

А.С. Довбиш

**ОСНОВИ ПРОЕКТУВАННЯ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ
СИСТЕМ**

Навчальний посібник

Рекомендовано Міністерством освіти і науки України

Суми
«Видавництво СумДУ»
2009

УДК 004.89(075.8)

ББК 32.373.202.273

Д 58

Рецензенти:

О.Ю. Соколов – доктор технічних наук, професор
(Національний аерокосмічний університет ім. М.Є.Жуковського
"Харківський авіаційний інститут", м. Харків);

О.А. Стенін – доктор технічних наук, професор
(Національний технічний університет України "Київський
політехнічний інститут, м. Київ);

Є.А. Лавров – доктор технічних наук, професор
(Національний аграрний університет, м. Суми)

Рекомендовано Міністерством освіти і науки України як
навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів
(лист №1.4/18-Г-2988 від 31.12.2008 р).

Довбиш А.С.

Д 58 Основи проектування інтелектуальних систем:
навчальний посібник/А.С. Довбиш.– Суми: Вид-во
СумДУ, 2009.– 171 с.

ISBN 978-966-657-225-0

У посібнику розглянуто питання методології проектування інтелектуальних систем. При цьому наголос зроблено на поданні сучасних методів оптимізації параметрів навчання у рамках перспективної інформаційно-екстремальної технології аналізу та синтезу інтелектуальних систем, що дозволяє будувати безпомилкові за навчальною вибіркою вирішальні правила за умов апріорної невизначеності.

Посібник розраховано на студентів і викладачів вищих навчальних закладів і може бути корисним спеціалістам, які займаються проектуванням та експлуатацією інтелектуальних систем різного призначення.

УДК 004.89(075.8)

ББК 32.973.202.273

ISBN 978-966-657-225-0

© Довбиш А..С., 2009

ЗМІСТ

Список скорочень	6
Передмова.....	7
Вступ.....	8
1. Методологія проектування інтелектуальних систем	10
1.1. Основні визначення та класифікація інтелектуальних систем (ІС)	10
1.2. Основні принципи проектування ІС	19
1.3. Основні властивості ІС	22
1.4. Етапи проектування ІС	25
1.5. Види забезпечення ІС	28
1.6. Структура і функції ІС, що навчається	31
1.7. Загальна постановка задачі інформаційного синтезу ІС, що навчається.....	36
1.8. Основні задачі інформаційного синтезу ІС	39
1.9. Контрольні запитання та завдання до першого розділу.....	44
2. Методи аналізу та синтезу ІС, що навчаються	47
2.1. Методологія проектування інформаційного забезпечення ІС	47
2.2 Основні положення ІЕІ-технології.....	51
2.3. Формування вхідного математичного опису	58
2.4. Визначення мінімального обсягу репрезентативної навчальної вибірки.....	61

2.5. Визначення нормованих допусків на ознаки розпізнавання.....	66
2.6. Оцінка статистичної стійкості і статистичної однорідності навчальної вибірки.....	74
2.7. Інформаційні критерії оптимізації параметрів функціонування ІС, що навчається	77
2.8. Базовий інформаційно-екстремальний алгоритм навчання.....	85
2.9. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання.....	89
2.10. Оптимізація рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образів	106
2.11. Оптимізація кроку квантування за часом вхідних реалізацій.....	116
2.12. Оптимізація словника ознак розпізнавання	121
2.13. Класифікаційне самонастроювання ІС, що навчається.....	125
2.14. Функціонування ІС в режимі екзамену	130
2.15. Визначення періоду прийняття рішень в режимі екзамену.....	133
2.16. Контрольні запитання та завдання до другого розділу.....	139
3. Вступ до прогностичної класифікації.....	143
3.1. Аналіз проблеми та постановка задачі.....	143
3.2. Прогностична класифікація у рамках ІЕІ-технології.....	147
3.3. Математичні моделі прогностичної класифікації.....	155
3.4. Прогнозування моменту перенавчання ІС	157

3.5. Контрольні запитання та завдання до третього розділу.....	162
Список літератури	164

СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

- АСК – автоматизована система керування;
АСКТП – автоматизована система керування технологічним процесом;
БКОІ – блок кінцевого оброблення інформації;
БП – блок прогнозування;
БПОІ – блок первинного оброблення інформації;
БРА – блок розвідувального аналізу;
БФВР – блок формування векторів розпізнавання;
ЕПС – екстремальна порядкова статистика;
ІС – інтелектуальна система;
ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;
КТЗ – комплекс технічних засобів;
КФЕ – критерій функціональної ефективності;
ОПР – особа, що приймає рішення;
СКД – система контрольних допусків;
СНД – система нормованих допусків;
СППР – система підтримки прийняття рішень;
ТЗ – технічне завдання.

ПЕРЕДМОВА

У навчальному посібнику “Основи проектування інтелектуальних систем” узагальнено накопичений автором досвід викладання навчальної дисципліни «Основи проектування інтелектуальних систем», яка вивчається магістрами та студентами спеціальності «Інформатика» в Сумському державному університеті. Зрозуміло, що цей посібник, обмежений за обсягом, не охоплює всі напрями і підходи до проектування широкого класу інтелектуальних систем. Наприклад, у посібнику зовсім не розглядаються питання аналізу і синтезу штучних нейронних мереж і лінгвістичних інтелектуальних систем, які вивчаються в дисципліні бакалаврського рівня «Системи штучного інтелекту», а методи теорії розпізнавання викладаються в окремій навчальній дисципліні «Теорія розпізнавання образів». При цьому автор поділяє думку про доцільність наявності декількох доповнюючих один одного підручників і посібників з питань проектування інтелектуальних систем, що є об’єктивною необхідністю магістерської підготовки за таким широким напрямом, як “Інформатика”.

У посібнику, що пропонується, основний наголос зроблено на аналізі та синтезі здатних навчатися (самонавчатися) інтелектуальних систем широкого призначення на основі сучасних перспективних інтелектуальних технологій.

Автор щиро сподівається, що викладений у посібнику матеріал буде використано магістрами та спеціалістами при проектуванні інтелектуальних систем у всіх галузях соціально-економічної сфери українського суспільства.

ВСТУП

Однією із основних тенденцій сучасного розвитку науково-технічного прогресу всіх галузей соціально-економічної сфери суспільства є інтелектуалізація творчої діяльності шляхом моделювання на базі ЕОМ притаманних людині когнітивних процесів при прийнятті рішень. Особливо актуальним для промисловості України є використання інтелектуальних технологій при проектуванні та виготовленні виробів, що повинні задовольняти вимоги європейських та світових стандартів. На сьогодні будь-який складний виріб не є конкуренто-спроможним, якщо він не містить інтелектуальної складової. І далі ця тенденція буде тільки посилюватися. Тому основні світові виробники сучасних автоматизованих систем керування (АСК) вже давно зрозуміли, що орієнтація на виготовлення високоточного технологічного обладнання без інтелектуальної складової не дозволяє ефективно здійснювати керування слабо формалізованими процесами за умов апріорної невизначеності та ресурсних обмежень. Наприклад, основною умовою використання такого обладнання є вимога жорсткого вхідного контролю сировини та матеріалів. Але для сировини та матеріалів природного походження, які широко використовуються в хімічній, металургійній, харчовій та інших галузях промисловості, виконання такої умови є ускладненим через невирішені технічні проблеми поточного контролю. Тому саме інтелектуалізація АСК складними слабо формалізованими об'єктами та процесами дозволяє надати їм властивості адаптивності на основі самонавчання та розпізнавання образів.

У посібнику викладено основи аналізу та синтезу здатних навчатися (самонавчатися) ІС у рамках прогресивної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи шляхом введення додаткових інформаційних обмежень. Становлення ІЕІ-технології відбувалося під впливом ідей А.А. Харкевича, Клода Шеннона, О.Г. Івахненка, І.В. Кузьміна, В.І. Костюка, О.А. Павлова та інших іноземних і вітчизняних вчених.

Посібник складається з трьох розділів.

У першому розділі розглянуто системологічні питання проектування із урахуванням специфіки ІС.

У другому розділі викладаються методологічні та теоретичні положення ІЕІ-технології та наведено приклади оптимізації просторово-часових параметрів функціонування здатних навчатися ІС.

Третій розділ присвячено вивченню у рамках прогностичної класифікації проблеми прогнозування функціональної ефективності ІС, зокрема, визначення моменту перенавчання системи у процесі її експлуатації.

Автор висловлює щире подяку викладачам і аспірантам кафедри інформатики Сумського державного університету Шелехову І.В., Козинцю М.В., Петрову С. О., Троню В.А., Барилу Р.Б., Дзюбі О.О., Котенку С.М. за їх участь у програмній реалізації та розробленні окремих алгоритмів.

1. Методологія проектування інтелектуальних систем

1.1. Основні визначення та класифікація інтелектуальних систем

Інтелектуальні системи (ІС) – це новий клас автоматизованих систем оброблення інформації на основі ЕОМ, які моделюють розумові процеси, притаманні людині при прийнятті рішень у різних галузях соціально-економічної сфери суспільства.

Відомо, що у рамках системологічного аналізу [1,2] система повністю визначається шляхом однозначного задання таких її категорій, як елемент, відношення та властивість.

Визначення 1.1.1. Метою проектування системи є конкретизація та визначення таких значень і співвідношень її категорій, які дозволяють системі функціонувати із визначеною ефективністю.

Визначення 1.1.2. За існуючими стандартами [3] під функціонуванням системи розуміється процес виконання системою заданого робочого алгоритму при використанні системи за призначенням, тобто за критерієм мети створення системи.

Оскільки поняття “ефективність” все ще залишається неформалізованим, пропонується таке її визначення.

Визначення 1.1.3. Загальна ефективність системи визначає ступінь відповідності її складових виконанню системою свого призначення згідно із критерієм мети.

Важливою складовою загальної ефективності є функціональна ефективність.

Визначення 1.1.4. Під функціональною ефективністю системи розуміється складова загальної ефективності, яка визначає ступінь відповідності функціонування системи за її робочим алгоритмом виконанню поставленої перед нею задачі згідно з критерієм мети.

Формування критерію мети спрямовано на зняття невизначеності в описі системи. Оскільки мірою невизначеності є кількість інформації, то критерій мети має інформаційну природу, а інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) є його важливою складовою, яка визначає асимптотичні точнісні характеристики класифікатора. Залежно від вхідних даних і уявлень про побудову та функціонування системи задачі синтезу поділяють на три класи [4]:

- інформаційний синтез, який передбачає оптимізацію (тут і далі в інформаційному розумінні) функціональної ефективності системи;
- структурний синтез, який спрямований на оптимізацію складу, конфігурації, внутрішніх і зовнішніх зв'язків системи при заданих алгоритмах її функціонування;
- комбінований синтез структури та алгоритмів функціонування, пов'язаний з розподілом функцій за елементами системи та визначенням їх оптимального складу.

Необхідною умовою синтезу системи є наявність вхідного математичного опису.

Визначення 1.1.5. Вхідний математичний опис є адекватною моделлю вхідних даних, що відбивають основні характеристики та властивості функціонального стану системи.

Визначення 1.1.6. Під функціональним станом розуміються основні характеристики системи у визначений момент або інтервал часу її функціонування у заданому режимі, які залежать як від технічного стану системи, так і від середовища, що впливає на неї через контрольовані і неконтрольовані фактори.

Визначення 1.1.7. Під проектуванням ІС розуміється процес створення технічного, інформаційного, програмного та організаційного забезпечення ІС для досягнення поставленої мети її функціонування. При цьому головна задача проектування полягає у формуванні переліку вимог, які повинна задовольняти ІС, та їх реалізації на етапах як апіорного, так і апостеріорного проектування.

Етап апіорного проектування здійснюється за умов відсутності експериментальних даних функціонування ІС, що проектується, тобто це початковий етап проектування ІС з властивостями, які відсутні в природі або невідомі наперед розробнику. Етап апостеріорного проектування здійснюється за умов наявності експериментальних даних, одержаних як у результаті випробувань ІС, так і в процесі її експлуатації.

При реалізації головної задачі проектування необхідно враховувати такі фактори:

- складність проектування, яка визначається повнотою апіорної інформації про ІС, що проектується;
- необхідність прийняття компромісних рішень;
- розбіжність з вимогами практики;
- можливі ризики.

Конструктивно ІС складається з програмно-апаратної частини і об'єкта, процесу або явища, що досліджуються

(далі замість цих понять будемо використовувати переважно узагальнюючий термін “процес”).

ІС можуть функціонувати у двох режимах: автоматичному, тобто без участі в контурі функціонування системи людини – особи, що приймає рішення, (ОПР), або автоматизованому.

На рис 1.1 показано функціональну схему ІС, що функціонує в автоматичному режимі.

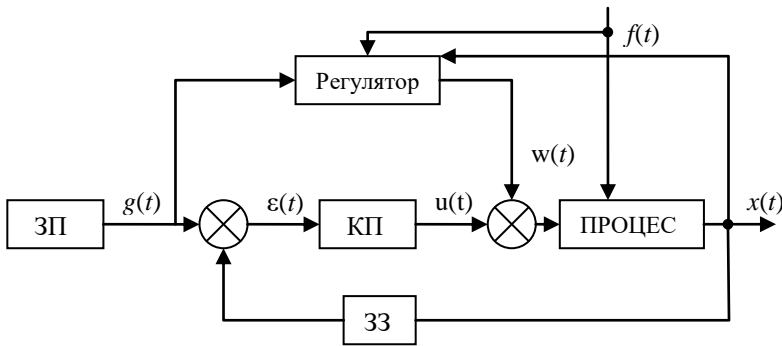


Рисунок 1.1– Функціональна схема ІС, що функціонує в автоматичному режимі

На рис.1.1 прийнято такі позначення: ЗП – пристрій, що задає вхідний сигнал; \otimes – компаратор (суматор, пристрій порівняння); КП – керуючий пристрій; ЗЗ – зворотний зв’язок; $f(t)$ – випадкові неконтрольовані збурюючі фактори.

На рис 1.2 наведено функціональну схему ІС, що функціонує в автоматизованому режимі.

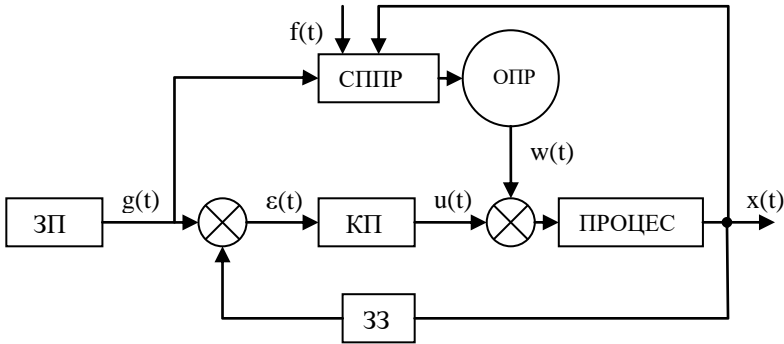


Рисунок 1.2.— Функціональна схема ІС, що функціонує в автоматизованому режимі

Як видно з рис.1.2, в автоматизованій ІС функції регулятора виконують СППР і ОПР.

Використання ІС, що функціонують в автоматичному режимі, є виправданим для розв'язання задач контролю та керування формалізованими процесами, моделювання яких можливе за традиційними математичними методами [5]. У той самий час областю застосування автоматизованих ІС є слабо формалізовані процеси (автоматична класифікація, ідентифікація, розпізнавання образів, керування, діагностування та інше), які відбуваються за умов апріорної невизначеності.

Визначення 1.1.8. Слабо формалізованим процесом називається динамічний процес, що має такі характеристики:

- унікальність процесу, пов'язана з моделюванням розумових процесів, властивих людині при прийнятті рішень;
- природа ознак розпізнавання може бути як кількісна, так і якісна;

- неоднорідність (різнотиповість) шкал вимірів ознак розпізнавання;
- імплікативний характер взаємозв'язку характеристик ІС;
- багаторівнева ієрархічна організація бази даних і взаємозв'язку підпроцесів;
- різноманітність можливих форм взаємодії підпроцесів між собою, яка породжує неоднорідність інформації, що циркулює в системі;
- багатофакторність і наявність часткових суперечливих критеріїв;
- нечітка, у загальному випадку, компактність реалізацій образу, обумовлена довільними початковими умовами динамічного процесу в моменти зняття інформації.

Таким чином, СППР є обов'язковою складовою автоматизованої ІС. Основною функцією СППР є створення шляхом аналізу досліджуваного процесу бази знань, яка містить дані та методи для виведення нових знань, необхідних для формування рекомендацій ОПР для вироблення оперативних і високо достовірних рішень. Далі під СППР будемо розуміти інтелектуальну СППР, здатну самостійно, на відміну від експертної системи, формувати базу знань.

Сучасна класифікація СППР повинна враховувати всі попередні класифікації, що стосуються автоматизованих систем різного призначення [6,7]. За типом вирішальних правил ІС поділяють на детерміновані, статистичні і детерміновано-статистичні.

До детермінованих відносять СППР, що приймають рішення за чіткими вирішальними правилами. Цей клас СППР характеризується високою оперативністю, простими

вирішальними правилами, але низькою достовірністю рішень, що приймаються, через вплив на ІС випадкових факторів.

Статистичні СППР ставлять за мету максимізацію (мінімізацію) статистичних критеріїв якості функціонування системи при заданих обмеженнях на саму систему або на сигнали та процеси, які впливають на неї.

У детерміновано-статистичних інтелектуальних СППР поєднано переваги як детермінованого, так і статистичного підходів до розв'язання задач аналізу та синтезу систем. У рамках цього підходу будуються прості детерміновані вирішальні правила, які на етапі навчання системи оптимізуються (тут і далі в інформаційному розумінні) шляхом статистичної корекції.

За критерієм ступеня інтелектуалізації, який у першому наближенні може характеризуватися обсягом інформації, що обробляється, ІС можна поділити так:

- системи перебору варіантів рішень згідно з встановленою пріоритетністю для наперед змодельованих ситуацій [8];
- ІС, які приймають рішення за детермінованими вирішальними правилами без навчання [9-14];
- ІС, що реалізують алгоритми компараторного розпізнавання за еталонами [15];
- експертні системи, що з метою прийняття ефективних рішень маніпулюють спеціальними знаннями, накопиченими фахівцями-експертами у конкретно-предметній сфері знань [16-18];
- ІС, що навчаються [19-23];

- знання-орієнтовані (knowledge-based) ІС, що здатні утворювати базу знань [24,25].

Здатні навчатися ІС можна поділити на такі основні класи:

- ІС, що розв'язують задачу розпізнавання образів за апіорно класифікованою навчальною матрицею (навчання з “учителем”) [9,12,23];

- ІС, що реалізують алгоритми факторного кластер-аналізу [23,26];

- ІС, що реалізують алгоритми кластер-аналізу при незмінному словнику ознак і за апіорно некласифікованими навчальними матрицями, тобто за умови неповної апіорної інформації про функціональний стан системи (навчання без “учителя”) [23, 27];

- ІС, що самонавчаються, які реалізують так само алгоритми автоматичної класифікації за апіорно некласифікованими навчальними матрицями, але, крім того, здатні оптимізувати параметри словника ознак розпізнавання [28,29];

- відмовостійкі ІС, що здатні самостійно діагностувати свій функціональний стан і відновлювати свою функціональну спроможність при виникненні відмов [30];

- адаптивні ІС, що здійснюють класифікаційне самонастроювання та самоорганізацію системи [31,32];

- томографічні ІС, що відновлюють щільність перерізу об'єкта за його проєкціями [33,34];

- ІС, що вирішують проблему шкалювання, яка полягає в побудові для шкал з різними мірами виміру зведеної шкали, координати якої можуть бути обернено відображені на відповідні вихідні шкали [26,35];

- сенсорні ІС, що моделюють чуттєві функції людини і КТЗ яких базується на “образному” комп’ютері, наділеному властивостями “технічного зору”, усномовного розпізнавання, розпізнавання пахощів, та інше;

- гібридні ІС, які поєднують різні алгоритми та методи автоматичної класифікації [36,37].

До знання-орієнтованих ІС відносять:

- системи, що ґрунтуються на інструктивних знаннях (rulebased reasoning);

- системи, що ґрунтуються на автоматичному доведенні теорем (automatic theorem-proving techniques);

- системи, що ґрунтуються на автоматичному породженні гіпотез (automatic hypothesizing);

- системи, що ґрунтуються на доведенні за аналогією (analogical reasoning);

- об’єктно-орієнтовані інтелектуальні системи (object-oriented intelligent systems);

- об’єктно-логічні інтелектуальні системи, що поєднують окремі переваги об’єктно-орієнтованих систем з системами автоматичного доведення теорем і використовують об’єктно-логічні мови, фреймові логіки (F-logics), логіки транзакції (transaction logics) та інше.

Зрозуміло, що наведена класифікація не є досить повною, оскільки відбувається неперервне розширення номенклатури ІС як за призначенням, так і за принципами функціонування.

На сьогодні можна виділити такі основні підходи до аналізу і синтезу ІС:

- алгебраїчний;

- геометричний;
- теоретико-інформаційний;
- теоретико-статистичний;
- структурний (лінгвістичний);
- біонічний (нейромережний);
- мережний;
- нечіткий;
- теоретико-ігровий та інші.

Незважаючи на те, що наведені підходи відрізняються один від одного рівнем і видом математичної формалізації слабо формалізованих процесів прийняття рішень, між ними не існує чіткої межі, а самі підходи часто доповнюють один одного. Оскільки всі основні підходи, окрім алгебраїчного, перетинаються з геометричним, то саме в рамках геометричного підходу формування загальної теорії проектування ІС є найбільш виправданим.

1.2 Основні принципи проектування ІС

Функціонування будь-якої ІС розглядається як сукупність трьох аспектів: цільового, функціонального і директивного.

Цільове функціонування – це організація і координування діяльності підсистем для досягнення головної мети ІС.

За функціональним аспектом регламентується участь людини у процесах функціонування з урахуванням її потенційних інформаційних і інтелектуальних можливостей.

Директивне функціонування становить ієрархічну систему підпорядкування, в якій кожна ланка реалізує координацію безпосередньо підлеглих ланок.

До основних загальносистемних принципів проектування ІС відносять:

- комплексність – побудову ІС, що охоплює всі галузі, періоди та режими її діяльності;
- декомпозиція системи на елементи та функції;
- ієрархічність;
- замкненість циклу застосування ІС. Оскільки система має декілька підзадач (організація, контроль, стимулювання та інше), то необхідно забезпечувати виконання цих підзадач у повному циклі функціонування;
- редукція простору ознак розпізнавання, яка полягає у зменшенні вимірності простору ознак шляхом усунення неінформативних або дезінформативних ознак;
- принцип максимізації інформації, який обґрунтовується екстремальністю сенсорного сприйняття образу, що експериментально доведено вченим-фізіологом П.К. Анохіним [38]. Цей принцип реалізується шляхом введення додаткових інформаційних обмежень, що збільшує різноманітність об'єктів;
- принцип дуальності ІС, який полягає в побудові найпростіших вирішальних правил за умови їх цілеспрямованого уточнення в міру накопичення апостеріорної інформації з метою наближення до безпомилкових за навчальною вибіркою;
- принцип несумісності Л. Заде [39], який стверджує, що складність системи і точність у першому наближенні обернено пропорційні;

- принцип апріорної недостатності обґрунтування гіпотез (принцип Бернуллі-Лапласа), який стверджує, що за умов апріорної невизначеності доцільно розглядати апріорні гіпотези рівномірними, тобто прийняття рішень здійснюється за найгірших у статистичному розумінні умов;

- принцип рандомізації вхідних даних, який дозволяє досліджувати статистичні характеристики процесу;

- принцип зовнішнього доповнення, який обґрунтовує необхідність використання навчальної або контрольної (екзаменаційної) вибірки для підвищення достовірності рішень, що приймаються, та перевірки відповідності технічних характеристик системи ТЗ;

- принцип обмеженої багатоваріантності рішень, що приймаються;

- принцип неперервного розвитку, який полягає у тому, що система повинна будуватися так, щоб поява нових апаратно-програмних засобів не приводила до її перебудови;

- принцип модульності, за яким система повинна проектуватися з окремих автономних модулів, модифікація яких не повинна приводити до зниження функціональної ефективності системи.

Зрозуміло, що при проектуванні ІС необхідно дотримуватися відомих принципів системного підходу, об'єктно-орієнтованого проектування та інших загально-системних принципів [40-42].

1.3. Основні властивості ІС

Умовою розв'язання головної задачі проектування є визначення властивостей, які повинна мати ІС, що проектується. Основними властивостями ІС є:

- стійкість – це властивість ІС повертатися в попередній функціональний стан після припинення дії збурюючих факторів;
- керованість – це існування необмеженого керування, яке може перевести систему із довільного початкового стану в будь-який інший заданий стан за кінцевий інтервал часу;
- спостережуваність – це можливість визначення поточного функціонального стану системи шляхом аналізу вихідних змінних при заданому керуючому сигналі за кінцевий період часу.

З точки зору теоретико-інформаційного підходу умовою спостережуваності є виконання нерівності

$$I = H - H(\gamma) > 0,$$

або

$$0 < I \leq H,$$

де H – апіорна (безумовна) ентропія; $H(\gamma)$ – апостеріорна ентропія, що характеризує залишкову невизначеність після прийняття рішення.

Наприклад, в ІС спостережуваність може бути втрачена за умови невинного збільшення або зменшення поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що має наслідком збіг векторів-реалізацій різних образів. Тоб-

то спостережуваність – це властивість ІС розрізняти вектори-реалізації образів.

Точність ІС, яка визначається через точнісні характеристики відповідної системи оцінок рішень. Для двохальтернативної системи оцінок достовірність рішень характеризується повною ймовірністю правильного прийняття рішень:

$$P_t = p_1 D_1 + p_2 D_2,$$

де p_1 , p_2 – безумовні ймовірності прийняття основної гіпотези γ_1 і альтернативної гіпотези γ_2 відповідно; D_1 , D_2 – точнісні характеристики: перша та друга достовірності відповідно;

і повною ймовірністю неправильного прийняття рішень:

$$P_f = p_1 \alpha + p_2 \beta,$$

де α , β – точнісні характеристики: помилки першого та другого роду відповідно.

Оскільки гіпотези γ_1 і γ_2 складають повну групу подій, то має місце $P_t + P_f = 1$.

Надійність ІС. Це властивість ІС забезпечувати виконання заданих функцій, зберігаючи в часі функціональну ефективність системи в заданих межах, технічного обслуговування, ремонту, супроводження інформаційного та програмного забезпечення, зберігання і транспортування.

Масогабаритні характеристики визначаються геометричними, ваговими та топологічними показниками ІС.

Стабільність ІС. Це властивість ІС зберігати незмінними свої характеристики у процесі експлуатації.

Енерговитрати, пов'язані з функціонуванням ІС, які в першому наближенні лінійно залежать від маси системи.

Вартість як сукупні витрати на всіх етапах життєвого циклу системи. Основні етапи життєвого циклу ІС показано на рис.1.3.



Рисунок 1.3 – Схема етапів життєвого циклу системи

На рис.1.4 показано типовий якісний графік зміни показника надійності λ функціонування будь-якої системи в процесі експлуатації за умови відсутності відновлення системи.

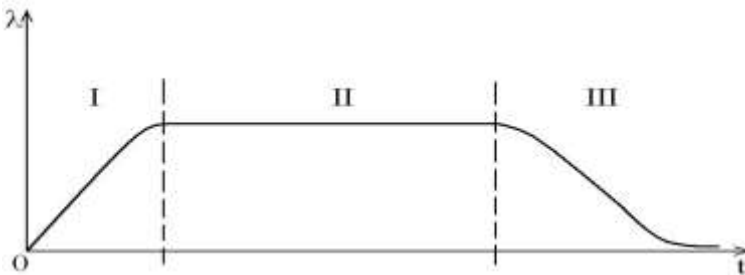


Рисунок 1.4– Графік залежності параметра λ у процесі експлуатації системи

На рис 1.4 показано три часові відрізки: **I** – введення системи в експлуатацію; **II** – період стабільної експлуата-

ції; III – період ”старіння” системи, обумовлений її фізичним зносом. Специфіка ІС полягає в тому, що на першому відрізку невисока функціональна ефективність обумовлена не стільки КТЗ системи, який в основному є відповідною конфігурацією стандартних уніфікованих засобів електронно-обчислювальної і телекомунікаційної техніки, а необхідністю верифікації спеціального програмного забезпечення шляхом його адаптації до реального слабо формалізованого керованого процесу.

1.4 Етапи проектування ІС

Узагальнені етапи проектування ІС показано на рис. 1.5.



Рисунок 1.5 – Схема етапів проектування

Функціональна ефективність ІС, що проектується, значною мірою визначається якістю розроблення **технічного завдання (ТЗ)**, яке здійснюється за результатами маркетингу і включає формування мети, вимог, оцінку можливості технічної реалізації та процедуру узгодження між замовником і виконавцем щодо вимог та характеристик проекту.

Етап **технічної пропозиції** здійснюється з метою визначення принципів реалізації системи, структури, програмного забезпечення та КТЗ, що задовольняють технічне завдання. На цьому етапі проводиться патентний та інформаційний пошук прототипів та аналогів системи, що проектується..

Етапи **ескізного** та **технічного** проектування належать до стадії дослідно-конструкторського розроблення ІС.

На етапі **ескізного** проектування розв'язуються задачі аналізу та синтезу, здійснюється детальне пропрацювання технічного та інформаційного забезпечення відповідно до ТЗ. Особливістю проектування ІС є необхідність проведення на цьому етапі програмної реалізації розроблених алгоритмів з метою фізичного моделювання системи, що характерно для евристичних методів аналізу і синтезу.

