

УДК 681.518:004.93.1'

КП

№ держреєстрації 0117U002248

Інв. №

Міністерство освіти та науки України  
Сумський державний університет  
(СумДУ)  
40007, м. Суми, вул. Римського-Корсакова, 2  
тел. (0542) 33-41-08 факс (0542) 33-40-49

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з наукової роботи д-р. фіз.-мат. наук, професор

\_\_\_\_\_ А.М. Черноус

**ЗВІТ  
ПРО НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ  
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ ПРОТЕЗ КІНЦІВКИ, ЩО САМОНАВЧАЄТЬСЯ  
(проміжний)**

Начальник НДЧ  
канд. фіз.-мат. наук,  
старш. наук. співроб.

\_\_\_\_\_  
(підпис)  
(дата)

Д.І. Курбатов

Науковий керівник НДР  
д-р. техн. наук, професор

\_\_\_\_\_  
(підпис)  
(дата)

А.С. Довбиш

2017

Рукопис закінчено 26 грудня 2017р.

Результати цієї роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від 28.12.2017р. № 4

**СПИСОК АВТОРІВ**

Керівник НДР, д-р техн. наук, професор, гол. наук. співроб. (15.12.2017)	А.С. Довбиш (вступ, підрозділи 2.1, 3.2, висновки)
Відповідальний виконавець: Канд. техн. наук, старш. наук. співроб. (15.12.2017)	В.В. Москаленко (підрозділи 1.3, 2.4, 3.4)
Виконавці: Канд. техн. наук, наук. співроб. (15.12.2017)	І.В. Шелехов (підрозділи 2.2, 2.3)
Мол. наук. співроб. (15.12.2017)	А.С. Москаленко (підрозділи 3.1, 3.3)
Інженер (15.12.2017)	Г.В. Токаренко (підрозділ 1.1)
Аспірант, виконавець договору (15.12.2017)	А.Г. Коробов (підрозділ 1.2)

## РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 75 с., 16 рис., 46 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ ПРОТЕЗ РУКИ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, НЕІНВАЗИВНА СИСТЕМА ЗЧИТУВАННЯ БІОСИГНАЛІВ, ОПТИМІЗАЦІЯ, СИСТЕМА КЕРУВАННЯ.

Об'єктом дослідження є процес класифікаційного керування здатним самонавчатися протезом кінцівки руки на пасивних міографічних датчиках.

Мета роботи – підвищення функціональної ефективності інтелектуальної системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів за умови апріорної невизначеності даних.

Предмет дослідження – категорійні моделі, методи машинного навчання та розпізнавання образів в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, методи фільтрації, нормалізації, кластер-аналізу вхідних даних і факторного кластер-аналізу.

Виконано аналітичний огляд сучасного стану розроблення систем керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів та досліджено тенденції їх розвитку. Сформовано вхідний математичний опис здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Розроблено категорійні моделі здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки і на їх базі розроблено алгоритми машинного навчання з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Досліджено вплив контрольних допусків на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки. Розроблене інформаційне та алгоритмічне забезпечення програмно реалізовано на прикладі розпізнавання біосигналів системою керування протезом кінцівки руки.

## ЗМІСТ

РЕФЕРАТ .....	3
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ .....	5
ВСТУП .....	6
<b>1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ІНФОРМАЦІЙНОГО СИНТЕЗУ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІНЦІВКИ РУКИ .....</b>	<b>8</b>
1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку інтелектуальних систем керування протезом.....	8
1.2 Аналітичний огляд методів оброблення вхідних даних при машинному навчанні та розпізнаванні образів .....	19
1.3 Постановка задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи керування протезом руки .....	27
<b>2 ОПИС МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕНЬ .....</b>	<b>30</b>
2.1 Інформаційно-екстремальна система керування протезом руки, що навчається .....	30
2.2 Основні концептуальні положення інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних .....	33
2.3 Оцінка функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом руки .....	42
2.4 Алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування .....	48
<b>3 ІНФОРМАЦІЙНИЙ СИНТЕЗ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ РУКИ .....</b>	<b>55</b>
3.1 Формування вхідного математичного опису системи керування протезом кінцівки руки .....	55
3.2 Категорійна модель машинного навчання системи керування протезом руки .....	58
3.3 Алгоритм машинного навчання системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів .....	60
3.4 Результати фізичного моделювання .....	65
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>70</b>
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ .....</b>	<b>71</b>

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АЦП – аналого-цифровий перетворювач;

БПОІ – блок первинної обробки інформації;

БФВР – блок формування векторів розпізнавання;

БРА – блок розвідувального аналізу;

ВП – виконавчий пристрій;

ІЕІ – технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;

М – мультиплексор;

МК – мікроконтролер;

НТР – науково-технічна розробка;

ОК – об'єкт керування;

ОПР – особа, що приймає рішення;

СКД – система контрольних допусків;

СППР – система підтримки прийняття рішень;

## ВСТУП

Створення інтелектуальних протезів руки дозволяє суттєво розширити їх функціональні можливості. Тому тема науково-дослідної роботи (НДР) є актуальною, оскільки присвячена підвищенню функціональної ефективності системи керування протезом кінцівки руки. Найбільш досконалими є інтелектуальні протези кінцівок з інвазивною системою зчитування біосигналів. Але їх основним недоліком є дуже висока вартість на світовому ринку. Крім того, застосування інвазивних систем зчитування біосигналів вимагає попереднього хірургічного втручання, яке дозволяє підвищити відношення “біосигнал/завада”. Суттєво дешевшими і зручнішими у використанні є протези з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Але їх основним недоліком є відносно висока зашумленість біосигналу, що суттєво впливає на точність виконання біокоманд. Тому НДР, яка виконується на кафедрі комп’ютерних наук Сумського державного університету, спрямована на розв’язання важливої науково-практичної задачі підвищення функціональної ефективності протезів руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів і наближення їх до функціональних можливостей інвазивних при збереженні відносно невисокої собівартості. Зміст роботи полягає у розробленні інтелектуальної інформаційної технології керування протезом кінцівки руки на основі пасивних міографічних датчиків.

Основним напрямком розв’язання цієї важливої науково-практичної задачі є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. Але відомі методи інтелектуального аналізу даних характеризуються невисокою функціональною ефективністю машинного навчання через науково-методологічні ускладнення, пов’язані із довільними початковими умовами формування вхідних навчальних матриць, багато вимірністю словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, суттєвим апіорним перетином класів розпізнавання, впливом неконтрольованих збурюючих факторів тощо.

НДР виконується в рамках створеної в Сумському державному університеті так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування в процесі машинного навчання. Основна перевага методів, створених в рамках ІЕІ-технології, полягає в тому, що вони ґрунтуються на максимізації в процесі машинного навчання інформаційної спроможності системи, яка визначає її функціональну ефективність. Проміжний звіт складається із вступу, трьох розділів, висновків і переліку посилань.

Перший розділ присвячено аналізу сучасного стану і тенденцій розвитку систем керування систем керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів та аналітичному огляду методів їх аналізу і синтезу.

У другому розділі викладено основні положення інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ - технології) аналізу даних.

Третій розділ присвячено розробленню інформаційного, алгоритмічного та програмного забезпечення системи керування систем керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів критеріїв для оцінки функціональної ефективності здатної навчатися системи керування ресурсами розподіленого обчислювального середовища.

Результати наукових досліджень, одержаних виконавцями проекту, опубліковано в працях [1-6].

# 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ІНФОРМАЦІЙНОГО СИНТЕЗУ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІНЦІВКИ РУКИ

## 1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку інтелектуальних систем керування протезом

Розвиток комп'ютерної інженерії в медицині займає особливе місце. Дана галузь науки працює в напрямку відтворення людських органів та частин тіла, для забезпечення життєдіяльності людей з ураженими внутрішніми органами так з втраченими кінцівками. Саме тому, на нинішньому етапі розвитку технічного прогресу і наукових досягнень люди з фізичними недоліками мають великий вибір різних можливостей і асортимент продукції протезної індустрії, а також повний асортимент адаптивного обладнання. Зараз в сфері протезування, завдяки інформаційним технологіям і синергії різних індустрій, можемо спостерігати створення нових розробок і наукових досягнень. Головна ціль, яку намагаються досягти інженери всього світу – втілити в штучному виробі всі функції живої руки чи ноги.

На кінець 20-го століття всі винаходи в сфері протезування були механічного характеру, наприклад, згинання регулювалось вручну. Основними проблемами протезів тих часів були відсутність будь-якого зв'язку безпосередньо з організмом та недовговічність. Протези які заміняли кінцівки не могли функціонувати, як повноцінний прототип, вони заміняли активні частини тіла, але нездатні наблизитися по можливостям до природнього аналогу, це і є головний мінус механічних протезів – низька функціональність.

Розглядаючи роботи вітчизняних університетів, пов'язаних з розробкою систем керування протезами верхніх кінцівок, слід звернути увагу на концепцію протезу українських науковців, згідно з працею [7], був створений пристрій для керування багатофункціональним біоелектричним протезом руки. Корисна модель належить до медицини, а саме до протезування і



протезобудування, і може бути використана для керування багатофункціональними біоелектричними протезами верхніх кінцівок. Відомий пристрій для керування біоелектричними протезами, що містить двоканальний блок виділення біоелектричного керуючого сигналу, кожний канал якого виконаний у вигляді послідовно з'єднаних електродної системи знімання біопотенціалів, підсилювача й детектора, суматора й перетворювача, що через контакти першого каналу двоканального комутатора з'єднаний із блоком виконавчих механізмів, багатопозиційний перемикач, джерело живлення, генератор, блок датчиків сигналів зворотного зв'язку, причому багатопозиційний перемикач пов'язаний із джерелом живлення й двоканальним комутатором, виконаним у вигляді блока реле із двома групами контактів, причому вхід генератора сигналу зворотного зв'язку з'єднаний з виходом суматора, а вихід через контакти другого каналу комутатора - з датчиками зворотного зв'язку. Недоліком цього пристрою є обмежені функціональні можливості, тому що він дозволяє послідовно підключати та виконувати тільки одним виконавчим механізмом. Найбільш близьким до запропонованої корисної моделі є пристрій для керування біоелектричними протезами, що містить двоканальний блок знімання й виділення біоелектричних сигналів, суматор, імпульсний перетворювач, блок комутації, блок виконавчих джерел. Недоліком цього пристрою є обмежена керованість протезом, що погіршує якість протезування. Технічною задачею корисної моделі даного протезу стало розширення функціональності за рахунок швидкого підключення виконавчих механізмів і керування ними, а також можливість внесення і підключення індивідуальних програм. Цю задачу вирішили наступним чином. Пристрій для керування багатофункціональним біоелектричним протезом руки, що містить два ідентичних канали виділення біоелектричних керуючих сигналів, що має послідовно з'єднані електроди знімання біопотенціалів, підсилювачі біопотенціалів і інтегратори, підсилювач потужності, виконавчі механізми, формувачі одиночних імпульсів, елементи «І» та елементи «АБО», лічильні тригери,

мікроперемикач, джерело живлення, причому виходи формувачів одиночних імпульсів з'єднані з входами елемента «І», а його вихід - з лічильним тригером. Згідно з корисною моделлю, пристрій додатково містить мікропроцесорний блок керування, що складається з послідовно з'єднаних мультиплексора, аналого-цифрового перетворювача і мікроконтролера, між мультиплексором і мікроконтролером є зворотний зв'язок, крім того містить підсилювачі потужності, кількість яких відповідає кількості виконавчих механізмів, блок інформації, лічильник імпульсів, до якого входять лічильні тригери і дешифратор, виходи обох каналів з'єднані з входами мікропроцесорного блока і формувачів одиночних імпульсів, причому виходи мікропроцесорного блока з'єднані з підсилювачами потужності, виходи яких з'єднані з виконавчими механізмами, виходи формувачів одиночних імпульсів з'єднані з входами елемента "АБО", вихід елемента «І» підключений до лічильника імпульсів з де-шифратором і до входу елемента "НІ", вихід якої підключений до одного з входів елемента «І», а до другого входу підключений вихід елемента "АБО", вихід елемента «І» підключений до скидного входу лічильника імпульсів з дешифратором, виходи дешифратора підключені до входу блока інформації й через елементи «І» до мікропроцесорного блока, крім того, входи елементів «І» підключені до джерела живлення через мікроперемикач. На рис 1.1 зображена структурна схема пристрою для керування багатофункціональним біоелектричним протезом.

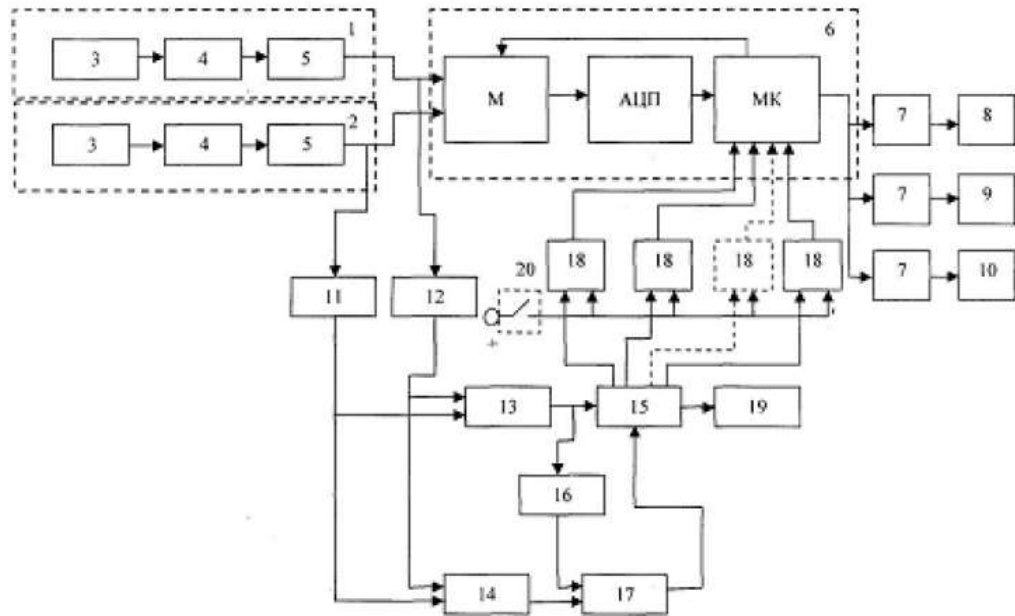


Рисунок 1.1 – Схема пристрою для керування багатofункціональним біоелектричним протезом руки

