

УДК 681.518:004.93.1'
УКПП
№ 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
(остаточний)

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

(підпис)

А.С. Довбиш

2019

Рукопис закінчено 20 грудня 2019р.

Результати цієї роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від
26.12.2019 р. № 6

СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР, д-р техн. наук, гол. наук. співроб. (17.12.2019)	А.С. Довбиш (вступ, висновки, підрозділ 1.3)
Відповідальний виконавець: канд. техн. наук, старш. наук. співроб. (17.12.2019)	І.В. Шелехов (підрозділи 2.1, 2.5, 3.4)
Виконавці: Канд. техн. наук, старш. наук. співроб. (17.12.2019)	В. В. Москаленко (підрозділ 3.1)
Провідний інженер (17.12.2019)	Г.В. Токаренко (підрозділ 1.2)
Канд. техн. наук, лаборант (17.12.2019)	В.К. Ободяк (підрозділ 1.2)
Канд. техн. наук, мол. наук. співроб. (17.12.2019)	А. С. Москаленко (підрозділ 2.2)
Аспірант, лаборант (17.12.2019)	В. Ю. П'ятаченко (розділ 2, підрозділи 1.3, 3.6)
Аспірант, інженер (17.12.2019)	М. І. Мироненко (підрозділи 2.3, 3.5)
Аспірант, виконавець договору (17.12.2019)	А. Г. Коробов (підрозділ 3.2)
Студент, виконавець договору (17.12.2019)	Т. Р. Савченко (підрозділ 3.6)
Студент, виконавець договору (17.12.2019)	М. К. Супруненко (підрозділ 3.6)
Канд. техн. наук, виконавець договору (17.12.2019)	В. В. Шендрик (підрозділ 1.2)
Д-р техн. наук, виконавець договору (17.12.2019)	Є. А. Лавров (підрозділ 1.1)
Канд. техн. наук, виконавець договору (17.12.2019)	О. Б. Берест (підрозділ 3.3)

РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 101 с., 27 рис., 1 табл., 38 джерел.

СИСТЕМА КЕРУВАННЯ, БІОСИГНАЛ, ПРОТЕЗ КІНЦІВКИ РУКИ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, НЕІНВАЗИВНА СИСТЕМА ЗЧИТУВАННЯ БІОСИГНАЛІВ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, ІЄРАРХІЧНА СТРУКТУРА ДАНИХ.

Мета роботи – підвищення функціональної ефективності інтелектуальної системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів.

Об'єктом дослідження є процес класифікаційного керування здатним самонавчатися протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів.

Предмет дослідження – категорійні моделі, методи машинного навчання, метод інформаційно-екстремального кластер-аналізу біосигналів і метод перенавчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу.

Розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Розроблено категорійні моделі і на їх базі розроблено алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних. Формалізовано постановку задачі та розроблено і програмно реалізовано алгоритми інформаційного синтезу здатної самонавчатися системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів, яка функціонує в режимах кластер-аналізу біосигналів, що дозволяє автоматично формувати вхідну навчальну матрицю, і факторного кластер-аналізу, що дозволяє автоматично перенавчати систему керування при розширенні алфавіту класів розпізнавання.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	6
ВСТУП.....	7
1 ТЕХНІЧНІ ЗАСОБИ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ПРОТЕЗУ КІНЦІВКИ РУКИ	9
1.1 Інформаційний аспект машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки	9
1.2 Аналіз сучасного стану наукових досліджень по створенню інтелектуального протезу руки	17
1.3 Технічні особливості реалізації протезу кінцівки руки на основі машинного навчання.....	25
2 МОДЕЛЮВАННЯ КОГНІТИВНИХ ПРОЦЕСІВ, ПРИТАМАННИХ ЛЮДИНІ ПРИ ПРИЙНЯТТІ КЛАСИФІКАЦІЙНИХ РІШЕНЬ	31
2.1 Формалізована постановка задачі та категорійні моделі інформаційно- екстремального машинного навчання системи керування протезом з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.....	31
2.2 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно- екстремального кластер-аналізу.....	36
2.3 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно- екстремального факторного кластер-аналізу.....	39
2.4 Формалізована постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізація рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів ознак класів розпізнавання	43
2.5 Категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією словника ознак розпізнавання	47
2.6 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно- екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією кроку квантування за часом.....	52
2.7 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно- екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки за ієрархічною структурою даних.....	55
3 АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІНЦІВКИ РУКИ	60

3.1 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки , яка функціонує в режимі кластер-аналізу біосигналів	60
3.2 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу	68
3.3 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів ознак класів розпізнавання	72
3.4 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією словника ознак розпізнавання	74
3.5 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією ієрархічної структури даних	77
3.6 Результати фізичного моделювання машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки	82
ВИСНОВКИ.....	94
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	96

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ

ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;

КФЕ – критерій функціональної ефективності;

НТР – науково-технічна розробка;

ОПР – особа, що приймає рішення;

СКД – система контрольних допусків;

МСМ – мікро сервомотор

ВСТУП

Основною тенденцією удосконалення протезів руки є надання їм властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому застосування відомих методів інтелектуального аналізу даних, включаючи нейроподібні структури, не забезпечують високу точність і оперативність виконання когнітивних команд особи з інвалідністю. Основною причиною такого стану є ускладнення науково-методологічного характеру, які обумовлені:

- довільними початковими умовами формування біосигналів, що особливо характерно для неінвазивних систем зчитування біосигналів;
- суттєвим перетином класів розпізнавання в просторі ознак розпізнавання;
- впливом неконтрольованих збурюючих факторів.