На етапі **технічного (робочого)** проектування на основі ТЗ та результатів ескізного проектування розробляється повний **комплект технічної документації**, який включає:

- 1) електричні схеми;
- 2) графічну документацію у вигляді необхідних креслень та специфікацій до них;
- 3) програмна документація: специфікація, текст програми, опис програми, формуляр, опис застосування, інструкції для оператора, системного програміста та інше;

4) текстова документація: загальні технічні умови на систему, частинні технічні умови на комплектуючі, технічний опис, технічні формуляри, паспорти, інструкції на настроявання системи та вузлів, інструкції з експлуатації та інше.

На етапі технічного проектування випускається технічна документація, необхідна для виготовлення дослідної партії системи у заводських умовах, яка включає:

- технологічні інструкції;
- технологічні (маршрутні) карти;
- креслення на технологічне оснащення та необхідне технологічне обладнання.

Невід'ємною частиною проектування ІС на всіх етапах є проведення випробувань системи, які мають таку класифікацію [5]:

- прийомоздавальні випробування, які полягають у встановленні відповідності системи та її складових ТЗ;
- лабораторні випробування, які відбуваються на етапах ескізного та технічного проектування і полягають в оцінці правильності функціонування, точнісних оцінок, стійкості, стабільності, надійності роботи з метою забезпечення технічних умов;
 - сумісні випробування, які проводяться проектувальниками та замовниками за програмою лабораторних випробувань, але, як правило, за більш жорстких умов;
 - натурні випробування, які проводяться у присутності замовника як завершальний етап перед здачею системи за умов, максимально наближених до заводських.

1.5 Види забезпечення ІС

Згідно з існуючим стандартом [3] для здатних навчатися ІС доцільним є виділення таких основних видів її забезпечення, як технічне, інформаційне, програмне та організаційне, структуру яких подано на рис. 1.6.

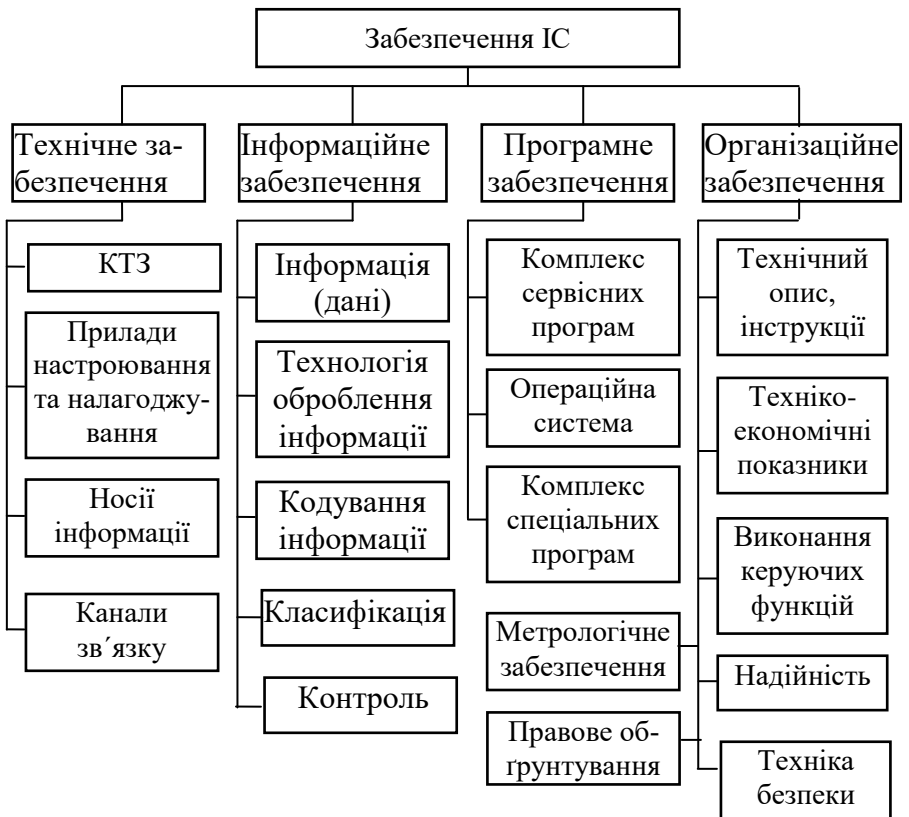


Рисунок 1.6 – Види забезпечення ІС

На ефективність функціонування ІС вирішальний вплив має інформаційне забезпечення, яке характеризується значним обсягом інформаційних операцій, пов'язаних на етапі навчання із структуруванням і нормалізацією даних, керуванням масивами даних, оцінкою ефективності процесу навчання, формуванням інформаційного фонду, прийняттям рішень та інше. Тому у рамках алгоритмічного (евристичного) підходу до моделювання ІС математичне забезпечення, яке включає методи реалізації інформаційних і обчислювальних процедур, спрямованих на формування та перетворення інформаційних структур даних, належить до інформаційного забезпечення. При цьому математичне забезпечення ІС розглядається як технологія оброблення інформації з метою прийняття достовірних рішень.

На рис. 1.7 подано структуру інформаційного забезпечення ІС, що навчається, основними елементами якого є:

- інформація як атрибут прийняття рішень;
- технологія оброблення інформації як формалізована система обчислювальних і логічних операцій;
- кодування як спосіб інформаційного узгодження елементів КТЗ, стиснення інформації, підвищення її завадозахищеності та безпеки;
- класифікація як процес прийняття рішень;
- контроль як процес встановлення відповідності між функціональним і технічним станами ІС.

Однією із важливих функцій інформаційного забезпечення є класифікаційний аналіз даних. Тому класифікацію доцільно розглядати, як і контроль, окремим елементом інформаційного забезпечення.

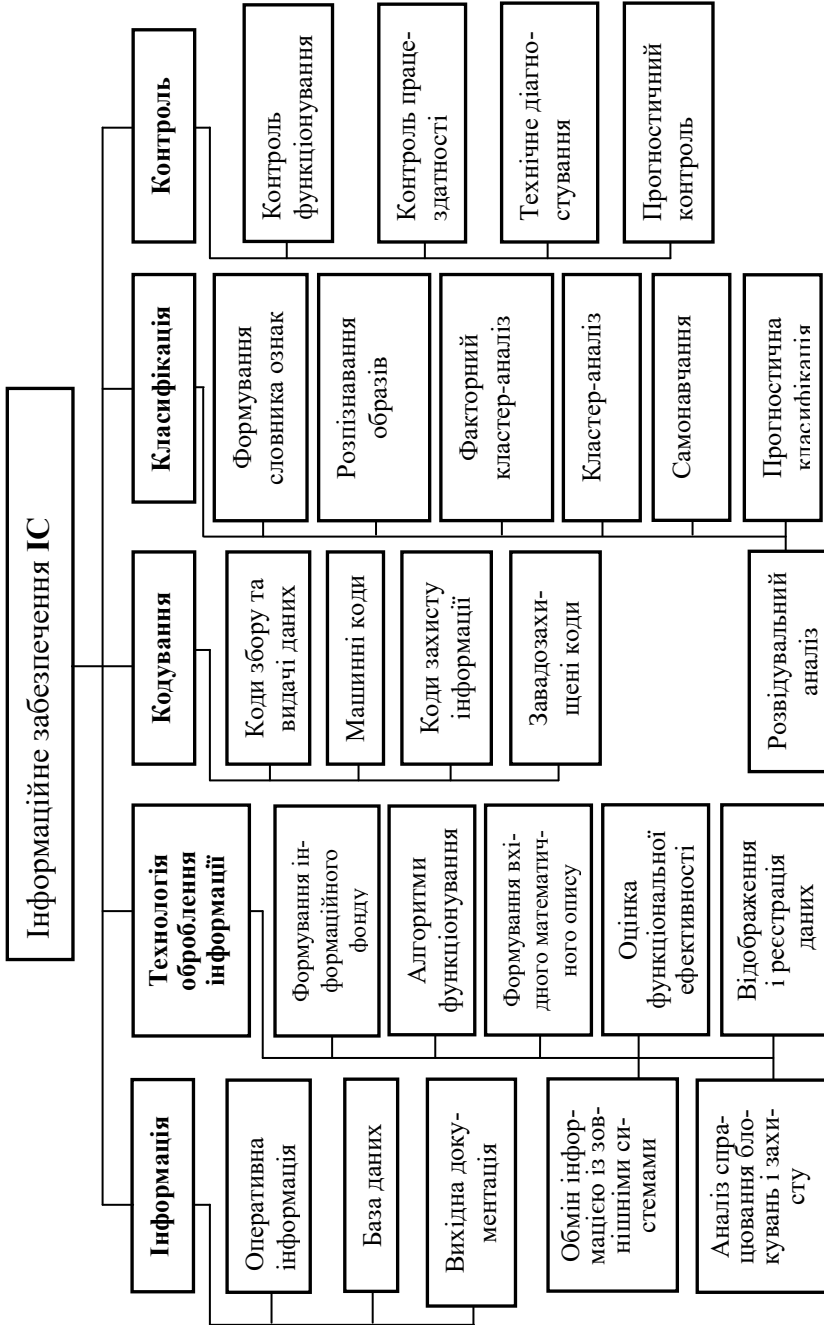


Рисунок 1.7 – Структура інформаційного забезпечення ІС

Розроблення інформаційного забезпечення ІС складається з послідовного розв'язання таких основних задач:

- організація збору інформації про можливі функціональні стани та режими функціонування ІС;
- формування словника ознак розпізнавання;
- розроблення математичної (інформаційної) моделі ІС для режимів її функціонування;
- конструювання КФЕ навчання ІС і розроблення процедури його обчислення;
- розроблення засобів інформаційних технологій прийняття достовірних рішень за умови апріорної невизначеності;
- дефазифікація нечітких множин на екзамені;
- розроблення методів та алгоритмів перспективного та нормативного прогнозування функціональної ефективності та надійності ІС.

Розв'язання наведених вище задач інформаційного забезпечення дозволяє отримати відповіді на такі важливі питання, як інформаційне відображення функціональних станів ІС і оптимізація просторово-часових параметрів функціонування за КФЕ навчання системи з метою забезпечення на екзамені достовірної класифікації поточного або спрогнозованого її функціонального стану.

1.6. Структура і функції ІС

На рис. 1.8 наведено формалізовану схему здатної навчатися ІС керування слабо формалізованим процесом, в якій для наочності показано лише інформаційні потоки,

основні агрегатовані функціональні вузли та відповідні робочі змінні системи.

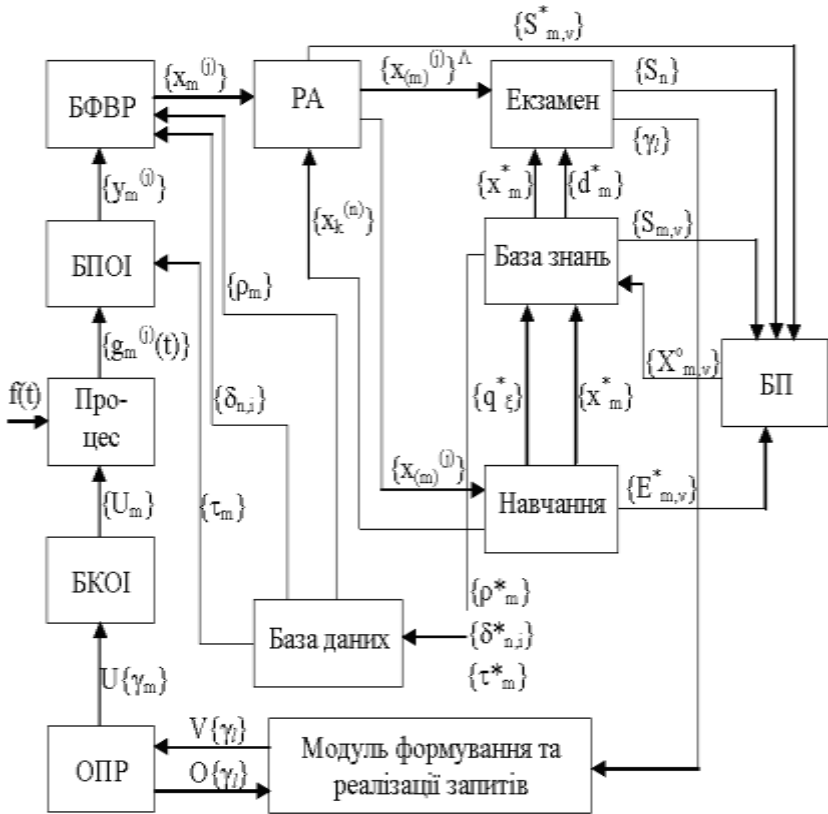


Рисунок 1.8 – Функціональна схема формалізованої ІС,
що навчається

Наведена на рис.1.8 структура дозволяє функціонувати системі як у режимі навчання, так і в режимі екзамену. Робота системи регламентується ОПР, який видає команду на блок кінцевої обробки інформації (БКОІ) для

вироблення керуючих команд $\{U\{\gamma_m\} | m = \overline{1, M}\}$, де m – кількість функціональних станів. Блок первинної обробки інформації (БПОІ) перетворює інформацію про функціональний стан ІС до вигляду, зручного для подальшого оброблення ЕОМ, і передає її у блок формування векторів розпізнавання (БФВР), що формує бінарні вектори-реалізації шляхом порівняння поточних ознак розпізнавання з відповідними контрольними допусками $\{\delta_{k,i}\}$. На виході БФВР формується структурований випадковий бінарний вектор-реалізація образу, кожна координата якого є одномісним предикатом, що приймає значення «1», якщо значення ознаки знаходиться в полі контрольних допусків, і «0», якщо – не знаходиться. У загальному випадку, коли навчання СППР здійснюється без "учителя", тобто за апіорно некласифікованою навчальною вибіркою, то з БФВР вектори реалізації подаються на вхід блоку розвідувального аналізу (БРА) для оцінки статистичної сталості та однорідності навчальної вибірки за відповідними статистичними критеріями. На виході БРА з деяким наперед заданим рівнем довіри формується багатовимірна навчальна матриця $\{x_{(m)}^{(j)} | m = \overline{1, M}\}^\Lambda$, де Λ – символ відкритості множини, тобто потужність цієї множини може в процесі функціонування ІС змінюватися.

Для прогнозування зміни функціональної ефективності та надійності ІС в блок прогнозування (БП) з бази знань надходять значення одновимірних статистик навчальних матриць, які порівнюються з поточними статистиками екзаменаційної матриці. Таким чином, розглянута

структура ІС, що навчається, характеризується широкими функціональними можливостями і дозволяє розв'язувати задачі навчання і екзамену, включаючи задачу прогностичної класифікації.

Розглянемо функціонування ІС у режимі навчання.

При дії на процес, що досліджується, випадкових факторів $f(t)$ на виході БПОІ формується навчальна матриця $\{y_m^{(j)}\}$, яка складається з квантованих за часом нормалізованих випадкових значень ознак розпізнавання.

У БФВР як результат оцінки допускового контролю формується бінарна навчальна матриця $\{x_m^{(j)} \mid j = \overline{1, M}\}$, яка складається із структурованих випадкових векторів-реалізацій образу $x_m^{(j)} = \langle x_{m,1}^{(j)}, \dots, x_{m,i}^{(j)}, \dots, x_{m,N}^{(j)} \rangle$, де N – кількість ознак розпізнавання. При цьому система контрольних допусків (СКД) $\{\delta_{n,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ та рівні селекції $\{\rho_m \mid m = \overline{1, M}\}$ потрапляють в БФВР із бази даних. Змінними на першому виході блоку “Екзамен” є гіпотези $\{\gamma_l \mid l = \overline{1, M}\}$ про належність реалізацій, що розпізнаються, одному з класів алфавіту $\{X_m^o\}$.

З виходу блоку “Навчання” у базу знань надходить вектор $\{q_\xi^* \mid \xi = \overline{1, \Xi}\}$ всіх оптимальних параметрів функціонування СППР, які забезпечують максимум E_m^* .

У режимі екзамену у блок “Екзамен” надходять значення параметрів навчання: еталонні вектори $\{x_m^*\}$ і

екстремальні значення $\{d_m^*\}$ геометричних параметрів контейнерів відповідних класів.

У прогностичному режимі навчання, крім цих параметрів, обчислюються значення одновимірних екстремальних порядкових статистик $\{S_m^*\}$, інваріантних до параметрів розподілу ймовірностей реалізацій образу.

Випробування, під час якого КФЕ набуває свого максимального значення E_m^* , є моментом зупинення навчання розпізнавання реалізацій класу X_m^o . При цьому поточне значення статистики S_m , яка є членом варіаційного ряду, приймається за екстремальне S_m^* та визначаються оптимальні значення d_m^* . У режимі прогностичного екзамену на перший вхід БП надходить поточне значення статистики S_n , яка обчислюється класифікатором і характеризує статистичні властивості бінарної екзаменаційної матриці. На інший вхід БП надходить масив статистик $\{S_{m,v}^* | v = \overline{1, v_0}\}$, які є інваріантними до законів розподілу ймовірностей і характеризують статистичні властивості класів розпізнавання з моменту першого навчання t_1 до моменту прогнозування t_{v_0} . Оцінку точності прогнозу природно пов'язувати з достовірністю розпізнавання або із значенням отриманого в момент t_{v_0} критерію E_{m,v_0}^* . Результатом БП є клас розпізнавання $\{X_{m,v}^o | v = \overline{0, t_k}\}$, який характеризує функціональний стан АСК в

упереджений момент часу t_k , $k = \overline{v_0, k_0}$, де k_0 – величина прогностичного інтервалу і час перенавчання ІС $-t_{\Pi}$.

Таким чином, розглянута формалізована структурна схема здатної навчатися ІС є узагальненням структур ІС широкого класу як за призначенням, так і за їх функціями.

1.7. Загальна постановка задачі інформаційного синтезу ІС, що навчається

З метою звуження проблеми будемо розглядати тільки найважливішу складову загальної ефективності – функціональну ефективність навчання системи, яка характеризується інформаційною спроможністю системи. Тоді має місце така постановка задачі загального інформаційного синтезу ІС, що навчається.

Нехай відома багатовимірна навчальна матриця типу «об'єкт-властивість», яка характеризує m -й функціональний стан ІС – клас розпізнавання X_m^o :

$$\| y_{m,i}^{(j)} \| = \begin{vmatrix} y_{m,1}^{(1)} & y_{m,2}^{(1)} & \dots & y_{m,1}^{(1)} & \dots & y_{m,N}^{(1)} \\ y_{m,1}^{(2)} & y_{m,2}^{(2)} & \dots & y_{m,1}^{(2)} & \dots & y_{m,N}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(j)} & y_{m,2}^{(j)} & \dots & y_{m,1}^{(j)} & \dots & y_{m,N}^{(j)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(n)} & y_{m,2}^{(n)} & \dots & y_{m,1}^{(n)} & \dots & y_{m,N}^{(n)} \end{vmatrix}. \quad (1.7.1)$$

У матриці (1.7.1) рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Дано структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування $g = \langle g_l, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle$, які прямо або непрямо впливають на функціональну ефективність ІС, що навчаються, з відповідними на них обмеженнями $R_\xi(g_l, \dots, g_\Xi) \leq 0$. Необхідно визначити оптимальні значення параметрів функціонування $\{g_\xi^*\}$, які забезпечують максимум КФЕ:

$$E_m^* = \max_G E_m,$$

де E_m – КФЕ процесу навчання розпізнавати реалізації класу X_m^o ; G – область допустимих значень параметрів функціонування ІС.

При цьому розв'язком задачі часткового інформаційного синтезу системи може бути визначення оптимального значення, наприклад, параметра g_ξ^* як

$$g_\xi^* = \arg_{G_\xi} E_m^*,$$

де G_ξ – область допустимих значень параметра g_ξ .

Метод інформаційного синтезу ІС, що навчається, повинен відповідати таким основним вимогам:

- прямо та об'єктивно характеризувати функціональну ефективність системи;
- бути в рамках методології аналізу даних об'єктно-орієнтованим методом проектування;
- у рамках детерміновано-статистичного підходу корегувати математичний опис на вході нечіткого регулятора з метою побудови класифікатора, який забезпечує на екзаміні повну достовірність рішень, наближену до максимальної асимптотичної, що визначається ефективністю навчання ІС;
- забезпечувати високу функціональну ефективність навчання ІС при прийнятті гіпотез як чіткої, так і нечіткої компактності реалізацій образу, яка допускає перетин клавісів розпізнавання, що має місце на практиці;
- оптимізувати просторово-часові параметри функціонування ІС, що навчається, за інформаційним КФЕ;
- розв'язувати задачі прогнозування зміни функціональної ефективності та надійності ІС;
- бути універсальним для здатних навчатися ІС різної природи та призначення.

Таким чином, задача загального інформаційного синтезу ІС, що навчається, потребує для її розв'язання оптимізації за КФЕ всіх параметрів функціонування системи, які впливають на її ефективність. Такі параметри можуть задаватися як тактико-технічним завданням на проектування системи (наприклад, параметри якості перехідного процесу, точності, надійності та інші директивні параметри), так і визначатися безпосередньо розробником ІС при пошуку інформаційно-технічних рішень забезпечення виконання системою поставленої задачі.

1.8 Основні задачі інформаційного аналізу і синтезу ІС

Виходячи із загальної постановки задачі, інформаційний аналіз і синтез ІС, що навчається, розпадається на ряд самостійних задач, основні з яких наведено на рис. 1.9.

Перша і друга задачі є типовими задачами математичної статистики. Специфіка другої задачі полягає в тому, що для аналізу результатів спостережень за множиною об'єктів $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ з метою виявлення емпіричних закономірностей даних розглядаються тільки такі багатовимірні структури, які може бути подано або у вигляді матриць типу (1.7.1), або у вигляді матриць відношень (попарних порівнянь) між об'єктами. У матриці відношень $\|a_{k,l} \mid k, l = \overline{1, M}\|$ елемент $a_{k,l}$ визначає результат зіставлення об'єктів X_k^o і X_l^o у розумінні деякого заданого відношення: схожості (відмінності), взаємозв'язку, переваги, відстані та інше.

Поряд з такими видами взаємозв'язків між компонентами багатовимірної структури даних, як кількісні, якісні, змішані (різновидові) і порядкові, які досліджуються класичними методами статистичного аналізу, об'єктом дослідження класифікаційного аналізу даних є насамперед класифікаційний взаємозв'язок. Саме цей тип взаємозв'язку дозволяє розбивати досліджувану множину об'єктів на підмножини, які знаходяться між собою у відношенні еквівалентності.

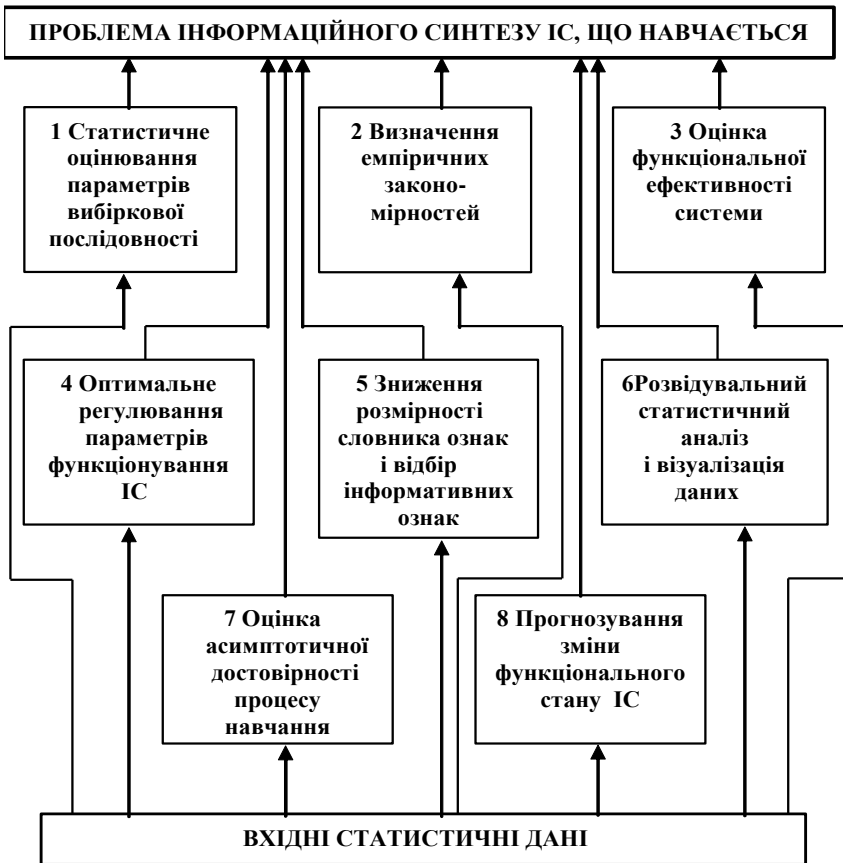


Рисунок 1.9 – Основні типові задачі інформаційного аналізу і синтезу ІС

Третя задача оцінки функціональної ефективності ІС, що навчається, пов'язана з проблемою вибору та обчислення КФЕ. Можна виділити два основних підходи до оцінювання функціональної ефективності, один з яких базується на економічних показниках, а інший – на інфор-

маційних. Об'єднуючим є підхід, що базується на узагальненому КФЕ, який дозволяє оцінювати дві складові ефективності: інформаційну здатність системи та зведену вартість її функціонування [43]. Оскільки класифікація здійснюється за критерієм схожості, а мірою відображеної різноманітності є кількість інформації, то застосування інформаційного КФЕ системи є природним.

Четверта задача є центральною при розв'язанні задачі інформаційного синтезу ІС, що навчається. Як параметри функціонування ІС виступають її просторово-часові характеристики, які прямо або непрямо впливають на точнісні характеристики системи. Як параметри, що регулюються, слід розглядати, в першу чергу, параметри навчання системи, які впливають безпосередньо на асимптотичну ефективність її функціонування. Послідовність оптимізації параметрів навчання визначається планом навчання, параметри якого теж можуть, у свою чергу, виступати як параметри функціонування ІС, що регулюються. Взагалі, визначення параметрів, які впливають на ефективність функціонування ІС, потребує ретельного системного аналізу на етапі апріорного моделювання.

Розв'язок **п'ятої задачі** пониження розмірності ознакового простору, що аналізується, дозволяє збільшити оперативність алгоритмів класифікації і достовірність розпізнавання за рахунок виключення «заважаючих» ознак, які обумовлені впливом внутрішніх і зовнішніх завад як випадкових, так і організованих, наприклад, з метою дезінформації. Передумовою постановки такої задачі є сильна залежність ознак розпізнавання, їх дублювання, можливість їх агрегування, наприклад, шляхом об'єднання, складан-

ня, групування та інше, а так само їх різна інформаційна навантаженість (інформативність). Формальна постановка задачі зниження розмірності ознакового простору така.

Нехай дана вхідна структурована вибіркова послідовність: $X = \langle x_1, \dots, x_i, \dots, x_{N_1}, z_1(x), \dots, z_i(x), \dots, z_{N_2}(x) \rangle$,

де $\{x_i \mid i = \overline{1, N_1}\}$ – первинні ознаки; $\{z_i(x) \mid i = \overline{1, N_2}\}$ –

вторинні ознаки. Нехай задана міра інформаційної спроможності ІС – $E(X)$. Треба вибрати таку послідовність

$X' = \langle \{x_i \mid i = \overline{1, N'_1}\}, \{z_i(x) \mid i = \overline{1, N'_2}\} \rangle$, де $N_1 > N'_1$ і

$N_2 > N'_2$, щоб $E(X') \geq E(X)$ у класі допустимих перетворень

первинних ознак $\{x_i \mid i = \overline{1, N_1}\}$. У випадку

$E(X') < E(X)$ розв'язок цієї задачі є неоптимальним в інформаційному розумінні.

Зниження розмірності ознакового простору Ω може здійснюватися з такою метою:

- суттєве стиснення обсягів інформації для підвищення оперативності обробки та ємності її зберігання;
- відбір інформативних, вилучення неінформативних і «заважаючих» ознак та визначення латентних ознак розпізнавання.

Шоста задача інформаційного синтезу ІС, що навчається, полягає в проведенні розвідувального аналізу, який набуває особливої ваги, коли навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ є апріорно некласифікованою, що має місце, наприклад, у задачах кластер-аналізу. Суть методів розвідувального аналізу полягає у перевірці статистичної сталості та стати-

стичної однорідності вхідних даних з метою виявлення при заданому рівні довіри моменту переходу функціонального стану ІС в інший. При цьому сучасна комп'ютерна графіка надає можливість візуалізації даних, у тому числі і в інтерактивному режимі та з високою оперативністю.

Сьома задача набуває важливого значення при інформаційному синтезі ІС, що навчається з відкритим алфавітом класів розпізнавання $\{X_m^o\}^\wedge$, який поповнюється або в процесі навчання, або при виявленні нових класів, як це має місце при кластер-аналізі. Особливість цієї задачі полягає в тому, що її розв'язання дозволяє не тільки оцінювати точнісні характеристики процесу навчання, які визначають асимптотичну ефективність ІС, а й безпосередньо змінювати алгоритм навчання у міру введення в алфавіт нових класів. Розв'язання цієї задачі насамперед тісно пов'язано із застосуванням методів та ідей теорії завадозахищеного кодування [44]. Крім того, для здобуття оцінок допустимих співвідношень між геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання та розмірністю простору ознак важливого значення набуває розроблення теорії упакування такого простору контейнерами різної геометричної форми.