Пристрій містить два ідентичні канали 1, 2 виділення біоелектричних керуючих сигналів, що містять послідовно з'єднані електродами 3 знімання біопотенціалів, підсилювачі біопотенціалів 4, інтегратори 5. [1] Виходи інтеграторів 5, які виділяють огинаючі біопотенціали, підключені до входів мікропроцесорного блока керування 6 і до формувачів одиночних імпульсів 11, 12. Виходи блоків керування підключені до підсилювачів потужності 7 приводів кисті 8, ротації 9 і ліктя 10. Виходи формувачів імпульсів 11, 12 з'єднані з входами елемента "І" 13, який виконує логічну функцію кон'юнкції, і з входами елемента "АБО" 14. Вихід елемента "І" 13 підключений до лічильника імпульсів з дешифратором 15 і до другого входу елемента «НІ» 16, вихід якого підключений до одного з входів елемента «І» 17. Вихід елемента «АБО» 14 підключений до входу елемента «І» 17, вихід якого підключений до скидного входу лічильника 15. Виходи лічильника 15 через логічні елемента "І" 18 підключені до блока керування 6 і до блока інформації 19. Входи елементів "І" 18 через контакти мікроперемикача 20 підключені до джерела

живлення (на кресленні не зазначений). Розглянемо більш докладно роботу пропонованого пристрою. Мікропроцесорний блок керування 6 призначений для обробки біоелектричних сигналів і складається: з мультиплектора (М); аналоговоцифрового перетворювача (АЦП) і мікроконтролера (МК), в який індивідуально для кожного інваліда вносяться програми роздільного керування виконавчими механізмами: захват-розкриття кисті; пронація - супінація кисті і згинання-розгинання ліктя, а також програми необхідні інваліду в побуті: прийняття їжі, води, напоїв, і т. д. Особливо це необхідно інвалідам, у яких відсутні дві руки. Мікропроцесорний блок керування 6 призначений для обробки біоелектричних сигналів і складається: з мультиплектора (М); аналого-цифрового перетворювача (АЦП) і мікроконтролера (МК), в який індивідуально для кожного інваліда вносяться програми роздільного керування виконавчими механізмами: захват-розкриття кисті; пронація - супінація кисті і згинання-розгинання ліктя, а також програми необхідні інваліду в побуті: прийняття їжі, води, напоїв, і т. д. Особливо це необхідно інвалідам, у яких відсутні дві руки. Пристрій працює наступним чином: для послідовного керування трьома виконавчими механізмами протеза, здійснюють: згинання-розгинання в лікті, пронація-супінація кисті, захват-розкриття кисті використовуються біоелектричні сигнали двоголового і триголовий м'язів плеча. В основі принципу формування керування шістьма рухами протеза від двох м'язів лежить можливість інваліда довільно дозувати величину електричної активності м'язів, як при роздільному, так і при сумісному їх скорочення. Як інформативний параметр, що характеризує енергію біоелектричного сигналу, використовують його огинає. Прийняття рішення про класифікацію виду руху протеза ґрунтують на оцінці рівня зміни огинань м'язів-антагоністів. Весь діапазон величин сигналів, що відводяться від двоголового і триголового м'язів плеча при роздільній їх напрузі поділяється на три діапазони: D0, D1, D2 - для сигналу від двоголового м'яза і T0, T1, T2 - для сигналу від

триголового м'яза. При одночасному напруженні м'язів: D0, D1', D2' - для сигналів від двоголового м'яза і T0, T1, T2' - для сигналів від триголового м'яза.

Діапазони D0 і T0 включають (орієнтовно) величини сигналів від нуля до 10 %, діапазони D1 і T1 - від 10 % до 40 % діапазони D2 і T2 - від 40 % до 100 %, діапазони D1' і T1' - від 40 % до 70 %, і діапазони D2' і T2' - від 70 % до 100 % максимальних величин, сигнали відводяться, відповідно, від двоголового і триголового м'язів плеча. Якщо величини сигналів знаходяться в діапазонах D0 і T0 - електроприводи вимкнені. При величині сигналів, відповідних діапазонів D1 і T0 приймається рішення про включення захвату кисті, D2 і T0 - згинання в ліктьовому шарнірі, D0 і T1 - розкриття кисті, D0 і T2 - розгинання в ліктьовому шарнірі, D1' і T1' - пронація кисті, і D2', T2' - супінація кисті. При цьому біоелектричні сигнали м'яза відводяться датчиками 3, посилюються підсилювачами біопотенціалів 4, випрямляються інтеграторами 5 і подаються в мікропроцесорний блок 6, де сигнали обробляються, і, залежно від прийнятого рішення про вид руху, до нього підключається через підсилювач потужності 7 необхідний виконавчий механізм 8, 9 або 10.

Після прийняття рішення про вид руху протеза пропорційне керуванню його параметрами (швидкість руху, величина зусилля) може здійснюватися сигналами, величини яких можуть бути різними, але не менше величин, відповідних діапазонів D0 і T0.

Підключення програм відбувається при одночасному напруженні м'язів, що перевищують рівні від D0 і T0 до D1' і T1' (тобто від 10 % до 40 % максимальної активності м'язів). При одночасній на-прузі двох м'язів (до 40 % максимального рівня) формувачі імпульсів 11, 12 видають поодинокі імпульси, які надходять на елемент "І" 13.3 елемента "І" 13, сигнал надходить на лічильник з дешифратором 15, з виходу якого через логічний елемент "І" 18 і з одночасним замиканням мікроперемикача 20, що дає дозвіл на виконання команди, проходить дозвіл на виконання обраної програми. У залежності від кількості одночасних напружень м'язів, підключаються різні програми.

Контроль підключення програм здійснює блок ін-формації 19, наприклад висвітлення цифри (номери програми) на світлодіодній матриці. Скидання лічильника на виконання програми відбувається при роздільній напрузі м'язів, причому імпульси з формувачів імпульсів 11, 12 надходять на елемент «АБО» 14, а з її виходу на елемент «І» 17, на другому вході якої надходить сигнал дозволу з елемента «НІ» 16, в результаті чого, елемент - «І» 17 видає імпульс скидання на лічильник 15. Дозвіл на виконання програми інвалід здійснює включенням мікроперемикача, який встановлюється в будь-якому зручному для нього місці.

Таким чином, якщо в існуючих пристроях [7] послідовно можна підключати тільки один з силових приводів і керувати ними, і неможливо підключити індивідуальні програми, наприклад, програму прийняття їжі інвалідом за відсутності двох рук, то в запропонованому пристрої автори домоглися підвищення функціональності протезів за рахунок швидкого підключення виконавчих механізмів і керування ними, а також можливість внесення та підключення індивідуальних програм.

Але постає проблема у виборі апаратного забезпечення, а саме процесорів які будуть обробляти інформацію отриману з датчиків та функції передбачені індивідуальними програмами. Є ймовірність конфлікту під час виконання певної функції на основі отриманих сигналів від м'язів та функцією заданою програмою. Можливим вирішенням є вдосконалення апаратної конструкції за рахунок встановлення двох незалежних процесорів, для обробки сигналів з датчиків та виконання індивідуальних програм.

Іншими видом високофункціональних протезів є пристрої, що здатні розпізнавати та відчувати поверхню [9, 10], тобто зміст даної корисної моделі покликаний виконувати тактильну функцію.

На рис. 1.2 показано функціональну схему протеза руки з тактильною функцією [9].

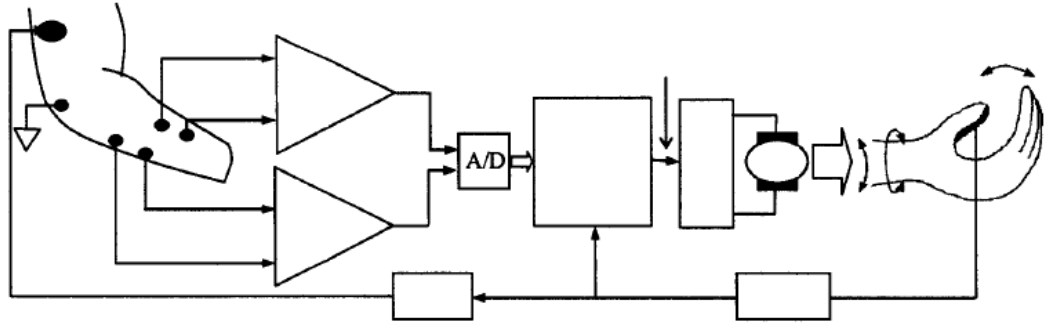


Рисунок 1.2 – Схема пристрою біоелектричного протезу руки з тактильною функцією

На рис. 1.2 зображена схема протезу, конструкція якого передбачає два електроміографічні датчики, аналого-цифровий перетворювач, підсилювачі сигналу та мікропроцесор, що обробляє інформацію отриману від електроміографічних датчиків і формує режим руху, який необхідно виконати. Але те, що відрізняє даний пристрій від більшості собі подібних знаходиться у конструкції біоелектричного пальця. Вважається, що можливість відчувати та розпізнавати поверхню дозволить протезу самостійно регулювати силу стискання предметів.

Палець протезу виконаний з полімеру полівінілденфториду товщиною 50мкм, який є п'єзоелектричним, що і робить його чутливим. Взагалі матеріал є достатньо чистим полімером, в ньому відсутні пластифікатори і антипірени, має гарні зносостійкі характеристики, добре ковзає, а також є фізіологічно інертним, що дозволяє контактувати йому з харчовими продуктами, має низьку займистість і характерний високою жорсткістю. В свою чергу датчики виготовлені з надтонких мідних пластин, що поєднані з полівінілденфторидом у єдину деталь у формі циліндру, що формує єдину сигнальну лінію, як зображено на рис. 1.3.

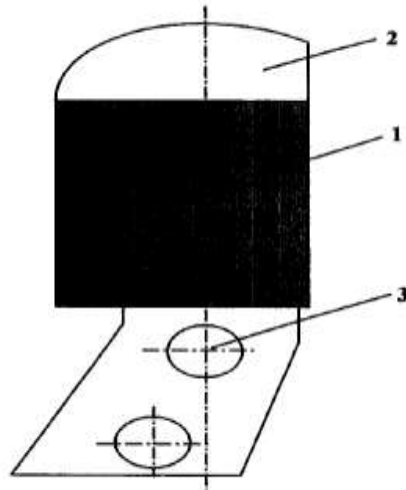


Рисунок 1.3 – Схема будови пальця з тактильною функцією

Методи аналізу електроміограм зазвичай використовують статистичні методи, методи параметричного моделювання, методи аналізу з частотно-часовою основою. Але найбільш обширною моделлю аналізу електроміограм є метод заснований на штучних нейронних мережах та різних їх комбінаціях [11]. Нейронна мережа має розподілені, паралельні та нелінійні характеристики. Розподілені нейронні мережі мають властивість зберігати дані таким чином, щоб вони підтримували і доповнювали один одного в інформаційній мережі, це дає можливість характеризувати систему, як відказостійкою і здатною мислити тим самим не отримувати кожен раз вхідний сигнал, що є зашумленим, тобто сигнал електроміограми є уразливим для цілого ряду чинників, що можуть заважати обробці сигналу в нейронній мережі для забезпечення надійності результатів. Паралельність нейронних мереж дозволяє підвищити швидкість обробки інформації, а нелінійність надає можливість зробити будь-який процес нелінійним, особливо, якщо необхідно обробляти інформацію про фізичний процес, який за своєю природою є нелінійним.

Від отримання сигналу електроміограми до розпізнавання руху кінцівки є два етапи. Перший пов'язаний із зібраними даними з часових рядів



міографічних датчиків, методом екстракції сигналу з використанням функції параметричної моделі. Другий характеризується передачею даних на вхід класифікатора нейронної мережі для отримання моделі руху кінцівки, це є загальною моделлю процесу.

Для трирівневої структури нейронної мережі Feedforward та мережевого класифікатору методу навчання з використанням мережі віртуальної реальності застосовується алгоритм градієнтного спуску. Мережа складається з трьох шарів, а саме вхідного шару, прихованого та вихідного, що не є з'єднані між собою. Мережеві класифікатори вхідного каналу електроміограми всіх часових рядів з відповідними коефіцієнтами утворюють авторегресійну модель, що ідентифікується фізичним станом рухів руки. Тому корисна модель протезу, яка має біонічний характер та міоелектричний контроль штучно-тактильної функції має більш розширений функціонал та має ознаки інтелектуальності системи.

Тож, беручи до уваги глобальні недоліки сучасних систем протезування є неможливість їх використання у рідкому середовищі, через незахищеність електронних складових будови пристрою, відносно висока ціна та необхідність звернення до спеціалістів у разі необхідності апаратного чи програмного обслуговування.

Аналіз результатів, отриманих вітчизняними та закордонними вченими показує, що найбільшою функціональною ефективністю характеризуються протези кінцівок, які використовують інвазивні (з активними міографічними датчиками) та неінвазивні (з пасивними міографічними датчиками) системи зчитування біосигналів. В праці [10] показано, що біонічні протези, основані на інвазивних підходах, характеризується відносно високою точністю виконання когнітивних команд, але при цьому суттєво більшою вартістю, нижчою гнучкістю та зручністю у використанні, більш дорогим та частим обслуговуванням. Однак біонічні протези, керовані сигналами від пасивних міографічних сенсорів, як правило мають обмежений набір команд, а відновлені рухи мають не достатньо високу точність. Для підвищення

достовірності розпізнавання та спектру команд, що виконуються протезом, такі протези інколи комплектують системами оптичного трекінгу руху очей чи частин тіла, що дозволяє розширити їх функціональні можливості та точність виконання команд, але підвищує їх собівартість до рівня інвазивних. Запропоновані у працях [12, 13] алгоритми машинного навчання для встановлення відповідності між сигналами та командами відповідно на основі нейронних мереж та методу опорних векторів дозволяють досягти 92% точності у розпізнаванні основних рухів кисті руки, проте точність розпізнавання руху окремих пальців навіть при непошкодженій м'язовій тканині не перевищує 62%.

Застосування традиційних методів інтелектуального аналізу даних Data Mining, включаючи штучні нейронні мережі [11], для створення здатних навчатися систем керування протезом кінцівки руки ускладнено через ряд не вирішених науково-методологічних проблем. Основними з таких проблем є довільні початкові умови формування векторів-реалізацій образів і суттєвий перетин класів розпізнавання через мале відношення біосигнал/завада.

Таким чином, основними тенденціями удосконалення інтелектуальних систем керування протезами кінцівок є наближення біонічних протезів до можливостей біологічного прототипу за спектром команд, точністю та оперативністю відтворення рухів та швидкістю навчання шляхом розробки алгоритмів машинного навчання з пошуком інформативного словника ознак, інваріантного до модифікацій міографічних сенсорів та зміщень.

