаткових інформаційних обмежень.

ПОСТАВЛЕННЯ ЗАВДАННЯ

Нехай дано відкритий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}^\wedge$, який у процесі функціонування СК, що навчається, змінює свою потужність, де \wedge – символ відкритості множини. На етапі навчання СК за апіорно класифікованими реалізаціями образів у рамках ІЕІТ побудовано оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω на M класів розпізнавання.

На етапі екзамену необхідно за алгоритмом ФКА для нового класу X_{M+1}^o сформуувати навчальну матрицю

$$\{x_{M+1}^{(j)} \mid j = \overline{n - N, n}\} \in \{x_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M + 1}\}^\wedge$$

за даними стаціонарного процесу за таким предикатним виразом:

$$(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^\wedge)[if(x^{(j)} \notin \{X_M^o\}) \Rightarrow x^{(j)} \in X_{M+1}^o],$$

де $\|x_m^{(j)}\|^\wedge$ – відкрита навчальна бінарна матриця; $x^{(j)}$ – двійкова реалізація вектор-образу, що розпізнається.

При цьому необхідно забезпечити однорідність та стаціонарність вхідних даних та здійснити донавчання системи за ІЕІТ так, щоб максимізувати усереднене значення інформаційного КФЕ навчання СК:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M + 1} \sum_{m=1}^{M+1} \max_{\{d\}} E_m.$$

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити модель функціонування СК, що навчається в режимі ФКА;
- розробити алгоритм оцінки наявності перехідного процесу за навчальною вибіркою при функціонуванні СК в режимі ФКА.

Програмно реалізувати алгоритм функціонування СК в режимі ФКА з модулем відключення набору реалізацій для нового класу під час перехідного процесу.

АЛГОРИТМ АДАПТИВНОГО ФКА

Було розроблено метод адаптивного ФКА [5], який ґрунтується на алгоритмі виявлення перехідних процесів шляхом перевірки відповідності критерію Пірсона натурального ряду, сформованого як ряд відстаней векторів-реалізацій від базового (нульового) вектора. Це дозволило привести багатовимірний дійсний ряд до одновимірного натурального ряду, який характеризує динаміку зміни кількості ознак, які входять в діапазон контрольних допусків під час кожного випробовування.

На рис. 1 відображено блок-схему алгоритму адаптивного ФКА за ІЕІТ.