Розв'язання **восьмої задачі** спрямовано на підтримку функціональної ефективності ІС за умови зміни в часі параметрів розподілу реалізацій образу. Поряд із постановкою задачі перспективного прогнозування зміни функціональної ефективності (інформаційної спроможності) системи так само актуальною є постановка задачі нормативного прогнозування з метою, наприклад, визначення моменту перенавчання ІС. Необхідність перенавчання ІС

обумовлена дрейфом у часі та в просторі ознак вершин випадкових векторів – реалізацій образів при незмінних геометричних параметрах вирішальних правил для відповідних класів розпізнавання. Один з можливих шляхів розв'язання цієї задачі полягає у конструюванні прогнозуючої функції у вигляді одновимірної порядкової статистики, яка чутлива до виходу значень ознак розпізнавання за межі своїх контрольних допусків. Тоді прогнозування моменту перенавчання ІС може здійснюватися через оцінку виходу поточної статистики $S^{(n)}$, що обчислюється на екзаміні, за межі системи довірчих інтервалів для значення відповідної екстремальної порядкової статистики S_m^* , що обчислюється на етапі прогностичного навчання.

Оскільки зміна функціонального стану ІС в часі призводить до зміни її точнісних характеристик, то взагалі мова тут може йти про зміну інформаційної спроможності системи, яка оцінюється усередненим значенням КФЕ, який є часовою функцією. Тоді в загальному випадку умовою перенавчання ІС є виконання співвідношення

$$E^*(t) = \max_{\{m\}} E(t) < \bar{E}_{\text{дон}},$$

де $\bar{E}_{\text{дон}}$ – допустиме мінімальне усереднене значення КФЕ навчання ІС.

1.9 Контрольні запитання та завдання до першого розділу

1 Що називається інтелектуальною системою?

- 2 Яка мета проектування ІС?
- 3 Що розуміється під функціонуванням ІС?
- 4 Що розуміється під загальною та функціональною ефективністю ІС?
- 5 Які три основні класи задач синтезу ІС.
- 6 У чому полягає головна задача проектування ІС?
- 7 Які особливості етапів апіорного та апостеріорного проектування?
- 8 Чим відрізняється автоматизована ІС від автоматичної?
- 9 Які основні властивості слабо формалізованого керованого процесу?
- 10 Що називається інтелектуальною системою підтримки прийняття рішень?
- 11 Які особливості мають детерміновані, статистичні та детерміновано-статистичні ІС?
- 12 Наведіть класифікацію ІС за ступенем інтелектуалізації (повноти інформації).
- 13 Наведіть класифікацію ІС, що навчаються.
- 14 Наведіть класифікацію знання-орієнтованих ІС.
- 15 Які основні підходи до аналізу та синтезу ІС.
- 16 Які основні аспекти функціонування ІС?
- 17 Які основні загальносистемні принципи проектування ІС, що навчаються.
- 18 Як реалізується принцип дуальності при проектуванні ІС?
- 19 Як реалізується принцип зовнішнього доповнення при проектуванні ІС?
- 20 Які основні властивості ІС?

- 21 Що є умовою спостережуваності ІС з точки зору теоретико-інформаційного підходу?
- 22 Наведіть основні етапи життєвого циклу ІС.
- 23 Накресліть графік зміни показника надійності у процесі експлуатації ІС.
- 24 Які основні етапи проектування ІС?
- 25 Які задачі розв'язуються на етапі ескізного проектування?
- 26 Які задачі розв'язуються на етапі технічного проектування?
- 27 Наведіть класифікацію випробувань ІС.
- 28 Які основні види забезпечення ІС?
- 29 Які задачі розв'язує технологія оброблення інформації?
- 30 Які основні задачі розв'язуються при розробленні інформаційного забезпечення ІС, що навчається?
- 31 Що називається вектором-реалізацією образу?
- 32 Що називається навчальною вибіркою?
- 33 Наведіть постановку задачі інформаційного синтезу ІС, що навчається.
- 34 Які основні вимоги до методу інформаційного синтезу ІС, що навчається?

2. МЕТОДИ АНАЛІЗУ І СИНТЕЗУ ІС, ЩО НАВЧАЮТЬСЯ

2.1. Методологія проектування інформаційного забезпечення ІС

Основна відмінність методології проектування інформаційного забезпечення ІС, що навчаються, від традиційних методологій, де виконання задач аналізу і синтезу розділено в часі, полягає в тому, що при моделюванні когнітивних процесів прийняття рішень етапи аналізу і синтезу є взаємозв'язаними, а реалізація в процесі функціонування їх задач здійснюється залежно від результатів попередніх задач.

Основними етапами аналізу при проектуванні інформаційного забезпечення ІС, що навчається, є:

- формування вхідного математичного опису ІС;
- категорійне моделювання слабо формалізованих процесів автоматичної класифікації;
- розвідувальний аналіз реалізацій образу на вході ІС.

На етапі формування вхідного математичного опису розглядаються такі задачі:

- формування словника ознак розпізнавання;
- забезпечення мінімального обсягу репрезентативної навчальної вибірки;
- визначення системи нормованих допусків (СНД) на ознаки розпізнавання, які задають область допустимих значень відповідної системи контрольних допусків (СКД).

На рис. 2.1 наведено ієрархічну структуру задач аналізу при проектуванні інформаційного забезпечення ІС, що навчаються.

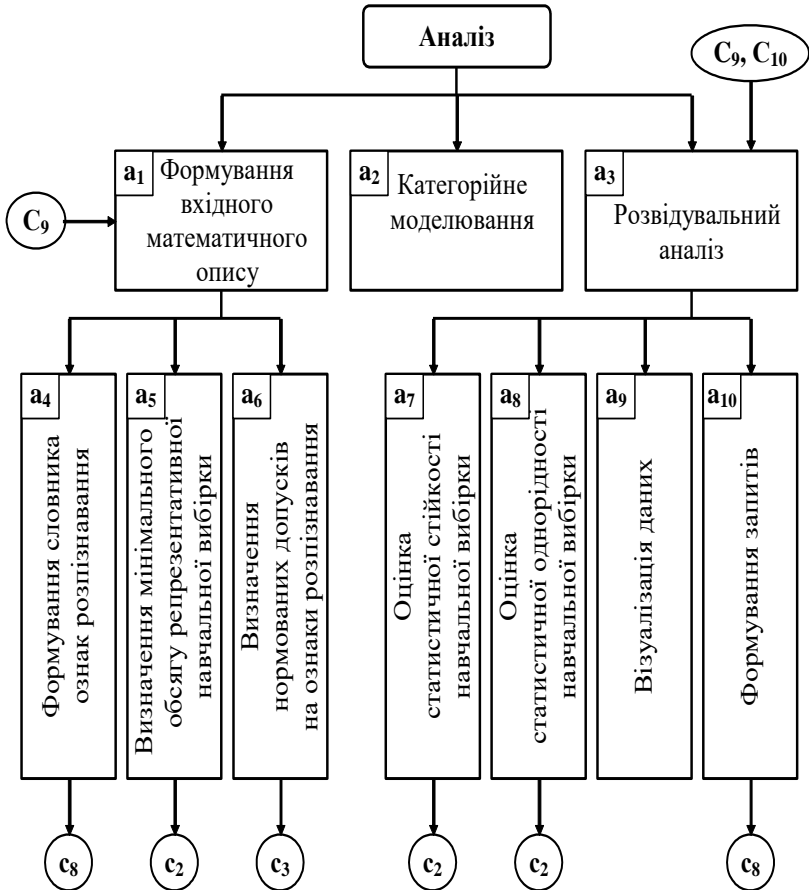


Рисунок 2.1– Структура задач аналізу ІС, що навчається

Основними задачами розвідувального аналізу є:

- оцінка статистичної стійкості та однорідності навчальної вибірки з метою формування асоційованої навчальної матриці в задачах кластер-аналізу та виявлення емпіричних закономірностей даних з метою коригування алгоритму навчання ІС;

- візуалізація даних з метою як коригування алгоритмів навчання, так і вивчення тенденції покращання їх тактико-технічних характеристик точності, оперативності та надійності; оцінка релевантності даних з метою виявлення інформативних, аномальних, заважаючих (дезінформуючих) і латентних ознак.

На рис.2.2 наведено структуру задач синтезу інформаційного забезпечення здатної навчатися ІС у рамках ІЕІ-технології.

За об'єктно-орієнтованою методологією проектування як прабатьківський об'єкт на рис. 2.2 розглядається базовий алгоритм навчання, а всі інші алгоритми успадковують його дані та методи з відповідним їх до визначенням.

Оскільки структура задач, показаних на рис. 2.2, претендує на функціональну повноту, яка забезпечує побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, то на практиці реалізація алгоритмів навчання всіх ієрархічних рівнів не є обов'язковою за умови, що інформаційний КФЕ набуває свого максимального граничного значення в робочій області визначення його функції вже на попередньому рівні.

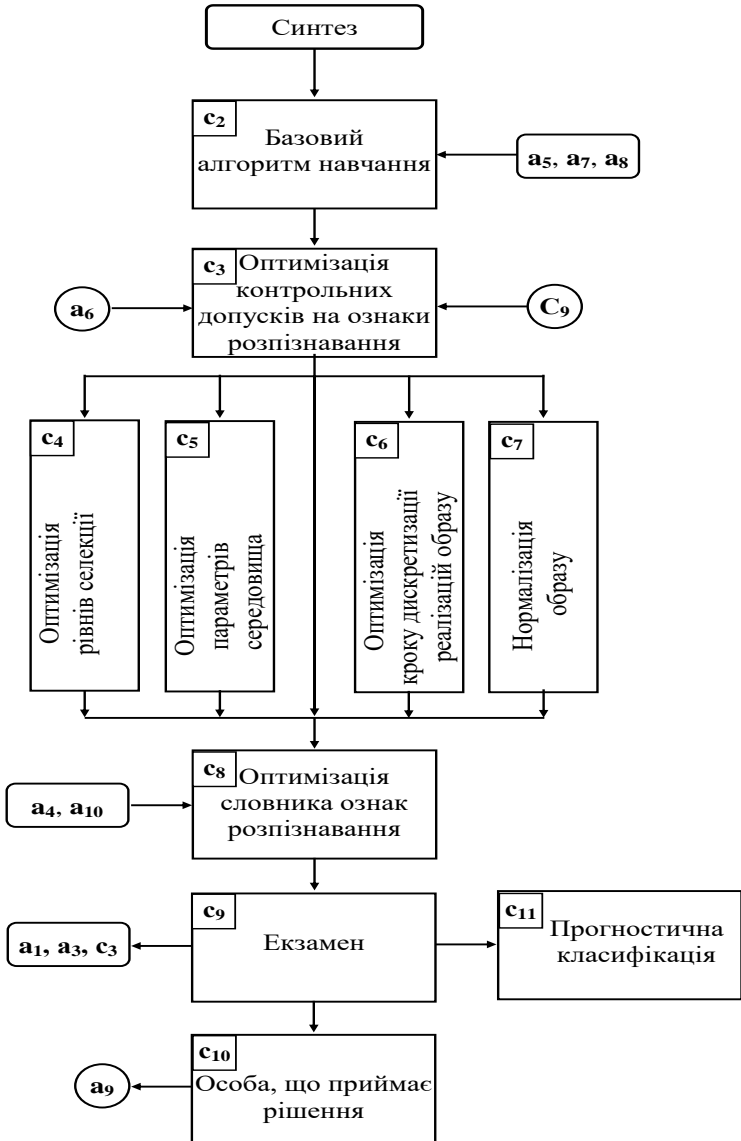


Рисунок 2.2– Структура задачі інформаційного синтезу ІС

Серед показаних на рис. 2.1 і рис. 2.2 зв'язках проаналізуємо зворотні зв'язки між об'єктом “Екзамен” і об'єктами “Розвідувальний аналіз” ($c_9 \rightarrow a_3$) і “Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання” ($c_9 \rightarrow c_3$). Наявність першого зв'язку ($c_9 \rightarrow a_3$) обумовлена необхідністю аналізу вхідних даних з метою виявлення причин зниження повної достовірності класифікації на екзамені, а необхідність іншого зв'язку ($c_9 \rightarrow c_3$), який має рекурсивний тип, виникає в задачах кластер-аналізу, коли здійснюється донавчання СППР.

Таким чином, методологія розроблення інформаційного забезпечення СППР, що навчається, в рамках ІЕІ-технології полягає у розробленні взаємозв'язаного, взаємозалежного і взаємообумовленого процесу реалізації методів аналізу і синтезу, що принципово відрізняється від систем, побудованих за операторним принципом функціонування.

2.2 Основні положення ІЕІ-технології

Основна ідея машинного навчання у рамках ІЕІ-технології полягає в трансформації апріорного у загальному випадку нечіткого розбиття простору ознак у чітке розбиття класів еквівалентності шляхом ітераційної оптимізації параметрів функціонування ІС. При цьому здійснюється цілеспрямовано пошук глобального максимуму багатоекстремальної функції статистичного інформаційного критерію в робочій (допустимій) області її визначення і

одночасного відновлення оптимальних роздільних гіперповерхонь, що будуються в радіальному базисі бінарного простору ознак розпізнавання. Відмінністю методів ІЕІ-технології є те, що трансформація вхідного нечіткого розподілу реалізацій образів в чітке здійснюється в процесі оптимізації системи контрольних допусків, що приводить до цілеспрямованої зміни значень ознак розпізнавання і дозволяє побудувати безпомилкові за багатовимірною навчальною матрицею вирішальні правила.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології вдалося поєднати нормалізацію образів, яка полягає у виправленні їх апріорної деформації стосовно еталонного образу, і безпосередньо етап навчання, на якому будуються вирішальні правила.

Нехай відомий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$. У загальному випадку при прийнятті гіпотези нечіткої компактності реалізацій образу розбиття простору ознак на класи розпізнавання є нечітким розбиттям $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, яке відповідає умовам:

$$\begin{aligned}
 & 1) (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\
 & 2) (\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset]; \\
 & 3) \\
 & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset]; \\
 & 4) \bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega_B; \quad k \neq l; \quad k, l, m = \overline{1, M}. \quad (2.2.1)
 \end{aligned}$$

При цьому елементи розбиття $\tilde{\mathfrak{N}}^{|M|}$ є нечіткими класами розпізнавання.

У бінарному просторі ознак Ω формою оптимального контейнера класу розпізнавання є гіперпаралелепіпед. З метою узагальнення та зручності побудови такого контейнера припустимо існування “псевдогіперсфери”, яка описує гіперпаралелепіпед, тобто містить усі його вершини. Це дозволяє далі розглядати такі параметри оптимізації контейнера в радіальному базисі простору ознак Ω , як еталонний вектор, наприклад, $x_m \in X_m^o$, вершина якого визначає геометричний центр контейнера K_m^o , і радіус псевдосферичного контейнера, який визначається у просторі Хеммінга за формулою

$$d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i), \quad (2.2.2)$$

де $x_{m,i}$ – i -та координата еталонного вектора x_m ; λ_i – i -та координата деякого вектора λ , вершина якого належить контейнеру $K_m^o \in X_m^o$.

Надалі, з метою спрощення, кодова відстань (2.2.2), наприклад, між векторами x_m і λ буде позначатися у вигляді $d_m = d(x_m \oplus \lambda)$.

За ІЕІ-технологією відновлення оптимального контейнера в радіальному базисі, наприклад, K_m^o здійснюється шляхом його цілеспрямованої послідовної трансформації в

гіперсферичний габарит, радіус d_m якого збільшується на кожному кроці навчання за рекурентною процедурою:

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d], \quad (2.2.3)$$

де k – змінна числа збільшень радіуса контейнера K_m^o ; h – крок збільшення радіуса; G_m^d – область допустимих значень радіуса d_m .

Нехай класи X_k^o і X_l^o є “найближчими сусідами”, тобто мають серед усіх класів найменшу міжцентрову відстань $d(x_k \oplus x_l)$, де x_k, x_l – еталонні вектори відповідних класів. Тоді за ІЕІ-технологією з метою запобігання “поглинання” одним класом ядра іншого класу умови (2.2.1) доповнюються таким предикатним виразом:

$$\begin{aligned} & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \\ & \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))], \end{aligned} \quad (2.2.4)$$

де d_k^*, d_l^* – оптимальні радіуси контейнерів K_k^o і K_l^o відповідно.

Алгоритм навчання за ІЕІ-технологією полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації структурованих просторово-часових параметрів функціонування ІС шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом $\{X_m^o\}$ значення КФЕ навчання.

Нехай вектор параметрів функціонування ІС у загальному випадку має таку структуру:

$$g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \Xi_1 + \Xi_2 = \Xi, \quad (2.2.5)$$

де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$ – генотипні параметри функціонування ІС, які впливають на параметри розподілу реалізації образу; $\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$ – фенотипні параметри функціонування ІС, які прямо впливають на геометрію контейнера класу розпізнавання.

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_{\xi_1}(g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}) \leq 0; \quad R_{\xi_2}(f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2}) \leq 0.$$

У рамках методології об'єктно-орієнтованого проектування подамо тестовий алгоритм навчання за ІЕІ-технологією для загального випадку ($M > 2$) як ієрархічну ітераційну процедуру оптимізації структурованих просторово-часових параметрів (2.2.5) функціонування ІС:

$$\begin{aligned} & (\forall g_{\xi_1} \in g) (\forall f_{\xi_2} \in g) (\exists g_{\xi_1} \in G_{\xi_1}) \{ \text{if } E^* = \max_{G_E} \bar{E} \text{ then} \\ & g_{\xi_1}^* = \arg \langle [\max_{G_{\xi_1}} \dots [\max_{G_1} [\max_{F_{\xi_2}} [\dots [\max_{F_1} \bar{E} \dots]]]]] \rangle \text{ else} \\ & (\text{if } \xi_1 \leq \Xi_1 \text{ then } \xi_1 = \xi_1 + 1 \text{ else STOP} \text{) } \}, \quad \xi_1 = \overline{1, \Xi_1}, \quad \xi_2 = \overline{1, \Xi_2}, \end{aligned} \quad (2.2.6)$$

де G_{ξ_1}, \dots, G_1 – області допустимих значень відповідних генотипних параметрів навчання;

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m -$$

усереднене значення КФЕ навчання ІС; G_E – область значень функції інформаційного КФЕ навчання; $g_{\xi_1}^*$ – оптимальне значення параметра навчання, яке визначається у зовнішньому циклі ітераційної процедури оптимізації; F_{ξ_2}, \dots, F_1 – області допустимих значень відповідних фенотипних параметрів навчання. Тут E_m – інформаційний КФЕ навчання ІС розпізнавати реалізації класу X_m^o .

Глибина циклів оптимізації визначається кількістю параметрів навчання у структурі (2.2.5). При цьому внутрішні цикли оптимізують фенотипні параметри навчання, які безпосередньо впливають на геометричну форму контейнерів класів розпізнавання. Такими параметрами, наприклад, для гіперсферичних контейнерів класів є їх радіуси. До генотипних відносять параметри навчання, які прямо впливають на розподіл реалізацій класу (наприклад, контрольні допуски на ознаки розпізнавання, рівні селекції координат еталонних двійкових векторів, параметри оптимізації словника ознак, плану навчання, параметри впливу середовища та інше). Послідовна оптимізація кожного із цих параметрів дозволяє збільшувати значення максимуму КФЕ навчання, що підвищує повну ймовірність правиль-

ного прийняття рішень на екзамені. Обов'язковою процедурою алгоритму навчання за ІЕІ-технологією є оптимізація контрольних допусків, величина яких безпосередньо впливає на значення відповідних ознак розпізнавання, а так само і на параметри розподілу реалізацій образу.

При компараторному розпізнаванні ($M=2$), яке відбувається шляхом порівняння образу, що розпізнається, з еталонним образом і має місце, наприклад, в задачах ідентифікації кадрів, самонаведенні літальних апаратів, класифікаційному самонастроюванні та інше, ітераційний алгоритм навчання за ІЕІ-технологією має такий структурований вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (\forall g_{\xi_1} \in g)(\forall f_{\xi_2} \in g)(\exists g_{\xi_1} \in G_{\xi_1}) \{ \text{if } E_1^* = \max_{G_E} E_1 \text{ then} \\
 & g_{\xi_1}^* = \arg < [\max_{G_{\xi_1}} [\dots [\max_{G_1} [\max_{F_{\xi_2}} [\dots [\max_{F_1} E_1] \dots]]] \dots]] > \\
 & \text{else (if } \xi_1 \leq \Xi_1 \text{ then } \xi_1 = \xi_1 + 1 \text{ else STOP) } \}, \\
 & \xi_1 = \overline{1, \Xi_1}, \xi_2 = \overline{1, \Xi_2}, \tag{2.2.7}
 \end{aligned}$$

де E_1 – інформаційний КФЕ навчання ІС розпізнавати реалізації еталонного класу X_1^o .

Таким чином, за умови обґрунтування гіпотези компактності (чіткої або нечіткої) основна ідея навчання за ІЕІ-технологією полягає в послідовній нормалізації вхідного математичного опису ІС шляхом цілеспрямованої трансформації апріорних габаритів розкиду реалізацій образів з метою максимального їх захоплення контейнерами відпо-

відних класів, що відбудовуються в радіальному базисі у процесі навчання. Оптимальні контейнери за ІЕІ-технологією забезпечують максимальну різноманітність між сусідніми класами, міра якої дорівнює максимуму інформаційного КФЕ навчання в робочій області визначення його функції. Оптимальні геометричні параметри контейнерів, одержані в процесі навчання за ІЕІ-технологією, дозволяють на екзамені приймати рішення за відносно простим детермінованим вирішальним правилом, що важливо при реалізації алгоритмів прийняття рішень в реальному темпі часу. При цьому повна достовірність класифікатора наближається до максимальної асимптотичної, яка визначається ефективністю процесу навчання. Досягнення на екзамені асимптотичної достовірності розпізнавання можливо за умови забезпечення однакових характеристик статистичної стійкості та статистичної однорідності навчальної та екзаменаційної матриць. Виконання цієї умови має місце при навчанні ІС безпосередньо у процесі функціонально-статистичних випробувань.

Цілеспрямованість оптимізації просторово-часових параметрів функціонування ІС за ІЕІ-технологією здійснюється шляхом визначення тенденції зміни асимптотичних точнісних характеристик процесу навчання.

2.3 Формування вхідного математичного опису

Основною задачею формування вхідного математичного опису ІС є створення багатовимірної навчальної матриці

$\|y_{m,i}^{(j)}\|_{m=\overline{1,M};i=\overline{1,N},j=\overline{1,n}}$. При цьому необхідно розв'язувати такі задачі:

- формування словника ознак та алфавіту класів розпізнавання;
- визначення мінімального обсягу репрезентативної навчальної матриці;
- визначення нормованих допусків на ознаки розпізнавання.

Таким чином, формування вхідного математичного опису ІС потребує детального вивчення та аналізу особливостей функціонування джерела інформації, яким, наприклад, у задачах керування може бути розподілений у просторі і часі технологічний процес, космічний корабель та інше.

Вхідний математичний опис подамо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Pi, \Phi \rangle, \quad (2.3.1)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на ІС; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів ІС; Y – множина сигналів, які знімаються з виходу БПОІ;

$\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, що відбиває механізм зміни станів ІС під впливом внутрішніх і зовнішніх факторів; $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y на вході ІС.

Таким чином, як універсум випробувань W розглядається декартовий добуток наведених в (2.3.1) множин:

$$W = G \times T \times \Omega \times Z.$$

Словник ознак розпізнавання $\Sigma^{|\mathcal{N}|}$, де $N = \text{Card}\Sigma^{|\mathcal{N}|}$, складається з первинних ознак, які є безпосередньо характеристиками процесу, що досліджується, і з вторинних ознак, які є похідними від первинних. Обов'язковою вимогою до словника ознак є його структурованість. На практиці первинними ознаками можуть бути значення параметрів, що зчитуються з датчиків інформації, або експериментальні дані, одержані безпосередньо при дослідженні процесу, включаючи умови його реалізації. Найбільш поширеними вторинними ознаками є різні статистичні характеристики векторів-реалізацій класів $\{x_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, навчальних вибірок $\{x_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ або всієї навчальної матриці.

Формування алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o\}$ може здійснюватися як розробником інформаційного забезпечення, так і безпосередньо ІС, що здатна функціонувати в режимі кластер-аналізу. При цьому варто враховувати, що збільшення потужності алфавіту при незмінному словнику ознак розпізнавання суттєво впливає на асимптотичні точнісні характеристики, що характеризують функціональну ефективність навчання системи, через збільшення ступеня перетину класів розпізнавання. Це питання для ІЕІ-технології докладно досліджено в праці [23]. Один із най-

простіших імовірнісних критеріїв перетину класів для заданого алфавіту може бути подано як відношення помилки другого роду до першої достовірності, яке обчислюється на k -му кроці ітераційного навчання:

$$\eta = \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)}}.$$

Одним з ефективних шляхів корекції точнісних характеристик при збільшенні потужності алфавіту класів є формування ієрархічних алгоритмів навчання ІС, що дозволяє кількість класів розбити на групи меншої потужності і здійснювати навчання для кожної із них, та створення штучної надлишковості словника ознак, наприклад, із застосуванням методів завадозахищеного кодування [43].

2.4 Визначення мінімального обсягу репрезентативної навчальної вибірки

Навчальна вибірка має на практиці скінченний обсяг n , що обумовлює наявність статистичної похибки ε між імовірністю p_i та емпіричною частотою $\tilde{p}_i = k_i/n$ знаходження значення i -ї ознаки розпізнавання у своєму контрольному полі допусків $\delta_{K,i}$. Верхня оцінка похибки $\varepsilon = |p_i - \tilde{p}_i|$ залежить від кількості випробувань n і визначається за теоремою Муавра-Лапласа:

$$\begin{aligned}
 P\left\{\left|\frac{k_i}{n} - p_i\right| \geq \varepsilon\right\} &= P\left\{\left|\frac{k_i - np}{\sqrt{np_i q_i}} - \frac{\varepsilon\sqrt{n}}{\sqrt{p_i q_i}} \geq 0\right\} = \\
 &= 2\Phi\left(-\frac{\varepsilon\sqrt{n}}{\sqrt{p_i q_i}}\right) \geq 2\Phi(-2\varepsilon\sqrt{n}),
 \end{aligned}
 \tag{2.4.1}$$

де k_i – кількість подій, при яких значення i -ї ознаки знаходиться в полі допусків $\delta_{K,i}$; $q_i = 1 - p_i$ – імовірність того, що значення i -ї ознаки не належить полю допусків $\delta_{K,i}$; $\Phi(\dots)$ – функція Лапласа.

Визначення мінімального обсягу n_{\min} репрезентативної навчальної вибірки здійснимо 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. Скористаємося методом динамічного довірчого інтервального оцінювання. Суть методу полягає в побудові після кожного випробування довірчого інтервалу, який оцінює ймовірність p_i знаходження i -ї ознаки в полі контрольних допусків з імовірністю довіри $1-Q$:

$$P\left\{\frac{k_i}{n} - \varepsilon_Q \leq p_i \leq \frac{k_i}{n} + \varepsilon_Q\right\} = 1 - Q,
 \tag{2.4.2}$$

де Q – рівень значущості (будь-яке наближене до нуля додатне число).

Визначення максимальної похибки ε_Q при заданому рівні значущості Q здійснюється із співвідношення

$$2\Phi(-2\varepsilon_Q\sqrt{n}) = Q. \quad (2.4.3)$$

З урахуванням властивості функції Лапласа $\Phi(x)=1-\Phi(-x)$ перетворимо (2.4.3) до вигляду

$$\Phi(2\varepsilon_Q\sqrt{n}) = 1 - \frac{Q}{2}. \quad (2.4.4)$$

Наприклад, для $Q=0.05$ за таблицею значень функції Лапласа з урахуванням виразу (2.4.4) для $\Phi(x)=1-Q/2=0.975$ знайдемо значення аргументу функції $x = 2\varepsilon_Q\sqrt{n} = 1.98$. Тоді похибка ε_Q змінюється залежно від обсягу навчальної вибірки n за гіперболічним законом

$$\varepsilon_Q = \frac{0.98}{\sqrt{n}}, \quad n > 1. \quad (2.4.5)$$

На рис. 2.3 наведено графік функції $\varepsilon_Q = f(n)$ (крива 1) і умовно виділено три області значень аргументу, які відрізняються крутизною цієї функції. При цьому область I є забороненою областю, оскільки похибка перебільшує допустиму. Область III характеризується значними економічними втратами при відносно малій швидкості зменшення похибки ε_Q . Область II є компромісною і охоплює інтервал приблизно від 40 до 90 випробувань. Легко довести, що при різних значеннях Q графік функції $\varepsilon_Q = f(n)$ буде пе-

реміщуватися паралельно по вертикалі, не змінюючи свого вигляду.

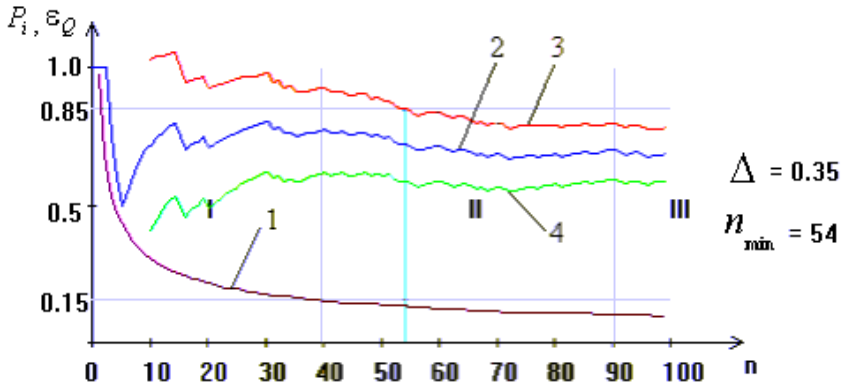


Рисунок 2.3–До визначення обсягу навчальної вибірки:
 1– графік функції $\varepsilon_Q = f(n)$; 2–графік емпіричної частоти
 $\tilde{p} = k_i / n$; 3 – верхня межа довірчого інтервалу;
 4 – нижня межа довірчого інтервалу

На рис. 2.3 область I є забороненою областю, оскільки похибка перебільшує допустиму. Область III характеризується значними економічними втратами при відносно малій швидкості зменшення похибки ε_Q . Область II є компромісною і охоплює інтервал приблизно від 40 до 90 випробувань. Легко довести, що при різних значеннях Q графік функції $\varepsilon_Q = f(n)$ буде переміщуватися паралельно по вертикалі, не змінюючи свого вигляду.