Тому актуальною проблемою, на вирішення якої спрямовано науково-технічну розробку (НТР), що виконується на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету, є підвищення функціональної ефективності протезу кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Вирішення цієї складної проблеми дозволяє підвищити оперативність і повну ймовірність правильного виконання когнітивних команд при відносно невисокій собівартості протезу. Особливо актуальною тема проекту є для України, де відсутнє виробництво інтелектуальних протезів при високому попиті через бойові дії на Донбасі.

Досягнення поставленої мети в НДР здійснюється шляхом подальшого розвитку створеної в Сумському державному університеті так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування в процесі машинного навчання.

Заключний звіт НТР складається із вступу, трьох розділів, висновків і переліку джерел посилання.

Перший розділ присвячено інформаційному та технічному забезпеченню інтелектуальної системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів.

У другому розділі розглянуто нові категорійні моделі когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. При цьому основну увагу приділено моделюванню процесів машинного навчання системи керування, яка функціонує в режимах кластер-аналізу біосигналів, що дозволяє автоматично формувати вхідну класифіковану нечітку навчальну матрицю з наступною її дефазифікацією в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання, і факторного кластер-аналізу, що дозволяє автоматично перенавчати систему при розширенні алфавіту класів розпізнавання. Крім того, запропоновано категорійні моделі машинного навчання системи керування протезом за ієрархічною структурою даних, Таким чином, у сукупності з результатами, наведеними в проміжних звітах, створено науково-методологічні основи машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, що наділяє систему властивостями адаптивності та самонавчання.

Третій розділ присвячено розробленню алгоритмів інформаційного синтезу системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів на основі запропонованих категорійних моделей інформаційно-екстремального машинного навчання.

Результати наукових досліджень, одержаних виконавцями проекту, опубліковано в працях [1 – 29].

1 ТЕХНІЧНІ ЗАСОБИ ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ПРОТЕЗУ КІНЦІВКИ РУКИ

1.1 Інформаційний аспект машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

Основними проблемами машинного навчання системи керування протезом руки різних ступенів ушкодження, вирішення яких дозволить суттєво підвищити функціональну ефективність протезу шляхом надання його системі керування властивості адаптивності, є формування релевантної навчальної матриці і створення методу машинного навчання на основі моделі когнітивних процесів, притаманних людині при побудові та прийнятті класифікаційних рішень. Згідно з метою НДР такий метод машинного навчання запропоновано в рамках розробленої авторами проекту так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, в основу якої покладено максимізацію інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі її машинного навчання. Основна перевага запропонованих категорійних моделей інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки перед відомими методами інтелектуального аналізу даних, включаючи нейроподібні структури, полягає в тому, що вони розроблені в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів людини. Завдяки цьому навчена система керування протезом кінцівки руки відрізняється гнучкістю при розширенні простору ознак і алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудовані за результатами машинного навчання в рамках геометричного підходу високо достовірні вирішальні правила характеризуються високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень і є практично інваріантні до багато вимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання.

Для формування вхідної навчальної матриці пропонується підхід, який полягає через втрату сенсорної функції пошкодженої кінцівки руки зчитувати біосигнали з електроміографічних датчиків, розташованих на кінцівці

непошкодженої руки. Такий підхід дозволяє розв'язати задачу ідентичності біосигналів відповідним класам розпізнавання, що неможливо зробити при зчитуванні біосигналів з електроміографічних датчиків, розташованих на кінцівці пошкодженої руки. По суті такий підхід забезпечує можливість керування протезом кінцівки руки або маніпулятором робото технічного комплексу. Але при цьому недоліком для користувача протезом є той факт, що на період функціонування протезу в робочому режимі непошкоджена рука не використовується через імітацію відповідних рухів протезу. Усунення цього недоліку може здійснюватися в рамках розробленого при виконанні НДР методу інформаційно-екстремального машинного навчання шляхом нормалізації по амплітуді і часовому інтервалу біосигналів, які зчитуються з електроміографічного датчика, розташованого на кінцівці пошкодженої руки. При цьому такий процес нормалізації здійснюється безпосередньо в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання шляхом оптимізації за інформаційним критерієм амплітудно-частотних параметрів біосигналів з метою їх наближення до еталонних (усереднених) біосигналів, отриманих з аналогічного датчика, розташованого симетрично на непошкодженій руці. Але практичну реалізацію ідеї такої нормалізації планується здійснити в перспективних дослідженнях шляхом проведення додаткових експериментальних досліджень з користувачами інтелектуального протезу кінцівки руки в закладах охорони здоров'я та соціального захисту населення України.

