

Міністерство освіти і науки України
Сумський державний університет

На правах рукопису

БЕРЕСТ ОЛЕГ БОРИСОВИЧ

УДК 681.518

МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО СТАНУ
ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ В АВТОМАТИЗОВАНІЙ СИСТЕМІ
КЕРУВАННЯ ВИРОЩУВАННЯМ МОНОКРИСТАЛІВ

05.13.07 – автоматизація процесів керування

Дисертація
на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник
Довбиш Анатолій Степанович,
доктор технічних наук, професор

Суми – 2015

ЗМІСТ

ЗМІСТ	2
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	4
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ АНАЛІЗУ І СИНТЕЗУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ.....	11
1.1 Аналіз сучасного стану автоматизації технологічного процесу вирощування сцинтиляційних монокристалів	11
1.2 Апаратний інструментарій інтелектуальних систем керування технологічними процесами	21
1.3 Аналіз методів класифікаційного керування технологічними процесами за умов апріорної невизначеності	26
1.4 Висновки до першого розділу	33
РОЗДІЛ 2. ІНФОРМАЦІЙНИЙ АНАЛІЗ І СИНТЕЗ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ.....	35
2.1 Аналіз технологічного процесу вирощування монокристалів та обґрунтування вибору методу досліджень	35
2.2 Формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи керування, що навчається.....	40
2.3 Категорійні моделі системи підтримки прийняття рішень, що навчається	44
2.4 Оцінка функціональної ефективності СППР, що навчається.....	49
2.5 Формування вхідного математичного опису адаптивної системи керування технологічним процесом вирощування монокристалів.....	63
2.6 Постановка задачі та категорійна модель з оптимізацією часових параметрів функціонування	67
2.7 Інформаційно-екстремальна модель СППР з циліндроїдними вирішальними правилами.....	70
2.8 Висновки до другого розділу	78

РОЗДІЛ 3. ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ СППР, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ	80
3.1 Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних скінтіляційних монокристалів	80
3.2 Вплив обсягу навчальної вибірки на функціональну ефективність машинного навчання СППР	92
3.3 Оптимізація часових параметрів машинного навчання СППР	96
3.4 Оптимізація параметрів навчання циліндрідного класифікатора	102
3.5 Шляхи підвищення оперативності навчання СППР	110
3.6 Висновки до третього розділу	117
РОЗДІЛ 4. РЕАЛІЗАЦІЯ СППР, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ, ДЛЯ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ ВИРОЩУВАННЯ МОНОКРИСТАЛІВ	119
4.1 Адаптивна система керування технологічним процесом	119
4.2 Апаратно-програмний інструментарій аналізу і синтезу СППР, що навчається.....	127
4.3 Візуалізація результатів машинного навчання СППР	140
4.4 Методологія проектування СППР з циліндрідними вирішальними правилами.....	147
4.5 Висновки до четвертого розділу	150
ВИСНОВКИ.....	152
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	155
ДОДАТОК А.....	177
ДОДАТОК Б	179

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- АСК – автоматизована система керування;
АСКТП – автоматизована система керування технологічним процесом;
БКОІ – блок кінцевої обробки інформації;
БПОІ – блок первинної обробки інформації;
БФВР – блок формування векторів розпізнавання;
ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;
КФЕ – критерій функціональної ефективності;
МК – монокристал;
МП – мікропроцесор;
ОК – об'єкт керування;
ОСМ – органічний сцинтиляційний монокристал;
ПЛК – програмований логічний контролер;
ПТК – програмно-технічний комплекс;
РСК – розподілена система керування;
СК – система керування;
СКД – система контрольних допусків;
СППР – система підтримки прийняття рішень;
ТП – технологічний процес.

ВСТУП

Актуальність теми. Існуючі системи керування складними технологічними процесами характеризуються невисокою функціональною ефективністю, оскільки вони функціонують за довільних початкових умов, впливу неконтрольованих збурюючих факторів і нечітких даних, що обумовлює апріорну невизначеність. В значній мірі це стосується і автоматизованої системи керування технологічним процесом (АСКТП) вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів із розплаву, для якої забезпечення якісних характеристик скінтілятора на рівні вимог європейських та світових стандартів (ISO, DIN) ускладнюється нестаціонарністю керованого процесу, високою точністю керування температурним полем і багатопараметричністю. При цьому зберігається вплив на якість виробу людського фактору. За таких умов основним шляхом підвищення функціональної ефективності АСКТП, яка функціонує за умов апріорної невизначеності, є надання їй властивості адаптивності на основі використання ідей і методів машинного навчання і розпізнавання образів, основи яких закладено в працях О. Г. Івахненка, В. І. Васильєва, О. А. Павлова, І. В. Скурихіна, І. В. Кузьміна, О. Г. Руденка, Є. В. Бодянського, С. Ю. Шабанова-Кушнарєнка, В. С. Суздаля, Д. Ф. Люгєра, Я. З. Ципкіна, С. Брендлі, Г. Блюмберга та інших вчених. При цьому недостатньо дослідженими все ще залишаються науково-методологічні питання підвищення точності й оперативності здатних навчатися АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів для випадків складних конфігурацій розподілів реалізацій образів за умов їх нечіткої компактності в просторі ознак розпізнавання, що має місце на практиці. Тому тема дисертаційної роботи, присвячена створенню основ інформаційного аналізу і синтезу здатної навчатися АСКТП вирощування скінтіляційних монокристалів із розплаву, що функціонує за умов апріорної невизначеності, є актуальною.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційну роботу виконано на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету згідно з планами держбюджетних науково-дослідних робіт МОН України «Моделі та методи інформаційних технологій в промисловості та освіті» (ДР № 0109U006555), «Розроблення науково-методичних основ та інформаційних засобів проектування здатних самонавчатися адаптивних систем керування технологічними процесами» (ДР № 0109U001380) і договором про науково-технічне співробітництво між Сумським державним університетом і Інститутом сцинтиляційних матеріалів НТК «Інститут монокристалів» НАН України (м. Харків) від 15.04.2011 р., в яких здобувач був виконавцем окремих етапів.

Мета і завдання дослідження. Мета дисертаційної роботи полягає в підвищенні функціональної ефективності автоматизованої системи керування вирощуванням монокристалів шляхом надання їй властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

Для досягнення поставленої мети визначені такі завдання:

- проаналізувати сучасний стан та тенденції розвитку інтелектуальних автоматизованих систем керування технологічним процесом вирощування монокристалів;
- розробити інформаційно-екстремальні методи машинного навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву, здатної оптимізувати просторово-часові параметри функціонування і побудувати вирішальні правила для довільних конфігурацій нечіткої компактності реалізацій образів;
- розробити комплекс категорійних моделей машинного навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів з оптимізацією просторово-часових параметрів функціонування для довільних конфігурацій нечіткої компактності реалізацій образів;

- розробити інформаційні критерії функціональної ефективності і на їх основі дослідити функціональну ефективність здатної навчатися СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву для двох- і трьохальтернативних рішень;
- розробити метод візуалізації даних для багатовимірного об'єкту керування;
- використати розроблені моделі СППР для розв'язання прикладних задач в промисловості та в навчальному процесі.

Об'єктом дослідження є слабоформалізований процес автоматичної класифікації функціональних станів керованого технологічного процесу вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву за умов апіорної невизначеності, інформаційних і ресурсних обмежень.

Предметом досліджень є методи моделювання та класифікації функціонального стану технологічного процесу вирощування монокристалів, оцінка функціональної ефективності та оптимізація просторово-часових параметрів машинного навчання СППР, що функціонує за умов апіорної невизначеності та довільних конфігурацій нечіткої компактності реалізацій образів.

Методи досліджень концептуальних і теоретичних основ роботи базуються на евристичних методах системного аналізу для створення основ інформаційного синтезу здатних навчатися СППР; методах та характеристиках теорії інформації для оцінки функціональної ефективності СППР, що навчається; методах інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних для побудови оптимальних в інформаційному розумінні контейнерів класів розпізнавання та на об'єктно-орієнтованій методології проектування складних систем та програмного забезпечення.

Оцінка ефективності застосування розроблених методів здійснювалася на основі аналізу результатів комп'ютерного моделювання за експериментальними даними, отриманими у виробничих умовах.

Наукова новизна одержаних результатів:

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що поставлено та вирішено важливу науково-технічну задачу підвищення функціональної ефективності здатної навчатися АСКТП вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву, що функціонує за умов апріорної невизначеності. Конкретні нові наукові результати, одержані особисто здобувачем, полягають у наступному:

1. Вперше розроблено новий інформаційно-екстремальний метод аналізу і синтезу здатної навчатися СППР, в якому, на відміну від існуючих, запропоновано використання контейнерів циліндроїдної форми, що дозволило розширити системі керування її функціональні можливості у випадку складних конфігурацій нечіткої компактності реалізацій образів.

2. Удосконалено інформаційно-екстремальний метод оптимізації часових параметрів: періоду оброблення вхідних даних і моменту перенавчання системи, який, на відміну від існуючих, використовує запропонований модифікований критерій, що дозволило підвищити оперативність прийняття керуючих рішень.

3. Удосконалено метод візуалізації даних, представлених в бінарному вигляді, який шляхом використання спіральної системи координат дозволяє представити багатовимірний двійковий вектор-реалізацію образу у вигляді точки на площині.

4. Отримав подальший розвиток метод визначення функціональної ефективності здатної навчатися автоматизованої системи керування за рахунок використання трьохальтернативної системи оцінки класифікаційних рішень, що дозволило підвищити достовірність їх прийняття.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що на основі узагальнення відомих результатів і застосування нових наукових

положень, запропонованих у дисертації, формується сучасна науково-методологічна основа проектування здатних навчатися СППР для автоматизації розподілених у часі та просторі керованих нестационарних технологічних процесів, які відбуваються за умов апріорної невизначеності, нечітких даних і ресурсних обмежень.

Результати дисертації впроваджені у вигляді інформаційного і програмного забезпечення проектування інтелектуальних СППР при розв'язанні задач керування розподіленими в часі та просторі технологічними процесами, що підтверджується актами впровадження при модернізації існуючої АСКТП в Інституті сцинтиляційних матеріалів НТК «Інститут монокристалів» НАН України, м. Харків (акт впровадження від 22.01.2015 р.) і в навчальний процес Сумського державного університету, м. Суми при підготовці бакалаврів за спеціальністю 6.040302 – інформатика та 6.050201 – системна інженерія (акт впровадження від 20.12.2014 р.).

Особистий внесок здобувача. Усі основні наукові результати, які виносяться на захист, одержано здобувачем особисто а саме: формування вхідного математичного опису, категорійні моделі, критерії оцінки функціональної ефективності та інформаційно-екстремальний метод машинного навчання здатної навчатися СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву з використанням полімодальних циліндродних вирішальних правил на базі двох- і трьохальтернативних систем оцінок класифікаційних рішень, методи оптимізації кроку дискретизації вхідних даних; метод візуалізації багатовимірних даних, в тому числі в бінарному просторі, створення інфраструктури та апаратно-програмного інструментарію здатної навчатися СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву.

Апробація результатів дисертації. Основні результати та дисертаційна робота в цілому апробовані на п'яти міжнародних конференціях: міжнародна науково-практична конференція «Сучасні напрямки теоретичних та

практичних досліджень»(м. Одеса, Україна, 2011), міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні системи та технології» (м. Суми, Україна, 2012), третя міжнародна науково-практичної конференції «Інтелектуальні системи в промисловості і освіті» (м. Суми, Україна, 2012), друга міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні системи та технології» (м. Суми, Україна, 2013), четверта міжнародна науково-практична конференція «Молоді вчені в рішенні актуальних проблем науки» (м. Владикавказ, Росія, 2013).

Публікації. За результатами дисертаційних досліджень опубліковано 12 наукових праць: 7 статей, з них 6 у наукових фахових виданнях України з технічних наук, 1 стаття у закордонному виданні; 5 публікацій у збірниках матеріалів і тез доповідей науково-технічних конференцій.

Структура й обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел і додатків. Повний обсяг дисертації складає 180 сторінок, у тому числі: 61 рисуноків і 16 таблиць по тексту, список використаних джерел з 191 найменувань на 22 сторінках і 2 додатки на 4 сторінках.

Подяка. Автор висловлює щирі подяки науковцям Інституту сцинтиляційних матеріалів НАН України (м. Харків) д.т.н, професору, старшому науковому співробітнику Суздалю В. С., к.т.н., науковому співробітнику Козьміну Ю. С., науковому співробітнику Соболеву О. В. за надану базу архівних трендів вирощування сцинтиляційних монокристалів та цінні поради при підготовці дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ АНАЛІЗУ І СИНТЕЗУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ

1.1 Аналіз сучасного стану автоматизації технологічного процесу вирощування скінтіляційних монокристалів

В теперішній час відбувається перехід від інформаційного суспільства до його вищої соціально-економічної формації, яка умовно називається знання-орієнтоване суспільство. При цьому критерієм завершення такого переходу є момент часу, в який більше половини світового валового продукту буде вироблятися із застосуванням інтелектуальних інформаційних технологій. Настання такого моменту очікується вже до 2020 року.

Згідно з прес-релізом компанії Intel Corporation, а також за даними промислових дослідницьких звітів міжнародної компанії маркетингових досліджень International Data Corporation (IDC), стверджується, що в 2015 році із більше 15 мільярдів електронних пристроїв, підключених до Інтернету, одна третина (4 млрд.) будуть мати інтелектуальну складову [13, 14]. Аналіз праць [15, 16] підтверджує, що основні потоки світових інвестицій в останній час спрямовуються саме на створення та застосування інтелектуальних систем в різних галузях соціально-економічної сфери суспільства.

Результати анкетування промислових компаній країн СНД показали, що їх переважна більшість використовує лише програмне забезпечення для автоматизованих систем керування та планування ресурсів підприємства (ERP-системи) [17, 18], які не мають інтелектуальної складової для аналізу даних. Аналогічні показники мають і українські підприємства.

Основним шляхом досягнення максимального прогресу в підвищенні функціональної ефективності автоматизованих систем керування (АСК) є надання їм властивості адаптивності на основі застосування «штучного

інтелекту» [19-21]. При цьому інтелектуалізація систем керування здійснюється шляхом використання евристичного програмування [22-24], яке базується на методах моделювання розумової діяльності і застосовується для розв'язання задач, які не мають строго формалізованого алгоритму розв'язку, або в умовах апріорної невизначеності.

Щодо терміну «інтелектуальна система» існує декілька визначень [25]. В праці [26] під «інтелектуальною» системою розуміється промислова система, яка, маючи в своєму озброєнні контекст, допомагає співробітникам і обладнанню виконувати свої завдання. Автори праць [27-30] під цим терміном розуміють набір інформаційних технологій, який направлений на підтримку життєвого циклу інформації та поєднує в собі обробку даних, керування інформацією та знаннями. Згідно з працею [31] система буде інтелектуальною, якщо вона підтримує виконання таких функцій:

- накопичення знання про довколишнє середовище, їх подальша класифікація та оцінка з точки зору прагматичної користі;
- доповнення нових знань за допомогою логічного висновку;
- людиноподібний інтерфейс комунікації з користувачами;
- отримання інформації через канали аналогічні тим, які використовує людина при сприйнятті навколишнього світу;
- формування для себе або користувача пояснення своєї діяльності;
- надання допомоги користувачу за рахунок своєї бази знання та логічних висновків.

Найбільш узагальнюючим є визначення інтелектуальної системи як електронно-обчислювального комплексу, здатного моделювати когнітивні процеси, притаманні людині при прийнятті рішень [32].

На рис.1.1 представлена структура інтелектуальної системи у вигляді сукупності блоків та зв'язків між ними [31].

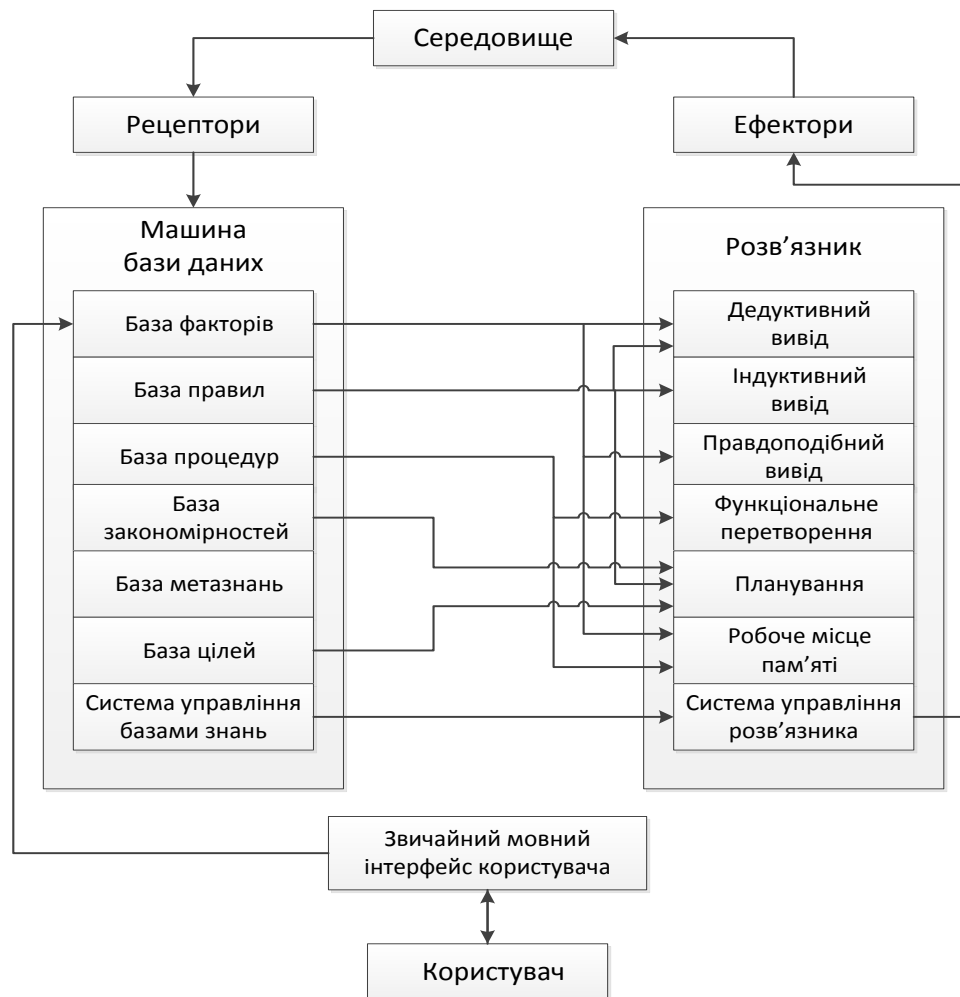


Рисунок 1.1 – Загальна структура інтелектуальної системи

Залежно від набору вищезазначених компонент виділяють такі різновиди інтелектуальних систем:

- 1) інтелектуальні інформаційно-пошукові системи [33-35];
- 2) експертні системи (ЕС) [36-39];
- 3) розрахунково-логічні системи [38, 41];
- 4) системи підтримки прийняття рішень (СППР) [32, 42].
- 5) гібридні системи [42-47];

Інтелектуальні інформаційно-пошукові системи є системами взаємодії з проблемно-орієнтованими (фактографічними) базами даних на природній, хоча обмеженій як граматично, так і лексично мові. Для них характерно використання лінгвістичного процесору [48-50].

Для ЕС характерна акумуляція в системі знань та правил роздумів спеціалістів в даній предметній області, а також наявність спеціальної системи

пояснень [36-39, 51]. Важливу роль при створенні ЕС відіграють інструментальні засоби, найбільш популярними серед яких є такі мови програмування, як LISP та PROLOG, а також експертні системи-оболонки (ЕСО): KEE, CENTAUR, G2 і GDA, CLIPS, АТ_ТЕХНОЛОГІЯ, що дають можливість розробнику користуватися великим набором для комбінування систем представлення знань, мов програмування, об'єктів та процедур [52].

Розрахунково-логічні системи дозволяють вирішувати задачі управління та керування за їх постановками (описом) завдяки наявності бази знань у вигляді функціональної семантичної мережі та компонентів дедуктивного висновку та планування [53-55].

Подальшим розвитком ЕС є СППР (DSS), які здатні самостійно створювати базу знань [56-58]. СППР – це інтерактивна автоматизована система, яка використовує дані та моделі для ідентифікації та прийняття рішень. Вимоги, які ставляться до сучасних СППР такі [59-61]:

- здатність працювати в режимі реального часу і легка інтеграція з існуючими системами керування;
- технологічна гнучкість, тобто здатність легко переналагоджуватися;
- за типом вирішальних правил повинні бути детерміновано-статистичними; за моделлю керування – слабо формалізованими, за законом керування – стабілізуючими; за типом керування – класифікаційними;
- адаптивність, яка виникає внаслідок оптимізації просторово-часових параметрів функціонування в процесі машинного навчання (самонавчання).

Для коректного функціонування СППР використовуються різні методи [62]. Це може бути інформаційний пошук [33, 48], інтелектуальний аналіз даних Data Mining [63], пошук знань в базі даних [64], роздуми на основі прецедентів [66], імітаційне моделювання [67, 68], еволюційні обчислення та генетичні алгоритми [69, 70], нейронні мережі [44, 63, 65, 71], ситуаційний аналіз [72], когнітивне моделювання [73], програмні агенти [74, 75] та інше. Загальна структура СППР показана на рис 1.2, яка містить три головні

компоненти [76, 77]: 1) підсистема інтерфейсу користувача; 2) підсистему керування базою даних; 3) підсистема керування базою моделей.

Останнім часом з розвитком глобальної мережі Інтернет, корпоративних (Інтранет) та міжорганізаційних (Ентернет) мереж до СППР додають нову підсистему — систему керування повідомленнями (СКП). Користувачі також є невід’ємним компонентом системи.

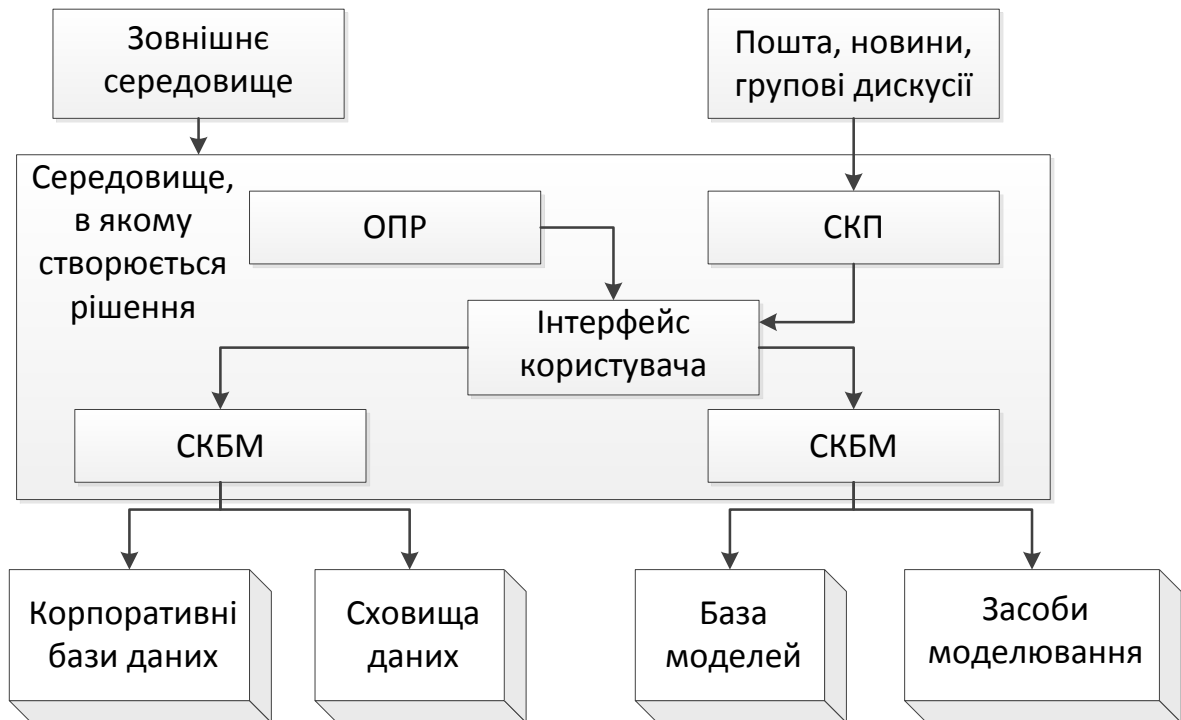


Рисунок 1.2 – Класична структура СППР

У складі АСКТП СППР здійснює аналіз накопичених системою даних, оцінку поточного функціонального стану технологічного процесу і формує для особи, що приймає рішення (ОПР), керуючі команди [78]. Основною тенденцією розвитку інтелектуальних СППР є надання їм властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [32, 41, 79]. У сучасних СППР широко використовуються нові засоби інформаційної технології: програмні агенти, сховища, вітрини даних та OLAP-системи [80].

Розглянемо основні напрямки в розвитку СППР [81-83]:

- СППР, що керуються повідомленнями (Communication-Driven DSS);
- СППР, що керуються даними (Data-Driven DSS);
- СППР, що керуються документами (Document-Driven DSS);

- СППР, що керуються знаннями (Knowledge-Driven DSS);
- СППР, що керуються моделями (Model-Driven DSS).
- СППР на основі Web (Model-Driven DSS).

Світові тенденції розвитку інформаційних технологій свідчать про зростання впливу інтелектуальних СППР, що знаходить своє відображення в освітній діяльності й підготовці відповідних спеціалістів у багатьох провідних університетах світу [79, 84, 85].

В класичній теорії штучного інтелекту існує два напрями створення інтелектуальних систем, що тісно пов'язані з наявністю двох точок зору про те, як саме будувати системи штучного інтелекту. Прихильники однієї точки зору в рамках функціонального підходу вважають, що найважливішим є результат, тобто однакова поведінка штучно створених систем і природніх аналогів, а внутрішні механізми формування такої поведінки не є важливим [86, 87]. Інша точка зору в рамках біонічного підходу полягає у моделюванні структури механізму поведінки людини [88, 89].

Сучасна тенденція створення СППР на основі машинного навчання та розпізнавання образів започатковує новий напрям інформаційного аналізу і синтезу як комбінований, який усуває недоліки функціонального і біонічного підходів, оскільки моделює функції механізму прийняття рішень біологічним індивідуумом [32, 41].

Серед основних проблем розвитку інтелектуальних СППР, які потребують подальшого дослідження, можна зазначити [32, 79, 90]:

- модельний характер переважної більшості відомих методів автоматичної класифікації, що становить певну теоретико-методологічну цінність, але є непридатним для практичного застосування;
- незавершеність теорії ефективного машинного навчання АСК складними технологічними процесами;

- нелінійність, нестационарність і багатофакторність виробничих технологічних процесів, які відбуваються за умов апріорної невизначеності, що й обумовлює їх слабку формалізованість;
- підвищенні вимоги до оперативності етапів навчання, донавчання і перенавчання АСК, які повинні відбуватися в режимі реального часу.

В табл. 1.2 наведено аналіз доречність використання інтелектуальних систем у промисловості за прийнятими в SWOT-аналізі чинниками та явищами.

Для вирішення різних задач приладобудування, медицини, фізики високих енергій, космонавтики широкого застосування набули сцинтиляційні монокристали, здатні випромінювати світло при поглинанні іонізуючого випромінювання. В промисловості та дослідницьких лабораторіях їх вирощують із пари, розчинів, розплавів, з твердої фази та іншими способами, включаючи синтез шляхом хімічних реакцій, електролітичну кристалізацію тощо [91-93]. Проте слід зазначити, що переважна більшість готового продукту виробляється за допомогою методів витягування монокристалів із розплаву, серед яких найбільшого поширення набули методи Степанова, Бріджмена-Стокбаргера, Кіропулоса, Чохральського [91, 94].

Оптичні, електричні, механічні та інші властивості монокристалів залежать від дефектів кристалічної решітки [91]. При зростанні кристалів в штучно створених умовах ніколи не утворюється ідеальна кристалічна решітка в силу впливу реальних зовнішніх умов і різних внутрішніх факторів. Перспективи отримання високоякісних бездефектних СМК високої оптичної якості пов'язують з удосконаленням керування технологічним процесом витягування монокристалів [95]. При цьому повинно забезпечуватися не тільки вирішення задач фізико-хімічних досліджень, але й відбуватися розвиток принципів автоматизації ростових процесів, які розділяють на підготовчі операції (обробка сировини та ін.) та безпосереднє вирощування монокристалу [96].

Типовий технологічний процес вирощування монокристалів містить ряд етапів: отримання розплаву (до 4 діб), затравка (від 1 до 3 год), ріст (до 7 діб), охолодження (до 2 діб). На формування монокристала суттєво впливає форма фронту кристалізації, яка при оптимальному керуванні повинна бути плоскою в макроскопічному масштабі при швидкості росту, що не перевищує задану величину. Ступінь стабільності процесу вирощування багато в чому визначається трьома факторами [91, 93, 95-97]:

- способом нагріву (якість електричної потужності нагрівача),
- конструктивним рішенням установки,
- надійним контролем основних характеристик процесу.

В даний час розвиток засобів контролю процесу кристалізації обумовлено прагненням до збільшення обсягу інформації про результати впливу на процес, необхідного для встановлення однозначних зв'язків між умовами росту і реальними властивостями зростаючого монокристала. Такі дані вкрай необхідні для оптимізації характеристик керованих процесів і обмеження або компенсації некерованих [91, 96].

Керування процесом кристалізації досить надійно розроблено для установок за методом Чохральського [94, 98, 99]. Серед різноманітних способів керування ТП на практиці знайшли методи регулювання потужності за заданою програмою, лінійної залежності потужності нагріву і величини осьового градієнта температури в зоні кристалізації, температури за заданою програмою тощо [91, 96]. Але через технічні ускладнення контролю керуючих параметрів найбільше практичне застосування знайшов метод керування за діаметром монокристалів на стадії їх стабільного росту [100].

Для підвищення функціональної ефективності системи керування застосовуються методи оптичного сканування системи розплав-кристал з використанням телевізійної системи, просвічування зони кристалізації рентгенівськими променями, контролю зміни меніска розплаву в інфрачервоному та видимому діапазонах спектру з урахуванням змін рівня

розплаву, а також ваги кристала (або тигля з розплавом) [101-102]. Проте при вирощуванні великогабаритних монокристалів кращі результати дає комбінований спосіб управління, при якому регулюються як швидкість витягування, так і температура розплаву. Програмна зміна цих величин дозволяє отримати продукт постійного діаметра з малим вмістом дефектів.

Згідно з працею [103] систему керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів доцільно представляти як автоматизований модуль, який є комплексною структурою і складається з декількох рівнів (рис. 1.3).

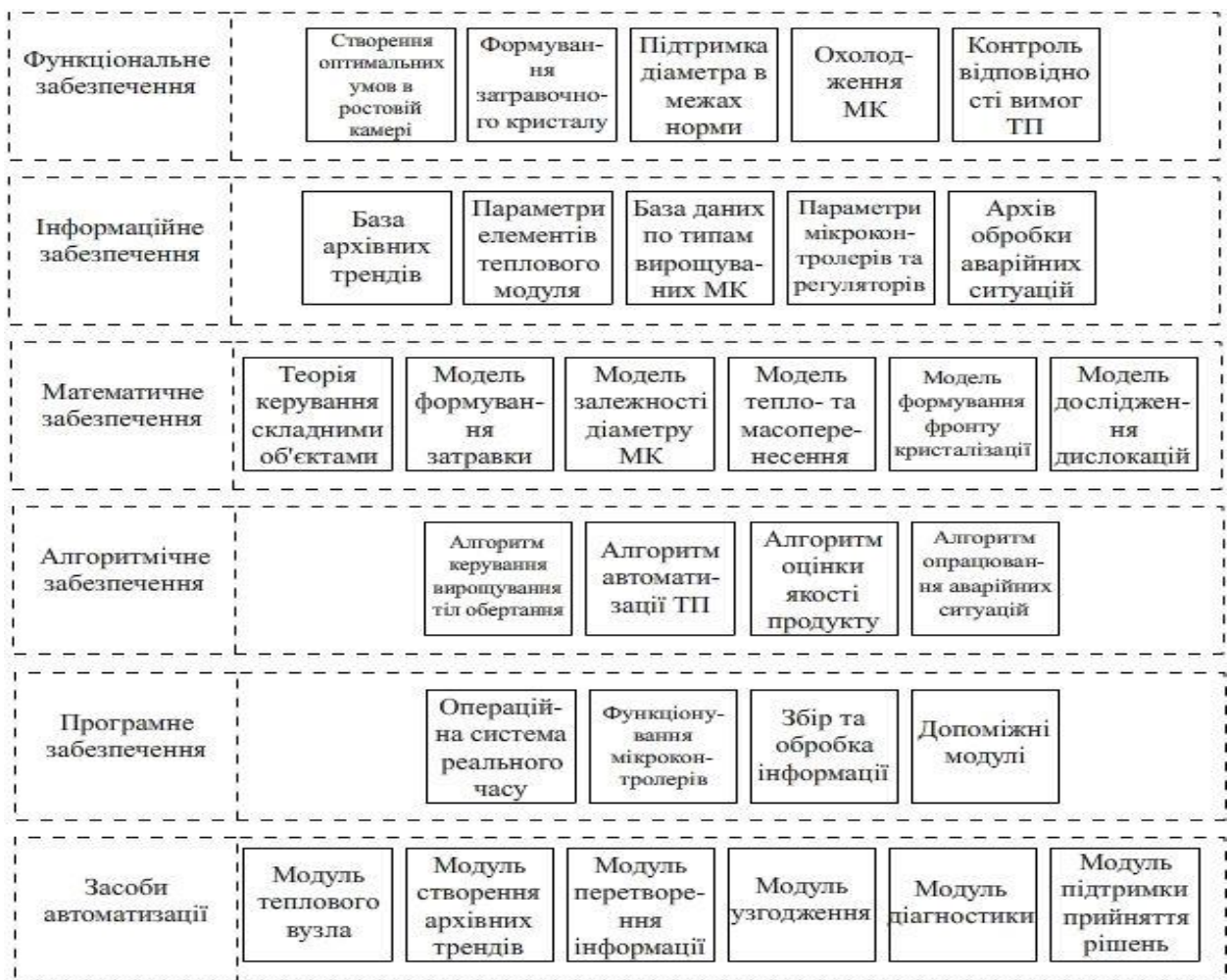


Рисунок 1.3 – Структура автоматизованого модуля вирощування монокристалів

Аналіз наукових досліджень та практичних застосувань показує, що актуальними задачами керування вирощуванням монокристалів є [91, 93]:

- синтез оптимальних регуляторів для об'єктів із складними взаємозв'язками, що знаходяться під дією випадкових зовнішніх збурень в умовах постійної зміни теплових умов виробництва сцинтиляторів [104].

- перехід від децентралізованих систем до систем багатозв'язного керування, для здійснення якого необхідна формалізація задачі і синтез багатовимірного регулятора [99];

- створення інтелектуального порадника, який здатний замінити людину при прийнятті важливих рішень керування [102];

- створення високонадійних та завадостійких систем керування на основі вбудованих засобів діагностування [105, 106];

- моделювання теплового поля ростової камери з урахуванням газової складової та гідродинаміки розплаву;

- використання в ТП локальних мереж та інтернет-технологій;

- проведення дослідження динамічних характеристик об'єкта керування в системі кристал-розплав та здійснення вибору моделі об'єкта управління і методу адаптації;

- логічна та інформаційна інтеграція різних рівнів керування.

Таким чином, аналіз тенденції розвитку сучасних інтелектуальних систем керування технологічним процесом вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів із розплаву показує, що основним перспективним напрямком їх аналізу і синтезу є створення інтелектуальних СППР в складі АСКТП на основі машинного навчання та розпізнавання образів в рамках комбінованого підходу, який усуває недоліки функціонального і біонічного підходів, і є найбільш наближеною моделює механізму прийняття рішень людиною.

1.2 Апаратний інструментарій інтелектуальних систем керування технологічними процесами

Згідно з стандартом [107] будь-яку АСКТП можна описати за допомогою коду класу системи, який складається з цифрових та буквених індексів класифікації. Але така класифікація є застарілою, оскільки не може охопити усі сучасні досягнення, тому доводиться використовувати допоміжний код для виділення нових категорій АСКТП з додатковими функціями та цілями, який не регламентується існуючим стандартом. В праці [108] АСКТП поділяються на три класи:

1) SCADA – керовані (англ. Supervisory Control And Data Acquisition) розподілені системи спостереження та керування, основна функція яких – диспетчерське управління та збір даних [109, 110];

2) розподілені системи керування (РСК), які характеризуються побудовою розподіленої системи введення/виведення та децентралізацією обробки даних [111, 112];

3) системи на базі програмованого логічного контролера (ПЛК), які функціонують на базі апаратних модулів для реалізації алгоритмів автоматизованого керування з використанням логічних операцій, таймерів і неперервного регулювання відповідно до заданого закону [113-115].

Основним призначенням SCADA-системи є контроль і моніторинг об'єктів за участю диспетчера. SCADA-система характеризується такими властивостями:

- наявність людини – оператора;
- суттєве обмеження дій оператора в часі;
- втрата керованості при неправильних діях оператора;
- пасивний характер дій оператора з його мінімальним втручанням для налаштування параметрів для досягнення оптимального режиму керування.

Всі сучасні SCADA-системи складаються з трьох основних структурних компонентів:

1) Remote Terminal Unit (RTU) – віддалений термінал, який здійснює обробку задачі (керування) в режимі реального часу;

2) Master Terminal Unit (MTU), Master Station (MS) – диспетчерський пункт керування (головний термінал), який здійснює обробку даних та керування високого рівня в режимі м'якого (квазі-) реального часу та забезпечує інтерфейс між оператором та системою (HMI, MMI);

3) Communication System (CS) – комунікаційна система (канали зв'язку), яка необхідна для передачі даних з віддалених точок (об'єктів, терміналів) на центральний інтерфейс оператора-диспетчера та передачі сигналів управління на RTU (або віддалений об'єкт).

Для РКС основними властивостями є:

- загальна база даних для управління та візуалізації;
- контролери базуються на операційних системах реального часу;
- використання попередньо визначених функціональних блоків;
- можливість розподілу системи по об'єкту;
- метод декомпозиції при розподіленні завдань.

На рис. 1.4 показано основні структурні компоненти РСК.

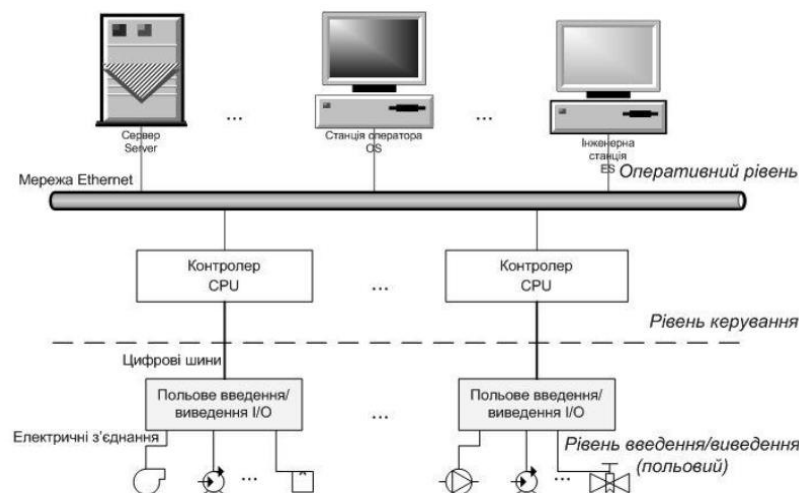


Рисунок 1.4 – Основні структурні компоненти РСК

На рис. 1.4 керуюча станція, оснащена контролерами і картами введення-виведення, працює з закритою шиною, через яку посилає інформацію станціям операторів через сервер. У функції сервера входять як

передача даних між мережами, так і архівування цих даних в архівний файл. За конфігурацію системи та нагляд за програмним забезпеченням керуючих станцій відповідає інженерна станція, що завжди зберігає поточну документацію та реалізує інші функції (налаштування регуляторів тощо).

Таким чином, РСК складається із певної кількості автономних комп'ютерів, які взаємодіють через комп'ютерну мережу і проміжне середовище, яке дозволяє комп'ютерам координувати свою діяльність і надавати доступ до ресурсів системи так, щоб для користувачів система здавалася єдиною та суцільною. Основними сучасними РСК сьогодні є: System 800xA (ABB), PACiS (Areva T&D), ALSPA 6 (Alstom), Delta V, Ovation (Emerson), Experion PKS, TDC3000 Total Plant Solution (Honeywell), I/A Series, Foxboro A2 (Invensys Foxboro), Logix (Rockwell Automation), PlantStruXure на базі UAG (Schneider Electric), SIMATIC PCS7, APACS, QUADLOG, SPPA-T3000 (Siemens), CENTUM VP (Yokogawa).

Основними властивостями системи на базі ПЛК є:

- гнучкість та можливість переналагодження;
- можливість керування процесами високої складності;
- швидке програмування та невеликий час простою;
- надійність компонентів роблять такі системи довготривалими.

На рис. 1.5 показано структуру ПЛК.

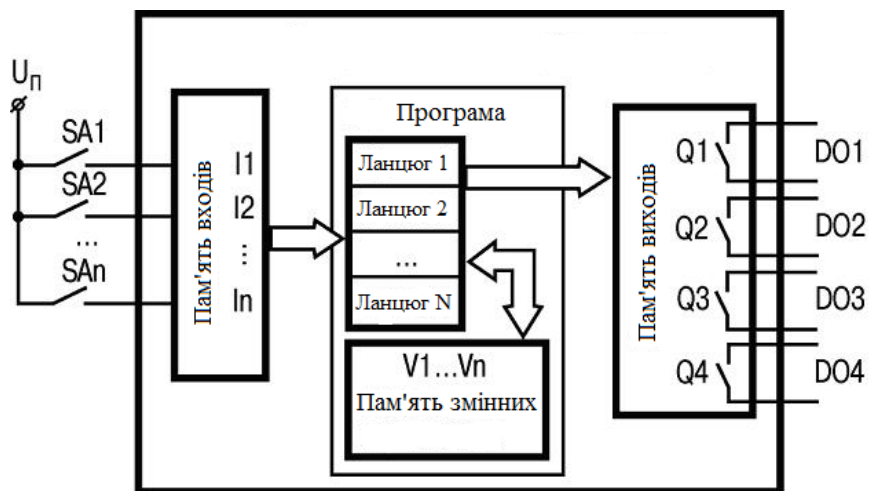


Рисунок 1.5 – Структура ПЛК

Специфіка використання ПЛК зумовлена необхідністю одночасно вирішувати декілька задач. Прикладна програма може бути реалізована у вигляді множини логічно незалежних задач, які повинні працювати одночасно. Сучасні ПЛК є основним компонентом у структурах невеликих систем керування у багатьох галузях виробництва, але найчастіше вони керують компонентами системи, що використовуються в SCADA і РСК системах. Контролери об'єднуються в мережу (RS-485, Ethernet тощо) [116], а програмні засоби, що розробляються для них, дозволяють в зручній для оператора формі програмувати і керувати ними через комп'ютер, що знаходиться на верхньому рівні SCADA-системи або РСК.

Вище наведена класифікація систем не відображає всі досягнення в сфері автоматизації виробництва і можна вважати її умовною, оскільки широкого застосування отримують гібридні системи [117-119], які за рядом ознак можна віднести як до одного, так і до іншого класу. У гібридній інтелектуальній системі для вирішення завдання використовується більше одного метода моделювання розумової діяльності людини.

Задача вибору оптимальної технології автоматизації для підприємства є досить складною, оскільки через бурхливий розвиток мікропроцесорної техніки різниця між технологіями майже відсутня. В праці [120] наведено сучасні довідкові дані щодо вибору АСКТП, враховуючи можливість використання в ній інтелектуальної SCADA-системи.

Таким чином, світовий тренд прямує до використання гібридних систем, найбільш поширеним варіантом яких стає РСК із застосуванням моделей інтелектуального контролю (Intelligent control), що реалізуються у вигляді регуляторів, побудованих на «fuzzy logic» (нечіткій логіці), байєсівських класифікаторах, моделях прогнозування (Model Predictive Control), регуляторах адаптивного керування тощо [121, 122].

Сучасні системи автоматизації виробничих процесів повинні мати потенціал для виявлення та діагностування нештатних та аварійних ситуацій на основі методів інтелектуального аналізу даних Data Mining. Питання

побудови систем керування виробничими процесами за умови виникнення нештатних та аварійних ситуацій техногенного характеру досліджено в працях [123, 124]. При цьому розглядається можливість їх створення із використанням різних вбудованих систем, які реалізують наприклад, фільтри, шаблони, корелятори тощо. Такий підхід на нашу думку є помилковим, оскільки керування алармінгом повинно здійснюватися в реальному темпі часу безпосередньо інтелектуальною АСКТП, побудованої на основі машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому для формування навчальної матриці для класів розпізнавання, що характеризують нештатні та аварійні функціональні стани технологічного процесу слід використовувати відомі методи імітаційного моделювання.