Графічно довірчий інтервал можна побудувати за формулою (2.4.2), обчислюючи для кожного випробування за виразом (2.4.5) похибку ε_Q і відкладаючи її зверху та зни-

зу від графіка частоти $\tilde{p}_i = k_i/n$ (крива 2). При цьому верхня $\underset{n}{Sup} \tilde{p}_i$ (крива 3) та нижня $\underset{n}{Inf} \tilde{p}_i$ (крива 4) межі довірчого інтервалу при збільшенні числа випробувань мають тенденцію до зближення з емпіричною частотою.

Для знаходження мінімального числа випробувань n_{\min} , яке гарантує прийнятні з практичних міркувань величину похибки і оперативність реалізації алгоритму обчислювання, необхідно задати критерій зупинення випробувань.

Таким моментом можна вважати випробування, при якому поточний довірчий інтервал накривається заданим інтервалом $[0,5 \pm \Delta]$, де $|\Delta| < 0,5$. Для багатьох практичних задач значення Δ визначається з інтервалу $[0,3; 0,4]$ за алгоритмом, наведеним, наприклад, у праці [138]. Останній (правий) перетин заданого інтервалу з однією з меж довірчого інтервалу визначає випробування n_{\min} , яке гарантує з імовірністю $1-Q$, що максимальна похибка ε_Q не перебільшує значення функції $\varepsilon_Q = f(n)$ при $n = n_{\min}$.

Таким чином, вибір n_{\min} доцільно здійснювати в компромісній області II (на рис. 2.3 $n_{\min} = 54$) за умови відсутності викидів значень емпіричної частоти до значень, близьких до нуля або одиниці.

У загальному випадку треба будувати довірчі інтервали для всіх N ознак і вибирати n_{\min} за умови

$$n_{\min} = \max_{\{i\}} (n_{\min 1}, \dots, n_{\min i}, \dots, n_{\min N}).$$

На практиці для незалежних ознак розпізнавання можна вибирати n_{\min} за довірчим інтервалом, побудованим для будь-якої однієї ознаки, що значно знижує обчислювальну трудомісткість алгоритму.

2.5. Визначення нормованих допусків на ознаки розпізнавання

При оптимізації процесу навчання ІС за ІЕІ-технологією важливим питанням є визначення системи нормованих допусків (СНД), яка задає області значень відповідних контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Визначення 2.5.1. Нормованим називається поле допусків $\{\delta_{H,i} \mid i = \overline{1, N}\}$, в якому значення i -ї ознаки знаходиться з імовірністю $p_i = 1$ або $p_i = 0$ за умови, що функціональний стан ІС належить до базового (найбільш бажаного для ОПР) класу X_1^o .

Визначення 2.5.2. Контрольним називається поле допусків $\{\delta_{K,i} \mid i = \overline{1, N}\}$, в якому значення i -ї ознаки знаходиться з імовірністю $0 < p_i < 1$ за умови, що функціональний стан ІС належить до базового класу X_1^o .

У методах ІЕІ-технології контрольні допуски на ознаки розпізнавання вводяться з метою:

- рандомізації процесу прийняття рішень, оскільки для повного дослідження процесу необхідно використовувати як детерміновані, так і статистичні характеристики;

• трансформації у процесі навчання ІС параметрів розподілу реалізацій образу шляхом допустимих перетворень в дискретному просторі ознак розпізнавання.

Зрозуміло, що $|\delta_{K,i}| \leq |\delta_{H,i}|$ і базова СКД є сталою для всього алфавіту класів розпізнавання. При цьому основні обмеження зверху (справа) на значення полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ повинні забезпечувати:

• збереження випадковості координат векторів-реалізацій образу;

• недопущення збігу еталонних векторів, які є центрами відповідних контейнерів класів розпізнавання, що може призвести до невиконання умов (2.2.2) або (2.2.4) розбиття простору ознак.

Відомі методи оцінки випадковості реалізацій образу обумовлюють наявність навчальної вибірки великого обсягу, що не завжди є здійсненним на практиці. Один із шляхів вирішення цієї проблеми ґрунтується на такій гіпотезі: чим більша середня кодова відстань між реалізаціями одного образу, тим більше вони будуть мати відмінних ознак розпізнавання, що свідчить про їх випадковість. Розглянемо постановку задачі оптимізації СНД за дистанційно-максимальним критерієм. Нехай $\{x_1^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ – множина реалізацій базового, тобто найбільш бажаного для ОПР класу $\{X_1^o\}$, яку розіб'ємо на пари сусідніх векторів і визначимо кодові відстані між ними за правилом

$$d_j = \sum_{i=1}^N [x_{1,i}^{(j)} \oplus x_{c,i}], \quad j = \overline{1, n}, \quad (2.5.1)$$

де $x_{c,i}$ – i -та координата реалізації $\{x_{c,i} \mid i = \overline{1, N}\} \in X_c^o$, яка є найближчою сусідньою до реалізації $\{x_{1,i}^{(j)}\} \in X_1^o$.

Необхідно вибрати таку систему допусків $\{\delta_{H,i}^*\}$, щоб середнє вибіркове

$$\bar{d}_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n d_j \quad (2.5.2)$$

сусідніх реалізацій класу X_1^o було максимальним, тобто $\{\delta_{H,i}\} = \{\delta_{H,i}^*\}$, якщо $\bar{d}_n^* = \max_{\{j\}} \bar{d}_j$.

Таким чином, параметром, що оптимізується, є величина симетричного поля допусків $\delta_{H,i}$, центром якого є значення дискрети еталонного вектора $y_{1,i} \in X_1^o$. Алгоритм складається із послідовного проведення етапів оптимізації, на кожному з яких формується при поточній СКД множина двійкових векторів $\{x_{1,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$, здійснюється її розбиття на пари сусідніх реалізацій за умови мінімальної кодової відстані між ними, обчислюється за формулою (2.5.2) середня кодова відстань для сусідніх реалізацій і здійснюється наступний крок ітераційної процедури пошуку максимуму \bar{d}_n^* . Вхідні дані: $\{y_{1,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n_{\min}}\}$ – масив дискрет реалізацій, що аналізуються, де n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки; δ – змінна поля допусків; h – крок зміни поля допусків; l – змінна кроків ітерації. Результатом алгоритму оптимізації є поля

нормованих допусків $\{\delta_{H,i}^*\}$, які задають допустиму область значень контрольних допусків і цим забезпечують випадковість ознак розпізнавання.

Розглянемо схему реалізації паралельного алгоритму оптимізації нормованих допусків за критерієм (2.5.2).

1. Обчислюється еталонна реалізація дискрет $\{y_{1,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ шляхом статистичного усереднення значень дискрет реалізацій $\{y_{1,i}^{(j)}\}$ класу X_1^o і задається стартове значення параметра δ .

2. Формується масив $\{x_{1,i}^{(j)}\}$ двійкових векторів-реалізацій класу X_1^o за правилом

$$x_{1,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if else.} \end{cases} \quad (2.5.3)$$

3. Будується для векторів $\{x_{1,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ матриця кодівих відстаней $\|d_{i,j} \mid i, j = \overline{1, n}\|$, елементи якої визначаються за правилом

$$d_{i,j} = \begin{cases} \sum_{i=1}^N (x_{1,i}^{(j)} \oplus x_{1,i}^{(i)}), & \text{if } i \neq j; \\ N + 1, & \text{if } i = j. \end{cases} \quad (2.5.4)$$

Таким чином, нульовим діагональним елементам матриці $\|d_{i,j}\|$ штучно присвоюється значення $N + 1$ – максимальна кодова відстань у матриці.

4. Формуються пари найближчих сусідніх реалізацій $\mathfrak{R}_j^{[2]} = \langle x_1^{(j)}, x_c^{(l)} \rangle$ за умови, що

$$d_j(x_1^{(j)} \oplus x_c^{(l)}) = \min_{\{i\}} (d_{i,j}),$$

де $x_c^{(l)}$ – найближча до вектора $x_1^{(j)}$ реалізація, отримана на l -му кроці оптимізації.

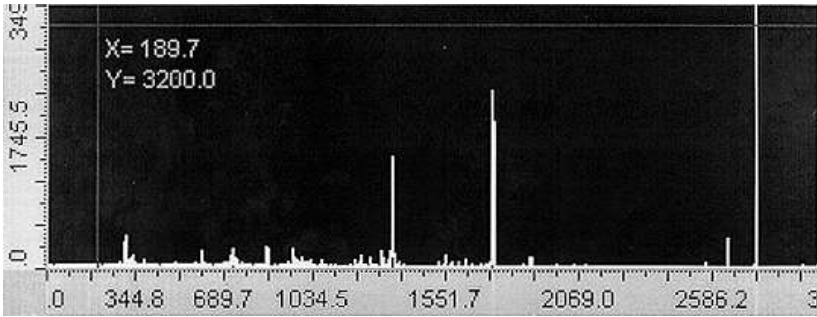
5. Обчислюється за формулою (2.5.2) вибіркова середня відстань \bar{d}_n для розбиття $\{\mathfrak{R}_j^{[2]}\}$.

6. Порівнюється поточне середнє значення $\bar{d}_n(l)$ з попереднім $\bar{d}_n(l-1)$. Якщо $\bar{d}_n(l) \geq \bar{d}_n(l-1)$, то $\delta = \delta + h$, і виконується крок 1, інакше $\bar{d}_n^* = \bar{d}_n(l-1)$ і $\delta^* = \delta - h$.

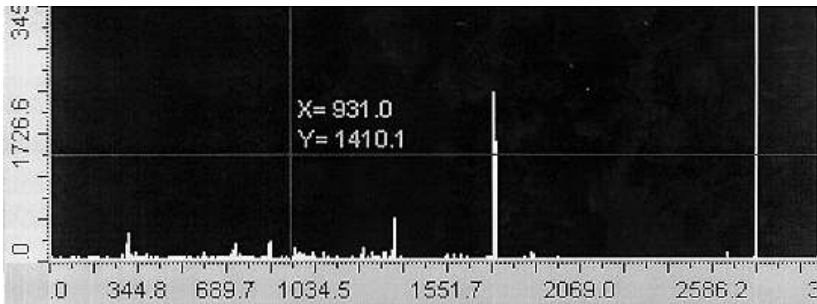
7 Формується оптимальна СНД $\{\delta_{H,i}^*\}$, де нижні допуски дорівнюють $\{A_{H,i} = (y_{1,i} - \delta^*) \mid i = \overline{1, N}\}$ і верхні допуски – $\{A_{B,i} = (y_{1,i} + \delta^*) \mid i = \overline{1, N}\}$.

Як приклад розглянемо визначення оптимальної за критерієм (2.5.2) системи нормованих допусків на ознаки в задачі розпізнавання спектрограм, отриманих на мас-спектрометрі МІ-12-01 АТ виробництва ВАТ “Selmi” (Суми, Україна).

На рис. 2.4 наведено дві реалізації спектрограми класу X_1^o . Тут на осі абсцис відкладено довжину хвилі в нанометрах, а на осі ординат – значення струму електронного підсилювача в мікроамперах.



а)



б)

Рисунок 2.4—Спектрограми: а) перша реалізація класу X_1^o ; б) друга реалізація класу X_1^o

Якщо поява дискрет, значення яких перевищують шумовий поріг, відбувається детерміновано для даного хімічного елемента, то їх амплітуди, як видно з рис. 2.4, мають випадкові значення.

У табл. 2.1 наведено для прикладу сім двійкових реалізацій класу X_1^o , сформованих за правилом (2.5.3) при $\square \delta = \pm 40$. Кожна з цих реалізацій містить 12 ознак, які набувають одиничне значення, якщо значення їх дискрет перебільшують шумовий поріг.

Таблиця 2.1—Двійкові реалізації спектрограм класу X_1^o

№ реалі- зації	Координати векторів											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0
2	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0
3	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0
4	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1
5	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0
6	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0
7	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0

За двійковими векторами, наведеними в табл. 2.1, сформуємо за правилом (2.5.4) матрицю кодових відстаней (табл. 2.2), звідки визначимо для заданого алфавіту класів розпізнавання пари сусідніх двійкових еталонних векторів:

$$\mathfrak{R}_1^{[2]} = \langle x_1^{(1)}, x_1^{(2)} \rangle, \quad \mathfrak{R}_2^{[2]} = \langle x_1^{(2)}, x_1^{(1)} \rangle, \quad \mathfrak{R}_3^{[2]} = \langle x_1^{(3)}, x_1^{(1)} \rangle,$$

$$\mathfrak{R}_4^{[2]} = \langle x_1^{(4)}, x_1^{(2)} \rangle, \quad \mathfrak{R}_5^{[2]} = \langle x_1^{(5)}, x_1^{(1)} \rangle, \quad \mathfrak{R}_6^{[2]} = \langle x_1^{(6)}, x_1^{(7)} \rangle,$$

$$\mathfrak{R}_7^{[2]} = \langle x_1^{(7)}, x_1^{(6)} \rangle.$$

Відповідно кодові відстані між сусідніми векторами дорівнюють:

$$d(x_1^{(1)} \oplus x_1^{(2)})=2; \quad d(x_1^{(2)} \oplus x_1^{(1)})=2;$$

$$d(x_1^{(3)} \oplus x_1^{(1)})=3; \quad d(x_1^{(4)} \oplus x_1^{(2)})=3; \quad d(x_1^{(5)} \oplus x_1^{(1)})=2;$$

$$d(x_1^{(6)} \oplus x_1^{(7)})=2; \quad d(x_1^{(7)} \oplus x_1^{(6)})=2.$$

Таблиця 2.2–Матриця кодових відстаней

k	$x_1^{(1)}$	$x_1^{(2)}$	$x_1^{(3)}$	$x_1^{(4)}$	$x_1^{(5)}$	$x_1^{(6)}$	$x_1^{(7)}$
$x_1^{(1)}$	13	2	3	5	2	4	2
$x_1^{(2)}$	2	13	3	3	2	4	2
$x_1^{(3)}$	3	3	13	4	3	3	3
$x_1^{(4)}$	5	3	4	13	5	6	5
$x_1^{(5)}$	2	2	3	5	13	4	2
$x_1^{(6)}$	4	4	3	6	4	13	2
$x_1^{(7)}$	2	2	3	5	2	2	13

На рис. 2.5 наведено залежність середньої кодової відстані \overline{d}_n від параметра δ поля допусків.

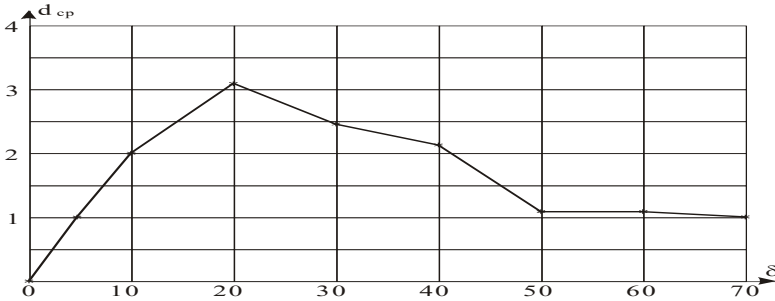


Рисунок 2.5 – Графік залежності середньої кодової відстані між еталонними векторами класу X_1^o від параметра поля допусків

Аналіз рис. 2.5 показує, що область значення контрольних допусків на ознаки розпізнавання задається оптимальним значенням відповідних полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}^*\} = \{y_{1,i} \pm \delta^*\}$, де $\delta^* = 20$, які гарантують випадковість реалізацій образу згідно із принципом рандомізації вхідних даних для ІЕІ-технології. При цьому система нормованих допусків знизу обмежується вимогою виключення переходу реалізацій образу в нульові. Так, вже при $\delta = \pm 5$ перша, друга і шоста реалізації стають нульовими. З іншого боку, при збільшенні параметра δ до 70 збігаються друга та четверта реалізації, що робить подальше збільшення нормованого поля недоцільним. Крім того, вибір занижених нормованих полів допусків призводить до погіршення точнісних характеристик класифікатора, а вибір завищених – до зменшення оперативності навчання. Таким чином, розроблення ефективних критеріїв оцінки випадковості навчальної вибірки у рамках ІЕІ-технології набуває важливого значення.

2.6 Оцінка статистичної стійкості та однорідності навчальної вибірки

Важливим етапом формування навчальної вибірки є оцінка її статистичної стійкості та однорідності, оскільки ці властивості суттєво впливають на величину повної ймовірності прийняття правильних рішень. Основним способом недопущення зниження достовірності рішень, що приймає система, є блокування її функціонування як в режимах навчання, так і екзамену, якщо не виконуються умови статистичної стійкості або статистичної однорідності вибірок. У загальному випадку ІС блокує режими навчання й екзамену за таких причин:

- перехідний процес, що відбувається, наприклад, в задачах керування при зміні функціональних станів технологічного процесу під впливом як керованих, так і некерованих факторів;
- відмова технологічного обладнання;
- неправильне функціонування датчиків інформації;
- неоптимальні значення контрольних і нормованих допусків на ознаки розпізнавання.

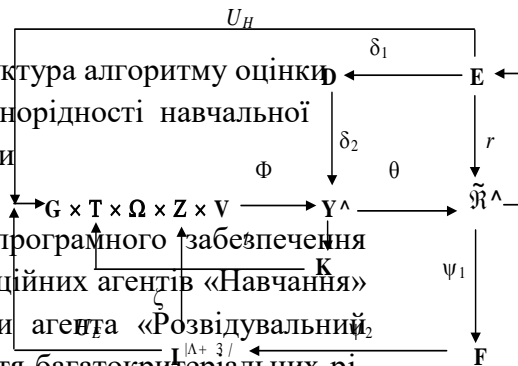
Як критерії статистичної стійкості використовуються відомі в математичній статистиці вибіркові критерії оцінки параметрів імовірнісних розподілів [45-49]. Як критерії статистичної однорідності доцільно використовувати критерій згоди Пірсона (критерій χ^2) [45,48,49], серійний критерій Вальда-Вольфсона [48], критерій Колмогорова-

Смірнова (критерій λ) [49], критерій серій [48,49] та інші. Як критерії інформативності ознак можуть використовуватися коефіцієнти парної та множинної кореляції [45,47] і прямі статистичні інформаційні критерії [23,43]. Одну із ієрархічних структур алгоритму прийняття рішень при оцінці статистичних стійкості та однорідності навчальної вибірки за статистичними критеріями наведено на рис. 2.6.

Аналіз рис.2.6 показує, що невиконання основної гіпотези навіть за одним будь-яким критерієм призводить до заблокування процесу формування навчальної матриці $\| y_{m,i}^{(j)} \|$, а тим самим і навчання ІС.



Рисунок 2.6 – Ієрархічна структура алгоритму оцінки статистичних стійкості та однорідності навчальної вибірки



Таким чином, архітектура програмного забезпечення ІС, що навчається, крім інформаційних агентів «Навчання» і «Екзамен», повинна включати агента «Розвідувальний аналіз», який у процесі прийняття багатокритеріальних рішень дає дозвіл на функціонування системи у відповідному режимі.

2.7 Інформаційні критерії оптимізації параметрів функціонування ІС, що навчається

Центральним питанням інформаційного синтезу ІС є оцінка функціональної ефективності процесу навчання, яка визначає максимальну достовірність рішень, що приймаються на екзамені. Як КФЕ в ІЕІ-технології можуть використовуватися різні критерії, які задовольняють такі властивості інформаційних мір:

- інформаційна міра є величина дійсна і знакододатна як функція від імовірності;
- кількість інформації для детермінованих змінних ($p_i = 1$ або $p_i = 0$) дорівнює нулю;
- інформаційна міра має екстремум при значенні ймовірності $p_i = \frac{1}{m}$, де m – кількість якісних ознак розпізнавання.

Серед інформаційних мір для оцінки функціональної ефективності СППР, що навчається, перевагу слід віддавати статистичним логарифмічним критеріям, які дозволяють працювати з навчальними вибірками відносно малих обсягів [50]. Серед таких критеріїв найбільшого використання знайшли ентропійні міри [51] та інформаційна міра Кульбака [52].

Подамо нормований ентропійний КФЕ навчання ІС розпізнавати реалізації класу X_m^o у вигляді:

$$E_m^{(k)} = \frac{I_m^{(k)}}{I_{\max}^{(k)}} = \frac{H_m^{(k)} - H_m^{(k)}(\gamma)}{H_m^{(k)}}, \quad (2.7.1)$$

де $I_m^{(k)}$ – кількість умовної інформації, що обробляється на k -му кроці навчання ІС розпізнавати реалізації класу X_m^o ; $I_{\max}^{(k)}$ – максимальна можлива кількість умовної інформації, одержаної на k -му кроці навчання;

$$H_m^{(k)} = - \sum_{l=1}^M p(\gamma_{l,k}) \log_2 p(\gamma_{l,k}) -$$

априорна (безумовна) ентропія, що існує на k -му кроці навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o ;

$$H_m^{(k)}(\gamma) = - \sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M p(\gamma_{l,k}) p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}) \log_2 p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}) -$$

апостеріорна (умовна) ентропія, що характеризує залишкову невизначеність після k -го кроку навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o ; $p(\gamma_{l,k})$ – безумовна ймовірність прийняття на k -му кроці навчання гіпотези $\gamma_{l,k}$; $p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k})$ – апостеріорна ймовірність прийняття на k -му кроці навчання рішення $\mu_{m,k}$ за умови, що прийнята гіпотеза $\gamma_{l,k}$.

Для двохальтернативної системи оцінок ($M = 2$) і рівноймовірних гіпотез, що характеризує найбільш важкий у статистичному сенсі випадок прийняття рішень, після відповідної підстановки ентропій (2.7.2) і (2.7.3) у вираз (2.7.1) та заміни відповідних апостеріорних ймовірностей на апіорні за формулою Байєса [46] ентропійний критерій набирає вигляду

$$\begin{aligned}
 E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} & \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \right. \\
 & + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & \left. + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (2.7.4)
 \end{aligned}$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність; $D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга.

Оскільки точнісні характеристики є функціями відстані вершин еталонних векторів від геометричних центрів контейнерів відповідних класів розпізнавання, то критерій (2.7.4) в ІЕІ-технології слід розглядати як нелінійний і

взаємно-неоднозначний функціонал від точнісних характеристик, що потребує знаходження в процесі навчання робочої (допустимої) області для його визначення.

Розглянемо модифікацію диференціальної інформаційної міри Кульбака, яка подається як добуток відношення правдоподібності Λ на міру відхилень відповідних розподілів імовірностей.

У праці [46] розглядається логарифмічне відношення повної ймовірності $P_{t,m}^{(k)}$ правильного прийняття рішень про належність реалізацій класів X_m^o і X_c^o контейнеру $K_{m,k}^o \in X_m^o$ до повної ймовірності помилкового прийняття рішень $P_{f,m}^{(k)}$, яке для двохальтернативної системи оцінок рішень має вигляд

$$\Lambda = \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \log_2 \frac{p(\mu_m)p(\gamma_{1,k}/\mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{2,k}/\mu_c)}{p(\mu_m)p(\gamma_{2,k}/\mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{1,k}/\mu_c)}, \quad (2.7.5)$$

де $p(\mu_m)$ –безумовна ймовірність появи реалізації класу X_m^o ; $p(\mu_c)$ –безумовна ймовірність появи реалізації найближчого (сусіднього) класу X_c^o ; $\gamma_{1,k}$ – гіпотеза про належність контейнеру $K_{m,k}^o \in X_m^o$ реалізації класу X_m^o ; $\gamma_{2,k}$ – альтернативна гіпотеза.

Із урахуванням (2.7.5) при допущенні згідно із принципом Лапласа-Бернуллі, що $p(\mu_m) = p(\mu_c) = 0,5$, і

після переозначення апріорних умовних імовірностей відповідними точнісними характеристиками загальна міра Кульбака остаточно набирає вигляду

$$\begin{aligned}
 E_{K_m}^{(k)} &= \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} * [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] = \\
 &= \left| \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5D_{1,m}^{(k)}(d) + 0,5D_{2,m}^{(k)}(d) \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5\alpha_m^{(k)}(d) + 0,5\beta_m^{(k)}(d) \end{array} \right| = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * \\
 &\quad * [(D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)) - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))] = \\
 &= \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))].
 \end{aligned} \tag{2.7.6}$$

Нормовану модифікацію критерію (2.7.6) можна подати у вигляді

$$E_{K,m}^{(k)} = \frac{E_{K_m}^{(k)}}{E_{K_{\max}}^{(k)}},$$

де $E_{K_{\max}}^{(k)}$ – значення інформаційного критерію при $D_{1,m}^{(k)}(d) = D_{2,m}^{(k)}(d) = 1$ і $\alpha_m^{(k)}(d) = \beta_m^{(k)}(d) = 0$ для формули (2.7.6).

При оптимізації параметрів функціонування ІС у процесі навчання за ІЕІ-технологією нормування критеріїв оптимізації не є обов'язковим, оскільки тут розв'язується задача пошуку екстремальних значень параметрів навчання, які відповідають глобальному максимуму КФЕ у

робочій області його визначення. Але нормування критеріїв оптимізації є доцільним при порівняльному аналізі результатів досліджень і при оцінці ступеня близькості реальної ІС до потенційної.

Розглянемо процедуру обчислення модифікації ентропійного КФЕ за Шенноном для двохальтернативного рішення при рівномірних гіпотезах згідно з формулою (2.7.4). Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися їх оцінками:

$$D_{1,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}};$$

$$D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (2.7.7)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність реалізацій образу контейнеру $K_{1,mk}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$; $K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнеру $K_{1,m}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$; $K_{3,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнеру $K_{1,m}^o$, якщо вони насправді належать класу X_2^o ; $K_{4,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнеру $K_{1,m}^o$, якщо вони насправді належать класу X_2^o ; n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після підстановки відповідних позначень (2.7.7) у вираз (2.7.4) одержимо робочу формулу для обчислення в рамках ІЕІ-технології ентропійного інформаційного КФЕ навчання ІС розпізнаванню реалізацій класу X_1^o :

$$\begin{aligned}
 E_{1,m}^{(k)} = & 1 + \\
 & + \frac{1}{2} \left(\frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} + \right. \\
 & \left. + \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \right). \quad (2.7.8)
 \end{aligned}$$

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (2.7.7) у вираз (2.7.6) набирає вигляду

$$E = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)} + K_3^{(k)}]}{[K_2^{(k)} + K_3^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \quad (2.7.9)$$

де r – число цифр у мантисі значення критерію $E_m^{(k)}$.

Розглянемо схему обчислення коефіцієнтів $K_2^{(k)}$ і $K_3^{(k)}$ у формулі (2.7.9). На рис. 2.7 показано структуру навчальної матриці при побудові оптимального контейнера для класу X_1^o . Навчальна матриця послідовно

складається з векторів реалізацій $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ і $\{x_2^{(j)}\} \in X_2^o$ відповідно.

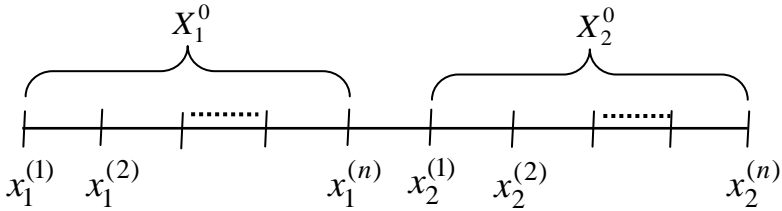


Рисунок 2.7 – Структура навчальної матриці

Алгоритм обчислення коефіцієнтів $K_2^{(k)}$ і $K_3^{(k)}$ у формулі (2.7.9) має такий предикатний вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_1^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_1(j) := K_1(j-1) + 1 \text{ else } K_2(j-1) + 1]; \\
 & \quad (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_2^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_3(j) := K_3(j-1) + 1 \text{ else } K_4(j) := K_4(j-1) + 1].
 \end{aligned}
 \tag{2.7.10}$$

Таким чином, інформаційні критерії (2.7.4) і (2.7.6) є функціоналами як від точнісних характеристик рішень, що приймаються, так і від дистанційних критеріїв, тобто їх можна розглядати як узагальнення відомих статистичних і детермінованих (дистанційних) критеріїв оптимізації параметрів функціонування ІС.

2.8 Базовий інформаційно-екстремальний алгоритм

У багатоциклічній структурованій ітераційній процедурі оптимізації просторово-часових параметрів функціонування ІС базовий інформаційно-екстремальний алгоритм реалізується у внутрішньому циклі алгоритму навчання, що й обумовило його назву. Призначенням базового алгоритму навчання є:

- оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання;
- обчислення інформаційного КФЕ навчання системи;
- пошук глобального максимуму КФЕ у робочій (допустимій) області визначення його функції.

Розглянемо категорійну модель навчання ІС за базовим алгоритмом у вигляді діаграми відображення множин. При обґрунтуванні гіпотези нечіткої компактності має місце нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \subset \Omega$, яке в рамках ІЕІ-технології відповідає умовам (2.2.1) і (2.2.3). Введемо оператор θ нечіткої факторизації простору ознак: $\theta: Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ і оператор класифікації $\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$, який перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ нечіткому класу X_m^o . Тут l – кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{F}^{|q|}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{F}^{|q|}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\phi: \mathfrak{F}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює множину значень

Вхідною інформацією для навчання за базовим алгоритмом є дійсний в загальному випадку масив реалізацій образу $\{y_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n}\}$; система полів контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ на ознаки розпізнавання і рівні селекції $\{\rho_m\}$ координат еталонних векторів-реалізацій, які за замовчуванням дорівнюють 0,5 для всіх класів розпізнавання.

Розглянемо етапи реалізації алгоритму:

1. Формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яке здійснюється за правилом (2.5.3).