При формуванні вхідного математичного опису системи керування протезом кінцівки руки для заданого алфавіту $\{X_m^o\}$, $m = \overline{1, M}$ класів розпізнавання, які характеризують можливі функціональні стани керованого протезу, формується вхідна навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(i)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, де N – кількість ознак розпізнавання; n – кількість векторів-реалізацій класу розпізнавання. При цьому для кожної когнітивної команди на виконання заданого руху формується багатовимірний структурований за часом зчитування біосигналів із електроміографічного датчика вектор ознак розпізнавання $\{y_{m,i}^{(i)} \mid i = \overline{1, N}\}$, При

цьому здійснювалася нормалізація біосигналу шляхом його квантування із заданим періодом на заданому часовому інтервалі.

Реалізації вхідної навчальної матриці складалися із квантованих за часом послідовностей значень біосигналів, які зчитувалася з електроміографічного датчика, розташованого на неушкодженій руці як показано на рис. 1.1 при виконанні основних рухів її кінцівки.

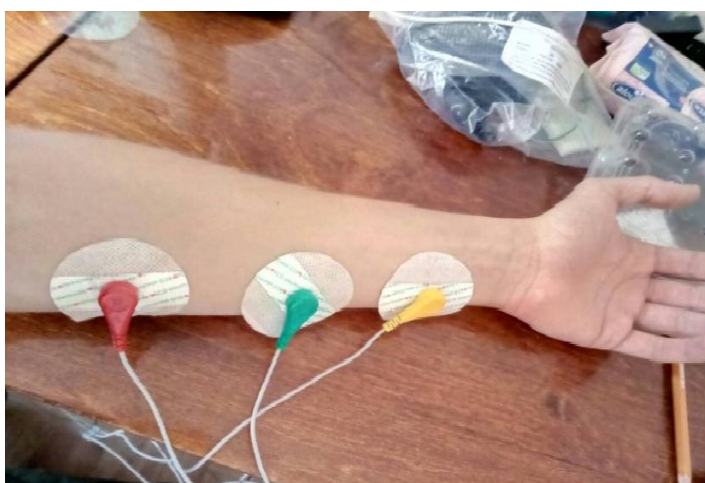
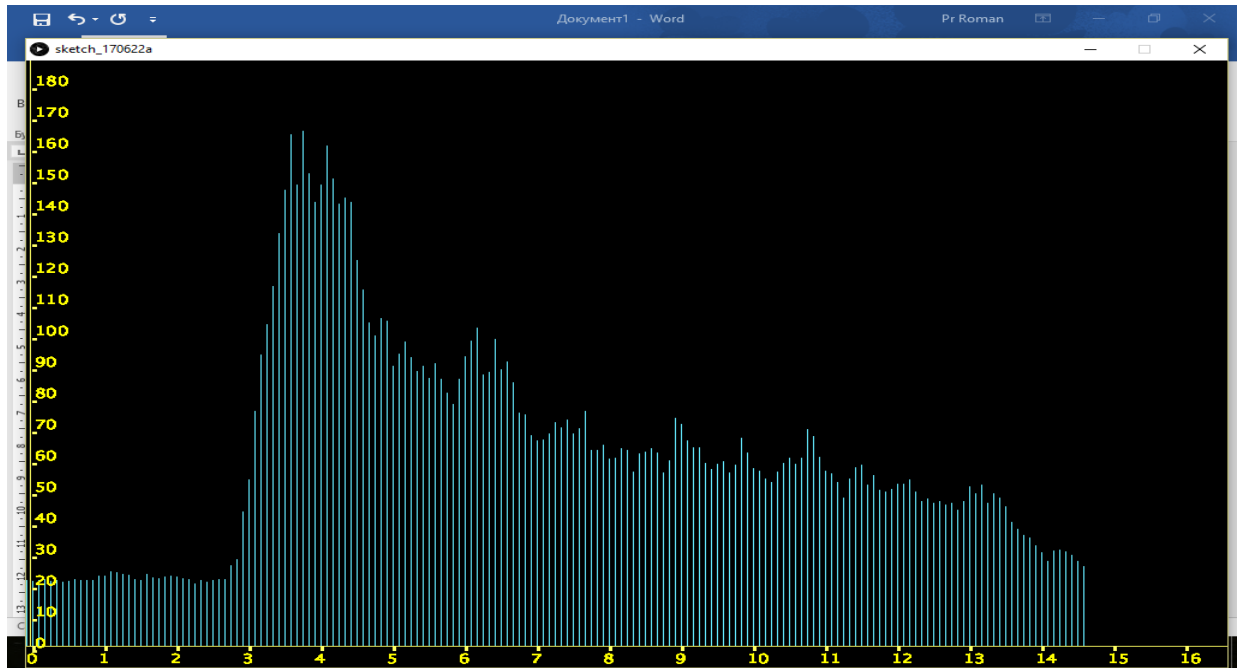
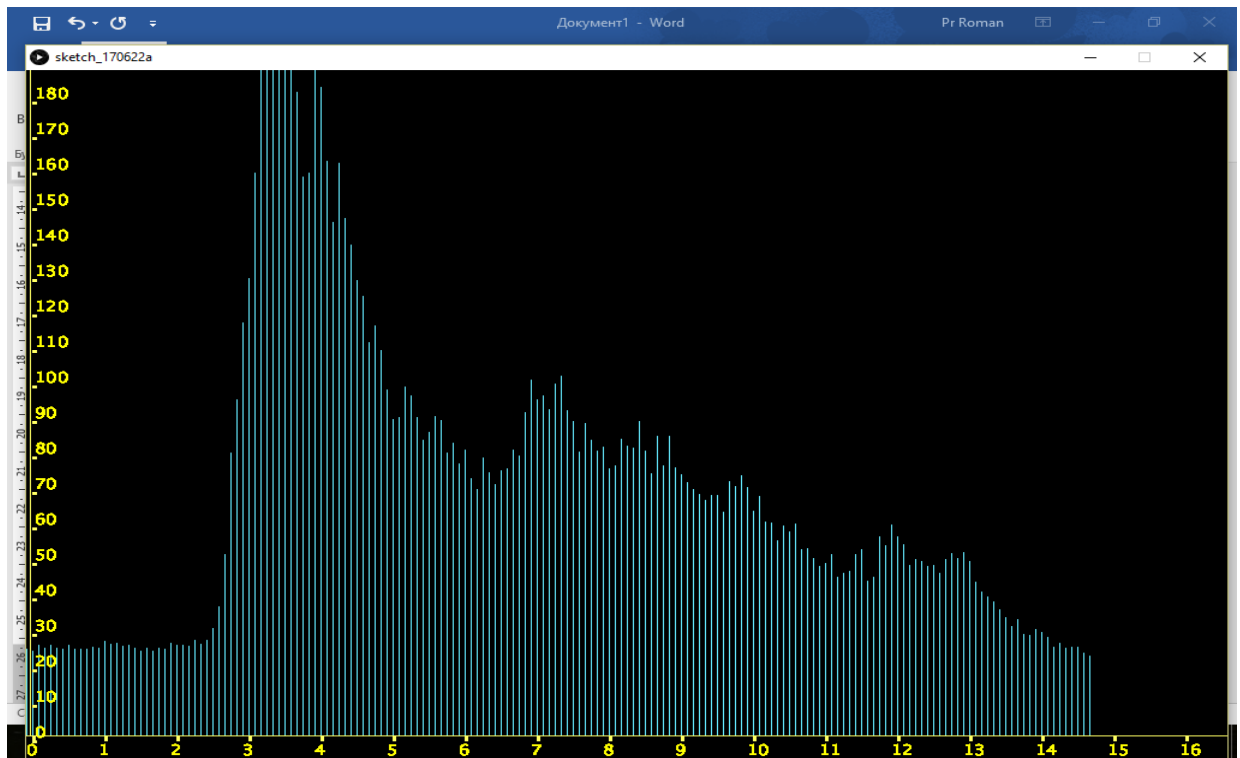
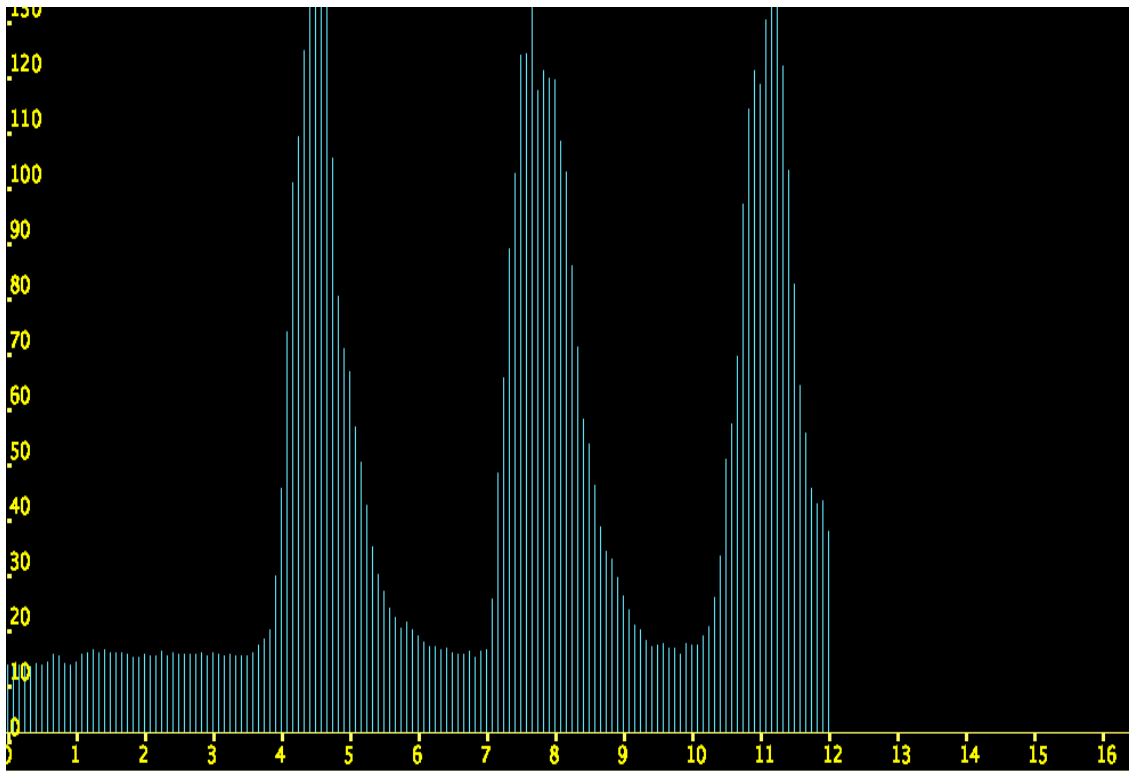