Характерною особливістю сучасних АСУ ТП є досить висока ефективність оброблення інформації при майже необмеженому обсязі пам'яті. Цьому сприяє використання швидкодіючих засобів обчислювальної техніки: програмованих контролерів, мікропроцесорів, керуючих обчислювальних машинах (КОМ) [125]. Застосування цих засобів також забезпечує високу гнучкість АСКТП при переході на нову технологію [126].

Оскільки сучасна автоматизована система управління технологічним процесом являє собою багаторівневу людино-машинну систему керування, то створення АСКТП здійснюється з використанням автоматичних інформаційних систем збору даних і обчислювальних комплексів, які постійно удосконалюються в міру еволюції технічних і програмних засобів [127, 128].

У зв'язку з тим, що зовнішнє середовище стає все менш детермінованим, провідні фірми розробляють все більш складні та швидкодіючі системи керування. Англійський вчений-кібернетик Вільям Росс Ешбі сформулював закон про необхідне різноманіття, який полягає в тому, що керування може бути забезпечене тільки в тому випадку, якщо різноманітність засобів всієї системи керування принаймні не менша, ніж різноманітність керованої нею ситуації [129]. В той же час існує точка зору щодо відмови від планування на користь інтуїції та досвіду. При цьому американський вчений

Герберт Саймон вважає, що складність системи має певний пороговий рівень, при перевищенні якого вона не здатна вирішувати проблеми [130]. На нашу думку, враховуючи обидві точки зору, перспективним в методологічному плані є застосування детерміновано-статистичного підходу до аналізу і синтезу інтелектуальних систем керування складними технологічними процесами. Такий підхід полягає в побудові детермінованих вирішальних правил, параметри яких статистично корегуються в процесі машинного навчання.

Аналіз аварійних ситуацій в складних системах до 70-х років ХХ століття показав, що частина аварій, причиною якої була техніка складала 80%, а через людський фактор лише 20% [131]. За минулий період відбулось значне підвищення надійності та функціональності технічних засобів і ситуація змінилася на протилежну. Зараз частка критичних ситуацій в ТП, які виникли через людський фактор перевищує аварії технічного характеру, що впливає на переоцінку значення людини як невід'ємної складової в системі керування [132]. Тому повна автоматизація керування виробничими процесами і забезпечення технолога (оператора) радником у вигляді інтелектуальної СППР є об'єктивною закономірністю сучасного науково-технічного прогресу українського суспільства.

1.3 Аналіз методів класифікаційного керування технологічними процесами за умов апріорної невизначеності

Під класифікаційним керуванням розуміється здатність АСКТП автоматично оцінювати поточний стан керованого технологічного процесу, який відбувається за довільних початкових умов і впливу неконтрольованих збурюючих факторів, і формувати необхідні керуючі дії для стабілізації технологічного режиму [133-136].

До сучасних традиційних систем керування, широке розповсюдження яких ще буде тривати найближчі декілька років, відносяться системи

керування з релейними та лінійними регуляторами, системи зі змінною структурою, системи з операторним зворотнім зв'язком, системи з ПД-регуляторами з самонастроюванням та системи із узагальненим прогнозним керуванням. До систем класифікаційного керування, відносяться системи, що здатні здійснювати інтелектуальний аналіз даних з використанням таких технологій, як нейронні мережі, нечітка логіка, радіально-базисні функції, продукційні правила, семантичні мережі тощо [137].

Сучасні АСКТП виконують дві основні функції [138, 139]:

- інформаційну, метою якої є збір, перетворення та зберігання інформації про технологічний об'єкт керування, а також передача її для подальшого оброблення;
- керуючу, метою якої є генерація рішень та здійснення керуючих дій на технологічний об'єкт керування.

Зміст інформації визначається логічним пристроєм, який опрацьовує цю інформацію, і ключовим моментом тут є логіка роботи цього пристрою та його фізичні характеристики (швидкість, пам'ять тощо). Саме тому зараз в теорії автоматизації складних об'єктів та процесів найвпливовішою класифікаційною ознакою стає інформаційна ознака, згідно з якою можна виділити такі АСКТП [140]:

- системи з повною початковою інформацією – інформації достатньо для розв'язання поставленого завдання на весь час роботи системи;
- системи з неповною початковою інформацією, які для розв'язання поставлених завдань потребують додаткову інформацію, аналіз якої дає змогу сформулювати потрібні команди керування.

Лише системи керування другого типу можуть забезпечити коректне протікання технологічного процесу складного об'єкту. Саме тому відбувається перехід від традиційних методів параметричного автоматизованого керування до методів класифікаційного керування [32]. При цьому підвищення функціональної ефективності АСК складними ТП, що функціонують за умов

апріорної невизначеності [141-143], пов'язано з розробленням та впровадження інтелектуальних СППР, побудованих на основі самонавчання та автоматичної класифікації [144]. Основними властивостями таких систем є:

- наявність слабо формалізованого керованого процесу, що характеризується нестаціонарністю, імплікативністю, багатокритеріальністю та впливом неконтрольованих факторів;

- наявність нечітких вхідних даних, що обумовлено довільними (ненульовими) початковими умовами функціонування АСК, що навчається, в режимі моніторингу за умов апріорної невизначеності, інформаційних та ресурсних обмежень;

- наявність системи підтримки прийняття рішень;

- спроможність самооцінки функціональної ефективності систем;

- знання-орієнтованість (здатність до засвоювання і виведення знань).

Така система навчається на прикладах, і, після закінчення фази навчання, може узагальнювати, тобто система не просто вивчає наведені приклади, а й розпізнає певні закономірності в даних для навчання.

Здатні навчатися системи керування можуть функціонувати в таких режимах [145, 146]:

- навчання за апріорно класифікованими навчальними матрицями (навчання з «учителем») [147];

- навчання за апріорно некласифікованими навчальними матрицями (самонавчання);

Найбільш поширеними алгоритмами навчання з «учителем» є штучні нейронні мережі, які в рамках біонічного підходу моделюють механізм прийняття рішень людиною [148]. Найбільш відомим є метод зворотного поширення помилки (Backpropagation), який реалізує ітеративний градієнтний алгоритм з метою мінімізації помилки роботи багат шарового перцептронну та отримання бажаного виходу [149, 150]. Незважаючи на широке застосування цього алгоритму, він не є ідеальним. Найбільше неприємностей приносить

невизначено довгий процес навчання. У складних завданнях для навчання мережі можуть знадобитися дні або навіть тижні, і вона може і взагалі не навчитися. Причинами цього може бути як параліч мережі – завмирання процесу навчання як наслідок дуже малого значення похідної стискаючої функції так і потрапляння в локальні мінімуми або неправильне визначення розміру кроку.

При цьому оскільки штучні нейронні мережі при зміні потужності словника змінюють свою структуру, то вони є чутливими до збільшення багатовимірності як словника ознак, так і алфавіту класів розпізнавання.

Використання байєсівських класифікаторів дало змогу розробити ряд алгоритмів, які використовуються у багатьох сучасних системах управління, які слугують для оцінки простору станів деяких змінних. Найбільш відомими є наївний байєсівський класифікатор (Naive Bayes classifier) та Баєсова мережа довіри (Bayesian network) [151]. Наївний байєсівський класифікатор базується на використанні теореми Байєса з простими припущеннями про незалежність. Для оцінки параметрів моделей використовують метод максимальної подібності, тобто, можна працювати з наївною байєсівською моделлю, не використовуючи байєсівську ймовірність та методи теорії перевірки статистичних гіпотез. Перевагою такого класифікатора є відносно невелика кількість даних для навчання [152, 153].

Для підвищення точності класифікатор Байєса ціною невеликого збільшення обсягу обчислень був розроблений метод AODE (Averaged One-Dependence Estimators) [154, 155]. Він виконує класифікацію шляхом усереднення передбачень кількох класифікаторів, у яких всі атрибути залежать від одного спільного атрибуту (класу). AODE не виконує вибір моделі і не використовує регульованих параметрів, тому як результат, він має низьку дисперсію. Він підтримує додаткове навчання класифікатора, яке здійснюється за рахунок появи нових реалізацій. При цьому прогнозує ряд ймовірностей віднесення до класів, а не просто видає степінь належності до

одного конкретного класу, що дозволяє користувачеві визначити достовірність, з якою кожна класифікація може бути виконана.

В працях [156, 157] розглянуто клас алгоритмів прийняття рішень за прецедентами (Case-based reasoning), які здатні вирішувати нові завдання на основі рішення подібних проблем минулого. Недоліком є те, що без статистично відповідних даних і при неявному узагальненні, немає ніякої гарантії, що рішення є правильним.

Прикладом еволюційних алгоритмів є GEP (Gene expression programming) [69, 70]. Цей алгоритм створює комп'ютерні програми, які є складними деревовидними структурами, здатними навчатися і пристосовуватися, змінюючи свої розміри, форму і склад так само, як і живий організм. Як і живі організми, комп'ютерні програми GEP також кодуються в прості лінійні хромосоми фіксованої довжини. Таким чином, це система типу генотип-фенотип, яка бере найкраще з простого геному, зберігаючи і передаючи генетичну інформацію і складний фенотип для вивчення навколишнього середовища та адаптування до нього [158].

Одними із ефективних методів розпізнавання образів є радіально-базисні методи, до яких слід віднести метод найближчих сусідів (Nearest Neighbor Algorithm) і його узагальнення – це метод K -найближчих сусідів [159, 160]. Це сімейство алгоритмів навчання, в яких замість виконання явного узагальнення, порівнюються нові об'єкти з тими, які вже знаходяться в навчальній матриці.

Як популярний метод машинного навчання та розпізнавання образів слід вказати на метод опорних векторів (Support vector machines), який належить до групи граничних методів і визначає класи за допомогою меж просторів. Опорними векторами вважаються об'єкти множини, що лежать на цих межах. Класифікація вважається вдалою, якщо простір між межами є порожнім [161].

До класу СППР, які здатні самонавчатися (Unsupervised learning), відносять системи, що функціонують в режимах:

- кластер-аналізу, який автоматизує формування вхідної навчальної матриці шляхом розбиття простору ознак на класи розпізнавання [162, 163];
- факторного кластер-аналізу, задачею якого є виділення в процесі експлуатації СППР нових класів розпізнавання для донавчання [32, 163];
- оптимізації словника ознак розпізнавання [164, 165];
- автоматичного формування вхідного математичного опису СППР шляхом оптимізації параметрів оброблення, стиснення, квантування та фільтрації вхідної інформації [166, 167].

Серед штучних нейронних мереж, які реалізують алгоритм навчання без вчителя, можна виділити *radial basis function network*, яка використовує базисні радіальні функції як функції активації мережі [168], і *Self-organizing map* (Самоорганізаційна карта Кохонена) [169, 170] – нейронна мережа з навчанням зі змаганням без вчителя, що виконує завдання кластеризації. Іншим застосуванням мережі Кохонена є метод *vector quantization* [171] – клас нейронних мереж, основним елементом яких є шар Кохонена, що складається з адаптивних лінійних суматорів («лінійні формальні нейрони»).

Association rule learning або асоціативні методи [172], серед яких найбільш поширеними є *Apriori algorithm*, *Eclat algorithm*, *FP-growth algorithm*. Ці методи застосовуються для виявлення певних співвідношень між змінними у великих базах даних. Він призначений для знаходження стійких правил в базах даних з використанням «концепції інтересу».

Існує багато різновидностей кластеризації [143, 173], які важко класифікувати, оскільки багато з них використовують одні і ті ж методи, але можна виділити наступні принципи побудови правил: ймовірнісний підхід (K-середніх (K-means), K-medians, EM-алгоритм (Expectation-maximization algorithm), алгоритми сімейства FOREL, дискримінантний аналіз); підхід на основі штучного інтелекту (нечітка кластеризація C-середніх (C-means), нейронна мережа Кохонена, генетичний алгоритм); логічний підхід; теоретико-графовий підхід; ієрархічна кластеризація та інші.

Навчання з закріпленням (англ. Reinforcement Learning): алгоритм навчається за допомогою тактики нагороди та покарання для максимізації вигоди для агентів (систем до яких належить компонента, що навчається) [174-176]. Досить часто для моделювання таких алгоритмів використовується метод Монте Карло.

Однією із новітніх і перспективних технологій інтелектуального аналізу даних є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності СППР в процесі її навчання (самонавчання) (ІЕІТ) [32, 134]. ІЕІ-технологія розроблена в Сумському державному університеті науковою школою під керівництвом професора Довбиша А. С., пройшла апробацію на багатьох міжнародних конференціях і знайшла широке практичне застосування в різних галузях соціально-економічної сфери українського суспільства [177, 178]. Вона спрямована на усунення недоліків методів класифікації та має наступні характеристики:

- для прийняття рішень ІЕІ-технології використовує детерміновано-статистичний підхід для побудови простого детермінованого класифікатора;
- в основі даної методики закладена пряма оцінка інформаційної спроможності АСК, що навчається;
- дозволяє оптимізувати в інформаційному розумінні просторово-часові параметри навчання СППР;
- ІЕІ-технологія ефективно працює за умови перетину класів розпізнавання, що дає змогу використовувати її в практичних задачах контролю та керування майже у всіх відомих сферах діяльності.

Аналіз тенденції розвитку методів класифікаційного керування вказує на те, що вже розроблено безліч алгоритмів, які здебільшого носять науково-методологічний характер, і характеризується специфікою застосування. Що стосується робочих, універсальних алгоритмів, то тут виникає гостра потреба,

оскільки вже існуючі часто не задовольняють всі вимоги нових об'єктів керування, а нові потребують вдосконалення та розроблення.

1.4 Висновки до першого розділу

Аналітичний огляд інтелектуальних автоматизованих систем керування технологічними процесами, а також методів проектування СППР, що навчаються, дозволяє зробити такі висновки:

1. Сучасна автоматизована система керування складним технологічним процесом являє собою багаторівневу людино-машинну систему керування з використанням автоматичних інформаційних систем збору даних і обчислювальних комплексів, які постійно удосконалюються в міру еволюції технічних засобів і програмного забезпечення. При цьому ефективність використання такої системи керування, яка діє за умов апріорної невизначеності, все ще суттєво залежить від практичних вмінь інженерного персоналу та досвіду проведення розробок.

2. Характерною особливістю сучасних АСКТП є досить висока ефективність оброблення інформації при майже необмеженому обсязі пам'яті. Цьому сприяє використання швидкодіючих засобів обчислювальної техніки: програмованих контролерів, мікропроцесорів, керуючих обчислювальних машинах. Застосування цих засобів також забезпечує високу гнучкість АСКТП при переході на нову технологію.

3. Світова тенденція розвитку АСК складними технологічними процесами полягає у використанні методів класифікаційного керування на основі інтелектуальних інформаційних технологій аналізу даних, які реалізують адаптивні регулятори, побудовані на штучних нейронних мережах, «fuzzy logic» (нечіткій логіці), байєсівських класифікаторах, моделях прогностичного керування MPC (Model Predictive Control), машинного самонавчання та розпізнавання образів тощо.

4. Основною тенденцією розвитку АСКТП вирощування із розплаву великогабаритних сцинтиляційних монокристалів є створення її на основі здатної самонавчатися СППР, що дозволить підвищити функціональну ефективність системи керування, розв'язувати задачі функціонального контролю, в тому числі і прогнозування аварійних ситуацій, та зниження впливу людського фактору на виробничий процес.

5. Відомі методи інтелектуального аналізу даних, що використовуються в здатних самонавчатися системах керування, в основному характеризуються модельністю, оскільки реалізують механізм прийняття класифікаційних рішень без врахування таких важливих на практиці особливостей, як довільні початкові умови керованого технологічного процесу, перетин класів розпізнавання в просторі ознак і вплив неконтрольованих збурюючих факторів. В значній мірі ці недоліки відсутні в методах ІЕІ-технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування в процесі її навчання (самонавчання).

Основні наукові результати, наведені у першому розділі, опубліковано у працях автора [1, 8].

РОЗДІЛ 2.

ІНФОРМАЦІЙНИЙ АНАЛІЗ І СИНТЕЗ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ

2.1 Аналіз технологічного процесу вирощування монокристалів та обґрунтування вибору методу досліджень

Серед відомих способів отримання сцинтиляційних монокристалів із розплаву найбільшого розповсюдження отримала технологія, яка використовує метод Я. Чохральського [91, 94, 98]. За цим методом перед кристалізацією вихідний матеріал в тиглі має бути повністю розплавленим. При цьому температура розплаву жорстко підтримується константною, а вирощування здійснюється за рахунок витягування монокристала з розплаву. Типову схему вирощування кристалу методом витягування із розплаву наведено на рис. 2.1.

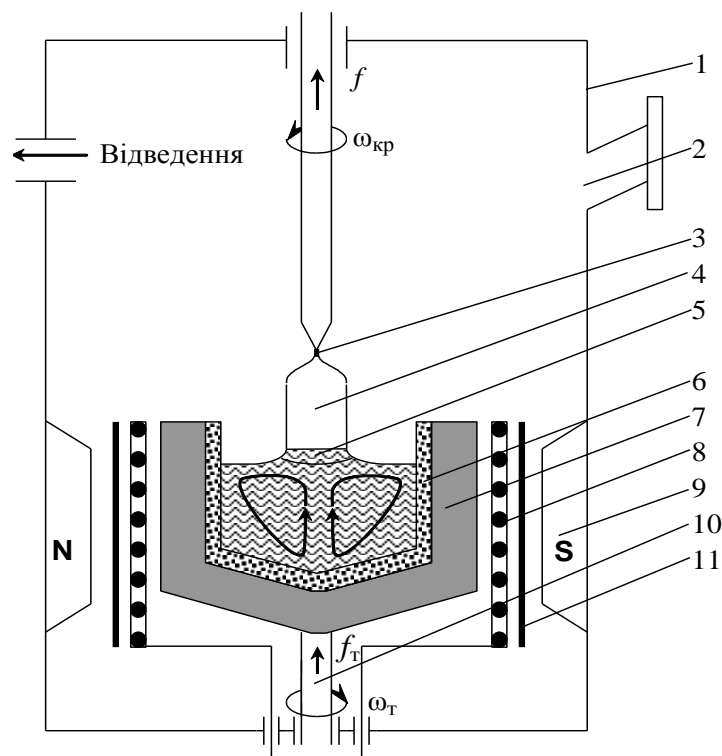


Рисунок 2.1 – Схема установки для вирощування кристалів за методом Чохральського

На рис 2.1. прийнято такі позначення: 1 – камера росту; 2 – оглядове вікно; 3 – затравка; 4 – монокристал; 5 – переохолоджений стовпчик розплаву; 6 – тигель з кварцового скла; 7 – графітовий стакан; 8 – резистивний нагрівач; 9 – джерело магнітного поля; 10 – пристрій підйому і обертання тигля; 11 – теплові екрани.

Вихідний полікристалічний матеріал завантажують у тигель, потім розплавляють в герметичній камері у вакуумі або інертній атмосфері. Перед початком вирощування розплав витримують при температурі вище температури плавлення для очищення від летючих домішок. Далі затравку прогрівають, витримуючи її над розплавом для запобігання можливості термоудару в момент контакту холодної затравки з поверхнею розплаву. Затравка – монокристал високої структурної якості з мінімальною щільністю дислокацій, який має чітко визначений кристалографічний напрям. Прогріту затравку занурюють у розплав і оплавляють для видалення поверхневих забруднень. Процес витягування кристала починають з формування шийки монокристалу, діаметр якої не повинен перевищувати лінійного розміру поперечного перерізу затравки, а довжина повинна становити кілька її діаметрів. Шийку формують з одночасним пониженням температури розплаву з великою лінійною швидкістю і при великих осьових градієнтах температури. Наступною стадією є розрощування монокристалу від розмірів шийки до номінального діаметра. Для запобігання збільшення щільності дислокацій кут розрощування роблять досить малим. Після виходу на діаметр умови вирощування кристала стабілізують з метою отримання зразка постійного діаметра і високої структурної якості. На даному етапі теплові умови процесу визначають градієнти температури в кристалі і розплаві, від яких, у свою чергу, залежать форма фронту кристалізації, розміри переохолодженої області, діаметр і швидкість росту кристалу.

Після вирощування кристала заданого діаметра і довжини формують зворотний конус, поступово зменшуючи діаметр кристала, для того щоб при відриві від розплаву запобігти теплового удару, що може призвести до

збільшення дислокацій в його кінцевій частині. Далі кристал повільно охолоджують, піднімаючи над розплавом і повільно знижуючи температуру нагрівача.

Основними недоліками вирощування сцинтиляційних монокристалів за методом Чохральського є [91]:

- великий обсяг розплаву сприяє виникненню гідродинамічних потоків, які, знижують умови стабільності процесу кристалізації і призводять до неоднорідного розподілу домішок у монокристалах;
- необхідність виготовлення тиглю із дорогоцінних металів (платина), оскільки він може виявитися джерелом домішок;
- значна кількість стадій росту ускладнює автоматизацію технологічного процесу вирощування сцинтиляційних монокристалів.

В Інституті сцинтиляційних матеріалів НАН України на основі модифікованого методу Чохральського розроблено технологічний процес вирощування лужно-галоїдного кристалу йодиду натрію, який активується талієм NaI(Tl) для поліпшення вихідних світлових характеристик на ростовій установці типу «РОСТ» [92, 100, 103]. Завдяки високим властивостям вирощені на установці «РОСТ» монокристали дають можливість виготовляти широкий спектр детекторів різних форм і розмірів для будь-якої області їх застосування. При цьому установка «РОСТ» дозволяє вирощувати лужно-галоїдні кристали з однорідними за обсягом, високими структурними та сцинтиляційними властивостями діаметром 550 мм, висотою 600 мм і масою 500 кг. Процес в середньому триває до 15 діб. Розрощування кристалу від затравки 50×50 мм. здійснюється вручну. Перехід на автоматичне керування відбувається по досягненні потрібного діаметру, Бічні та донні нагрівачі забезпечують температуру в печі близько 800°C.

У процесі росту кристалу в тиглі автоматично підтримується постійний рівень розплаву. Цикл керування триває 12-15 хв. і починається з вимірювання рівня розплаву. Після переміщення кристалотримача вгору, рівень розплаву в

тиглі падає. Оцінка рівня дає можливість побічно оцінити діаметр кристалу. Через короткий час починається підживлення розплаву (7-8 хв.), яке припиняється після відновлення рівня. Після вимірювань, починається температурний вплив на діаметр кристала, його можна зменшити, піднявши температуру донного нагрівача. При цьому температура підживлювального розплаву задається вище на 2-3 градуси температури розплаву в тиглі. На варіацію йде близько 4 хв. Потім цикл відновлюється. За час вирощування система автоматичного керування, стабілізуючи діаметр, знижує температуру в печі на 30-40 градусів. У процесі росту монокристала в тиглі автоматично підтримують постійний рівень розплаву, підживлюючи його вихідною сировиною, яку попередньо подають у розташовану аксіально тиглю кільцеву ємність для розплавлення цієї сировини боковим нагрівачем.

Забезпечення стійкого зростання монокристалу здійснюється за рахунок стабілізації швидкості кристалізації, від якої залежить якість кристалу. Швидкість кристалізації може бути визначена лише непрямим способом, який полягає в контролі значень ряду параметрів, які безпосередньо впливають або залежать від неї. До них можна віднести: геометричні розміри зразка, швидкість витягування кристалу, аксіальний і радіальний градієнти температури в системі кристал-розплав, форму фронту кристалізації. Еволюція методів, які використовуються в системах керування даними параметрами, зображена на рис. 2.2.

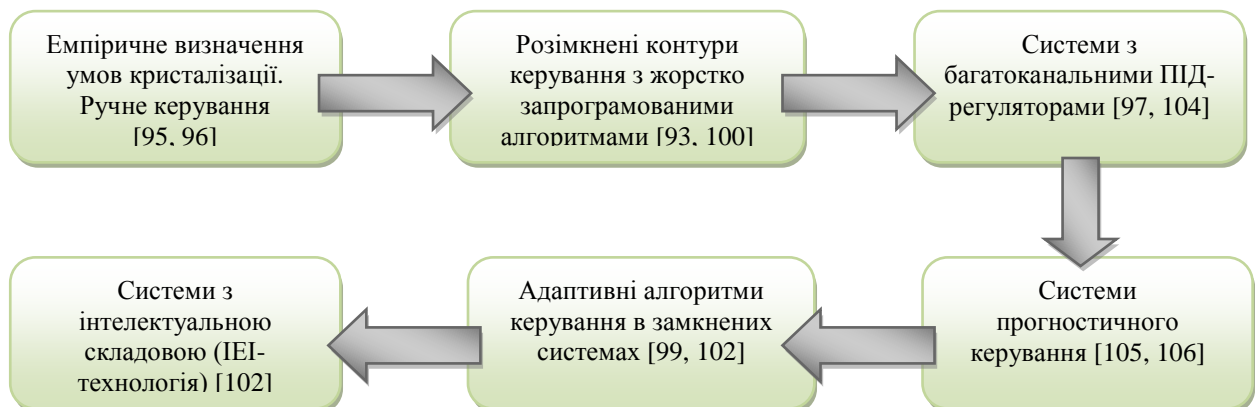


Рисунок 2.2 – Схема етапів еволюції систем керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів

Аналіз рис. 2.2. показує, що тенденція розвитку систем керування, які використовуються на установках вирощування в цілому співпадає зі світовим трендом. При цьому ефективність автоматизації ростових установок залежить від ступеня адекватності застосовуваних математичних моделей процесу кристалізації, отриманих на етапі проектування АСКТП. Крім того, на функціональну ефективність АСКТП впливає рівень кваліфікації і якість праці інженерно-технічного персоналу, обумовлені суб'єктивними чинниками, які вносять додаткову невизначеність в керування ТП.

Найбільш поширеним методом керування кристалізацією швидкості росту великогабаритних монокристалу залишається непряма оцінка діаметру зростаючого монокристала, який стабілізується в процесі вирощування. Тому автоматизоване керування технологічними параметрами на установці «РОСТ», спрямоване на стабілізацію діаметра зростаючого кристалу і в теперішній час здійснюється за допомогою локальних регуляторів [93]. Проте такий підхід показав, що використання сучасних апаратно-програмних засобів автоматизації не забезпечує високої функціональної ефективності існуючої АСК за умови впливу на неї випадкових збурюючих зовнішніх неконтрольованих факторів. Саме тому постає необхідність використання інтелектуальних систем керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів, які функціонують на основі машинного навчання (самонавчання) та розпізнавання образів.

За результатами аналізу існуючих методів інтелектуального аналізу даних, наведених в першому розділі, одним із перспективних шляхів підвищення функціональної ефективності АСКТП вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), що ґрунтується на максимізації в процесі машинного навчання (самонавчання) інформаційної спроможності системи [32, 134]. Не зважаючи на те, що в працях [102, 166] зроблено значний внесок у створення основ інформаційного синтезу здатних самонавчатися АСКТП вирощування

великогабаритних сцинтиляційних монокристалів, все ще нерозв'язаними залишаються ряд задач, які мають важливе науково-практичне значення. На їх розв'язання спрямовано дисертаційне дослідження, а саме:

- розроблення методу оцінки функціональної ефективності навчання АСКТП вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів за інформаційними критеріями, які використовують системи оцінок двох- і трьохальтернативних рішень;

- підвищення функціональної ефективності здатної навчатися СППР та розширення її функціональних можливостей у випадках більш складних конфігурацій розподілів реалізацій образів в просторі ознак розпізнавання шляхом інформаційного синтезу гіперциліндроїдних вирішальних правил для СППР вирощування сцинтиляційних матеріалів як альтернативних гіперсферичним і гіпереліпсоїдним;

- визначення оптимального кроку зчитування параметрів функціонування СППР для формування інформативних навчальних матриць;

- візуалізація багатовимірних даних та розподілу векторів-реалізацій з метою їх подальшого дослідження та корекції алгоритмів керування.

Таким чином, з метою підвищення функціональності системи керування ТП вирощування сцинтиляційних монокристалів на ростовій установці типу «РОСТ», доцільно здійснювати інформаційний синтез здатної навчатися СППР в рамках ІЕІ-технології. Даний підхід дозволить адаптувати АСКТП вирощування сцинтиляторів монокристалів до зовнішніх та внутрішніх факторів, які впливають на її функціональну ефективність за умови апріорної невизначеності та ресурсних і технологічних обмежень.

2.2 Формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи керування, що навчається

Згідно з існуючим стандартом ступінь відповідності функціонування СППР за її робочим алгоритмом виконання поставленої перед нею задачі

характеризується функціональною ефективністю. Таким чином, існує задача інформаційного синтезу здатної навчатися СППР за критерієм функціональної ефективності (КФЕ).

Методи інформаційного синтезу СППР можна поділити на два класи:

- 1) методи, які дозволяють відокремити множину прийнятних варіантів;
- 2) методи, які визначають пошук єдиного ефективного рішення.

В дисертаційній роботі задача інформаційного синтезу здатної навчатися СППР для керування ТП вирощування сцинтиляторів належить до методів другого класу, оскільки її розв'язок здійснюється шляхом використання інформаційного критерію, який є загальним КФЕ системи.

Оскільки процес вирощування сцинтиляційного великогабаритного монокристала складається з декількох стадій, то для кожної з них закон керування має параметричні відмінності. Найбільш важливим є етап стабільного росту монокристала, оскільки саме він впливає на якісні показники кінцевого продукту. На практиці цей етап з метою більш точного керування технологічним процесом розбивається на декілька часових інтервалів вирощування монокристалу, тривалість яких визначається емпірично шляхом дослідження архівних даних аналогічних вирощувань. Далі такий часовий інтервал будемо називати інтервалом спостереження. Оскільки в установках типу «Рост» вирощування великогабаритного монокристалу із розплаву здійснюється шляхом стабілізації його діаметру при програмно-логічному керуванні іншими параметрами ростової установки, то будемо розглядати три можливі функціональні стани ТП, а саме: «Менше норми» – «Норма» – «Більше норми».

Враховуючи вище наведене, має місце така формалізована постановка задачі інформаційного синтезу СППР для конкретного інтервалу спостереження ТП на етапі стабілізації відхилень діаметру монокристалу.

Нехай відомий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, що характеризують M функціональних станів технологічного процесу. Для

кожного класу на заданому інтервалі спостереження за архівними даними сформовано двовимірну вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ типу «об'єкт-властивість». Кожний рядок цієї навчальної матриці визначає вектор-реалізацію (далі просто реалізація) образу $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а кожний стовпчик – випадкову навчальну вибірку ознаки розпізнавання $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Таке представлення даних має свої переваги: будь-яка сучасна мова програмування (C++, Java тощо) здатна оброблювати такі структури даних як двовимірні масиви, що значно полегшує роботу з ними, оскільки для них розроблена значна кількість алгоритмів та додаткових бібліотек. Крім того, на стадії проектування здатної навчатися СППР визначено структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування

$$g = \langle x_m, d_m, r_{m_1}, r_{m_2}, \delta_{K,i}, \rho_m, \tau_j \rangle \quad (2.1)$$

де x_m – еталонний (усереднений) вектор-реалізація образу, вершина якого

визначає геометричний центр контейнера класу X_m^o ;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу X_m^o ;

r_{m_1} – поперечний радіус гіперциліндроїдного контейнера класу X_m^o ;

r_{m_2} – повздовжній радіус гіперциліндроїдного контейнера класу X_m^o ;

$\delta_{K,i}$ – поле контрольних допусків на i -ту ознаку розпізнавання;

ρ_m – рівень селекції координат двійкового еталонного вектора-реалізації класу X_m^o ;

τ_j – часовий інтервал спостереження, на якому параметри закону керування залишаються незмінними.

За структурою вектор (2.1) складається з ряду фенотипних параметрів функціонування, які визначають геометрію контейнерів класів розпізнавання,

що відновлюються в радіальному базисі простору ознак і до яких відносяться перші три характеристики, і генотипних параметрів, які впливають на розподіл реалізацій образів в просторі ознак, до яких відносяться інші параметри функціонування СППР.

Таким чином, в рамках ІЕІ-технології постає задача знаходження в процесі машинного навчання СППР оптимальних значень параметрів функціонування вектора (2.1), що забезпечують максимальне значення інформаційного КФЕ навчання СППР в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$E_m^* = \max_G E_m \quad (2.2)$$

де E_m – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o ;

G – область допустимих значень параметрів функціонування СППР.

Слід зауважити, що максимальне значення критерію (2.2) згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. [32] може бути досягнуте при різній довжині структурованого вектора (2.1) залежно від апріорного розподілу реалізацій класів розпізнавання.

В режимі екзамену, який безпосередньо відбувається в робочому режимі функціонування СППР, необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що характеризує поточний функціональний стан АСКТП, одному із класів із заданого алфавіту.

Таким чином, в рамках ІЕІ-технології задача загального інформаційного синтезу СППР, що навчається, потребує для її розв'язання оптимізації параметрів функціонування системи (2.1), які впливають на її функціональну ефективність, за інформаційним КФЕ (2.2).

2.3 Категорійні моделі системи підтримки прийняття рішень, що навчається

Математичне моделювання процесу вирощування монокристалу методом Чохральського найчастіше відбувається за допомогою чисельного рішення нестационарних рівнянь Нав'є-Стокса спільно з рівняннями переносу тепла і маси у наближенні Буссінеска [179]. При цьому основні наближення при моделюванні процесів вирощування пов'язані з припущеннями про стаціонарність граничних умов, двовимірності фронту кристалізації і вільної поверхні розплаву, відсутність течій, викликаних лінійним переміщенням кристалу. Оскільки основне завдання керування вирощуванням монокристалу – контроль зміни параметрів технологічного процесу і підтримка їх значень в заданих межах, то при забезпеченні стаціонарного і достатнього стабільного об'єкту керування для цього є придатними ПІД-регулятори [91, 93]. Але накопичений практичний досвід показав, що використання ПІД-регуляторів не дозволяє забезпечити зростаючі вимоги до характеристик готової продукції через нестационарність, довільні початкові умови керованого технологічного процесу вирощування великогабаритних монокристалів і перетин класів розпізнавання. Тому основним напрямком підвищення функціональної ефективності АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів є надання системі в рамках ІЕІ-технології властивості адаптивності шляхом отримання й аналізу достовірної інформації про поточний або прогнозований функціональний стан керованого процесу і оперативної його корекції.

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології математичну модель здатної навчатися СППР у вигляді категорійної моделі, яка відображає за допомогою відповідних операторів множини, задіяні при функціонуванні системи, одна на одну [134].

Вхідний математичний опис СППР, що навчається за інформаційно-екстремальним алгоритмом, можна подати у вигляді теоретико-множинної структури [32]

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Pi, \Phi_1, \Phi_2 \rangle$$

- де G – простір вхідних факторів, які впливають на об'єкт керування;
 T – множина моментів зняття інформації;
 Ω – простір ознак розпізнавання;
 Z – простір можливих функціональних станів АСКТП;
 Y – вибірка множини, на основі якої формується навчальна матриця;
 $P: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор зміни станів керованого процесу під впливом внутрішніх та зовнішніх факторів;
 $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини.

На рис. 2.3 показано категорійну модель оптимізації параметрів функціонування в процесі навчання СППР з оптимізацією всіх можливих параметрів її функціонування (системи контрольних допусків, рівня селекції, словника ознак, вибір форми контейнерів класів розпізнавання, просторово-часових характеристик).

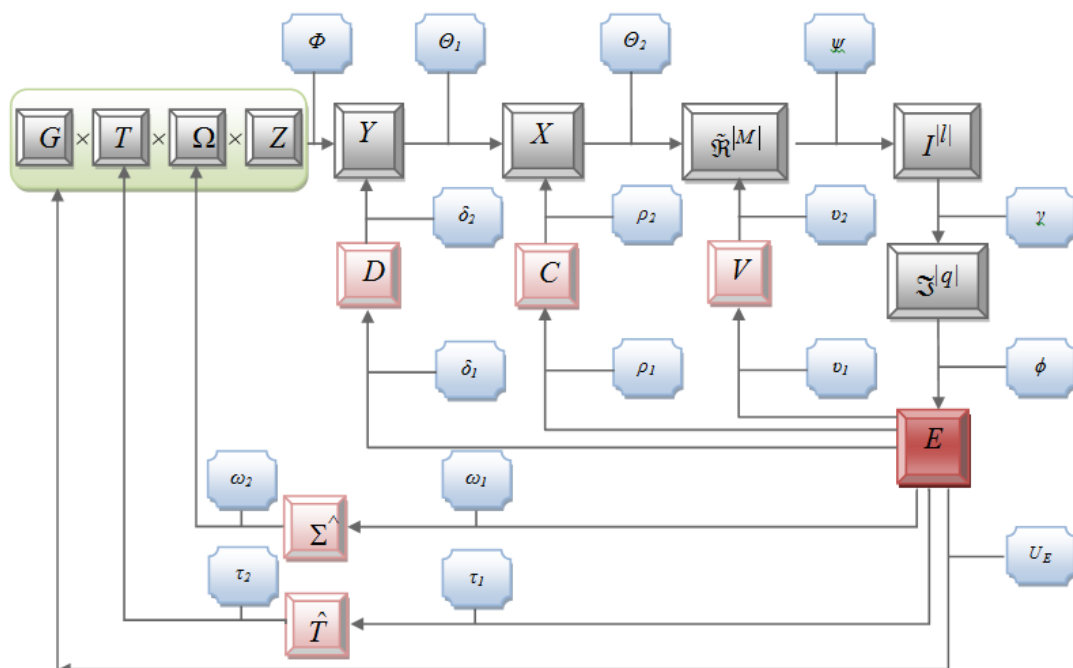


Рисунок 2.3 – Категорійна модель навчання СППР

Діаграми відображення множин, показана на рис. 2.3, моделює такі етапи навчання СППР:

- формування бінарної матриці X з вибіркової множини значень параметрів ТП Y за допомогою оператора $\theta_1 : Y \rightarrow X$;
- відновлення на кожному кроці навчання оптимального в інформаційному розумінні розбиття простору ознак на M класів розпізнавання за допомогою оператора $\theta_2 : X \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$;
- перевірка основної статичної гіпотези про належність вектора-реалізації $y_m^{(j)}$ до класу розпізнавання X_m^0 за допомогою оператора класифікації $\Psi : \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$, де $I^{|l|}$ – множина l статистичних гіпотез;
- формування множини точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|q|}$ за допомогою оператора $\gamma : I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{S}^{|q|}$;
- обчислення та формування терм-множини значень інформаційного критерію функціональної ефективності E за допомогою оператора $\varphi : \mathfrak{S}^{|q|} \rightarrow E$.

В діаграмі відображення множин (рис. 2.3) показано контури оптимізації основних параметрів структурованого вектору g :

- контур оптимізації геометричних габаритів V контейнерів класів розпізнавання, які безпосередньо формують розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ за допомогою оператора $\nu : E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, який є композицією операторів $\nu = \nu_1 \circ \nu_2$, де оператор ν_1 здійснює вибір типу вирішальних правил, а оператор ν_2 – змінює геометричні параметри розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ залежно з вибраним типом вирішальних правил;
- контур оптимізації системи контрольних допусків D на ознаки розпізнавання за допомогою оператора $\delta : E \rightarrow D$, який є композицією

операторів $\delta = \delta_1 \circ \delta_2$, де оператор δ_1 здійснює ініціалізацію масиву СКД, а оператор δ_2 – виконує оптимізацію залежно з вибраним типом;

- контур оптимізації часових параметрів аналізу вхідних даних \hat{T} на ознаки розпізнавання за допомогою оператора $\tau: E \rightarrow \hat{T}$, який є композицією операторів $\tau = \tau_1 \circ \tau_2$, де оператор τ_1 здійснює оптимальне розбиття інтервалів росту, а оператор τ_2 – визначає період дискретизації датчиків;

- контур оптимізації рівня селекції двійкових векторів ρ за допомогою оператора $\rho: E \rightarrow C$ який є композицією операторів $\rho = \rho_1 \circ \rho_2$, де оператор ρ_1 здійснює ініціалізацію масиву значень рівня селекції, а оператор ρ_2 – виконує оптимізацію залежно з вибраним типом;

- контур оптимізації словника ознак $\Sigma^{|M|}$ за допомогою оператора $\omega: E \rightarrow \Sigma^{\wedge}$, який є композицією операторів $\omega = \omega_1 \circ \omega_2$, де оператор ω_1 здійснює вибір правила перебору ознак, а оператор ω_2 – визначає тип ознаки, що тестується.

Оператор $U_E: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання.

Запропонована категорійна модель навчання являє собою композицію контурів оптимізації просторово-часових параметрів функціонування СППР з метою побудови чіткого розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

Діаграму відображення множин, що застосовуються на екзамені у рамках ІЕІ-технології, показано на рис. 2.4 [32].

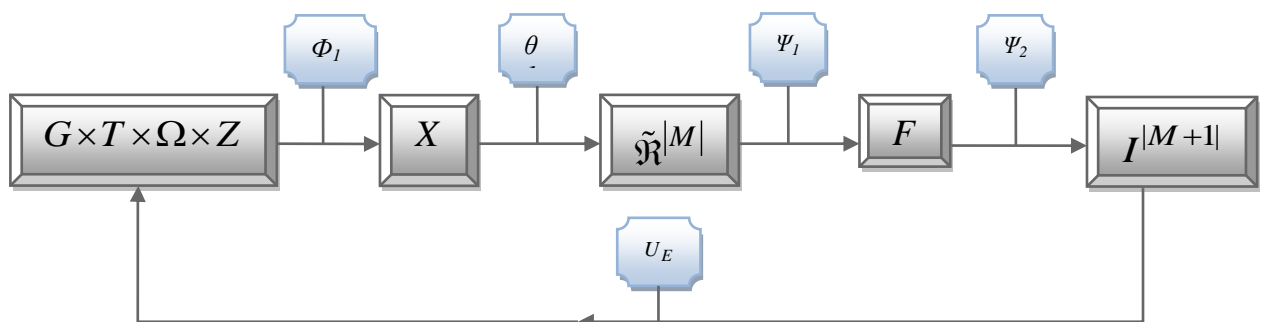


Рисунок 2.4 – Категорійна модель СППР в режимі екзамену

Функціонування СППР в режимі екзамену на відміну від режиму навчання характеризується такими особливостями:

- відображення універсуму випробувань на вибіркoву множину X , яка утворює бінарну екзаменаційну матрицю $\| y_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n} \|$, аналогічну за структурою та параметрами бінарній навчальній матриці $\| y_{m,i}^{(j)} \|$ за допомогою оператора $\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow X$;
- відображення бінарної вибіркової множини X , що розпізнається, на побудоване на етапі навчання чітке розбиття простору $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ за допомогою оператора $\theta : X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$;
- безпосередньо класифікація векторів-реалізацій, яка реалізується послідовно оператором $\Psi_1 : \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow V$ формування множини V значень функцій належності й оператором $\Psi_2 : V \rightarrow I^{|M+1|}$, який вибирає за максимальним значенням функції належності гіпотезу із множини $I^{|M+1|}$, де гіпотеза γ_{M+1} є відмовою класифікації.

Алгоритми екзамену у рамках ІЕІ-технології можуть різнитися в залежності від розподілу реалізацій образу та форм контейнерів класів розпізнавання. Але обов'язковою вимогою залишається забезпечення однакових структурованості і параметрів формування як навчальної, так і екзаменаційної матриць.

Перевагою таких категорійних моделей є те, що вони дозволяють на етапі системного аналізу СППР, що навчаються (самонавчаються), не тільки встановити відношення залежності між елементами інформаційного забезпечення та інформаційними потоками оброблення даних, але і суттєво полегшують розроблення алгоритмів функціонування системи.

Таким чином, процес навчання у рамках ІЕІ-технології полягає у цілеспрямованому виборі допустимих значень з відповідних терм-множин, які ітераційно наближують величину глобального максимуму інформаційного

критерію оптимізації (2.2) в робочій (допустимій) області визначення його функції до найбільшого граничного значення.

2.4 Оцінка функціональної ефективності СППР, що навчається

Для оцінки функціональної ефективності навчання СППР може бути застосовано статистичний інформаційний критерій, який відповідає вимогам інформаційних мір, які є функціоналами від точнісних характеристик, що утворюють систему оцінок рішень, що приймаються. В рамках ІЕІ-технології знайшли практичне застосування модифікації ентропійного (за Шенноном) критерію оптимізації [32] та інформаційної міри Кульбака [134].

Для побудови КФЕ як функції, що залежить від емпіричних значень ознак розпізнавання, розглянемо симетричний інформаційний критерій у вигляді дивергенції Кульбака-Лейблера [180]:

$$D_{KL}(p, q) = \sum_{x \in R} (p(x) - q(x)) \ln \frac{p(x)}{q(x)} \quad (2.3)$$

де $p(x)$ – функція ймовірності випадкової величини x із вибірки $\{p\}$, що приймає значення на множині раціональних чисел R ;

$q(x)$ – функції ймовірності випадкової величини x із вибірки $\{q\}$, що приймає значення на множині раціональних чисел R ;

D_{KL} – відстань між ансамблями $\{p\}$ і $\{q\}$.