Одним з перспективних напрямків створення системи керування протезом кінцівки із неінвазивним способом зчитування біосигналів є застосування так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (IEI-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [14, 15]. Основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в можливості адаптації вхідного математичного опису системи до максимальної достовірності розпізнавання образів. При цьому на відміну від

нейронних мереж в ІЕІ-технології вирішальні правила будуються в рамках геометричного підходу, що суттєво зменшує вплив проблеми багатовимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання на функціональну ефективність системи керування.

## **1.2 Аналітичний огляд методів оброблення вхідних даних при машинному навчанні та розпізнаванні образів**

Обґрунтування вибору методу оброблення вхідних даних є актуальною задачею, оскільки не існує універсального методу для оброблення зображень різної природи. Метою оброблення вхідних даних є виділення ознак розпізнавання, які відбивають основні властивості кожного класу розпізнавання.

Можна виділити такі категорії методів для одержання ознак [16, 17]:

- 1) методи для одержання незмінюваних структурних ознак;
- 2) методи одержання змінюваних структурних ознак (частот, спектрів яскравості тощо);
- 3) методи одержання властивостей та описання структури.

На рис. 1.4 показано основні процедури оброблення вхідних даних при розпізнаванні образів [17].

Одним із підходів є представлення методу оброблення як сукупності багатоканальних алгоритмів. При цьому вхідне зображення розкладається на декілька, використовуючи набори фільтрів [18]. У працях [19, 20] наведено приклад використання такого підходу, а саме фільтру Габора та вейвлет-перетворення. У працях [21, 22] описано використання мультифрактального аналізу для оброблення зображень. Як об'єкт дослідження розглядалися зображення при діагностуванні пацієнтів на рак. У результаті була одержана відносно невисока достовірність розпізнавання, яка дорівнювала 0,76.

Широкого розповсюдження на практиці здобули методи, що дозволяють одержати інваріантну до геометричних перетворень навчальну вибірку.

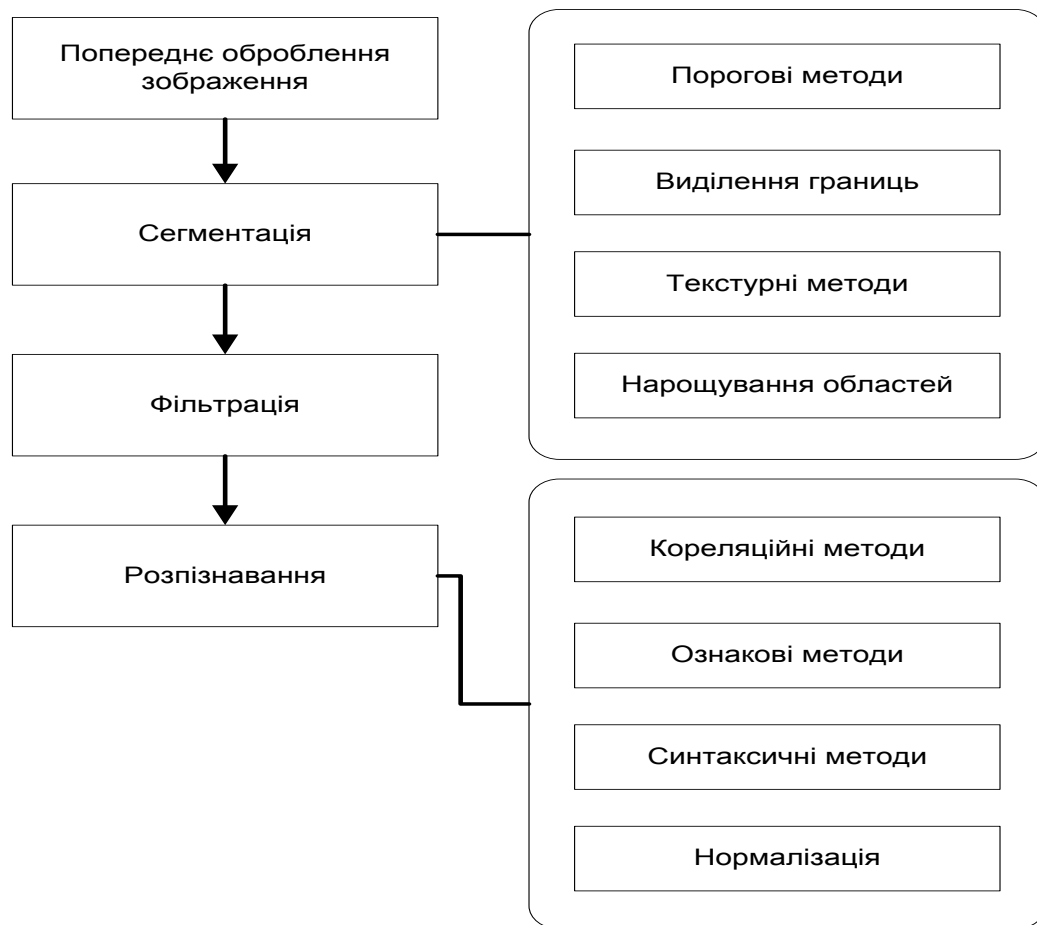


Рисунок 1.4 – Класифікація методів оброблення даних

Однією з актуальних проблем, що зустрічаються при розпізнаванні біомедичної інформації є вимірність простору ознак. Існує ціла група методів, які чутливі до розмірності вхідних даних і добре працюють з невеликими розмірностями, але у випадку інформації великої розмірності, вони працюють неадекватно і не вирішують поставлених перед ними завдань.

Таким чином, вибір методу оброблення вхідних даних залежить від можливостей цього методу перетворити зображення як вхідний сигнал у послідовність ознак, які будуть унікальні для кожного класу розпізнавання.

Одним із важливих етапів при роботі із зображеннями медичних та біологічних об'єктів є етап стиснення даних. Оскільки будь-яке зображення можна представити у вигляді набору чисел, то для їх стиснення застосовують загально вживані і відомі алгоритми стиснення даних. До таких алгоритмів можна віднести алгоритм Хафмена, в якому кількість біт при кодуванні певного елемента залежить від частоти його появи у повідомленні, що передається [23]. Основним недоліком цього алгоритму є те, що він не дозволяє стискати один елемент алфавіту повідомлення менше ніж одним бітом інформації. Здавалося б вирішити таку проблему покликані алгоритми арифметичного кодування, де кожній ознаці (елементу) алфавіту ставиться у відповідність інтервал в залежності від його частоти. Зображення кодується таким чином, щоб постійно зменшувати межі інтервалу в залежності від вхідної таблиці інтервалів. Для великих об'ємів інформації цей алгоритм є ефективний, але разом із цим зростають вимоги до обчислювальної техніки, яка кодує інформацію за цим алгоритмом [24]. Одним із підходів до стиснення зображень може бути використання словникових алгоритмів. До цієї групи відноситься велика кількість методів, але найбільш розповсюдженими є алгоритм Лемпеля-Зіва [23] та його модифікації. Ідея такого методу стиснення полягає у створенні словника, в якому найбільш вживані елементи, що стискається, замінюються посиланням на їх попередню позицію і додаванням нових елементів повідомлення. У результаті великі послідовності елементів алфавіту можуть бути замінені одним посиланням. Ці методи є ефективними у випадку, коли дані повторюються і мають великий обсяг, інакше такий підхід втрачає свою ефективність. Також останнім часом у публікаціях спостерігається зростання інтересу до контекстно-орієнтованого стиснення [25, 26] і до цілої групи методів предикативного стиснення, які ще називають предикативна декореляція або інтерполяційна декореляція. Методи декореляції включають в себе дискретне перетворення Фур'є та Хартлі, перетворення за допомогою вейвлетів [106] та інше.

Одним із підходів до стиснення зображень у медичних і біологічних дослідженнях може бути оптимізація параметрів плану навчання у процесі синтезу оптимального вирішального правила. При цьому такий вид стиснення призводить до фізичного стиснення зображення з урахуванням значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання системи розпізнавання [14, 15].

Оскільки основні відомі методи стиснення біомедичної інформації спрямовані на механічне зменшення її обсягу до допустимого, то вони забезпечують відносно невисокі коефіцієнти стиснення для зображень ( $<2$ ). Основним резервом стиснення інформації на наш погляд є оптимізація словника ознак розпізнавання за інформаційним КФЕ навчання КСД [107].

Існує багато підходів до розпізнавання зображень, але незважаючи на їх відмінності, пов'язані із рівнем і видом математичної формалізації слабо формалізованих процесів прийняття рішень, між ними не існує чіткої межі, а самі підходи часто доповнюють один одного. Тому далі розглянемо найбільш розповсюджені на думку автора підходи. Оскільки всі основні підходи, окрім алгебраїчного, перетинаються з геометричним, то саме в рамках геометричного підходу розробка методів аналізу і синтезу інтелектуальних систем є найбільш виправданою. Геометричний підхід полягає у побудові в просторі ознак розпізнавання в процесі машинного навчання оптимальних (тут і далі в інформаційному розумінні) роздільних гіперповерхонь класів розпізнавання, геометричні параметри яких визначають вирішальні правила, що застосовуються при функціонуванні системи в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання зображень [14, 15].

Розвиток теорії машинного навчання, основи якої закладено у працях [27, 28], відбувався в рамках статистичного підходу до розпізнавання образів, що є його головною заслугою. Зміст усіх статистичних методів навчання полягає у знаходженні роздільної функції, спосіб побудови якої задає спосіб розбиття простору ознак на класи розпізнавання [27, 28]. Основний методологічний недолік статистичних методів розпізнавання зображень

полягає в тому, що вони не спроможні побудувати чіткі вирішальні правила за умови апріорного перетину класів розпізнавання, але здатні здійснювати їх статистичну корекцію в процесі навчання системи керування.

У праці [29] з метою усунення недоліків детермінованого і статистичного підходів до розпізнавання образів запропоновано у рамках детерміновано-статистичного підходу будувати вирішальні правила у два етапи. На першому етапі будується найбільш просте детерміноване вирішальне правило, яке на другому етапі корегується шляхом мінімізації кількості помилок першого та другого роду за класифікованою навчальною матрицею. Подальшим розвитком методу еталонів [29] став метод еталонного опису [30], в якому з метою зменшення кількості еталонів, а отже і спрощення мінімізації покриття класу, акцент зроблено на редукцію простору ознак розпізнавання шляхом оцінки їх інформативності.

З методологічної точки зору методи аналізу і синтезу систем керування, що навчаються, у рамках детерміновано-статистичного підходу є безумовно прогресивними, оскільки моделюють притаманний людині когнітивний механізм прийняття рішень. У той же час модельність методів еталонів, еталонного опису та інших відомих методів розпізнавання полягає в ігноруванні загального випадку перетину класів. Крім того, їх недоліком, який знижує їх практичну цінність, є відсутність алгоритмів оптимізації параметрів машинного навчання за прямим, тобто інформаційним критерієм, за умов апріорної невизначеності, яка обумовлена довільними початковими умовами формування зображень медичних і біологічних об'єктів і впливом випадкових неконтрольованих факторів.

Одним із перспективних напрямів інформаційного аналізу і синтезу здатних навчатися систем керування в рамках детерміновано-статистичного підходу є використання ідей і методів ІЕІ-технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи шляхом введення в процесі навчання додаткових інформаційних обмежень [14, 15].

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 оптимізації параметрів функціонування системи керування. При цьому здійснюється цілеспрямовано пошук глобального максимуму багатоекстремальної функції статистичного інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в робочій області її визначення і одночасного відновлення оптимальних роздільних гіперповерхонь (контейнерів), 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.

Структурний підхід полягає у побудові для кожного зображення так званого словника ознак та граматики, що описують певне зображення [31]. До структурних методів також можна віднести розпізнавання об'єкту за формою. Форма – одна з найважливіших ознак об'єкта, вона є більш інформативною у порівнянні з іншими. Розпізнавання форми розділяють на зовнішнє і внутрішнє. До зовнішнього розпізнавання форми можна віднести такі методи: ланцюгові коди Фрімена [32], перетворення Фур'є [33], авторегресивні моделі [34], полярне представлення [35] та інше. До внутрішніх можна віднести – побудова скелету форми об'єкту, обчислення моментів різних порядків [36], побудова ознак об'єкту на основі обертання навколо центра мас та інше. При цьому, використовуючи метод обертання одержано систему інваріантну до переміщень об'єкту, оскільки вона пов'язана з центром мас [37]. У працях [38,



39] показано логічний підхід до розпізнавання зображень. Методи цього підходу дозволяють представити дані у вигляді детерміновано логічних зв'язків між об'єктами і ознаками у вигляді булевих співвідношень.

Багато авторів при розпізнаванні медичних зображень використовують метод опорних векторів та його модифікації [40, 41]. Цей метод належить до методів навчання з вчителем і полягає у побудові роздільної гіперплощини у просторі ознак. Основним недоліком методу є припущення про лінійну роздільність класів розпізнавання, що на практиці зустрічається дуже рідко. Для вирішення цієї проблеми вихідні вектори переводять у простір більшої потужності, що зрозуміло призводить до збільшення системних ресурсів, які витрачаються для вирішення задачі.

Як окремий біонічний підхід до розпізнавання зображень можна відмітити використання нейромереж [42, 43]. Наприклад у праці [44] розглядаються методи оброблення сигналів складної форми, їх відновлення, оцінка ефективності діагностичних ознак, часткова інтерпретація одержаних даних. Але при використанні нейромереж для розпізнавання зображень медичних і біологічних об'єктів необхідно враховувати такі їх основні недоліки:

- чутливість до збільшення потужностей словника ознак і алфавіту класів розпізнавання;
- відсутність властивості адаптації до довільних початкових умов формування зображень;
- необхідність попередньої нормалізації зображень з метою одержання алфавіту класів розпізнавання, що не перетинаються.

У загальному випадку математичну (категорійну) модель системи розпізнаванняобразів показано на рис. 1.5 [14].



формування зображень та впливом неконтрольованих випадкових факторів, що потребує розроблення методів аналізу і синтезу інтелектуальних КСД з метою надання їм властивості адаптивності.

### 1.3 Постановка задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи керування протезом руки

Розв'язання в рамках ІЕІ-технології задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи протезом кінцівки руки полягає в максимізації найважливішої складової її функціональної ефективності – інформаційної спроможності системи, яка визначає достовірність класифікаційних рішень. При цьому має місце така формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи керування, що навчається. Нехай відомі алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ , які характеризують можливі функціональні стани рухів протезу, і багатовимірна навчальна матриця типу «об'єкт-властивість», яка складається з послідовностей квантованих за часом значень біосигналів,

$$\|y_{m,i}^{(j)}\| = \begin{vmatrix} y_{m,1}^{(1)} & y_{m,2}^{(1)} & \dots & y_{m,1}^{(1)} & \dots & y_{m,N}^{(1)} \\ y_{m,1}^{(2)} & y_{m,2}^{(2)} & \dots & y_{m,1}^{(2)} & \dots & y_{m,N}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(j)} & y_{m,2}^{(j)} & \dots & y_{m,1}^{(j)} & \dots & y_{m,N}^{(j)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(n)} & y_{m,2}^{(n)} & \dots & y_{m,1}^{(n)} & \dots & y_{m,N}^{(n)} \end{vmatrix} \quad (1.3.1)$$

У матриці (1.2.1) 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.