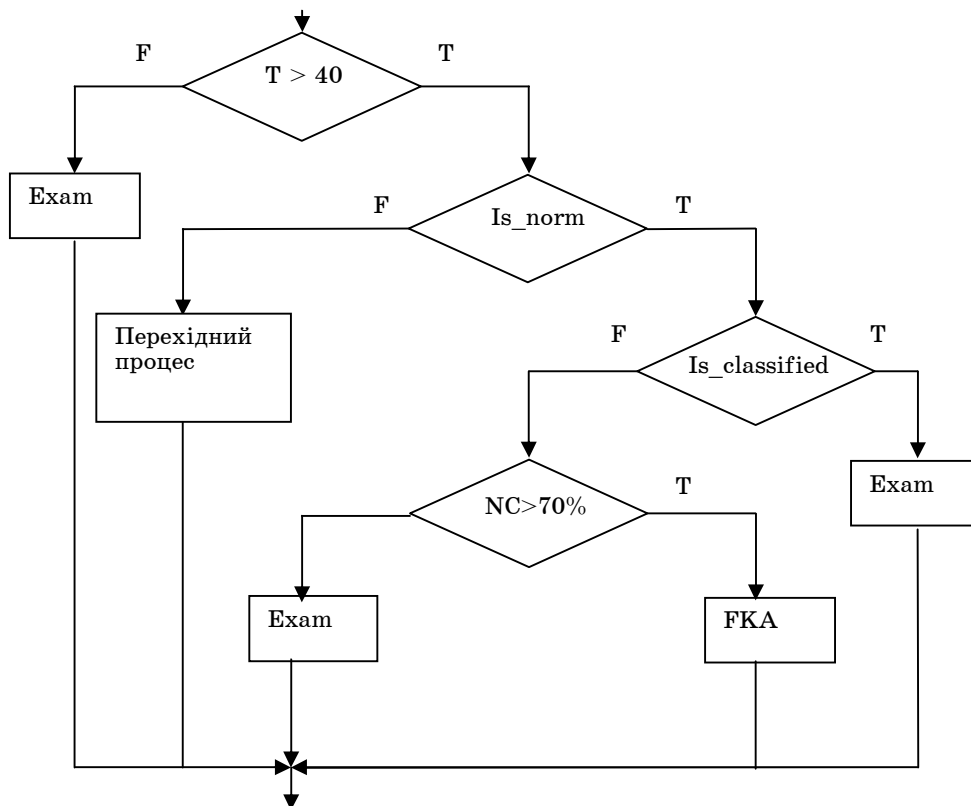


Рисунок 1 - Блок-схема алгоритму адаптивного ФКА

Наведемо детальні пояснення. Якщо кількість спостережень менше ніж мінімально необхідна кількість реалізацій (40 спостережень) для забезпечення критерію репрезентативності, то виконується стандартний алгоритм екзамену за ІЕІТ та виводиться результат його роботи. За умови, що набрано необхідну статистику, виконується перехід до перевірки на стаціонарність процесу. Ідентифіковано процес як перехідний – видається повідомлення про наявність перехідного процесу. Якщо ідентифіковано процес як стаціонарний – виконується класифікація реалізації за стандартним алгоритмом екзамену за ІЕІТ [5,6]. У тому випадку, якщо реалізацію класифіковано, – виводиться повідомлення про належність реалізації до встановленого класу. В протилежному разі підраховується відсоток некласифікованих реалізацій серед набраної статистики. Якщо ця величина перевищує критичне значення (70%) – формується новий клас за набраною статистикою за алгоритмом ФКА [5] і видається відповідне повідомлення. Якщо відсоток некласифікованих реалізацій не перевищив критичного значення – видається повідомлення про некласифіковану реалізацію.

На схемі використовуються такі функції:

Is_norm – функція реалізує адаптивні властивості СК, виконує перевірку на наявність перехідного процесу;

$Is_classified$ – функція перевіряє, чи можна класифікувати поточну реалізацію за стандартним алгоритмом екзамену в рамках ІЕІТ;

$Ехам$ – функція реалізує базовий алгоритм екзамену за ІЕІТ;

$ФКА$ – функція реалізує алгоритм ФКА.

У рамках даної задачі було використано метод визначення перехідного процесу [6]:

1. Переводимо ряд реалізацій у бінарний простір, використовуючи контрольні допуски.
2. Обираємо базовий вектор у бінарному просторі будь-яким чином. Це може бути нульовий вектор.
3. Обчислюємо відстані від базового вектора до кожної із реалізацій.
4. Отриманий натуральний ряд перевіряємо на нормальність за критерієм χ^2 -квадрат.
5. Якщо критерій нормальності виконується – відбувається стаціонарний процес, якщо ні – перехідний.

Таким чином, ми звели багатовимірний дійсний ряд до одновимірного натурального ряду, який показує динаміку зміни кількості ознак, що входять до діапазону контрольних допусків. Якщо відразу велика кількість ознак входить/виходить з діапазону контрольних допусків, то відбувається перехідний процес.

ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО МАТЕМАТИЧНОГО ОПИСУ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ

Для формування вхідного математичного опису на ВАТ “Сумхімпром” проводилися спостереження за процесом виробництва складного мінерального добрива NPK (азот, фосфор, калій), мнемосхему якого показано на рис. 2.