2. Формування масиву еталонних двійкових векторів-реалізацій $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if } \text{else,} \end{cases} \quad (2.8.3)$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$.

3. Розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих "сусідів": $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_l \rangle$, де x_l – еталонний вектор сусіднього класу X_l^o , за такою схемою алгоритму:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^o , який характеризує найбільшу функціональну ефективність ІС;

б) будується матриця кодових відстаней між еталонними векторами розмірності $M \times M$;

в) для кожного рядка матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора, найближчого до вектора, що визначає рядок. За наявності декількох однакових мінімальних елементів вибирається з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathcal{R}_m^{[2]} \mid m = \overline{1, M}\}$, яка задає план навчання.

4. Оптимізація кодової відстані d_m відбувається за рекурентною процедурою (2.2.3). При цьому береться $E_m(0) = 0$.

5. Процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення: $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$, де $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1]$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^o$. При цьому множина $\{d\}$ є так само множиною кроків навчання ІС.

Таким чином, базовий алгоритм навчання є ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій області визначення його функції:

$$d_m^* = \arg \max_{\{d\}} E_m^*. \quad (2.8.4)$$

Параметри навчання ІС за базовим алгоритмом – оптимальні кодові відстані $\{d_m^*\}$ і оптимальні еталонні вектори-реалізації $\{x_m^*\}$ для заданого алфавіту $\{X_m^o\}$ є

обов'язковими вхідними даними для функціонування ІС в режимі екзамену, тобто безпосереднього прийняття рішень.

Таким чином, основною функцією базового алгоритму навчання у рамках ІЕІ-технології є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ і організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію з метою визначення оптимальних геометричних параметрів розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

2.9 Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Оскільки контрольні допуски на значення ознак розпізнавання прямо впливають на геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, а таким чином і на асимптотичні точнісні характеристики рішень, то питання оптимізації системи контрольних допусків (СКД) у методах ІЕІ-технології набуває важливого значення при розробленні інформаційного забезпечення ІС, що навчається.

Розглянемо підхід до оптимізації СКД на ознаки розпізнавання в рамках ІЕІ-технології. На рис. 2.8 показано симетричне (двобічне) поле допусків на значення i -ї ознаки $y_{m,i}^{(j)}$, $i = \overline{1, N}$.

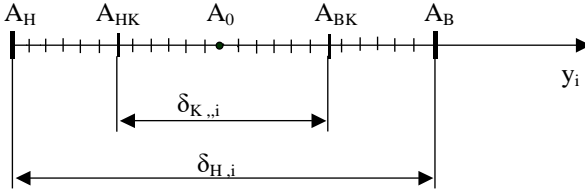
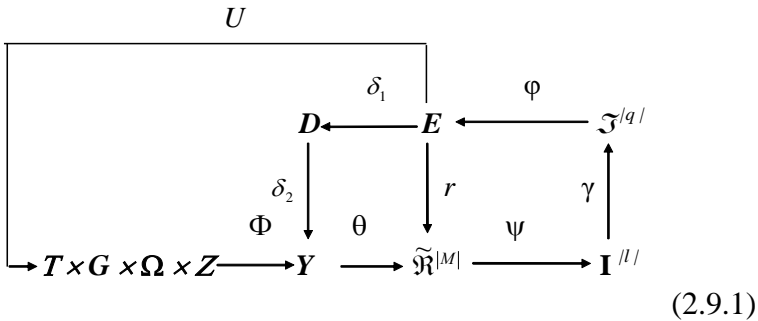


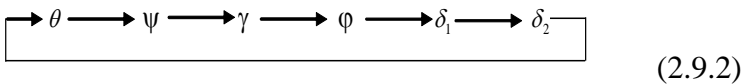
Рисунок 2.8 – Симетричне поле допусків

На рис. 2.8 прийнято такі позначення: A_0 – номінальне значення ознаки y_i ; A_H , A_B – нижній і верхній нормовані допуски відповідно; A_{HK} , A_{BK} – нижній і верхній контрольні допуски відповідно; $\delta_{H,i}$ – нормоване поле допусків; $\delta_{K,i}$ – контрольне поле допусків.

Діаграма відображень множин у процесі оптимізації СКД з урахуванням базової діаграми (2.8.1) має вигляд



У діаграмі (2.9,1) терм-множина D складається із допустимих значень СКД, а контур операторів



безпосередньо оптимізує контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

Існує декілька можливих стратегій зміни поля допусків $\delta_{K,i}$, серед яких відокремимо дві основні:

- симетрична стратегія $S_1(\overset{\rightarrow}{\leftarrow} \text{var } A_{HK}, \overset{\leftarrow}{\rightarrow} \text{var } A_{BK})$, яка є виправданою, наприклад, за умови підтвердження розвідувальним аналізом збіга номінального значення A_0 з теоретичним центром розсіювання значень навчальної вибірки $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$;

- асиметрична стратегія $S_2(\overset{\leftarrow}{\rightarrow} \text{var } A_{HK}, \overset{\leftarrow}{\rightarrow} \text{var } A_{BK})$, яка має місце при відхиленні значення A_0 від центра розсіювання значень вибірки $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$.

Задача оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання є частковою задачею інформаційного синтезу, в якій необхідно визначити екстремальні значення

$$\{\delta_{K,i}^* \mid i = \overline{1, N}\} = \arg_{G_{\text{дон}}} E_m^*, \quad (2.9.3)$$

де $G_{\text{дон}}$ – область допустимих значень контрольних допусків.

Розглянемо можливі алгоритми оптимізації контрольних допусків :

- паралельний алгоритм, при якому контрольні допуски оптимізуються для всіх ознак одночасно;

- послідовний алгоритм, при якому контрольні допуски оптимізуються послідовно для кожної ознаки розпізнавання при фіксованих (стартових) значеннях інших ознак;

- алгоритм оптимізації за зведеним полем допусків, який доцільно застосовувати як послідовно-паралельний алгоритм за наявності різних шкал вимірювання для окремих груп ознак розпізнавання.

Перевагою паралельного алгоритму оптимізації СКД є висока оперативність реалізації алгоритму, але він не дозволяє одержати точне значення глобального максимуму КФЕ в робочій області визначення його функції. Тому екстремальні значення параметрів функціонування ІС, одержані в процесі їх оптимізації за паралельним алгоритмом, є квазіоптимальними. Алгоритми послідовної оптимізації СКД дозволяють обчислювати точні значення глобального максимуму КФЕ в робочій області, але характеризуються низькою оперативністю. З метою поєднання переваг цих алгоритмів оптимізацію СКД на ознаки розпізнавання доцільно здійснювати на практиці за паралельно-послідовним алгоритмом. При цьому реалізація паралельного алгоритму дозволяє визначити стартові контрольні допуски, які є вхідними для алгоритму послідовної оптимізації. Це дозволяє підвищити оперативність послідовного алгоритму, оскільки стартові квазіоптимальні контрольні допуски вже знаходяться в робочій області визначення функції КФЕ.

Алгоритм оптимізації контрольних допусків, як і інших параметрів функціонування ІС, у рамках ІЕІ-технології полягає у наближенні глобального максимуму інформаційно-

го критерію оптимізації, що обчислюється в робочій області визначення функції, до граничного найбільшого його значення. Тому важливого значення набуває дослідження збігу такого алгоритму. Розглянемо збіг алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Введемо такі позначення:

$x = \langle x_1, \dots, x_i, \dots, x_N \rangle$ – структурований вектор ознак розпізнавання;

$\delta_K = \langle \delta_{K,1}, \dots, \delta_{K,i}, \dots, \delta_{K,N} \rangle$ – структурований вектор стартових параметрів контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

l – кількість прогонів ітераційної процедури послідовної оптимізації контрольних допусків;

$E_{1\max}^{(l)}(x, \delta)$ – максимальне значення КФЕ в робочій області його визначення при l -му прогоні ітераційної процедури;

E_1^* – найбільший глобальний максимум функції КФЕ в області її значень;

$\delta_{K,i}^{(l)}$ – значення параметра поля контрольних допусків для i -ї ознаки, яке отримано при l -му прогоні ітераційної процедури та дорівнює половині інтервалу $[y_{1,i}^{(j)} \pm \delta_{K,i}^{(l)}]$;

$\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}$ – екстремальне значення параметра поля контрольних допусків для i -ї ознаки;

$\delta_{K,i}^*$ – оптимальне значення поля контрольних допусків для i -ї ознаки.

З урахуванням виразу (2.9.3) і введених позначень структурований алгоритм послідовної оптимізації поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання набирає вигляду

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left\{ \max_{G_E} \left[\bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{d_1}} E_1^{(l)} \right] \right\} \right\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (2.9.4)$$

де G_{δ_i} , G_E , G_{d_1} – області допустимих значень поля контрольних допусків для i -ї ознаки, критерію оптимізації і кодової відстані d_1 відповідно; \otimes – символ операції повторення.

Розглянемо послідовність $u_N^{(l)} = \langle u_1^{(l)}, \dots, u_i^{(l)}, \dots, u_N^{(l)} \rangle$, де $u_i^{(l)} = E_{1\max}^{(l)}(x, \hat{\delta}_{K,1}, \dots, \hat{\delta}_{K,i}, \delta_{K,i+1}, \dots, \delta_{Kk,N}) - E_{1\max}^{(l)}(x, \hat{\delta}_{K,1}, \dots, \hat{\delta}_{K,i-1}, \delta_{K,i}, \dots, \delta_{K,N})$.

Т в е р д ж е н н я 2.9.1. Послідовність $u_N^{(l)}$ монотонно спадає і обмежена знизу.

Д о в е д е н н я. Покажемо, що $u_{i-1}^{(l)} \geq u_i^{(l)}$. Це легко доводиться за індукцією. Нехай при $l=1$ для першої ознаки знайдено екстремальне значення $\hat{\delta}_{K,1}^{(1)}$ за умови, що значення контрольних допусків для інших ознак залишаються стартовими. Тоді має місце

$$\begin{aligned} E_{1\max}^{(1)}(x, \hat{\delta}_{K,1}, \delta_{K,2}, \dots, \delta_{K,i}, \dots, \delta_{K,N}) &\geq \\ &\geq E_{1\max}^{(1)}(x, \delta_{K,1}, \dots, \delta_{K,i}, \dots, \delta_{K,N}). \end{aligned}$$

Оскільки за властивістю інформаційного критерію $E_{1\max}^{(l)} \geq 0$, то відношення рівності може бути тільки за умови, що стартове значення $\delta_{K,i}$ дорівнює екстремальному. Так само справедливо і для всіх N екстремальних значень $\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}$, $i = \overline{1, N}$:

$$\begin{aligned} E_{1\max}^{(l)}(x, \hat{\delta}_{K,1}, \dots, \hat{\delta}_{K,i}, \dots, \hat{\delta}_{K,N}) &\geq \\ &\geq E_{1\max}^{(l)}(x, \hat{\delta}_{K,1}, \dots, \hat{\delta}_{K,i}, \dots, \hat{\delta}_{K,N-1}, \delta_{K,N}). \end{aligned}$$

Таким чином, послідовність $u_i^{(l)}$, $i = \overline{1, N}$, є спадною і обмеженою знизу, оскільки її члени додатні. Але не зрозуміло, чи є послідовність стаціонарною, тобто чи існує таке L , що для будь-якого $l > L$ має місце $u_{i-1}^{(l)} = u_i^{(l)}$. Відповідь на це запитання дає така теорема.

Т е о р е м а 2.9.1. Ітераційний алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання (2.9.4) збігається з імовірністю одиниця.

Д о в е д е н н я. Для доведення теореми необхідно та достатньо показати, що екстремальні поля контрольних допусків $\{\hat{\delta}_{k,i}^{(l)}\}$ збігаються відповідно до оптимальних $\{\delta_{k,i}^*\}$, $i = \overline{1, N}$. Припустимо, що послідовність $u_N^{(l)}$, яка за твердженням спадає і обмежена знизу, збігається на L -му прогоні ітераційної процедури і вона є стаціонарною, тобто $u_N^{(L+1)} = u_N^{(L)}$. Тоді маємо

$$E_{1\max}^{(L+1)}(x, \hat{\delta}_K) = E_{1\max}^{(L)}(x, \hat{\delta}_K).$$

Але звідси необов'язково випливає, що $\{\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}\} = \{\delta_{K,i}^*\}$, оскільки функція $E_1(x, \delta)$ не є взаємно однозначною. Покажемо у рамках евристичного доведення на основі принципів та категорій ІЕІ-технології, що все-таки існує $\hat{\delta}_{K,i}^{(l)} = \delta_{K,i}^*$, $i = \overline{1, N}$, для будь-якого $l \geq L$. Через дистанційно-максимальний принцип розпізнавання образів у процесі оптимізації розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}$ для найближчих сусідніх класів X_1^o і X_2^o повинна виконуватися умова $d(x_1 \oplus x_2) \rightarrow \max_{G_d}$ з обмеженнями (2.2.2) і (2.2.4). Нехай існує для функції $E_{1\max}^{(l)}(x, \delta)$ структурована множина екстремальних параметрів

$$\langle \hat{\delta}_{K,i=\min}^{(l)}, \hat{\delta}_{K,i=\min+1}^{(l)}, \dots, \hat{\delta}_{K,i=\max-1}^{(l)}, \hat{\delta}_{K,i=\max}^{(l)} \rangle.$$

Оскільки збільшення параметра $\delta_{K,i}^{(l)}$ збільшує ймовірність переходу i -ї координати еталонного вектора-реалізації $x_2 \in X_2^o$ в одиницю, то за умови, що еталонний вектор $x_1 \in X_1^o$ є одиничним, має місце

$$d[(x_1 \oplus x_2) / \hat{\delta}_{K,i=\min}^{(l)}] \geq d[(x_1 \oplus x_2) / \hat{\delta}_{K,i=\min+1}^{(l)}].$$

Таким чином, можна стверджувати, що припущення про стаціонарність послідовності $u_N^{(l)}$ є справедливим, оскільки через максимально-дистанційний принцип розпізнавання образів за умови $E_{1\max}^{(L+1)}(x, \hat{\delta}_K) = E_{1\max}^{(L)}(x, \hat{\delta}_K)$ існує оптимальне значення параметра поля контрольних допусків $\delta_{K,i}^* = \hat{\delta}_{K,i=\min}^{(L)}$.

Відповідно, виходячи із концептуальних положень ІЕІ-технології, доводиться збіг паралельного алгоритму оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Для цього введемо такі позначення:

l – змінна кроків збільшення параметра поля допусків δ ;

$\delta^{(l)}$ – змінна поля допусків на ознаки розпізнавання, область визначення якого $G \in [1; \min(G_i | i = \overline{1, N})]$, де $\{G_i\}$ – допустимі області значень контрольних допусків для ознак розпізнавання;

$E_{1\max}^{(l)}(x, \delta)$ – значення КФЕ в робочій області його визначення після l -го кроку зміни параметра δ ;

E_1^* – точне значення глобального максимуму КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_1^o в робочій області визначення його функції;

$\delta_K^{(l)}$ – поле контрольних допусків, яке отримано після l -го кроку зміни параметра δ і дорівнює для i -ї ознаки інтервалу $[y_{1,i} \pm \delta^{(l)}]$;

$\hat{\delta}_K^{(L)}$ – екстремальне значення параметра поля контрольних допусків, де L – крок зміни поля допусків, при якому КФЕ навчання досягає глобального значення $E_1(L) = E_1^* \pm \varepsilon$;

Розглянемо послідовність $\{u_N^{(l)} \mid l = \overline{1, L}\}$, де L – крок зміни параметра δ , на якому КФЕ навчання досягає значення $E_1(L) = E_1^* \pm \varepsilon$ і $u_N^{(l)} = E_1^{(l+1)}(x, \delta_K^{(l+1)}) - E_1^{(l)}(x, \delta_K^{(l)})$.

Тут ε – будь-яке мале додатне число.

Тоді має місце таке твердження:

Т в е р д ж е н н я 2.9.2. Послідовність $\{u_N^{(l)}\}$ при збільшенні параметра δ до величини $\delta^{(L)}$ монотонно спадає і обмежена знизу.

Оскільки інформаційний КФЕ, який є функціоналом від точнісних характеристик, має в робочій області його визначення глобальний максимум (за припущенням при $l = L$), тому при $l \leq L$ твердження 2.9.2 має місце.

Т е о р е м а 2.9.2. Алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання збігається за ймовірністю, тобто $E_1^* = E_{1\max}^{(L)} + \varepsilon$, де ε – будь-яке мале додатне число.

Для доведення цієї теореми достатньо показати, що послідовність $\{u_N^{(l)}\}$ не є стаціонарною, тобто $\{u_N^{(L)}\} \neq \{u_N^{(L+1)}\}$, оскільки екстремальний параметр $\hat{\delta}_K^{(L)}$ принаймні для однієї ознаки розпізнавання не є оптимальним.

Розглянемо алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (2.9.4). Вхідні дані: масив реалізацій образу $\{y_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n}\}$; стартова СКД $\{\delta_{K,i}\}$ і система нормованих допусків (СНД) $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень відповідних контрольних допусків. Стартовий параметр δ_i поля контрольних допусків може дорівнювати половині відповідного симетричного поля нормованих допусків для i -ї ознаки за умови випадковості її значень. Попередньо для кожної ознаки визначається ціна градації Δ_i , на яку змінюється i -та ознака. Реалізація алгоритму здійснюється за такою схемою:

1. Обнулення лічильника прогонів процедури оптимізації параметрів навчання $l:=0$.

2. Для стартової системи допусків обчислюється за базовим алгоритмом навчання, наведеним у підрозділі 2.8, значення функції $E_{\max,1}^{(l)}$.

3. Формування лічильника прогонів $l: l+1$.

4. Обнулення лічильника ознак розпізнавання $i:=0$.

5. Формування лічильника ознак розпізнавання $i: i+1$.

6. Визначення екстремального значення параметра $\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}$ за процедурою (2.9.4), в якій внутрішній цикл оптимізації реалізує базовий алгоритм навчання.

$$7. \hat{\delta}_{K,i}^{(l)} := \max_{\delta_{K,i} \in \delta_{H,i}} \delta_{K,i}^{(l)}.$$

8. Якщо $i \leq N$, то виконується пункт 5, інакше – 9.

9. Якщо $\left| E_{\max,1}^{(l-1)} - E_{\max,1}^{(l)} \right| \leq \varepsilon$, де ε – будь-яке мале додатне число, то виконується пункт 10, інакше – пункт 3.

10. $\{\delta_{K,i}^*\} := \{\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}\}$ і “ЗУПИН”.

Паралельний алгоритм оптимізує параметри контейнерів класів розпізнавання за умови ітераційної процедури визначення для базового класу X_1^o оптимальних контрольних допусків на всі ознаки одночасно. Вхідні дані такі самі, як і для послідовного алгоритму, але за область значень параметра δ береться інтервал $[1; \delta_H/2]$, де δ_H – ширина нормованого поля допусків.

Розглянемо кроки реалізації цього алгоритму:

1. Обнулюється лічильник кроків зміни параметра δ : $l := 0$.

2. Запускається лічильник: $l := l + 1$ і обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак: $\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\}$ і $\{A_{BK,i}[l] := y_{1,i} + \delta[l]\}$, $i = \overline{1, N}$ відповідно, де $y_{1,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки для векторів-реалізацій класу X_1^o , який є найбільш бажаним для ОПР.

3. Реалізується базовий алгоритм навчання.

4. Якщо $E_1^*[l] \geq E_1^*[l-1]$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 6.

5. Якщо $\delta \leq \delta_H/2$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 6.

$$6. \{A_{HK,i}^* := A_{HK,i}[l-1]\}; \{A_{BK,i}^* := A_{BK,i}[l-1]\}, i = \overline{1, N};$$

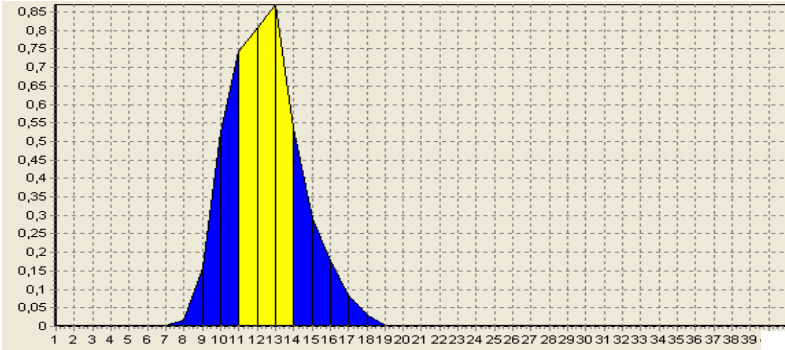
$$E_1^* := E_1^*[l-1] \text{ і "ЗУПИН"}.$$

Розглянемо результати реалізації алгоритму оптимізації СКД у рамках ІЕІ-технології на прикладі навчання СППР, яка є складовою частиною АСКТП виробництва складного мінерального добрива НКР (азот – калій – фосфор) у ВАТ «Сумихімпром». Для наочності розглянемо оптимізацію апіорного нечіткого розбиття для трьох класів: X_1^o , X_2^o і X_3^o , які відрізнялися один від одного вмістом хімічних компонентів. Тут клас X_1^o характеризує найкращий технологічний режим, що забезпечує відповідність кінцевого продукту заданому стандарту, а інші класи характеризують порушення техпроцесу (відхилення вмісту хімічних компонентів від норми). Навчальна матриця складалась із 40 векторів-реалізацій для кожного класу, які мали 41 ознаку (із них 28 – технологічні параметри, значення яких періодично знімалися з датчиків інформації та візуально відображалися на моніторі, і 13 – результати поточного хімічного аналізу, які за графіком вводилися у систему оператором.

З метою аналізу впливу СКД на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність навчання ІС спочатку розглянемо результати реалізації базового алгоритму навчання без оптимізації контрольних допусків. На рис. 2.9–2.11 показано графіки залежності функції КФЕ (2.7.6) від радіусів контейнерів відповідних класів, одержані у процесі ре-

алізації базового алгоритму навчання, тобто при неоптимальній системі контрольних допусків.

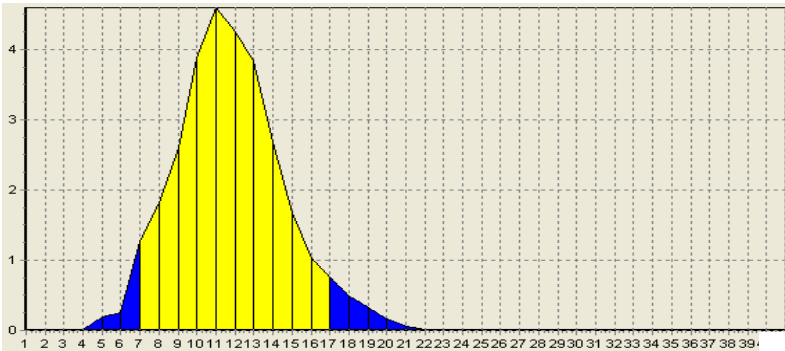
E



d_1

Рисунок 2.9 – Графік залежності критерію Кульбака від радіуса контейнера класу X_1^o

E



d_2

Рисунок 2.10 – Графік залежності критерію Кульбака від радіуса контейнера класу X_2^o

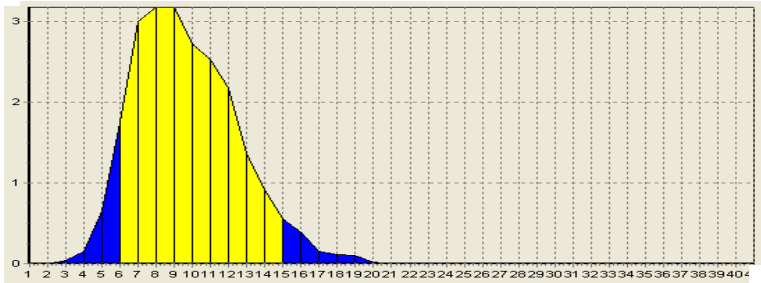
E d_3

Рисунок 2.11– Графік залежності критерію Кульбака від радіуса контейнера класу X_3^o

На рис. 2.9 – 2.11 і далі світла область графіка означає робочу область визначення функції КФЕ. Аналіз показує, що оптимальні радіуси контейнерів у кодових одиницях дорівнюють відповідно $d_1^* = 13$, $d_2^* = 11$ і $d_3^* = 9$.

На рис. 2.12 наведено динаміку зміни КФЕ навчання системи в процесі оптимізації параметра поля допусків δ за паралельним алгоритмом.

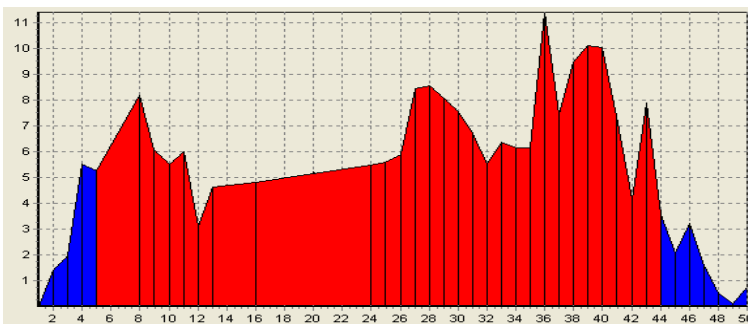
E δ

Рисунок 2.12 – Графік залежності КФЕ від параметра поля допусків δ

Аналіз рис. 2.12 показує, що оптимальне значення параметра поля допусків дорівнює $\delta^* = \pm 36$ відносних одиниць для всіх ознак розпізнавання. Крім того, усереднене значення КФЕ навчання для трьох класів є значно більшим ($\bar{E}^* = 11,32$) у порівнянні з базовим алгоритмом навчання (рис.2.9–2.11).

Одержані за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання визначалися як стартові, і запускався алгоритм послідовної оптимізації (2.9.4) за тим самим критерієм (2.7.6).

На рис. 2.13–2.15 наведено графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів відповідних класів в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків. Аналіз цих рисунків показує, що оптимальні радіуси відповідних контейнерів класів розпізнавання дорівнюють $d_1^* = 7$, $d_2^* = 9$, $d_3^* = 8$. При цьому середнє значення радіусів контейнерів дорівнює 5,33, що значно менше відповідного середнього значення для базового алгоритму навчання.

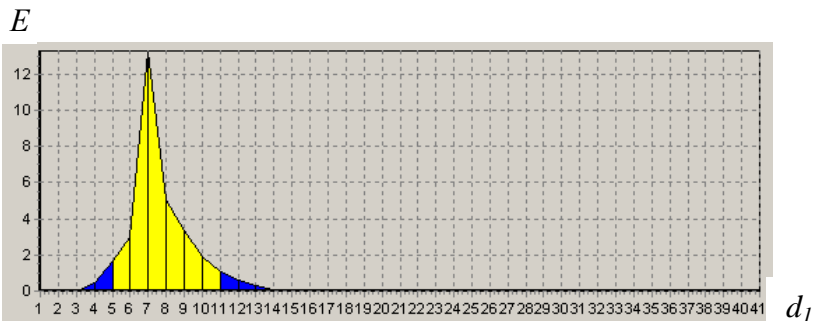


Рисунок 2.13 – Графік залежності КФЕ (2.7.6) від радіуса контейнера класу X_1^o при послідовній оптимізації СКД

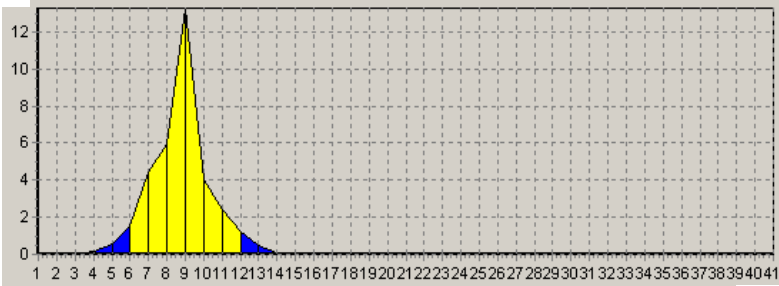
E*d*₂

Рисунок 2.14 –Графік залежності КФЕ (2.7.6) від радіуса контейнера класу X_2^o при послідовній оптимізації СКД

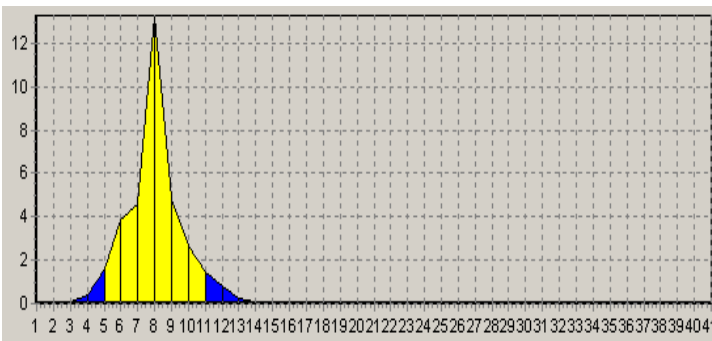
E*d*₃

Рисунок 2.15 –Графік залежності КФЕ (2.7.6) від радіуса контейнера класу X_3^o при послідовній оптимізації СКД

Цей факт свідчить про зменшення ступеня перетину класів у процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Аналіз зміни величини середніх значень КФЕ у процесі оптимізації СКД показав, що при реалізації

базового алгоритму навчання вона дорівнювала $\bar{E} = 2,90$, при оптимізації за паралельним алгоритмом $-\bar{E} = 11,32$, а при оптимізації за послідовним алгоритмом $-\bar{E} = 13,07$. Тобто застосування алгоритму послідовної оптимізації СКД забезпечує наближення значення КФЕ до граничного (13,96), яке обчислено згідно з формулою (2.7.9) при $n = 100$ і $r = 2$.