Практичне застосування формула (2.3) знайшла в методах ІЕІ-технології, де використовується для обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР. Розглянемо класифікатор, в якому вирішальні правила будуються на кожному k -му кроці навчання СППР шляхом відновлення в радіальному базисі простору ознак контейнерів класів розпізнавання. Тоді диференційна інформаційна міра різноманітності класу X_m^o відносно

найближчого (сусіднього) класу X_c^o визначається за модифікованим критерієм Кульбака [134]

$$E_{Km}^{(k)} = [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] \times \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} \quad (2.4)$$

де $P_{t,m}^{(k)}$ – повна ймовірність правильного прийняття рішень на k -ому кроці навчання СППР;

$P_{f,m}^{(k)}$ – повна ймовірність неправильного прийняття рішень на k -му кроці навчання.

Прийmemo за основну апriorну гіпотезу γ_1 знаходження значення ознаки розпізнавання в полі допусків δ , а за альтернативну гіпотезу γ_2 – знаходження ознаки за межами поля допусків. При цьому як апостеріорні відповідно прийmemo гіпотези μ_1 і μ_2 . Тоді повні ймовірності правильного і неправильного прийняття рішень для двохальтернативної системи їх оцінок мають згідно з теоремою повної ймовірності вигляд

$$\begin{cases} P_{t,m}^{(k)} = p(\mu_1)p(\gamma_1/\mu_1) + p(\mu_2)p(\gamma_2/\mu_2) \\ P_{f,m}^{(k)} = p(\mu_1)p(\gamma_2/\mu_1) + p(\mu_2)p(\gamma_1/\mu_2) \end{cases} \quad (2.5)$$

Так як в формулах (2.5) умовні ймовірності $p(\gamma_2/\mu_1)$ – помилка першого роду α , $p(\gamma_1/\mu_2)$ – помилка другого роду β , $p(\gamma_1/\mu_1)$ – перша достовірність D_1 , $p(\gamma_2/\mu_2)$ – друга достовірність D_2 , то після їх перетворення за формулою Баєса при рівноймовірних гіпотезах (згідно з принципом Лапласа-Бернуллі), заміні $\alpha_m^{(k)}(d) = 1 - D_{1,m}^{(k)}(d)$, $\beta_m^{(k)}(d) = 1 - D_{2,m}^{(k)}(d)$ та підстановки у формулу (2.4) отримаємо відому модифікацію критерію Кульбака [134]

$$E_{K_m}^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) \times \left[1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)) \right] \quad (2.6)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d) \in [0,1]$ – помилка першого роду, яка обчислюється на k -му кроці навчання;

$\beta_m^{(k)}(d) \in [0,1]$ – помилка другого роду;

d – значення радіуса гіперсферичного контейнера, що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання.

Для вивчення критерію (2.6) представимо його у вигляді

$$z(t) = \log_2 \left(\frac{2-t}{t} \right) \times (1-t) \quad (2.7)$$

де

$$\begin{cases} z(t) = E_{K_m}^{(k)}(d) \\ t = \alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d); t \in [0; 2] \end{cases}$$

Функцію (2.7) будемо досліджувати за схемою:

- 1) область визначення функції;
- 2) точки перетину з осями координат;
- 3) похідна і критичні точки;
- 4) проміжки зростання, спадання та точки екстремуму функції;
- 5) друга похідна і дослідження функції на опуклість і угнутість;
- 6) контрольні точки для уточнення графіка функції;
- 7) якщо дії до п.7 не дозволять знайти глобальний максимум функції, то слід використати наближені чисельні методи його знаходження (метод простих ітерацій або метод Ньютона).

По кожному з вищенаведених пунктів схеми дослідження одержано такі результати:

$$1) \begin{cases} \left(\frac{2-t}{t}\right) > 0 \\ t \in [0, 2] \end{cases} = \begin{cases} t \in (0, 2) \\ t \in [0, 2] \end{cases} \Rightarrow t \in (0, 2);$$

$$2) \begin{cases} t = 0 \Rightarrow z \text{ невизначено} \\ z = 0 \Rightarrow t = 1 \end{cases};$$

$$z'(t) = [\log_2\left(\frac{2-t}{t}\right) \times (1-t)]' = \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right)' \times (1-t) + (1-t)' \times$$

$$3) \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right) = (\log_2(2-t)' - \log_2(t)') \times (1-t) - \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right) =$$

$$\left(-\frac{1}{(2-t) \times \ln 2} - \frac{1}{t \times \ln 2}\right) \times (1-t) - \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right) = (t-1) \times$$

$$\frac{2}{(2-t) \times t \times \ln 2} - \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right) = \frac{2 \times (t-1)}{(2 \times t - t^2) \times \ln 2} - \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right)$$

Знаходження розв'язку рівняння $z'(t) = 0$ викликає труднощі, хоча корінь в точці $t = 1$ очевидний. За допомогою чисельних методів знаходимо решту коренів даного рівняння, і, порівнявши значення функції при отриманих розв'язках, знайти глобальний максимум критерію Кульбака;

$$4) \begin{cases} z'(1) = 0 \\ z(1) = 0 \end{cases} \text{ при цьому } \begin{cases} z'(0,99) < 0 \\ z'(1,01) > 0 \end{cases},$$

що свідчить про локальний(глобальний) мінімум функції у даній точці. Знаходження інших точок на даному етапі неможливе.

$$z''(t) = (z'(t))' = \left[\frac{2 \times (t-1)}{(2 \times t - t^2) \times \ln 2} - \log_2\left(\frac{2-t}{t}\right)\right]' = \frac{1}{\ln 2} \times \left(\frac{1}{2-t} - \frac{1}{t}\right)' + \left(\frac{1}{(2-t) \times \ln 2} + \frac{1}{t \times \ln 2}\right) = \frac{1}{\ln 2} \times \left(\left(\frac{1}{2-t}\right)' - \left(\frac{1}{t}\right)'\right) + \frac{2}{(2 \times t - t^2) \times \ln 2} =$$

$$5) \frac{1}{\ln 2} \times \left(\frac{1}{(2-t)^2} + \frac{1}{t^2}\right) + \frac{2}{(2 \times t - t^2) \times \ln 2} = \frac{1}{\ln 2} \times \left(\frac{t^2 + 4 - 4 \times t + t^2}{(2-t)^2 \times t^2}\right) +$$

$$\frac{1}{\ln 2} \times \frac{2}{(2-t) \times t} = \frac{1}{\ln 2} \times \left(\frac{2 \times t^2 - 4 \times t + 4 - 2 \times t^2 + 4 \times t}{(2-t)^2 \times t^2}\right) = \frac{1}{\ln 2} \times$$

$$\left(\frac{4}{(2-t)^2 \times t^2}\right) > 0 \forall t \in (0, 2)$$

Оскільки в кожній точці інтервалу $t \in (0,2)$ $z''(t) > 0$, то згідно з достатніми умовами опуклості і угнутості функції на інтервалі $t \in (0,2)$ графік функції $z(t)$ спрямовано опуклістю вниз.

б) результати табуляції функції (2.7) в контрольних точках наведено в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Табуляція функції $z(t)$ з кроком $\Delta = 0.1$

Значення функції	Перша похідна	Аргумент функції
3.82	-17.91	0.1
1.75	-6.46	0.3
0.79	-3.50	0.5
0.26	-1.84	0.7
0.02	-0.58	0.9
0.02	0.58	1.1
1.75	6.46	1.7
3.82	17.91	1.9

Аналіз табл. 2.1 показує що функція має лише один корінь на проміжку $t \in (0,2)$, до того ж він є глобальним мінімумом на даному проміжку.

7) якщо не вдалося знайти глобальний максимум функції (2.7), то слід область її визначення розбити з кроком $\Delta = 0.1$ і перевірити достатню умову знаходження кореня на кожному з проміжків $[\Delta i, \Delta i + 1]$ $[\Delta i, \Delta i + 1]$. Якщо ця умова виконується, то за допомогою метода Ньютона знаходимо корінь із заданою точністю. Для створення високодостовірної адаптивної системи керування в процесі інформаційно-екстремального навчання СППР необхідно знайти максимум критерію (2.6).

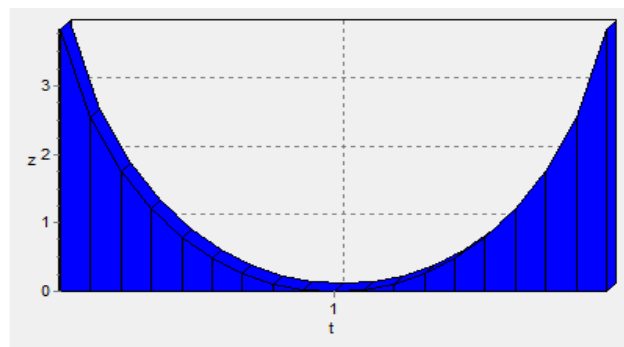


Рисунок 2.5 – Графік залежності КФЕ від $t = \alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)$

Як видно з рис. 2.5 графік функції для обраного конкретного випадку має вигляд U -подібної лійки, тобто максимум досягається на краях області визначення при $t \rightarrow 0$ і $t \rightarrow 2$, де згідно з формулою (2.7) маємо

$$\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) \rightarrow 0 \text{ або } \alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) \rightarrow 2.$$

Прийmemo такі оцінки помилок першого та другого роду:

$$\alpha^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{\min}} \quad \beta^{(k)} = \frac{K_3^{(k)}}{n_{\min}},$$

де $K_2^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій образу

контейнеру $K_{1,k}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$;

$K_3^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнеру

$K_{1,k}^o$, якщо вони насправді належать класу X_2^o ;

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

З цього випливає що класифікатор буде тим більш достовірний, чим будуть менші значення помилок $\alpha_m^{(k)}(d)$, $\beta_m^{(k)}(d)$.

Можна вважати, що ефективність інтелектуальної системи буде високою, якщо більше ніж 90% реалізацій буде вірно класифіковано.

Розглянемо поведінку функції $z(t)$ в околі точки $t = 0$. Оскільки

$$\alpha^{(k)} + \beta^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{\min}} + \frac{K_3^{(k)}}{n_{\min}} = \frac{K_2^{(k)} + K_3^{(k)}}{n_{\min}} = \frac{1}{60} = 0.017,$$

і відповідно менш, ніж 2% реалізацій не було класифіковано, то згідно табл. 2.2 максимальне значення КФЕ (2.8) буде дорівнювати 6.84.

Таблиця 2.2 – Поведінка функції $z(t)$ в околі точки $t = 0$

Значення функції	Перша похідна	Аргумент функції
10.95	-1452.93	0.001

Продовження таблиці 2.2

Значення функції	Перша похідна	Аргумент функції
9.35	-489.55	0.003
8.59	-296.45	0.005
8.09	-213.52	0.007
7.71	-167.36	0.009
7.41	-137.92	0.011
7.16	-117.50	0.013
6.94	-91.00	0.015
6.74	-81.90	0.017

Після підстановки у формулу (2.6) оцінок точнісних характеристик

$$\alpha_m^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{\min}}, \quad \beta_m^{(k)} = \frac{K_3^{(k)}}{n_{\min}},$$

де $K_2^{(k)}$ – кількість подій, при яких приймаються помилкові рішення про

те, що «своя» реалізація $\{x_m^{(j)}\}$ не належить класу X_m^o ;

$K_3^{(k)}$ – кількість подій, при яких «чужа» реалізація $\{x_c^{(j)}\}$ належить класу X_m^o ;

отримаємо таку робочу формулу модифікації критерію Кульбака [134]

$$E = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)} + K_3^{(k)}]}{[K_2^{(k)} + K_3^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} \times [n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \quad (2.8)$$

де 10^{-r} – доданок, який вводиться з метою усунення проблеми поділу на нуль ($1 < r \leq 3$).

Одним із шляхів підвищення достовірності оцінки функціонального стану технологічного процесу є перехід від двухальтернативної системи оцінок прийнятих рішень до трьохальтернативної у формі «Менше норми»-«Норма»-«Більше норми». Розглянемо доцільність використання трьохальтернативної системи оцінок керуючих рішень для оцінки функціональної ефективності інформаційно-екстремального навчання СПІР

для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів. Система оцінок обчислюється в процесі аналізу реалізацій трьох навчальних матриць, кожна з яких відповідає певному стану технологічного процесу.

У працях [32, 181] отримано вираз КФЕ навчання СППР з унімодальним (вкладеним) класифікатором, графічне представлення якого показано на рис. 2.6.



Рисунок 2.6 – Схема розташування класів розпізнавання для унімодального класифікатора

В даному випадку основна гіпотеза γ_1 буде свідчити про належність ознаки показнику «Норма», гіпотеза γ_2 – показнику «Менше норми» і гіпотеза γ_3 – показнику «Більше норми». Відповідно їх апостеріорні гіпотези: μ_1 – значення ознаки дійсно знаходиться в полі допусків δ , μ_2 – лівіше поля допусків δ і μ_3 – правіше поля допусків δ .

При цьому можливі результати для трьохальтернативного рішення можна представити у вигляді дев'яти характеристик [134]: 1) перша достовірність $D_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_1)$; 2) перша помилка першого роду $\alpha_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_1)$; 3) друга помилка першого роду $\alpha_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_1)$; 4) друга достовірність $D_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_2)$; 5) перша помилка другого роду $\beta_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_2)$; 6) друга помилка другого роду $\beta_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_2)$; 7) третя достовірність $D_{3,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_3)$; 8) перша помилка третього роду $\sigma_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_3)$; 9) друга помилка третього роду $\sigma_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_3)$.

Згідно з принципом Бернуллі-Лапласа будемо вважати гіпотези рівноймовірні, і тоді повні ймовірності правильного і неправильного прийняття рішень відповідно дорівнюють

$$\begin{cases} P_{t,m}^{(k)} = p(\mu_1)p(\gamma_1 / \mu_1) + p(\mu_2)p(\gamma_2 / \mu_2) + p(\mu_3)p(\gamma_3 / \mu_3) \\ P_{f,m}^{(k)} = \sum_{i=2}^3 (p(\mu_1)p(\gamma_i / \mu_1) + p(\mu_i)p(\gamma_1 / \mu_i)) + p(\mu_2)p(\gamma_3 / \mu_2) + p(\mu_3)p(\gamma_2 / \mu_3) \end{cases}$$

Після підстановки цього виразу в формулу (2.4) КФЕ СППР з трьохальтернативним унімодальним класифікатором приймає вигляд [134]

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{3} \{ D_{1,m}^{(k)} + 1 - 2[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}] \} \times \log_2 \frac{2D_{1,m}^{(k)} + 4 - 4[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}]}{1 - D_{1,m}^{(k)} + 2[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}]} \quad (2.9)$$

Таким чином, інформаційна міра Кульбака є функціоналом від точнісних характеристик рішень, що приймається і тому може використовуватися в якості загального КФЕ машинного навчання.

Унімодальний класифікатор є частковим випадком полімодального, що має не один, а декілька центрів розсіювання реалізацій образів. Розглянемо спосіб формування КФЕ навчання СППР з трьохальтернативним полімодальним гіперсферичним класифікатором для загального випадку, коли класи розпізнавання перетинаються, як це показано на рис. 2.7.

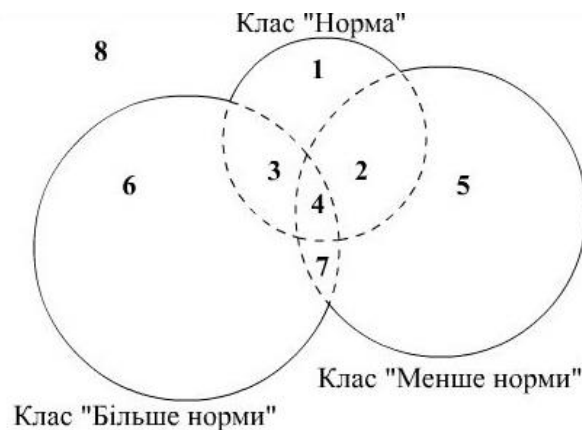


Рисунок 2.7 – Можливі варіанти належності реалізації, що розпізнається, до класів розпізнавання

В табл. 2.3 наведені можливі варіанти знаходження в просторі ознак реалізації, що розпізнається, базового класу X_1^o , що відповідає функціональному стану СППР «Норма». При цьому віднесення цієї реалізації класу X_1^o у випадку, коли вона належить двом та більше класам, будемо вважати неефективним.

Таблиця 2.3 – Можливі варіанти класифікації реалізації класу «Норма»

Правильне розпізнавання	Вектор-реалізація належить тільки базовому класу.
	Вектор-реалізація належить базовому класу і класу «Менше норми». Неефективне розпізнавання
	Вектор-реалізація належить базовому класу і класу «Більше норми». Неефективне розпізнавання
	Вектор-реалізація належить всім класам розпізнавання. Неефективне розпізнавання
Неправильне розпізнавання	Вектор-реалізація належить класу «Менше норми»
	Вектор-реалізація належить класу «Більше норми»
	Вектор-реалізація належить класам «Менше норми» і «Більше норми»
	Вектор-реалізація не належить ні до одного з існуючих класів

Таким чином, тільки в першому випадку класифікатор розпізнає реалізацію класу X_1^o з максимально повною ймовірністю правильного прийняття рішень.

Згідно з табл. 2.3 і рис. 2.7 апостеріорні гіпотези мають такі значення: 1) μ_1 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Норма» (область 1); 2) μ_2 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Менше норми» (область 5); 3) μ_3 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Більше норми» (область 6); 4) μ_4 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Менше норми» і класу «Норма» одночасно (область 2); 5) μ_5 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Більше норми» і класу «Норма» одночасно (область 3); 6) μ_6 – реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Менше норми», класу «Норма» і класу «Більше норми» одночасно (область 4); 7) μ_7 –

реалізація знаходиться в полі допусків δ класу «Більше норми» и класу «Менше норми» одночасно (область 7). Крім того, введемо додаткову гіпотезу μ_8 – реалізація знаходиться поза межами існуючих класів, тобто в області 8.

Тоді можливі результати для трьохальтернативних рішень будуть оцінюватися такими точністними характеристиками: 1) перша достовірність $D_1^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_1)$; 2) перша помилка другого роду $\alpha_2^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_2)$; 3) перша помилка третього роду $\alpha_3^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_3)$; 4) перша помилка четвертого роду $\alpha_4^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_4)$; 5) перша помилка п'ятого роду $\alpha_5^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_5)$; 6) перша помилка шостого роду $\alpha_6^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_6)$; 7) перша помилка сьомого роду $\alpha_7^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_7)$; 8) перша помилка восьмого роду $\alpha_8^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_8)$; 9) друга достовірність $D_2^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_2)$; 10) друга помилка першого роду $\beta_2^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_1)$; 11) друга помилка третього роду $\beta_3^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_3)$; 12) друга помилка четвертого роду $\beta_4^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_4)$; 13) друга помилка п'ятого роду $\beta_5^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_5)$; 14) друга помилка шостого роду $\beta_6^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_6)$; 15) друга помилка сьомого роду $\beta_7^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_7)$; 16) друга помилка восьмого роду $\beta_8^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_8)$; 17) третя достовірність $D_3^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_3)$; 18) третя помилка першого роду $\sigma_1^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_1)$; 19) третя помилка другого роду $\sigma_2^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_2)$; 20) третя помилка четвертого роду $\sigma_4^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_4)$; 21) третя помилка п'ятого роду $\sigma_5^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_5)$; 22) третя помилка шостого роду $\sigma_6^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_6)$; 23) третя помилка сьомого роду $\sigma_7^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_7)$; 24) третя помилка восьмого роду $\sigma_8^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_8)$.

Таким чином, приведені 24 точнісні характеристики дозволяють повністю оцінити належність реалізацій одному з трьох класів розпізнавання.

Оскільки для системи розпізнавання незалежно від прийнятої системи оцінок рішень базовим є клас X_1^o – «НОРМА», то використавши формулу (2.5), повні ймовірності правильного і неправильного прийняття рішень представимо у вигляді

$$\left\{ \begin{array}{l} P_t^{(k)} = p(\mu_1)p(\gamma_1 / \mu_1) + p(\mu_2)p(\gamma_2 / \mu_2) + p(\mu_3)p(\gamma_3 / \mu_3); \\ P_f^{(k)} = p(\mu_1)p(\gamma_2 / \mu_1) + p(\mu_1)p(\gamma_3 / \mu_1) + p(\mu_2)p(\gamma_1 / \mu_2) + p(\mu_2)p(\gamma_3 / \mu_2) \\ + p(\mu_3)p(\gamma_1 / \mu_3) + p(\mu_3)p(\gamma_2 / \mu_3) + \sum_{i=4}^8 (p(\mu_i)p(\gamma_1 / \mu_i) + p(\mu_i)p(\gamma_2 / \mu_i) \\ + p(\mu_i)p(\gamma_3 / \mu_i)) \end{array} \right.$$

Згідно з принципом Лапласа-Бернуллі за умов апіорної невизначеності доцільним є припущення про рівноймовірне потрапляння реалізацій в кожену область. Тоді прийнявши

$$p(\mu_1) = p(\mu_2) = p(\mu_3) = p(\mu_4) = p(\mu_5) = p(\mu_6) = p(\mu_7) = p(\mu_8) = 1/8,$$

вищенаведену систему подамо у вигляді

$$\left\{ \begin{array}{l} P_t^{(k)} = \frac{1}{8}(D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}) \\ P_f^{(k)} = \frac{1}{8}(\alpha_2^{(k)} + \alpha_3^{(k)} + \beta_1^{(k)} + \beta_3^{(k)} + \sigma_1^{(k)} + \sigma_2^{(k)} + \sum_{i=4}^8 (\alpha_i^{(k)} + \beta_i^{(k)} + \sigma_i^{(k)})) \end{array} \right. ,$$

Після відповідної підстановки даних рівностей в формулу (2.4) отримаємо

$$\begin{aligned} E^{(k)} &= [P_t^{(k)} - P_f^{(k)}] \times \log_2 \frac{P_t^{(k)}}{P_f^{(k)}} = \frac{1}{8}(D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)} - (\alpha_2^{(k)} + \alpha_3^{(k)} + \\ &\beta_1^{(k)} + \beta_3^{(k)} + \sigma_1^{(k)} + \sigma_2^{(k)} + \sum_{i=4}^8 (\alpha_i^{(k)} + \beta_i^{(k)} + \sigma_i^{(k)})) \times \\ &\log_2 \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}}{\alpha_2^{(k)} + \alpha_3^{(k)} + \beta_1^{(k)} + \beta_3^{(k)} + \sigma_1^{(k)} + \sigma_2^{(k)} + \sum_{i=4}^8 (\alpha_i^{(k)} + \beta_i^{(k)} + \sigma_i^{(k)})} \end{aligned} \quad (2.10)$$

З урахуванням того, що сума повних ймовірностей правильного та неправильного прийняття рішень дорівнює одиниці для кожного m -го класу, формула (2.10) матиме вигляд

$$\begin{aligned}
 E^{(k)} &= \frac{1}{8}(D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)} - (3 - D_1^{(k)} - D_2^{(k)} - D_3^{(k)})) \times \\
 &\log_2 \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}}{(3 - D_1^{(k)} - D_2^{(k)} - D_3^{(k)})} = \\
 &= \frac{1}{8}(2(D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}) - 3) \times \log_2 \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}}{(3 - D_1^{(k)} - D_2^{(k)} - D_3^{(k)})}.
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Аналіз виразу (2.11) показує, що інформаційний КФЕ є функціоналом від точнісних характеристик, значення яких, у свою чергу, залежать від геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Розглянемо обчислювальний аспект оцінки функціональної ефективності СППР, що навчається. При обмеженому обсязі навчальних матриць, введемо такі оцінки точнісних характеристик

$$D_1^{(k)} = \frac{K_1^{(k)}}{n_{\min}}; \quad D_2^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{\min}}; \quad D_3^{(k)} = \frac{K_3^{(k)}}{n_{\min}} \tag{2.12}$$

де $K_1^{(k)}$ – кількість подій, які полягали у належності реалізацій, що розпізнаються, до класу «Норма», якщо вони дійсно належать йому;
 $K_2^{(k)}$ – кількість подій, які полягали у належності реалізацій, що розпізнаються, до класу «Менше норми», якщо вони дійсно належать цьому класу;
 $K_3^{(k)}$ – кількість подій, які полягали у належності реалізацій, що розпізнаються, до класу «Більше норми», якщо вони дійсно належать цьому класу.

Після відповідної підстановки оцінок точнісних характеристик (2.12) до виразу (2.11) робоча формула приймає вигляд

$$E^{(k)} = \frac{1}{8n_{\min}} [2(K_1^{(k)} + K_2^{(k)} + K_3^{(k)} - 3n_{\min}) \times \log_2 \frac{K_1^{(k)} + K_2^{(k)} + K_3^{(k)} + 10^{-r}}{3n_{\min} - K_1^{(k)} - K_2^{(k)} - K_3^{(k)} + 10^{-r}}], \quad (2.13)$$

де 10^{-r} – мале додатне число для уникнення поділу на нуль ($1 < r \leq 3$).

У формулі (2.13) підрахунок кількості подій для кожного класу розпізнавання відбувається наступним чином:

1) одночасна зміна в процесі навчання радіусів контейнерів 3 класів в інтервалі $[1, d_{\min}]$, де d_{\min} – мінімальна міжкласова кодова відстань;

2) обчислення в бінарному просторі Хемінга кодової відстані $d(x_m \otimes x^j)$ між центрами гіперсфер та реалізаціями навчальних матриць, де x_m – еталонний вектор-реалізація, вершина якого визначає центр контейнера, і x^j – j -а реалізація класу X_m^o ;

3) віднесення реалізації до класу розпізнавання X_m^o , здійснюється для гіперсферичних вирішальних правил за функцією належності [32]

$$\mu_m = 1 - \frac{d[x_m \oplus x^{(j)}]}{d_m^*} \quad (2.14)$$

де $d[x_m \oplus x^{(j)}]$ – кодова відстань між еталонним вектором x_m і реалізацією $x^{(j)}$, що розпізнається;

d_m^* – визначений на етапі навчання оптимальний радіус контейнера класу X_m^o .

Рис. 2.8 ілюструє геометричний зміст функції належності (2.14).

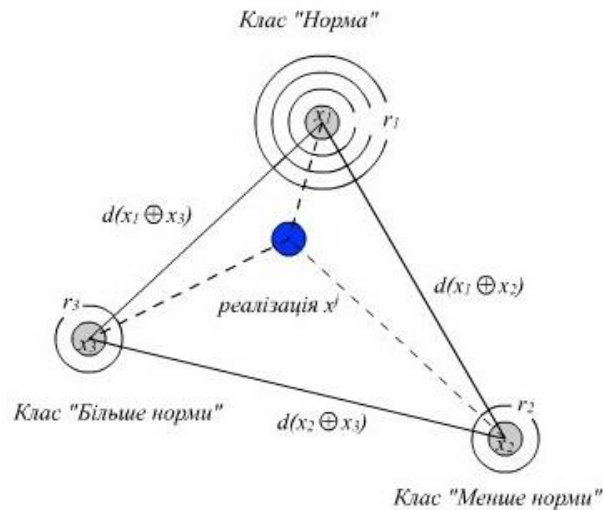


Рисунок 2.8 – Розташування класів в бінарному просторі Хемінга в загальному випадку

Таким чином, запропонований КФЕ (2.13) на базі модифікації інформаційної міри Кульбака для трьохальтернативної системи оцінок рішень, дозволяє оцінювати функціональну ефективність навчання СППР для розподілів реалізацій класів розпізнавання у просторі ознак довільної конфігурації і володіє універсальністю в порівнянні з аналогічним критерієм оптимізації параметрів навчання для унімодального класифікатора. Крім того, використання запропонованого КФЕ для побудови в процесі навчання СППР вирішальних правил характеризується більш високими достовірністю і оперативністю в порівнянні з двоальтернативним критерієм. При цьому підвищення оперативності алгоритму навчання досягається за рахунок відсутності в процесі його реалізації усереднення значень КФЕ і одночасного побудови вирішальних правил для розпізнавання трьох класів.

2.5 Формування вхідного математичного опису адаптивної системи керування технологічним процесом вирощування монокристалів

Основною задачею формування вхідного математичного опису адаптивної системи керування технологічним процесом вирощування сцинтиляторів є створення трьохвимірної навчальної матриці

$$\| y_{m,i}^{(j)} | m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n} \| \quad (2.15)$$

Для формування навчальної матриці необхідно розв'язати такі задачі: 1) формування словника ознак з параметрів ТП; 2) формування алфавіту класів розпізнавання; 3) визначення мінімального обсягу репрезентативної навчальної матриці, достатнього для представлення реалізацій як окремого класу розпізнавання;

Формування вхідного математичного опису адаптивної системи керування потребує детального вивчення та аналізу особливостей функціонування джерела інформації, яким в даному випадку є розподілений у просторі і часі технологічний процес вирощування монокристалів.

Розглянемо задачу формування вхідноматематичного опису СППР для керування вирощуванням скінтіляторів на установці «РОСТ» на одному робочому часовому інтервалі спостереження, який характеризується стабільними параметрами ТП. Оскільки тривалість стадії стабілізації росту є достатньо тривалою, то доцільно її розбивати на певні інтервали спостереження, як це показано на рис. 2.9.

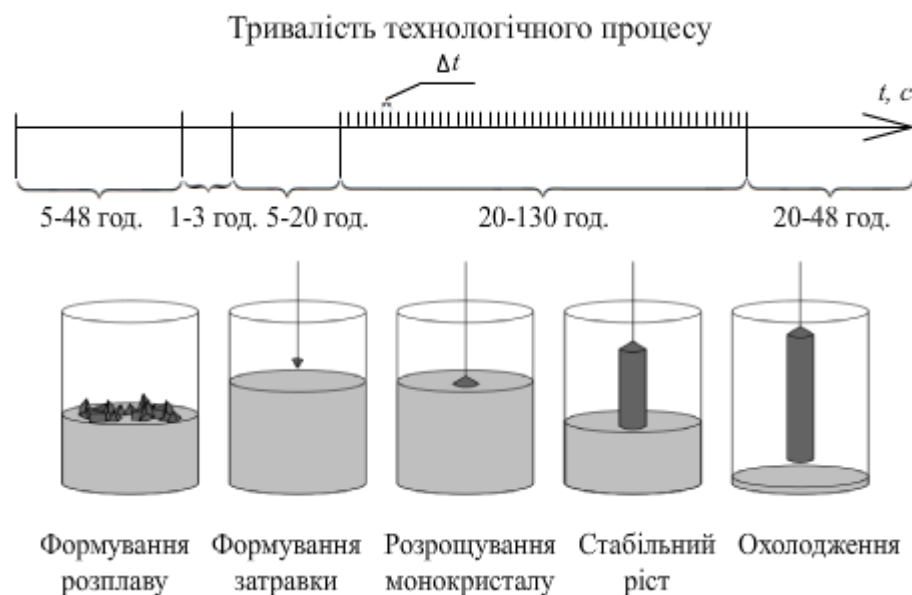


Рисунок 2.9 – Розподіл часу тривалості ТП по стадіям росту монокристала

Словник ознак розпізнавання $\Sigma^{|N|}$, де N — кардинальне число множини ознак, тобто $N = \text{Card}(\Sigma^{|N|})$, складається як з первинних ознак, які є безпосередньо характеристиками технологічного процесу вирощування монокристалу, так і з вторинних ознак, які є статистиками первинних ознак. Обов'язковою вимогою, яка ставиться до словника ознак, є його структурованість. Оскільки первинними ознаками можуть бути за умови існування системи збору та реєстрації даних значення параметрів, що зчитуються з датчиків інформації (сенсорів), та експериментальні дані, одержані безпосередньо при дослідженні процесу, включаючи умови його реалізації, то функціональний стан системи будемо оцінювати за 28 ознаками. Значення їх більшої частини знімаються безпосередньо з датчиків, а інші обчислюються за відомими формулами (повний перелік технологічних параметрів наведений в Додатку А). Проте для моніторингу технологічного процесу в реальному часі застосовується значно більше показників (40 і більше в залежності від типу монокристала), які представляють собою похідні першого і другого порядків від первинних ознак.

Існуюча система керування установкою «РОСТ» дворівнева і має наступну структуру:

- нижній рівень: два інтелектуальних мікропроцесорних термінали, що працюють в режимах реального часу. На даному рівні реалізуються задачі сканування даних і безпосереднє управління процесом;
- верхній рівень: комп'ютер верхнього рівня. Його основне призначення — створення і поповнення архіву даних, в якому формується і зберігається інформація по кожному вирощеному монокристалу.

Такий підхід дозволяє автоматизувати функції аналізу результатів і прийняття рішень. Відповідно з'являється можливість формувати навчальні матриці за результатами аналізу серії вирощувань на заданому інтервалі спостереження. В цьому випадку навчальна вибірка класу розпізнавання є вибірковою послідовністю векторів-реалізацій образу протягом заданого

інтервалу. Аналогічно відбувається набір ретроспективних даних для формування всього алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o\}$. Для інтелектуальних систем, які здатні працювати в режимі кластер-аналізу, створення алфавіту класу є завданням як розробника інформаційного забезпечення, так і безпосередньо самої системи. При цьому варто враховувати, що збільшення потужності алфавіту при незмінному словнику ознак розпізнавання суттєво впливає на асимптотичні (екстремальні) точнісні характеристики, що характеризують функціональну ефективність навчання системи, через збільшення ступеня перетину класів розпізнавання.

Аналіз функціональних параметрів ТП виявив:

1) ознаки, що характеризують процес керування тепловими умовами виробництва (температури бічного та донного нагрівачів, споживана потужність нагрівачів, температура та тиск охолоджуючої рідини на вході та виході кристалотримача, тиск інертного газу в печі та інші);

2) ознаки, що характеризують стан розплаву (зміна рівня розплаву при дискретному витягуванні кристалотримача, швидкість падіння рівня розплаву в процесі кристалізації, помилка керування діаметром МК та інші).

Локальні регулятори, які контролюють значення цих технологічних параметрів будуть попереджувати оператора, коли будь-який з них виходить за нормовані допуски. Але навіть для такої відносно невеликої кількості ознак більшість алгоритмів керування не є достатньо ефективними, оскільки значення з датчиків отримують із різноманітними шумами.

Таким чином, залишається актуальним питання створення методології, яка б мала змогу опрацьовувати непередбачені джерела перешкод та знаходити неінформативні ознаки.

2.6 Постановка задачі та категорійна модель з оптимізацією часових параметрів функціонування

Одними із найбільш важливих характеристик функціонування СППР технологічного процесу вирощування монокристалів є часові параметри, які умовно можна розділити на дві групи:

- 1) інтервали розбиття t_r стадії росту, для кожного з яких здійснюється навчання СППР (рис. 2.10);
- 2) крок квантування τ в часі реалізацій образу на вході в СППР для відповідного інтервалу t_r .



Рисунок 2.10 – Розбиття стадії росту монокристала з постійним діаметром

Неоптимальні часові параметри можуть призвести до низької ефективності машинного навчання за ретроспективними навчальними вибірками. Наприклад, величина параметра t_r призведе до зменшення ступеня перетину класів розпізнавання. Проте одночасно це стане приводом до збільшення кількості часових інтервалів на цій стадії, що призведе до зменшення оперативності процесу навчання. Крім того, це може викликати відсутність необхідного обсягу статистики для формування репрезентативних вибірок параметричного алфавіту класів розпізнавання.

Крок квантування τ прямо впливає на якість формування ретроспективної навчальної та екзаменаційної вибірок. Малий крок квантування призводить до завантаження промислової мережі передачі даних. Іншим негативним наслідком є зниження завадозахищеності системи керування. В той же час велике значення цього параметра в процесі навчання може призвести до зменшення репрезентативності архівних навчальних вибірок. Також в цьому випадку зменшиться оперативність виявлення

негативних функціональних станів керованого процесу за екзаменаційною вибіркою в процесі розпізнавання.

Розглянемо оптимізацію часових характеристик СППР в рамках ІЕІ-технології. Необхідно визначити оптимальне значення кроку квантування за часом реалізацій образу:

$$\tau = \arg(\max_{G_\tau} E_m) \quad (2.16)$$

де G_τ – область допустимих значень параметрів функціонування СППР.

На рис. 2.11 показано категорійну модель інформаційно-екстремального навчання СППР, яка дозволяє оптимізувати як тривалість кроку квантування так і знайти оптимальне кількість інтервалів, на які розбивається певна стадія росту ТП вирощування монокристалів.

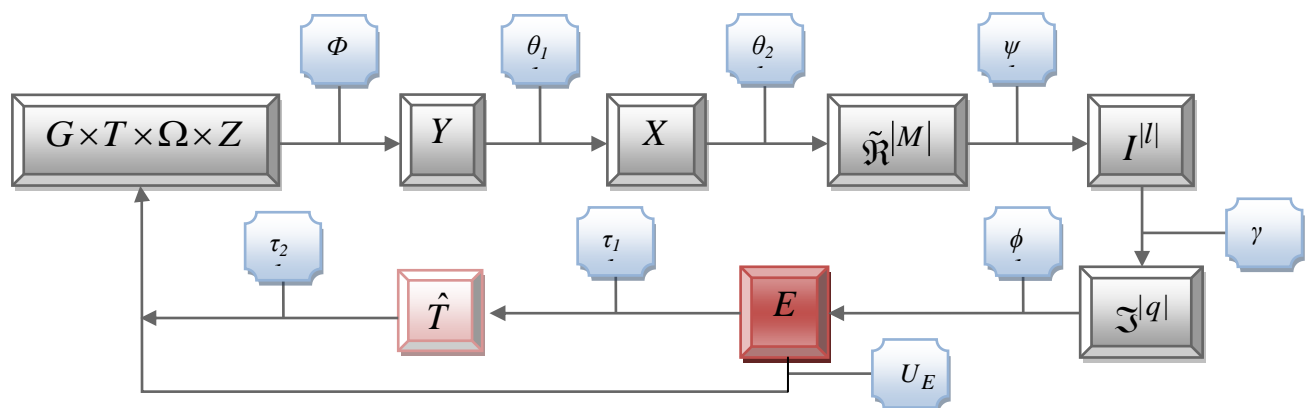


Рисунок 2.11 – Категорійна модель навчання СППР з оптимізацією часових параметрів функціонування

На рис. 2.11 зображений контур оптимізації часових параметрів СППР ТП вирощування монокристалів як двоетапна процедура: 1) знаходження оптимального розбиття стадії росту монокристала за допомогою оператора $\tau_1: E \rightarrow \hat{T}$, де \hat{T} – множина значень інтервалів розбиття; 2) знаходження оптимального кроку квантування за допомогою оператора $\tau_2: \hat{T} \rightarrow T$.

Відповідний алгоритм навчання зображений на рис. 2.12 за умови, що всі інші просторові характеристики задані за замовчуванням. Також відомо,

що потужність алфавіту класів розпізнавання дорівнює 3 та кількість ознак розпізнавання є теж сталою величиною.

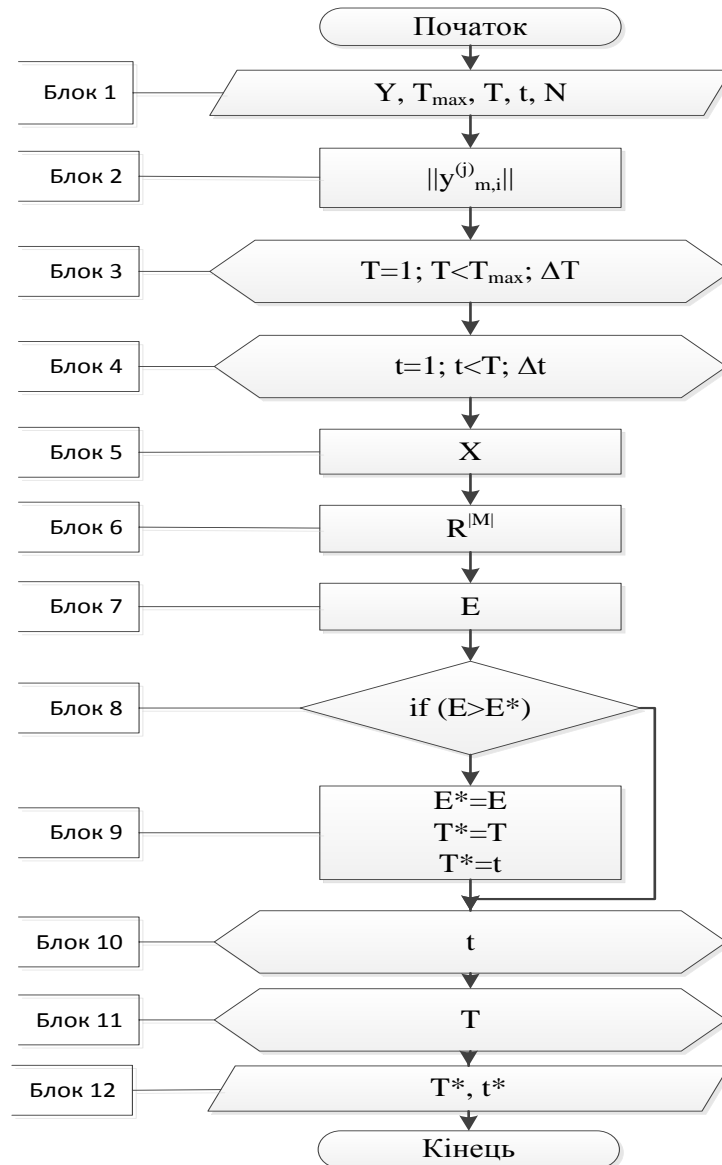


Рисунок 2.12 – Структурна схема алгоритму навчання СППР з оптимізацією часових параметрів функціонування

Розглянемо основні узагальнені етапи алгоритму оптимізації часових параметрів аналізу даних в процесі навчання інформаційно-екстремальної СППР. Блок 1: формує вхідні дані алгоритму навчання: Y – багатовимірна матриця архівних трендів, отриманих при попередніх аналогічних вирощуваннях монокристалів; T_{\max} – загальна тривалість етапу вирощування; T – тривалість одного інтервалу, значення якого отримане емпіричним шляхом; t – крок квантування, значення якого отримано емпіричним шляхом.

Блок 2 формує навчальну матрицю $\|y_{m,i}^j\|$ з матриці Y для відповідного інтервалу T . Блок 3 реалізує контур оптимізації тривалості інтервалу T . Блок 4 реалізує контур оптимізації кроку квантування t . Блок 5 формує масив X навчальних двійкових вибірок шляхом порівняння значень елементів матриць $\|y_{m,i}^j\|$ з контрольним допуском, заданим за замовчуванням. Також тут відбувається формування еталонних двійкових векторів шляхом статичного усереднення стовбців при заданому за замовчуванням значенні рівня селекції. Блок 6 здійснює розбиття множини еталонних векторів на пари «найближчих сусідів». Блок 7 обчислює на кожному кроці навчання узагальненого значення КФЕ E . Блок 8: порівнює отримане значення критерію в блоці 7 з оптимальним значенням критерію E^* . У разі виконання умови керування передається на блок 9, якщо умова не виконується – на блок 10. Блок 9 перезаписує значень оптимальних параметрів функціонування СППР E^* , T^* , t^* . Блок 10 визначає оптимальну тривалість інтервалу T^* , а блок 11 – оптимальний крок квантування t^* . Блок 12 видає оптимальні значення T^* та t^* .

Таким чином, оптимізація часових характеристик СППР для керування вирощуванням великогабаритних скінтіляційних монокристалів із розплаву в процесі інформаційно-екстремального навчання системи дозволяє збільшити як точність, так і оперативність керування відповідно через визначення оптимальних в інформаційному розумінні інтервалу спостереження і кроку дискретизації вхідних реалізацій образу, тобто періоду опитування датчиків інформації.

2.7 Інформаційно-екстремальна модель СППР з циліндрідними вирішальними правилами

У працях [32, 177, 178] запропоновано використання інформаційно-екстремального класифікатора з побудованими в радіальному базисі простору

ознак гіперсферичними контейнерами класів розпізнавання. Але у випадку складних, витягнутих конфігурацій необхідно переходити до побудови контейнерів класів розпізнавання більш складних геометричних форм, наприклад, у вигляді гіпереліпсоїдів, як це розглядалося в працях [165]. При цьому підвищення функціональної ефективності навчання СППР досягалося за рахунок збільшення обчислювальної трудомісткості, що, в свою чергу, призводило до суттєвого зменшення оперативності машинного навчання. Тому виникає необхідність побудови в процесі інформаційно-екстремального навчання СППР гіперциліндроїдних вирішальних правил, які враховують витягнутий розподіл реалізацій класів розпізнавання в просторі ознак і дозволяють одержати меншу обчислювальну трудомісткість алгоритму навчання у порівнянні з гіпереліпсоїдним.