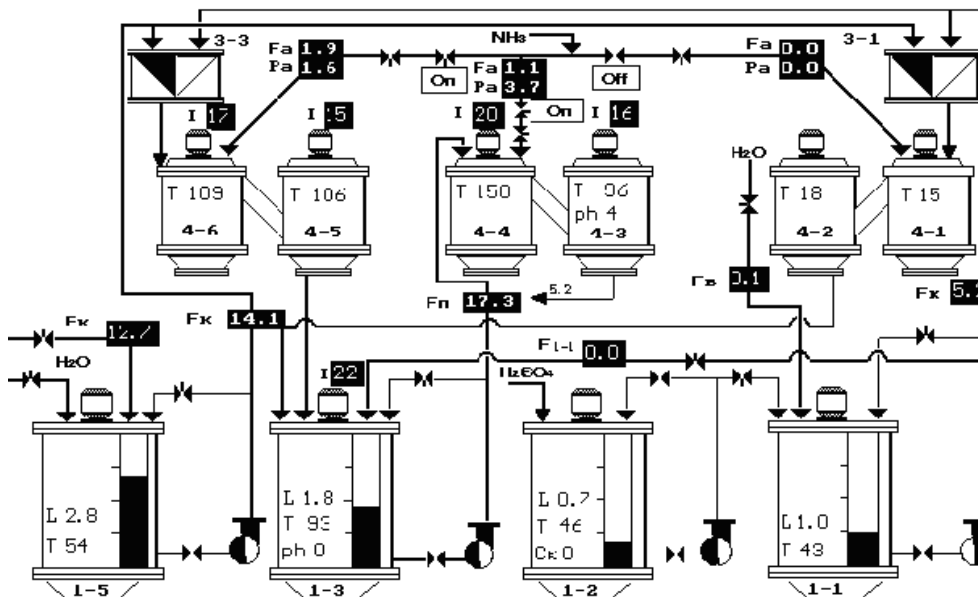


Рисунок 2 – Мнемосхема технологічного процесу нейтралізації кислот

Дані з 19 датчиків фіксувалися кожну хвилину. Кожні 2 години фіксувалися дані хімічного аналізу. Таким чином, за 29 годин спостереження було зафіксовано 1752 вектори-реалізації з датчиків та 15 векторів-реалізацій хімічного аналізу.

Дані з датчиків у роботі використовуються як вектори реалізацій, тому що вони цілком характеризують стан виробництва та фіксуються в режимі реального часу. Дані хімічного аналізу використовуються для формування початкового розбиття на класи. Вони не входять до

навчальної матриці тому що система їх отримує з певною затримкою (~ 2 години), а керуючі дії потрібно робити миттєво, в режимі реального часу.

Дані хімічного аналізу фіксувалися значно рідше, ніж дані з датчиків. Тому для формування початкового розбиття реалізацій на класи проводиться лінійна інтерполяція даних хімічного аналізу для тих моментів часу, коли були зафіксовані дані з датчиків.

Початкове розбиття на класи робиться за вмістом основних компонентів NPK: азот, фосфор та калій. У результаті було сформовано 4 класи:

6. Клас з нормальним вмістом азоту(від 14,10 до 15,25), фосфору (від 12,20 до 13,40) та калію (від 14,30 до 15,60).

7. Клас з підвищеним/зменшеним вмістом азоту (менше 14,10 або більше 15,25).

8. Клас з підвищеним/зменшеним вмістом фосфору (менше 12,20 або більше 13,40).

9. Клас з підвищеним/зменшеним вмістом калію (менше 14,30 або більше 15,60).

Таким чином, формується навчальна матриця для чотирьох класів по 40 реалізацій у кожному для базового алгоритму навчання за ІЕІТ. У ході процесу навчання було використано 120 реалізацій з 1752.

Решта 1632 реалізації, що не використовувались у процесі навчання, є вхідними даними для процесу екзамену в режимі адаптивного ФКА.

РЕЗУЛЬТАТИ ФІЗИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Система працювала в режимі навчання з учителем за базовим алгоритмом навчання за ІЕІТ. На рис. 3 наведено графіки залежності КФЕ від радіусів гіперсферичних контейнерів відповідних класів.

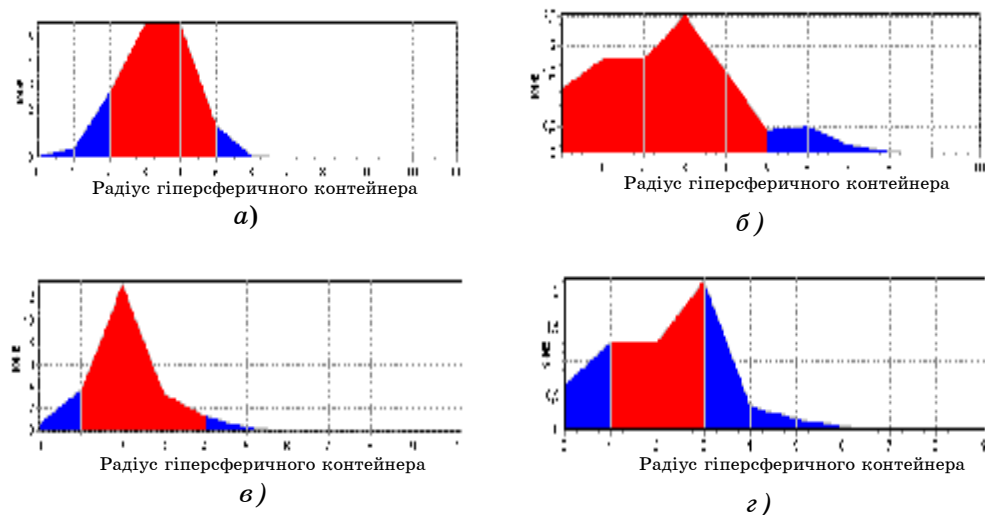


Рисунок 3 - Графіки залежності КФЕ від радіусів гіперсферичних контейнерів класів після базового алгоритму навчання:

а) клас X_1^0 ; б) клас X_2^0 ; в) клас X_3^0 ; г) клас X_4^0

З метою підвищення функціональної ефективності СК, що навчається, було реалізовано оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання за паралельно-послідовним алгоритмом. На рис. 4 наведено графіки залежності КФЕ від радіусів гіперсферичних контейнерів відповідних класів.

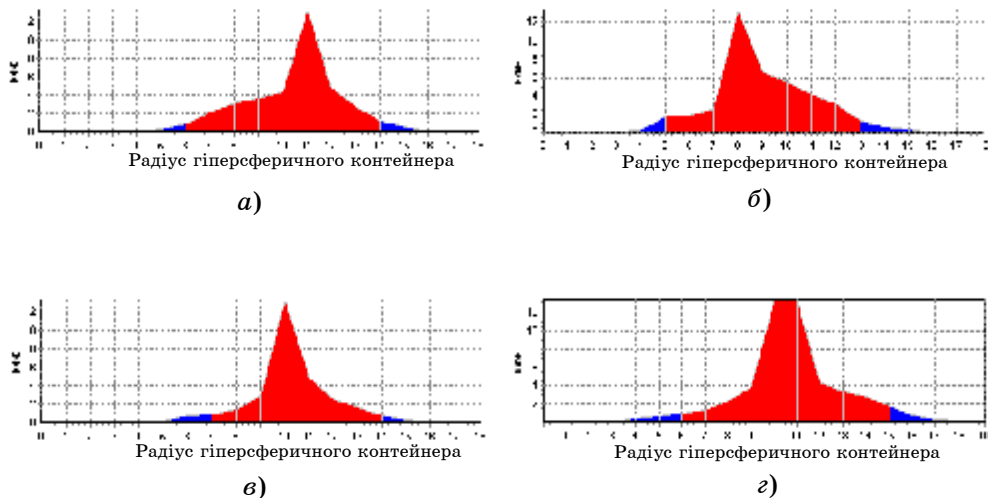


Рисунок 4 - Графіки залежності КФЕ від радіусів гіперсферичних контейнерів класів після базового алгоритму навчання: а) клас X_1^0 ; б) клас X_2^0 ; в) клас X_3^0 ; г) клас X_4^0

Порівнявши відповідні графіки до і після оптимізації, можна зробити висновок, що значення КФЕ для всіх класів значно зросло відстань між контейнерами класів збільшилася, розбиття наблизилося до чіткого. Все це сприяє наближенню точності класифікатора до асимптотичної.

На рис. 5 наведено діаграму, що відображує результати роботи СК в режимі екзамену.

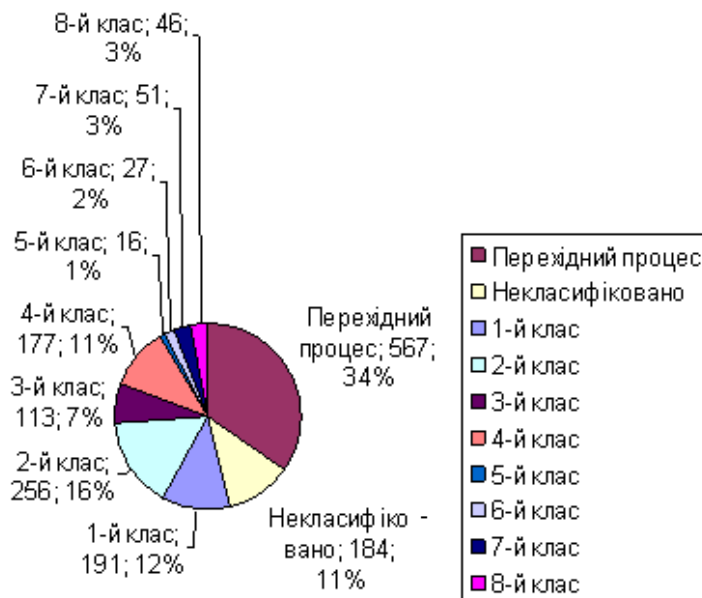


Рисунок 5 - Діаграма, що відображує результати роботи алгоритму екзамену в режимі адаптивного прогностичного ФКА