Рисунок 1.1 – Розташування електродів міографічного датчика на руці

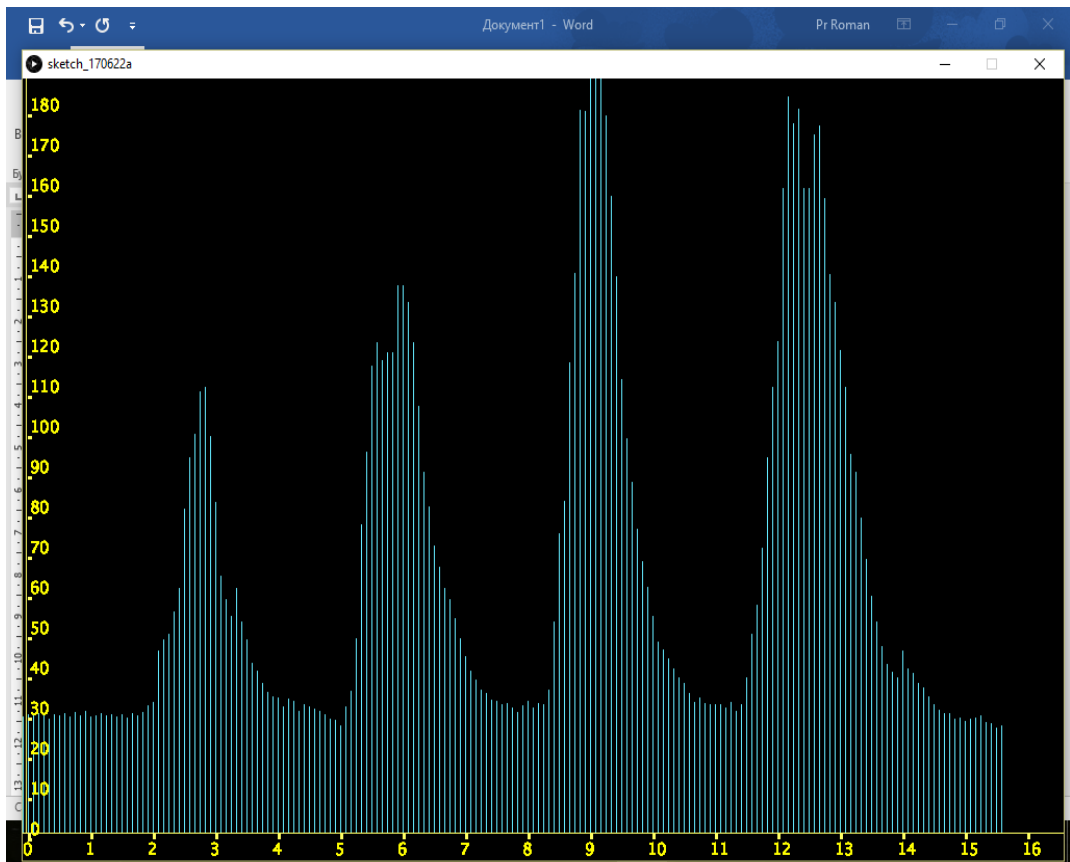
При цьому було сформовано алфавіт, який складався із восьми класів розпізнавання. Кожний клас розпізнавання характеризував основні рухи кінцівки руки: клас X_1^o – «Згинання долоні», клас X_2^o – «Розгинання долоні»; клас X_3^o – «Стискання долоні», клас X_4^o – «Згинання вказівного пальця», клас X_5^o – «Згинання середнього пальця», клас X_6^o – «Згинання безім'яного пальця», клас X_7^o – «Згинання мізинця» і клас X_8^o – «Поворот лівої кінцівки руки вправо на 90° ».

На рис. 1.2 показано скрин-шоти типових для заданого алфавіту класів розпізнавання біосигналів, які зчитувалися з електроміографічного датчика.