Крім того, дано структурований вектор параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність здатної навчатися системи керування. Оскільки в рамках ІЕІ-технології вхідна навчальна матриця трансформується у робочу бінарну навчальну матрицю  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ , ознаки розпізнавання якої змінюються в процесі машинного навчання, то нехай параметри навчання системи для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^o$  утворюють структурований вектор

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (1.3.2)$$

де  $x_m$  – усереднений вектор-реалізація, вершина якого визначає геометричний центр гіперсферичного контейнеру класу  $X_m^o$ ;  $d_m$  – радіус контейнеру класу  $X_m^o$ ;  $\delta$  - відносний параметр навчання, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На параметри навчання задано такі обмеження:

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між вектором  $x_m$  і усередненим вектором  $x_c$  сусіднього класу  $X_c^o$ ;

$$\delta < \delta_H / 2,$$

де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, яке задає область значень контрольного поля допусків на ознаки розпізнавання.

У процесі машинного навчання необхідно:

1) визначити оптимальні значення координат вектору (2), які забезпечують максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^*, \quad (1.3.3)$$

де  $E_m^*$  – максимальне значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ , обчислене в робочій (допустимій) області визначення його функції;

2) за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними (тут і далі в інформаційному розумінні) геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила.

На етапі екзамену, тобто безпосереднього функціонування системи керування протезом кінцівки руки в робочому режимі, необхідно за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами класифікувати біосигнал, сформувані керуючий сигнал і подати його на виконавчий пристрій для реалізації відповідної функції.

## 2 ОПИС МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕНЬ

### 2.1 Інформаційно-екстремальна система керування протезом руки, що навчається

Основна ідея інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності класифікації біосигналів з метою формування відповідних керуючих команд для виконуючих пристроїв. При цьому трансформація вхідного апріорно нечіткого розподілу реалізацій образів в чітке здійснюється в процесі оптимізації за інформаційним критерієм функціональної ефективності (КФЕ) параметрів навчання, які впливають на точнісні характеристики класифікаційних рішень. Оптимальні геометричні параметри контейнерів, одержані в процесі машинного навчання дозволяють на екзамені приймати рішення за відносно простими детермінованими вирішальними правилом, що важливо при реалізації алгоритмів прийняття рішень в реальному темпі часу.

На рис. 2.1 наведено схему здатної навчатися системи керування протезом руки, в якій для наочності показано лише інформаційні потоки, основні агрегатовані функціональні вузли та відповідні робочі змінні системи. Прказана на рис.2.1 структура дозволяє функціонувати системі як у режимі навчання, так і в режимі екзамену. Робота системи регламентується користувачем– особою, що приймає рішення (ОПР), який формує біосигнали на виконання конкретних команд  $\{U_m(t)\} | m = \overline{1, M}\}$ , де  $m$  –кількість функціональних станів протезу, які характеризують відповідні його рухи. Біосигнали зчитуються з міографічних датчиків і подаються послідовно на блоки фільтрації та нормалізації. З виходу блоку нормалізації біосигнал поступає в блоке первинної обробки інформації (БПОІ), який перетворює біосигнал шляхом його квантування на заданому часовому інтервалі до вигляду, зручного для подальшого оброблення. З виходу БПОІ квантований за часом біосигнал поступає в блок розвідувального аналізу (БРА) для оцінки

статистичної стійкості та однорідності навчальної вибірки за відповідними статистичними критеріями. Якщо виконуються умови статистичної стійкості та однорідності, то біосигнал поступає на вхід блоку формування векторів розпізнавання (БФВР). У БФВР як результат оцінки допускового контролю нормалізованих біосигналів формується бінарна навчальна матриця  $\{x_m^{(j)} \mid j=1, \overline{M}\}$ , 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)  $\{\delta_{n,i} \mid i=1, \overline{N}\}$  поступає в БФВР із бази даних.

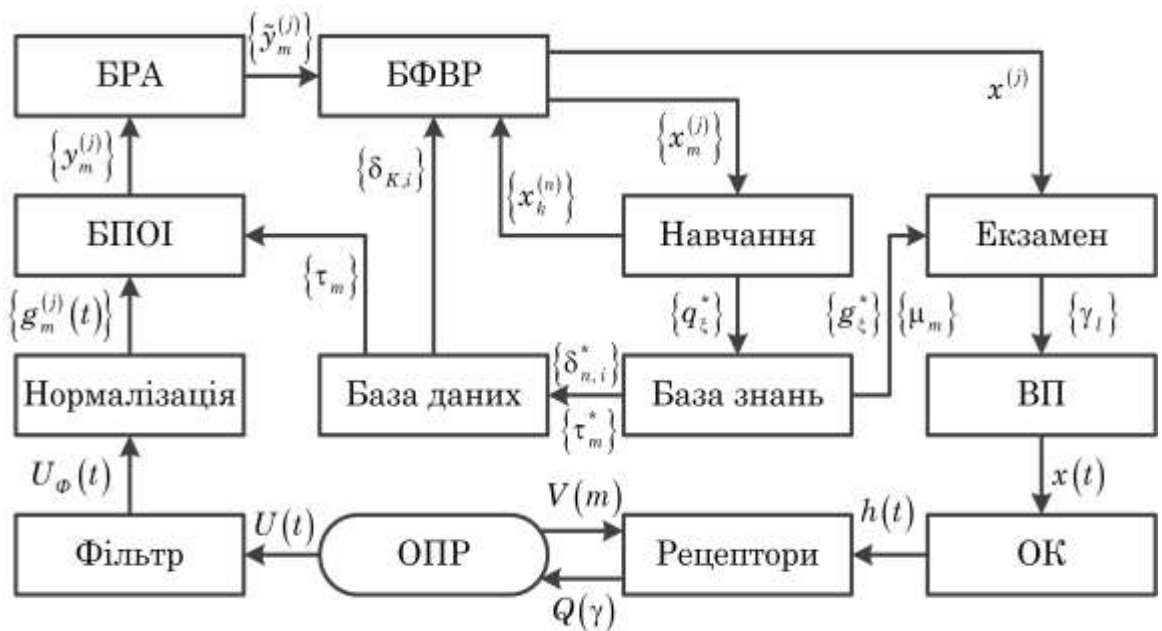


Рисунок 2.1 – Функціональна схема інтелектуальної системи керування протезом руки

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. З виходу БФВР вектори-реалізації біосигналів  $\{x_m^{(j)}\}$  подаються на вхід блоку «Навчання», який згідно

з алгоритмами інформаційно-екстремального навчання здійснює оптимізацію параметрів навчання  $\{g_{\xi}\}$  за інформаційним критерієм (1.3.3). Оптимальні параметри навчання  $\{g_{\xi}^*\}$  поступають в базу знань.

При функціонуванні системи керування в режимі екзамену, тобто безпосередньо в робочому режимі, із бази знань визначенні на етапі машинного навчання оптимальні параметри навчання  $\{g_{\xi}^*\}$  і вирішальні правила поступають в блок «Екзамен», на інший вхід якого із БФВР поступає вектор-реалізація  $x^{(j)}$  образу, що розпізнається. При цьому із бази знань в базу даних поступають оптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання, звідки вони передаються в БФВР для формування екзаменаційного вектора реалізації  $x^{(j)}$ .

Після класифікації біосигналу блок «Екзамен» формує команду  $\gamma_m$ , яка подається на виконавчий пристрій (ВП), який безпосередньо впливає на об'єкт керування (ОК). Зворотний зв'язок в системі здійснюється через рецепторну систему ОПР, який за допомогою запита  $V(m)$  і відгуку  $Q(\gamma)$  формує наступну команду.

Таким чином, розглянута структура системи керування, що навчається, характеризується широкими функціональними можливостями і дозволяє розв'язувати задачі навчання і екзамену. Крім того, така система здатна самонавчатися, використовуючи методи кластер-аналізу для автоматичного формування вхідної навчальної матриці і методи факторного кластер-аналізу для розширення алфавіту класів розпізнавання [15].



## 2.2 Основні концептуальні положення інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних

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 оптимізації параметрів машинного навчання системи керування протезом руки. 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.

Основною задачею формування вхідного математичного опису здатної навчатися а рамках ІЕІ-технології системи керування протезом кінцівки руки є створення тривимірної навчальної матриці  $\| y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n} \|$  типу «об'єкт-властивість». 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 здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки потребує детального вивчення та аналізу особливостей функціонування джерела інформації, яким є неінвазивна система зчитування біосигналів.

Вхідний математичний опис подамо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Pi, \Phi \rangle, \quad (2.2.1)$$

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на систему керування;

$T$  – множина моментів часу зняття інформації;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Z$  – простір можливих станів системи керування;

$Y$  – множина сигналів, які знімаються з виходу неінвазіант\;

$\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$  – оператор переходів, що відбиває механізм зміни станів системи керування під впливом внутрішніх і зовнішніх факторів;

$\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вибіркової множини  $Y$  на вході системи керування.

Таким чином, як універсум випробувань  $W$  розглядається декартовий добуток наведених в (2.2.1) множин:

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

Словник ознак розпізнавання  $\Sigma^{|N|}$ , де  $N = \text{Card } \Sigma^{|N|}$ , 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 системою керування, що здатна функціонувати в режимі кластер-аналізу. При цьому варто враховувати, що збільшення потужності алфавіту при незмінному словнику ознак розпізнавання суттєво впливає через збільшення ступеня перетину класів розпізнавання на асимптотичні точнісні характеристики, які характеризують функціональну ефективність навчання системи. Це питання для ІЕІ-технології докладно досліджено в праці [23]. Найпростіший імовірнісний критерій ступеню перетину класів для заданого алфавіту може бути подано як відношення помилки другого роду  $\beta^{(k)}$  класифікаційних рішень до першої достовірності  $D_1^{(k)}$ , які обчислюються на  $k$ -му кроці машинного навчання:

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

Одним з ефективних шляхів корекції точнісних характеристик при збільшенні потужності алфавіту класів є використання ієрархічних алгоритмів машинного навчання системи керування, 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].

Згідно з принципом відкладених рішень побудова в процесі оптимізації параметрів машинного навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил в рамках ІЕІ-технології здійснюється за багатоциклічною

ітераційною процедурою пошуку максимального граничного усередненого за алфавітом  $\{X_m^o\}$  значення КФЕ навчання системи розпізнавання:

$$g_{\xi}^* = \arg \max_{G_{\xi}} \{ \max_{G_{\xi-1}} \{ \dots \{ \max_{G_1 \cap G_E} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m \} \dots \} \}, \quad (2.2.2)$$

де  $E_m$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи керування розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;

$G_{\xi}$  – допустима область значень  $\xi$ -ї ознаки розпізнавання;

$G_E$  – допустима область визначення функції інформаційного критерій оптимізації параметрів навчання.

На алгоритм навчання (2.2.1) накладаються такі обмеження [4]:

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\ & (\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset]; \\ & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset], \\ & \bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega; k \neq l; k, l, m = \overline{1, M}. \end{aligned} \quad (2.2.3)$$

де  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  – розбиття простору ознак на класи розпізнавання;

$\text{Ker} X_m^o, \text{Ker} X_c^o$  – ядра класів  $X_m^o$  і  $X_c^o$ , які є найближчими сусідами, відповідно;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання.

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

Таким чином, умови (2.2.3) допускають перетин класів розпізнавання, але не допускають перетину їх ядер, щоб не було поглинання одним класом розпізнавання своїх найближчих сусідів.

У бінарному просторі ознак  $\Omega$  формою оптимального контейнера класу розпізнавання є гіперпаралелепіед. З метою узагальнення та зручності побудови такого контейнера припустимо існування “псевдогіперсфери”, яка описує гіперпаралелепіед, тобто містить усі його вершини. Це дозволяє далі розглядати такі параметри оптимізації контейнера в радіальному базисі простору ознак  $\Omega$ , 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

$$d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i), \quad (2.2.4)$$

де  $x_{m,i}$  –  $i$ -та координата еталонного вектора  $x_m$ ;

$\lambda_i$  –  $i$ -та координата деякого вектора  $\lambda$ , вершина якого належить контейнеру  $K_m^o \in X_m^o$ .

Надалі, з метою спрощення кодова відстань (2.2.4), наприклад, між векторами  $x_m$  і  $\lambda$  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, наприклад, за рекурентною процедурою:

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d], \quad (2.2.5)$$

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  $x_k, x_l$  – відповідно усереднені вектори-реалізації класів  $X_k^o$  і  $X_l^o$ . Тоді за ІЕІ-технологією з метою запобігання поглинання одним класом ядра іншого класу умови (2.2.1) доповнюються таким предикатним виразом:

$$\begin{aligned} & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \\ & \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))], \end{aligned} \quad (2.2.6)$$

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 здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки у загальному випадку має структуру

$$g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \quad \Xi_1 + \Xi_2 = \Xi, \quad (2.2.7)$$

де  $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$  – генотипні параметри функціонування системи керування, які впливають на параметри розподілу реалізацій образу;

$\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$  – фенотипні параметри функціонування системи керування, 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 (2.2.7) функціонування системи керування:

$$\begin{aligned} & (\forall g_{\xi_1} \in g) (\forall f_{\xi_2} \in g) (\exists g_{\xi_1} \in G_{\xi_1}) \{ \text{if } E^* = \max_{G_E} \bar{E} \text{ then} \\ & g_{\xi_1}^* = \arg \langle [ \max_{G_{\xi_1}} \dots [ \max_{G_1} [ \max_{F_{\xi_2}} [ \dots [ \max_{F_1} \bar{E} ] \dots ] ] \dots ] \rangle \text{ else} \\ & (\text{if } \xi_1 \leq \Xi_1 \text{ then } \xi_1 = \xi_1 + 1 \text{ else } STOP ) \}, \quad \xi_1 = \overline{1, \Xi_1}, \quad \xi_2 = \overline{1, \Xi_2}, \end{aligned} \quad (2.2.8)$$

Де  $G_{\xi_1}, \dots, G_1$  – області допустимих значень відповідних генотипних параметрів машинного навчання;

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m - \quad (2.2.9)$$

усереднене значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання системи керування;

$G_E$  – область значень функції інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання системи керування;

$g_{\xi_1}^*$  – оптимальне значення параметра навчання, яке визначається у зовнішньому циклі ітераційної процедури оптимізації;

$F_{\xi_2}, \dots, F_1$  – області допустимих значень відповідних фенотипних параметрів навчання.