Як видно с діаграми:

567 реалізацій було віднесено до перехідного процесу, і СК рішень не приймала;

184 реалізації не було класифіковано;

191 реалізацію було віднесено до 1-го класу;
 256 реалізацій було віднесено до 2-го класу;
 113 реалізацій було віднесено до 3-го класу;
 177 реалізацій було віднесено до 4-го класу;
 140 реалізацій утворили 4 нових класи.

На рис. 6 наведено графік залежності відстані між реалізацією та базовим нульовим вектором від номера реалізації для перших 500 реалізацій – базової характеристики для алгоритму визначення наявності перехідного процесу.

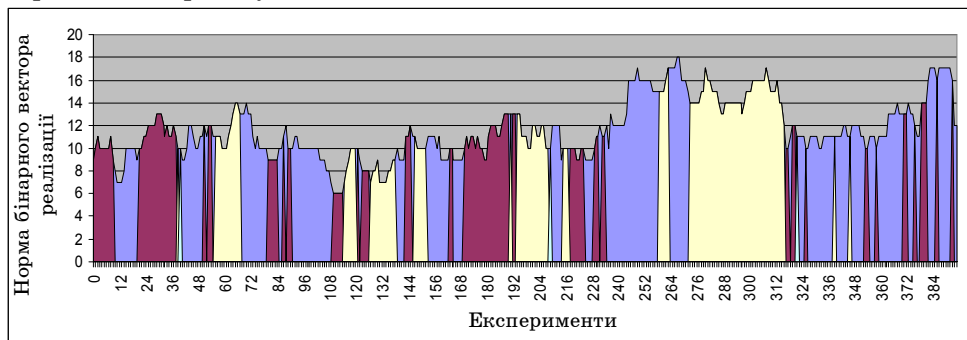


Рисунок 6 - Графік залежності відстані між реалізацією та базовим нульовим вектором від номера реалізації

На графіку темно сірим кольором відображено області, де проходив перехідний процес, білим кольором показано області з некласифікованими реалізаціями та сірим - області із класифікованими реалізаціями.

З графіка видно, що в тих областях, де інтенсивно змінюється відстань від реалізації до базового вектора, – відбувається перехідний процес.

З метою підвищення оперативності роботи СК та наближення достовірності класифікації до асимптотичної було проведено оптимізацію системи контрольних допусків для восьми класів. На рис. 7 наведено результат роботи оптимізованої СК для 8 класів.

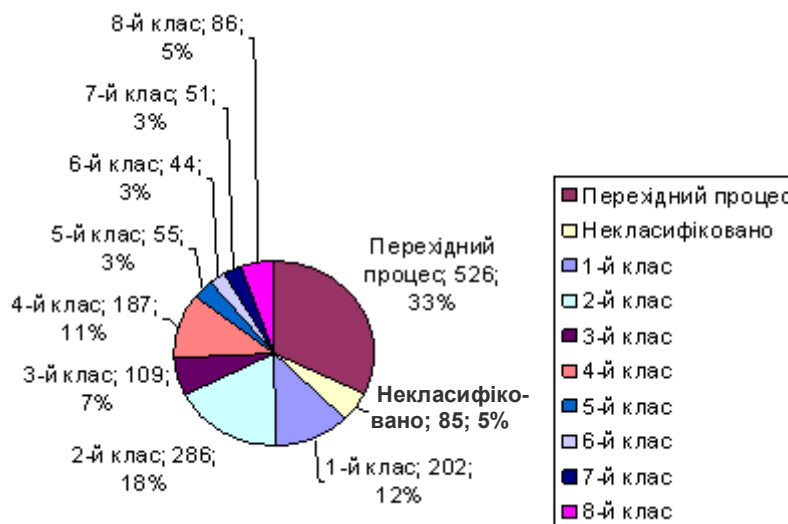


Рисунок 7 - Діаграма, що відображує результати роботи алгоритму екзамени в режимі адаптивного прогностичного ФКА після оптимізації КД для восьми класів

Як видно з діаграми, значно зросла кількість реалізацій, що класифіковано, та зменшилася кількість некласифікованих реалізацій та реалізацій, що віднесено до перехідного періоду. Нових класів не було сформовано, отже, алгоритм ФКА оптимально виконав свою роботу.