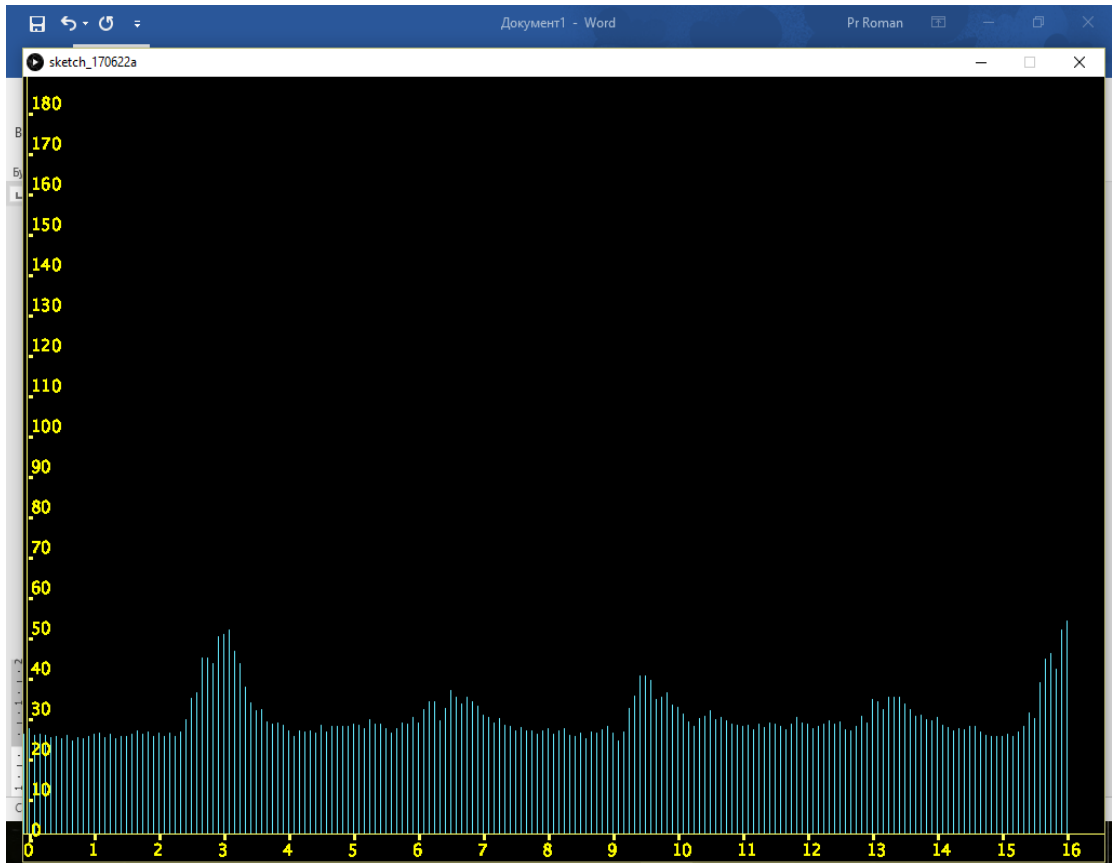
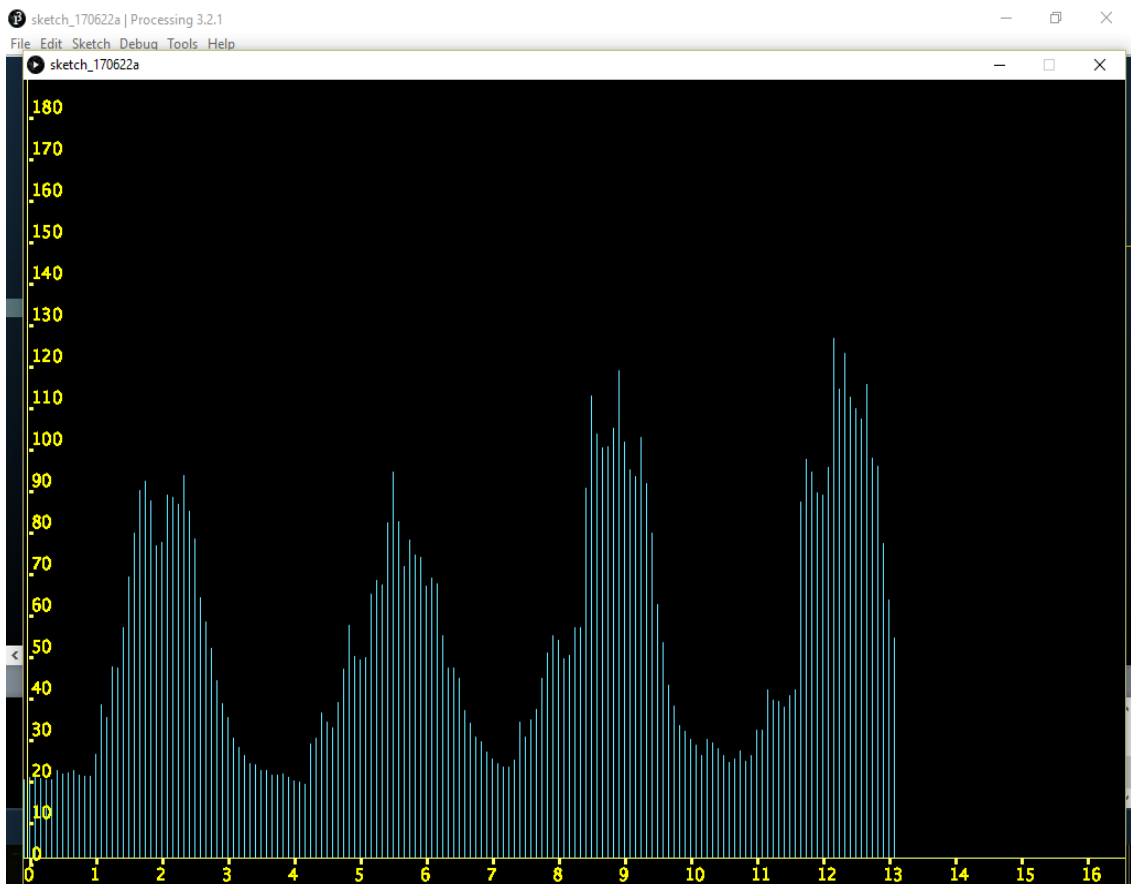
*a**б*