У виразі (2.2.9)  $E_m$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи керування розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ .

Якщо в штучних нейронних мережах глибина машинного навчання визначається кількістю шарів структури, то в методах ІЕІ-технології вона визначається кількістю параметрів навчання, що оптимізуються. При цьому внутрішні цикли оптимізують фенотипні параметри навчання, які безпосередньо впливають на геометричну форму контейнерів класів розпізнавання. Такими параметрами, наприклад, для гіперсферичних контейнерів є їх радіуси та усереднені вектори реалізації класу розпізнавання, вершини яких визначають геометричні центри контейнерів. 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 тощо).

Оптимізація кожного із цих параметрів дозволяє збільшувати максимальне значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, що підвищує повну ймовірність правильного 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.

Таким чином, за умови припущення гіпотези нечіткої компактності векторів-реалізацій образів, що має місце в практичних задачах, основна ідея машинного навчання за ІЕІ-технологією полягає в адаптації вхідного



математичного опису системи керування шляхом відновлення в радіальному базисі простору ознак контейнерів класів розпізнавання із заданого алфавіту. Оптимальні контейнери за ІЕІ-технологією забезпечують максимальну різноманітність між сусідніми класами, міра якої дорівнює максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання в робочій області визначення його функції. При цьому цілеспрямованість оптимізації просторово-часових параметрів машинного навчання за ІЕІ-технологією здійснюється шляхом визначення тенденції зміни асимптотичних точнісних характеристик процесу навчання, які прямо впливають на величину інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання.

За одержаними в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання оптимальними в інформаційному розумінні геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються детерміновані вирішальні правила. Таким чином, інформаційно-екстремальне машинне навчання можна розглядати як процес дефазифікації вхідного нечіткого подання даних. Використання на екзамені побудованих в рамках геометричного підходу вирішальних правил дозволяє приймати високо достовірні рішення в реальному темпі часу. При цьому повна достовірність класифікатора наближається до максимальної асимптотичної, яка визначається функціональною ефективністю машинного навчання. Досягнення на екзамені асимптотичної достовірності розпізнавання можливо за умови забезпечення однакових характеристик статистичної стійкості та статистичної однорідності навчальної та екзаменаційної матриць.

### 2.3 Оцінка функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом руки

Центральним питанням інформаційного синтезу системи керування рухомим об'єктом 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 властивостям інформаційних мір [6].

Серед інформаційних мір найбільшого використання знайшли ентропійна міра [8] та інформаційна міра Кульбака [9].

Подамо нормований ентропійний КФЕ навчання системи керування розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$  у вигляді:

$$E_m^{(k)} = \frac{I_m^{(k)}}{I_{\max}^{(k)}} = \frac{H_m^{(k)} - H_m^{(k)}(\gamma)}{H_m^{(k)}}, \quad (2.3.1)$$

де  $I_m^{(k)}$  – кількість умовної інформації, що обробляється на  $k$ -му кроці навчанні системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;

$I_{\max}^{(k)}$  – максимальна можлива кількість умовної інформації, одержаної на  $k$ -му кроці навчання;

$$H_m^{(k)} = - \sum_{l=1}^M p(\gamma_{l,k}) \log_2 p(\gamma_{l,k}) - \quad (2.3.2)$$

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

$$H_m^{(k)}(\gamma) = - \sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M p(\gamma_{l,k}) p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}) \log_2 p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}) - \quad (2.3.3)$$

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 (2.3.2) і (2.3.3) у вираз (2.3.1) та заміни відповідних апостеріорних ймовірностей на апріорні за формулою Байєса [46] ентропійний критерій набирає вигляду

$$\begin{aligned}
 E_m^{(k)}(d) = & 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \right. \\
 & + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & \left. + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (2.3.4)
 \end{aligned}$$

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 ознак розпізнавання.

Оскільки точнісні характеристики є функціями відстані вершин еталонних векторів від геометричних центрів контейнерів відповідних класів розпізнавання, то критерій (2.3.4) 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  $\Lambda$  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

$$\Lambda = \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \log_2 \frac{p(\mu_m)p(\gamma_{1,k} / \mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{2,k} / \mu_c)}{p(\mu_m)p(\gamma_{2,k} / \mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{1,k} / \mu_c)}, \quad (2.3.5)$$

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 (2.3.5) при допущенні згідно із принципом Лапласа-Бернуллі, що  $p(\mu_m) = p(\mu_c) = 0,5$ , і після переозначення апіорних умовних імовірностей відповідними точнісними характеристиками загальна міра Кульбака остаточно набирає вигляду

$$\begin{aligned}
 E_{K_m}^{(k)}(d) &= \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} * [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] = \\
 &= \left| \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5D_{1,m}^{(k)}(d) + 0,5D_{2,m}^{(k)}(d) \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5\alpha_m^{(k)}(d) + 0,5\beta_m^{(k)}(d) \end{array} \right| = 0,5 \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * \\
 &\quad * [(D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)) - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))] = \\
 &= \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))]
 \end{aligned} \tag{2.3.6}$$

Нормовану модифікацію критерію (2.3.6) можна подати у вигляді

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

де  $E_{K_{\max}}^{(k)}(d)$  – 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 (2.3.6).

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 інформаційного критерію оптимізації у робочій області його визначення. Але нормування критеріїв оптимізації є доцільним при порівняльному аналізі результатів досліджень і при оцінці ступеня близькості реальної системи керування до потенційної.

Розглянемо процедуру обчислення модифікації ентропійного критерію за Шенноном для двохальтернативного рішення при рівномірних гіпотезах згідно з формулою (2.3.4). Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися їх оцінками:

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

$$D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}(d)}{n_{\min}} , \quad (2.3.7)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}(d)$  – кількість подій, які означають належність реалізацій образу контейнеру  $K_{1,mk}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{2,m}^{(k)}(d)$  – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{3,m}^{(k)}(d)$  – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнеру

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

$K_{4,m}^{(k)}(d)$  – 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 (2.3.7) у вираз (2.3.4) одержимо робочу формулу для обчислення в рамках ІЕІ-технології ентропійного критерію (2.3.4) оптимізації параметрів машинного навчання системи керування розпізнаванню реалізацій класу  $X_m^o$ :

$$\begin{aligned}
E_m^{(k)}(d) + \frac{1}{2} & \left( \frac{K_{1,m}^{(k)}(d)}{K_{1,m}^{(k)}(d) + K_{3,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{K_{1,m}^{(k)}(d)}{K_{1,m}^{(k)}(d) + K_{3,m}^{(k)}(d)} + \right. \\
& + \frac{K_{2,m}^{(k)}(d)}{K_{2,m}^{(k)}(d) + K_{4,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{K_{2,m}^{(k)}(d)}{K_{2,m}^{(k)}(d) + K_{4,m}^{(k)}(d)} + \\
& + \frac{K_{3,m}^{(k)}(d)}{K_{1,m}^{(k)}(d) + K_{3,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{K_{3,m}^{(k)}(d)}{K_{1,m}^{(k)}(d) + K_{3,m}^{(k)}(d)} + \\
& \left. + \frac{K_{4,m}^{(k)}(d)}{K_{2,m}^{(k)}(d) + K_{4,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{K_{4,m}^{(k)}(d)}{K_{2,m}^{(k)}(d) + K_{4,m}^{(k)}(d)} \right). \tag{2.3.8}
\end{aligned}$$

У формулі (2.3.8) випадок поділу числа на нуль не розглядається, оскільки значення інформаційного критерію обчислюються в робочій області визначення його функцій, де змінні  $K_{1,m}^{(k)}(d)$  і  $K_{4,m}^{(k)}(d)$  завжди більше 0,5.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (2.3.7) у вираз (2.3.6) набирає вигляду

$$E_m^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)}(d) + K_3^{(k)}(d)]}{[K_2^{(k)}(d) + K_3^{(k)}(d)] + 10^{-r}} \right\} \{n - [K_2^{(k)}(d) + K_3^{(k)}(d)]\}, \tag{2.3.9}$$

де  $10^{-r}$  – достатньо мале число, яке введено для уникнення поділу на нуль (на практиці  $r$  достатньо вибирати з інтервалу  $1 < r \leq 3$ ).

Розглянемо схему обчислення змінних  $K_1^{(k)}(d)$ ,  $K_2^{(k)}(d)$ ,  $K_3^{(k)}(d)$  і  $K_4^{(k)}(d)$  у формулах (2.3.8) і (2.3.9). На рис. 2.7 показано структуру навчальної матриці при побудові оптимального контейнера для класу  $X_1^o$ . Навчальна матриця відповідно складається з векторів-реалізацій  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$  і  $\{x_2^{(j)}\} \in X_2^o$ , де  $X_2^o$  – найближчий клас.

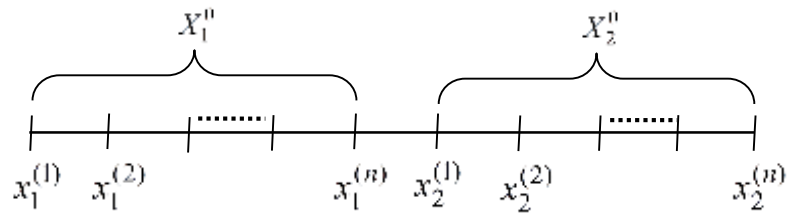


Рисунок 2.7 – Структура навчальної матриці

Алгоритм обчислення змінних  $K_1^{(k)}(d)$ ,  $K_2^{(k)}(d)$ ,  $K_3^{(k)}(d)$  і  $K_4^{(k)}(d)$  у формулах (2.3.8) і (2.3.9) має такий предикатний вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_1^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_1(j) := K_1(j-1) + 1 \text{ else } K_2(j-1) + 1]; \\
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_2^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_3(j) := K_3(j-1) + 1 \text{ else } K_4(j) := K_4(j-1) + 1]. \quad (2.3.10)
 \end{aligned}$$

Таким чином, інформаційні критерії (2.3.4) і (2.3.6) є функціоналами як від точнісних характеристик класифікаційних рішень, що приймаються в процесі машинного навчання, так і від дистанційних критеріїв, тобто їх можна розглядати як узагальнення відомих статистичних і детермінованих (дистанційних) критеріїв оптимізації параметрів функціонування системи.

## 2.4 Алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування

Побудова в процесі оптимізації параметрів навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил в рамках ІЕІ-технології здійснюється згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. за багатоциклічною процедурою пошуку максимального граничного значення



інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання системи керування протезом руки у вигляді

$$g_{\xi}^* = \arg \max_{G_{\xi}} \{ \max_{G_{\xi-1}} \{ \dots \{ \max_{\{G_{Em}\} \cap \{d_m\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m(d) \} \dots \} \}, \quad (2.4.1)$$

де  $G_{\xi}$  – допустима область значень  $\xi$ -ї ознаки розпізнавання;  $\{k\}$  –

впорядкована множина кроків навчання;

$G_{Em}$  – допустима область визначення функції інформаційного критерію  $E_m(d)$  оптимізації параметрів навчання;

$\{d\}$  – множина значень радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

У внутрішньому циклі багатоциклічної процедури (2.3.1) оптимізації параметрів навчання системи керування реалізується базовий алгоритм, основними функціями якого є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ і організація пошуку глобального максимуму критерію в робочій області визначення його функції.

Як узагальнена схема базового алгоритму машинного навчання розглядається категорійна модель у вигляді орієнтованого графу, в якому множини відображаються одна на одну відповідними операторами перетворення інформації, що застосовуються в процесі навчання.

Категорійна модель включає вхідний математичний опис системи розпізнавання, який подамо у вигляді структури [6]

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

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів),  $T$  – множина моментів часу одержання інформації;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Z$  – простір станів

системи, який визначає алфавіт класів розпізнавання;  $Y$  – вибіркова множина, яка утворює вхідну багатовимірну навчальну матрицю;  $X$  – бінарна навчальна матриця;  $\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y$ ;  $\Phi_2 : Y \rightarrow X$  – оператор трансформації вхідної навчальної матриці  $Y$  в бінарну матрицю  $X$ .

На рис. 2.3 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією геометричних параметрів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання [6].

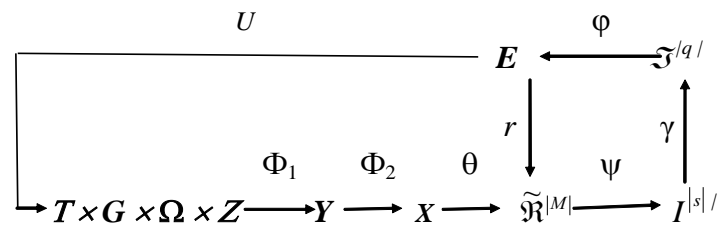


Рисунок 2.3 – Категорійна модель навчання системи керування

На рис. 2.3 оператор  $\theta : X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  відображає двійкові вектори-реалізації навчальної матриці  $X$  на розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  простору ознак на класи розпізнавання, а оператор  $\psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина статистичних гіпотез  $I^{|s|}$ , де  $s$  – кількість статистичних гіпотез, а оператор  $\gamma$  формує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{|q|}$ , де  $q = s^2$ . Оператор  $\phi$  обчислює множину  $E$  значень інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, а оператор  $r$  на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання. Контур графа, який замикається оператором  $r$ , реалізує ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  шляхом пошуку глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Процес навчання регламентується оператором  $U : E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ . На рис. 2.4 показано структурну схему базового алгоритму навчання, який має вхідні дані:  $\{Y[J,I,K]\}$  – масив навчальних вибірок,  $J = \overline{1, NM}$  – змінна кількості випробувань, де  $NM$  – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки,  $I = \overline{1, N}$  – змінна кількості ознак розпізнавання,  $K = \overline{1, M}$  – змінна кількості класів розпізнавання;  $\{NDK[I]\}$ ,  $\{VDK[I]\}$  – масиви нижніх і верхніх контрольних допусків на ознаки відповідно.

Результатом реалізації алгоритму є:  $\{DOPT[K]\}$  – цілий масив оптимальних значень радіусів контейнерів класів розпізнавання;  $\{EV[K]\}$  – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізнавання;  $\{EM[K]\}$  – дійсний масив максимальних значень інформаційного КФЕ процесу навчання;  $\{D1[K]\}$ ,  $\{A[K]\}$ ,  $\{B[K]\}$ ,  $\{D2[K]\}$  – дійсні масиви оцінок екстремальних значень точнісних характеристик процесу навчання: перша достовірність, помилки першого та другого роду і друга достовірність відповідно.