З метою зменшення обчислювальної трудомісткості алгоритмів навчання СППР побудова контейнерів класів розпізнавання в методах ІЕІ-технології здійснюється в радіальному базисі простору ознак. В праці [7] відновлення в процесі навчання оптимального контейнера запропоновано здійснювати у вигляді гіперсфери, що є виправданим при нормальному розподілі векторів-реалізацій. Але у загальному випадку конфігурація розподілу векторів-реалізацій образів може мати витягнуту по осям координат форму. Це є однією з основних причин, що на практиці контейнери гіперсферичної форми не завжди гарантують побудову в процесі навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. Тоді виникає необхідність переходу до інших форм контейнерів класів розпізнавання. При цьому незмінною умовою є те, що вони так само відновлюються в радіальному базисі простору ознак, оскільки ця вимога мінімізує обчислювальну трудомісткість їх побудови в багатовимірному просторі. При цьому доцільно процес навчання поділити на два етапи. На першому етапі відновлюються гіперсферичні контейнери і, якщо КФЕ навчання СППР не досягає свого граничного максимального значення, що свідчить про наявність помилок першого або другого роду, то згідно з принципом відкладених рішень

здійснюється перехід до другого етапу навчання з відновленням контейнерів іншої форми. При цьому побудований на першому етапі навчання гіперсферичний контейнер класу розпізнавання розглядається як габарит, в якому відновлюється новий контейнер за умови, що їх геометричні центри збігаються.

Розглянемо можливість побудови в багатовимірному бінарному просторі Хемінга роздільної гіперповерхні циліндроїдної форми. Для простоти обчислень будемо вважати, що вектор-реалізація класу, що характеризує функціональний стан ТП, складається із N ознак. В цьому випадку кількість всіх варіацій двійкових векторів-реалізацій не буде перевищувати 2^N , оскільки кожна ознака може приймати лише одне з двох значень: 0 або 1. Будемо вважати, що після застосування базового алгоритму навчання СППР визначено еталонний вектор класу розпізнавання X_1^0 , який характеризує найбільш бажаний функціональний стан технологічного режиму. При цьому вершина еталонного вектора визначає геометричний центр гіперсферичного контейнера класу X_1^0 . Припустимо, що еталонний вектор складається з N ознак розпізнавання. Для визначення кодових відстаней від еталонного вектора x_1 до кожної з $(2^N - 1)$ -ї можливої реалізації побудуємо відповідно ряд кіл з центром у його вершині. При цьому, як показано на рис. 2.13, значення радіусів цих кіл змінюються від одиниці до N , а на колах показано у вигляді точок вершини інших реалізацій із врахуванням їх кодових відстаней від центру.

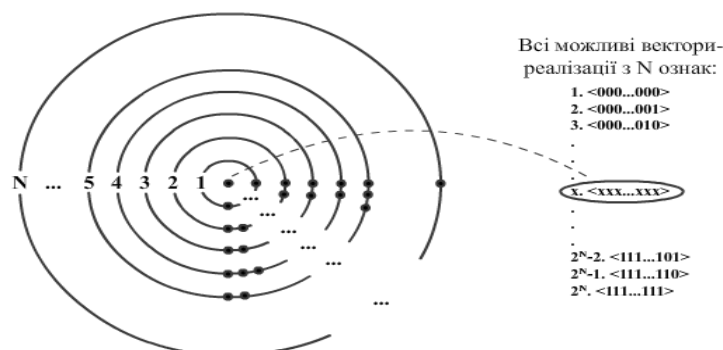


Рисунок 2.13 – Розподіл векторів реалізацій відносно еталонного вектора

Аналіз рис. 2.13 показує, що кількість реалізацій на кожному з кіл можна знайти використовуючи формули комбінаторики, а саме як число комбінацій із N (кількість ознак) по d_r (кодова відстань) елементів (табл. 2.4). При цьому такий розподіл буде характерний для будь-якого еталонного вектора, який складається з N ознак, а максимальна кількість можливих реалізацій, які розташовані на одній відстані від центра гіперсфери дорівнює

$$C_N^{d^r} = \frac{N!}{(N - d^r)!d^r!} \quad (2.17)$$

Таблиця 2.4 – Розподіл реалізацій відносно еталонного вектору

Радіус гіперсфери, $r = d^r$	Кількість реалізацій на колі радіусом r , n_r	Формула для обчислення, $C_N^{d^r}$
0	1	$C_N^{d^r} = C_N^0 = C_N^N = \frac{N!}{0!N!} = 1$
...
d^r	$\frac{N!}{(N - d^r)!d^r!}$	$C_N^{d^r} = \frac{N!}{(N - d^r)!d^r!}$
...
N	1	$C_N^{d^r} = C_N^0 = C_N^N = \frac{N!}{0!N!} = 1$

У випадку, коли кількість векторів-реалізацій перевищує цей максимум, відбувається їх накладання в певних точках бінарного простору, що займає додатковий час для обчислення алгоритмів, але вже не впливає на критерій функціональної ефективності навчання СППР. Це робить недоцільним використання всіх реалізацій в навчальних матрицях при оптимізації параметрів навчання.

Допустимо, що після навчання СППР знайдено оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу X_1^o , який в просторі Хемінга дорівнює z кодовим одиницям. Для цього випадку кількість проєкцій n_r векторів-реалізацій, які потрапляють в межі гіперсфери, обчислюється згідно з формулою (2.17) як

$$n_r = \frac{N!}{(N-z)!z!}. \quad (2.18)$$

При цьому проекції векторів-реалізацій створюють повністю укомплектовану множину всіх допустимих двійкових реалізацій, які можуть розташовуватися від еталонного вектора на відстані z . Але серед них можуть існувати дуже відмінні між собою вектори-реалізації, що не виключає їх належність до різних класів. Тому для «відсіювання» реалізацій інших класів виникає необхідність заміни гіперсферичної форми контейнера на більш видовжену гіперциліндроїдну.

В класичній геометрії циліндроїдом є лінійна поверхня третього порядку, яка обмежена знизу областю $D \subset XOY$, зверху – частиною поверхні $z = f(x, y)$, а по бокам – циліндричною поверхнею з формуючими, які паралельні осі OZ (рис. 2.14).

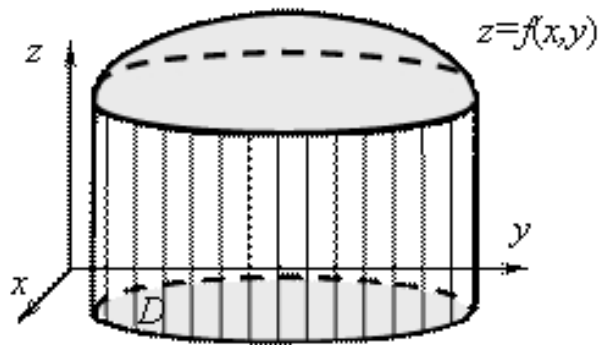


Рисунок 2.14 – Класичне представлення циліндроїда в геометрії

Аналіз рис. 2.14 показує, що для побудови циліндроїда слід визначити такі параметри, які характеризують його форму та розміри: центр циліндроїда C – математичне сподівання ознак реалізацій одного класу; довжина головної піввісі циліндроїда R_1 , початком якої є точка C ; радіус циліндроїда R_2 .

При цьому можна розглядати два випадки:

- 1) циліндроїд вписаний в гіперсферу з оптимальним радіусом (піввіссю R_1), визначеним на етапі навчання СППР;

2) циліндроїд з піввіссю, яка може перебільшувати радіус R_1 оптимальної гіперсфери.

Оскільки в ІЕІ-технології відновлення в процесі навчання контейнерів класів здійснюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, то центр циліндроїда C збігається з центром гіперсферичного контейнера, який визначається вершиною двійкового еталонного вектора. Щодо побудови гіперциліндроїда в бінарному просторі, необхідно враховувати ряд його особливостей. Наприклад, побудова лінії в багатовимірному бінарному просторі є невизначеною. Це пояснюється тим, що в евклідовому просторі будь-яку лінію можна охарактеризувати двома точками, що належить їй, але в бінарному просторі координати цих точок можуть накладатися. Також в бінарному просторі не розглядається поняття «кут». Таким чином, за головну піввісь циліндра R_1 можна розглядати лише таку лінію, яка з'єднує будь-яку точку з центром циліндроїда C . А оскільки у гіперциліндроїда існує дві півосі, то доцільно розглядати пару таких точок.

Умова для визначення належності вектора-реалізації λ до класу X_m^0 , наведена в [32] є грубою та не враховує особливості бінарного простору. Оскільки побудова геометричної фігури в бінарному просторі можлива тільки по дистанційному принципу, то задачу належності вектора-реалізації λ до класу розпізнавання, представленого контейнером гіперциліндроїдної форми, можна звести до задачі потрапляння точки λ в межі прямокутника $ABCO_1$ в двовимірному просторі (рис. 2.15).

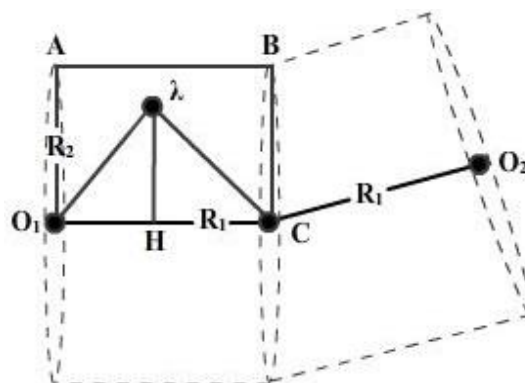


Рисунок 2.15 – Положення вектора-реалізації відносно контейнера

Довжини сторін прямокутника відповідно дорівнюють головній піввісі циліндроїда R_1 та радіус основи R_2 , O_1 та O_2 – пара точок, які є центрами основ гіперциліндра в бінарному просторі Хемінга.

Таким чином, належність реалізації λ до контейнера класу, який розглядається, буде визначатися умовною процедурою

$$\begin{cases} \text{if } (\lambda H < BC) \& (HC < O_1 C) \lambda \in X_m \\ \text{else } \lambda \notin X_m \end{cases}$$

Оскільки значення відрізків BC та OC відомі, то постає задача визначення довжин відрізків λH та HC . Довжини відрізків λC та λO_1 визначаються як відстань Хемінга між парами точок λ , C та λ , O_1 , координати яких відомі. Прямокутні трикутники $\Delta H\lambda C$ і $\Delta O_1\lambda H$ мають спільний катет λH , тоді з рівняння

$$O_1\lambda^2 - (O_1C - HC)^2 = \lambda C^2 - HC^2$$

знаходимо

$$HC = \frac{O_1\lambda^2 - O_1C^2 - \lambda C^2}{2O_1C} \quad (2.19)$$

Відповідно з прямокутного трикутника $\Delta H\lambda C$ знаходимо величину невідомого катету λH :

$$\lambda H = \sqrt{\lambda C^2 - \left(\frac{O_1\lambda^2 - O_1C^2 - \lambda C^2}{2 \cdot O_1C}\right)^2} \quad (2.20)$$

Усі величини в формулі (2.20) відомі або можуть бути розрахованими як відстані в бінарному просторі Хеммінга, що дає можливість знайти величину HC і визначити належність реалізації за такою процедурою:

- 1) обчислення відстаней λO_2 та λO_1 для визначення просторового положення вектора-реалізації відносно половин гіперциліндра, на які поділяє його точка C ;

- 2) за умови $\lambda O_2 > \lambda O_1$ подальші обчислення проводяться за формулами (2.19) та (2.20), в іншому випадку – так само за цими формулами, але із заміною величини λO_1 на λO_2 ;
- 3) остаточне рішення про належність реалізації до класу X_m^0 здійснюється за формула (2.18).

Категорійна модель інформаційно-екстремального навчання СППР з гіперциліндроїдною формою контейнера класу розпізнавання, яка дозволяє оптимізувати геометричні габарити, наведена на рис. 2.16. Основними етапами оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання є:

- 1) генерація множини O можливих точок O_1 та O_2 , які визначають центри основ гіперциліндроїда за допомогою оператора $o: E \rightarrow O$;
- 2) знаходження оптимальних довжин півосей гіперциліндроїда за допомогою оператора $r: O \rightarrow R_1 \& O \rightarrow R_2$.

На рис. 2.16 показано категорійну модель навчання СППР з оптимізацією геометричних габаритів гіперциліндроїдної форми контейнера

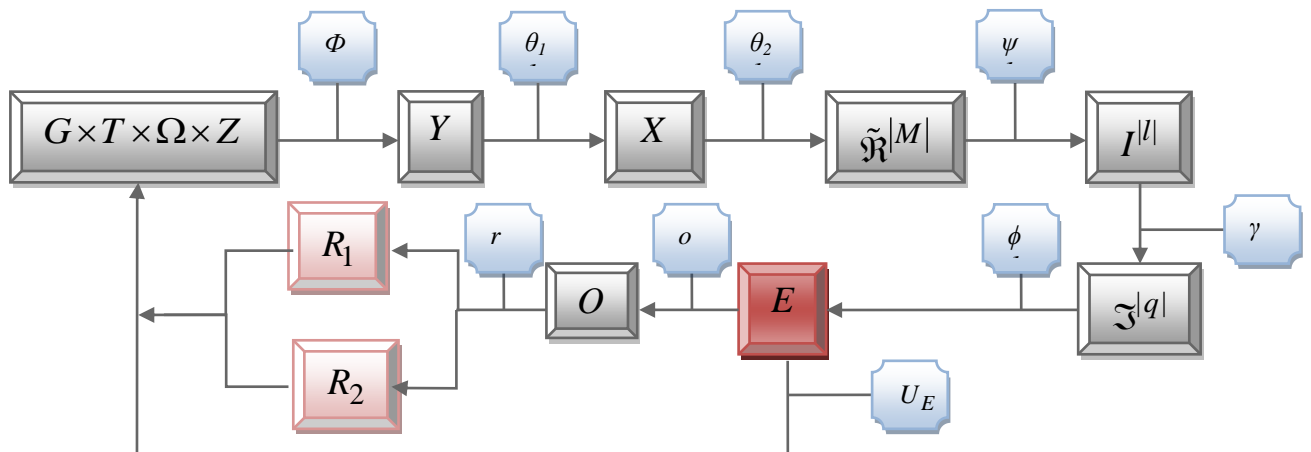


Рисунок 2.16 – Категорійна модель навчання СППР з гіперциліндроїдним класифікатором

Таким чином, циліндроїдна форма контейнера дає можливість побудови більш точного розбиття бінарного простору на класи розпізнавання, що в свою чергу підвищує достовірність класифікації СППР функціональних станів технологічного процесу. Але у загальному випадку, який передбачає наявність

довільних конфігурацій розподілів векторів-реалізацій класів розпізнавання, для побудови високо достовірних вирішальних правил необхідно, згідно з принципом відкладених рішень О. Г. Івахненка, також здійснити оптимізацію додаткових параметрів, що впливають на функціональну ефективність навчання СППР.

2.8 Висновки до другого розділу

У другому розділі проаналізовано особливості керованого технологічного процесу та розглянуто в рамках ІЕІ-технології питання інформаційного аналізу і синтезу здатної самонавчатися СППР для керування технологічним процесом вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів із розплаву. Одержано такі наукові результати:

1. Аналіз існуючого розподіленого в просторі та часі технологічного процесу вирощування скінтіляційних лужно-галоїдних монокристалів показав, що автоматизована система керування, представлена локальними ПІД-регуляторами не забезпечує високу функціональну ефективність системи в цілому через наявність випадкових неконтрольованих зовнішніх і внутрішніх збурень, які мають місце на практиці при реалізації процесу вирощування. В той же час існуюче обладнання має модульну структуру і передбачає можливість інтеграції здатної самонавчатися СППР як надбудови до існуючої АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів.

2. Обґрунтовано вибір ІЕІ-технології як методу досліджень, оскільки використання її ідей і методів дозволяє надати АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів із розплаву властивість адаптивності шляхом максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання (самонавчання).

3. Запропоновано новий інформаційно-екстремальний метод аналізу і синтезу здатної навчатися СППР з оптимізацією її часових параметрів

функціонування за умов апріорної невизначеності, що дозволяє збільшити як точність, так і оперативність керування відповідно через визначення оптимальних в інформаційному розумінні інтервалу спостереження і кроку дискретизації вхідних реалізацій образу, тобто періоду опитування датчиків інформації.

4. Досліджено особливості формування вхідного математичного опису здатної самонавчатися СППР в складі АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів на установці типу «РОСТ». Показано, що в рамках інформаційно-екстремального навчання формування вхідного математичного опису СППР слід розглядати як динамічний процес його допустимих перетворень з метою побудови безпомилкових за вхідною навчальною матрицею вирішальних правил.

5. Запропоновано комплекс логічно пов'язаних у рамках ІЕІ-технології категорійних моделей, що дозволяють здійснювати аналіз і синтез алгоритмів функціонування здатних самонавчатися СППР з оптимізацією як часових параметрів функціонування, так і геометричних параметрів гіперсферичних і гіперциліндріодних контейнерів класів розпізнавання.

6. Розроблено метод інформаційно-екстремального навчання СППР з гіперциліндріодними вирішальними правилами, що дозволяє, на відміну від гіперсферичних вирішальних правил, врахувати витягнутість розподілів векторів-реалізацій в просторі ознак розпізнавання, а на відміну від гіпереліпсоїдних вирішальних правил – підвищити оперативність навчання.

Основні наукові результати, наведені у другому розділі, опубліковано у працях автора [3-6, 8, 9, 11].

РОЗДІЛ 3.

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ФУНКЦІОНУВАННЯ СППР, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ

3.1 Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів

Введення в ТП вирощування сцинтиляторів інтелектуальної складової, що моделює розумові процеси людини при прийнятті рішень, дозволяє узагальнити накопичений досвід експертів, автоматизувати обробку великих масивів архівних даних та підвищити точність і оперативність керування, запобігати і реагувати в аварійних ситуаціях.

Одним з перспективних шляхів побудови ефективних систем керування є використання ідей і методів ІЕІ-технології, яка дозволяє адаптувати в процесі навчання вхідний математичний опис СППР з метою максимізації повної ймовірності правильного прийняття керуючих рішень. При цьому в рамках ІЕІ-технології процес навчання СППР як складової системи керування полягає в ітераційній процедурі оптимізації параметрів функціонування, що впливають на функціональну ефективність системи. До них можна віднести наступні: 1) система полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$; 2) рівні селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу $\{\rho_m\}$; 3) параметри формування вхідного математичного опису СППР, наприклад, періоди прийняття керуючих рішень і опитування датчиків інформації; 4) параметри словника ознак розпізнавання $\Sigma^{|N|}$; 5) геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в процесі навчання в радіальному базисі простору ознак.

Кінцевою метою навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів є побудова вирішальних правил шляхом оптимізації координат структурованого вектора параметрів

функціонування (2.1). Згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. розглянемо процес оптимізації параметрів навчання СППР з надлишковим словником, який полягає в послідовній реалізації ітераційних алгоритмів

$$d_m^* = \arg \max_{G_d} \overline{E}^{|M|}, \quad (3.1)$$

де d_m^* – оптимальний радіус контейнера класу X_m^o ;

$\overline{E}^{|M|}$ – усереднений інформаційний КФЕ навчання СППР;

G_d – область допустимих значень геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання;

$$\delta_i^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_d} \overline{E}^{|M|} \}, \quad (3.2)$$

де δ_i^* – оптимальне поле контрольних допусків i -ої ознаки;

G_δ – допустима область значень параметра поля допусків δ , i

$$\rho_i^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_d} \overline{E}^{|M|} \} \}, \quad (3.3)$$

де ρ_i^* – оптимальний рівень селекції i -ої координати еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізнавання;

G_ρ – допустима область значень рівня селекції координат еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізнавання .

Першим етапом оптимізації цих параметрів в рамках ІЕІ-технології є реалізація базового алгоритму (3.1), основними задачами якого є [32]:

- обчислення інформаційного КФЕ на кожному кроці навчання;
- пошук глобального максимуму КФЕ навчання СППР в робочій області визначення його функції;

- визначення оптимальних значень d_m^* геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які відповідають глобальному максимуму інформаційного КФЕ в робочій області визначення його функції.

Вхідною інформацією для навчання за базовим алгоритмом у загальному випадку є:

- дійсний масив реалізацій кожного образу $\{y_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n}\}$;
- система полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ ознак розпізнавання;
- система рівнів селекції $\{\rho\}$ координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу.

На рис. 3.1 показано схему реалізації базового інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР.



Рисунок 3.1 – Схема реалізації базового алгоритму

Розглянемо специфіку кожного етапу при оптимізації в процесі навчання СППР гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, геометричні параметри яких формують вирішальні правила.

Етап 1: Навчальна бінарна матриця $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ формується за прийнятим в ІЕІ-технології правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i} \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i} \end{cases}, \quad (3.4)$$

де $\delta_{K,i}$ – поле контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання.

Етап 2: Масив еталонних двійкових векторів $\{x_{m,i} | m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ визначається за правилом [32]

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho \\ 0, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} \leq \rho \end{cases}, \quad (3.5)$$

де $\rho_{m,i}$ – рівень селекції i -ї координати еталонного двійкового вектора-реалізації класу X_m^o .

Етап 3: Знаходження еталонного вектора, сусіднього (найближчого) до еталонного вектора x_m класу X_m^o , за методом «найближчого сусіда». З цією метою здійснюється розбиття множини двійкових еталонних векторів на пари сусідніх векторів $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m; x_l \rangle$, $m, l = \overline{1, M}$ за схемою:

а) формується матриця кодових відстаней розмірності $M \times M$ (табл. 3.1) між двійковими еталонними векторами, які визначають геометричні центри класів розпізнавання із заданого алфавіту.

Таблиця 3.1 – Матриця кодових відстаней для M класів

	Клас 1	...	Клас m	...	Клас M
Клас 1	0	...	$d(x_1 \oplus x_m)$...	$d(x_1 \oplus x_M)$
...	...	0
Клас m	$d(x_m \oplus x_1)$...	0	...	$d(x_m \oplus x_M)$
...	0	...
Клас M	$d(x_M \oplus x_1)$...	$d(x_M \oplus x_m)$...	0

Елементи матриці (табл. 3.1) дорівнюють кодовим відстаням між еталонними векторами відповідних класів, які визначаються як результат операції додавання за модулем 2 двійкових векторів. Елементи по діагоналі

заповнюються нулями, оскільки визначають кодову відстань між однаковими еталонними векторами;

б) для кожного рядка матриці (табл. 3.1) знаходиться мінімальний елемент, відмінний від нуля, а стовбець, де він знаходиться, визначає вектор, який є «найближчим сусідом» до вектора, який визначає цей рядок матриці;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathcal{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle\}$, яка задає план навчання.

Етап 4: Оптимізація кодової відстані d_m відбувається шляхом перебору допустимих значень радіусів розділяючих гіперповерхонь;

Етап 5: Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення, тобто

$$E_m^* = \max_{\{d\}} E_m,$$

де $\{d\} = \{0, 1, \dots, d < d(x_m \oplus x_l)\}$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною вектора $x_m \in X_m^o$.

Розглянемо оптимізацію геометричних параметрів контейнерів трьох класів X_1^o , X_2^o і X_3^o , побудованих в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, які характеризували функціональні стани технологічного процесу вирощування лужно-галоїдних монокристалів із розплаву на ростовій установці «РОСТ». При цьому клас X_1^o характеризує функціональний стан технологічного процесу на стадії стабільного росту монокристала зі сталим діаметром, який відповідає заданому технологічному режиму. Клас X_2^o відповідає режиму, при якому значення параметра діаметра менше, ніж вказане, тобто описує стан «Менше норми». Клас X_3^o відповідає технологічному режиму «Більше норми», коли значення діаметра монокристала виходить за допустимі норми вирощування.

Навчальна матриця кожного з цих класів складалася з 60 реалізацій, одержаних за архівними даними аналогічних вирощувань монокристалів. В свою чергу кожна з реалізацій складалася з 28 ознак, наведених в додатку А, які знімалися безпосередньо з відповідних інформаційних датчиків.

Оскільки показники, що аналізуються, є числами різного порядку, то для оператора-технолога це може викликати труднощі опрацювання даних. Також це може вплинути на некоректне формування системи контрольних допусків. Одним із варіантів вирішення цієї проблеми є нормалізація початкових даних, щоб значення ознак розпізнавання були одного порядку. З цією метою нормалізація ознак розпізнавання здійснювалася за формулою

$$y_{Hi,j} = 100 / (\max_j - \min_j) \times (y_{i,j} - \min_j), \quad (3.6)$$

де \max_j – верхнє допустиме значення ознаки;

\min_j – нижнє допустиме значення ознаки;

$y_{i,j}$ – значення ознаки до нормалізації.

На рис. 3.2 показано вектори-реалізації трьох класів розпізнавання у вигляді карт класів (Class map). Кожна ознака вектора представлена як піксель відповідного кольору, що дозволяє порівняти загальну структуру класів розпізнавання і робити попередні висновки про ступінь їх схожості.

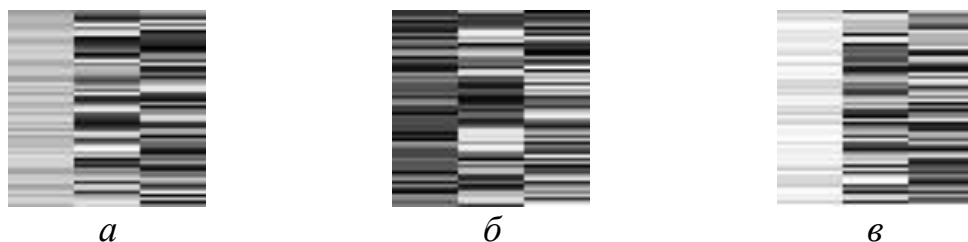


Рисунок 3.2 – Візуальне представлення векторів-реалізацій на картах класів розпізнавання: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Аналіз рис. 3.2. показує, що структура класів подібна, проте є значні відмінності в перших ознаках, що визначають найбільш важливі характеристики технологічного процесу: діаметр монокристалу, температура

донного та бічного нагрівачів, рівень розплаву тощо. Цей факт вказує на можливість розділити класи розпізнавань за допомогою вирішальних правил.

Як відомо, в методах ІЕІ-технології прийнято допущення, що за замовчуванням система рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образів дорівнює 0.5 для всіх класів і ознак розпізнавання, а поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнюють половині відповідних двобічних симетричних полів нормованих допусків. З метою оцінки функціональної ефективності здатної навчатися СППР для керування вирощуванням сцинтилятора на стадії стабілізації його діаметру було реалізовано базовий алгоритм навчання (3.1) з параметром поля контрольних допусків $\delta_i = \pm 50$ (у відсотках від усередненого значення i -ї ознаки) і рівнем селекції координат еталонного двійкового вектора $\rho = 0.5$. В процесі навчання, сформованою за архівними трендами вирощування сцинтиляторів на одній і тій же установці «РОСТ», наданих автору для вище наведених трьох класів розпізнавання згідно з договором про науково-технічне співробітництво між Інститутом сцинтиляційних матеріалів НАН України (м. Харків) і Сумським державним університетом, одержано показані на рис. 3.3 графіки залежності інформаційного КФЕ (2.8) від радіусів гіперсферичних контейнерів відповідних класів розпізнавання.

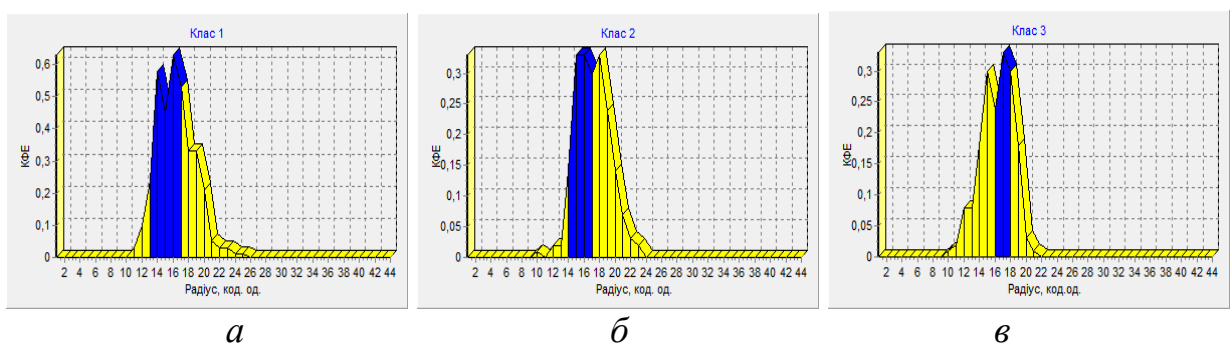


Рисунок 3.3 – Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів

розпізнавання: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Аналіз рис. 3.3 показує, що для кожного класу розпізнавання існує робоча область, яку тут і далі на графіках позначена темною ділянкою. Додаткова інформація наведена в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати навчання за базовим алгоритмом

Параметри	Клас 1	Клас 2	Клас 3
Оптимальні значення КФЕ	0.63	0.33	0.33
Оптимальні радіуси контейнерів (в кодових одиницях)	16	15	17
Усереднене значення КФЕ	0.43		

У загальному випадку невисокі максимальні значення КФЕ, одержані в процесі навчання СППР за базовим алгоритмом (3.1), пояснюються тим, що вибрана система контрольних допусків на ознаки розпізнавання та інші параметри навчання можуть бути неоптимальними. Тому на наступному етапі для підвищення функціональної ефективності навчання СППР було застосовано ітераційний алгоритм навчання (3.2) з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання розглядалася відносно показаного на рис. 3.4 двобічного симетричного поля допусків для i -ї ознаки розпізнавання y_i із вхідної навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$.

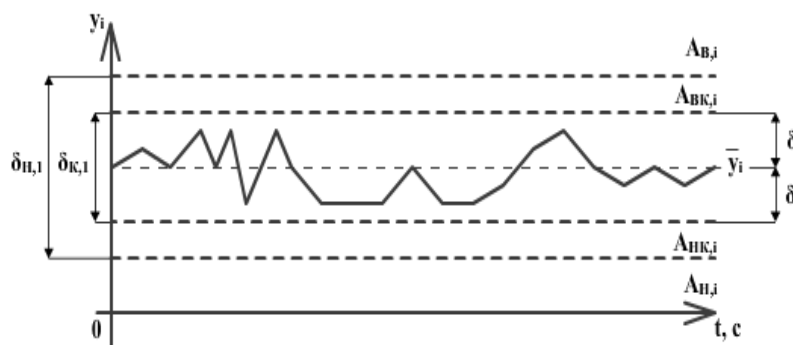


Рисунок 3.4 – Симетричне поле допусків

На рис. 3.4 прийнято такі позначення: \bar{y}_i – номінальне (усереднене) значення ознаки y_i ; $A_{H,i}$ – нижній нормований допуск на i -у ознаку; $A_{B,i}$ – верхній нормований допуск на i -у ознаку; $A_{HK,i}$ – нижній контрольний допуск на i -у ознаку; $A_{BK,i}$ – верхній контрольний допуск на i -у ознаку; $\delta_{H,i}$

– поле нормованих допусків на i -у ознаку; $\delta_{K,i}$ – поле контрольних допусків на i -у ознаку.

Розглянемо реалізацію інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР для керування ТП вирощування великогабаритних сцинтиляторів з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому зміна контрольних допусків, які формуються відносно базового (найбільш бажаного) класу X_1^o , здійснюється для всіх ознак одночасно в процесі пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ у робочій (допустимій) області визначення його функції. На рис. 3.5 показано одержаний в процесі навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного КФЕ за Кульбаком (2.8) від параметра поля контрольних допусків δ .

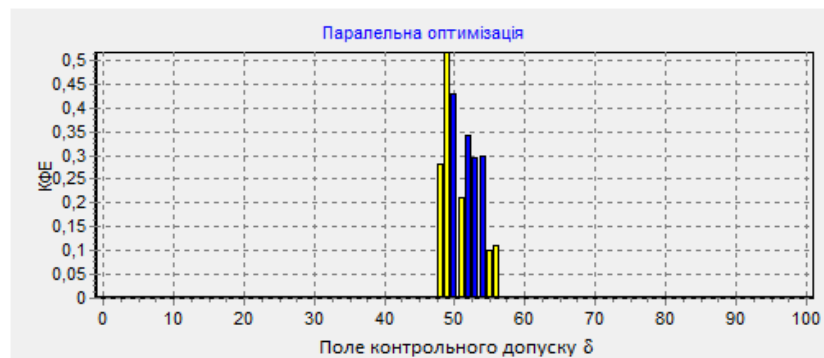


Рисунок 3.5 – Графік залежності КФЕ навчання СППР від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.5 показує, що значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 50$ при максимальному середньому значенні КФЕ $E^* = 0.43$, що дорівнює значенню критерію при реалізації базового алгоритму навчання (табл. 3.2) з контрольними допусками на ознаки розпізнавання, прийнятими за замовчуванням.

Оскільки граничне максимальне значення КФЕ згідно з формулою (2.8) при потужності навчальної вибірки $n = 60$ і $r = 2$ дорівнює 6.84, то для його підвищення було проведено паралельно-послідовну оптимізацію СКД на

ознаки розпізнання. При цьому квазіоптимальні контрольні допуски, одержані в процесі їх паралельної оптимізації, використовуються як стартові для алгоритму послідовної оптимізації. Це дозволило підвищити оперативність алгоритму, оскільки стартові контрольні допуски вже забезпечують знаходження функції КФЕ в робочій області.

Таким чином, вхідними даними для алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків були СКД на ознаки розпізнавання, отримана в процесі реалізації алгоритму їх паралельної оптимізації, вхідна навчальна матриця $\| y_{m,i}^{(j)} \|$ і прийняте за замовчуванням значення рівня селекції $\rho = 0,5$.

При реалізації ітераційної процедури послідовної оптимізації на практиці виникає необхідність здійснення декількох її прогонів (повторень) з метою досягнення незмінності значення інформаційного КФЕ відносно значення, обчисленого на попередньому прогоні.

Графік залежності КФЕ від прогонів алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 3.6.



Рисунок 3.6 – Графік залежності КФЕ навчання СППР від кількості прогонів процедури послідовної оптимізації СКД

Аналіз рис. 3.6. показує, що оптимальне значення КФЕ (2.8) дорівнює $E^* = 2.39$, яке досягається на 5-му прогоні процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На рис. 3.7 показано графіки залежності інформаційного КФЕ (2.8) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, що відновлювалися за алгоритмом (3.2) в процесі навчання СППР в радіальному базисі простору ознак.

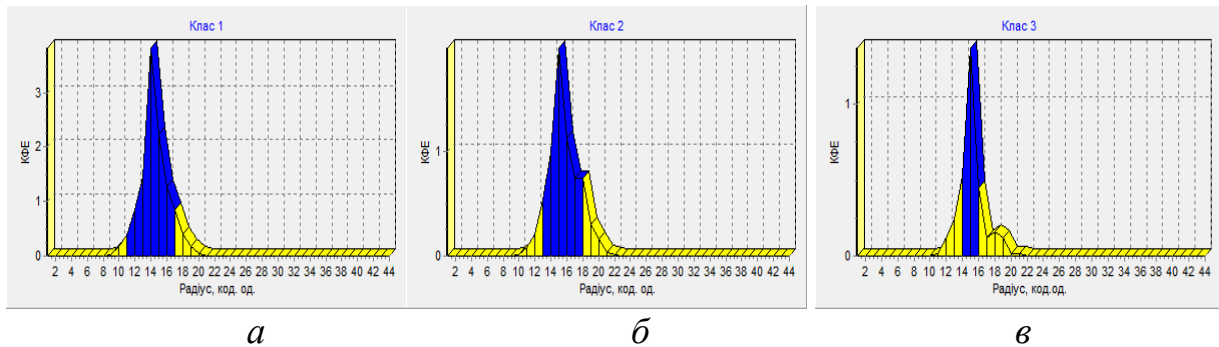


Рисунок 3.7 – Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів

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

Аналіз рис. 3.7 показує, що значення КФЕ навчання СППР збільшилося для кожного класу розпізнавання. Проте досягти граничного максимуму КФЕ не вдалося, що не дозволяє теоретично побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Додаткові результати паралельно-послідовної оптимізації СКД наведені в табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати паралельно-послідовної оптимізації СКД

Параметри	Клас 1	Клас 2	Клас 3
Оптимальні значення КФЕ	3.80	2.00	1.40
Збільшення значення КФЕ, %	9.2% \Rightarrow 55.6%	4.8% \Rightarrow 29.2%	4.8% \Rightarrow 20.5%
Оптимальні радіуси контейнерів (в кодових одиницях)	14	15	15
Усереднене значення КФЕ	2.39(6.3% \Rightarrow 34.9%)		

Порівняння оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержаних за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання (табл. 3.2) з радіусами відповідних контейнерів, одержаних за результатами паралельно-послідовної оптимізації (табл. 3.2) показує в останньому випадку деяке стиснення контейнерів, що згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів [182] свідчить про підвищення функціональної ефективності навчання СППР.

Згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. для збільшення КФЕ було реалізовано алгоритм (3.3) навчання СППР з оптимізацією рівнів

селекції координат еталонних двійкових векторів – рівнів квантування дискрет полігона емпіричних частот потрапляння значень ознак розпізнавання у свої поля контрольних допусків. При цьому оптимізація рівнів селекції дозволяє збільшити КФЕ шляхом розв’язання таких задач:

- 1) наближення геометричних центрів контейнерів класів розпізнавання до їх емпіричних центрів розсіювання;
- 2) максимізація середньої міжкласової кодової відстані для заданого алфавіту класів розпізнавання, що відповідає максимально-дистанційному принципу теорії розпізнавання образів [182].

Оптимізація рівнів селекції координат еталонного двійкового вектора здійснювалася за схемою паралельно-послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання. Спочатку було реалізовано алгоритм паралельної оптимізації рівнів селекції координат еталонного двійкового вектора, а потім – алгоритм їх послідовної оптимізації. Це дозволило квазіоптимальні рівні селекції, одержані за результатами їх паралельної оптимізації використовувати як стартові в процесі послідовної оптимізації, що суттєво підвищило оперативність алгоритму навчання, оскільки послідовна оптимізація здійснювалася тільки в робочій області визначення КФЕ (2.8).

На рис. 3.8 показано одержаний в процесі навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією за алгоритмом (3.3) графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ від рівня селекції координат еталонного двійкового вектора класу X_1^o .

Аналіз рис. 3.8 показує, що оптимальне значення параметра рівня селекції координат еталонного вектора-реалізації класу X_1^o , дорівнює $\rho_1^* = 0,5$, При цьому максимальне середнє значення КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 2,39$ і збігається з усередненим значенням критерію при реалізації алгоритму послідовної оптимізації (табл. 3.2). Тобто значення за замовчуванням виявилось оптимальним.

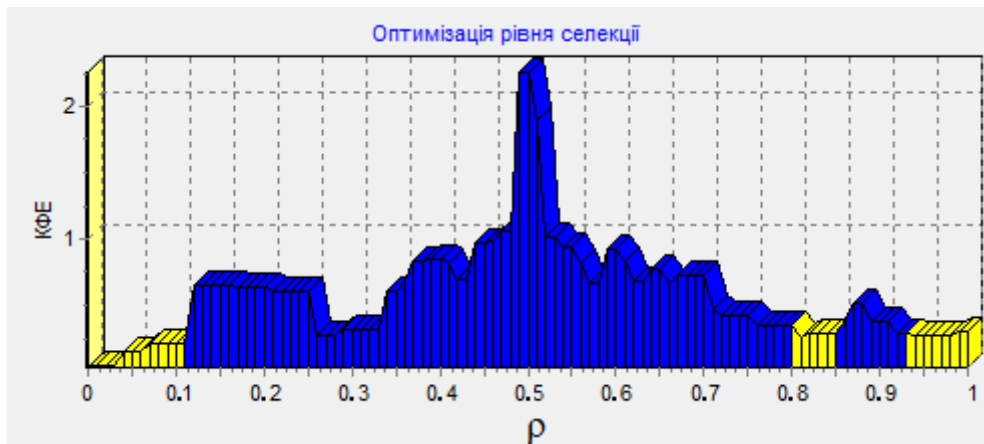


Рисунок 3.8 – Графік залежності КФЕ навчання СППР від рівня селекції координат еталонного вектора класу X_1^o

Таким чином, навчання СППР для керування ТП вирощування великогабаритних скінтіляторів на установці «РОСТ» за інформаційно-екстремальними алгоритмами (3.1)-(3.3) не дозволило побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила через високу ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Цей факт потребує оптимізації в процесі навчання СППР інших параметрів, які впливають на функціональну ефективність навчання системи.

3.2 Вплив обсягу навчальної вибірки на функціональну ефективність машинного навчання СППР

Досить актуальним є питання дослідження впливу на функціональну ефективність машинного навчання СППР обсягу навчальної вибірки з точки зору її репрезентативності. Ця проблема тісно пов'язана з обчислювальним аспектом оцінки інформаційної спроможності СППР, оскільки має прямий вплив на оперативність алгоритмів та точність їх реалізації.

На практиці обчислення КФЕ відбувається за відомою формулою (2.8), яка на відміну від формули (2.6) залежить від кількості реалізацій образу, що формують багатовимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$. При цьому виникає задача оцінки впливу обсягу навчальної матриці на оцінку функціональної ефективності навчання СППР, оскільки від величини глобального значення

КФЕ, що обчислюється в робочій (допустимій) області визначення його функції, залежать оптимальні геометричні параметри навчання, за якими будуються вирішальні правила.

Для проведення цього дослідження використовувалася модифікація нормованого критерію Кульбака у вигляді [134]

$$\bar{E}_{K,m}^{(k)}(d) = \frac{E_m^{(k)}(d)}{E_{\max}^{(k)}(d)} \in [0;1], \quad (3.7)$$

де $E_{\max}(d)$ – максимальне граничне значення КФЕ, що обчислюється в робочій області визначення функції (2.8) за умови, що помилки першого та другого роду дорівнюють нулю.

Визначення мінімального обсягу n_{\min} репрезентативної навчальної вибірки здійснено за умови отримання прийнятних з практичних міркувань статистичної похибки та оперативності алгоритму його обчислення. Ці вимоги є суперечливими, що обумовлює компромісний характер розв'язання задачі. В праці [134] показано, що найбільш придатним для формування репрезентативних бінарних навчальних вибірок в ІЕІ-технології аналізу даних є інтервал в межах від 40 до 90 випробувань, при яких формуються вектори-реалізації шляхом зчитування інформації з датчиків. З метою дослідження впливу обсягу навчальної вибірки на функціональну ефективність навчання СППР Т вирощуванням скінтілятором було здійснено навчання системи за ітераційною процедурою (3.2) при оптимальному словнику ознак розпізнавання і рівні селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання, яке дорівнювало $\rho^* = 0,5$.

В табл. 3.4 наведена залежність максимального значення КФЕ (2.8) від кількості реалізацій, обсяг яких змінювався в інтервалі від 40 до 90. При цьому величина помилково класифікованих реалізацій при збільшенні обсягу навчальної вибірки зменшувалася від 2.5% до 1.1%.

Таблиця 3.4 – Залежність функції $z(t)$ від розміру вибірки

Значення КФЕ	Кількість реалізацій	Кількість некласифікованих реалізацій, %
7.41	90	1.1
7.28	80	1.2
7.04	70	1.4
6.84	60	1.6
6.49	50	2.0
6.14	40	2.5

Аналіз табл. 3.4 показує, що збільшення обсягу навчальної вибірки при $n > n_{\min}$ в межах рекомендованої в праці [102] компромісної області дозволяє підвищити функціональну ефективність навчання СППР. Аналогічне дослідження проводилося і для випадку застосування трьохальтернативного критерію. Для цього функцію (2.13) було приведено до вигляду

$$E^{(k)} = \frac{1}{8} (2t / n_{\min} - 3) \times \log_2 \frac{t}{(3n_{\min} - t)}, \quad (3.8)$$

де t – кількість правильно розпізнаних реалізацій в процесі навчання.

При цьому на величину t накладалися обмеження

$$\begin{aligned} t &= (K_1^{(k)} + K_2^{(k)} + K_3^{(k)}), \\ t &\in (0.3n_{\min}) \end{aligned} \quad (3.9)$$

На рис. 3.9 показано графіки залежності модифікованих критеріїв Кульбака (2.8) і (2.13) від кількості правильно розпізнаних реалізацій, обчислених відповідно при двох- і трьохальтернативній системах оцінок рішень і однакової кількості в навчальних матрицях реалізацій ($n = 60$).