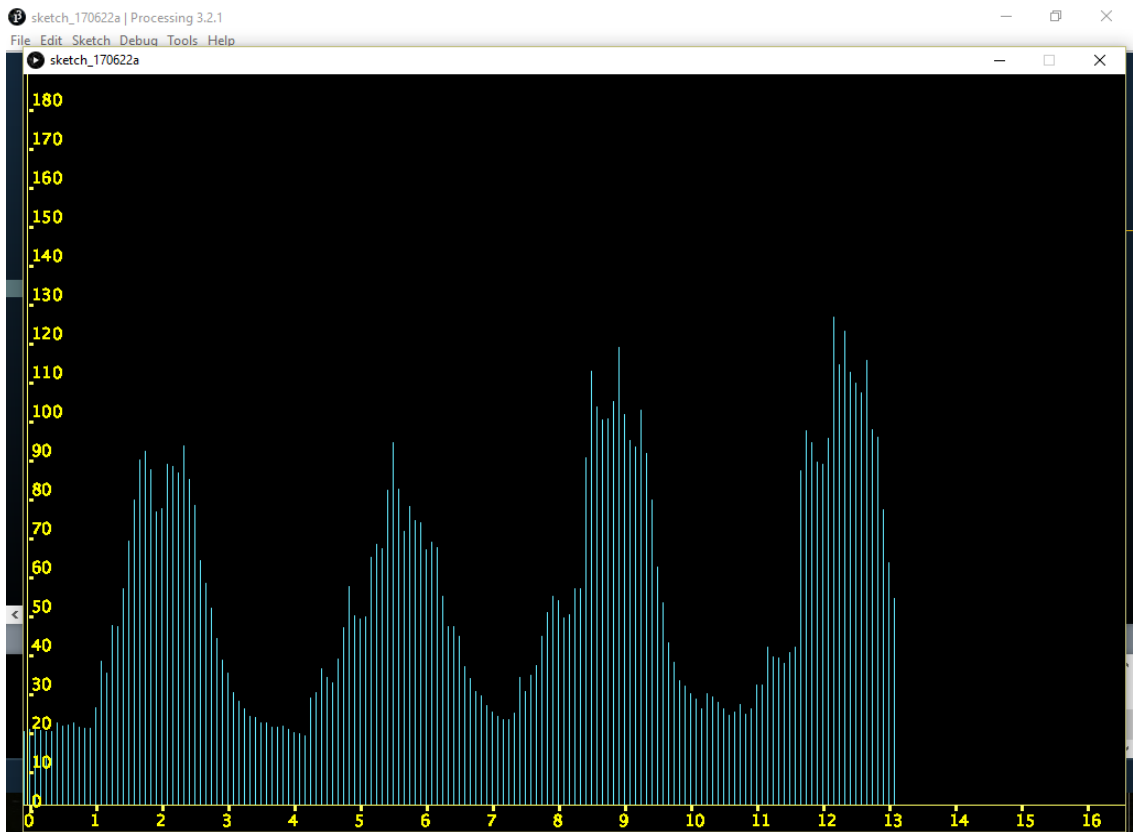
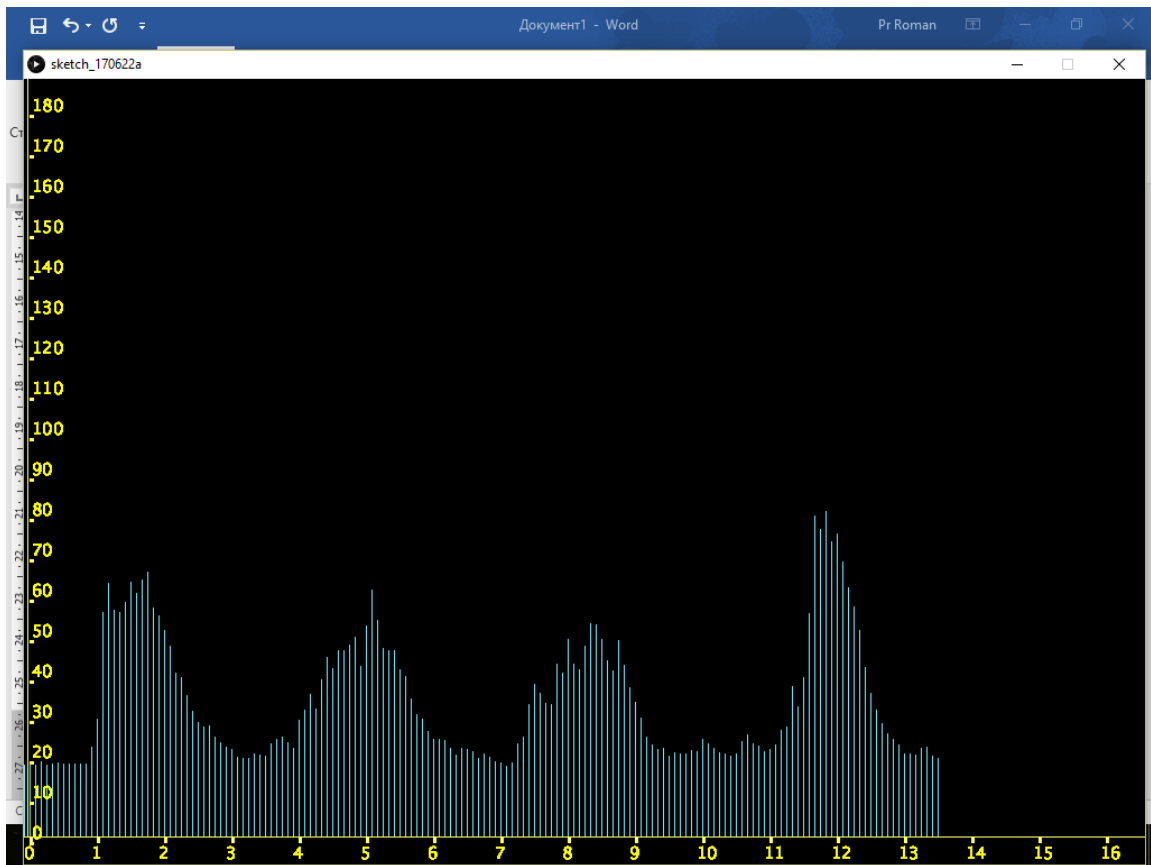