У структурній схемі (рис.2.4) блок 3 формує масив навчальних двійкових вибірок  $\{X[J,I,K]\}$  шляхом порівняння значень елементів масиву  $\{Y[J,I,K]\}$  з відповідними контрольними допусками і формує масив еталонних двійкових векторів  $\{EV[K]\}$  шляхом статистичного усереднення стовпців масиву  $\{X[J,I,K]\}$  при відповідному рівні селекції, який за умовчанням дорівнює  $\rho_m = 0,5$ .

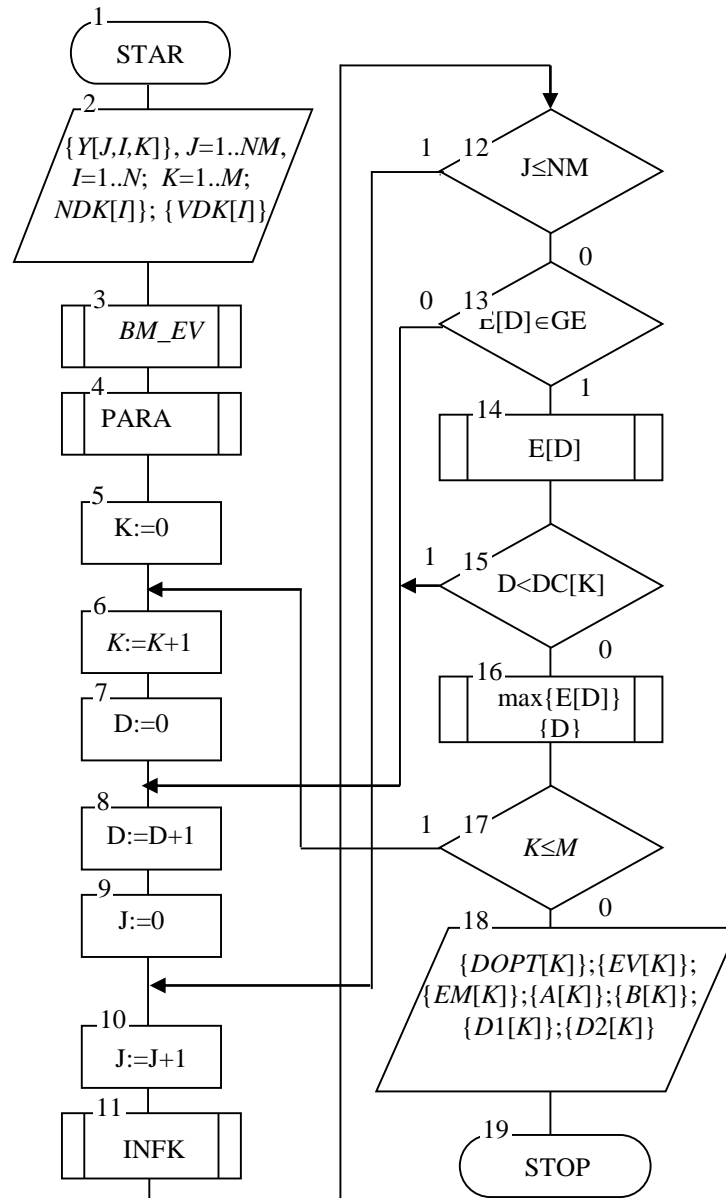


Рисунок 2.4 – Структурна схема базового алгоритму навчання системи керування

Блок 4 здійснює розбиття множини еталонних векторів на пари “найближчих сусідів”. Ідентифікатор  $D$  (блок 8) є робочою змінною величини радіуса контейнера. Блок 11 обчислює на кожному кроці навчання значення інформаційного КФЕ. При невиконанні умови блоку порівняння 12 блок 13 оцінює належність поточного значення критерію  $E[D]$  робочій області  $G_E$  визначення його функції і при позитивному рішенні блоку 13 це значення

запам'ятовується блоком 14. При негативному рішенні блока порівняння 15, в якому величина  $DC[K]$  дорівнює кодовій відстані між парою сусідніх еталонних векторів, блок 16 здійснює у робочій області  $G_E$  пошук глобального максимуму КФЕ –  $EM[K]$  і визначає для нього екстремальне значення радіуса гіперсфери –  $DOPT[K]$ .

Аналогічно будуються оптимальні контейнери для інших класів. Якщо параметри навчання  $\{DOPT[K]\}$  і  $\{EV[K]\}$  є вхідними даними для екзамену, то значення КФЕ та екстремальних оцінок точнісних характеристик використовуються для аналізу ефективності процесу навчання.

Таким чином, основною процедурою базового алгоритму інформаційно-екстремального навчання є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання і організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію.

Категорійну модель у вигляді орієнтованого графа відображень множин, що застосовується при функціонуванні системи розпізнавання в режимі екзамену, показано на рис. 2.5 [6].

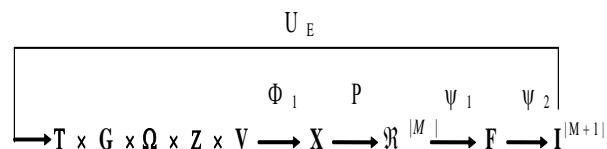


Рисунок 2.5 – Категорійна модель функціонування системи розпізнавання в режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 2.5) оператор  $\Phi_1$  відображає універсум випробувань на вибірккову множину  $X$ , яка утворює екзаменаційну матрицю  $\|x_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ , аналогічну навчальній матриці за структурою і сформовану за оптимальними параметрами навчання.

Алгоритм екзамену має такі вхідні дані:

- $\{x_m^* | m = \overline{1, M}\}$  – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають геометричні центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання;
- $\{d_m^*\}$  – масив оптимальних радіусів, побудованих на етапі навчання відповідних контейнерів;
- $\{x_s^{(j)} | s = \overline{1, SMAX}; j = \overline{1, n}\}$  – масив двійкових векторів-реалізацій кадрів, що ідентифікуються, де  $SMAX$  – кількість кадрів зображення місцевості, що реконструюється;
- $\{\delta_{k,i}^* | i = \overline{1, N}\}$  – оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, визначена на етапі навчання.

Алгоритм екзамену у рамках ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень сформованих на етапі навчання вирішальних правил, які можна розглядати як функції належності реалізації образу, що розпізнається одному із класів розпізнавання із заданого алфавіту. Для гіперсферичного контейнера, наприклад, класу розпізнавання  $X_m^o$  вирішальне правило має вигляд [6]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}. \quad (2.4.2)$$

де  $x_m^*$  – усереднений вектор-реалізація класу розпізнавання  $X_m^o$ , вершина якого визначає геометричний центр його оптимального контейнера;

$x^{(j)}$  –  $j$ -та реалізація образу, що розпізнається;

$d_m^*$  – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу  $X_m^o$ .

Виходом алгоритму є повідомлення про належність реалізації, що розпізнається, деякому класу із сформованого на етапі навчання алфавіту класів  $\{X_m^o\}$ .

Таким чином, в рамках ІЕІ-технології алгоритм екзамену відрізняється незначною обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє його реалізовувати у реальному темпі часу.

## 3 ІНФОРМАЦІЙНИЙ СИНТЕЗ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ РУКИ

### 3.1 Формування вхідного математичного опису системи керування протезом кінцівки руки

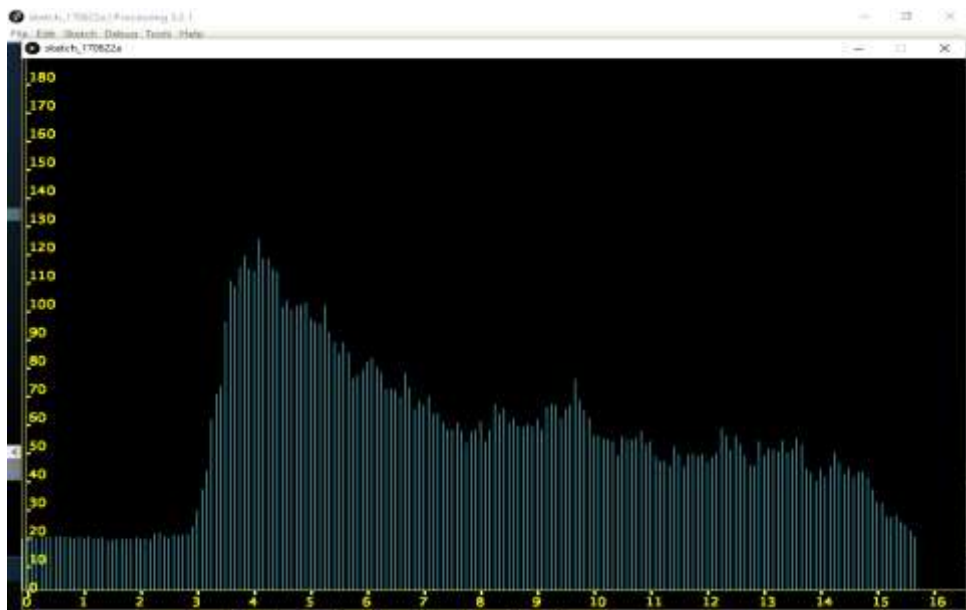
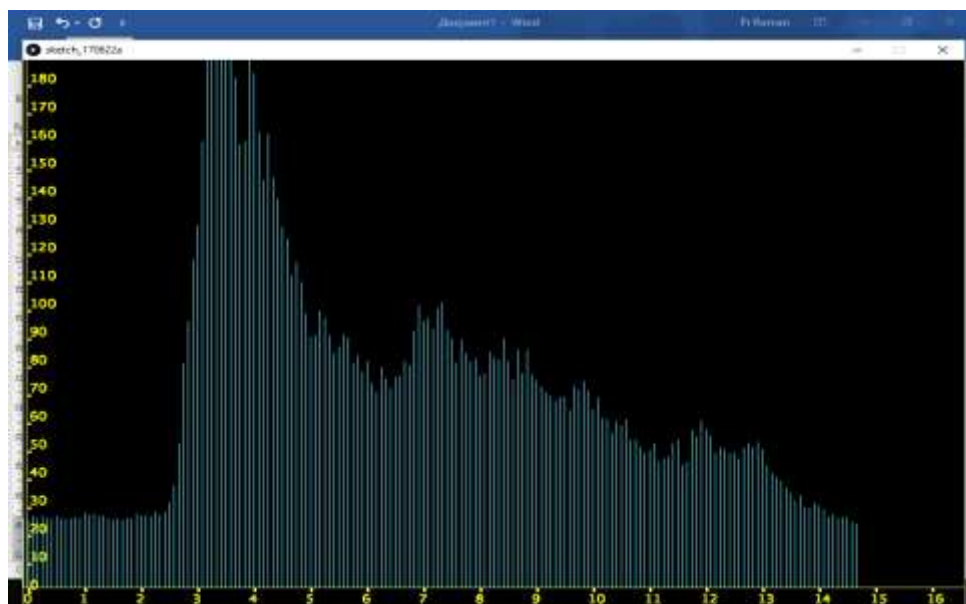
Основними задачами формування вхідного математичного опису здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки є формування словника ознак розпізнавання, алфавіту  $\{X_m^o\}$ ,  $m = \overline{1, M}$  класів розпізнавання, які характеризують можливі функціональні стани керованого протезу, і багатовимірної вхідної навчальної матриці  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$ , реалізації якої складаються із впорядкованої за часом послідовності значень біосигналів, які зчитуються з міографічного датчика при виконанні користувачем протезу заданого руху. Оскільки біосигнали зчитуються неінвазивною системою, то вони є суттєво зашумленими і формуються при довільних початкових умовах. Тому в процесі формування вхідної навчальної матриці необхідно здійснити фільтрацію та нормалізацію біосигналу шляхом його квантування із заданим періодом на заданому часовому інтервалі. Біосигнали зчитувалися з пасивного (неінвазивного) міографічного датчика, розташованого на кінцівці руки за схемою, показаною на рис. 3.1.



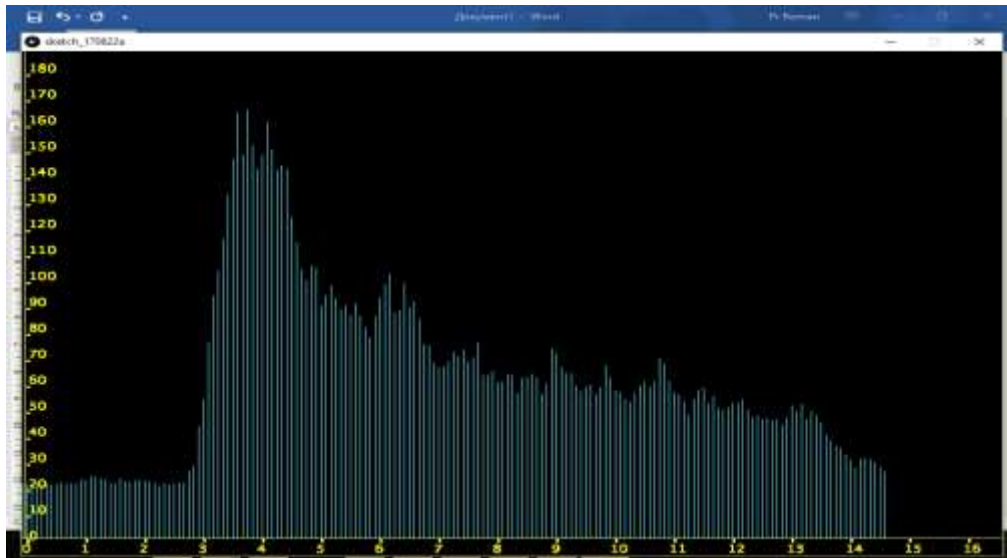
Рисунок 3.1 – Розташування електродів міографічного датчика на руці

Машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів здійснювалося для розпізнання біосигналів трьох класів, які характеризували основні рухи протезу кінцівки руки: клас  $X_1^o$  – згинання долоні; клас  $X_2^o$  – стискання долоні (утримання предмету) і клас  $X_3^o$  – розгинання долоні.

На рис. 3.2 показано типові для заданого алфавіту класів розпізнавання біосигнали, які зчитувалися з міографічного датчика.

*a**б*





в

Рисунок 3.2 – Типові реалізації біосигналів для заданого алфавіту класів розпізнавання: а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$ ; в – клас  $X_3^o$

Аналіз рис. 3 показує, що наявність в реалізаціях класів розпізнавання однакових ознак обумовлює їх перетин в просторі ознак. Крім того, біосигнали мають відносно великий шумовий фон. Ці фактори суттєво ускладнюють задачу розпізнавання біосигналів.