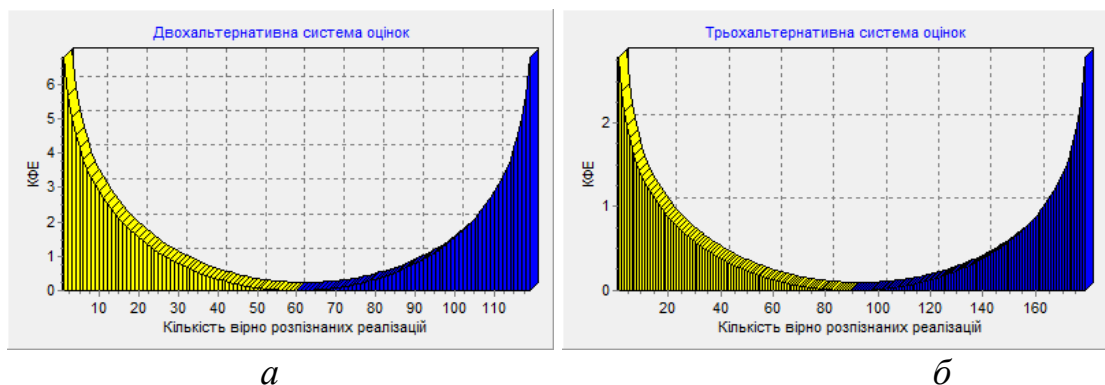


Рисунок 3.9 – Графік залежності інформаційних критеріїв від правильно розпізнаних реалізацій для двох- (а) та трьохальтернативних рішень (б)

Аналіз рис. 3.9 показує, що функції інформаційних критеріїв не є взаємоднозначними. При цьому робочими (допустимими) областями визначення функцій критеріїв є темні ділянки графіків, в яких значення критеріїв зростають із збільшенням кількості правильно розпізнаних реалізацій. Наприклад, для двохальтернативного критерію (рис. 3.9а) робоча область, де $D_1^{(k)} > 0.5$ і $D_2^{(k)} > 0.5$, починається при $t > 60$, а для трьохальтернативного критерію (рис. 3.9б) ця область, де $D_1^{(k)} > 0.5$, $D_2^{(k)} > 0.5$ та $D_3^{(k)} > 0.5$, починається при $t > 90$.

Розглянемо вплив кількості реалізацій в навчальних матрицях на КФЕ СППР вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву. Будемо змінювати потужність навчальних вибірок від 40 до 60 векторів-реалізацій. Тобто 40 перших реалізацій залишаємо без змін, а далі знаходимо значення усередненого критерію для початкових матриць, збільшуючи їх потужність на одиницю при кожному кроці навчання. На рис. 3.10 показано графіки залежності КФЕ, що обчислювався за трьохальтернативною системою оцінок рішень, від потужності навчальної матриці.

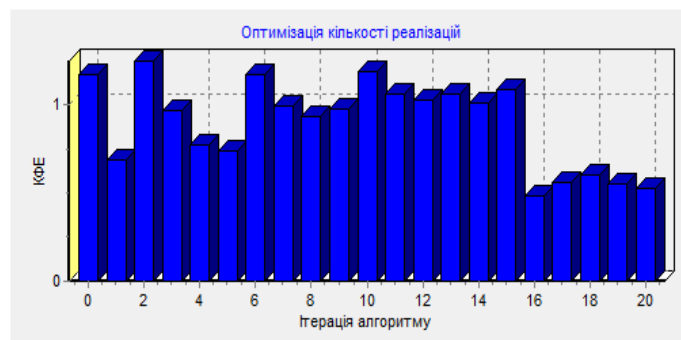


Рисунок 3.10 – Графік залежності КФЕ від кількості реалізацій в навчальних матрицях

Аналіз рис. 3.10 показує, що максимальне значення КФЕ досягається вже на третьому кроці навчання, тобто при кількості реалізацій $n^* = 43$.

Таким чином, на основі проведеного дослідження вдалося виявити закономірності в поведінці функцій інформаційної міри Кульбака та вдалося встановити вплив кількості векторів-реалізацій образу на його значення як для

двохальтернативної, так і трьохальтернативної систем оцінок рішень. Показано, що чіткого тренду динаміки зміни КФЕ від кількості реалізацій в навчальних матрицях не спостерігається, оскільки оптимальний обсяг навчальної вибірки залежить від інформативності ознак, що формують вектори-реалізації.

3.3 Оптимізація часових параметрів машинного навчання СППР

Кожний етап вирощування скінтіляційного монокристалу (рис. 2.8) поділяється на практиці на декілька часових інтервалів спостереження. Це зумовлено тим, що керування технологічного процесу здійснюється за рахунок ПД-регуляторів, які потребують постійного перенастроювання згідно з емпірично встановленою закономірністю зміни відповідного технологічного параметра. Як приклад, на рис. 3.11 показано графік залежності температури бічного нагрівача від часу протікання технологічного процесу на стадії стабілізації діаметру монокристалу.

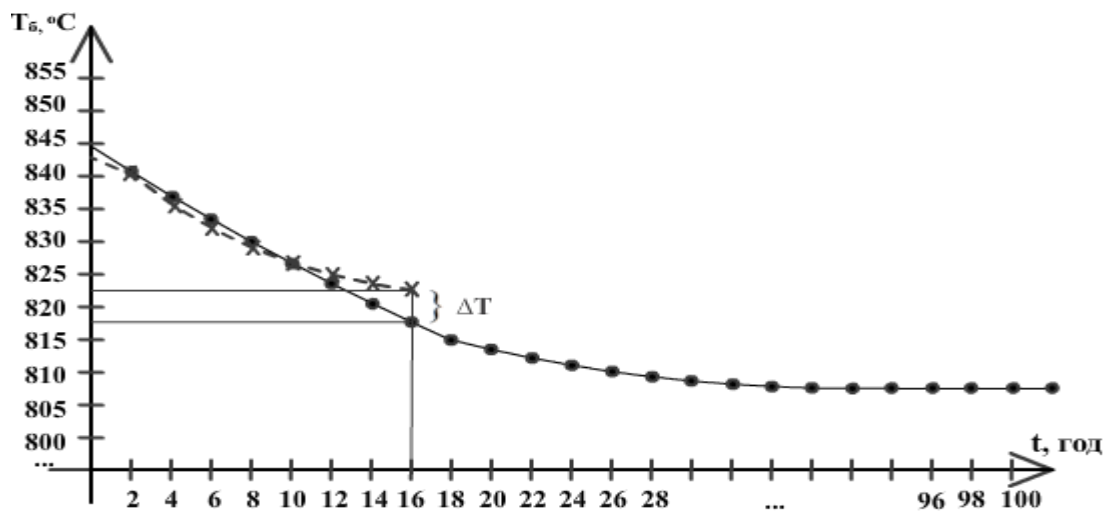


Рисунок 3.11 – Режим зміни температури бокового нагрівача T_b за часом на етапі стабільного росту монокристалу

На рис. 3.11 зображено суцільною лінією емпірично визначений опорний тренд температури бічного нагрівача, а пунктирною лінією – дійсний тренд. Якщо різниця ΔT між показником датчика температури та опорним

трендом для даного моменту часу перевищує допустиму похибку, спрацьовує попереджувальна сигналізація про необхідність корекції технологічного процесу. При цьому перенастроювання регуляторів на практиці відбувається кожні дві години, тобто стадія вирощування монокристала з стабільною величиною діаметра зразка розбивається на R інтервалів спостереження тривалістю $t_r = 2$ години, де $r = \overline{1, R}$. В свою чергу на кожному інтервалі спостереження відбувається опитування датчиків інформації з періодом $\tau = 5$ с і з періодом $\tau_K = 15$ с здійснюється оцінка поточного функціонального стану технологічного процесу і формування керуючих команд. Таким чином, в режимі екзамену повинно відбутися розпізнавання 480 векторів-реалізацій, які характеризують поточний функціональний стан технологічного процесу. На величину періоду опитування датчиків τ накладається обмеження, яке визначається умовою теореми Шенона-Котельнікова [134, 183]:

$$\tau \leq \Delta t = \frac{2\pi}{\omega_{gp}},$$

де ω_{gp} – гранична частота спектра сигналу.

Задача оптимізації кроку квантування вхідних реалізацій розглядалася в праці [177], проте на якісні характеристики сцинтиляторів відіграють тривалість періоду спостереження і період корекції ТП.

Розглянемо формалізовану постановку задачі навчання СППР з оптимізацією часових інтервалів вирощування сцинтиляторів – інтервалів спостереження, на яких відбувається перенавчання системи керування, і періоду корекції вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів на установці «РОСТ».

Нехай стадія технологічного процесу вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів, на якій здійснюється стабілізація діаметру сцинтилятора, що вирощується, розбивається на R часових інтервалів спостереження тривалістю $t_r = Const$, $r = \overline{1, R}$. Необхідно:

1. На першому інтервалі спостереження сформувати за архівними трендами вирощування сцинтиляторів навчальну матрицю $\| y_{m,i}^{(j)}(t_1) \|$ для заданого алфавіту параметричних класів розпізнавання $\{X_m^o(t_1)\}$, що характеризують можливі функціональні стани технологічного процесу.

2. В процесі інформаційно-екстремального навчання СППР для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів оптимізувати координати структурованого вектора параметрів функціонування системи

$$g = \langle x_m, d_m, \delta_{K,i}, \tau_K \rangle, \quad (3.10)$$

де τ_K – крок корекції технологічного процесу,

за умови, що глобальний максимум інформаційного критерію (2.8) приймає максимальне значення в робочій області визначення його функції.

3. Сформувати для $R-1$ інтервалів спостереження за архівними трендами вирощування сцинтиляторів навчальні матриці $\| y_{m,i}^{(j)}(t_r | r = \overline{2, R} \|$ для відповідних параметричних класів розпізнавання.

4. В процесі інформаційно-екстремального навчання СППР для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів оптимізувати координати структурованого вектора параметрів функціонування системи

$$g = \langle x_m, d_m, \delta_{K,i}, t_r \rangle, \quad (3.11)$$

за умови, що глобальний максимум інформаційного критерію (2.8) приймає максимальне значення в робочій області визначення його функції.

Відносно параметра t_r в структурі (3.16) прийнято обмеження $t_r < 24$ годин, яке на практиці за даними виробника дозволяє ПД-регулятору забезпечувати керованість технологічним процесом.

Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з оптимізацією кроку τ_K корекції технологічного процесу було згідно з категорійною моделлю (рис. 2.11) реалізовано у вигляді трьохциклічної ітераційної

процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ навчання СППР (2.8) в робочій області визначення його функції:

$$\tau_K^* = \arg \min_{G_\tau} \left\{ \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_d} E_m \right\} \right\}, \quad (3.12)$$

де G_τ – область допустимих значень кроку корекції τ_K .

Оптимізація величини часового інтервалу спостереження за технологічним процесом здійснювалася при опитуванні датчиків з періодом $\tau = 5$ с і оптимальному кроці корекції $\tau_K^* = 20$ с за ітераційною процедурою

$$t_r^* = \arg \min_{G_{t_r}} \left\{ \max_{G_\delta} \left\{ \frac{1}{MR} \sum_{r=1}^R \sum_{m=1}^M \max_{G_d} E_m \right\} \right\}, \quad (3.13)$$

де G_{t_r} – область допустимих значень тривалості інтервалів спостереження за технологічним процесом.

При оптимізації часових параметрів структурованих векторів (3.10) і (3.11) приймалися обмеження

$$\begin{aligned} 3600c &\leq t_r \leq 86400c, \\ 10c &\leq \tau \leq 60c \end{aligned} \quad (3.14)$$

виходячи з таких міркувань:

- 1) 3600 с – мінімальний часовий інтервал, при якому не відбувається перенастроювання ПД-регуляторів;
- 2) 86400 с – максимальний часовий інтервал, при якому необхідне перенастроювання ПД-регуляторів;
- 3) 10 с – мінімально допустимий період корекції технологічного процесу на установці «РОСТ», обумовлений інерційністю АСКТП;
- 4) 60 с – максимально допустимий період корекції технологічного процесу на установці «РОСТ», обумовлений загрозою незворотних змін характеристик монокристалу, що вирощується.

На рис. 3.12 показано процес оптимізації кроку корекції в часі за алгоритмом (3.12) на інтервалі спостереження тривалістю 2 години. При цьому крок корекції за часом змінювався від 10с до 30с з кроком ітерації $\Delta\tau_K = 2\text{с}$, а кількість векторів-реалізацій в навчальних матрицях на кожному кроці залишалася сталою та дорівнювала 60 для кожного класу.

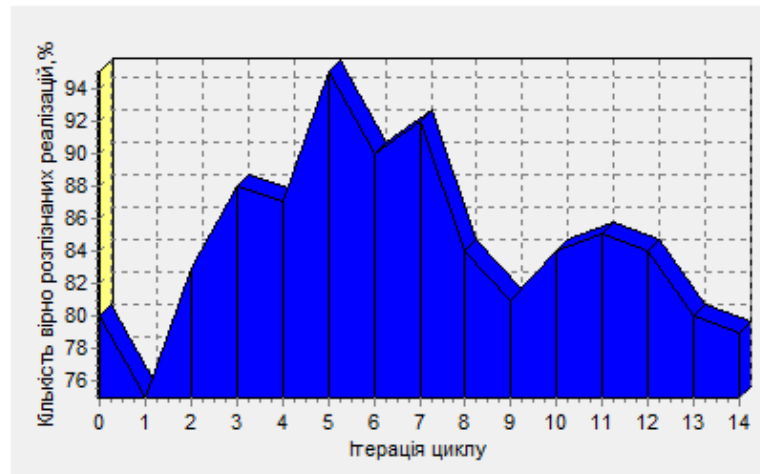


Рисунок 3.12 – Графік зміни правильно розпізнаних реалізацій в процесі оптимізації кроку корекції технологічного процесу

Аналіз рис. 3.12 показує, що оптимальний крок корекції досягається на шостій ітерації циклу, що відповідає $\tau_K^* = 20\text{с}$. Тобто прийнятий на практиці період корекції $\tau = 15\text{с}$ є неоптимальним в інформаційному розумінні.

Процес оптимізації тривалості інтервалів спостереження було реалізовано за алгоритмом (3.13) при оптимальному значенні кроку квантування за часом вхідних реалізацій $\tau_K^* = 20\text{с}$ при зміні параметра від 3600 с до 10800 с з кроком ітерації $\Delta t_r = 1200\text{с}$.

На рис. 3.13 показано графік зміни інформаційного КФЕ (2.8), одержаний в процесі навчання СППР за алгоритмом (3.13) з оптимізацією величини інтервалу спостереження технологічного процесу вирощування монокристала.

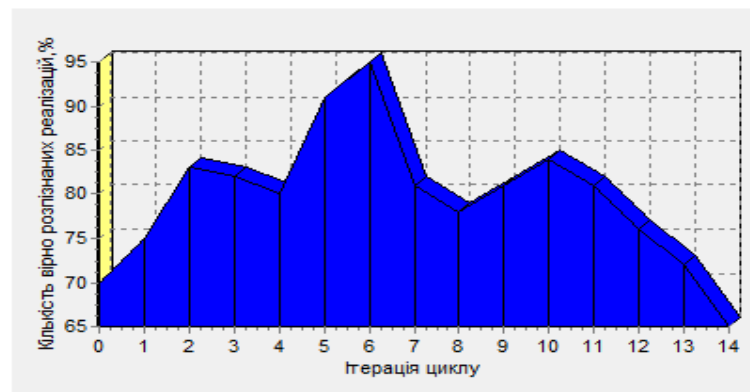


Рисунок 3.13 – Графік зміни правильно розпізнаних реалізацій в процесі оптимізації інтервалу спостереження

Аналіз рис. 3.13 показує, що оптимальна тривалість інтервалу спостереження досягається на сьомій ітерації циклу, що відповідає $t_r^* = 3$ години при кількості правильно розпізнаних реалізацій – 95%.

Підвищення функціональної ефективності навчання СППР при збільшенні часового інтервалу з двох годин, як це прийнято на практиці, до трьох годин пояснюється збільшенням кількості реалізацій у відсотках, які належать одному класу, який характеризує поточний стан керованого технологічного процесу. Підтвердженням цього факту є показані на рис. 3.14 і рис. 3.15 побудовані за архівними трендами вирощувань сцинтиляторів діаграми правильно розпізнаних реалізацій образів на інтервалах спостережень тривалістю відповідно дві і три години.



Рисунок 3.14 – Діаграма правильно розпізнаних реалізацій образів

Аналіз рис. 3.14 показує, що кількість правильно розпізнаних реалізацій класів розпізнавання на інтервалах спостереження тривалістю 2 години становить 85%.



Рисунок 3.15 – Діаграма правильно розпізнаних реалізацій образів на інтервалах спостереження тривалістю 3 години

Аналіз рис. 3.15 показує, що вдалося правильно класифікувати майже 95% векторів-реалізацій, які формувалися на інтервалах спостереження тривалістю 3 години.

Таким чином, у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології розроблено алгоритми навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів з оптимізацією просторово-часових параметрів функціонування системи. Завдяки фізичному моделюванню за архівними даними було визначено оптимальні періоди корекції та перенавчання системи за навчальними матрицями, сформованими на відповідних інтервалах спостереження.

3.4 Оптимізація параметрів навчання циліндроїдного класифікатора

Застосування в СППР класифікатора з контейнерами гіперциліндроїдної форми надає можливість більш точного визначення роздільних гіперповерхонь класів розпізнавання за рахунок видовження форми контейнерів в бінарному просторі, що зменшує ступінь перетину класів. Проте ускладнення форми контейнерів класів розпізнавання призводить до зниження оперативності виконання алгоритму навчання. Для запобігання цьому доцільно на першому етапі навчання здійснювати оптимізацію значень

координат структурованого вектора параметрів функціонування (2.1) для гіперсферичних контейнерів. На другому етапі, якщо не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, квазіоптимальні гіперсферичні контейнери розглядаються як стартові габарити для пошуку оптимальних геометричних параметрів гіперциліндроїдів. При цьому корекція геометричних параметрів циліндроїдних вирішальних правил відбувається при незмінному словнику ознак розпізнавання та незмінних контрольних допусках на ознаки розпізнавання і рівнях селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання, одержаних для гіперсферичних контейнерів. Таким чином, пропонується розглядати випадок, коли циліндроїд вписаний в гіперсферичний контейнер, відновлений в радіальному базисі простору ознак розпізнавання на першому етапі навчання.

Згідно з підрозділом 2.7 фенотипними параметрами, які визначають форму та розміри гіперциліндроїдного контейнера (рис. 2.15) є: 1) пари точок O_1 та O_2 , які є центрами основ гіперциліндра в бінарному просторі Хемінга; 2) головна піввісь циліндроїда R_1 , початком якої є точка C – центр гіперсферичного контейнера; 3) радіус основ циліндроїда R_2 .

Як зазначалося в підрозділі 2.7 головна вісь, в залежності від просторового розташування точок O_1 та O_2 , може розглядатися як ламана лінія. Кількість точок, що потенційно можуть бути центрами основ гіперциліндра та розташовані на відстані z кодових одиниць від точки C , відома і обчислюється за формулою (2.18). Таким чином, є можливість перебрати усі пари відомих точок, змінюючи довжину піввісі $R_1 \in [1; R]$ та радіусу основи циліндроїда $R_2 \in [1; R]$, де R – радіус гіперсферичного контейнера, відновленого на етапі навчання СППР за вище наведеними інформаційно-екстремальними алгоритмами. Повний перебір геометричних габаритів дає змогу побудувати K гіперциліндроїдів, де K визначається за формулою

$$K = R \times \sum_{i=1}^R C_N^{d(R^i)} = R \times \sum_{i=1}^R C^2 \frac{N!}{d(R^i)!(N-d(R^i))!} = R \times \sum_{i=1}^R \frac{\left[\frac{N!}{d(R^i)!(N-d(R^i))!} \right]!}{2! \left[\frac{N!}{d(R^i)!(N-d(R^i))!} - 2 \right]!}, \quad (3.15)$$

де $C_N^{d(R^i)}$ – кількість точок розташованих на відстані i від центра гіперсфери, яка визначається за формулою (2.17).

Вхідною інформацією для корекції геометричних габаритів контейнерів класів розпізнавання за гіперциліндроїдними вирішальними правилами є:

1) навчальна матриця $\| y_{m,i}^{(j)} | m = \overline{1,3}, i = \overline{1,28}, j = \overline{1,60} \|$ з оптимальним набором ознак;

2) оптимальний вектор полів контрольних допусків $\{\delta_i^* | i = \overline{1,28}\}$ для кожної ознаки розпізнавання, отриманий після паралельно-последовної оптимізації;

3) оптимальний рівень селекції $\rho_m^* = 0,5$;

4) вектор оптимальних радіусів $\{d^*\}$ гіперсферичних контейнерів класів, які після попередніх процедур оптимізації параметрів дорівнюють 10.

Структурований вектор параметрів навчання для цього випадку набуває вигляду

$$g = \langle \{O_1, O_2\}, R_1, R_2, \delta_{K,i}, d_m \rangle, \quad (3.16)$$

Оптимізація трьох перших параметрів вектора (3.5.2) за ітераційною процедурою має наступний вигляд:

$$\{O_1, O_2\}^* = \arg \left\{ \max_{G_{\{O_1, O_2\}}} \left\{ \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \max_{G_{\delta}^*} \overline{|M|} \right\} \right\}, \quad (3.17)$$

$$\{R_1^*, R_2^*\} = \arg \left\{ \max_{G_{R_1 \& R_2}} \{E^* (\{O_1, O_2\})\} \right\}, \quad (3.18)$$

де $G_{\{O_1, O_2\}}$ – область допустимих значень центрів основ гіперциліндра;
 $G_{R_1 \& R_2}$ – область допустимих значень піввісі R_1 та радіусу основ R_2 ;
 $E^* (\{O_1, O_2\})$ – КФЕ при оптимальних центрах основ гіперциліндроїда.

Процес повного перебору 13123110 точок, які розбиваються на пари, був здійснений при $R_1 = 10$ та $R_2 = 10$. Процес оптимізації тривав 4,5 годин (16200 с.). На 22537-ій ітерації було знайдено 2 точки бінарного 28-вимірного простору, при яких значення критерію (3.10) дорівнює $E^* = 0.53$, що більше на 2,8% від КФЕ після оптимізації словника ознак.

На рис. 3.16 показано процес оптимізації піввісі R_1 при сталому радіусі основи гіперциліндра $R_2 = 10$ та при оптимальних O_1 та O_2 для класу X_1^O .



Рисунок 3.16 – Графік залежності КФЕ від довжини піввісі R_1 класу X_1^O

Аналіз рис. 3.16 вказує на те, що значення радіусу $R_1 = 8$ є оптимальним, при якому для класу X_1^O КФЕ (2.8) дорівнює $E_1^* = 0,92$, а максимальне значення нормованого усередненого КФЕ – $\bar{E}^* = 0,56$.

Графік залежності КФЕ від радіусу основи при оптимальних параметрах $R_1^* = 8$ і параметрах O_1^* і O_2^* для класу X_1^O показано на рис. 3.17.



Рисунок 3.17 – Графік залежності КФЕ від довжини радіуса циліндроїдного контейнера класу X_1^O

Аналіз рис. 3.17 показує, що оптимальне значення радіуса основи циліндроїдного контейнера класу X_1^o збігається з радіусом.

Результати оптимізації циліндроїдних контейнерів класів X_1^o , X_2^o і X_3^o наведено в табл. 3.5.

Таблиця 3.5 – Результати корекції геометричних габаритів класів

Параметри	Клас 1	Клас 2	Клас 3
Збільшення значення КФЕ, %	73.1% \Rightarrow 92.3%	21.9% \Rightarrow 85.1%	55.6% \Rightarrow 90.8%
Оптимальний радіус гіперсферичного класифікатора	10	10	10
Оптимальна довжина піввісі R_1 , к. од.	8	7	9
Оптимальна довжина радіуса основи R_2 к. од.	10	7	6
Усереднене значення КФЕ	0,92 (50.6% \Rightarrow 89.4%)		

Таким чином, перехід в процесі інформаційно-екстремального навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних скінтіляторів від гіперсферичного класифікатора до гіперциліндроїдного дозволив підвищити його повну ймовірність правильного прийняття рішень на 38.8%. При цьому відбулося зменшення габаритів контейнерів класів розпізнавання, що згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів дозволило правильно розпізнати 90% векторів-реалізацій, але на практиці при вирощуванні монокристалів навіть 10% похибка СППР може привести до значних збитків підприємства через високу ціну скінтіляторів на світовому ринку.

З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання розглянемо оптимізацію геометричних габаритів гіперциліндроїдних контейнерів класів розпізнавання із застосуванням трьохальтернативної системи оцінок рішень, яка досліджувалася в підрозділі 2.4, при оптимальних параметрах функціонування, одержаних при відновленні гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання. Як КФЕ навчання СППР з оптимізацією

гіперциліндроїдних контейнерів застосовувався усереднений нормований інформаційний критерій, значення якого обчислюється на k -й ітерації навчання,

$$\bar{E}^{(k)} = \frac{1}{M \times E_{\max}} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)} \quad (3.19)$$

де $E_m^{(k)}$ – модифікований критерій Кульбака (2.13);

E_{\max} – максимальне граничне значення критерію (2.13), одержане за умови, що $K_1^* = K_2^{(k)} = K_3^{(k)} = n_{\min} = 60$ і $r = 2$.

На рис. 3.18 показано фрагмент зміни КФЕ (3.19) в робочій області визначення його функції, який обчислювався за системою оцінок трьохальтернативних рішень в процесі навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання ($\rho^* = 0,5$) при відновленні гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

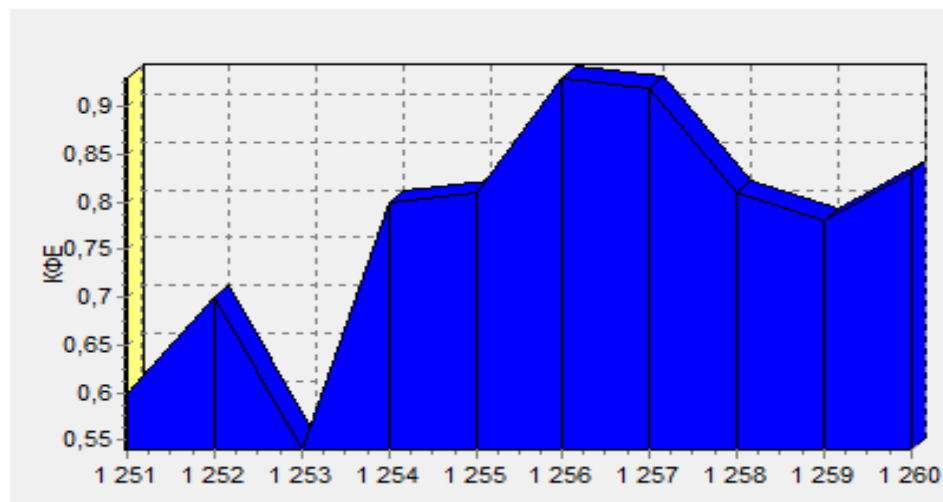


Рисунок 3.18 – Фрагмент графіка зміни КФЕ (3.19) в процесі оптимізації гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання

Аналіз рис. 3.18 показує, що максимальне значення критерію в робочій області досягнуто на 1256-му кроці навчання. При цьому значення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють відповідно $r_1 = 9$, $r_2 = 10$ і $r_3 = 9$ при максимальному значенні критерію –

$\bar{E}^* = 0,92$, що більше ніж в два рази перевершує значення КФЕ, обчислене за двохальтернативною системою оцінок рішень (рис.3.6). Крім того, середнє значення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання, визначених за трьохальтернативною системою оцінок рішень, дорівнює $\bar{d}^* = 14$ кодових одиниць, що суттєво менше значення $\bar{d}^* = 21$, одержаного при застосуванні двохальтернативної системи оцінок рішень (табл. 3.3). Звідки згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання перехід на систему оцінок трьох альтернативних рішень за запропонованою в підрозділі 2.4 схемою гарантує більшу повну ймовірність прийняття правильних рішень при функціонуванні СППР в режимі екзамену, тобто безпосередньо при керуванні технологічним процесом.

Фрагмент графіку зміни значень КФЕ (3.19) від кроку навчання, обчислених при відновленні в просторі ознак розпізнавання гіперциліндроїдних контейнерів класів розпізнавання, яке відбувалося безпосередньо після оптимізації геометричних параметрів гіперсферичних контейнерів, показано на рис. 3.19.

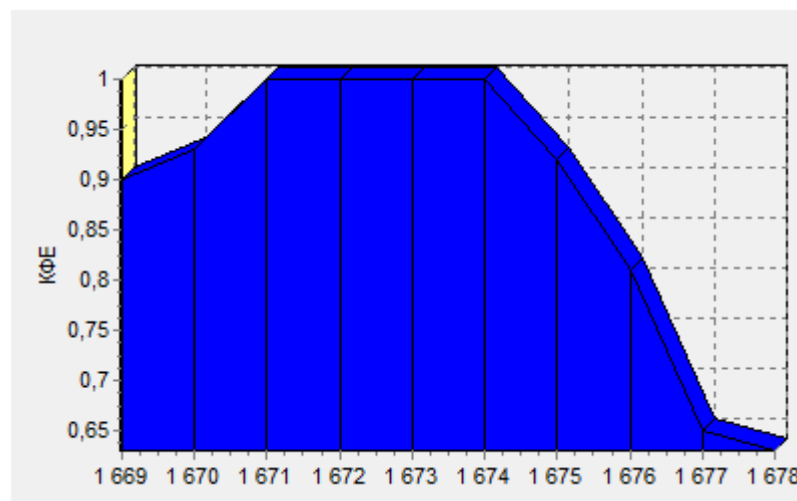


Рисунок 3.19 – Фрагмент графіка зміни КФЕ (3.19) в процесі оптимізації гіперциліндроїдних контейнерів класів розпізнавання

Аналіз рис. 3.19 показує, що максимальне граничне значення критерію в робочій області досягнуто на 1671-му кроці навчання, тобто процес

відновлення гіперциліндроїдних контейнерів в радіальному базисі простору ознак розпізнавання тривав 421 ітерацію, що складає 25% загального часу машинного навчання. В праці [165] наведено дані машинного навчання СППР з оптимізацією в рамках ІЕІ-технології гіпереліпсоїдних контейнерів класів розпізнавання. Порівняльний аналіз показав, що навчання СППР з гіперциліндроїдним класифікатором має суттєво вищу оперативність у порівнянні з гіпереліпсоїдним класифікатором, час відновлення якого більше ніж в два рази перебільшує тривалість побудови гіперсферичного габариту.

Значення оптимальних геометричних параметрів гіперциліндроїдних контейнерів класів розпізнавання наведені в табл. 3.6 при максимальному граничному усередненому значенні КФЕ $\bar{E}^* = 1,00$.

Таблиця 3.6 – Результати корекції геометричних габаритів класів

Параметри	Клас 1	Клас 2	Клас 3
Збільшення значення КФЕ, %	92.3% \Rightarrow 100%	85.1% \Rightarrow 100%	90.8% \Rightarrow 100%
Оптимальний радіус гіперсферичного класифікатора	9	10	9
Оптимальна довжина піввісі R_1 , к.од.	8	8	7
Оптимальна довжина радіуса основи R_2 , к.од.	8	6	8
Усереднене значення КФЕ	1.0 (89.4% \Rightarrow 100%)		

Таким чином, у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології шляхом побудови гіперциліндроїдних вирішальних правил вдалося досягнути граничний максимум КФЕ, що свідчить про побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, і при цьому підвищити оперативність навчання у порівнянні з побудовою гіпереліпсоїдних вирішальних правил.

3.5 Шляхи підвищення оперативності навчання СППР

Оптимізація параметрів навчання СППР за інформаційно-екстремальними алгоритмами здійснюється шляхом реалізації багатоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції. При цьому оперативність машинного навчання залежить від потужностей словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, кількості ітераційних циклів, системи оцінок рішень, що застосовується при обчисленні інформаційного критерію оптимізації, і типу вирішальних правил, який залежить від геометричної форми контейнерів класів розпізнавання. Таким чином, оперативність алгоритмів машинного навчання СППР може варіюватися в широких межах. Якщо реалізація алгоритму екзамену за ІЕІ-технологією здійснюється в реальному часі через використання відносно простих радіально-базисних функцій належності, то на оперативність машинного навчання СППР накладаються жорсткі часові обмеження, що є особливо важливим при перенавчанні системи в ході ТП.

Проаналізуємо можливі шляхи підвищення оперативності інформаційно-екстремального навчання СППР і визначимо фактори, які впливають на неї при реалізації запропонованих алгоритмів.

Одним із важливих показників, які впливають на оперативність машинного навчання є параметри формування вхідної навчальної матриці, які можуть забезпечити ще на етапі паралельної оптимізації полів контрольних допусків на ознаки розпізнавання побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

До параметрів формування вхідної навчальної матриці, наприклад, відносяться потужність словника ознак і обсяг навчальної вибірки, які впливають на оперативність навчання. Негативний вплив на оперативність алгоритмів навчання виникає через залежність від цих факторів кількості ітерацій в алгоритмах оптимізації структурованого вектора параметрів

навчання СППР. Тому задача підвищення оперативності машинного навчання в рамках ІЕІ-технології зводиться до мінімізації кількості ітерацій оптимізації параметрів навчання. Найбільшу кількість ітерацій мають алгоритми навчання, що реалізують оптимізацію СКД на ознаки за послідовним алгоритмом та корекція геометричних габаритів контейнерів. Також застосування трьохальтернативної системи оцінок рішень вимагає більше часу для обчислення КФЕ у порівнянні з двоохальтернативною.

На рис. 3.20а і 3.20б відповідно показано результати дослідження впливу кількості векторів-реалізацій і ознак розпізнавання на оперативність виконання алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків, оскільки він характеризується найбільшою обчислювальною трудомісткістю.

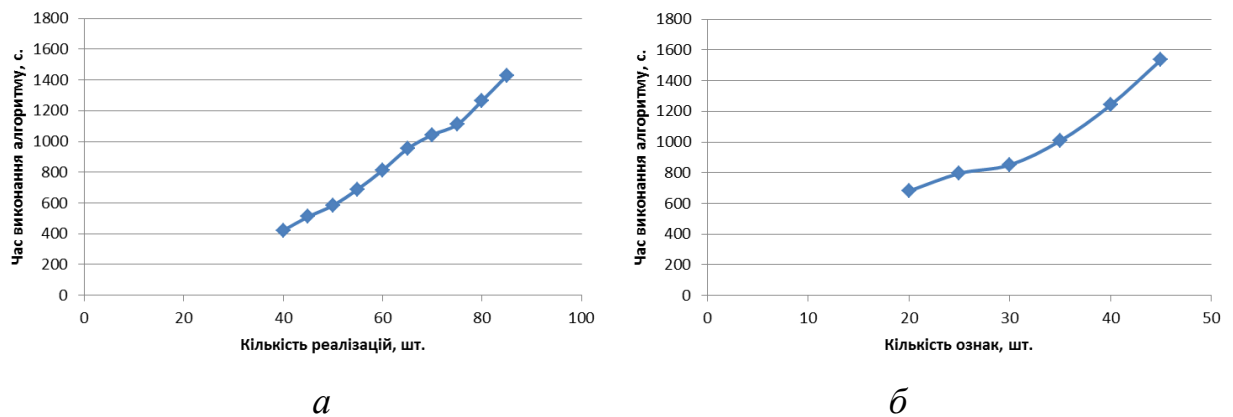


Рисунок 3.20 – Графіки залежності тривалості виконання алгоритму послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання від: *а* – кількості реалізацій; *б* – кількості ознак розпізнавання

Аналіз рис. 3.20 показує, що збільшення як кількості реалізацій образів, так і кількості ознак розпізнавання призводить до зменшення оперативності алгоритму послідовної оптимізації.

Кількість ітерацій оптимізації параметрів навчання може залежати як від кваліфікації програміста, так і від об'єктивних причин, пов'язаних з реалізацією принципу відкладених рішень до побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, що є основною задачею машинного навчання. Найбільшу оперативність мають інформаційно-екстремальні алгоритми, які забезпечують виконання основної задачі навчання

на етапі паралельної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання, на який вплив потужності словника ознак розпізнавання є мінімальним, оскільки зміна контрольних допусків для всіх ознак здійснюється одночасно. На відміну кількість ітерацій алгоритму послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання суттєва залежить від кількості ознак розпізнавання і кількості прогонів ітераційної оптимізації до досягнення максимального граничного значення інформаційного КФЕ і може варіюватися в широких межах залежно від апріорного розподілу реалізацій образу і ступеню перетину класів розпізнавання.

На рис. 3.21 показано тривалість етапів оптимізації параметрів навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляторів за розглянутими в підрозділі 3.1 алгоритмами навчання.

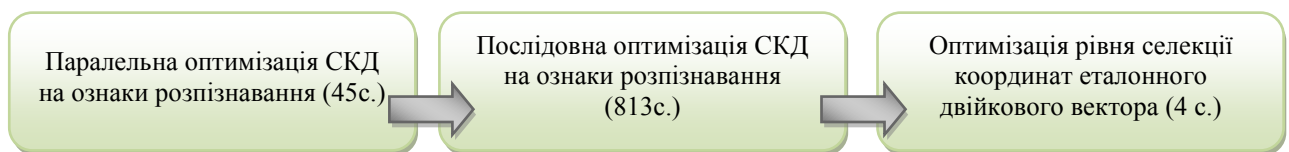


Рисунок 3.21 – Схема реалізації алгоритмів навчання СППР

В результаті реалізації показаної на рис. 3.21 послідовності алгоритмів навчання значення максимального ненормованого КФЕ (2.8) дорівнювало $\bar{E}^* = 2,39$ і було досягнуто за 899 с.

На рис. 3.22 показано тривалість етапів оптимізації параметрів навчання СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляторів за схемою, в якій після паралельної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання було реалізовано ітераційний цикл оптимізації рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання, а потім – алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків.

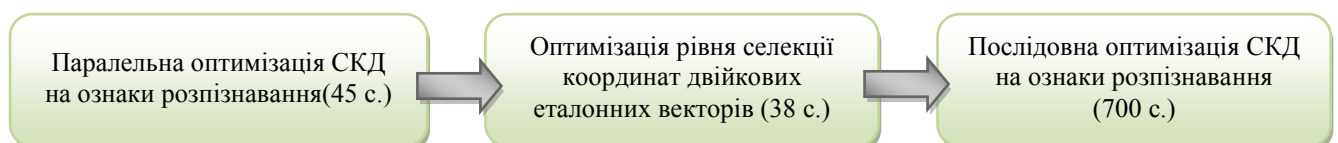


Рисунок 3.22 – Другий варіант послідовності реалізації алгоритмів навчання СППР

Реалізація показаної на рис. 3.22 послідовності алгоритмів навчання дозволила підвищити максимальне значення КФЕ (2.8) до величини $\bar{E}^* = 3,00$ і зменшити час навчання до 783 с. таким чином вдалося підвищити асимптотичну достовірність прийняття рішень СППР і на 14,5% – оперативність навчання СППР. Підвищення функціональної ефективності навчання СППР за другим варіантом послідовності ітераційних циклів оптимізації параметрів навчання пояснюється тим, що оптимізація рівнів селекції координат двійкових векторів-реалізацій образів після паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання створює для алгоритму послідовної оптимізації більш сприятливі початкові умови через зменшення ступеню перетину класів розпізнавання в бінарному просторі ознак. Підтвердженням цього є збільшення значення КФЕ (2.8) після оптимізації рівнів селекції.

На рис. 3.23 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ від параметра рівня селекції координат двійкових еталонних векторів, одержаний після паралельної оптимізації СКД.

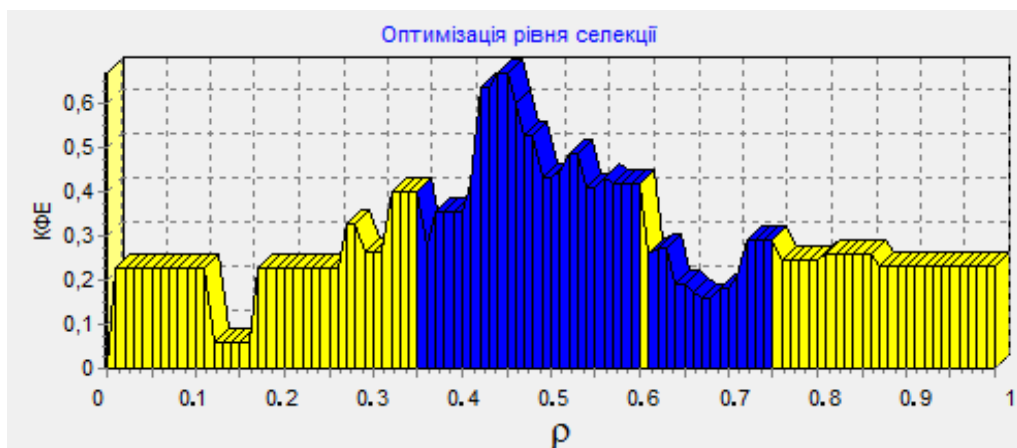


Рисунок 3.23 – Графік залежності КФЕ навчання СППР від рівня селекції

Аналіз рис. 3.23 показує, що оптимальне значення рівня селекції координат двійкових еталонних векторів дорівнює $\rho^* = 0,44$.

На рис.3.24 показано динаміку зміни КФЕ (2.8) при послідовній оптимізації СКД при рівні селекції $\rho^* = 0,44$.

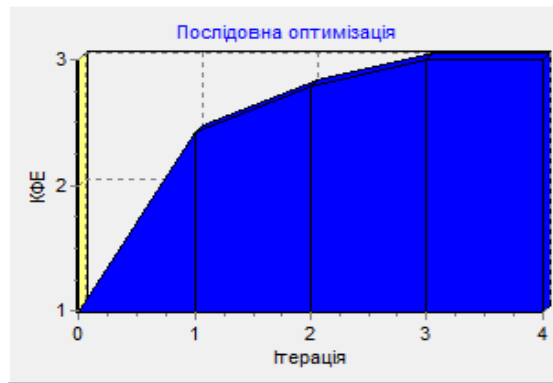


Рисунок 3.24 – Графік зміни КФЕ від кількості прогонів ітераційної процедури оптимізації

Варто звернути увагу, що в запропонованих алгоритмах навчання пошук глобального максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції здійснювався шляхом повного перебору значень відповідного параметра навчання. Такий підхід в значній мірі знижує оперативність навчання. Для підвищення оперативності інформаційно-екстремального навчання СППР в працях [134, 178] запропоновано схему оптимізації параметрів навчання, за якою спочатку методом подвійного поділу визначаються приблизні межі робочої (допустимої) області визначення функції інформаційного критерію, а потім методом випадкового пошуку визначається глобальний максимум КФЕ навчання. Експериментально доведено, що в цьому випадку оперативність алгоритму навчання з паралельно-послідовною оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання підвищується в межах 30-70%.

Одним з етапів оптимізації параметрів навчання є корекція геометричних габаритів контейнерів класів розпізнавання шляхом надання їм форми гіперциліндроїда. При цьому основною проблемою є визначення просторового положення центрів основ гіперциліндрів. Застосування повного перебору допустимих точок простору при великій кількості ознак є довготривалою процедурою. Так при побудові гіперциліндроїдного контейнера базового класу X_1^o з максимальним радіусом $R_1 = 10$ необхідно було перебрати згідно з формулою (2.18) 13123110 точок, які потенційно можуть бути центрами основ гіперциліндроїда. При цьому, вважалось, що всі

інші параметри є постійними. Реалізація таких обчислювань може тривати від 20 до 50 годин залежно від конфігурацій апріорного розбиття простору ознак розпізнавання. Зрозуміло, що при протіканні реального процесу навіть з великими інтервалами між перенастроюваннями регуляторів така оперативність перенавчання СППР є недопустимою.

Одним із шляхів підвищення оперативності обчислень є введення обмежень щодо пари бінарних точок O_1 і O_2 для кожного класу розпізнавання, які формуються таким чином:

1) точка O_1 має координати, кожна з яких визначається як середнє арифметичне значення відповідних координат векторів-реалізацій, характерних даному класу;

2) точка O_2 має координати, які формуються аналогічно як і для точки O_1 , але перші три координати початкових векторів-реалізацій змінені і представляють собою координати, які визначаються за допомогою метода головних компонент [166] при пониженні розмірності 28-вимірного простору до трьохвимірного.

Результати застосування даного допущення наведено в табл. 3.7

Таблиця 3.7 – Результати оптимізації циліндроїдних контейнерів класів

Параметри	Клас 1	Клас 2	Клас 3
Збільшення значення КФЕ, %	73.1% \Rightarrow 88.1%	21.9% \Rightarrow 86.3%	55.6% \Rightarrow 88.7%
Радіус гіперсферичного класифікатора	10	10	10
Довжина піввісі R_1	8	8	9
Довжина радіуса R_2	10	9	8
Усереднене значення КФЕ	50.6% \Rightarrow 87.7%		

Аналіз табл. 3.8 показує, що різниця між КФЕ при повному переборі (табл. 3.7) та даному допущенні незначна і відрізняється лише на 1.7%, але при цьому час виконання алгоритму навчання скоротився на 10 год.

Значний вплив на швидкість виконання алгоритмів дає сама обчислювальна система. Наприклад, виконання алгоритму паралельно-послідовної оптимізації здійснювалося на двох персональних комп'ютерах, основні характеристики яких приведені в табл. 3.8.