Таким чином, можна зробити висновки, що причина низької ефективності навчання за базовим алгоритмом полягала в тому, що система контрольних допусків на ознаки розпізнавання не була оптимальною. З іншого боку, наведений приклад оптимізації контрольних допусків за паралельним алгоритмом свідчить, що він суттєво підвищує КФЕ навчання ІС, але у відповідності до теореми 2.9.2 не забезпечує побудову безпомилкового вирішального правила. Послідовний алгоритм оптимізації контрольних допусків у порівнянні з паралельним збільшує функціональну ефективність навчання системи. У загальному випадку згідно з принципом відкладених рішень для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил методи ІЕІ-технології потребують оптимізації інших просторово-часових параметрів функціонування ІС, що входять у структуру (2.2.6).

2.10 Оптимізація рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів

У загальному випадку адаптація математичного опису на вході класифікатора за ІЕІ-технологією з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею

вирішальних правил полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації за інформаційним КФЕ просторово-часових параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність ІС, що навчається. Серед таких параметрів важливу роль відіграє рівень селекції (квантування за рівнем) координат двійкових еталонних векторів-реалізацій, образів, які визначають геометричні центри контейнерів класів розпізнавання.

Визначення 2.10.1. Рівнем селекції координат еталонного двійкового вектора називається рівень квантування дискрет полігона емпіричних частот потрапляння значень ознак розпізнавання у свої поля контрольних допусків.

Полігон будується для кожного класу так: по осі абсцис відкладаються ранги ознак розпізнавання, які відповідають номерам ознак у векторі-кортежі $x_m^{(j)}$, а по осі ординат – відносні частоти $\omega_{m,i} = n_i/n$, де n_i – кількість випробувань, при яких значення i -ї ознаки знаходиться в своєму полі контрольних допусків. За замовчуванням на практиці приймається рівень селекції $\rho_m = 0,5$. Якщо у процесі навчання знайдено оптимальне значення $\rho_m^* < 0,5$, то це свідчить про виявлення принаймні однієї інформативної ознаки, латентність якої полягала саме в її малій частоті появи. Якщо знайдено $\rho_m^* > 0,5$, то це свідчить про негативний вплив на прийняття рішень принаймні однієї “заважаючої” ознаки.

Оптимізація рівнів селекції у рамках ІЕІ-технології дозволяє розв’язувати такі важливі для підвищення асимптотичної достовірності класифікатора задачі:

- центрування контейнерів класів розпізнавання, тобто наближення геометричних центрів контейнерів класів розпізнавання до їх емпіричних центрів розсіювання реалізацій образу;

- максимізація середньої міжкласової кодової відстані для заданого алфавіту у відповідності до максимально-дистанційного принципу теорії розпізнавання образів.

Параметр ρ_m пов'язаний з інформативністю ознак розпізнавання. Наприклад, якщо у процесі навчання знайдено оптимальне значення $\rho_m^* < 0,5$, то це свідчить про виявлення принаймні однієї інформативної ознаки, латентність якої полягала саме в її малій частоті появи. Якщо знайдено $\rho_m^* > 0,5$, то це свідчить про негативний вплив на прийняття рішень принаймні однієї “заважаючої” ознаки.

Оптимізацію рівнів селекції координат еталонних векторів доцільно здійснювати за паралельно-последовним алгоритмом, що дозволяє за алгоритмом паралельної оптимізації визначити стартову квазіоптимальну систему рівнів селекції, а за последовним – оптимальні рівні селекції для всіх координат еталонних векторів-реалізацій образу. При цьому за умови обґрунтування у загальному випадку нечіткої гіпотези компактності реалізацій образу оптимізацію рівнів селекції ρ_m будемо здійснювати на базі інформаційно-екстремального алгоритму навчання.

Спочатку розглянемо алгоритм оптимізації рівнів селекції координат двійкової реалізації найбільш бажаного для ОПР першого класу X_1^o , оскільки для інших класів

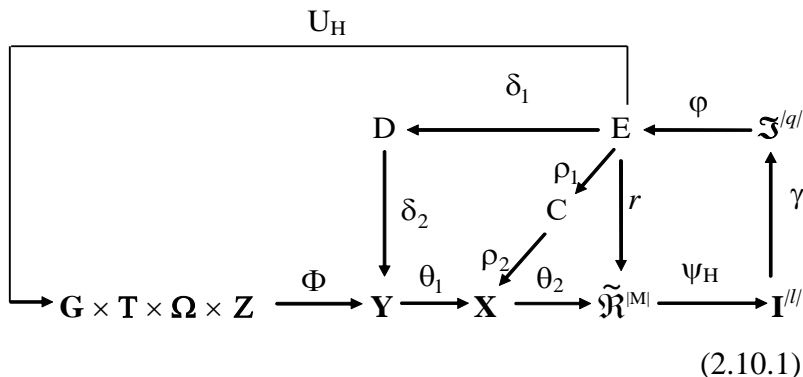
система контрольних допусків на ознаки розпізнавання залишається незмінною.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, навчальна матриця типу “об’єкт-властивість” $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. Задано структурований вектор параметрів функціонування системи, що навчається розпізнавати реалізації класу $X_1^o: g = \langle x_1, d_1, \delta, \rho_1 \rangle$, який складається з еталонної реалізації x_1 класу X_1^o , геометричного параметра d_1 – кодової відстані гіперповерхні контейнера K_1^o класу X_1^o від вершини еталонної реалізації $x_1 \in X_1^o$. Задано допустимі області значень відповідних параметрів: $x_1 \in \Omega_B^{|M|}$, де $\Omega_B^{|M|}$ – бінарний простір ознак потужності N ; $d_1 \in [0; d(x_1 \oplus x_c) - 1]$, де x_c – еталонна реалізація сусіднього (найближчого до X_1^o) класу X_c^o , параметра контрольного поля допусків $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків на ознаки розпізнавання і рівень селекції ρ_1 координат еталонної реалізації x_1 , $\rho_1 \in [0; 1]$.

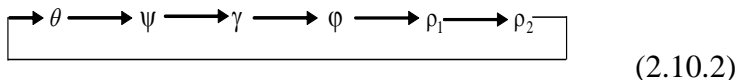
Треба на етапі навчання за апріорно класифікованими реалізаціями нечітких образів побудувати оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання шляхом ітераційної оптимізації координат вектора параметрів функціонування g_1 за умови, що

значення усередненого за алфавітом $\{X_m^o\}$ інформаційного КФЕ навчання ІС набуває глобального максимуму в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Діаграма відображень множин, що застосовуються при оптимізації рівнів селекції координат еталонних векторів у процесі навчання ІС, має вигляд



У діаграмі (2.10.1) оператори контура



оптимізують рівні селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образів.

Оптимальний рівень селекції ρ_1 координат еталонного вектора $x_1 \in X_1^o$ визначається у результаті реалізації багатоциклічної ітераційної процедури

$$\rho_1^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_\Omega \cup G_d} \bar{E} \} \}, \quad (2.10.3)$$

де G_ρ – область допустимих значень параметра ρ_1 ;
 G_δ – область допустимих значень параметра поля допусків δ ; G_Ω – область допустимих значень ознак розпізнавання; G_d – область допустимих значень параметра d_1 .

Оптимальні рівні селекції координат еталонних векторів інших класів визначаються за процедурою максимізації інформаційного КФЕ навчання ІС розпізнавати реалізації класу X_m^o , $m = \overline{2, \Lambda}$:

$$\rho_m^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\Omega \cup G_d} E_m \}. \quad (2.10.4)$$

Таким чином, процедура (2.10.4) на відміну від процедури (2.10.3) не реалізує алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, оскільки вони визначаються тільки для пріоритетного для ОПР класу X_1^o . При цьому внутрішні цикли алгоритмів (2.10.3) і (2.10.4) реалізуються послідовно операторами, які утворюють базовий контур (2.8.2). Для алгоритму (3.3.2) наступний цикл реалізується послідовністю операторів контуру (2.9.4) і зовнішній цикл – послідовністю операторів контуру оптимізації рівнів селекції (2.10.5).

Розглянемо детальніше схему алгоритму послідовної оптимізації рівнів селекції:

1. Обнуляється лічильник ознак розпізнавання: $i:=0$.
2. $i:=i+1$.
3. Встановлюємо значення для верхнього ρv та нижнього ρn рівнів селекції відповідно.
4. Встановлюємо крок зміни рівня селекції ρc .
5. Обнуляється лічильник кроків оптимізації рівня селекції: $z:=0$.
6. $z := z + 1$.
7. Встановлюємо значення поточного рівня селекції:
 $\rho z := \rho n + \rho c$.

8. Визначається, наприклад, за ентропійною мірою Шеннона (2.7.4) або критерієм Кульбака (2.7.6), глобальний максимум КФЕ E_p^* . Якщо маємо декілька однакових значень E_z^* , то вибираємо значення з найменшим усередненим коефіцієнтом нечіткої компактності реалізацій образу:

$$L_p = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_{c,m})}, \quad (2.10.5)$$

де $x_{c,m}$ – найближчий еталонний вектор до класу X_m^o .

Параметри функціонування, які відповідають глобальному максимуму критерію E_p^* при мінімальному L_p , вважаються оптимальними.

9. Якщо $\rho z < \rho v$, то виконується крок 6, інакше –10.
10. Якщо $i \leq N$, де N – кількості ознак розпізнавання, то виконується крок 2, інакше – «Зупин».

Як приклад застосування вищенаведеного алгоритму розглянемо оптимізацію кроку квантування за часом вхідних реалізацій у задачі компараторного розпізнавання образів, яка полягає у визначенні належності образу, що розпізнається, до деякого базового (еталонного) образу. Для побудови в процесі навчання системи оптимального контейнера базового класу X_1^o у цьому випадку необхідно використовувати реалізації найближчого до нього класу X_2^o , який має мінімальну міжцентрову відстань $d(x_1 \oplus x_2)$ серед інших класів. Як такі класи розглянемо два зображення, одержані у процесі автофокусування растрового електронного мікроскопа виробництва ВАТ “Selmi” (м. Суми, Україна) за зображенням зразка, що досліджувався. На рис. 2.16а наведено початкове розфокусоване зображення X_1^0 об’єкта “Гратка”, яке прийнято за базове, а на рис. 2.16б – зображення X_2^0 того самого об’єкта на наступному кроці самонастроювання мікроскопа після збільшення значення струму фокусуючої лінзи на 10 мА.

Для формування навчальної матриці було вибрано рецепторне поле розміром 310x100 пікселів, тобто $N = 310$, а $n = 100$. За реалізацію $y_1^{(j)}$ зображення X_1^0 використовувалася крива розподілу яскравості при скануванні j -го рядка рецепторного поля.

Оптимізація рівнів селекції координат еталонного вектора $x_1 \in X_1^o$ здійснювалася одночасно для всіх ознак розпізнавання за структурованим ітераційним алгоритмом (2.10.3). Як КФЕ навчання системи використовувався ентропійний критерій (2.7.4).

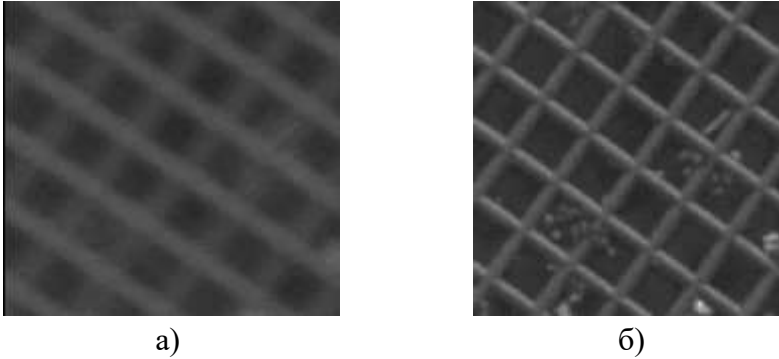


Рисунок 2.16 – Зображення об'єкта "Гратка": а) початкове розфокусоване зображення (клас X_1^0); б) зображення, одержане на наступному кроці настроювання мікроскопа (клас X_2^0)

У табл. 2.3 наведено одержані при оптимізації контейнера класу X_1^o значення нормованого ентропійного критерію E_1 , першої достовірності D_1 , помилки другого роду β , параметрів навчання ρ_1 , d_1 , δ і міжцентрової кодової відстані $d_c = d(x_1 \oplus x_2)$. Аналіз табл. 2.3 показує, що оптимальний рівень селекції координат еталонного вектора класу X_1^o дорівнює $\rho_1^* = 0,56$ при максимальному значенні нормованого ентропійного критерію $E_1^* = 0,81$. Зрозуміло, що для класу X_2^o цей рівень селекції так само є оптимальним.

Таблиця 2.3–Результати оптимізації контейнера класу X_1^o

ρ_1	E_1	D_1	β	d_1	δ	d_c
0,40	0,67	0,80	0,00	39	12	55
0,42	0,71	0,84	0,00	33	14	4
0,44	0,71	0,84	0,00	33	14	38
0,46	0,71	0,84	0,00	31	14	38
0,48	0,70	0,83	0,00	30	14	43
0,50	0,75	1,00	0,12	38	12	45
0,52	0,79	1,00	0,09	37	12	48
0,54	0,81	1,00	0,08	35	12	48
0,56	0,81	1,00	0,08	35	12	51
0,58	0,76	0,99	0,08	33	12	53
0,60	0,79	1,00	0,09	33	12	51

Як видно з табл. 2.3, КФЕ має два максимальні значення (при $\rho_1 = 0,54$ і $\rho_1 = 0,56$). Тому за оптимальний рівень селекції згідно з максимально-дистанційним принципом прийнято $\rho_1^* = 0,56$, оскільки при цьому рівні міжкласова відсань d_c є більшою, а відповідно відносний коефіцієнт нечіткої компактності (2.10.5) є меншим. Крім того, варто зазначити, що у даному прикладі значення рівня селекції $\rho = 0,50$, яке на практиці використовується за замовчуванням в процесі бінаризації даних, не є оптимальним в інформаційному розумінні.

Таким чином, алгоритм оптимізації рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу, як і інших параметрів навчання інтелектуальної ІС, у рамках ІЕІ-технології полягає у наближенні глобального мак-

симуму інформаційного критерію оптимізації, обчисленого в робочій області визначення його функції, до найбільшого граничного значення.

2.11 Оптимізація кроку квантування за часом вхідних реалізацій

У рамках ІЕІ-технології розглянемо оптимізацію такого важливого параметра функціонування ІС, як крок квантування за часом реалізацій образу на вході системи, що навчається. Задача оптимізації кроку квантування за часом вхідних реалізацій образу є частинною задачею інформаційного синтезу ІС, що навчається, яка має таку постановку.

Нехай клас розпізнавання X_m^0 визначає m -й функціональний стан ІС, що навчається, і відома навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, в якій рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість рецепторів, а стовпець – випадкова вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Дано вектор параметрів функціонування гіперсферичного класифікатора $g_m = \{d_m, x_m, \delta, \tau\}$, де d_m – радіус контейнера $K_m^0 \in X_m^0$; x_m – двійковий еталонний вектор-реалізація класу X_m^0 , $x_m \in \Omega_B$; δ – параметр контрольного поля допусків $\delta \leq \delta_H / 2$; τ – крок квантування вхідної реалізації $g_1(t) \in X_1^0$, який за теоремою Шеннона визначається за

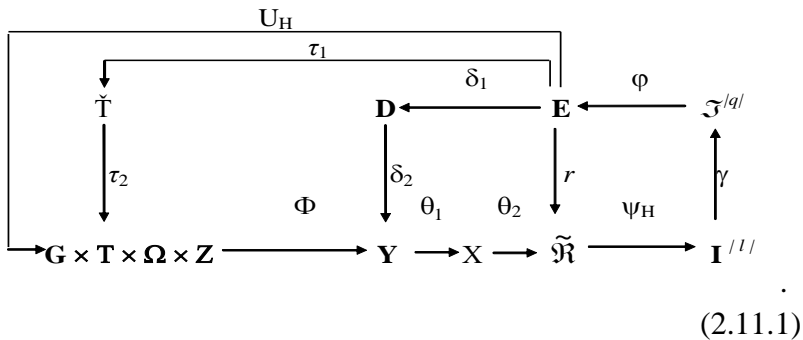
умови $\tau \leq \Delta t \leq \frac{\pi}{\omega_{zp}}$, де ω_{zp} – гранична частота спектру сигналу $g_1(t)$ на вході ІС.

Треба визначити оптимальні значення параметра τ^* – кроку квантування за часом реалізацій образу:

$$\tau^* = \arg \max_{g \in G} E_m,$$

де G – область допустимих значень параметрів функціонування.

Категорійна модель у вигляді діаграми відображень множин, що застосовуються у процесі оптимізації кроку квантування за часом входніх реалізацій, має вигляд



У діаграмі (2.11.1) контур оптимізації кроку квантування за часом замикається операторами $\tau_1: E \rightarrow \check{T}$, де \check{T} – множина значень кроку квантування, і $\tau_2: \check{T} \rightarrow T$, який змінює інтервали часу зняття інформації.

Оптимізація кроку квантування за часом реалізацій образу в рамках інформаційно-екстремального алгоритму

навчання згідно з діаграмою відображень (2.11.1) може здійснюватися, наприклад, за таким ітераційним алгоритмом:

$$\tau^* = \arg \max_{G_\tau} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_d} E_1 \} \}, \quad (2.11.2)$$

де G_τ – допустима область значень параметра функціонування τ ; G_δ – допустима область значень параметра поля допусків δ ; G_d – допустима область значень параметра функціонування d_1 .

Розглянемо схему алгоритму оптимізації кроку квантування за часом реалізацій образу.

1. Формується для базового класу X_1^0 навчальна матриця $\|y_{1,i}^{(j)}\|$, де $j = \overline{1, n}$ – змінна числа реалізацій образу (рядків), $i = \overline{1, N}$ – змінна числа ознак розпізнавання.

2. Формується еталонний вектор-реалізація $y_1 \in X_1^0$ шляхом статистичного усереднення стовпців матриці $\|y_{1,i}^{(j)}\|$.

3. Формується бінарна навчальна матриця $\|x_{1,i}^{(j)}\|$ для класу X_1^0 за правилом

$$x_{1,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i}^{(j)} \in \delta_{k,i}; \\ 0, & \text{if else} \end{cases}$$

де $\delta_{k,i}$ – поле контрольних допусків на i -ту ознаку розпізнавання.

4. Формується вхідна матриця $\|y_{2,i}^{(j)}\|$ для класу X_2^0 .

5. Формується бінарна навчальна матриця $\|x_{2,i}^{(j)}\|$ для класу X_2^0 аналогічно кроку 3 за умови використання системи контрольних допусків базового класу X_1^0 .

6. Формується лічильник кроків квантування $\tau : \tau + 1$, який попередньо обнуляється.

7. Реалізується один із алгоритмів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, наведений у підрозділі 2.9.

8. Порівняння поточного кроку квантування з максимальним, який визначається за теоремою Шеннона-

Котельнікова: якщо $\tau \leq \tau_{\max} = \frac{\pi}{\omega_{ep}}$, то виконується крок 9,

інакше – крок 10.

9. Порівняння: якщо $E_m^*(\tau) \geq E_m^*(\tau - 1)$, то виконується крок 6, інакше – крок 10.

10. Визначення оптимального значення кроку квантування за часом реалізацій образів: $\tau_1^* := \tau - 1$.

Наведений вище алгоритм визначення оптимального кроку квантування за часом вхідних реалізацій класів із заданого алфавіту реалізовано на прикладі компараторного розпізнавання двох зображень, наведених на рис. 2.16.

Оскільки зображення, наведені на рис. 2.16, є стаціонарними за яскравістю, то вони належать до зображень типу текстур. Тому вхідна навчальна матриця для кожного класу складалася із 100 реалізацій, кожна з яких подавалася у вигляді кривої яскравості, одержаної

при скануванні відповідного рядка рецепторного поля зображення. При цьому при кроці квантування $\tau = 1$ кількість ознак у реалізації дорівнювала кількості пікселів у рядку рецепторного поля, тобто $N = 3 \cdot 10$.

Оптимізації кроку квантування за часом реалізацій зображень, наведених на рис.2.16, здійснювалася за інформаційно-екстремальним ітераційним алгоритмом (2.11.2) для різних значень кроку τ з паралельною оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання, але без оптимізації рівнів селекції координат еталонних векторів. При цьому як КФЕ навчання ІС розглядався ентропійний критерій (2.7.4). У табл. 2.4 наведено одержані у процесі навчання результати оптимізації контейнера базового класу X_1^o при різних значеннях кроку квантування за часом реалізацій яскравості зображень.

Таблиця 2.4 – Результати оптимізації кроку квантування за часом вхідних реалізацій

τ	E_1^*	d_1^*	D_1^*	α^*	D_2^*	β^*
1	0,60	85	0,76	0,24	0,99	0,01
2	0,61	44	0,80	0,20	0,99	0,01
3	0,58	28	0,76	0,24	0,99	0,01
4	0,51	19	0,61	0,39	0,99	0,01
5	0,52	14	0,58	0,42	0,99	0,01
6	0,50	13	0,73	0,27	0,97	0,03

Аналіз табл. 2.4 показує, що оптимальний крок квантування за часом вхідних реалізацій образів дорівнює

$\tau^* = 2$ пікселям, тобто у прикладі, що розглядався, механічне стиснення реалізацій образу у два рази не призводить до втрати інформації, а навіть, навпаки, її збільшує. Одне з пояснень цього феномену полягає в тому, що при застосуванні оптимального кроку квантування за часом у даному випадку видаляється неінформативних і заважаючих ознак розпізнавання більше, ніж інформативних.

2.12 Оптимізація словника ознак розпізнавання

Одним із ефективних шляхів стиснення інформації є оптимізація словника ознак, спрямована на зменшення його інформаційної надлишковості.

У загальному випадку проблема формування оптимального в інформаційному розумінні словника ознак розпізнавання може розглядатися у трьох аспектах:

- 1) попередній відбір ознак для формування початкового словника ознак розпізнавання;
- 2) пошук у надлишковому словнику інформативних ознак, виявлення латентних і виключення неінформативних і “заважаючих” ознак розпізнавання;
- 3) доповнення словника інформативними первинними та вторинними ознаками розпізнавання.

Початковий відбір ознак все ще залишається в основному функцією людини – розробника інформаційного забезпечення ІС. Доступність ознак розпізнавання для вимірювання, наявність необхідних датчиків інформації (сенсорів) і приладів вимірювання значною мірою впливають на формування словника ознак. При цьому не виключаєть-

ся можливість ігнорування ознак, важливих для процесу прийняття рішень. Тому важливого значення набуває необхідність найкращого використання наявних ознак розпізнавання. Саме на це спрямовано другий аспект вирішення проблеми шляхом оптимізації вхідного математичного опису в процесі навчання ІС. При цьому під латентними розуміються інформативні ознаки, які є “схованими”, наприклад, через їх малу частоту спостережень.

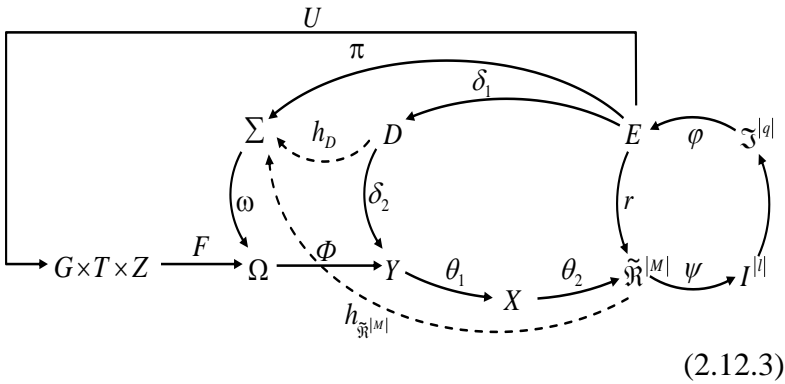
Третій аспект проблеми формування інформативного словника так само доцільно вирішувати у рамках оптимізації параметрів процесу навчання ІС, наприклад, за методами ІЕІ-технології.

Згідно із принципом відкладених рішень введемо, наприклад, у діаграму оптимізації СКД (2.9.1) додатковий контур, який замикається операторами $\pi: E \rightarrow \Sigma$, де множина Σ – словник ознак розпізнавання, що містить первинні та вторинні у загальному випадку надлишкові в інформаційному розумінні ознаки, і $\omega: \Sigma^\Lambda \rightarrow \Omega$, який безпосередньо змінює розмірність простору ознак. Крім того, розширення словника може здійснюватися, наприклад, за рахунок вимірювання параметрів впливу зовнішнього середовища та інших параметрів функціонування ІС, які впливають на потужність простору станів Z , за допомогою оператора $h: \Sigma \rightarrow Z$.

З урахуванням (2.9.1) діаграма відображення множин у процесі навчання ІС за ІЕІ-технологією із оптимізацією словника ознак розпізнавання має вигляд

розпізнавання, які пов'язані з іншими параметрами функціонування ІС, що оптимізуються.

З урахування вище наведеного діаграма відображень множин, що застосовуються у процесі навчання ІС при оптимізації словника ознак, набирає вигляду



У діаграмі (2.12.3) штрихпунктирними стрілками позначені можливі додаткові оператори оптимізації словника, що використовують особливості оптимізації інших параметрів функціонування ІС, що навчається. Так, оператор h_D виділяє групу ознак розпізнавання, що не змінюють КФЕ у процесі оптимізації СКД за умови, що така оптимізація проводилася для кожної ознаки розпізнавання послідовно. Оператор $h_{\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}}$ здатний перевірити, які з ознак було задіяно при реалізації максимально-дистанційного або мінімально-дистанційного принципів оптимізації геометричних параметрів розбиття простору ознак розпізнавання. Слід зазначити, що ці контури впливають лише на стратегію оптимізації словника, оскільки здатні об'єднувати

окремі ознаки розпізнавання в групі відповідно до їх впливу на функціональну ефективність системи, що навчається.

2.13 Класифікаційне самонастроювання ІС, що навчається

Проблема класифікаційного самонастроювання (адаптації) ІС розглядається, наприклад, у працях [6,7,30]. Але оскільки вирішення цієї проблеми залежить безпосередньо від наявності ефективних методів розпізнавання поточного функціонального стану системи, що настроюється, то до цього часу вона все ще є актуальною.

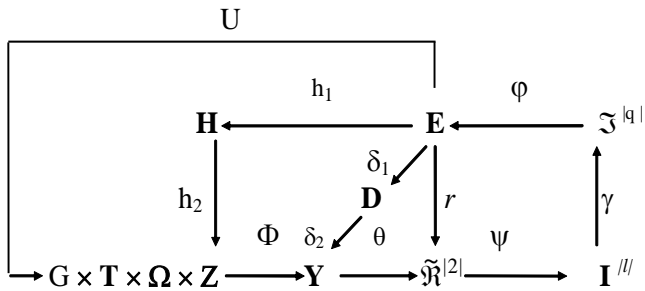
Розглянемо постановку задачі класифікаційного параметричного самонастроювання здатної навчатися ІС у рамках ІЕІ-технології. Нехай X_H^o – клас, який характеризується найвищою функціональною ефективністю E_{\max} системи. Дано структурований вектор параметрів настроювання $g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle$, відповідні обмеження на них $R_\xi(g_1, \dots, g_\Xi) \leq 0$ і клас X_0 , який характеризує початковий функціональний стан ІС, що настроюється.

Треба у межах заданої оперативності за мінімальної кількості кроків настроювання перевести ІС із класу X_0 у клас X_H^o за умови досягнення максимального значення КФЕ $E_{\max} = \max_{\{S\}} E(S)$, де $E(S)$ – інформаційна міра між класами X_0 і поточним класом X_S^o .

За інформаційно-екстремальним алгоритмом самонастроювання оператор $\theta : \mathbf{Y} \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}$, як і в задачі компараторного розпізнавання, розбиває простір ознак тільки на два класи: базовий (початковий) клас X_0 і клас X_S^o , який характеризує стан системи після реалізації поточного кроку самонастроювання. При цьому розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}$ згідно з (2.2.1) і (2.2.3) відповідає таким умовам:

- 1) $(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) [X_m^o \neq \emptyset]$;
- 2) $\exists X_0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]} (\exists X_S \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) [X_0 \neq X_S \rightarrow X_0 \cap X_S \neq \emptyset]$;
- 3) $(\forall X_0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) (\forall X_S \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) [X_0 \neq X_S \rightarrow \rightarrow Ker X_0 \cap Ker X_S = \emptyset]$;
- 4) $(\forall X_0 \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) (\forall X_S \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}) [X_0 \neq X_S \rightarrow (d_0^* < d(x_0 \oplus x_S))]$;
- 5) $\bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[2]}} X_m^o \subseteq \Omega_B, m=1, 2.$

Діаграма відображень множин при класифікаційному самонастроюванні ІС, що навчається, має вигляд



(2.13.1)

Діаграма (2.13.1) містить, окрім контурів оптимізації (2.8.2) і (2.9.4), додатковий контур оптимізації параметрів настроювання. При цьому оператор $h_1: E \rightarrow H$ відображає значення КФЕ на терм-множину H значень параметрів настроювання, а оператор $h_2: H \rightarrow Z$ здійснює на кожному кроці настроювання перехід ІС у новий клас.

У рамках ІЕІ-технології алгоритм класифікаційного самонастроювання полягає в обчисленні на кожному кроці настроювання S інформаційної міри $E(S)$, яка є мірою різноманітності початкового класу X_0 і поточного класу X_S^o , $S = 1, S^*$, де S^* – екстремальний крок настроювання; в порівнянні значення $E(S)$ із попереднім і у зміні залежно від результату порівняння параметра g_j за правилом:

$$g_\xi(S) = g_\xi(S-1) + \begin{cases} H_\xi(S), & \text{if } E(S) \geq E(S-1); \\ -H_\xi(S), & \text{if } E(S) < E(S-1), \end{cases} \quad (2.13.2)$$

де $H_\xi(S)$ – крок зміни ξ -го параметра настроювання.