Формування вектору-реалізації відповідного класу розпізнавання здійснювалося шляхом квантування за часом біосигналу із періодом  $20 \text{ мс}$  на заданому часовому інтервалі  $1 \text{ с}$ . Тобто кожна реалізація образу складалася із 50 ознак розпізнавання. При цьому з метою фільтрації шуму квантування біосигналу починалося з моменту досягнення його амплітудою порогового значення, яке дорівнювало  $30 \text{ мВ}$ . У результаті для заданого алфавіту  $\{X_m^o | m = \overline{1,3}\}$  класів розпізнавання була сформована вхідна навчальна матриця у вигляді тривимірного масиву  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ , в якому кількість ознак розпізнавання дорівнювала  $N = 50$ , а кількість векторів-реалізацій для кожного класу розпізнавання –  $n = 40$ . Поле допусків на ознаки розпізнавання, яке задавало область значень відповідних контрольних допусків, дорівнювало  $\delta_H = \pm 30 \text{ мВ}$ .

### 3.2 Категорійна модель машинного навчання системи керування протезом руки

Оскільки керований процес є слабо формалізованим через довільні умови формування образів, то категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи керування розглянемо у вигляді узагальненого орієнтованого графу, в якому ребро характеризує оператор відображення відповідної множини на іншу. При цьому вхідний математичний опис подамо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle G, G^*, T, \Omega, Z, Y, X; f_1, f_2, f_3 \rangle,$$

де  $G$  – множина вхідних факторів – біосигналів, які зчитуються системою;

$G^*$  – множина відфільтрованих біосигналів;

$T$  – множина моментів часу зняття інформації;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Z$  – простір можливих функціональних станів керованого процесу;

$Y$  – множина векторів реалізацій класів розпізнавання, яка утворює вхідну навчальну матрицю;

$X$  – бінарна навчальна матриця;

$f_1$  – оператор фільтрації біосигналів;

$f_2 : G^* \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y$ ;

$f_3 : Y \rightarrow X$  – оператор формування бінарної навчальної матриці  $X$ .

Категорійну модель інформаційного машинного навчання системи керування протезом руки з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 3.3.

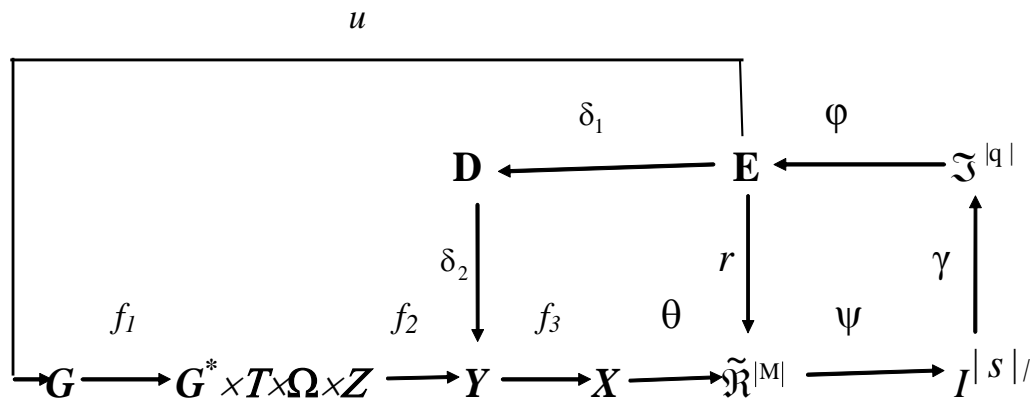


Рисунок 3.3 – Категорійна модель машинного навчання системи керування

На рис. 3.3 декартовий добуток  $G^* \times T \times \Omega \times Z$  задає універсум випробувань. Оператор  $\theta$  відображає двійкові вектори-реалізації навчальної матриці  $X$  на в загальному випадку нечітке розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  простору ознак на класи розпізнавання, а оператор  $\psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина статистичних гіпотез  $I^{|s|}$ , де  $s$  – кількість статистичних гіпотез, а оператор  $\gamma$  формує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{|q|}$ , де  $q = s^2$ . Оператор  $\phi$  обчислює множину  $E$  значень інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, а оператор  $r$  на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання. В категорійній моделі контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$  – систему контрольних допусків, які використовуються як рівні квантування ознак розпізнавання при формуванні робочої бінарної навчальної матриці, яка в процесі навчання адаптується до високо достовірних вирішальних правил.

Таким чином, показана на рис. 3.3 категорійна модель може розглядатися як узагальнена структурна схема алгоритму інформаційно-екстремального навчання системи керування. При цьому згідно з принципом відкладених рішень для максимізації інформаційної спроможності системи

керування може бути необхідною оптимізація інших параметрів навчання. У цьому випадку категорійна модель буде мати додаткові контури оптимізації цих параметрів, у яких загальною буде терм-множина  $E$ , елементи якої обчислюються на кожному кроці машинного навчання.

### 3.3 Алгоритм машинного навчання системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1), інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання подається у вигляді процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації в робочій області визначення його функції [4]

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{d\}} E_m(d) \right], \quad (3.1)$$

де  $E_m(d)$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;

$G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$G_{E_m}$  – робоча (допустима) область визначення критерію  $E_m(d)$ ;

$\{d\}$  – множина значень радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання будемо використовувати модифіковану міру Кульбака, яка для двохальтернативних рішень з апіорно рівноймовірними гіпотезами має вигляд

$$E_m(d) = [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] \log_2 \left[ \frac{1 + [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] + 10^{-p}}{1 - [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] + 10^{-p}} \right], \quad (3.2)$$

де  $D_{1,m}(d_m)$ ; – перша достовірність, яка характеризує правильність класифікації вектора-реалізації класу  $X_m^o$ ;

$\beta_m(d)$ ; – помилка другого роду, яка характеризує помилкове віднесення до класу  $X_m^o$  вектора-реалізації іншого класу;

$d_m$  – дистанційна міра, яка визначає величину радіусу гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

$10^{-p}$  – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль (величина  $p$  на практиці вибирається в інтервалі  $1 < p \leq 3$  ).

Нормування критерію (3.2) доцільно здійснювати за формулою

$$J_m(d) = \frac{E_m(d)}{E_{\max}}, \quad (3.3)$$

де  $E_{\max}$  – максимальне значення критерію (5), яке він приймає при

$$D_{1,m}(d_m) = 1 \text{ і } \beta_m(d_m) = 0.$$

Вхідною інформацією для алгоритму навчання є масив вхідної навчальної матриці  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$  і система полів нормованих допусків  $\{\delta_{H,i}\}$  на ознаки розпізнавання, яка задає область значень відповідних контрольних допусків.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму навчання системи керування з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки

розпізнавання, за якою на кожному кроці навчання змінюються контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання одночасно:

- 1) ініціалізація лічильника кроків зміни параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання:  $\delta := 0$ ;
- 2)  $\delta := \delta + 1$ ;
- 3) обчислюються для всіх ознак розпізнавання нижні  $A_{HK,i}$  і верхні  $A_{BK,i}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання:

$$A_{HK,i} = \bar{y}_i - \delta; \quad A_{BK,i} = \bar{y}_i + \delta. \quad (3.4)$$

4) реалізується внутрішній цикл процедури (3.1), який полягає в обчисленні на кожному кроці зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, пошуку глобального максимуму інформаційного критерію і визначенні оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання за процедурою

$$d_m^* = \arg \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{d\}} E_m(d_m);$$

- 5) якщо  $\delta < \delta_H / 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 6;
- 6) обчислюється усереднене за алфавітом класів розпізнавання максимальне значення критерію  $\bar{E}^*$ ;
- 7) визначається оптимальний параметр поля контрольних допусків, який забезпечує максимальне значення усередненого критерію  $\bar{E}^*$ :

$$\delta^* = \arg \bar{E}^* ;$$

8) обчислюється за формулою (3.4) оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

$$A_{\text{НК},i}^* = \bar{y}_i - \delta^*; \quad A_{\text{БК},i}^* = \bar{y}_i + \delta^*;$$

9) ЗУПИН.

Таким чином, параметрами інформаційно-екстремального навчання системи керування за процедурою (3.1) є оптимальні радіуси  $\{d_m^*\}$  гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, оптимальні усереднені вектори-реалізації  $\{x_m^*\}$  класів розпізнавання і оптимальний параметр  $\delta^*$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Отримані за результатами паралельної оптимізації контрольні допуски на ознаки розпізнавання є по суті квазіоптимальними, оскільки вони на кожному кроці навчання змінювалися для всіх ознак на однакову величину. Підвищення функціональної ефективності машинного навчання можна досягнути шляхом реалізації паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому отримані за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядаються як стартові для послідовної оптимізації. Такий підхід дозволяє підвищити як достовірність прийняття рішень, так і оперативність алгоритму послідовної оптимізації, оскільки пошук глобального максимуму інформаційного критерію не виходить за межі робочої області визначення його функції.

Послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі машинного навчання здійснюється за процедурою наближення глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації (3.2) до граничного значення в робочій області визначення його функції:

$$\delta_i^* = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{k\}} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (3.5)$$

де  $G_{\delta_i}$  – область допустимих значень параметра  $\delta_i$  поля контрольних допусків для  $i$ -ї ознаки розпізнавання;

$L$  – кількість прогонів процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$\otimes$  – символ операції повторення.

За схемою реалізації процедура (3.5) відрізняється від процедури паралельної оптимізації (3.1) тим, що на кожному кроці машинного навчання послідовно змінюються контрольні допуски тільки для однієї ознаки розпізнавання. Оскільки контрольні допуски починають змінюватися для кожної ознаки при неоптимальних допусках інших ознак, то процедура (3.5) потребує декількох її прогонів до тих пір, поки значення інформаційного критерію перестануть змінюватися.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами навчання будуються вирішальні правила для прийняття класифікаційних рішень при функціонуванні системи керування безпосередньо в робочому режимі. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m > \mu_c) then x^{(j)} \in X_m^o], \quad (3.6)$$

де  $x^{(j)}$  – вектор-реалізація, що розпізнається;

$\mu_m, \mu_c$  функції належності реалізації, що розпізнається, контейнерам сусідніх (найближчих) класів розпізнавання  $X_m^o$  і  $X_c^o$  відповідно.

У виразі (3.6) відповідні функції належності для гіперсферичних контейнерів визначаються за формулами



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

$$\mu_c = 1 - \frac{d(x^{(j)} \oplus x_c)}{d_c^*},$$

де  $x_c$  – усереднений вектор-реалізація класу розпізнавання  $X_c^o$ ;

$d_c^*$  – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_c^o$ .

Таким чином, оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання полягає в організації пошуку в процесі машинного навчання глобального максимуму інформаційного критерію (3.2) в робочій (допустимій) області визначення його функції.

### 3.4 Результати фізичного моделювання

Алгоритм (3.1) було реалізовано для машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. При цьому система навчалася розпізнавати три класи, які характеризували основні рухи протезу кінцівки руки: клас  $X_1^o$  – згинання долоні; клас  $X_2^o$  – стискання долоні (утримання предмету) і клас  $X_3^o$  – розгинання долоні.

На рис. 3.4 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3.2) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків, який на кожному кроці машинного навчання змінювався для всіх ознак розпізнавання одночасно.

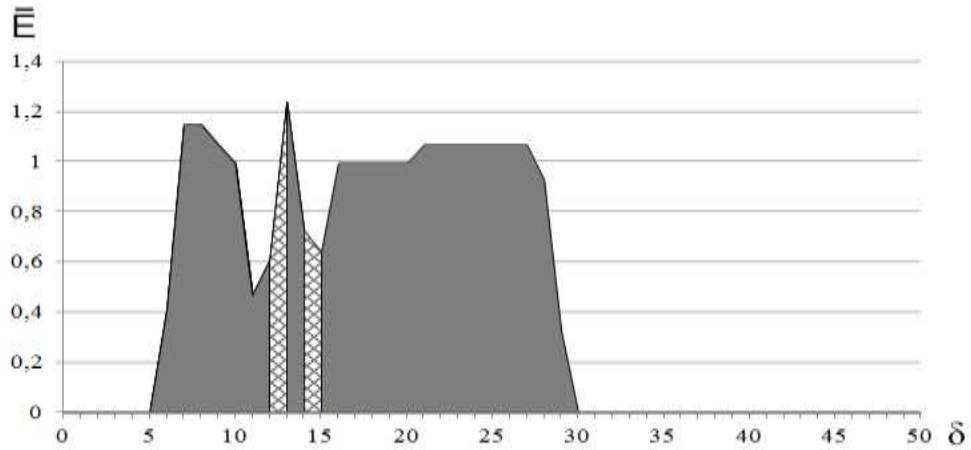
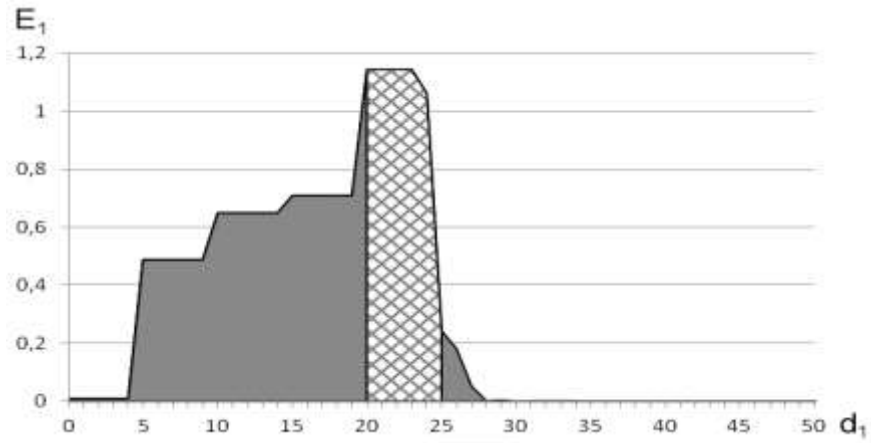


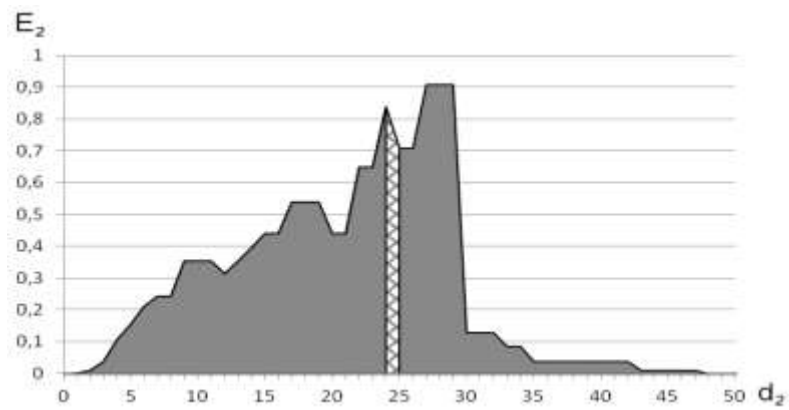
Рисунок 3.4 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 3.4 подвійною штриховкою позначено робочі (допустимі) області визначення критерію (3.2), в яких перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. При цьому оптимальне значення параметра  $\delta$  визначається максимальною величиною інформаційного критерію у всіх робочих областях. Аналіз графіку показує, що оптимальне значення параметру поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = \pm 13 mV$  при максимальному значенні ненормованого інформаційного критерію (3.2)  $\bar{E}^* = 1,2$ .