Таблиця 3.8 – Характеристика комп'ютерів, які брали участь у дослідженні

Характеристика обчислювальної системи	Комп'ютер №1	Комп'ютер №2
Операційна система	Windows 7	Windows 8.1 Pro
Тип системи	32-розрядна	64-розрядна
Кількість оперативної пам'яті	2 ГБ	8 ГБ
Центральний процесор	Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T5550 @1.83GHz, 1.83GHz	AMD A10-5750M APU with Radeon (tm) HD Graphics 2.5 GHz

За допомогою інтегрованої утиліти «Монітор ресурсів» даних операційних систем вдалося одержати показники роботи алгоритмів навчання за однакових умов тестування, наведені в табл. 3.9.

Таблиця 3.9 – Результати дослідження оперативності алгоритму

Характеристика виконання алгоритму	Комп'ютер №1	Комп'ютер №2
Вхідні дані	Однакові	
Максимальне завантаження процесора	53%	37%
Використана оперативна пам'ять для зберігання локальних змінних	4 мб	4 мб
Час виконання	813 с.	350 с.
Результати реалізації алгоритму	$\bar{E}^* = 2.39$	$\bar{E}^* = 2.39$

Аналіз табл. 3.9 показує, що більш потужна операційна система виконала алгоритм паралельно-послідовної оптимізації в 2.3 рази швидше, що вказує на доцільність оновлення апаратного забезпечення для отримання вищої оперативності навчання СППР.

Таким чином, запропоновані підходи до підвищення оперативності алгоритму навчання в рамках ІЕІ-технології дозволяють суттєво підвищити оперативність навчання СППР вирощування сцинтиляторів. При цьому варто враховувати, що навчання СППР здійснювалося за архівними трендами, що не накладає на часові характеристики жорстких обмежень. Побудовані в процесі навчання вирішальні правила використовуються при функціонуванні СППР в робочому режимі, тобто безпосередньо при керуванні технологічним процесом вирощування монокристалів, де вони забезпечують на відміну від відомих методів інтелектуального аналізу даних, включаючи штучні нейронні та імунні мережі, прийняття рішень в реальному темпі часу.

3.6 Висновки до третього розділу

В третьому розділі розроблено інформаційно-екстремальні алгоритми оптимізації параметрів функціонування здатної навчатися СППР для керування вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів та досліджено вплив параметрів оптимізації на функціональну ефективність машинного навчання. Одержано такі наукові результати:

1. Навчання СППР для керування ТП вирощування великогабаритних сцинтиляторів на установці «РОСТ» за відомим базовим інформаційно-екстремальним алгоритмом забезпечило максимальне значення інформаційного КФЕ навчання, яке складало 34.9% від максимального граничного значення. Навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання і рівнів селекції двійкових координат так само не дозволило побудувати безпомилкові вирішальні правила через високу ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак розпізнавання. Цей факт потребує згідно з принципом відкладених рішень оптимізації інших параметрів навчання СППР, які впливають на її функціональну ефективність.

2. Досліджено вплив на функціональну ефективність машинного навчання СППР обсягу навчальної вибірки з точки зору її репрезентативності

та оперативності алгоритму навчання як для двохальтернативної, так і трьохальтернативної систем оцінок рішень. Показано, що чіткого тренду динаміки зміни КФЕ від кількості реалізацій в навчальних матрицях не спостерігається, оскільки оптимальний обсяг навчальної вибірки залежить від інформативності ознак, що формують вектори-реалізації.

3. Досліджено вплив часових параметрів машинного навчання на функціональну ефективність машинного навчання СППР для керування вирощуванням сцинтиляторів. За результатами фізичного моделювання за архівними трендами вирощувань сцинтиляторів було визначено оптимальні періоди корекції та перенавчання системи за навчальними матрицями, сформованими на відповідних інтервалах спостережень ТП.

4. Розроблено метод інформаційно-екстремального навчання СППР для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів з гіперциліндроїдними вирішальними правилами. За результатами фізичного моделювання доведено, що перехід в процесі інформаційно-екстремального навчання СППР від гіперсферичного класифікатора до гіперциліндроїдного з використанням двохальтернативної системи оцінок рішень дозволив підвищити повну ймовірність правильного прийняття рішень класифікатора на 38.8%. Застосування трьохальтернативної системи при оптимізації геометричних параметрів гіперциліндроїдних контейнерів дозволило досягнути граничний максимум КФЕ, що свідчить про побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил з підвищенням оперативності навчання.

5. Проаналізовано фактори, які впливають на оперативність навчання СППР для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів і запропоновано методи її підвищення в рамках ІЕІ-технології як методологічного, так і обчислювального характеру.

Основні наукові результати, наведені у третьому розділі, опубліковано у працях автора [1, 2, 5-7, 9-12].

РОЗДІЛ 4.

РЕАЛІЗАЦІЯ СППР, ЩО НАВЧАЄТЬСЯ, ДЛЯ КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ ВИРОЩУВАННЯ МОНОКРИСТАЛІВ

4.1 Адаптивна система керування технологічним процесом

За одержаними в дисертаційній роботі науковими результатами запропоновано структуру, інформаційне та програмне забезпечення інтелектуальної СППР в складі АСКТП вирощування великогабаритних лужно-галоїдних скінтіляційних монокристалів із розплаву на установці «РОСТ» в Інституті скінтіляційних матеріалів науково-технологічного комплексу «Інститут монокристалів» НАН України, м. Харків. Функціональна схема здатної самонавчатися СППР у складі АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів показана на рис. 4.1, де зображено інформаційні потоки, основні агреговані функціональні вузли та відповідні робочі змінні системи. При цьому на рис. 4.1 виділено окремо функціональні вузли, які задіяні при функціонуванні СППР в режимах навчання та екзамену.

Основними компонентами СППР є:

- ОПР – особа, що приймає рішення – оператор-технолог;
- БКОІ – блок кінцевої обробки інформації, призначений для вироблення керуючих команд;
- БПОІ – блок первинної обробки інформації, призначений для перетворення інформації про функціональний стан технологічного процесу до вигляду, зручного для подальшого оброблення ЕОМ;
- БФВР – блок формування векторів розпізнавання, призначений для формування двійкових векторів-реалізації образів за формулою (3.4) відносно відповідної СКД $\{\delta_{K,i}\}$;

- БРА – блок розвідувального аналізу, призначений для оцінки статистичної сталості та однорідності навчальної вибірки;
- БФНМ – блок формування навчальних матриць;
- «База даних» – блок, який містить масиви архівних трендів вирощування скінтіляторів;
- «База знань» – блок, який містить оптимальні параметри навчання СППР і побудовані на етапі навчання вирішальні правила.

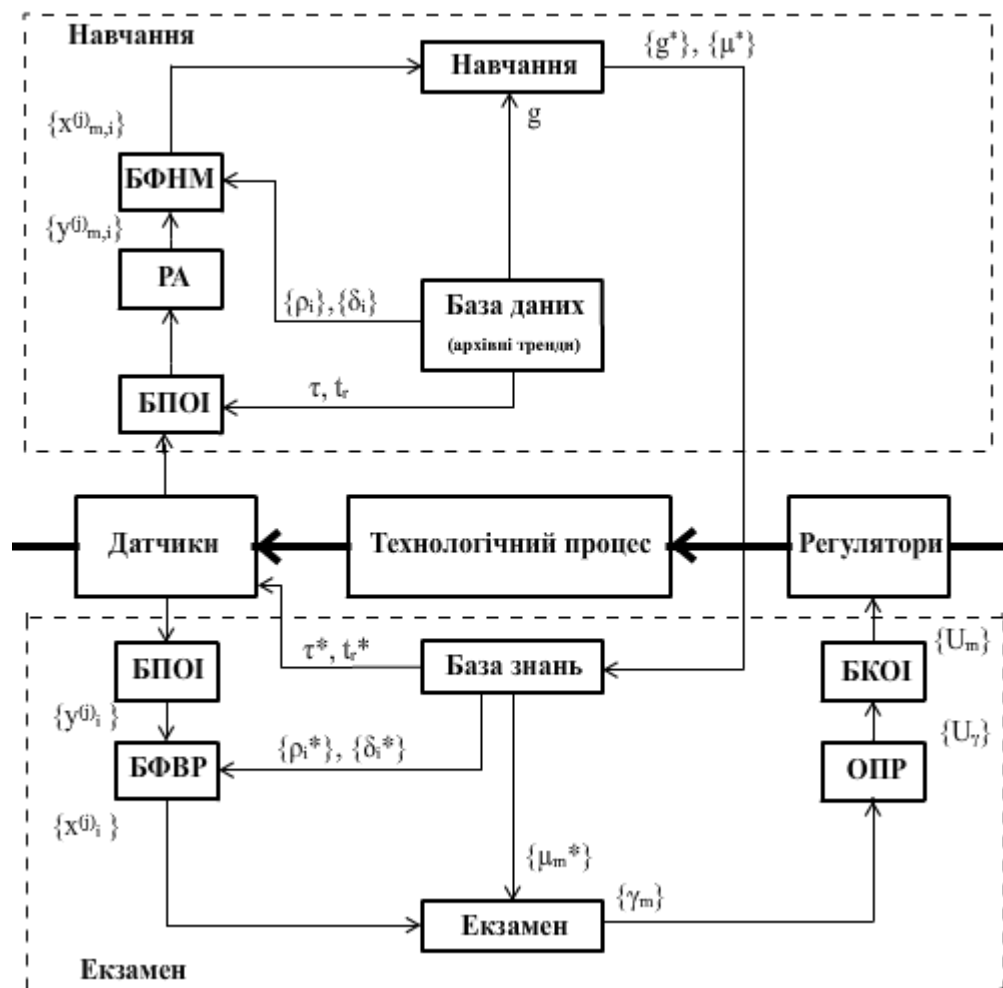


Рисунок 4.1 – Функціональна схема здатної навчатися СППР для керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів

Показана на рис. 4.1 структура дозволяє функціонувати системі у режимах навчання і екзамену. Спочатку розглянемо функціонування СППР в режимі навчання, яке відбувається за апіорно класифікованою за архівними трендами вирощувань монокристалів навчальною матрицею. БПОІ здійснює

нормалізацію, фільтрацію та структурування даних. Далі вибіркові послідовності ознак розпізнавання $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ поступають в блок розвідувального аналізу БРА для оцінки їх статистичної сталості та однорідності за відомими статистичними критеріями [191]. Якщо умови статистичної сталості або однорідності вибірок не виконуються, то БРА блокує доступ інформації в СППР. З виходу БРА дані поступають в БФНМ, де відбувається за формулами (3.4) і (3.5) формування для заданого алфавіту класів розпізнавання вхідної тривимірної бінарної навчальної матриць $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ типу «об'єкт-властивість». Навчальна матриця і значення просторово-часових параметрів навчання, які зберігаються в базі даних, поступають в блок «Навчання». Блок «Навчання» здійснює оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. Оптимальні параметри навчання $\{g^*\}$ і побудовані на їх основі вирішальні правила $\{\mu_m^*\}$ поступають в базу знань.

При функціонуванні СППР в режимі екзамену БПОІ перетворює інформацію про поточний функціональний стан технологічного процесу до вигляду, зручного для подальшого оброблення ЕОМ, і передає її у БФВР, який формує бінарний вектор-реалізацію $\{x_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, використовуючи оптимальні параметри $\{\delta_i^*\}$ і $\{\rho_i^*\}$, які поступають з бази знань. Сформований на виході БФВР вектор поступає в блок «Екзамен», де відноситься за побудованими на етапі навчання СППР вирішальними правилами до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$. Виходом блоку «Екзамен» є гіпотези $\{\gamma_m \mid m = \overline{1, M}\}$ про поточний функціональний стан технологічного процесу. Гіпотеза γ_m аналізується ОПР, який видає команду $\{U_\gamma\}$ на БКОІ для вироблення керуючої команди $\{U_m\}$ з метою при необхідності скорегувати параметри регуляторів для стабілізації технологічного процесу.

Таким чином, інтелектуальна АСКТП вирощування великогабаритних лужно-галоїдних сцинтиляційних монокристалів із розплаву на установці «РОСТ» представляє собою дворівневу систему, на першому рівні якої знаходяться регулятори відповідних контурів керування, а на другому рівні – здатна навчатися СППР.

На рис. 4.2 показано інтерфейс спеціального програмного забезпечення СППР, яка функціонує в режимі навчання.

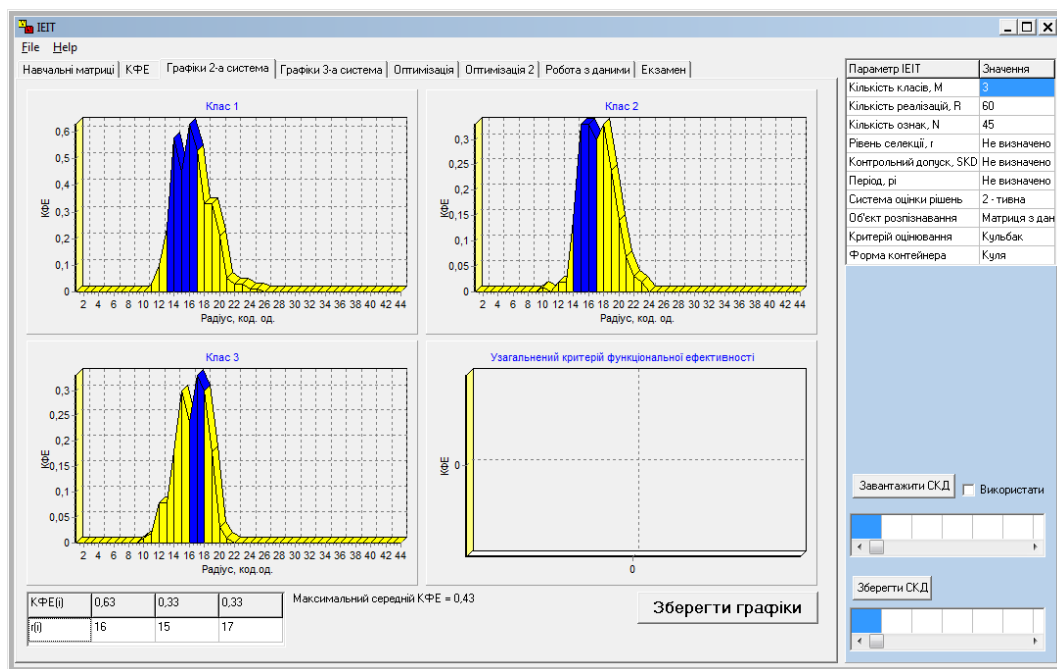
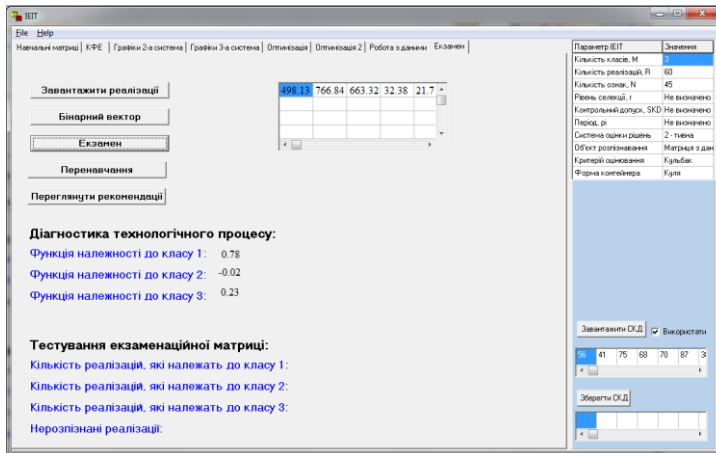


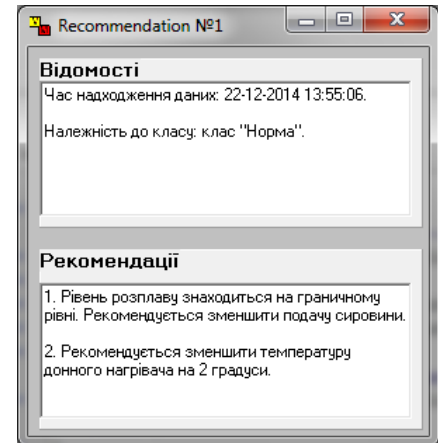
Рисунок 4.2 – Інтерфейс програмного забезпечення IEIT_1.01 в режимі навчання

На рис. 4.2 зображено інтерфейс візуалізації графіків залежностей КФЕ від радіусів класів розпізнавання для двохальтернативної системи оцінок рішень з гіперсферичними контейнерами.

На рис. 4.3 показано інтерфейс програми IEIT_1.01, яка реалізує алгоритм екзамену на стадії стабілізації діаметру монокристалів, що вирощуються на установці «РОСТ».



а



б

Рисунок 4.3 – Інтерфейс ІЕТ 1.01 в режимі екзамену: а – виведення результатів екзамену; б – вигляд форми рекомендації оператора

Аналіз рис 4.3а вказує на те, що реалізація, яка розпізнається, належить до класу «Норма». Для унімодального класифікатора вирішальне правило, яке визначає належність реалізації $x^{(j)}$ до класу має вигляд

$$\begin{cases} \text{if } d(x_1 \oplus x^{(j)}) \leq R_1 \text{ then } x^{(j)} \in X_1^0 \\ \text{if else } R_1 < d(x_1 \oplus x^{(j)}) \leq R_2 \text{ then } x^{(j)} \in X_2^0 \\ \text{else then } x^{(j)} \in X_3^0 \end{cases}$$

де R_1 – радіус гіперсферичного контейнера класу «Менше норми» X_1^0 ;

R_2 – радіус гіперсферичного контейнера класу «Норма» X_2^0 ;

x_1 – Спільний центр унімодального класифікатора.

У випадку полімодального класифікатора належність реалізації, що розпізнається, до класу X_m^0 визначається за функцією належності (2.13), яка має позитивне значення, а для інших класів – негативне. Для гіперциліндрідного полімодального класифікатора вирішальні правила мають вигляд

$$\begin{cases} \text{if } (d(R_1^1 \oplus x^{(j)}) \leq R_1^2) \& (d(R_1^2 \oplus x^{(j)}) \leq R_1^1) \text{ then } x^{(j)} \in X_1^0 \\ \text{and if else } (d(R_2^1 \oplus x^{(j)}) \leq R_2^2) \& (d(R_2^2 \oplus x^{(j)}) \leq R_2^1) \text{ then } x^{(j)} \in X_2^0 \\ \text{and if else } (d(R_3^1 \oplus x^{(j)}) \leq R_3^2) \& (d(R_3^2 \oplus x^{(j)}) \leq R_3^1) \text{ then } x^{(j)} \in X_3^0 \\ \text{else then } x^{(j)} \notin X_1^0 \text{ or } x^{(j)} \notin X_2^0 \text{ or } x^{(j)} \notin X_3^0 \end{cases}$$

де R_1^1, R_2^1, R_3^1 – радіуси основи гіперциліндрів класів «Менше норми» X_1^0 , «Норма» X_2^0 , «Більше норма» X_3^0 відповідно;
 R_1^2, R_2^2, R_3^2 – головні піввісі гіперциліндрів класів «Менше норми» X_1^0 , «Норма» X_2^0 , «Більше норма» X_3^0 відповідно (рис. 2.15).

Оператор-технолог має можливість переглянути рекомендації, які базуються на аналізі кожної реалізації поточного функціонального стану технологічного процесу (рис. 4.3б). Для цього необхідно натиснути кнопку «Рекомендації». При неоднозначному рішенні СППР або у випадку сумнівів технолога-оператора є можливість перенавчити систему, використавши кнопку «Перенавчання», що відкриє інтерфейс алгоритму навчання (рис. 4.2).

Відомо, що якість лужно-галоїдних сцинтиляторів залежить від структурної досконалості кристалів, концентрації і типів дефектів, що виникають у процесі вирощування, наявності і концентрації сторонніх домішок, рівномірності розподілу активатора, світлового виходу, енергетичного дозволу. У свою чергу, ці характеристики готової продукції залежать від параметрів технологічного процесу вирощування монокристалів, в тому числі, якості підготовчих операцій, власне вирощування та наступної обробки кристалів при отриманні з них заготовок для сцинтиляторів, але вони не пов'язані прямо з параметрами керування технологічним процесом. На практиці єдиним, доступним для контролю і керування безпосередньо в процесі вирощування монокристалу параметром, що керується, є його діаметр в області циліндричного зростання. Збереження циліндричної форми свідчить про стабільність процесу вирощування монокристалу. Для оцінки якості вирощування монокристалу на стадії стабілізації його діаметру було використано такий підхід:

- циліндрична частина готового монокристалу умовно розбивається на 100 ділянок (рис. 4.4);

- для кожної ділянки обчислюється середньоквадратичне відхилення діаметру від норми;
- обчислюється середнє арифметичне відхилення для всього монокристалу за формулою

$$\Delta = \frac{\sum_{i=1}^{100} \frac{\sqrt{(d_{n-}^i - d_e)^2} + \sqrt{(d_{n+}^i - d_e)^2}}{2 \times d_e}}{100} \times 100\%, \quad (4.1)$$

де d_e – еталонний діаметр;

d_{n-}^i – поточне значення діаметру для i -ї частини монокристалу справа відносно його осі;

d_{n+}^i – поточне значення діаметру для i -ї частини монокристалу зліва відносно його осі.

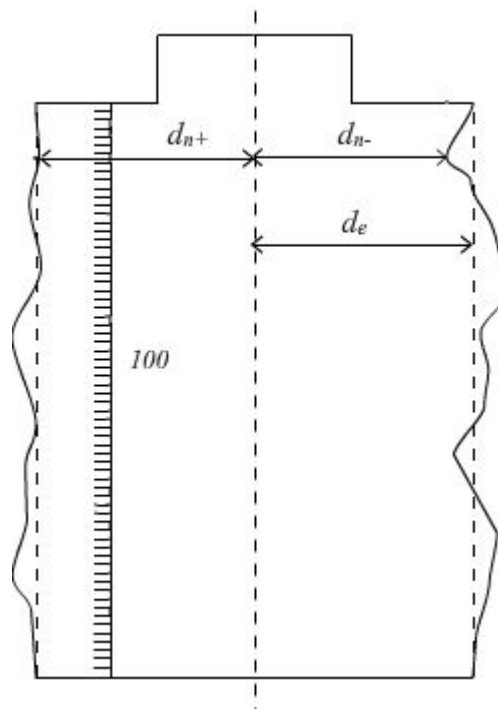


Рисунок 4.4 – Фрагмент монокристалу, що вирощено

На рис. 4.5. зображено діаграму зміни відносної похибки Δ для 20 монокристалів, вирощування яких було змодельоване за допомогою розробленого в Інституті сцинтиляційних монокристалів НАН України (м.

Харків) інтерактивного тренажеру [92] на базі створеної СППР для керування вирощуванням великогабаритних лужно-галоїдних скінтіляційних монокристалів із розплаву на установці «РОСТ».

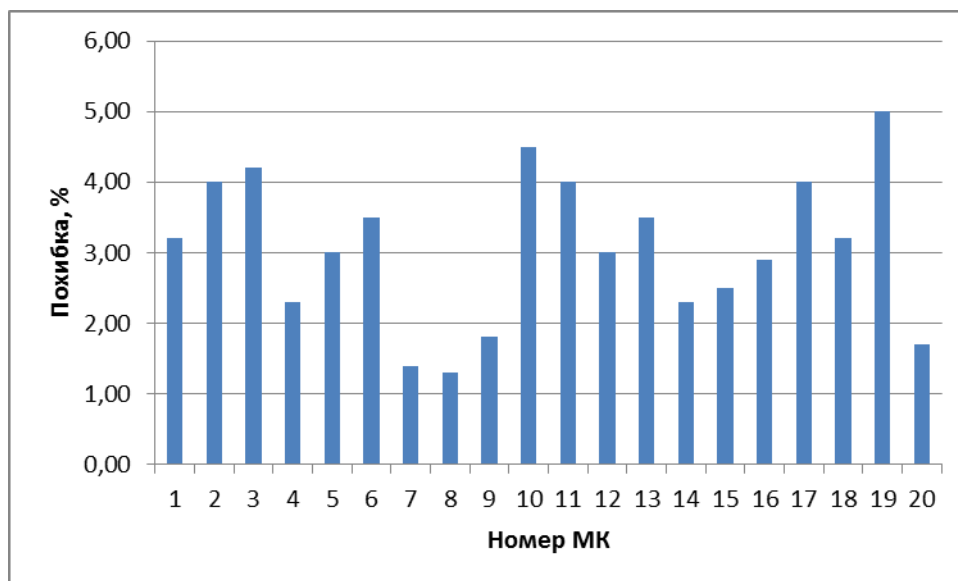


Рисунок 4.5 – Діаграма відхилень діаметрів монокристалів від норми

Аналіз рис. 4.5 показує, що в середньому відхилення діаметру від норми склало 3%, що покращує відомі показники (7-10%) для АСКТП без використання здатної навчати СППР, тобто відносне відхилення від норми діаметру монокристалу зменшилося більше ніж в два рази

Таким чином, здатна навчати СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів із розплаву дозволяє:

- формувати в процесі навчання безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, що дозволило при функціонуванні СППР в робочому режимі з високою достовірністю оцінювати в реальному темпі часу поточний функціональний стан технологічного процесу і рекомендувати оператору високодостовірні керуючі рішення;
- здійснювати візуалізацію роботи програмного забезпечення з метою полегшення аналізу та сприйняття великих масивів інформації технологом-оператором;
- більше ніж в два рази зменшити відхилення від норми діаметру вирощеного монокристалу.

4.2 Апаратно-програмний інструментарій аналізу і синтезу СППР, що навчається

Підвищення функціональної ефективності АСКТП вирощування великогабаритних сцинтиляторів із розплаву на базі здатної навчатися СППР пов'язано з оснащенням її сучасним програмно-технічним комплексом, здатним виконувати як інформаційно-обчислювальні, так і керуючі функції. Під інформаційно-обчислювальними функціями будемо розуміти:

- забезпечення збору та обробки аналогових та дискретних сигналів від ростової установки;
- відображення та реєстрація технологічної інформації для оперативного персоналу;
- реєстрація та оброблення аварійних ситуацій;
- архівація інформації про хід ростових процесів.

Під керуючими функціями будемо розуміти автоматичне регулювання технологічних режимів та забезпечення ручного керування технологічними параметрами ростової установки.

Крім того, основою проектування архітектури системи керування вирощуванням монокристалів є функціонально-технологічна схема, що відповідає технологічному процесу. Характер процесу вирощування монокристалів на установках типа «РОСТ» визначається рішенням наступних основних задач:

- забезпечення вказаних теплових умов кристалізації;
- забезпечення заданих матеріальних потоків;
- керування параметрами переміщення монокристалу.

Для синтезу такого програмно-технічного комплексу першочергово необхідно врахувати особливості технологічного процесу, який складається з трьох стадій: підготовча (процеси підготовки сировини, розплаву, апаратури ростових установок), основний – вирощування МК і завершальний

(вивантаження кристалу із ростової печі, його охолодження, транспортування, нарізання).

Теплові умови в ростовій установці створюються технологічними вузлами управління: температурою нагрівачів, параметрами газового середовища, обертанням тигля, підживленням розплаву, охолодженням установки та ін. Керування ростом МК здійснюється шляхом корекції визначеної групи параметрів, які найчастіше визначають теплові умови росту кристала, за результатами контролю інформативного параметра (наприклад, діаметра зростаючого зразка).

Одним із основних параметрів, який визначає структурно-чуттєві характеристики монокристалу, є швидкість кристалізації, яка може суттєво змінюватися під дією різних збурень в системі кристал-розплав. Оскільки вимірювання її поточного значення в технологічному режимі не передбачено, то застосовують стабілізацію даного параметра, використовуючи прямі та непрямі методи контролю: стабілізації рівня розплаву в тиглі. Для цього при витягуванні кристалу на установках «РОСТ» в конструкції тигля передбачена кільцева периферична ємність з вертикальною стінкою, в яку надходить вихідна сировина. Контроль росту монокристалів при вирощуванні великогабаритних лужно-галоїдних монокристалів здійснюється функціональним вузлом вимірювання рівня розплаву. Принцип роботи регулятора діаметру полягає в тому, що по сигналу датчика рівня розплаву формуються корегуючі дії на температуру донного нагрівача тиглю і параметри підживлення розплаву.

Якість сцинтиляторів на основі лужно-галоїдних монокристалів залежить від структурної досконалості затравки кристалу, концентрації та типів дефектів, які виникають в процесі вирощування МК, наявність і концентрація зайвих домішок, рівномірність розподілення активатора. В свою чергу, ці характеристики готової продукції залежать від параметрів процесу отримання МК, в тому числі, якості підготовчої операції, вирощування та

подальшою обробкою кристалів при отриманні з них заготовок для сцинтиляторів.

Важливими параметрами великогабаритних СМК, що визначають область їх застосування, є як світловий вихід і енергетична здатність, так і геометричні розміри (параметри циліндричної частини кристалу).

Автоматизоване керування технологічними параметрами, спрямоване на стабілізацію діаметра зростаючого кристала здійснюють за допомогою локальних регуляторів.

При розробленні СК вирощуванням МК першочерговим завданням є вибір параметрів, що характеризують якість зростаючого кристала, контроль яких повинен здійснюватися у режимі реального часу безпосередньо в ході процесу кристалізації. Аналіз експериментальних даних, отриманих в Інституті сцинтиляційних матеріалів НАН України (м. Харків), показує, що найбільш ефективним при вирощуванні великогабаритних сцинтиляційних монокристалів є використання електроконтактного датчика. Досягнута з його використанням точність контролю рівня розплаву становить 20 мкм, що забезпечує досить високу стабільність діаметра МК у процесі вирощування.

Таким чином, програмно-технічний комплекс забезпечує такі функції АСКТП:

- автоматична диспетчеризація параметрів технологічного обладнання (рівнів, тисків, температур і витрат за технологічним апаратам);
- порівняння поточних значень технологічних параметрів із заданими значеннями і формування сигналів управління, а також попереджувальної і аварійної сигналізації;
- відображення ходу технологічного процесу у вигляді мнемосхем, трендів (графіків зміни параметрів у часі), індикаторів, формування протоколу подій і архівних даних;
- оперативне автоматичне і ручне керування ТП з пульта автоматизованого робочого місця оператора-технолога;

- імітація об'єкта управління, різних аварійних ситуацій для незалежного налагодження та навчання обслуговуючого персоналу.

На вибір архітектурного рішення при проектуванні АСКТП вирощування монокристалів істотний вплив мають підвищені вимоги до відмовостійкості системи, а також необхідність надання інформації в реальному масштабі часу для адміністративно-управлінського рівня. Виходячи з цього, є доцільним розподіл процесів контролю і управління на основі масштабованої архітектури «клієнт-сервер» з резервуванням і поділом функцій сервера на чотири групи: 1) введення-виведення необхідної інформації; 2) оцінка нестандартних ситуацій («тривога»); 3) побудова графічної інформації; 4) генерація звітів.

Наслідком інтенсифікації виробництва монокристалів є підвищення вимог до якості програмного забезпечення АСКТП, яке має модульну структуру, що дозволяє доповнювати і замінити окремі прикладні програми без переналагодження всієї системи. Прикладні програми забезпечують управління процесом кристалізації, управління процедурами контролю параметрів процесу кристалізації, накопичення, математичну обробку, відображення і реєстрацію експериментальної інформації. Алгоритмічне забезпечення багатопроцесорних АСКТП вирощування сцинтиляторів включає в себе заводо захищені модулі фільтрації (з адаптацією параметрів багаторівневого фільтра залежно від результатів вирощування монокристалів), диференціювання сигналів і статистичної обробки даних. Крім основних алгоритмів обробки даних (цифрової фільтрації, статистичного та спектрального аналізу, ідентифікації сигналів) застосовують методи комп'ютерного моделювання, в тому числі, для оцінки характеру перенесення тепла і речовини в процесі кристалізації.

Оскільки існуюча АСКТП вирощування сцинтиляційних лужно-галоїдних монокристалів установки типу «РОСТ» працює з задовільним процентом виходу якісних монокристалів та має модульну структуру, то

доцільно не змінювати її структуру, а доповнити модулем у вигляді СППР як це показано на рис. 4.6.

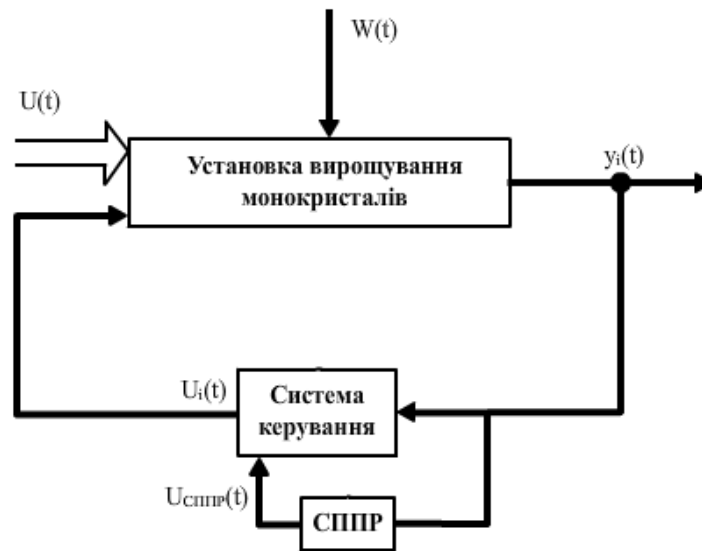


Рисунок 4.6 – Узагальнена структурна схема АСКТП установки типу «РОСТ» з інтегрованою СППР, що навчається

У загальному випадку керована величина $y_i(t)$ (в залежності від контуру регулювання це може бути швидкість росту кристалу, температура підігрівачів тощо) залежить від векторів вхідних впливів $U(t)$, керуючого сигналу $U_i(t)$ та зовнішніх неконтрольованих збурень $W(t)$. В свою чергу керуючий сигнал $U_i(t)$ формується з урахуванням рекомендацій $U_{СППР}(t)$, які надходять з СППР після кожного опитування датчиків.

Сучасні комп'ютеризовані СК забезпечують нові підходи до діагностики, контролю і керування технологічними об'єктами, їм властивий широкий перелік функцій і завдань, в тому числі, статистичного контролю, комплексної обробки даних, забезпечення з'єднання в мережі тощо.

У реальних умовах виробництва СК вирощуванням СМК являє собою розподілену многопроцесорну систему. Як зазначалося в другому розділі СК вирощування МК за методом Чохральського, розроблена за цією методикою з урахуванням функціонально-технологічної схеми ТП, дворівнева:

- перший рівень – датчики, виконавчі пристрої та контролери;
- другий рівень – функціональні модулі типу «клієнт-сервер».

Контролери першого рівня керують параметрами функціональних вузлів установки вирощування. Усі контролери першого рівня пов'язані між собою мережею, а також мають вихід на сервери і клієнти другого рівня. Конструкція і виконання датчиків та виконавчих механізмів дозволяють їм стійко і безпечно функціонувати при самих несприятливих умовах, а також у вибухонебезпечних зонах. Зв'язок датчиків і виконавчих механізмів з другим рівнем здійснюється за допомогою відповідних кабелів. Промислові контролери і силова, сигналізаційна автоматики та необхідні вторинні прилади розташовані на території таким чином, щоб мінімізувати витрати на прокладку кабелів і знизити вплив перешкод. Промислові контролери здійснюють:

- збір та обробку даних, що надходять з датчиків;
- керування технологічними об'єктами за заданим алгоритмом роботи.

Другий рівень АСКТП складається з п'яти функціональних модулів – серверів і клієнтів [93]. Також до другого рівня можна віднести промисловий сервер та мережеве обладнання, яке складається з концентраторів, комутаторів і перетворювачів. Мережеве і телекомунікаційне обладнання, мережеві канали, телефонні та оптоволоконні лінії зв'язку утворюють високошвидкісну територіально-розподілену обчислювальну мережу промислового призначення. Відмовостійкість мережі забезпечується резервуванням мережевих каналів, ліній зв'язку і комунікаційного устаткування. Фізично другий рівень складається з автоматизованих робочих місць операторів і диспетчерів, а також мережевого принтера. Об'єднані в локальну мережу автоматизовані робочі місця утворюють єдиний інформаційно-обчислювальний комплекс, який реалізує відображення в графічному вигляді технологічної інформації, забезпечує видачу аварійних сигналів і взаємодія операторів з АСКТП, організовує зв'язок з іншими системами управління. Також необхідно враховувати кінцеву мету та алгоритм керування,

узагальнена схема якого після інтеграції СППР набуває вигляду, наведеного на рис. 4.7.

Згідно з рис. 4.7 керування здійснюється циклічно, починаючи з вимірювання в i -му робочому циклі значень вихідних сигналів від ОУ $y_1 \dots y_i$ і обчислення помилок управління $S_1 \dots S_i$. Відповідно до їх значень формуються рекомендації $U_{СППР1} \dots U_{СППРi}$ з СППР, на базі яких базуються керуючі впливи $U_1 \dots U_i$ на вихідні параметри ТП. Після закінчення робочого циклу масу розплаву відновлюють до колишнього рівня за допомогою підживлення сировиною. Задають значення індексу χ стадії вирощування монокристалу: $\chi = 1$ – зростання монокристалу, $\chi = 0$ – підживлення розплаву, і залежно від його значення формують керуючі впливи на пристрої подачі додаткової сировини.

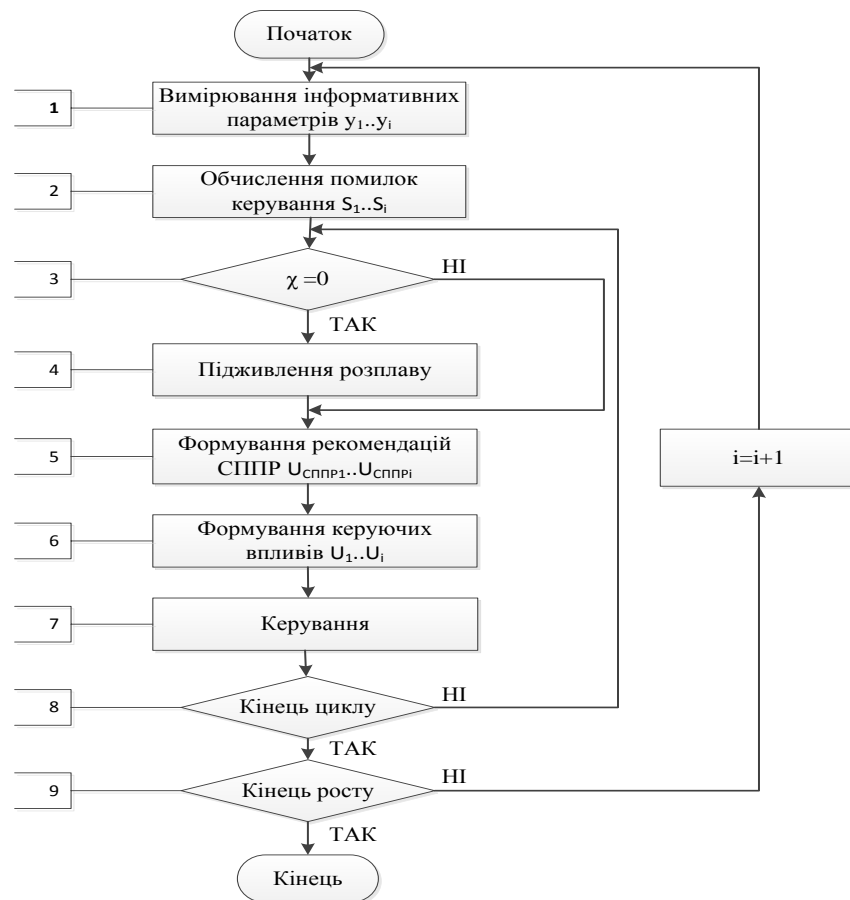


Рисунок 4.7 – Узагальнена схема алгоритму керування монокристалу

Розроблений алгоритм відповідає вимогам, що пред'являються до алгоритмів керування в системах вирощування великогабаритних сцинтиляторів:

- здатність враховувати вплив суб'єктивного фактора (дій оператора).
- середньоквадратичне відхилення керованої величини від заданого впливу – не більше 5%;
- обмеження на швидкість зміни значення керуючого впливу – на рівні $0.5 \text{ } ^\circ\text{C/хв}$;
- здатність до компенсації випадкових збурень з невідомими функціями розподілення;
- здатність керувати нестійкими і немінимально-фазовими об'єктами;
- можливість реалізації алгоритму на мережі контролерів.

Структурна схема комплексу з урахуванням модуля СППР представлена на рис 4.8.

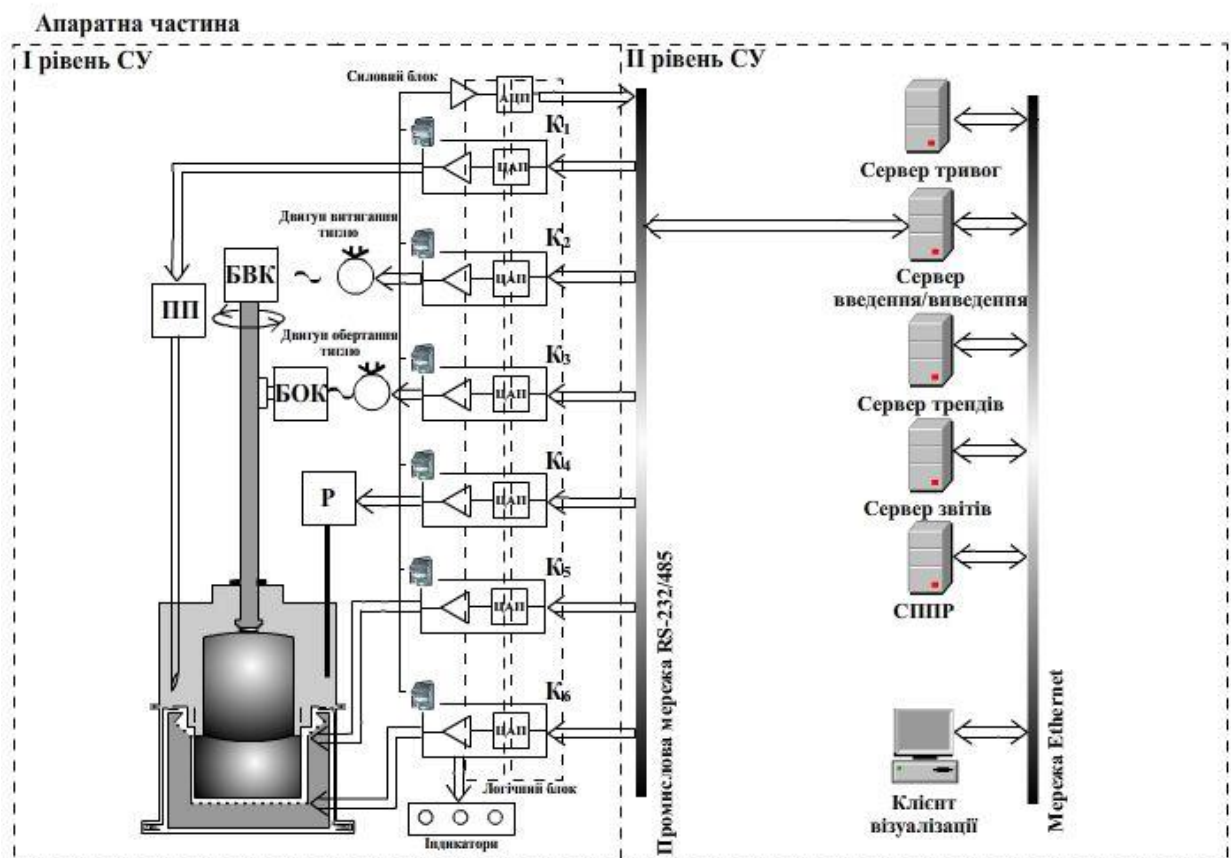


Рисунок 4.8 – Структурна схема технічного комплексу вирощування монокристалу з інтегрованою СППР, що навчається

Аналіз рис. 4.8 вказує на те, що система складається з двох рівнів. перший рівень представлений локальними контурами керування параметрами установки (табл. 4.1), що включає датчики, виконавчі механізми та контролери. Установка обладнана рівне вимірювачем (Р) для контролю рівня розплаву в тиглі, блоком витягування кристалу(БВК), блоком обертання кристалу (БОК) та пристроєм підживлення (ПП).

Пристрої цифрового управління в локальних контурах регулювання нижнього рівня АСКТП виконують функції контролю, обробки та аналізу інформації, а також формування управляючих впливів. Основою сучасної апаратної бази АСКТП є контролери, розроблені в рамках концепції ОМАС (Open Modular Architecture Controls), а також типові блоки для вирішення завдань автоматизації ТП. (ProSoft, L-card, Real Time Systems Ukraine та ін.) У системі керування процесом отримання лужно-галоїдних кристалів важливу функцію виконує локальний контур керування тепловими режимами ростової установки. в якому основними блоками є регулятори температури і тиристорні підсилювачі потужності. Ці прилади повинні задовольняти досить жорстким вимогам.