Аналогічні результати ми можемо спостерігати на графіку залежності відстані між реалізацією та базовим нульовим вектором від номера реалізації для перших 500 реалізацій, що було повторно екзаменовано.

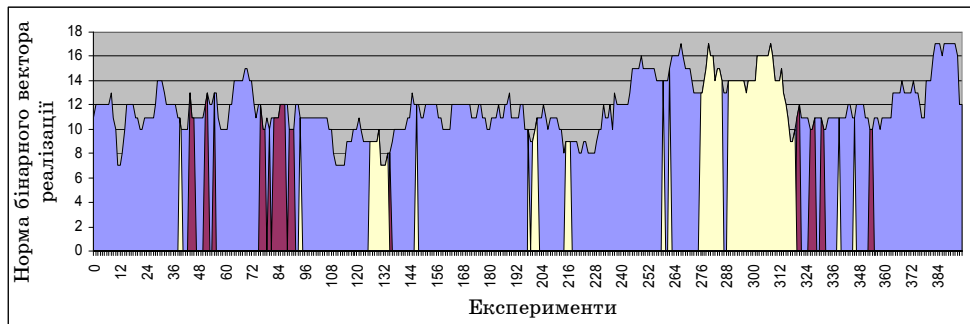


Рисунок 8 - Графік залежності відстані між реалізацією та базовим нульовим вектором від номера реалізації після оптимізації КД для восьми класів

Порівнюючи одержані результати з попередніми, можна зробити висновки – кількість класифікованих даних (сіра область) значно зросла, що свідчить про підвищення ефективності роботи СК.

ВИСНОВКИ

У результаті було розроблено систему, що функціонує в режимі адаптивного ФКА, яка проводить оперативне відключення роботи системи під час перехідних процесів та формує нові класи на базі виявлених спільних властивостей у відповідних груп векторів-реалізацій.

Таким чином, у результаті проведеної роботи було розроблено метод адаптивного ФКА, що навчається в рамках ІЕІТ за умов апріорної невизначеності, інформаційних та ресурсних обмежень, ґрунтується на оцінці статистичних характеристик екзаменаційної матриці, що дозволило підвищити ефективність та оперативність функціонування СК шляхом оперативного відключення алгоритму навчання СК під час перехідних процесів.

SUMMARY

SIMULATION OF ADAPTIVE CONTROL SYSTEM OF A LOW FORMALIZED PROCESS BY FACTORIAL CLASSIFICATION ANALYSIS

A.S. Dovich, S.M. Kotenko

Sumy State University, Sumy

A method of factor analysis which includes adaptive features of the control system working in the IEIT network in a priority undefined case is under consideration. Method makes it possible to react efficiently on the instability of the input and power off creating new module classes during the transition process.

Key words: *factorial classification analysis, control system IEIT network, module, class.*

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности. Справ. изд. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин / под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989– 607 с.

2. Загоруйко Н.Г., Елкина В.Н., Лбов Г.С. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей. – Новосибирск: Наука, 1985. – 110 с.
3. Методы анализа данных: Подход, основанный на методе динамических сгущений: пер. с фр. / Кол. авт. под рук. Э. Дидэ / под ред. и с предисл. С.А. Айвазяна и В.М. Бухштабера. – М.: Финансы и статистика, 1985.–375 с.
4. Красноясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
5. Довбиш А.С., Козинець М.В., Котенко С.М. Оцінка статистичної стійкості та однорідності навчальної вибірки при факторному класифікаційному аналізі // Вісник Сумського державного університету. – 2006. – №10. - С.43-50.
6. Довбиш А.С., Котенко С.М. Інформаційне та програмне забезпечення прогностичної адаптивної АСУТП виробництва складних мінеральних добрив // 2007
7. Красноясовський А.С., Кий О.М., Волков В.М., Козинець М.В., Шелехов І.В. Класифікаційне управління технологічним процесом виробництва складних мінеральних добрив // Східно-Європейський журнал передових технологій.–2003. – № 6. – С.12-17.

Надійшла до редакції 17 березня 2010 р.