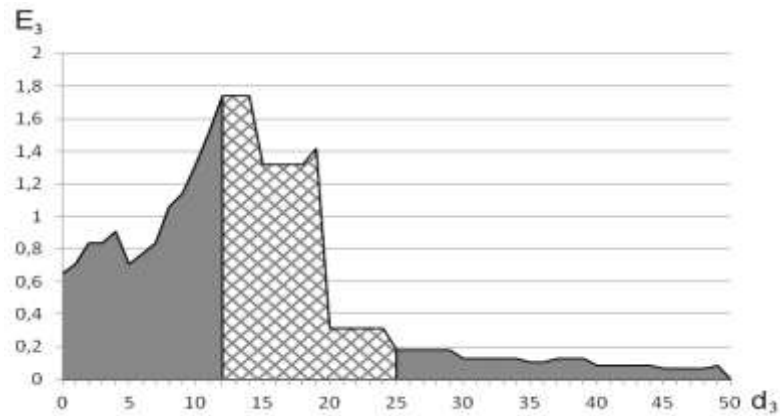
Для побудови вирішальних правил необхідно знання оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На рис. 3.5 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.2) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержаних при оптимальному параметрі поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.



а



б



в

Рисунок 3.5 – Графіки залежності інформаційного критерію (3.2) від радіусів контейнерів класів розпізнавання: *а* – клас  $X_1^o$ ; *б* – клас  $X_2^o$ ; *в* – клас  $X_3^o$

Аналіз рис. 3.5 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання, визначені при оптимальному параметрі поля

контрольних допусків дорівнюють: для класу  $X_1^o - d_1^* = 20$  (тут і далі в кодових одиницях); для класу  $X_2^o - d_2^* = 24$  і для класу  $X_3^o - d_3^* = 12$ .

Для підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом було реалізовано алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків. При цьому отримані за результатами паралельної оптимізації контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядалися як стартові для їх послідовної оптимізації. Такий підхід дозволив суттєво підвищити оперативність машинного навчання, оскільки послідовна оптимізація контрольних допусків відбувалася в робочій області визначення функції інформаційного критерію (3.2).

На рис. 3.6 показано динаміку зміни максимальних значень усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію при реалізації процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

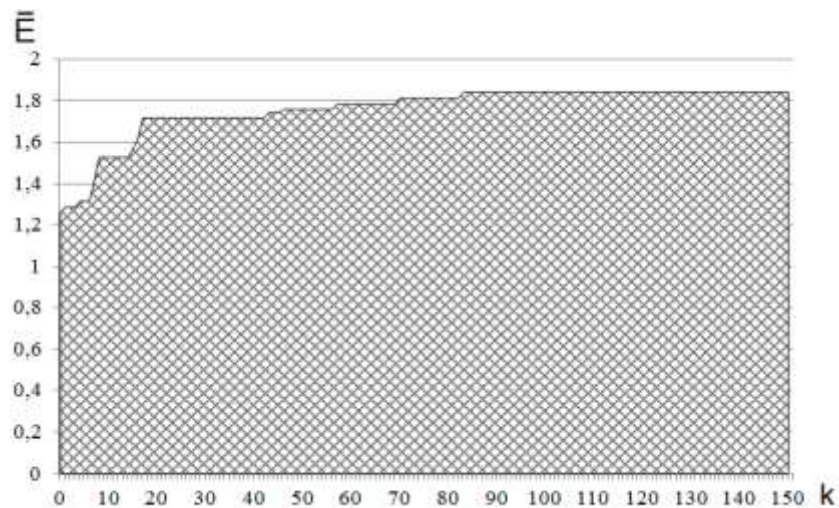


Рисунок 3.6 – Графік зміни максимальних значень інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Оскільки кількість ітерацій послідовної оптимізації визначається кількістю ознак розпізнавання, то аналіз рис. 3.6 показує, що вже на другому прогоні

процедури (3.5) було досягнуто максимальне значення інформаційного критерію оптимізації, яке дорівнює  $\bar{E}^* = 1,8$ , що суттєво перевершує його значення, отримане за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків ознаки розпізнавання.

На рис. 3.7 показано графіки залежності інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, побудовані при одержаних за результатами послідовної оптимізації оптимальних контрольних допусках на ознаки розпізнавання.

## ВИСНОВКИ

За результатами аналітичного огляду науково-патентних публікацій в галузі запропоновано категорійну модель, на базі якої реалізовано в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритми функціонування системи керування протезом руки в режимі машинного навчання.

В процесі машинного навчання системи керування протезом руки здійснено оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання, досліджено їх вплив на функціональну ефективність навчання системи і побудовано вирішальні правила, які дозволили в робочому режимі приймати в реальному темпі часу високо достовірні класифікаційні рішення.

Оскільки нормований критерій не досягає свого граничного максимального значення, то синтезований класифікатор біосигналів не є безпомилковим за навчальною матрицею. Для підвищення функціональної ефективності доцільно збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи керування, що буде предметом подальших досліджень.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування протезом руки / А.С. Довбиш, В.В. Москаленко, В.Ю. П'ятаченко // *Радіоелектронні та комп'ютерні системи*, 2017.–№4.—С. 35–44.
2. Довбиш А. С. Інтелектуальний протез кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів / А.С. Довбиш, В. Ю. П'ятаченко // *Інтелектуальні системи в промисловості і освіті (ІСПО-2017) : тези доповідей Четвертої міжн. наук.-техн. конференції, 29-31 жовтня 2017 р. – Вінниця: ВНТУ, 2017 – С. 38–39.*
3. Москаленко В. В. Метод побудови вирішальних правил для прогнозування порушення умов обслуговування в хмарному середовищі / // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies.* – 2017. – No. 3. – P. 45
4. A. S Moskalenko, V. V. Moskalenko, S. Pimonenko, and A. Korobov, "Development of the method of features learning and training decision rules for the prediction of violation of service level agreement in a cloud-based environment", *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, no. 5/2 (89), pp. 26-33, 2017.(SCOPUS)
5. Moskalenko V.V. Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction / A.G. Korobov, V.V. Moskalenko // *Radio Electronics, Computer Science, Control.* – Запоріжжя : ЗНТУ. – 2017. – №2. – С. 38-45
6. Шелехов И. В .Оперативное распознавание эталонного сигнала при его искажении нелинейным устройством с экспоненциальной статической характеристикой / В. В. Авраменко, И. В. Шелехов, Н. А. Зарецкий // *Радіоелектроніка, Інформатика, Управління.* – Запоріжжя , 2017. – № 1 (40). – С. 50-58.
7. Устройство для управления многофункциональным биоэлектрическим протезом руки [Текст]: пат. 63857 Украина: МПК А61F 2/72/ Чернышев В. П., Чернышев А. А., Чернышев С. А., Семенец В.В.,

Высоцкая Е.В.,; заявитель и патентобладатель Харьк. нац. ун-т радиоэл-ки – № 20112899; заявл. 12.03.2011 ; опубл. 25.10.2011, Бюл. № 20.– 5с.

8. Patent Application Publication. TI: MYOELECTRIC BIONIC ELECTRIC URTIFICIAL HAND HAVING TUCTUAL SENSATION. PA: HANGZHOU ELECTRONIC TECH UNIV, CN. IN: LUO ZHIZENG, CN; XI XUGANG, CN. AD: 02.06.2004. AN: 200420023440. PUB: 21.12.2005.

9. Farrell T. R. A comparison of the effects of electrode implantation and targeting on pattern classification accuracy for prosthesis control / T. R. A Farrell, R.F. Weir // Biomedical Engineering. – IEEE Press, Vol. 55, N. 9. – 2008. – P. 2198-2211.

10. Conradt J. Artificial prosthetic limbs Problems and solutions for connecting brains and robots / J. Conradt // Neuroscientific system theory. – Munich, Germany : TUM. – 2015. – 39 p.

11. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А.Б. Барский. – М.:Финансы и статистика. – 2004. –176 с.

12. Chowdhury R. H. Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques / R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, T. G. Chang // Sensors. – Basel, Switzerland : MDPI. – 2013. – P. 12431-12466.

13. Benatti S. Analysis of robust implementation of an emg pattern recognition based control / S. Benatti, E. Farella, L. Benini, E. Gruppioni // Conference: International Conference on Bio-inspired Systems and Signal. – Angers, France : BIOSIGNALS. – 2014. – P. 45-54

14. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш.– Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.



15. Довбиш А.С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А.С. Довбиш, А.В. Васильєв, В.О. Любчак. – Суми: Видавництво СумДУ, 2013.– 178 с.
16. Хуанг Т. Обработка изображений и цифровая фильтрация / Т. Хуанг – М.: Мир. – 1979. – 315 с.
17. Ciaccio E. Biosignal pattern recognition and interpretation systems: Part I / E. Ciaccio, S. Dunn, M. Akay // IEEE Eng. in Med. Biol. – 1993. – № 13. – P. 89–97.
18. Randen T. Filtering for Texture Classification: A Comparative Study / T. Randen, J. H. Husoy // IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence. – 1999. – vol. 21, no. 4. – P.291–310.
19. Arivazhagan S. Texture Classification Using Gabor Wavelets Based Rotation Invariant Features / S. Arivazhagan, L. Ganesan, S. Padam Priyal // Pattern Recognition Letters. – 2006. – vol. 27, no. 16 . – P. 1976–1982.
20. T. Chang Texture Analysis and Classification with Tree-Structured Wavelet Transform / T. Chang, C. C. J. Kuo // IEEE Transactions on Image Processing. – 1993. – vol.2. – P. 429–441.
21. Сэломон Д. Сжатие данных, изображения и звука / Д. Сэломон. – М.: Техносфера, 2004. – 368 с.
22. Witten R. M. Arithmetic coding for data compression / R. M. Witten, I. H. Neal, J. G. Cleary // Commun. ACM. – 1987.– 30 (6). – P. 520–540.
23. Ramabadran T. V. The use of contextual information in the reversible compression of medical images / T. V. Ramabadran, K. Chen // IEEE Trans. Med. Imag. – 1992. – 11. – P. 185–195.
24. Ziv J. A universal algorithm for sequential data compression / J. Ziv, A. Lempel // IEEE Trans. Inf. Theory. – 1977. – 23. – P. 337–343.
25. Tischer P. E. Context-based lossless image compression / P. E. Tischer, R. T. Worley, A. J. Maeder, M. Goodwin //Comput. J. – 1993. – 36. – P. 68–77.

26. Wu X. Context-based, adaptive, lossless image coding / X. Wu, N. Memon // *IEEE Trans. Commun.* – 1997. – 45(4). – P. 437–444.
27. Strintzis M. G. Optimal biorthogonal wavelet bases for signal representation / M. G. Strintzis // *IEEE Trans. Signal Process.* – 1996. – 44 (6). – P. 1406–1417.
28. Гублер Е.В. Информатика в патологии, клинической медицине и педиатрии / Гублер Е.В. – Л.: Медицина, Ленингр. отд., 1990. – 176 с.
29. Вапник В. Н. Теория распознавания образов / В. Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. – М.: Наука, 1974. – 416 с.
30. Турбович И. Т. Опознание образов. Детерминир.-статист. подход. / Турбович И. Т., Гитис В. Г., Маслов В. К. – М.: Наука, 1971. – 246 с.
31. Анисимов Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений: [Учеб. пособие для студентов вузов.] / Б.В. Анисимов, В.Д. Курганов, В.К. Злобин. – М.: Высш. шк., 1983. – 295 с.
32. Фу К. Структурные методы в распознавании образов / Фу К. – Мир, Москва 1977. – 319 с.
33. Freeman H. Shape description via the use of critical points / H. Freeman // *Pattern recognition.* – 1978. – Vol. 10, № 3. – P. 159-169.
34. Афонский А. А. Цифровые анализаторы спектра, сигналов и логики / А. А. Афонский, В. П. Дьяконов. – М.: СОЛОН-Пресс, 2009. – С. 248.
35. Tsay R. S. Testing and Modeling Threshold Autoregressive Processes. / R. S. Tsay // *Journal of the American Statistical Association.* – 1989. – № 84. – P. 231-240.
36. Dudani S. A. Aircraft Identification by Moment Invariants / S. A. Dudani, K. J. Breeding, R. B. McGhee // *Journal IEEE Transactions on Computers.* – 1977. – Volume 26 Issue 1. – P. 39-46.
37. Косареви́ч Р. Я. Побудова ознак за допомогою обертання об'єкта навколо осі / Р. Я. Косареви́ч // *Праці IV всеукраїнської міжнародної конференції “УкрОБРАЗ-98”.* – Київ, 1998. – С. 151–152.

38. Bonner R. E. A “logical pattern” recognition program / R. E. Bonner // IBM Journal of Research and Development. – 1962. – 6. – P. 353–360.
39. Рвачёв В. Л. Теория R-функций и некоторые ее приложения / Рвачёв В. Л. – Киев: Наук. думка, 1982. – 553 с.
40. Vapnik V. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing. / V. Vapnik, S. Golowich, A. Smola // Advances in Neural Information Processing Systems. MIT Press. – 1997. – №9. – P. 281–287.
41. Cortes C. Support-vector networks / C. Cortes, V. Vapnik // Machine Learning. – 1995. – 20(3). – P. 273–297.
42. Vapnik V. Estimation of Dependences Based on Empirical Data / V. Vapnik, S.Kotz. – Springer, 2006. – 510 p.
43. Хайкин Саймон Нейронные сети: полный курс / Саймон Хайкин. – М.: "Вильямс", 2006. – [2-е изд.]. – 1104 с.
44. Т.Кохонен Самоорганизующиеся карты / Т.Кохонен. – М.: "Бином", 2008. – 656 с.
45. Файнзільберг Л. С. Інформаційні технології обробки сигналів складної форми. Теорія і практика / Файнзільберг Л. С. – НВП "Видавництво "Наукова думка" НАН України", 2008. – 334 с.
46. Ивахненко А. Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами / А. Г. Ивахненко. – М.: Наука, 1970. – 252с.