Оцінка функціональної ефективності класифікаційного самонастроювання здійснюється у процесі навчання за алгоритмом оптимізації параметрів навчання. Як параметри навчання у діаграмі (2.13.1) розглянуто радіус контейнера $K_0^o \subset X_0$, який в кодовій відстані Хеммінга визначається як $d_0 = d(x_0 \oplus \lambda)$, де x_0 – еталонний вектор-реалізація

класу X_0 ; λ – деяка вершина вектора-реалізації образу, яка належить контейнеру K_0^o .

Обов'язковими параметрами оптимізації при класифікаційному самонастроюванні, як видно з діаграми (2.13.1), є так само контрольні допуски на ознаки розпізнавання, які безпосередньо формують бінарну навчальну матрицю і таким чином впливають на значення критерію $E(S)$, і параметри настроювання. Необхідність оптимізації інших параметрів навчання, здатних покращити функціональну ефективність класифікаційного настроювання, визначається з урахуванням специфіки та вимог до об'єкта настроювання.

Як критерій оптимізації класифікаційного настроювання використовується одна із статистичних інформаційних мір, яка обчислюється у рамках алгоритму навчання. Оскільки кожна ІС ґрунтується на допусковій концепції оцінки ознак розпізнавання, значення яких у загальному випадку можуть належати одному із трьох класів: X_H^o – “НОРМА”, X_M^o – “МЕНШЕ НОРМИ”, X_B^o – “БІЛЬШЕ НОРМИ”, то запуск алгоритму класифікаційного настроювання здійснюється з моменту встановлення виходу поточного функціонального стану ІС із класу X_H^o . Процес настроювання закінчується, коли знайдено оптимальні значення $\{g_\xi^*\}$, які забезпечують максимальну функціональну ефективність системи E_{\max} за багатоциклічною ітераційною процедурою

$$g_{\xi}^* = \arg < \{ \max_{G_H} \{ \max_{G_S} \{ \max_{G_S} E_{\max_1}(S) \} \} \}, \quad (2.13.3)$$

де G_H – допустима область значень параметра настроювання; G_S – допустима область кроків настроювання.

За наявності декількох незалежних параметрів настроювання ($\Xi \geq 2$), які впливають на поточний клас X_S , на кожному кроці настроювання здійснюється ітераційна процедура оптимізації, яка відрізняється від процедури (2.13.3) наявністю додаткових $\Xi - 1$ зовнішніх циклів оптимізації. Для підвищення оперативності самонастроювання ІС доцільно використовувати замість ітераційних процедур оптимізації гібридні алгоритми паралельної багато-параметричної оптимізації, наприклад, з використанням генетичних алгоритмів [35,36].

Незважаючи на те, що обчислення КФЕ при реалізації задачі класифікаційного самонастроювання здійснюється у рамках алгоритму навчання ІС, вона має такі принципові відмінності від традиційних задач класифікаційного аналізу:

- відсутній етап екзамену;
- результатом навчання є не оптимальне розбиття простору ознак розпізнавання, а безпосередньо максимальне значення інформаційного КФЕ, тобто при класифікаційному самонастроюванні має місце так звана обернена задача навчання.

Таким чином, задача класифікаційного самонастроювання комп'ютеризованих систем має специфічні властивості, відмінні як від методів компараторного розпізнаван-

ня, так і класифікаційного аналізу. Це дозволяє зробити висновок про те, що класифікаційне самонастроювання може розглядатися як окремий напрямок розвитку теорії проектування здатних самонастроюватися ІС, що навчаються.

2.14. Функціонування ІС в режимі екзамену

Діаграма відображень множин на екзамені має такі відмінності від діаграм оптимізаційного навчання у рамках ІЕІ-технології:

- зворотний зв'язок у діаграмі не містить контурів оптимізації параметрів функціонування ІС, а призначенням оператора U_E є регламентація екзамену;

- замість оператора θ вводиться оператор P відображення бінарної вибіркової множини $X \subset \Omega_B$, що розпізнається, на побудоване на етапі навчання чітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$;

- оператор класифікації Ψ утворює композицію двох операторів: оператор обчислення функції належності $\Psi_1: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow F$, де F – множина функцій належності, і оператор дефазифікації $\Psi_2: F \rightarrow \mathfrak{I}^{|M+1|}$, який вибирає відповідну гіпотезу за максимальним значенням функції належності.

З урахуванням наведених відмінностей діаграма відображень множин, що застосовуються при функціонуванні ІС в режимі екзамену набирає вигляду

$$\begin{array}{c}
 U_E \\
 \boxed{\begin{array}{ccccccc}
 & & \Phi_1 & P & \Psi_1 & \Psi_2 & \\
 \Gamma \times G \times \Omega \times Z \times V & \longrightarrow & X & \longrightarrow & \mathfrak{R}^{|M|} & \longrightarrow & F \longrightarrow I^{M+1}
 \end{array}}
 \end{array}$$

(2.14.1)

У діаграмі (2.14.1) оператор Φ_1 відображає універсум випробувань на вибіркoву множину X , яка утворює екзаменаційну матрицю $\|x_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, аналогічну навчальній матриці за структурою, параметрами та процедурою формування. Алгоритми екзамену у рамках ІЕІ-технології можуть мати різну структуру залежно від розподілу реалізацій образу, що розпізнаються. Обов'язковою умовою їх реалізації є забезпечення однакових структурованості і параметрів формування як для навчальної, так і для екзаменаційної матриці.

За наявності чіткого розбиття, яке було утворено на етапі навчання, алгоритм екзамену має такі вхідні дані:

- M – кількість класів, які ІС навчена розпізнавати;
- $\{x_m^* \mid m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання;
- $\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів, побудованих на етапі навчання відповідних контейнерів;
- $\{x^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій образу, що розпізнається;

- $\{\delta_{k,i}^* \mid i = \overline{1, N}\}$ – оптимальна СКД на ознаки розпізнавання, яку визначено на етапі навчання.

За замовчуванням на практиці для бінеаризації екзаменаційної матриці приймається рівень селекції $\rho_m = 0,5$.

Алгоритм екзамену у рамках ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень функції належності, яка для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o має вигляд

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}. \quad (2.14.2)$$

і обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається.

Розглянемо кроки реалізації алгоритму екзамену при нечіткому розбитті, яке відповідає загальному випадку:

1) формування лічильника класів розпізнавання:
 $m := m + 1$;

2) формування лічильника числа реалізацій, що розпізнаються: $j := j + 1$;

3) обчислення кодової відстані $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$;

4) обчислення функції належності;

5) порівняння: якщо $j \leq n$, то виконується крок 2, інакше – крок 6;

6) порівняння: якщо $m \leq M$, то виконується крок 1, інакше – крок 7;

7) визначення класу X_m^o , до якого належить реалізація образу, наприклад, за умови $\bar{\mu}_m^* = \max_{\{m\}} \bar{\mu}_m$, де

$\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$ – усереднене значення функцій належності

для реалізацій класу X_m^o , або видача повідомлення: «Клас не визначено», якщо $\bar{\mu}_m^* \leq c$. Тут c – порогове значення.

Таким чином, алгоритми екзамену у рамках ІЕІ-технології є детермінованими і відрізняються незначною обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє їх реалізовувати у реальному темпі часу. У випадку чіткого розбиття простору ознак на класи розпізнавання нечіткий алгоритм є так само працездатним, оскільки він розглядається по відношенню до чіткого алгоритму як загальний.

2.15 Визначення періоду прийняття рішень у режимі екзамену

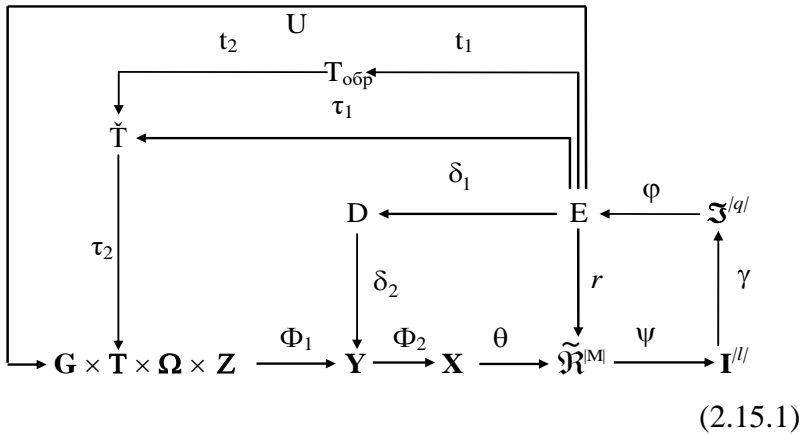
У підвищенні ефективності та оперативності функціонування ІС, що використовуються для керування різними процесами, важливу роль відіграє вибір періоду оброблення та аналізу інформації з метою прийняття рішень у режимі екзамену.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, навчальна матриця типу “об’єкт–властивість” $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та векторів-реалізацій образу відповідно. Задано структурований вектор параметрів функціонування системи, що навчається, $g = \langle x_1, d_1, \delta, t_{обр} \rangle$, який складається з еталонного

вектора-реалізації x_1 найбільш бажаного (базового) класу X_1^o , геометричного параметра d_m – кодової відстані гіперповерхні контейнера K_1^o класу X_1^o від вершини еталонного вектора $x_1 \in X_1^o$; $t_{обр}$ – період зняття (оброблення) інформації, $t \leq \Delta t$.

Треба на етапі навчання вибрати такий оптимальний період оброблення інформації, щоб було можливо за апіорно класифікованими реалізаціями нечітких образів побудувати у реальному часі функціонування ІС оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання шляхом ітераційної максимізації значення інформаційного КФЕ навчання системи.

Категорійна модель у вигляді діаграми відображення множин, що застосовуються при виборі оптимального періоду оброблення інформації, така



У діаграмі (2.15.1) $T_{обр}$ – терм-множина інтервалів оброблення вхідних даних, t_1 – оператор зіставлення відповідних елементів терм-множин E і $T_{обр}$; t_2 – оператор зіставлення відповідних елементів терм-множин $T_{обр}$ і \check{T} .

Алгоритм навчання для визначення оптимального періоду оброблення інформації полягає у реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації структурованих параметрів функціонування ІС шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за всім алфавітом класів значення КФЕ:

$$t_{обр}^* = k^* \arg\{\max_{G_t}\{\max_{G_\tau}\{\max_{G_\delta}\{\max_{G_d} E_m^*\}\}\}\}, \quad (2.15.2)$$

де G_t – область допустимих значень для періоду оброблення інформації.

Розглянемо узагальнену схему реалізації такого алгоритму:

1. Обнуляється лічильник кроків оптимального періоду оброблення інформації $t:=0$.

2. Запуск лічильника кроків оптимального періоду оброблення інформації $t:=t+1$

3. Реалізується алгоритм оптимізації кроку квантування за часом вхідних реалізацій образу, який визначає період опитування датчиків інформації. При цьому обов'язково реалізується один із алгоритмів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання (паралельний, послідовний або послідовно-паралельний).

4. Якщо $E_m^*[t] \geq E_m^*[t-1]$, то виконується крок 2, інакше – крок 5.

5. $E_m^* := E_m^*[t-1]$; $t^* := t-1$ і “ЗУПИН”.

Алгоритм визначення оптимального періоду оброблення інформації, який наведено вище, реалізовано в процесі функціонування здатної навчатися АСКТП виробництва складних мінеральних добрив у ВАТ «Сумихімпром». Як критерій оптимізації навчання АСКТП розглядалася модифікація критерію Кульбака (2.7.9), який обчислювався за робочою формулою (2.7.9) при $n = 40$ і $r = 2$. На рис. 2.17 показано процес оптимізації контейнерів трьох класів за алгоритмом послідовної оптимізації контрольних допусків (2.9.4.) при $t_{обр} = 15$ с.

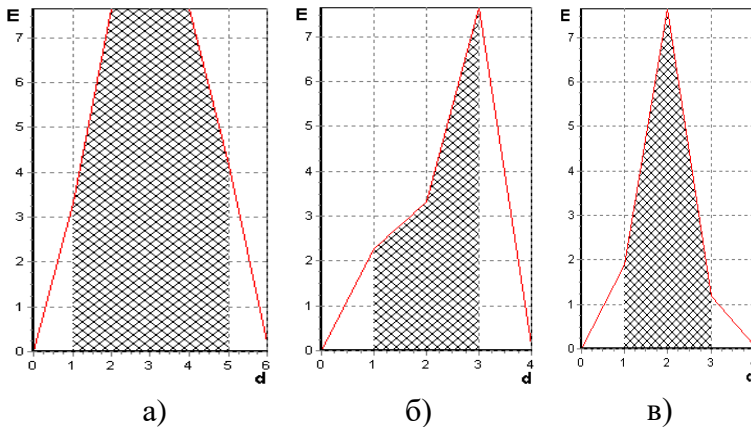


Рисунок 2.17 – Графік залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання при $t_{обр}=15$ с:

а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Аналіз рис. 2.17 показує, що для всіх класів розпізнавання інформаційний КФЕ досягає свого граничного максимального значення в робочій області його визначення, яка на рисунку заштрихована.

Графіки залежності інформаційного КФЕ за Кульбаком від значення радіусів контейнерів відповідних класів розпізнавання для $t_{обр}=30$ с показано на рис. 2.18.

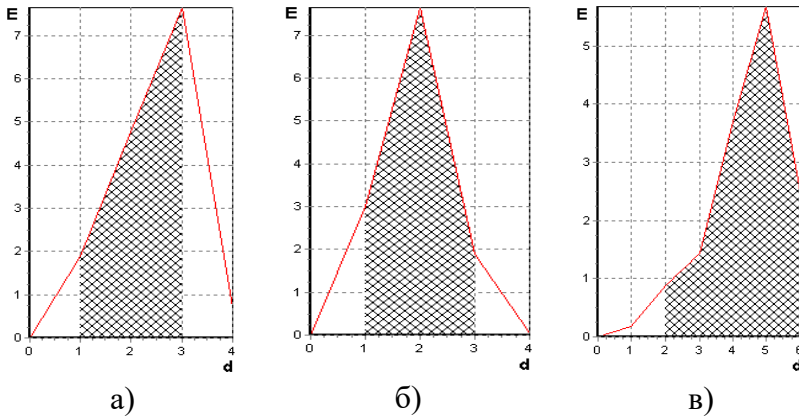


Рисунок 2.18 – Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання при $t_{обр} = 30$ с:

а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Аналіз рис. 2.18 показує, що тільки для двох класів розпізнавання X_1^o і X_2^o інформаційний КФЕ досягає свого гранично максимального значення в робочій області його визначення.

На рис. 2.19 наведено графіки залежності інформаційного КФЕ за Кульбаком від значення радіусів

контейнерів відповідних класів розпізнавання для $t_{обр} = 60$ с.

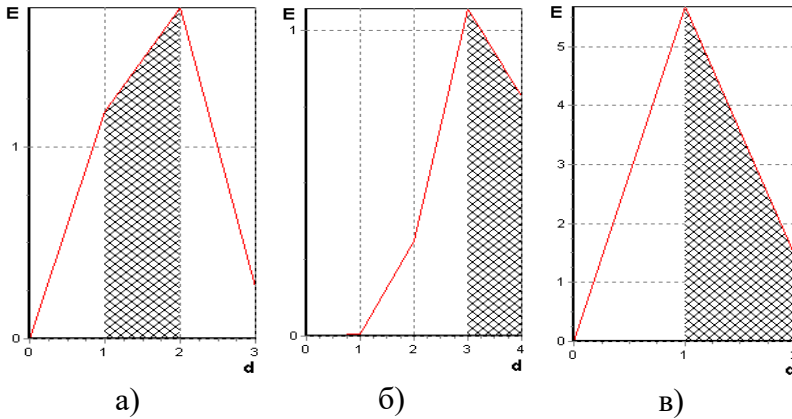


Рисунок 2.19– Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання при $t_{обр} = 60$ с:

а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Аналіз рис. 2.19 показує, що значення КФЕ в робочій області його визначення не досягають свого граничного максимального значення для всіх класів і є ще меншими у порівнянні з випадком $t_{обр} = 30$ с.

Таким чином, аналіз рис. 2.18 – рис. 2.21 показує, що оптимальний максимальний період оброблення інформації з метою формування ІС керуючих команд для розглянутого технологічного процесу виробництва складного мінерального добрива *НКР* дорівнює $t_{обр}^* = 15$ с. Такий період оброблення інформації значно збільшує обчислювальний ресурс ІС і в перспективі дозволяє розширювати мультиа-

гентну систему для розв'язання задач традиційного кластер-аналізу, самонавчання та прогностичного класифікаційного керування. Зменшення функціональної ефективності ІС при періодах оброблення інформації $t_{обр} > t_{обр}^* = 15 \text{ с}$ пояснюється втратою інформації через вплив на систему неконтрольованих факторів за більший період часу.

2.16 Контрольні запитання та завдання до другого розділу

1 На яких основних принципах базуються методи ІЕІ-технології?

2 Наведіть приклад прийняття рішень, в якому введення додаткових обмежень максимізує кількість інформації?

3 Яка основна ідея ІЕІ-технології?

4 Сформууйте постановку задачі навчання ІС у рамках ІЕІ-технології.

5 Сформууйте постановку задачі екзамену для ІС, що навчається, у рамках ІЕІ-технології.

6 У чому полягає детерміновано-статистичний підхід до прийняття рішень?

7 Що називається класом розпізнавання (образом)?

8 Що називається нормованим (експлуатаційним) полем допусків на ознаки розпізнавання?

9 Що називається контрольним полем допусків на ознаки розпізнавання?

10 Що називається еталонним вектором-реалізацією образу?

- 11 Що називається контейнером класу розпізнавання?
- 12 Що називається параметром функціонування ІС?
- 13 Що називається рівнем селекції координат двійкового еталонного вектора-реалізації образу?
- 14 Який вигляд має формула безумовної (апріорної) ентропії? Що вона характеризує при прийнятті рішень?
- 15 Який вигляд має формула умовної (апостеріорної) ентропії? Що вона характеризує при прийнятті рішень?
- 16 Який вигляд має формула нормованого критерію Шеннона?
- 17 Що називається першою достовірністю?
- 18 Що називається помилкою першого роду?
- 19 Що називається помилкою другого роду?
- 20 Що називається другою достовірністю?
- 21 Який зв'язок має ентропійний критерій Шеннона з точнісними характеристиками прийняття рішень?
- 22 Як обчислити оцінки точнісних характеристик?
- 23 Який вигляд має робоча формула критерію Шеннона?
- 24 Які умови повинна задовольняти робоча область визначення функції інформаційного критерію?
- 25 Яку конструкцію має критерій Кульбака?
- 26 Виразіть через точнісні характеристики повну ймовірність P_t правильного прийняття рішень.
- 27 Виразіть через точнісні характеристики повну ймовірність P_{ft} неправильного прийняття рішень.
- 28 Наведіть аналітичну формулу критерію Кульбака як функцію від точнісних характеристик.
- 29 Наведіть робочу формулу критерію Кульбака.

30 Який вигляд має нормований критерій Кульбака?

31 За яких умов значення критерію Кульбака, що обчислюється за формулою (2.7.6), буде максимальним?

32 Яке максимальне значення має критерій Кульбака, що обчислюється за формулою (4.4), при $n = 100$ і $r = 2$?

33 Як визначається радіус псевдосферичного контейнера класу розпізнавання в бінарному просторі Хеммінга?

34 Яка загальна структура алгоритму навчання ІС у рамках ІЕІ-технології?

35 Які функції реалізує базовий алгоритм навчання у рамках ІЕІ-технології?

36 Обґрунтуйте доцільність реалізації паралельної або послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

37 Які переваги має паралельно-послідовний алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання?

38 Як у рамках ІЕІ-технології визначити оптимальні значення геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання?

39 Як у рамках ІЕІ-технології визначити оптимальні значення контрольних допусків на ознаки розпізнавання?

40 Що називається «робочою областю» при оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання? Чим вона відрізняється від робочої області при оптимізації геометричних параметрів класів розпізнавання?

41 Які функції виконує оператор P у режимі екзамену?

42 Які обмеження накладаються на екзаменаційну матрицю?

43 Який вигляд має функція належності двійкового вектора-реалізації, що розпізнається, до класу X_1^o ?

3 ВСТУП ДО ПРОГНОСТИЧНОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ

3.1. Аналіз проблеми та постановка задачі прогностичної класифікації

Наукове прогнозування ґрунтується на вивченні об'єктивних закономірностей, яким підпорядковуються процеси та події, що відбуваються в об'єктах прогнозування. Згідно з діалектикою пізнання для повноти дослідження слід брати до уваги як закономірності випадкових подій, так і детерміновані закономірності. Основні напрямки прогнозування визначаються метою прогнозування. Так, прогнозування може здійснюватися за такими основними напрямками [53]:

1.Перспективне прогнозування з метою оцінки функціональної ефективності та надійності системи на вищезгаданій відрізок часу.

2.Визначення довговічності системи, що контролюється.

3. Визначення зміни нормованих (експлуатаційних) допусків на параметри функціонування системи у зв'язку із необхідністю підтримки належної функціональної ефективності системи за умов її експлуатації або збереження, що змінюються. Цей вид прогнозування називається нормативним.

Існують методи прогнозування у рамках детермінованого (аналітичного) [53], статистичного [54,55] і детерміновано-статистичного підходів [23,53,56].

Розв'язання задач усіх напрямів прогнозування у разі відсутності аналітичного зв'язку між функцією стану системи і вхідними даними, що становить безпосередній практичний інтерес, пов'язується з розробленням ефективних алгоритмів класифікаційного прогнозування [23,53].

Розглянемо постановку задачі перспективного прогнозування за детерміновано-статистичними методами класифікації, до яких належать і методи ІЕІ-технології. Нехай відомі ретроспективні значення параметрів функціонування системи $\xi_0, \xi_1, \dots, \xi_{v-1}$, які отримано в моменти часу t_0, t_1, \dots, t_{v-1} і які характеризують функцію стану $Q(\xi)$. Необхідно за сукупністю параметрів $\{\xi_s\}$, $s = \overline{1, v-1}$ прийняти рішення про належність поточного функціонального стану системи, що контролюється в момент часу $t_v, v = \overline{0, k}$, до параметричного класу $X_{m,v}^o$, який перебуває у взаємнооднозначній відповідності до часового класу $X_m^o(t)$, $m = \overline{1, M}$, що характеризує функціональний стан системи в один із моментів часу $t_{v+1}, t_{v+2}, \dots, t_k \in T_2$. Тут M – кількість класів у дискретні моменти часу Третій напрям – нормативне прогнозування – може розглядатися за термінологією роботи [53] як обернене прогнозування, ідея якого полягає у визначенні часу, коли характеристика системи або ймовірність $P(Q)$ досягають граничних значень, заданих введеними обмеженнями. Прикладами нормативного прогнозування можуть бути визначення термінів профілактичних робіт, моменту перенавчання системи розпізнавання та інше.

Методи класифікаційного аналізу даних, які застосовуються для розв'язання задач перспективного та нормативного прогнозування, ґрунтуються на ідеях і методах теорії розпізнавання образів [9-14].

Сучасна методологія об'єктно-орієнтованого проектування прогностичних ІС, яка ґрунтується на концепції аналізу даних, розглядає прогнозування не тільки як спосіб підтримання належної функціональної ефективності системи на стадії її експлуатації, але і як невід'ємну та неперервну процедуру методологічного забезпечення системи від етапу формування ТЗ до етапу утилізації системи. При цьому прогнозування функціональної ефективності повинно здійснюватися на різних стадіях розроблення та експлуатації системи в рамках єдиних теоретичних і методологічних положень, але при цьому на кожній стадії методики та алгоритми є різними. Так, на стадії проектування системи вхідними даними є характеристики системи, що передбачаються, режими та умови її функціонування. Метою прогнозування на цьому етапі є розроблення системи з максимальною функціональною ефективністю за умов її функціонування, що передбачаються.

На стадії експлуатації системи вхідними даними є закономірності зв'язку та зміни параметрів її функціонування. Метою прогнозування функціонального стану системи при її експлуатації є як своєчасне попередження технічних відмов у системі, так і створення таких робочих умов і обслуговування системи, які дозволяють їй функціонувати з максимальною ефективністю.

Оскільки прогноз функціонального стану системи на випереджений період часу є випадковою величиною, то серед фактографічних методів прогнозування найбільша увага в науково-технічній літературі приділяється розробленню статистичних методів, об'єднаних двома основними напрямками: прогнозна екстраполяція і регресійний аналіз. У прогнозній екстраполяції найбільш розробленими є методи, що базуються на теорії як стаціонарних, так і нестаціонарних випадкових процесів [55]. Суттєвим недоліком цих методів є необхідність підтвердження статистичної гіпотези про закон розподілу ймовірностей випадкових значень ознак розпізнавання, що на практиці в більшості випадків здійснити важко.

Методи регресійного аналізу, що базуються на методі найменших квадратів, спрямовані на побудову прогнозних моделей за наявними експериментальними даними. Вони застосовуються як для неперервних, так і дискретних процесів, не вимагають знання фізичних закономірностей, що відбуваються в системі, але так само вимагають накопичення досить великого обсягу статистичних даних за час спостереження, апріорного знання детермінованої складової процесу – лінії регресії (тренда) і характеризуються нечутливістю до стрибкоподібного характеру зміни процесу.

На усунення відзначених недоліків орієнтовано метод групового врахування аргументів [56], який дозволяє поліпшити методи регресійного аналізу шляхом додання їм властивостей самоорганізації моделювання складних систем за відносно невеликою кількістю експериментальних

даних (вузлів інтерполяції). Накопичений досвід застосування цього методу в різних областях науки і техніки показав, що цей метод, розв'язуючи задачу оптимізації складності рівнянь регресії, яка вимірюється, наприклад, за кількістю їх доданків або за їх степенем, дозволяє добиватися відносно точних прогностичних моделей.

3.2. Прогностична класифікація у рамках ІЕІ-технології

При прогнозуванні зміни функціонального стану системи розпізнавання, що навчається, доцільне використання непараметричних методів, інваріантних у широкому значенні до законів розподілу ймовірностей. При цьому одержання незміщених оцінок імовірностей можливо безпосередньо у процесі навчання ІС, умови проведення якого можна забезпечити на практиці незмінними.

Перевагою застосування ІЕІ-технології для розв'язання задач прогнозування є оптимізація процесу навчання за інформаційним критерієм, який виступає як загальний КФЕ системи, забезпечуючи цим підвищену достовірність оцінки її функціонального стану на етапі екзамену у вихідний момент прогнозування. Крім того, у процесі реалізації багатоциклічного ітераційного алгоритму оптимізації параметрів навчання за ІЕІ-технологією надається можливість формування екстремальної порядкової статистики (ЕПС) S_m^* , яка є одновимірною статистичною прогностичною функцією відповідного стану ІС і обчислюється при екстремальному випробуванні n^* у момент досягнення

КФЕ свого глобального максимуму E_m^* в робочій області визначення функції критерію.

Ідея прогнозування функціонального стану ІС, що навчається в рамках ІЕІ-технології, така. У процесі зміни стану системи відбувається переміщення в просторі ознак розпізнавання вершин еталонних векторів $\{x_m(t_v)\}$. Оскільки геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, які сформовано на попередньому етапі навчання, зберігаються в пам'яті ІС незмінними, то це призводить до зниження достовірності розпізнавання функціональних станів системи. Крім того, змінюються статистичні властивості реалізацій образу, що враховується ЕПС. Таким чином, у процесі прогнозування відстежується зміна як детермінованої складової – тренда вершин еталонних векторів-реалізацій образу, так і статистичної складової, що обумовлює зміну значень ЕПС.

Підтримка необхідної ефективності функціонування системи розпізнавання, що навчається, у процесі її експлуатації або збереження відбувається шляхом перенавчання системи з метою статистичної корекції детермінованих вирішальних правил [57]. Прогнозування моменту перенавчання є важливим так само з погляду оптимізації термінів профілактичних робіт та їх суміщення з етапом перенавчання. У рамках ІЕІ-технології можливі два підходи до змісту етапу перенавчання. Перший підхід передбачає корекцію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання з урахуванням тренда еталонних векторів і зміни значень ЕПС. Інший підхід базується на тому, що коорди-

нати двійкових еталонних векторів-реалізацій і реалізацій функціонального стану є наслідком порівняння значень ознак розпізнавання з відповідними полями контрольних допусків. У цьому випадку задачу прогнозування функціонального стану системи, що навчається, може бути зведено до прогнозування зміни в часі нормованих і контрольних полів допусків. Такий підхід є виправданим, наприклад, у задачах прогнозування якості продукції, науково-технічного прогресу в науці та техніці, при економічному прогнозуванні, тобто там, де здійснюється нормативне прогнозування параметрів системи.

Загальним для даних підходів є те, що інтегральна оцінка точності прогнозу ε_{II} здійснюється шляхом порівняння інформаційних критеріїв, що обчислюються в моменти t_v і t_{v-1} :

$$\varepsilon_{II} = |E(t_v) - E(t_{v-1})| \leq \varepsilon_{\text{дон}}, \quad (3.2.1)$$

де $\varepsilon_{\text{дон}}$ – допустима похибка прогнозу.

Невиконання відношення (3.2.1) у момент часу t_v обумовлює необхідність перенавчання системи. При цьому накопичення статистичних даних про функціональний стан ІС може відбуватися тільки в період її експлуатації або збереження, при якому відновлення працездатності системи не проводиться.

Таким чином, обов'язковим етапом процесу навчання є відображення вибіркової множини X на множину вільних

статистик S , яка обчислюється, на кожному кроці навчання:

$$\mu : X \rightarrow S. \quad (3.2.2)$$

Статистика $S \in \mathbf{S}$ повинна задовольняти такі вимоги:

- бути одновимірною статистичною характеристикою вибіркової множини;
- бути інваріантною до широкого сімейства ймовірнісних мір;
- бути чутливою до зміни функціонального стану ІС, що навчається.