Таблиця 4.1 – Параметри, які регулюються в процесі вирощування МК

№ п./п.	Параметри
1	Температура розплаву, МК, градієнту в розплаві
2	Напруга, струм або потужність нагрівачів
3	Швидкість витягування монокристалу
4	Швидкість обертання монокристалу та тиглю
5	Тиск та температура охолоджуючої води
6	Положення межі кристал-розплав
7	Розподілення температури в я
8	Рівень розплаву

Як регулятор температури в локальному контурі управління температури використовують промислові прилади типу Р133, Протерм-100, ПІД-контролери різних фірм тощо. Також з урахуванням їх недоліків,

розроблені й успішно застосовуються: недорогий і високонадійний цифровий програмний регулятор типу РПМ [91] і цифровий тиристорний підсилювач потужності типу УТЦ [93]. Основою регулятора РПМ є 8-розрядний мікропроцесор. До його складу входять: пристрої введення-виведення-клавіатура і дисплей для інтерфейсу користувача, АЦП – 16-розрядний вхідний аналого-цифровий перетворювач, ЦАП – 16-розрядний цифро-аналоговий перетворювач для виведення керуючого сигналу, незалежна пам'ять для зберігання параметрів настроювання регулятора і даних, що визначають робочу точку регулятора в кожному циклі управління, вимірювач температури навколишнього середовища, датчик наявності живлячої напруги та блок аварійного живлення.

Другий рівень представлений функціональними модулями типу «клієнт-сервер». Для забезпечення надійної міжмодульної передачі даних в присутності шумів, характерних для виробничих умов експлуатації СУ, використовують диференціальні приймально-передавальні пристрої на основі RS-485, оскільки вони здатні протистояти синфазним імпульсним перешкодам.

Як показано на рис. 4.8 інтеграція СППР в існуючу АСКТП відбувається як додавання ще одного функціонального модуля, який фізично представляє собою промисловий комп'ютер з мінімальними та рекомендованими вимогами для роботи програмного забезпечення ІЕІТ 1.01, приведеними в табл. 4.2.

Таблиця 4.2 – Рекомендовані параметри функціонального модуля СППР

№ п./п.	Параметр	Мінімальні	Рекомендовані
1.	Операційна система	Windows XP	Windows 7 сучасніші
2.	Тип системи	32-розрядна	32- або 64-розрядна
3.	Установлена пам'ять ОЗП, ГБ	0.06	2 і більше
4.	Жорсткий диск, ГБ	1.5	25 і більше
5.	Відеоадаптер	Super VGA 800x600	DirectX 9 та новіші
6.	Процесор, ГГц	0,25	2

Для конфігурації контролерів і зв'язку з ПЗ «верхнього» рівня використовуються програмні продукти: HawkWin (розробки Amot Controls), VisiLogic (розробки Unitronics), PL7 / Unity Pro (розробки Schneider Electric), Simatic Step 7 (розробки Siemens) та ін. Дані програмні продукти задовольняють міжнародним стандартам MEK 1131-3 і DIN EN 6.1131-3 до інженерних мов програмування, використовуваним для реалізації управління в промисловості, і включають в свій склад весь спектр інструментальних засобів для створення, налагодження та супроводження програмного забезпечення програмно-логічних контролерів.

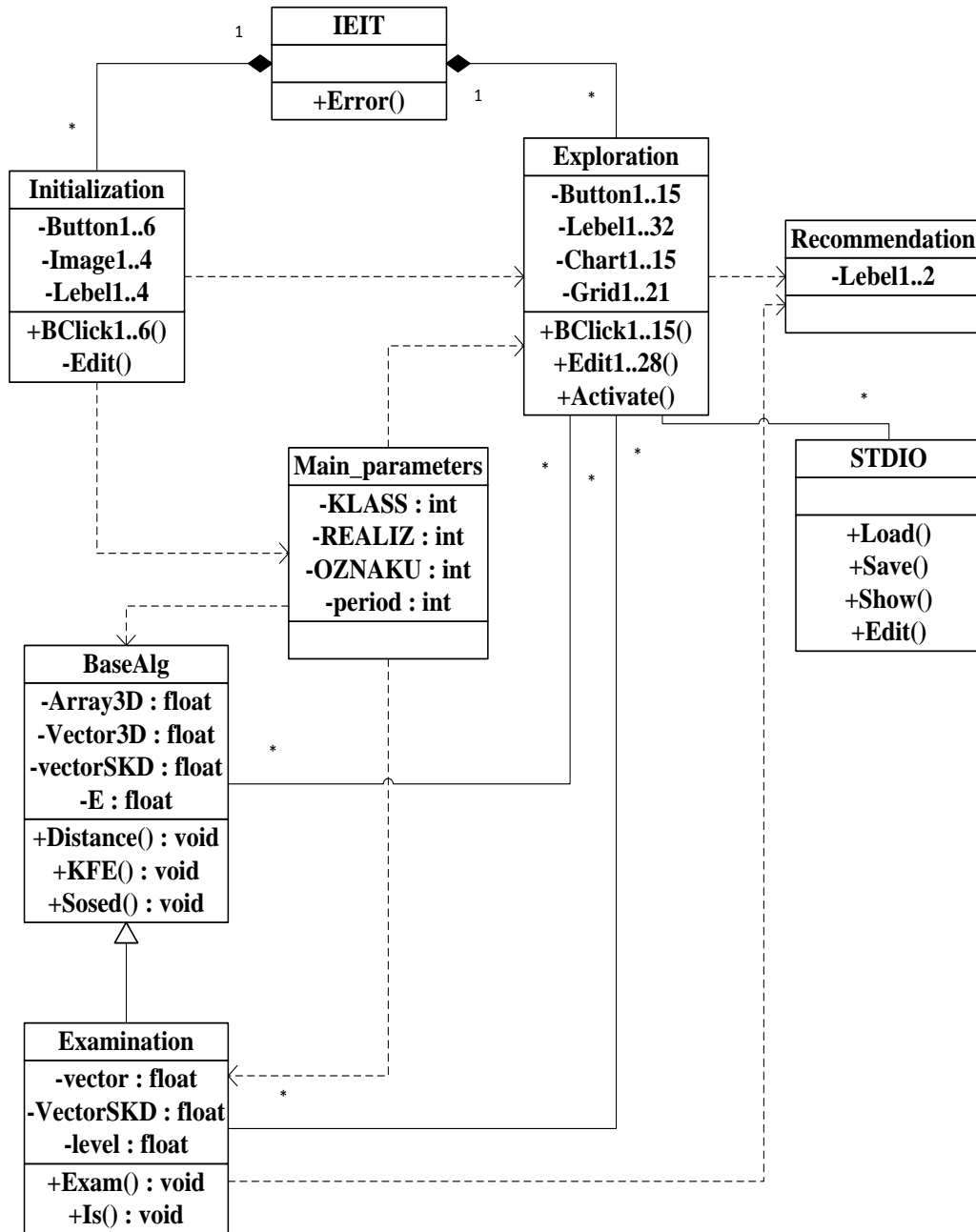
Для керування і збору даних на другому рівні АСКТП використано програмне забезпечення SCADA-системи (Supervisory Control and Data Acquisition) з вбудованим резервуванням. Воно представлено перспективною SCADA-системою «Каскад» (фірми «Об'єднання-Південь», м Київ). Область дії – збір інформації в реальному часі, її подальша обробка та використання отриманих результатів для управління об'єктом. Проблеми диспетчеризації доступу до контролерів вирішені при використанні стандарту доступу до даних OPC-сервера SCADA-системи TRACE MODE, який є проміжною ланкою, програмним шлюзом між пристроєм і SCADA. OPC (Ole for Process Control) являє собою стандарт інтерфейсу обміну даними, який визначається комітетом, який був утворений провідними фірмами-виробниками в області систем автоматизації. Отже, OPC-клієнт зовнішньої програми буде звертатися до OPC-сервера TRACE MODE і отримувати дані від будь-яких контролерів на термінал ПК через фізичний інтерфейс RS 232/485.

Програмне забезпечення функціонального модуля СППР реалізоване мовою С++ за об'єктно-орієнтованим принципом в середовищі розробника С++Builder 6 і має модульний тип організації. Складається з чотирьох основних функціональних блоків, кожний із яких виконує певний блок операцій (табл. 4.3)

Таблиця 4.3 – Опис основних функціональних блоків

Назва блоку	Призначення
IEIT (IEIT.cpp)	Ініціалізація роботи програми. Перевірка фатальних помилок та їх усунення.
Initialization (Initialization.cpp)	Ініціалізація об'єктів розпізнавання. Передбачається вибір типу класу розпізнавання із чотирьох можливих варіантів: матриця даних, радіальне зображення, звичайне зображення, текстура. Вводиться додаткова інформація про характеристики об'єкта з метою однозначного формування навчальних матриць (кількість класів, кількість реалізацій, кількість ознак).
Exploration (Exploration.cpp)	Завантаження початкових даних, формування бінарних матриць, формування еталонних векторів, оптимізація, екзамен.
Recommendation (Recommendation.cpp)	Формування основних рекомендацій щодо подальших дій оператора у випадку аварійних та нештатних ситуацій.
Додаткові структурні частини	
STDIO (STDIO.cpp)	Нестандартні операції введення / виведення тексту, робота з файлами, зображеннями тощо.
Base algorithm (BaseAlg.cpp)	Втілення основних етапів ІЕІ-технології у вигляді методів класу з подальшою їх орієнтацією на циліндроїдні вирішальні правила.
Examination (BaseAlg.cpp)	Втілення основних етапів режиму екзамену.
Main parameters (Main_parameters.cpp)	Дані про основні константи та змінні, які використовуються в програмі.

Діаграму класів, які реалізують роботу програми ІЕІТ 1.01, показано на рис. 4.9.



Р

исунок 4.9 – Діаграма класів програмного забезпечення СППР (ІЕІТ_1.01)

Рис. 4.9 відображає структуру основних класів програмного забезпечення системи підтримки прийняття рішень при ТП вирощування монокристалів і сформована на основі діаграми класів мови UML 2.0 в середовищі Microsoft Visio 2010. Більшість методів та полів класів на діаграмі не вказані, оскільки відповідають описаним раніше алгоритмам функціонування СППР в режимах навчання та екзамену або є типовими методами, які задають або повертають значення інкапсульованих полів класів.

Крім того, клас ІЕІТ є базовим для класів Initialization та Exploration, які разом з класом Recommendation створюють графічний інтерфейс користувача (GUI). Класи BaseAlg та Examination безпосередньо реалізують методи ІЕІТ-технології і напряду залежать від класу Main _parameters, який в свою чергу має залежність від об'єкту класу Initialization. В свою чергу клас Examination є нащадком класу BaseAlg, оскільки реалізує більшість його методів. Допоміжним класом є клас STUDIO, що містить нестандартні методи обробки зображень, текстових файлів тощо.

Розглянемо основні складові та механізми функціонування програмного забезпечення (рис 4.6). Аналоговий сигнал за допомогою АЦП перетворюється в двійковий код, який зчитується комп'ютером. Для зменшення шумів сигнал проходить програмну цифрову фільтрацію. Після фільтрації сигнал поступає на блок протоколювання (журнал подій), блок відображення інформації та на блок системи автоматизованого контролю. З блоків автоматичного та ручного контролю, після корегування по рекомендаціям СППР, сигнал керування поступає на блок видачі команд, який відповідно до вхідних вказівок виробляє команди керування електронікою, які поступають на блок логіки апаратної частини. Всі дії блоку автоматичного керування та оператора записуються до файлу протоколу.

Таким чином, розроблений програмно-технічний комплекс для АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів дозволяє надати системі властивість адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

4.3 Візуалізація результатів машинного навчання СППР

Використання СППР в АСКТП вирощування великогабаритних лужно-галоїдних монокристалів передбачає візуалізацію збору та обробка даних, результатів функціонування СППР в режимах навчання та екзамену. Візуалізація полягає у відображенні даних на моніторі, що дає оператору

простіше прийняти необхідне рішення. Якщо питання візуалізації результатів функціонування СППР в режимах навчання та екзамену в рамках ІЕІ-технології достатньо повно вивчені в працях [32, 134-135], то візуалізація формування вхідного математичного опису, включаючи обробку і перетворення вхідних даних, потребує додаткових досліджень.

Як вхідні дані будемо розглядати навчальні матриці, сформовані за результатами архівних історій вирощувань великогабаритних сцинтиляторів на конкретній установці «РОСТ» і які використовувалися в третьому розділі для інформаційного синтезу СППР. Для розуміння особливостей розподілу реалізацій образів в просторі ознак розпізнавання бажано мати їх візуальне представлення. Існує багато методик, здатних вирішити цю проблему (метод головних компонент (principal component analysis), теплокарти (heat maps), діаграми розсіювання (scatterplots), діаграми Семмона (Sammon plots)) [185-187]. Кожен з цих підходів зменшує розмірність багатовимірних даних, що призводить до деякого спрощення в розрахунках, але результат не є задовільним для подальшого вивчення.

На рис. 4.10 показано розподіл реалізацій класів розпізнавання в просторі ознак після цифрової обробки та використання методу головних компонент [188, 189] в інтерактивному середовищі MatLab R2012b. На рис.4.10 реалізацій трьох класів позначено таким чином:

- реалізації класу «Норма» X_1^o – квадрат (зелений);
- реалізації класу «Більше норми» X_2^o – зірка (червоний);
- реалізації класу «Менше норма» X_3^o – хрестик (синій).

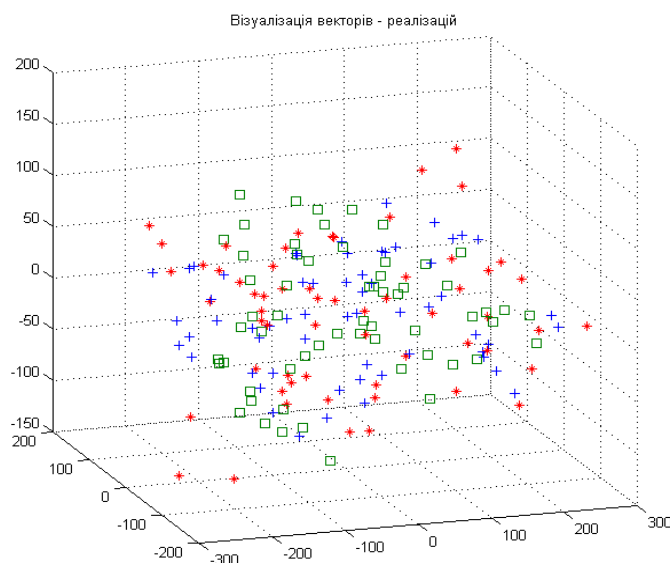


Рисунок 4.10 – Візуалізація векторів реалізацій з навчальних матриць в просторі ознак після застосування методу головних компонент

Аналіз рис. 4.10 не дає чіткого уявлення про можливі границі класів розпізнавання через їх значний ступінь взаємного перетину. Тому виникає необхідність проведення інтелектуального аналізу даних для побудови роздільних гіперповерхонь класів розпізнавання.

В рамках ІЕІ-технології одним із кроків досягнення глобального максимуму КФЕ навчання СППР є переведення вхідних навчальних матриць в бінарні шляхом оптимізації СКД на ознаки розпізнавання. Представлення векторів-реалізацій з наборів одиниць та нулів має ряд переваг, найбільш важливою із яких є зменшення вимог до обчислювальної трудомісткості системи. Тому гостро стає проблема візуалізації багатовимірних бінарних даних, якісне зображення яких дозволить оцінювати якість побудованого розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

Серед відомих методик, які можуть бути використані для візуалізації двійкових даних можна відмітити GPDS (Glyph Placement on a Data Structure) [185]. Важливо відзначити, що при такому підході ряд атрибутів неявно кодуються в структуру даних, тоді як інші явно кодуються в гліф або значок. Тим не менш, цей підхід спрямований на візуалізацію структури даних і майже не підлягає адаптації для візуалізації реалізацій різних класів

розпізнавання. Крім того, в цьому випадку неможливо побудувати навіть приблизні межі між контейнерами класів. Інший підхід полягає у використанні методу паралельних координат (parallel coordinate visualization) [185, 186], який може працювати з реалізаціями з десяти або більше ознак, але потерпає накладання візуальних зображень, що зумовлює його використання для класів з чітко виділеними характерними рисами. У цьому випадку, кожна вертикальна вісь відповідає шкалі конкретної ознаки розпізнавання, а ламана лінія представляє вектор-реалізацію. На рис. 4.11 показано приклад таких записів для десяти перших реалізацій класу X_1^o .

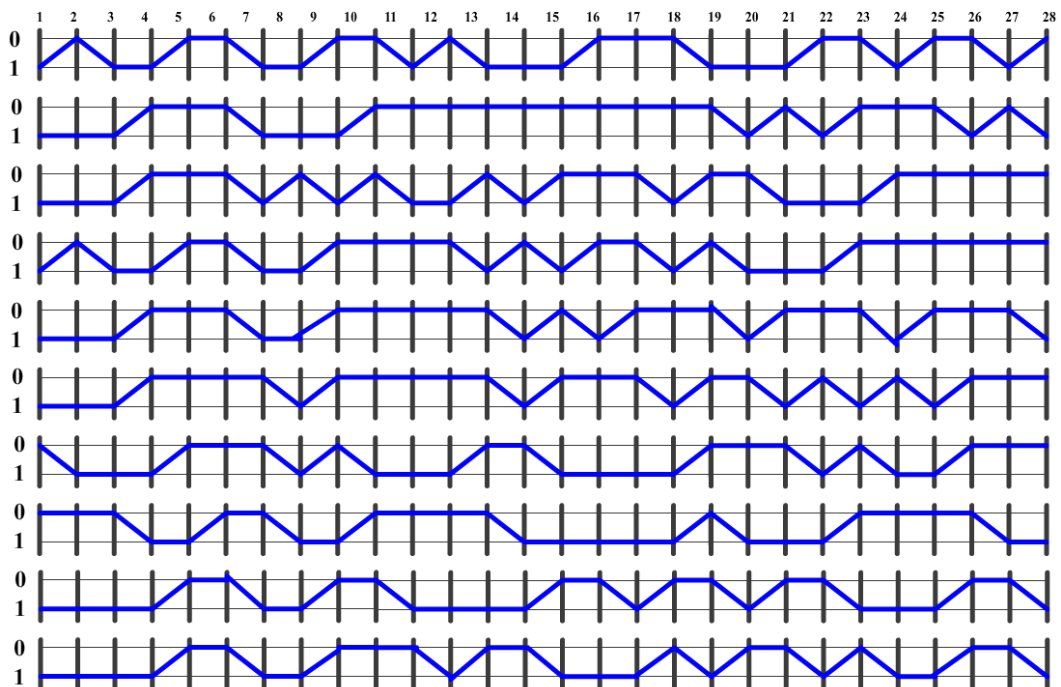


Рисунок 4.11 – Представлення бінарних записів в паралельних координатах

Аналіз рис. 4.11 показує, що цей метод доцільно використовувати для дослідження особливостей окремих реалізацій. У випадку, коли необхідно показати велику кількість реалізацій на одній системі координат, відбувається повне накладання зображень, що робить неможливим їх інтерпретацію оператором.

На рис. 4.12 зображено 10 перших реалізацій навчальної матриці, які були попередньо нормалізовані за формулою (3.6).

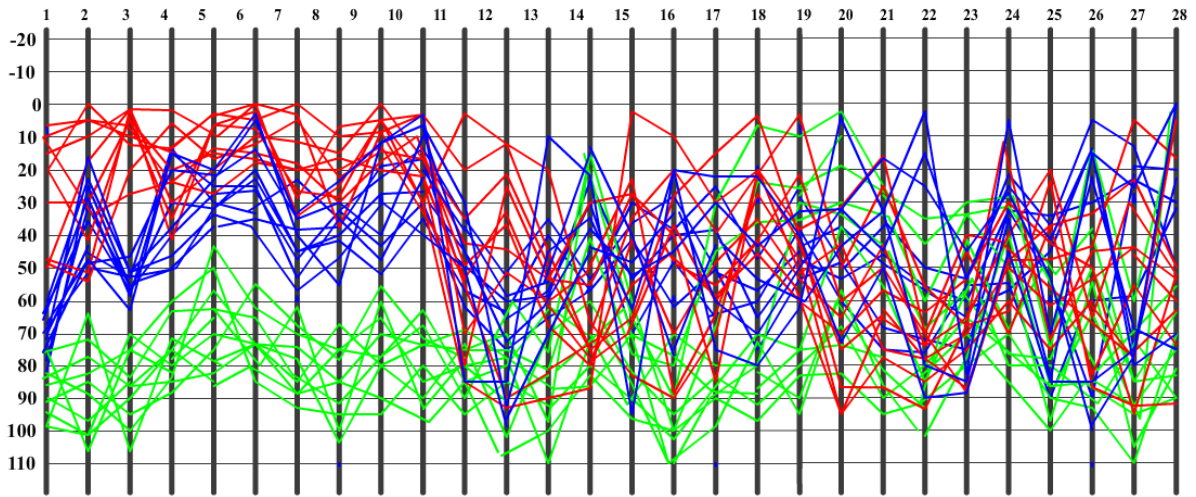


Рисунок 4.12 – Представлення навчальних нормалізованих матриць в паралельних координатах для трьох класів розпізнавання

Аналіз рис. 4.12 вказує на складність візуального виділення реалізацій різних класів, особливо коли їх кількість значна, що характерно для практичних задач.

Як додаткову інформацію може бути використано візуалізацію векторів-реалізацій класу, запропоновану в розділі 3.1, як набір пікселів з різним відтінком сірого (рис. 3.2, 3.12).

З метою покращення якості візуалізації вхідних даних розглянемо метод із застосуванням багатовимірної системи координат Федосєєва (БСКФ) [190], що дозволяє відображати системи різних розмірів і діапазону вимірювання параметрів на площині. Для наочності будемо розглядати десять векторів-реалізацій кожного класу, а кількість ознак кожного вектора скоротимо до 10. За методом БСКФ в цьому разі для зображення реалізацій на площині необхідно побудувати десять осей координат, які будуть спірально розміщуватися навколо робочої області. Таким чином кожна вісь з непарним індексом має $2n$ станів, а з парним - $2n - 1$, де n - число ознак в реалізаціях. Рухаючись за годинниковою стрілкою, можна визначити відповідні координати вектора-реалізації. При цьому реалізація інтерпретується як точка на 10-вимірній координатній площині. Така представлення дозволяє візуально оцінювати розподіл векторів в просторі. Крім того, можна оцінити фактичні відстані між двійковими точками, які можуть бути використані для синтезу

нових правил прийняття рішень. Візуалізація трьох класів в такій площині показана на рис. 4.13.

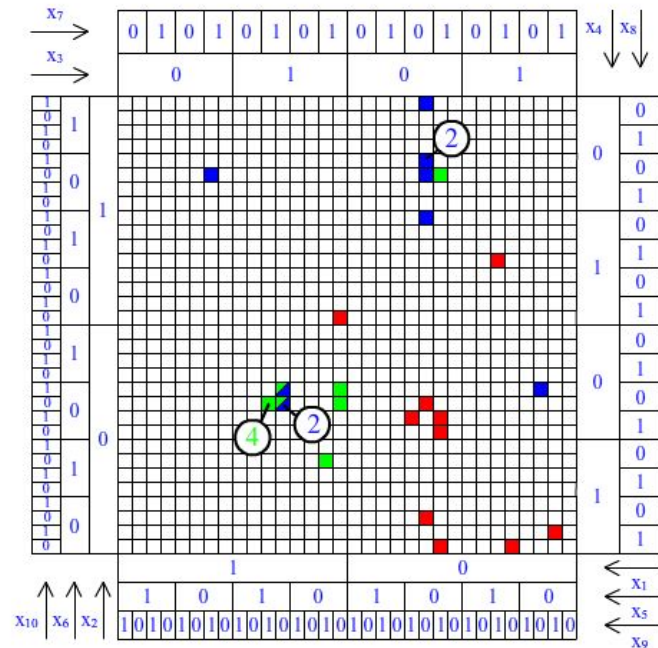


Рисунок 4.13 – Візуалізація даних на площині за допомогою БФСК

Аналіз рис. 4.13 вказує на можливість як додавати реалізацій на координатну площину, так і видалити їх при необхідності. Є також можливість створити умовні кордони між класами розпізнавання, які є примітивними геометричними формами (рис. 4.14).

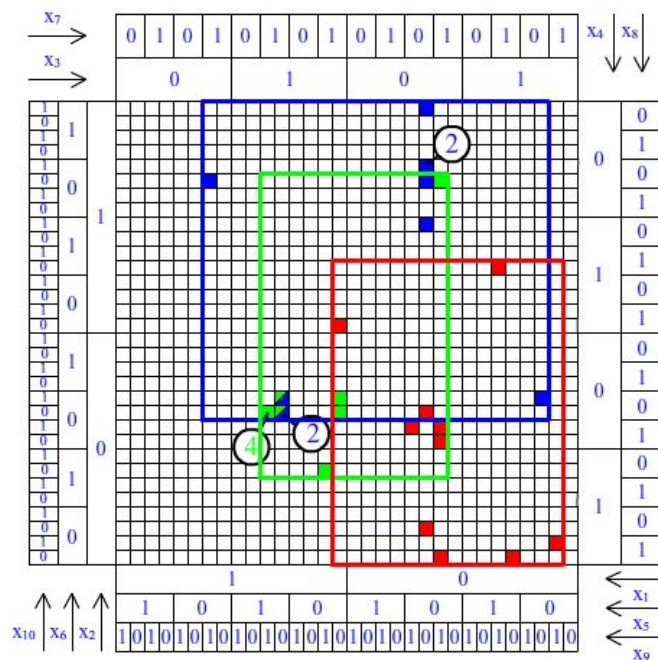


Рисунок 4.14 – Візуалізація даних на площині за допомогою БФСК з кордонами класів розпізнавання

Оскільки математична функція, яка описує ці графічні примітиви в двійковому просторі не визначена, то необхідно знати координати чотирьох точок, які її створюють. Для класу «Менше норми» (синій колір) такими точками, при обході по часовій стрілці будуть, починаючи з верхнього лівого кута будуть $\langle 1100011011, 0110010001, 0000000000, 1010001010 \rangle$ для класу «Норма» (червоний) - $\langle 1111011100, 0111011110, 0011001110, 1011001100 \rangle$ і для класу «Більше норми» (зелений) - $\langle 1110101010, 0100001010, 0001011010, 1011111010 \rangle$, як це показано на рис. 4.14. Крім того, в майбутньому оптимізація геометричних параметрів контейнерів можна звести до мінімуму площі графічних примітивів і області їх перетину. На рис. 4.13 і 4.14 клітинки, пофарбовані в кілька кольорів містять реалізації двох або трьох різних класів відповідно до числа кольорів. У колах зображено число реалізацій, бінарні координати яких однакові, так що їх візуальні подання накладаються одне на інше.

Аналіз рис. 4.14 показує, що в цьому випадку правила прийняття рішень не розділяють простір ознак чітко між трьома класами. У цій системі, з поточними полями СКД, геометричні розміри контейнерів перекриваються, що впливає на надійність класифікатора.

Візуалізації даних для технологічних процесів, де контроль охоплює велику кількість параметрів, є невід'ємною складовою АСКТП, оскільки вона забезпечує не тільки інформативну, але й керуючу функцію. Візуалізація за допомогою багатовимірної системи координат Федосєєва має ряд наступних переваг:

- вектори-реалізації відображаються просто та однозначно;
- вектор-реалізація інтерпретується як точка, що збільшує його візуальне сприйняття оператором;
- можна визначити межі контейнерів класу в легкий шлях;
- даний метод не має ніяких обмежень по кількості ознак і векторів-реалізацій та по їх структурних особливостях, що робить його універсальним.

Таким чином, запропонована модифікація методу БСКФ дозволяє оператору виявити значні відхилення від норми в ході технологічного процесу, зробити необхідний вплив на нього і запобігти виникненню аварійних ситуацій на підприємстві.

4.4 Методологія проектування СППР з циліндродними вирішальними правилами

При розробленні інформаційного забезпечення традиційних систем керування реалізацію задач аналізу і синтезу розділено в часі. Особливість проектування СППР, що навчається, полягає в тому, що етапи аналізу і синтезу є взаємопов'язаними, а реалізація в процесі функціонування їх задач здійснюється залежно від результатів попередніх задач.

Розглянемо основні задачі аналізу розробки СППР для вирощування великогабаритних скінтіляційних лужно-галоїдних монокристалів, наведені на рис. 4.15.

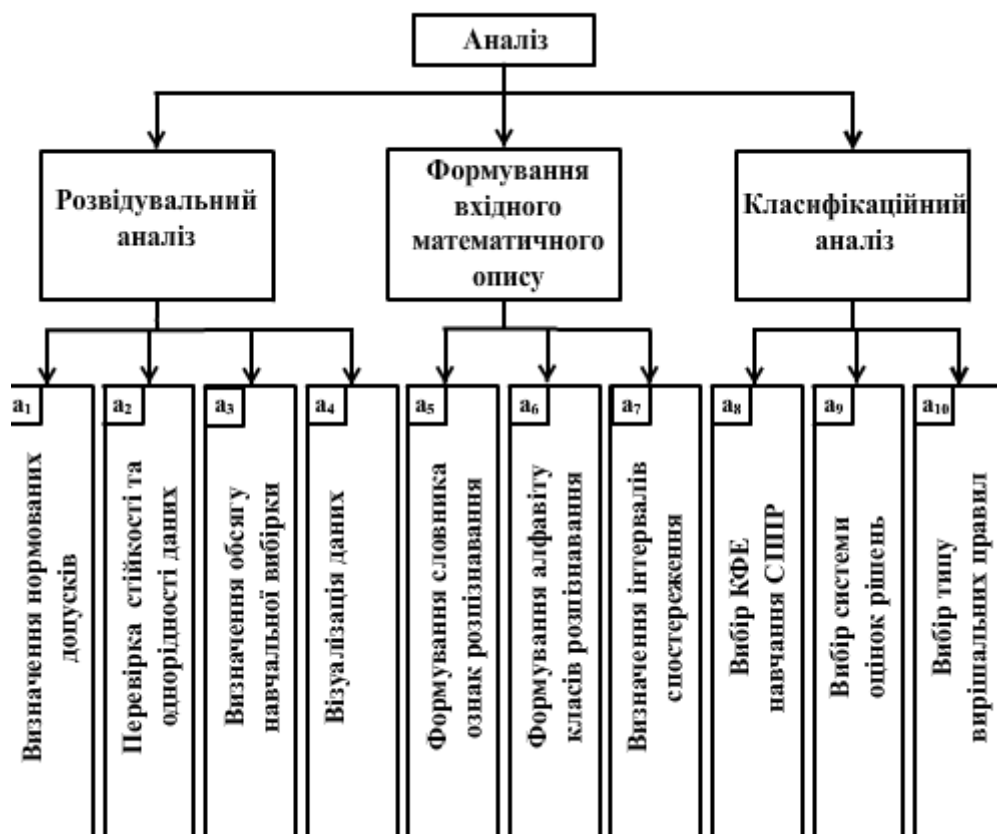


Рисунок 4.15 – Структура задач аналізу СППР, що навчається

Умовно задачі аналізу здатної навчатися СППР можна розділити на три групи [79]:

- розвідувальний аналіз даних;
- формування вхідного математичного опису СППР, що навчається;
- класифікаційний аналіз.

В свою чергу кожна з цих груп містить ряд окремих задач. Для першої групи характерно:

- визначення нормованих допусків параметрів технологічного процесу – задача a_1 ;

- перевірка статичної стійкості та однорідності навчальних вибірок на базі критеріїв серій, згоди Пірсона, серійний критерій Вальда-Вольфсона, критерій Колмогорова-Смірнова тощо [134, 191] з метою виявлення емпіричних закономірностей даних для корегування алгоритму навчання СППР, а також для виявлення інформативних, та заважаючих (дезінформуючих) ознак – задача a_2 ;

- визначення обсягу репрезентативної навчальної вибірки – задача a_3 ;

- візуалізація даних з метою як корегування алгоритмів навчання, так і вивчення тенденції покращення їх тактико-технічних характеристик точності, оперативності та надійності – задача a_4 .

Друга групу можна описати такими задачами, як:

- формування словника ознак розпізнавання – задача a_5 ;

- формування алфавіту класів розпізнавання, що характеризують відповідні функціональні стани технологічного процесу – задача a_6 ;

- визначення інтервалів спостереження – задача a_7 .

До задач третьої групи відносяться:

- вибір КФЕ навчання СППР (інформаційний критерій Кульбака, ентропійний критерій Шенона, нормовані критерії) – задача a_8 ;

- вибір системи оцінок рішень (двохальтернативна або трьохальтернативна) – задача a_9 ;

- вибір типу вирішальних правил, який визначається геометричною формою контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в процесі навчання в радіальному базисі простору ознак: гіперсферичні, гіперциліндродні, гіпереліпсоїдні тощо) – задача a_{10} .

На рис. 4.16 показана структура задач синтезу СППР ТП вирощування монокристалів, що навчається з лінійним класифікатором, яка працює як в режимі навчання, так і в режимі екзамену.

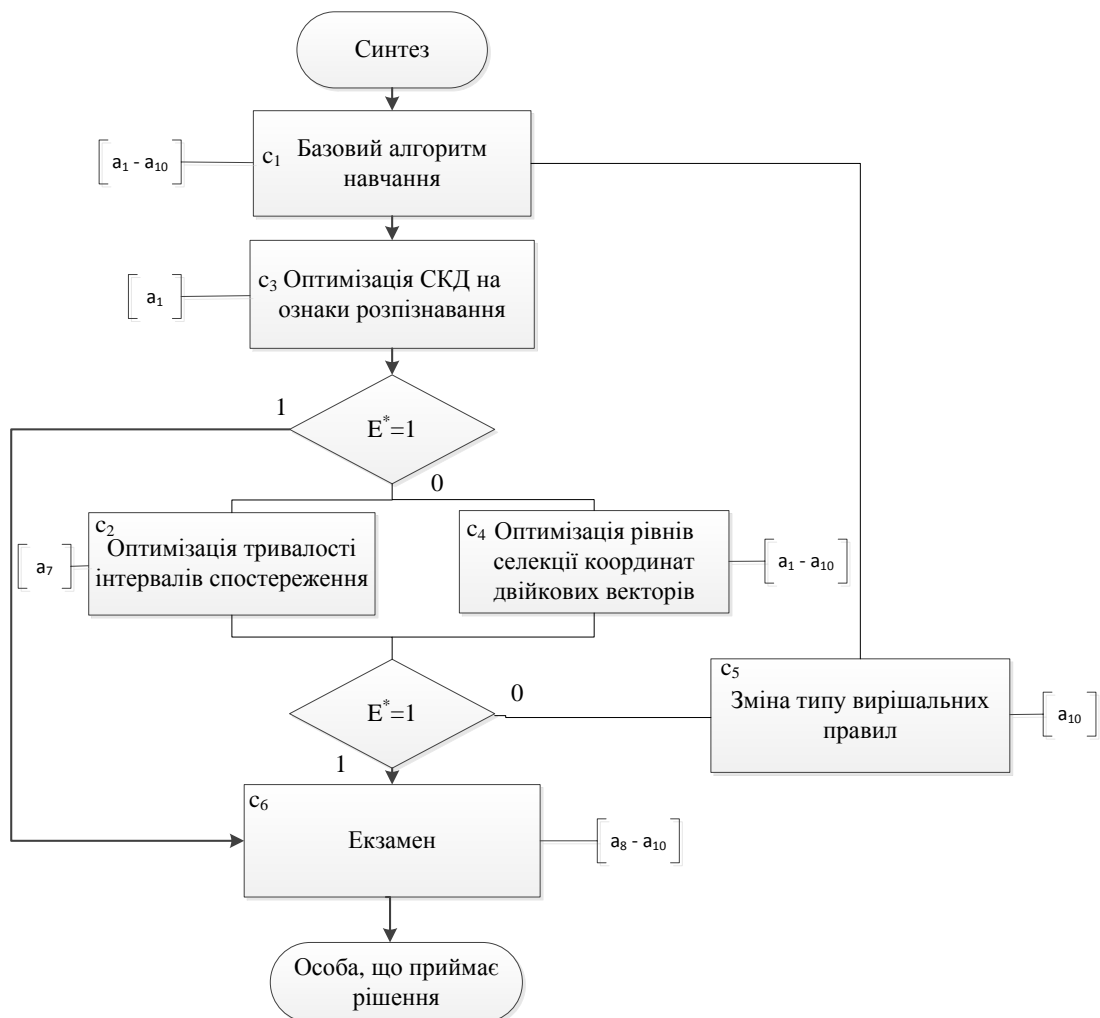


Рисунок 4.16 – Структура задач інформаційного синтезу СППР, що навчається

Основними етапами синтезу СППР є:

- оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання за базовим алгоритмом навчання – задача c_1 ;
- оптимізація тривалості інтервалів спостереження – задача c_2 ;
- оптимізація СКД на ознаки розпізнавання – задача c_3 ;
- оптимізація рівнів селекції координат двійкових векторів – задача c_4 ;
- зміна типу вирішальних правил – задача c_5 ;
- функціонування СППР в режимі екзамену, тобто безпосереднього керування технологічним процесом – задача c_6 .

Оскільки структура задач, показаних на рис. 4.11, претендує на функціональну повноту, яка забезпечує побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, то на практиці реалізація алгоритмів навчання всіх рівнів не є обов'язковою за умови, якщо інформаційний КФЕ набуває свого максимального граничного значення в робочій області визначення його функції.

Таким чином, методологія розроблення інформаційного забезпечення СППР ТП вирощування монокристалів, що навчається, в рамках ІЕІ-технології згідно з закладеними в неї принципами полягає у розробленні взаємопов'язаного, взаємозалежного і взаємообумовленого процесу реалізації методів аналізу і синтезу.

4.5 Висновки до четвертого розділу

В четвертому розділі розроблено апаратно-програмний інструментарій проектування здатної навчатися СППР для керування вирощуванням великогабаритних скінтіляційних монокристалів із розплаву на установці «РПСТ». У результаті проведених досліджень одержано такі результати:

1. Запропоновано структурні та функціональні схеми інтелектуальної СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних великогабаритних лужно-галлоїдних монокристалів. Показано, що

використання адаптивної СППР у складі АСКТП забезпечує прийнятну з практичних міркувань достовірність оцінки поточного стану технологічного процесу за довільних початкових умов.

2. Розроблено інтерфейс користувача на об'єктно-орієнтованій мові програмування С++ в середовищі розробки С++Builder6, який дозволяє технологю-оператору відслідковувати поточний функціональний стан технологічного процесу, отримувати в реальному темпі часу чіткі керуючі рекомендації СППР, аналізувати точнісні характеристики керуючих рішень і ефективність побудованих на етапі навчання вирішальних правил. Крім того, розроблений інтерфейс орієнтовано на реінжиніринг і верифікацію модифікованого програмного забезпечення СППР з розширеними функціональними можливостями.

3. Розроблено програмно-технічний комплекс для АСКТП вирощування великогабаритних скінтіляційних монокристалів, який дозволяє надати системі властивість адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

6. Розроблено концептуальну модель проектування інтелектуальної СППР для керування вирощуванням монокристалів з гіперциліндроїдними вирішальними правилами, побудованими на базі трьохальтернативної системи оцінок рішень, що приймаються. Запропонована модель дозволяє здійснювати інформаційний аналіз та синтез здатних навчатися СППР для керування нестационарними технологічними процесами.

7. Удосконалено метод візуалізації багатовимірних даних на основі багатовимірної системи координат Федосєєва, який дозволяє оператору-технологу швидше та точніше реагувати на відхилення процесу від норми.

Основні наукові результати, наведені у четвертому розділі, опубліковано у працях автора [1, 8, 11].

ВИСНОВКИ

1. У дисертаційній роботі розв'язано важливу науково-практичну задачу підвищення функціональної ефективності автоматизованої системи керування технологічним процесом вирощування великогабаритних лужно-галоїдних скінтіляційних монокристалів із розплаву. Головні наукові та практичні результати роботи полягають у такому:

2. Проаналізовано сучасний стан розвитку інтелектуальних автоматизованих систем керування нестационарними технологічними процесами, що функціонують за умов апріорної невизначеності, і встановлено, що основною тенденцією їх подальшого розвитку є надання АСКТП властивості адаптивності шляхом машинного навчання і розпізнавання образів. При цьому обґрунтовано вибір методу досліджень в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, яка оснований на максимізації інформаційної спроможності системи керування, що навчається.

3. Розроблено новий інформаційно-екстремальний метод аналізу і синтезу здатної навчатися СППР на базі контейнерів циліндроїдної форми та трьохальтернативної системи оцінок рішень, який дозволяє надати системі керування властивість адаптивності при її функціонуванні за умов апріорної невизначеності.

4. Розроблено комплекс категорійних моделей здатної навчатися СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів із розплаву, на основі яких в процесі навчання побудовано безпомилкові за навчальною матрицею радіально-базисні вирішальні правила для класифікації довільних конфігурацій нечіткої компактності вхідних реалізацій образів;

5. Удосконалено та досліджено метод оцінки функціональної ефективності навчання СППР на базі модифікованого інформаційного критерію Кульбака як функціонала від точнісних характеристик

трьохальтернативної системи оцінок рішень, що дозволило збільшити кількість інформації про керований процес і цим підвищити достовірність керуючих рішень.

6. Розроблено новий інформаційно-екстремальний метод машинного навчання з оптимізацією часових параметрів функціонування і досліджено вплив тривалості інтервалів спостереження керованого процесу та кроку дискретизації вхідних реалізацій образу на функціональну ефективність СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву на установці «РОСТ».

7. Запропоновано новий метод візуалізації багатовимірних даних, представлених в бінарному вигляді з урахуванням характеристик та особливостей об'єкту керування, який дозволяє зображувати поточний функціональний стан технологічного процесу у вигляді точки на площині зі спіралью розташованими осями координат.

8. Розроблено структуру і апаратно-програмний інструментарій проектування здатної навчатися СППР для керування технологічним процесом вирощування великогабаритних лужно-галоїдних сцинтиляційних монокристалів із розплаву. Програмне забезпечення функціонального модуля СППР реалізоване мовою C++ за об'єктно-орієнтованим принципом в середовищі розробника C++Builder 6 і має модульний тип організації, що забезпечує можливість реінжинірингу і верифікації.

9. За результатами фізичного моделювання доведено, що використання одержаних наукових результатів дозволяє побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. При цьому оперативність алгоритму навчання СППР з оптимізацією гіперциліндрічних контейнерів класів розпізнавання більш ніж в два рази перевершує оперативність побудови гіпереліпсоїдних вирішальних правил. Показано, що оптимізація періоду корекції підвищує функціональну ефективність навчання СППР на 6% , а оптимізація інтервалу спостереження керованого процесу – на 10% у

порівнянні з параметрами існуючого технологічного режиму вирощування сцинтиляторів на установці «РОСТ».

10. Результати дисертації впроваджено у вигляді моделей, методів, алгоритмів і програмного забезпечення здатної навчатися СППР при розв'язанні задач керування технологічним процесом вирощування великогабаритних лужно-галоїдних сцинтиляційних монокристалів із розплаву в Інституті сцинтиляційних матеріалів в НТК «Інститут монокристалів» (м. Харків) і в навчальний процес Сумського державного університету.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів [Текст] / А.С. Довбиш, О.Б. Берест, Ю.С. Козьмін // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Збірник наукових праць. Тематичний випуск «Системний аналіз, управління та інформаційні технології». – Харків: НТУ «ХПІ». – 2012. – № 30. – С.54-60.

Здобувачем розроблено метод оптимізації параметрів навчання інтелектуальної СППР для керування вирощуванням монокристалів.

2. Панич А.О. Оптимізація параметрів навчання інтелектуальної системи керування летючою пилою [Текст] / А.О. Панич, О.Б. Берест // научно - технічний журнал "Автоматизированные системы управления и приборы автоматики", Харків. – випуск № 156. – 2011. – С.34-41.

Здобувачем розроблено метод навчання інтелектуальної СППР для керування летючою пилою.

3. Довбиш А.С. Оцінка функціональної ефективності навчання автоматизованої системи керування технологічним процесом [Текст] / А.С. Довбиш, О.Б. Берест // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. – 2012. – №2. – С. 39–47.

Здобувачем розроблено модифікований нормований критерій Кульбака.

4. Берест О.Б. Дослідження функціональної ефективності системи прийняття рішень вирощування монокристалів із розплаву [Текст] / О.Б. Берест // Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні системи та технології» AIST-2012, 15-18 травня: тези доп. – Суми, 2012 – С. 188-189.

Здобувачем розроблено здатна навчатися СППР для керування вирощуванням монокристалів.

5. Берест О.Б. Візуалізація багатовимірних реалізацій на площині при розпізнаванні образів [Текст] / О.Б. Берест // Інтелектуальні системи в промисловості і освіті: третя міжнар. наук.-практ. конф., 2-4 листоп.:тези доп. – Суми, 2011. – С.16-17.

Здобувачем розроблено метод візуалізації багатовимірних даних на площині.

6. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання керованого голосом маніпулятора [Текст] / А.С. Довбиш, О.Б. Берест, Р.С. Приходченко // Біоніка інтелекту: Наук.-техн. журнал. – 2015. – №1(84). – С. 30–33.

Здобувачем розроблено функціональна схема та інформаційно-екстремальний метод розпізнавання голосових команд для керування рукою-маніпулятором.

7. Берест О.Б. Порівняльний аналіз двох- і трьохальтернативної систем оцінок рішень в задачах машинного навчання [Текст] / О.Б. Берест, А.С. Довбиш // Радіоелектронні і комп'ютерні системи: наук.-техн. журнал. – 2014.– №3(67).– С. 33-40.

Здобувачем розроблена модифікована трьохальтернативна система оцінок рішень для СППР, що навчається.

8. Кузьмін І.В. Інформаційно-екстремальна СППР з гіперциліндроїдними вирішальними правилами [Текст] / І.В. Кузьмін, О.Б. Берест // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2015. – №1(118). – С. 9-16.

Здобувачем розроблено метод навчання СППР з циліндроїдними контейнерами класів розпізнавання.

9. Довбыш А.С. Трёхальтернативная обучающаяся система поддержки принятия решений для автоматизации технологического процесса [Текст] / А.С. Довбыш, О.Б. Берест // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика». – Томск: НТУ «ТГУ». – 2014. – № 4(29). – С.31-40.

Здобувачем розроблено метод навчання трьохальтернативної СППР.

10. Берест О.Б. Розпізнавання лауєграм при дефектоскопії монокристалів [Текст] / О.Б. Берест // Современные направления теоретических и прикладных исследований `2011: межд. научн.-практ. конф., 15-28 марта :тезы док. – Одесса, 2011. – С.29-30.

Здобувачем розроблено інформаційно-екстремальний метод розпізнавання лауєрограм.

11. Берест О.Б. Методика побудови циліндрідних вирішальних правил для СППР вирощування монокристалів [Текст] / О.Б. Берест // Сучасні інформаційні системи і технології: друга міжн. наук.-практ. конф., 21–24 травня:тезы доп. – Суми, 2013. – С.35-36.

Здобувачем розроблено метод побудови циліндрідних вирішальних правил на прикладі СППР для керування вирощуванням монокристалів.

12. Берест О.Б. Использование информационной меры Кульбака как критерия эффективности СППР технологического процесса выращивания монокристаллов [Текст] / О.Б. Берест // Молодые ученые в решении актуальных проблем науки: IV научн.-практ. конф., 16–18 июня:тезы док. – Владикавказ, 2013 – С. 67-69.

Здобувачем проводилось дослідження особливості поведінки модифікованого критерію Кульбака.

13. Intel leads the intelligent system trends with innovation. Press release. [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://www.digitimes.com> – Назва з екрану.

14. Чубуков А. Интеллектуальные системы – ключевой тренд на рынке ВКТ [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: www.pcweek.ru/themes/detail.php?ID=150556 – назва з екрану.

15. Российский рынок интеллектуальных систем: итоги 2010 г., прогноз 2011-2012 гг. Аналитический отчет/ Коллектив авторов. – М: NeoAnalytics – 2011. – 57с.

16. Beernaert D. A. European Strategy for Smart, Sustainable and Inclusive Growth [Електронний ресурс] / D. Beernaert – Режим доступу до ресурсу: <http://www.smart-systems-integration.org>. – Screen title.
17. Leon A. Enterprise Resource Planning / A. Leon — 2nd. — New Dehli: McGraw-Hill, 2008. — 370 p.
18. Lenart A. ERP in the Cloud: Benefits and Challenges / A. Lenart // Research in Systems Analysis and Design: Models and Methods – Gdańsk: Springer, 2011. — P. 25-38.
19. Бовыкин В. И. Искусственный интеллект: проблемы создания и применения в управлении / В. И. Бовыкин, М. И. Розенова // Психология и психотехника. – 2011. – № 11 (38). – С. 43-49.
20. Петрунин Ю. Ю. Философия искусственного интеллекта в концепциях нейронаук/ Ю. Ю. Петрунин, М. А. Рязанов, А. В. Савельев. — М.: МАКС Пресс, 2010. — 84 с.
21. Субботін С. О. Подання й обробка знань у системах штучного інтелекту та підтримки прийняття рішень: навч. посіб./ С. О. Субботін. — Запоріжжя:ЗНТУ, 2008. — 341с.
22. Дорошенко А. Е. Развитие инструментария алгебры алгоритмики с целью разработки параллельных программ с использованием эвристических средств / А. Е. Дорошенко, Н. В. Котюк, С. С. Николаев, Г. Е. Цейтлин, Е. А. Яценко // Кибернетика и системный анализ. — 2010. — № 4. — С. 151-158.
23. Бардак К. І. Евристика як дидактична категорія / К. І. Бардак // Вісник Чернігівського національного педагогічного університету імені Т. Г. Шевченка. — 2012. — № 99 – 5 с.
24. Николаева С. В. Моделирование технологических процессов и управление многокомпонентными системами в условиях неопределённости / С. В. Николаева. – Изд-во Спутник, 2008. – 135 с.
25. Teresko J. Reaching for a smarter factory/ J. Teresko // Industry Week – Vol. 256, Issue 9 –2007.– P.29-33.

26. Lucke D. Smart Factory – A Step towards the Next Generation of Manufacturing/ D. Lucke, C. Constantinescu, E. Westkaemper // Manufacturing systems and Technologies for the New Frontier – London:Springer, 2008. – P.115-118.

27. Васильев В. И. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: учебное пособие / В. И. Васильев, Б. Г. Ильясов. — М.: Радиотехника, 2009. — 392 с.

28. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления / И. М. Макаров [и др.]– М. : Наука, 2006. — 333 с.

29. Антипин А. Ф. Интеллектуальные системы управления технологическими процессами на основе многомерных чётких логических регуляторов: автореф. дис... канд. техн. наук: 05.13.06/ А. Ф. Антипин – К., 2010.– 19 с.

30. Евменов В. П. Интеллектуальные системы управления: учеб. пособие./ В. П. Евменов – М.: ЛИБРОКОМ, 2009.– 304 с.

31. Поспелов Г. С. Искусственный интеллект – основа новой информационной технологи. / Г С. Поспелов – М.: Наука, 1988. – 280с.

32. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навч. посіб. / А. С. Довбиш – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.

33. Кісь Я. П. Інтелектуальна система аналізу результатів пошуку та просування сайтів у пошукових системах / Я. П. Кісь, І. Б. Кушнірчук // Вісник Нац. ун-ту «Львів. Політехніка»: Інформаційні системи та мережі. – 2011. – №715. – С. 273-283.

34. Chowdhury G. Introduction to Modern Information Retrieval/ G. Chowdhury. – 3rd ed. –Facet Publishing, 2010. – 488 p.

35. Hsinchun C. Cognitive process as a basis for intelligent retrieval systems design/ C. Hsinchun, V. Dhar //Information Processing & Management – Volume 27, Issue 5, – 1991 – P. 405-432.

36. Джарратано Д. Экспертные системы: принципы разработки и программирование: пер. с англ. / Д. Джарратано, Г. Райли – 4-е изд. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2007. – 1152 с.

37. Любченко К. М. Експертні системи в практичній медицині./ К. М. Любченко // Вісник НТУУ «КПІ»: Інформатика, управління та обчислювальна техніка. – К.: Век+ – 2008. – № 49 – С. 3-7.

38. Кельдер Т. Л. Курс: Інформаційні системи та технології в економіці [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу :<http://web.znu.edu.ua> – Назва з екрану.

39. Словак К. І. Використання експертних систем під час узагальнення та систематизації у процесі навчання вищої математики / К. І. Словак // Наук. зап. Терноп. нац. пед. ун-ту ім. В. Гнатюка. Сер. Педагогіка. – 2011. – Вип. 1. – С. 141-148.

40. Бурдаев В. П. Системы навчання з елементами штучного інтелекту: монографія / В. П. Бурдаев – Х: Вид. ХНЕУ, 2009. – 400 с.

41. Люггер Д. Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем / Д. Ф. Люггер – «Вильямс» – 2003. – 864 с.

42. Клачек П. М. Гибридные адаптивные интеллектуальные системы. Ч. 1: Теория и технология разработки: монография / П. М. Клачек, С. И. Корягин, А. В. Колесников, Е. С. Минкова — Калининград: Изд-во БФУ им. И. Канта, 2011. — 374 с.

43. Колесников А. В. Решение сложных задач коммивояжера методами функциональных гибридных интеллектуальных систем / А. В. Колесников, И. А. Кириков, С. В. Листопад, С. Б. Румовская, А. А. Доманицкий – М.: ИПИ РАН, 2011. – 295 с.

44. Бодяньський Є. В. Адаптивна інтелектуальна система керування на базі гібридної вейвлет-нейро-фаззі моделі / Бодяньський Є. В., Винокурова О. А.// Наукові праці. Комп'ютерні технології. – Випуск 161. Том 173 – 2011. – С. 50-54.

45. Коберси И С. Интеллектуальная адаптивная гибридная обучаемая система управления транспортными средствами./ И. С. Коберси, Д. А. Белоглазов // Известия ЮФУ. Технические науки: «Методы и средства адаптивного управления в электроэнергетике». – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ. – 2010. – №1 (102). – С. 110-117.

46. Polat K. A novel hybrid intelligent method based on C4.5 decision tree classifier and one-against-all approach for multi-class classification problems/ K. Polat, S. Güneş//Expert Systems with Applications – Volume 36, Issue 2, Part 1. – 2009. – P. 1587–1592.

47. Leia Y. A multidimensional hybrid intelligent method for gear fault diagnosis/ Y. Leia, M. J. Zuoa, Z. Heb, Y. Zi// Expert Systems with Applications – Volume 37, Issue 2. – 2010. – P. 1419–1430.

48. Зацеркляний М. М. Лінгвістичний процесор для пошуку та опрацювання кримінально значимої інформації в неструктурованих масивах / М. М. Зацеркляний, Д. Ю. Узлов // Х.: НТУ «ХПИ»: Інформатика и моделирование – 2011. – № 17.– С .87-94.

49. Bird S. Natural Language Processing with Python / S. Bird, E. Klein, E. Loper – O'Reilly Media, 2009 – 504 p.

50. Jurafsky D. Speech and Language Processing / D. Jurafsky, J. H. Martin – 2nd edition. – Pearson Prentice Hall, 2009 – 988 p.

51. Рыбина Г. В. Основы построения интеллектуальных систем / Г. В. Рыбина — М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2010. — 432 с.

52. Рыбина Г. В. Инструментарий для разработки экспертных систем: проблемы и тенденции / Г. В. Рыбина // Научная сессия МИФИ-2004. Т.3 Интеллектуальные системы и технологии – 2004 – с. 36-38.

53. Грітченко А. Г. Сучасні інформаційні технології у наукових дослідженнях. / А. Г. Грітченко // Інформаційні технології і засоби навчання. – 2012. – № 2(28) – 12 с.

54. Апостолюк В. О. Інтеллектуальні системи керування: консп. лекцій / В. О. Апостолюк, О. С. Апостолюк. – К.: НТУУ «КПІ», 2008. – 88 с.

55. Валетов В. А. Интеллектуальные технологии производства приборов и систем: учеб. пособие / В. А. Валетов, А. А. Орлова, С. Д. Третьяков. – СПб: ГУИТМО, 2008. – 134 с.

56. Сахнюк П. А. Интеллектуальные системы и технологии: учеб. пособие / П. А. Сахнюк – Ставрополь: Агрус, 2012. – 228с.

57. Балабанов А. А. Система поддержки принятия диспетчерских решений в АСУ ТП реального времени / А. А. Балабанов, Г. А. Ланчаков, В. В. Никаноров, Л. И. Бернер, А. А. Ковалев // Промышленные АСУ и контроллеры – 2007. —№2 – С.13-15.

58. Power D. J. What is a DSS? / D. J. Power // The On-Line Executive Journal for Data-Intensive Decision Support. — vol. 1. №3 – 1997.

59. Петров С. О. Інформаційна технологія аналізу процесу і синтезу адаптивної системи контролю знань: автореф. дис... канд. техн. наук : 05.13.06 / С. О. Петров. – Вінниця, 2013. – 20 с.

60. Паламарчук И. В. Перспективы развития современных интеллектуальных систем управления морскими судами / И. В. Паламарчук // Сучасні технології проектування, побудови, експлуатації і ремонту суден, морських технічних засобів і інженерних споруд: тези доп., 22-24 апреля 2013, г. Николаев – 5 с.

61. Мирошниченко Э. В. К применению систем поддержки принятия решений в технологических процессах/ Э. В. Мирошниченко // Вестник НТУУ «КПИ»: Серия Машиностроение – №59 – 2010 – С.107-110.

62. Симанков В. С. Методологические основы принятия решений с использованием автоматизации неформальных процедур / В. С. Симанков, М. М. Путято, Е. С. Тарасов //Журнал «Естественные и технические науки» – №4 – 2010. – С.292-297.

63. Питолин М. В. Принципы формирования интеллектуальной системы поддержки принятия решений на основе нейросетевого анализа данных / М. В. Питолин, А. В. Питолин // Вестник ВИ МВД России. – №1. – 2007. – С.147-152.

64. Макаров М. М. Методика интеллектуального анализа данных в системах поддержки принятия решений / М. М. Макаров // Известия ВУЗов. Технические науки. – №1. – 2008. – С.53-61.

65. Єнчев С. В. Інтелектуальна система автоматичного керування авіаційним гтд з використанням нейронних мереж / С. В. Єнчев, С. О. Таку // Science and Youth: Наука і молодь. Прикладна серія. – № 11-12. – 2012. – с.16-19.

66. Шкундина Р. А. Интеллектуальная система поддержки принятия решений на основе онтологии в сложных биосистемах / Р. А. Шкундина // Прикладная информатика. – №5. – 2006 – С.98-103.

67. Проталинский О. М. Концепция интеллектуального управления технологическими процессами грузового порта на основе имитационных моделей / О. М. Проталинский, А. А. Ханова // Вестник АГТУ. – №1. – 2007. – С.46-49.

68. Буянов Б. Б. Система поддержки принятия управленческих решений с применением имитационного моделирования / Б. Б. Буянов, Н. В. Лубков, Г. Л. Поляк // Проблемы управления. – №6. – 2006. – С.43-49.

69. Карелин В. П. Эволюционно-генетические и бионические методы моделирования коллективного интеллекта в системах управления и поддержки принятия решений / В. П. Карелин, В. И. Протасов // Вестник ТИУиЭ. – №1. – 2012. – С.71-76.

70. Зайцев А. А. Обзор эволюционных методов оптимизации на основе роевого интеллекта / А. А. Зайцев, В. В. Курейчик, А. А. Полупанов // Известия ЮФУ. Технические науки. – № 12 (113) – 2010. – С. 7-12.

71. Бернер Л. И. Интегрированные системы поддержки принятия решений в многоуровневых АСУ непрерывными технологическими процессами: автор. дис. ... доктора технических наук : 05.13.06 / Л. И. Бернер. – Москва, 2011. – 46 с.

72. Карякин Ю. Е. Модели и алгоритмы систем поддержки принятия решений на основе ситуационного подхода: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Ю. Е. Карякин – Тюмень, 2010. – 20 с.

73. Карелин В. П. Интеллектуальные технологии и системы искусственного интеллекта для поддержки принятия решений / В. П. Карелин // Вестник ТИУиЭ. – 2011. – №2. – С.79-84.

74. Кириков И. А. Исследование эффекта самоорганизации в компьютерных системах поддержки принятия решения на примере многоагентных систем / И. А. Кириков, А. В. Колесников, С. В. Листопад // Вестник БФУ им. И. Канта. – 2010. – №10. – С.79-90.

75. Филатов В. А. Состояние и тенденции развития агентных технологий в задачах информационной поддержки / В. А. Филатов, Л. А. Пономаренко / Проблеми підвищення ефективності інфраструктури: Вип.8. – Київ: НАУ, 2002. – с.174-180.

76. Сараев А. Д. Системный анализ и современные информационные технологии / А. Д. Сараев, О. А. Щербина //Труды Крымской Академии наук. — Симферополь: СОНАТ, 2006. — С. 47-59.

77. Терелянский П. В. Системы поддержки принятия решений. Опыт проектирования: монография / П. В. Терелянский – Волгоград: ВолгГТУ., 2009. — 127 с.

78. Рязанцев А. И. Система поддержки принятия решений при управлении технологическим процессом в предаварийных ситуациях/ А. И. Рязанцев, Л. А. Шумова, И. С. Скарга-Бандурова //Вісник СНУ ім. В. Даля. – №9(151)/ Ч.1 – 2010 – С.189-193.

79. Довбыш А. С. Интеллектуальные информационные технологии в электронном обучении / А. С. Довбыш, А. В. Васильев, В. А. Любчак. – Сумы: Сумский государственный университет, 2013. – 177 с.

80. Шабельников А. Н. Реализация хранилищ данных в системах поддержки принятия решений/ А. Н. Шабельников, В. А. Тартынский // журнал «Автоматика, связь, информатика» – №7 – 2010. – С. 2-4.

81. Power D. J. Decision Support Systems: A Historical Overview/ D. J. Power // Handbook on Decision Support Systems International Handbooks Information System. – 2008 – P. 121-140.
82. Eom S. B. A Survey of Decision Support System Applications (1995-2001)/ S. B. Eom, Y. B. Kim // Journal of the Operational Research Society. – vol. 57, no. 11 – 2006. – P.1264-1278.
83. Асєєв Г. Г. Концепція систем підтримки прийняття рішень / Г. Г. Асєєв // Бібліотекознавство. Документознавство. Інформологія: Науковий журнал. – 2011. – № 3. – С. 10-16.
84. McGee K. The 2011 Gartner Scenario: Current States and Future Directions of the IT Industry / K. McGee // Gartner. – 20 January 2011. – No. G00209949. – P. 31.
85. Ситник В. Ф. Основи інформаційних систем: навч. посіб. /В. Ф. Ситник, Т. А. Писаревська, Н. В. Єршоміна, О. С. Краєва; за ред. В. Ф. Ситника. – вид.2-ге, перероб і доп. – К.:КНЕУ, 2001. – 420с.
86. Кузьменко Г. Є. Підхід до оцінки рівня інтелектуалізованих систем та визначення основних напрямків інтелектуалізації інформаційних технологій СППР / Г. Є. Кузьменко, В. А Литвинов// Інтелектуальний аналіз інформації: між. н. к., 2007: тези доп. – К.– 15 с.
87. Юрков В. А. Машинный интеллект и обучение человека: моногр. / В. А. Юрков – Пенза: ИИЦ ПГУ, 2008. – 226 с.
88. Матвійчук А. Можливості та перспективи створення штучного інтелекту / А. Матвійчук // Вісник Національної академії наук України. – № 12. – 2011.– 36-50 с.
89. Russell S. J. Artificial Intelligence: A Modern Approach / S. J. Russell, P. Norving. – 2nd edition. – Prentice Hall, 2002. – 1132 p.
90. Луценко Е. В. Интеллектуальные информационные системы: учеб. пособие / Е. В. Луценко – Краснодар, КубГАУ, 2004. – 633 с.
91. Рост кристаллов / В. И. Горилецкий, Б. В. Гринев, Б. Г. Заславский др., – Харьков: АКТА, 2002. – 535 с.

92. Суздаль В. С. Модели выращивания кристаллов [Электронный ресурс] – Режим доступа к ресурсу: http://mathscinet.ru/suzdal_v/models/ – название с экрана.

93. Суздаль В. С. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание / В. С. Суздаль, П. Е. Стадник, Л. И. Герасимчук, Ю. М. Епифанов. – Харків : ИСМА, 2009 . – 259 с.

94. Paweł Tomaszewski Jan Czochralski i jego metoda, Oficyna Wydawnicza ATUT, Wrocław-Kcynia 2003. – ISBN 83-89247-27-5.

95. Заславский Б. Г. Состояние и перспективы автоматизированного вытягивания щелочно-галлоидных сцинтилляционных МК большого диаметра из расплава с изменяющейся геометрией свободной поверхности / Б. Г. Заславский // Функциональные материалы для науки и техники. – Харьков: Институт МК. – 2001. – С. 490-513.

96. Горилецкий В. И. Автоматизация процессов выращивания и управления свойствами крупногабаритных щелочно-галлоидных МК / В. И. Горилецкий, К. В. Шахова / Функциональные материалы для науки и техники. – Харьков: Институт МК. – 2001. – С. 466-489.

97. Суздаль В. С. Синтез отказоустойчивых автоматизированных систем управления процессами выращивания высококачественных крупногабаритных монокристаллов: дис. ...доктора техн. наук: 05.13.07/ В.С. Суздаль. – Харьков, 2006. – 396 с.

98. J. Czochralski Ein neues Verfahren zur Messung der Kristallisationsgeschwindigkeit der Metalle // Zeitschrift für Physikalische Chemie. – 1918. – 92 – P. 219–221.

99. Бородин А. В. Алгоритм управления профилем кристалла для автоматического выращивания методом Чохральского / А. В. Бородин, И. С. Петьков, Д. Н. Францев // Научное приборостроение. СПб., 2002. – Т. 12. № 1. – С. 25.

100. Oksanich A. P. Principles of the control system for dislocation-free silicon single crystal growing under maintaining the crystal diameter and melt

temperature / A. P. Oksanich, S. E. Pritchyn, K. D. Vdovichenko / Functional Materials. – Kharkiv. – 2001. – 8(2). – P. 377-380.

101. Бережная М. А. Отказоустойчивые системы управления на основе микроконтроллеров / М. А. Бережная, Л. В. Дербунович, В. С. Суздаль, И. И. Тавровский, И. Н. Темников // Вестник «ХПИ». – Харьков: НТУ «ХПИ». – 2002. – Т.1. – Вып.12. – С. 218–220.

102. 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.

103. Левыкин В.М. Концепция создания распределенных информационных управляющих систем // АСУ и приборы автоматики. - 1998. - Вып.108.- С. 32-41.

104. Балонин Н. А. Синтез регуляторов простой структуры для управления процессами кристаллизации / Н. А. Балонин, В. С. Суздаль, Ю. С. Козьмин // Вестник «ХПИ»: Автоматика и приборостроение. – Харьков : НТУ «ХПИ». – 2014. – № 15 (1058). – С. 3-11.

105. Дербунович Л. В. Прогнозное управление процессом выращивания сцинтилляционных монокристаллов / Л. В. Дербунович, Л. И. Герасимчук, В. С. Суздаль, А. В. Соболев // Вісник «ХПИ». – 2005. – №17. – С. 26-29.

106. Петренко В. Р. Использование принципа прогнозного управления для регулирования диаметра Cz-Si монокристаллов / В. Р. Петренко, С. В. Івшкін // Науковий вісник КУЕІТУ «Нові технології». – 2009. – №4(26). – С. 30–39.

107. Общеотраслевые руководящие методические материалы по созданию и применению автоматизированных систем управления технологическими процессами в отраслях промышленности (ОРММ – 3 АСУТП) – 1986. – 191 с.

108. Stouffer K. Guide to Industrial Control Systems (ICS) Security / K. Stouffer, J. Falco, K. Scarfone. – National Institute of Standards and Technology – 2011. – 155 p.
109. Системы диспетчерского управления сбора данных (SCADA-системы). Журнал «Мир компьютерной автоматизации on-line», №3, 1999. [Электронный ресурс] – Режим доступа к ресурсу: <http://www.mka.ru/?p=41524> – название с экрана.
110. Никитин А. В. Применение SCADA системы КОНТУР для гибкого производства / Никитин А. В. // Вестник ХНАДУ. – №30 – 2005.
111. Сидоренко В. Я. Розподілені системи керування на базі вітчизняних контролерів / В. Я. Сидоренко, І. С. Скарга-Бандурова // Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля. – № 10 (164) ч.2. – 2011.
112. Kshemkalyani D. Distributed Computing: Principles, Algorithms, and Systems./ D. Kshemkalyani, M. Singhal. – New York: Cambridge University Press, 2008. – 756 с.
113. Минаев И. Г. Программируемые логические контроллеры в автоматизированных системах управления / И. Г. Минаев, В. М. Шарапов, В. В. Самойленко, Д. Г. Ушкур. – 2-е изд., перераб. и доп. – Ставрополь: АГРУС, 2010. – 128 с.
114. Hugh J. Automated Manufacturing Systems PLCs / J. Hugh. –Second Draft. — 2001. —765p.
115. Ахремчик О. Л. Учет свойств программируемых контроллеров при автоматизированном проектировании систем автоматизации Промышленные АСУ и контроллеры. / О. Л. Ахремчик // – Издательство «Научтехлитиздат» (Москва). – № 2. – 2009. – С. 44-47.
116. Денисенко В. В. Компьютерное управление технологическим процессом, экспериментом, оборудованием / В. В. Денисенко. –М.:Горячая линия – Телеком, 2009. – 608 с.

117. Castillo O. Hybrid Intelligent Systems. / O. Castillo, P. Mellin // — Springer-Verlag. – 2006.
118. Ключек П.М. Гибридные адаптивные интеллектуальные системы. Ч. 1: Теория и технология разработки: монография./ П. М. Ключек, С. И. Корягин, А. В. Колесников, Е. С. Минкова. — Калининград: Изд-во БФУ им. И. Канта, 2011. — 374 с.
119. Peddabachigaria S. Modeling intrusion detection system using hybrid intelligent systems/ S. Peddabachigaria, A. Abrahamb, C. Grosanc, J. Thomas // Journal of Network and Computer Applications. – v. 30, issue 1. – 2007. – P. 114–132.
120. Нельсон Б. Распределенная система управления или программируемые логические контроллеры? Семь вопросов в помощь ищущим наилучшее решение. / Б. Нельсон, Т. Стауффер // [электронный ресурс] – режим доступа: http://old.automation-drives.ru/as/download/ascat/simatic_pcs7 – название с экрана.
121. Митрахович М. М. Интеграция методов при синтезе сложных систем в условиях априорной неопределенности. / М. М. Митрахович // ААЭКС. – №2(22). – 2008.
122. Арасов В. Б. Интеллектуальные SCADA-системы: истоки и перспективы / В. Б. Арасов, М. Н. Святкина // Наука и образование: электронное научно-техническое издание. – №13. – 2011. – С. 35 – 48.
123. Зуров Е. В. Информационная технология принятия решений при управлении сложными объектами с оценкой технического состояния на основе экспертных систем: автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06 / Е. В. Зуров – СПб. : ФГОУ ВПО СПГУВК, 2007. – 16 с.
124. Сідлецький В. М. Автоматизоване управління дифузійною станцією з підсистемою підтримки прийняття рішень: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.07 / В. М. Сідлецький. – К., 2009. – 21 с.
125. Старосоцкий А. В. О роли систем информационного сопровождения в повышении конкурентоспособности сталеплавильной

продукції. / А. В. Старосоцкий, С. А. Храпко, Т. В. Щербина // Автоматизация в промышленности. – №8 – 2009. – С. 49-52.

126. Кукленко Д. В. Моделі та інформаційні технології інтелектуального інжинірингу даних в автоматизованих системах управління технологічними процесами: автореф. дис...канд. техн. наук: 05.13.06/ Д. В. Кукленко – Х., 2005.– 19 с.

127. Рудакова А. В. Проблемы интеграции сложных систем. / А. В. Рудакова // ААЭКС: Моделирование объектов и систем управления. – №2(22). – 2008.

128. Марутьян С. В. Конкуренция в области промышленного производства / С. В. Марутьян // Современная конкуренция. – №4. – 2007. – С.133-139.

129. Asaro P. From Mechanisms of Adaptation to Intelligence Amplifiers: The Philosophy of W. Ross Ashby / P. Asaro // The Mechanical Mind in History. – Cambridge, MA: MIT Press – 2008. – P. 149-184.

130. Herbert A. Simon. Biographical. [Electronic resource] – Nobel Media AB, 2013.– Mode of access: <http://www.nobelprize.org> – Screen title.

131. Иванов Е. Б. Разработка системы поддержки принятия решений по управлению доменным процессом на основе логической модели: автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Е. Б. Иванов.– К, 2009.– 25 с.

132. Демківський Є. О. Інформаційні технології аналізу і прогнозування нестационарних процесів: автореф. дис. ... канд. техн. наук. 05.13.06 / Є. О. Демківський. – К., 2007. – 20 с.

133. Айвазян С. А. 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.

134. Краснополюсовський А. С. Класифікаційний аналіз даних: навч. пос. / А. С. Краснополюсовський – Суми: Вид-во СумДУ, 2002. – 159 с.

135. Кий М. О. Класифікаційне управління процесом виробництва складних мінеральних добрив / М. О. Кий, В. М. Волков, А. С. Краснополюсовський та ін. // Восточно-европейский журнал передових технологій. – №6(6). – 2003. – С. 12-17.
136. Бурцев М. В. Синтез комбінованого вирішального правила в задачі медичної діагностики / М. В. Бурцев, А. І. Поворознюк // Вісник НТУ «ХПІ». Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. –Харків: НТУ «ХПІ». – №43. – 2009. – С. 27-33.
137. Усков А. А. Интеллектуальные системы управления на основе методов нечеткой логики / А. А. Усков, В. В. Круглов. – Смоленск: Смоленская городская типография, 2003. – 177 с.
138. Втюрин В. А. Автоматизированные системы управления технологическими процессами. Основы АСУТП: учебн. пособ. / В. А. Втюрин. – СПб., 2006. – 152 с.
139. Нестеров А. Л. Проектирование АСУТП: метод. пособ. Книга 1. / А. Л. Нестеров. – СПб Издательство ДЕАН, 2006. – 552 с.
140. Попович М. Г. Теорія автоматичного керування: підручник./ М. Г. Попович, О.В. Ковальчук. – 2-ге вид., – К.:Либідь, 2007. – 656 с.
141. Шараєвський Г. І. Адаптивний нейромережевий комплекс для автоматичної діагностики стохастичних динамічних об'єктів атомної електростанції / Г. І. Шараєвський // Проблеми програмування. – № 2–3 Спеціальний випуск – 2010. – С. 611-615.
142. Чумак О. І. Приймання багатопозиційних сигналів OFDM за невідомих апріорних даних / О. І. Чумак, О. С. Стец, О. С. Єфремов // Зв'язок : наук.-вироб. журн. – N 3. – 2011. – С. 33-35.
143. Кучеренко Є. І. Теоретичні основи та технології оцінки технічного стану просторово розподілених об'єктів : монографія / Є. І. Кучеренко, Д. Є. Краснокутський. – Х.: ХНАМГ, ХНУРЕ, 2011. – 167 с.
144. Краснополюсовський А. С. Про вибір критерію функціональної ефективності системи розпізнавання, що навчається /

А. С. Краснополюсовський, А. В. Черниш, О. Ю. Сластишевський // Радиоэлектроника и информатика – 2001. – №4. – С. 121-124.

145. Hastie T. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. — 2nd ed. — Springer-Verlag, 2009. — 746 p.

146. Witten I. H. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques / I. H. Witten, E. Frank. — 2nd ed. — M. Kaufman, 2005 — 525 p.

147. Потапов А. С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основе принципа минимальной длины описания / А. С. Потапов. — СПб.: Политехника, 2007. — 548 с.

148. Галушкин А. И. Нейронные сети. Основы теории / А. И. Галушкин. — Изд-во: Горячая Линия – Телеком, 2012. — 496 с.

149. Максмович В. М. Алгоритм логарифмічного зворотного поширення помилки для навчання нейромережевих СЗИ / В. М. Максмович, І. І. Рудик // Вісник СНУ ім. В. Даля. — №9(151)/ Ч.1 — 2010 — С.45-49.

150. Гаврилов А. В. Алгоритм обратного распространения ошибки для обучения на отрицательных примерах / А. В. Гаврилов // XIV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2012», Ч. 2, 2012. — С. 209-218.

151. Аксенов В. В. Применение байесовского подхода для оценки сигнально-помеховой обстановки канала передачи информации технологической системы свящи / В. В. Аксенов, В. И. Павлов // Вестник ТГТУ. — Том 19. № 2. — 2013. — С. 284-290.

152. Su J. Full Bayesian network classifiers / J. Su, H. Zhang // Proceedings of the intern. conference on machine learning. —2006. — P. 897-904.

153. Tu H. Information integration via hierarchical and hybrid Bayesian networks / H. Tu, J. Allanach, S. Singh, K. R. Pattipati, P. Willett // Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans. — 36(1). — 2006. — P. 19-33.

154. Chaoqun L. One Dependence Value Difference Metric / L. Chaoqun, L. Hongwei // *Knowledge-Based Systems*. – vol.24, is. 5. –2011 – P.589-594.
155. Webb G. I. Not So Naive Bayes: Aggregating One-Dependence Estimators / G. I. Webb, J. Boughton, Z. Wang // *Machine Learning*. –vol. 58, issue 1. – 2005. – P. 5–24.
156. Begum S. Case-Based Reasoning Systems in the Health Sciences: A Survey of Recent Trends and Developments / S. Begum; M. U Ahmed, P. Funk, N. Xiong, M. Folke // *Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*. – 41 (4). – 2011 – P. 421–434.
157. Бальзамов А. А. Построение модели и выбор математических методов системы поддержки принятия решения в судебном производстве / А. А Бальзамов // *Электроника и информационные технологии* – № 2 (4). – 2008. – 8с.
158. Ferreira C. Gene Expression Programming: Mathematical Modeling by an Artificial Intelligence / C. Ferreira. – Springer – 2nd ed. – 2006. – 478 p.
159. Gagliardi F. Instance-based classifiers applied to medical databases: Diagnosis and knowledge extraction / Gagliardi F. // *Artificial Intelligence in Medicine*. – № 52 (3). – 2011. – P. 123-139.
160. Ткаченко О. М. Метод швидкого пошуку найближчого сусіда з обчисленням відстані за зваженою евклідовою метрикою / О. М. Ткаченко, О. Ф. Грійо // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. – 2013. – № 1. – С. 116-122.
161. Campbell C. Learning with Support Vector Machines / C. Campbell, Y. Ying. – Morgan and Claypool, 2011. – 95 p.
162. Бериков В. С. Современные тенденции в кластерном анализе / В С. Бериков, Г. С Лбов // *Всероссийский конкурсный отбор обзорно-аналитических статей по приоритетному направлению «Информационно-телекоммуникационные системы»*, 2008. — 26 с.
163. Шелехов І. В. Гібридний кластер-аналіз керованих технологічних процесів за інформаційно-екстремальною інтелектуальною технологією /

І. В. Шелехов // Інтелектуальні системи в промисловості і освіті: між нар. наук.-техн. конф., 7-9 листопада 2007 р.: тези доп.–Суми, 2007.– С. 53-55.

164. Кузьмін І. В. Оптимізація словника ознак розпізнавання для інформаційно-екстремального унімодального класифікатора / І. В. Кузьмін, В. В. Москаленко // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2012. – №5. – С. 91–97.

165. Довбиш А. С. Оптимізація словника ознак розпізнавання для інформаційно-екстремального гіпереліпсоїдного класифікатора / А. С. Довбиш, В. В. Москаленко // Вісник НТУ «ХПІ»: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків: НТУ “ХПІ”.– 2012. –№ 30. – С. 65-77.

166. Dovbysh A. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies / A. S. Dovbysh, M. S. Rudenko // Cybernetics and Systems Analysis – 2014. – Vol. 50,Iss. 1. – pp. 157-162.

167. Dovbysh A. S. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography / A. S. Dovbysh, S. S. Martynenko, A. S. Kovalenko, N. N. Budnyk, // J. Automat. and Inform. Sci. – 2011. – 43, No. 2. – pp.63-70.

168. Harphama C. The effect of different basis functions on a radial basis function network for time series prediction / C. Harphama, C. W. Dawson // Neurocomputing. – vol. 69, issues 16–18. – 2006. – P. 2161-2170.

169. Shah-Hosseini H. Binary Tree Time Adaptive Self-Organizing Map / H. Shah-Hosseini // Neurocomputing. – №74 (11). – 2011. – P. 1823–1839.

170. Rogovschi N. Самоорганізаційна карта для змішаних неперервних і категорійних даних / N. Rogovschi, M. Lebbah, Y. Bennani.// International Journal of Computing. – т. 10, вип. 1. – 2011. – С. 24-32.

171. Kekre H. B. New Clustering Algorithm for Vector Quantization using Rotation of Error Vector / H. B. Kekre, T. K. Sarode // International Journal of Computer Science and Information Security. – vol. 7, № 3. – 2010. –P. 159 – 165.

172. Palanisamy S. K. Association Rule Based Classification: Degree of Master of Science / S. K. Palanisamy. – WORCESTER, 2006. – p. 86.
173. Auffarth B. Clustering by a Genetic Algorithm with Biased Mutation Operator/ B. Auffarth // WCCI CEC. IEEE, July 18–23. – 2010.
174. Apostol K. Temporal Difference Learning / K. Apostol. – SaluPress ©2012. – 2012. – 96 p.
175. Strehl A. L. Pac model-free reinforcement learning / A. L. Strehl, L. Li, E Wiewiora, J. Langford. // 23nd ICML. – 2006. – P 881-888.
176. Nissen S. Large Scale Reinforcement Learning using Q-SARSA(λ) and Cascading Neural Networks / S. Nissen. – D.:University of Copenhagen, 2007. – 254 p.
177. Козинець М. В. Система інтелектуальної підтримки прийняття рішень для автоматизації розподілених технологічних процесів: автореф. дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.13.07, «Автоматизація процесів керування» /М. В Козинець.– К, 2009.– 20 с.
178. Шелехов І. В. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для автоматизації виробництва складних мінеральних добрив: автореф. дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.13.07, «Автоматизація процесів керування» / І. В. Шелехов, НТУ «ХПІ». – Х., 2010. – 20 с.
179. Pavlov M. V. The Boussinesq equation and Miura type transformations, *Fundamentalnaya i prikladnaya matematika*. –2004 – vol. 10, № 1. – pp. 175-182.
180. Kullback S. On information and sufficiency / S. Kullback, R. A. Leibler // *The Annals of Mathematical Statistics*. – 1951. – V.22. № 1. – P. 79-86.
181. Довбыш А. С. Информационно-экстремальный алгоритм обучения системы диагностирования патологических процессов / А. С. Довбыш, С. А. Джулгам, А. А. Стадник // Сборник статей «Инновации в науке». – Новосибирск: НП «СибАК». – 2013. – №23. – С. 45–54.

182. Duda R. O. Pattern classification / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork: second ed. – New York: John Wiley&Sons. – 2001. – 738 p.
183. Жураковський Ю. П. Теорія інформації та кодування: підручник / Ю. П. Жураковський, В. П. Полторак. — К.: В.Ш., 2001.— 255 с.
184. Москаленко В. В. Ієрархічний інформаційно-екстремальний класифікатор / В. В. Москаленко, С. А. С. М. Джулгам // Радіоелектронні і комп'ютерні системи: наук.-техн. журнал. – 2012.– №3(55).– С. 86–93.
185. Grinstein G. High-dimensional visualizations./ G. Grinstein, M. Trutschl, U. Cvek // Visual Data Mining, ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining – 2001 – pp 1-14.
186. Wong P. C. 30 Years of Multidimensional Multivariate Visualization. Scientific Visualization /P. C. Wong, R. D. Bergeron. – 1994.
187. Kovalerchuk B. Visual discovery in multivariate binary data /B. Kovalerchuk, F. Delizy, L. Riggs and E. Vityaev// Proc. SPIE 7530, Visualization and Data Analysis. – 2010.
188. P. van der Maaten L. J. Dimensionality Reduction: A Comparative Review./ L. J. P. van der Maaten, E. O. Postma, H. J. van den Herik, Tilburg University Technical Report, TiCC-TR. – 2009.
189. P. van der Maaten L. J. Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE / L. J. P. van der Maaten, G. E. Hinton // Journal of Machine Learning Research. – 2008 – 9(Nov) – pp.2579-2605.
190. Федосеев Р. Ю. Кто изобрёл дешкомпьютер? / Р. Ю. Федосеев // Журнал «Дети, техника, творчество» – 2002. – № 4.
191. Сеньо П. С. Теорія ймовірностей та математична статистика: підр. / П. С. Сеньо. – 2-ге вид. – К. Знання, 2007. – 556 с.

ДОДАТОК А

Перелік технологічних параметрів процесу вирощування монокристалів

№ п./п.	Найменування	Позначення	Одиниця вимірювання
1	Час розрощування МК	t_p	хв
2	Висота меніска розплаву	h	мм
3	Висота (рівень) розплаву в тиглі	H	мм
4	В'язкість розплаву	η	
5	Діаметр тиглю	D_T	мм
6	Діаметр МК, поточне значення	d	мм
7	Діаметр МК, початкове значення	D_0	мм
8	Діаметр циліндричної частини МК	$D_{ц}$	мм
9	Довжина (висоти) МК	l_k	мм
10	Зміна рівня розплаву в тиглі	ΔH	мм
11	Концентрація домішки	C'	%
12	Об'єм МК	V_k	мм ³
13	Відношення щільності розплаву рідкої та твердої фаз, ρ_l/ρ_s	ζ_p	-
14	Периметр поперечного перерізу МК	P	мм
15	Щільність рідкої та твердої фаз	ρ_p, ρ_k	г/см ³
16	Площа поперечного перерізу МК	S_k	мм ²
17	Площа поперечного перерізу тигля	S_T	мм ²
18	Рівноважна температура	T_1	°C

№ п./п.	Найменування	Позначення	Одиниця вимірювання
19	Швидкість росту МК	v_k	мм/час
20	Швидкість зміни рівня розплаву	v_y	мм/час
21	Швидкість витягання МК	$v_{\text{вйт}}$	мм/час
22	Швидкість обертання МК	Ω	об/хв.
23	Швидкість обертання тигля	Ω_T	об/хв.
24	Масова швидкість підпитки розплаву	μ	г/хв.
25	Температура	T	°C
26	Кут між дотичною до меніску розплаву у трьохфазної лінії з горизонталлю	α_0	град
27	Рівень розплаву	H	мм
28	Частота вібрації дозатора при підживленні	F	Гц

ДОДАТОК Б

(інформаційний) Акти впровадження

ЗАТВЕРДЖУЮ

Перший проректор Сумського
державного університету

_____ Карпуша В. Д.

« _____ » 2015 р.

АКТ

впровадження в навчальний процес Сумського державного університету наукових результатів кандидатської дисертації асистента кафедри комп'ютерних наук Береста Олега Борисовича на тему: «Методи класифікації функціонального стану технологічного процесу в автоматизованій системі керування вирощування»

Комісія у складі:

голови – декана факультету електроніки та інформаційних технологій, д.ф.-м.н., професора С. І. Проценка та членів комісії: заступника декана факультету електроніки та інформаційних технологій з навчально-методичної роботи, к.т.н., доцента О. В. Алексенко і заступника завідувача кафедри комп'ютерних наук, к.ф.-м.н., ст. викладача Д. В. Великодного розглянула впровадження в навчальний процес наукових результатів кандидатської дисертації асистента кафедри комп'ютерних наук Береста О.Б. і встановила:

- 1) результати дисертаційної роботи використано в 5 бакалаврських та 2 дипломних роботах студентів кафедри комп'ютерних наук;
- 2) в курсових роботах з навчальної дисципліни «Програмування» при формуванні вхідного математичного опису інтелектуальних систем керування;
- 3) в розділі «Категорійне моделювання» в навчальній дисципліні «Сучасні засоби моделювання»;
- 4) в розділі «Алгоритми інтелектуальних систем керування» в навчальній дисципліні «Програмні засоби системної інженерії».

Голова комісії, декан факультету
електроніки та інформаційних технологій,
д.ф.-м.н., професор



С. І. Проценка

Члени комісії:

Заступник декана факультету
електроніки та інформаційних технологій
з навчально-методичної роботи,
к.т.н., доцент



О. В. Алексенко

заступник завідувача кафедри
комп'ютерних наук,
к.ф.-м.н., ст. викладач



Д. В. Великодний

ЗАТВЕРДЖУЮ
Головний інженер
інституту сцинтиляційних
матеріалів НАН України



А.П. Бородавка
_____ 2015 р.

АКТ

про використання результатів наукової роботи
асистента кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету
Береста Олега Борисовича

Комісія у складі: голова комісії – старший науковий співробітник, д.т.н. В. С. Суздаль і члени комісії: науковий співробітник, к.т.н. Ю. С. Козьмін і науковий співробітник, к.т.н. О. В. Соколов розглянула використання наукових результатів дисертаційної роботи асистента Сумського державного університету Береста О. Б. на тему «Методи класифікації функціонального стану технологічного процесу в автоматизованій системі керування вирощування»

Комісія встановила, що при модернізації автоматизованої системи керування вирощування сцинтиляційних монокристалів було використано такі результати наукової роботи Береста О. Б.:

- інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів на установці «РОСТ»;
- інформаційне і програмне забезпечення здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень для керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів.

Використання вище наведених результатів наукової роботи Береста О.Б. дозволило підвищити функціональну ефективність системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів шляхом надання їй властивості адаптивності.

Голова комісії

В.С. Суздаль

Члени комісії

Ю.С. Козьмін

О.В. Соколов