Для такої статистики будемо вважати “успіхом” знаходження при випробуванні значення ознаки в своєму полі контрольних допусків. Нехай у процесі проведення випробувань виконується умова рівності ймовірностей знаходження N ознак у межах своїх контрольних допусків, тобто $p_1 = p_2 = \dots = p_N = p$. Тоді ймовірність одержання k успіхів – числа ознак, що знаходяться в допуску, визначається за біноміальним розподілом:

$$P(k, N, p) = C_N^k p^k q^{N-k}, \quad (3.2.3)$$

де $q = 1 - p$ – ймовірність виходу значення ознаки за межі поля допусків; $C_N^k = \frac{N!}{k!(N-k)!}$ – біноміальні коефіцієнти.

Введемо вільну статистику, інваріантну щодо групи всіх $N!$ перестановок координат N -вимірному вектора $x_m^{(j)} \subset X_m^o$, $j=1, n$, яка залежить тільки від обсягу навчальної вибірки. Такою статистикою є нормована статистика числа успіхів за n випробувань:

$$S_{m,n} = \sum_{j=1}^n \left(\frac{k_{m,j} - \bar{k}_{m,n}}{s_{m,n}} \right)^2, \quad m=1, M, \quad (3.2.4)$$

де $k_{m,j}$ – число успіхів при j -му випробуванні; $\bar{k}_{m,n}$ – вибіркове середнє числа успіхів після n випробувань; $s_{m,n}^2$ – вибіркове середнє числа успіхів після n випробувань відповідно.

Відомо, що статистика (3.2.4) має розподіл χ^2 із степенем свободи $k=n-1$ і не залежить ні від математичного сподівання, ні від дисперсії, а залежить тільки від обсягу випробувань n . Аналіз виразу (3.2.4) показує, що при збільшенні n вибіркова дисперсія збігається до нуля, а функція $S_{m,n}$, маючи тенденцію до збільшення, набуде якого завгодно великого значення. Таким чином, вільна статистика $S_{m,n}$ є членом варіаційного ряду, тобто порядковою статистикою, ранг якої визначається номером випробування. Наступна теорема встановлює тенденцію зміни асимптотичних меж статистики (3.2.4) при зміні числа успіхів при випробуваннях.

Т е о р е м а 3.2.1 Нехай дано послідовність незалежних випадкових величин k_1, k_2, \dots, k_n і k'_1, k'_2, \dots, k'_n , таких, що $|k_n - \bar{k}_n| \leq c_1$ і $|k'_n - \bar{k}'_n| \leq c_2$, де $1 \leq n \leq n^*$, при цьому $c_1 > c_2$. Тоді для будь-якого $\alpha > 0$ при $n \rightarrow \infty$ має місце:

$$P\left\{\left[\underset{\{n\}}{\text{Sup}} S_n^{*'} - \underset{\{n\}}{\text{Sup}} S_n^*\right] > \alpha\right\} = 1; \quad P\left\{\left[\underset{\{n\}}{\text{Inf}} S_n^{*'} - \underset{\{n\}}{\text{Inf}} S_n^*\right] > \alpha\right\} = 1,$$

де S_n^* , $S_n^{*'}$ – статистики (3.2.4) з числом успіхів k_n і k'_n відповідно.

Д о в е д е н н я. Оскільки $|k_n - \bar{k}_n|^2 = \overset{o}{k}_n^2 \leq c_1^2$, $|k'_n - \bar{k}'_n|^2 = \overset{o}{k}'_n{}^2 \leq c_2^2$ і $c_1^2 > c_2^2$, то $s_n^2 > s_n'^2$. Подамо статистику S_n^* у вигляді:

$$S_n^* = \sum_{n=1}^{n^*} \left(\frac{k_n - \bar{k}_n}{s_n} \right)^2 = \sum_{n=1}^{n^*} t^2 = \chi_n^2.$$

Як відомо, статистика χ^2 має властивість [47]:

$$M[\chi^2] = M\left[\sum_{n=1}^{n^*} t^2\right] = \sum_{n=1}^{n^*} M[t^2] = \sum_{n=1}^{n^*} D[t] = n^*,$$

тобто математичне сподівання статистики χ^2 залежить тільки від обсягу вибірки.

Для першої послідовності маємо:

$$\begin{aligned} P\left[\sum_{n=1}^{n^*} (k_n - \bar{k}_n)^2 > \alpha\right] &= P\left[\sum_{n=1}^{n^*} \left(\frac{k_n - \bar{k}_n}{s_n}\right)^2 > \frac{\alpha}{s_n^2}\right] = \\ &= P\left(\chi_n^2 > \frac{\alpha}{s_n^2}\right) = P(\chi_n^2 > \alpha_1), \end{aligned} \quad (3.2.5)$$

де $\alpha_1 = \alpha / s_n^2$.

Для іншої послідовності такого самого обсягу, як і перша, аналогічно:

$$\begin{aligned} P\left[\sum_{n=1}^{n^*} (k'_n - \bar{k}'_n)^2 > \alpha\right] &= P\left[\sum_{n=1}^{n^*} \left(\frac{k'_n - \bar{k}'_n}{s'_n}\right)^2 > \frac{\alpha}{s_n'^2}\right] = P\left(\chi_n^2 > \frac{\alpha}{s_n'^2}\right) = \\ &= P(\chi_n^2 > \alpha_2), \end{aligned} \quad (3.2.6)$$

де $\alpha_2 = \alpha / s_n'^2$.

Обчислення ймовірностей (3.2.5) і (3.2.6) здійснимо за формулою [48]

$$P(\chi_n^2, \alpha) = \int_0^{\alpha} f(\chi_n^2) d\chi^2, \quad (3.2.7)$$

де $f(\chi_n^2)$ – функція щільності розподілу χ_n^2 .

Якщо виявиться, що $P(\chi_n^2, \alpha_1) > P(\chi_n^2, \alpha_2)$, то теорему доведено. Функція щільності розподілу χ_n^2 дорівнює [48]

$$f(\chi_n^2) = \begin{cases} 0 & \text{при } x \leq 0, \\ \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} e^{-\frac{t}{2}} t^{\frac{n}{2}-1} & \text{при } x > 0, \end{cases} \quad (3.2.8)$$

де $\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)$ – гамма-функція; t – значення випадкової величини χ_n^2 .

Після підстановки (3.2.8) у формулу (3.2.7) маємо:

$$P(\chi_n^2 < \alpha_1) = \frac{1}{2^{n/2} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \int_0^{\alpha_1} e^{-\frac{t}{2}} t^{\frac{n}{2}-1} dt = \frac{\gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{\alpha_1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}, \quad (3.2.9)$$

де $\gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{\alpha_1}{2}\right)$ – неповна гамма-функція.

При цьому

$$P(\chi_n^2 > \alpha_1) = 1 - P(\chi_n^2 < \alpha_1). \quad (3.2.10)$$

Оскільки $\alpha_1 < \alpha_2$ і підінтегральний вираз у (3.2.9) не містить періодичної функції, то

$$\int_0^{\alpha_1} e^{-\frac{t}{2} \frac{n-1}{t^2}} dt < \int_0^{\alpha_2} e^{-\frac{t}{2} \frac{n-1}{t^2}} dt,$$

або $P(\chi_n^2 < \alpha_1) < P(\chi_n^2 < \alpha_2)$, а з урахуванням (3.2.10) $P(\chi_n^2 > \alpha_1) > P(\chi_n^2 > \alpha_2)$, що і вимагало доведення.

Мають місце такі наслідки з теореми 3.2.1.

Н а с л і д о к 1. Якщо послідовності незалежних випадкових величин k_n, k'_n , які відповідають умовам теореми 3.2.1, розподілено нормально з вибірковими дисперсіям s_n^2, s'^2_n відповідно і $s_n^2 > s'^2_n$, то має місце $P(\chi_n^2 > S_n^*) < P(\chi_n^2 > S'^*_n)$.

Н а с л і д о к 2. Якщо послідовності незалежних випадкових величин k_n, k'_n , які відповідають умовам теореми 3.2.1, розподілені нормально з вибірковими дисперсіями s_n^2, s'^2_n відповідно і $s_n^2 > s'^2_n$, то з імовірністю одиниця має місце $S'^*_n > S_n^*$, що впливає із наслідку 1.

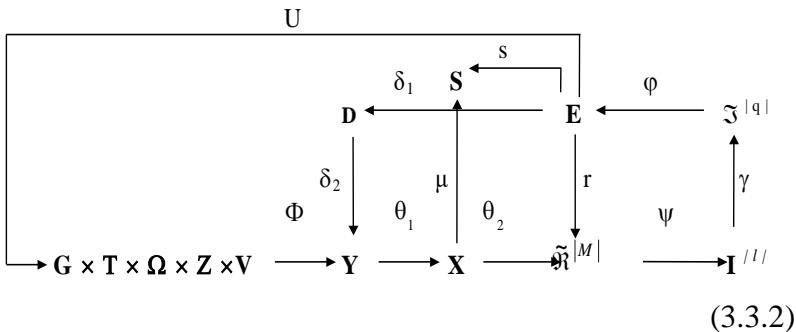
3.3. Математичні моделі прогностичної класифікації

Позначимо через $\Pi(E_m) \subset E$ частково впорядковану підмножину значень КФЕ, обчислених у процесі навчання розпізнавання реалізацій класу X_m^o . При цьому E_m^* – найбільший елемент підмножини $\Pi(E_m)$. Тоді множина E має впорядковану структуру $E = \langle \{\Pi(E_m)\} \rangle$. Аналогічну структуру має і множина S : $S = \langle \{\Pi(S_m)\} \rangle$, де $\Pi(S_m)$ –

підмножина статистик, обчислених при навчанні розпізнавання реалізації класу X_m^o , найбільшим елементом якої є екстремальна статистика S_m^* . Таким чином, елементи терм-множин E і S знаходяться у взаємно-однозначній відповідності, і визначення елементів підмножини екстремальних статистик $\Pi(S_m^*) \subset S$ здійснюється в результаті бієктивного відображення:

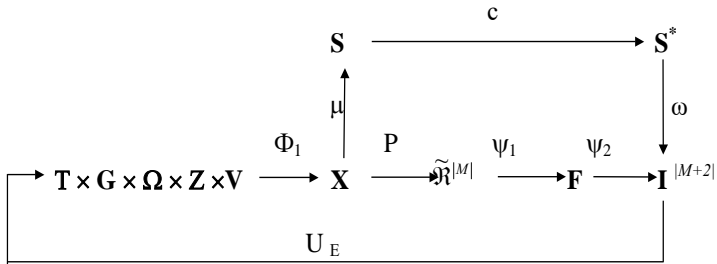
$$s : E \mapsto S. \tag{3.3.1}$$

Тоді діаграма процесу прогностичного навчання за ІЕІ-технологією з урахуванням діаграми (2.10.1) і виразів (3.2.1) і (3.3.1) має вигляд



Обчислення порядкових статистик $S_{m,n}$ для кожного класу здійснюється за формулою (3.2.4) на кожному кроці оптимізації параметрів навчання. Статистика $S_{m,n}$ набуває екстремального значення при випробуванні n^* , при якому КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o

набуває максимального значення в робочій області визначення його функції. Діаграма відображень множин, задіяних у режимі прогностичного екзамону, з урахуванням діаграми (2.15.1) має вигляд



(3.3.3)

Діаграма відображень множин (3.3.3) на відміну від діаграми (2.10.1) містить паралельний контур, який обчислює поточну порядкову статистику $S_n \in S$ і через оператор зіставлення $c: S \rightarrow S^*$, де S^* – множина впорядкованих за збільшенням ЕПС, визначає її належність одному із блоків варіаційного ряду ЕПС, одержаних у процесі прогностичного навчання.

3.4. Прогнозування моменту перенавчання ІС

На етапі прогностичного навчання у рамках ІЕІ-технології здійснюється визначення як оптимальних параметрів навчання, так і значень ЕПС з подальшим формуванням за збільшенням їх варіаційного ряду $\langle \{S_{m,n}^*\} \rangle$.

Оскільки статистика $S_{m,n}^*$ є випадковою величиною, то

блоки варіаційного ряду розділяються довірчим коридором, ширина якого дорівнює сумі

$$K_{1-Q/2}(n^* - 1) + K_{Q/2}(n^* - 1),$$

де $K_{1-Q/2}(n^* - 1)$, $K_{Q/2}(n^* - 1)$ – квантилі функції розподілу χ^2 з $n^* - 1$ ступенями свободи [44,46,48].

Квантилі функції розподілу χ^2 визначають відповідно нижню та верхню межі довірчого інтервалу:

$$P\{K_{1-Q/2}^{(m)}(n^* - 1) < S_{m,n}^* < K_{Q/2}^{(m)}(n^* - 1)\} = 1 - Q,$$

який покриває значення статистики $S_{m,n}^*$ з довірчою ймовірністю $1 - Q$. Нижня SN_m та верхня SV_m довірчі межі m -го блоку варіаційного ряду відповідно дорівнюють:

$$SN_m = \frac{S_{m,n}^* - S_{m-1,n}^*}{2} + K_{1-Q/2}^{(m)}(n^* - 1); \quad (3.4.1)$$

$$SV_m = \frac{S_{m+1,n}^* - S_{m,n}^*}{2} - K_{Q/2}^{(m)}(n^* - 1). \quad (3.4.2)$$

На рис. 3.1 наведено експериментальні значення рядкових статистик, що обчислювались за формулою (3.2.4) у процесі навчання АСКТП хімічної металізації отворів друкованих плат.

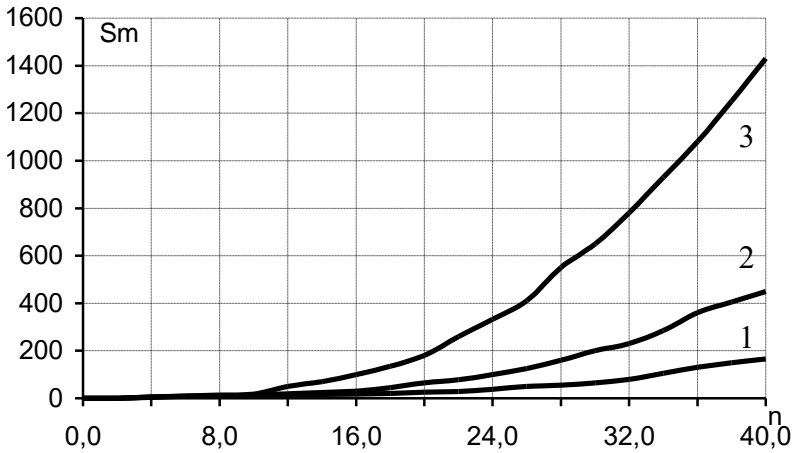


Рисунок 3.1 – Графіки залежності порядкових статистик від числа випробувань для трьох функціональних станів ванни хімічного міднення

На рис. 3.1 крива 1 – статистика, що характеризує статистичні властивості реалізацій базового класу X_1^o , який відповідає максимальній функціональній ефективності технологічного процесу. Статистики 2 і 3 відповідають робочому стану АСКТП, але за наявності дефектів, що обумовлені відповідно відмовою сифонного насоса, який подає розчин із ванни хімічного міднення в блок рН-метрів, і розгерметизацією вимірного тракту контрольно-дозуючого приладу, що призводить до появи в ньому повітряних пухирців, які впливають на результати вимірювань.

Аналіз рис. 3.1 показує, що згідно з теоремою 3.2.1 значення статистик збільшуються при зменшенні числа “успіхів” k_n у реалізаціях образів, що є однією із прогностичних властивостей статистики (3.2.1). На рис. 3.2 показано зміну у часі (щодобово) значень упорядкованих ЕПС для розглянутих трьох класів, яка обумовлена зміною через неперервну окисно-відновну реакцію концентрації основних компонентів розчину ванни хімічного міднення: сірчаноокислої міді, формаліну та їдкого натру.

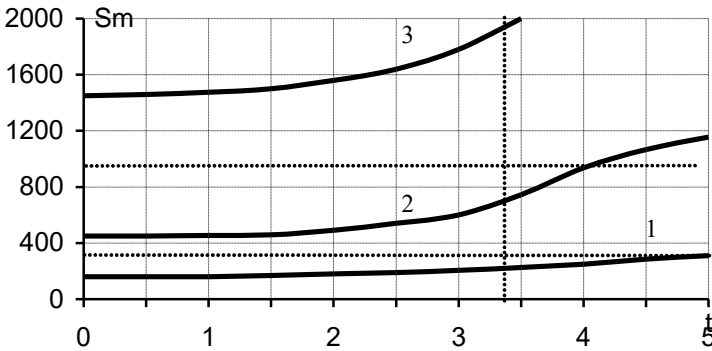


Рисунок 3.2 – Графіки зміни ЕПС у часі

Оскільки при зміщенні в часі вершин векторів-реалізацій образу у просторі ознак геометричні параметри контейнерів класів залишаються незмінними, то це призводить до зменшення повної достовірності розпізнавання на екзаміні. Тому для підтримки належної ефективності функціонування АСКТП необхідно її перенавчати, корегуючи параметри навчання. З іншого боку, при дрейфі в

часі вершин векторів-реалізацій зменшується ймовірність знаходження поточних значень ознак розпізнавання у своїх контрольних допусках, що викликає зміну в часі значень ЕПС (3.2.4). Таким чином, для визначення моменту перенавчання АСКТП достатньо оцінити ступінь наближення значення поточної ЕПС до межі відповідного довірчого коридору. Вихід будь-якої статистики $S_{m,n}^*$ за межі свого коридору призводить до невідмінності в статистичному розумінні вибіркових послідовностей, що робить необхідним перенавчання АСКТП. Аналіз рис.3.2. показує, що перенавчання системи необхідно здійснювати на четвертій добі після початку робочої експлуатації ванни хімічного міднення, коли поточна статистика S_2 , обчислена в режимі екзамену АСКТП, перетинає межу блоків – заштриховану горизонтальну пряму. Розглянутий алгоритм прогностичного екзамену є спрощеним. Для його уточнення, що необхідно робити в мікро- і нанотехнологіях виробництва друкованих плат, необхідно використовувати довірчі коридори для заданого рівня значущості, обчислені за формулами (3.4.1) і (3.4.2). Так, на рис. 3.2 вертикальна штрихована лінія визначає момент часу, коли статистика S_1 входить у свій верхній довірчий коридор SV_1 , тобто перенавчання системи необхідно здійснювати вже у першій половині третьої доби.

Таким чином, оскільки у процесі експлуатації ІС відбувається дрейф у просторі та часі векторів-реалізацій її функціонального стану, то для забезпечення високої функціональної ефективності необхідне перенавчання системи з

метою статистичної корекції детермінованих вирішальних правил. При цьому самостійного значення набуває визначення моменту перенавчання ІС, яке у рамках ІЕІ-технології передбачає корекцію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання з урахуванням як тренда векторів-реалізацій образу, так і зміни значень ЕПС.

У цілому прогностична класифікація є одним із перспективних напрямів вирішення проблеми мінімізації прогностичної помилки шляхом накопичення у процесі експлуатації ІС достатньої статистики для формування параметричних (залежних від часу) класів розпізнавання і побудови для кожного параметричного алфавіту безпомилкових за відповідними багатовимірними навчальними матрицями вирішальних правил.

3.5. Контрольні запитання та завдання до третього розділу

- 1 Які основні напрямки прогнозування?
- 2 Які задачі розв'язує перспективне прогнозування?
- 3 Які задачі розв'язує нормативне прогнозування?
- 4 У рамках яких підходів досліджуються задачі прогнозування?
- 5 Наведіть постановку задачі прогностичної класифікації.
- 6 Які вимоги повинна задовольняти інваріантна порядкова статистика як прогностична функція?
- 7 Поясніть ідею прогностичної класифікації у рамках ІЕІ-технології.

8 Як оцінюється прогностична помилка у рамках ІЕІ-технології?

9 Які властивості має порядкова статистика?

10 Як визначається екстремальна порядкова статистика у процесі навчання?

11 Як обчислюється ймовірність одержання k успіхів у процесі навчання ІС?

12 Наведіть формулу порядкової статистики з розподілом χ^2 ?

13 Які властивості порядкової статистики з розподілом χ^2 ?

14 Яка тенденція зміни порядкової статистики з розподілом χ^2 при зміні числа успіхів?

15 Чим відрізняється прогностичне навчання ІС від непрогностичного?

16 Наведіть категорійну модель прогностичного навчання у рамках ІЕІ-технології.

17 Наведіть категорійну модель прогностичного екзамену у рамках ІЕІ-технології.

18 Наведіть формулу довірчого інтервалу для екстремальної порядкової статистики.

19 Як визначити нижню довірчу межу для m -го блоку варіаційного ряду екстремальних порядкових статистик?

20 Як визначити верхню довірчу межу для m -го блоку варіаційного ряду екстремальних порядкових статистик?

21 Поясніть алгоритм визначення моменту перенавчання ІС у рамках ІЕІ-технології.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Основы моделирования сложных систем / Под ред. И. В. Кузьмина. –К.: Вища школа, 1981. – 360 с.

2. Петров Е.Г., Новожилова М.В., Гребеннік І.В. Методи і засоби прийняття рішень у соціально-економічних системах: Навч. посібн. / За ред. Е.Г. Петрова.– К.: Техніка, 2004.– 256 с.

3. ДСТУ 2481–94. Системи оброблення інформації. Інтелектуальні інформаційні технології. Терміни та визначення // Державний стандарт України. –1994.

4. Дмитриев А. К., Мальцев П. А. Основы теории построения и контроля сложных систем.– Л.: Энергоатомиздат; Ленингр. отд-ние, 1988. –192 с.

5.Проектирование систем управления на ЭВМ / А.Ю. Соколов, Ю.Н. Соколов, В.М. Ильющко, М.М. Митрахович, Д.И. Гайсёнок // Под ред. Ю.Н. Соколова.– Харьков: ХАИ, 2005.–590 с.

6. Костюк В. И., Скурихин В. И., Павлов А. А., Путилов Э. П., Гриша С. Н. Автоматизированные системы управления гибкими технологиями.– К.: Техника, 1987. – 165 с.

7. Костюк В.И., Гаврик А.П., Ямпольский Л.С., Карлов А.Г. Промышленные роботы: Конструирование, управление, эксплуатация. – К.: Вища шк. Главное изд-во, 1985.– 359 с.

8. Нильсон Н. Искусственный интеллект. Методы поиска решений: Пер. с англ. / Под ред. С.В.Фомина.–М.:Мир, 1973. – 270 с.

9. Васильев В. И. Распознающие системы: Справочник.– 2-е изд., перераб. и доп.–Киев: Наукова думка, 1983.–422 с.
10. Турбович И. Т., Гитис В. Г., Маслов В. К. Опознание образов. Детерминир.-статист. подход.–М.: Наука, 1971.– 246 с.
11. Анисимов Б. В., Курганов В. Д., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений.– М.: Высшая школа, 1983.–256 с.
12. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания.– М.: Высшая, школа, 1989.– 232 с.
13. Загоруйко Н. Г., Елкина В. Н., Лбов Г. С. Алгоритмы обнаружения эмпирических закономерностей. – Новосибирск: Наука, 1985. – 110 с.
14. 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.
15. Гиренко А. В., Ляшенко В. В., Машталир В. П., Путьтин Е. П. Методы корреляционного обнаружения объектов.– Харьков: АО “БизнесИнформ”, 1996. – 112 с.
16. Экспертные системы. Принципы работы и примеры: Пер. с англ. / А. Брунинг, П. Джонс, Ф. Кокс и др. / Под ред. Р. Форсайта. – М.: Радио и связь, 1987. –224 с.
17. Хейес-Рот Ф., Уотермен Д., ЛенатД. Построение экспертных систем: Пер. с англ. – М.: Мир, 1987.– 430 с.
18. Уотермен Д. Руководство по экспертным системам: Пер. с англ.– М.: Мир, 1989.– 388 с.

19. Ивахненко А. Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами. – М.: Наука, 1970. – 252 с.

20. Цыпкин Я. З. Основы теории обучающихся систем. – М.: Наука, 1970. – 251 с.

21. Аркадьев А. И., Браверман Э. М. Обучение машины классификации. – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1971. – 192 с.

22. Васильев В. И. Проблема обучения распознаванию образов. – К.: Вища школа; Головное издательство, 1989. – 64 с.

23. Краснопопсовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.– Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.

24. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – Киев: Наукова думка, 2002.– 490 с.

25. Глібовець М.М, Олецький О.В. Штучний інтелект: Підруч. для студ. вищ. навч. закладів.– Київ: Видавничий дім «КМ Академія», 2002.– 336 с.

26. Методы анализа данных: Подход, основанный на методе динамических сгущений: Пер. с франц. / Кол. авт. под рук. Э. Дидэ / Под ред. и с предисл. С.А. Айвазяна и В.М. Бухштабера.–М.: Финансы и статистика, 1985.–375 с.

27. Зайченко Ю.П. Основы проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник.–К.:Видавничий дім “Слово”, 2004.–352с

28. Ивахненко А.Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления. – Киев: Техника. – 1969. – 392 с.

29. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальної системи контролю та управління, що само навчається // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2001. – №6. – С. 63–67.

30. Кулик А. С. Обеспечение отказоустойчивости систем управления. – Харьков: ХАИ, 1991. – 90 с.

31. Краснопоясовский А. С. Классификационная настройка сложной системы // Управляющие системы и машины. – 2002. – №1. – С. 9–15.

32. Краснопоясовський А. С., Скаковська А. М. Оптимізація параметрів нормалізації образу при класифікаційному настроюванні електронного мікроскопа // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2003. – Вып. 123. – С. 62 – 66.

33. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я., Тимонов А. А. Математические задачи компьютерной томографии. – М.: Наука, 1987. – 159 с.

34. Хермен Г. Восстановление изображений по проекциям: Основы реконструктивной томографии. – М.: Мир, 1983. – 189 с.

35. Терёхина А. Ю. Анализ данных методами многомерного шкалирования. – М.: Наука, 1986. – 168 с.

36. Hybrid Methods in Pattern Recognition / Edited by H.Runke & A.Kandel. – Verlag Shpringer. – 2002. – 336 p.

37. Goldberg D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning. – USA: Addison– Wesley Publishing Company, Inc. – 1989. –412 p.

38. Анохін П.К. Биология и нейрофизиология условного рефлекса. –М.: Медицина, 1968. – 547 с.

39. Беллман Р., Заде Л. Принятие решений в расплывчатых условиях // В кн.: Вопросы анализа и процедуры принятия решений.– М.: Мир, 1976.– С. 172 – 216.

40. Ивахненко А. Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами. – М.: Наука, 1970. – 252 с.

41. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 416 с.

42. Буч Г. Объектно-ориентированное проектирование с примерами применения / Пер. с англ.; Под ред. А. Н. Артамошина.–Киев-Москва: Диалектика, И.В.К., 1992.–519 с.

43. Кузьмин И.В. Оценка эффективности и оптимизация автоматизированных систем контроля и управления.– М.: Сов. радио, 1971.– 296 с.

44. Кодирование информации. Двоичные коды: Справочник / Под ред. Н.Т. Березюка. – Харьков: Вища школа, 1978. – 227 с.

45. Математическая статистика/В.М. Иванова, В.Н. Калинина, Л. А. Нешумова и др. –2-е изд., перераб. и доп. – М.: Высшая школа, 1981. – 371 с.

46. Удод В. О. Лекції з теорії ймовірностей та математичної статистики. – Суми: Сумська обласна друкарня, 1999.– 188 с.

47. Краснопоясовський А.С. Класифікаційний аналіз даних: Навчальний посібник.-Суми: Видавництво СумДУ, 2002.-159 с.

48. Гублер Е. В. Вычислительные методы анализа и распознавания патологических процессов. – Л.: Медицина, 1978. – 295 с.

49. Большев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики. – М.: Наука, 1983. – 416 с.

50. Колмогоров А.А. Три подхода к определению понятия «количество информации» // Проблемы передачи информации. – 1965.–Т.1, Вып.1. –С. 3–11.

51. Кузьмин И.В., Кедрус В.А. Основы теории информации и кодирования. –Киев: Вища школа, 1978.–256 с.

52. Кульбак С. Теория информации и статистика: Пер. с англ.– М.: Наука, 1967.– 408 с.

53. Гаскаров Д.В., Голинкевич Т.А., Мозгалеvский А.В. Прогнозирование технического состояния и надёжности радиоэлектронной аппаратуры. – М.: Сов. радио, 1974. – 223 с.

54. Бобровников Г. Н., Клебанов А. И. Прогнозирование в управлении техническим уровнем и качеством продукции: Учебное пособие.– М.: Изд-во стандартов, 1984. – 232 с.

55. Ивахненко А. Г., Лапа В. Г. Предсказание случайных процессов. – К.: Наукова думка, 1971. – 416 с.

56. Ивахненко А. Г., Мюллер Й.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. – К.: Техника, 1985. – 219 с.

57. Довбиш А.С., Тронь В.А. Прогностичне навчання автоматизованої системи керування технологічним проце-

сом виробництва фосфорної кислоти // Вісник СумДУ.
Серія: Технічні науки.–2009.–№2.– С. 85-91.

Навчальне видання

Довбиш Анатолій Степанович

**ОСНОВИ ПРОЕКТУВАННЯ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ
СИСТЕМ**

Навчальний посібник

Редактор Н.В.Лисогуб
Комп'ютерне верстання А.С. Довбиша

Формат 60x84/16. Ум. друк. арк. 10,00. Обл.-вид.арк. 7,46. Тираж 300 пр. Зам. №

Видавець і виготовлювач
Сумський державний університет,
вул. Римського Корсакова, 2, м. Суми, 40007
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи ДК №3062 від 17.12.2007.