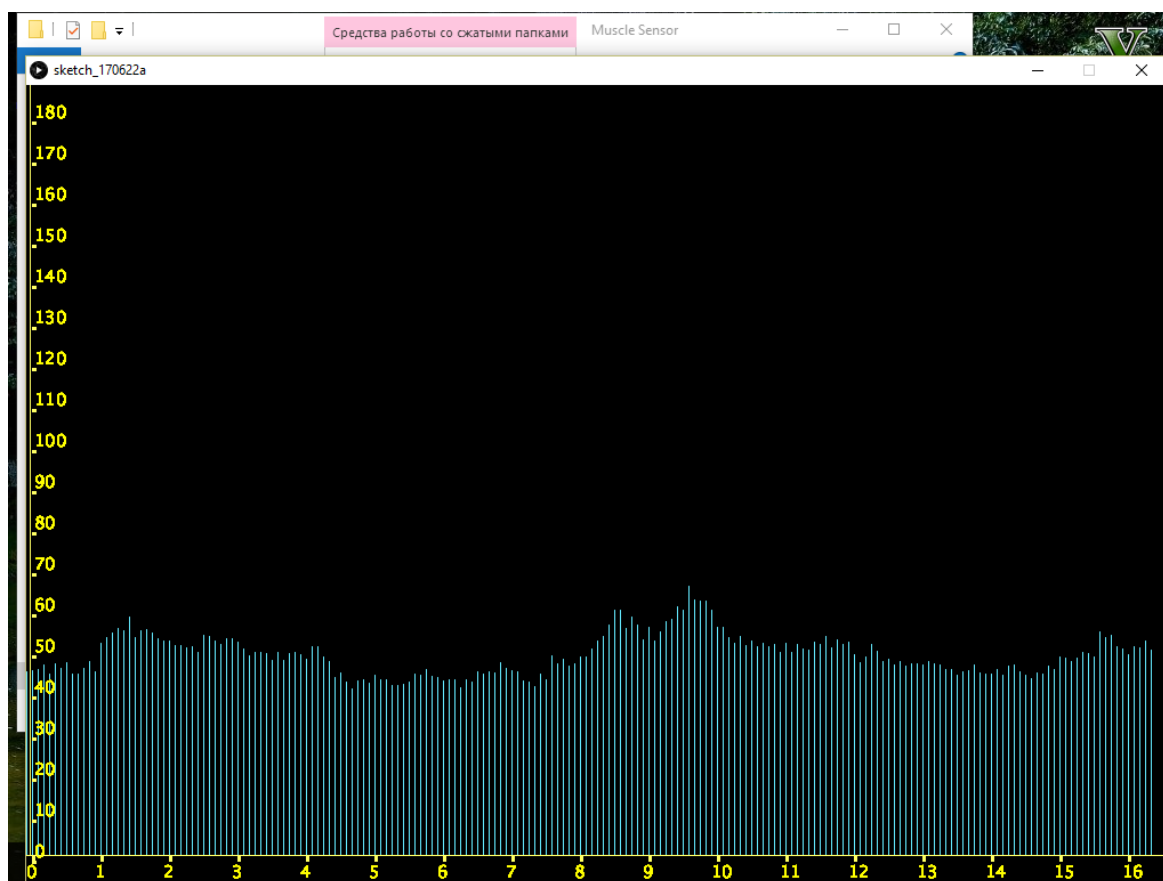
6



2

*d**e*

 ϵ  $\mathcal{J}\mathcal{C}$



3

Рисунок 1.2 – Приклади типових біосигналів з виходу електроміографічного датчика: *а* – перша реалізація класу розпізнавання «Згинання долоні»; *б* – друга реалізація класу розпізнавання «Згинання долоні»; *в* – клас розпізнавання «Розгинання Долоні»; *г* – клас розпізнавання «Стискання долоні при утриманні предмету»; *д*– клас розпізнавання «Згинання вказівного пальця»; *е* – клас розпізнавання «Згинання середнього пальця»; *є* – клас розпізнавання «Згинання безім'яного пальця»; *ж* – клас розпізнавання «Згинання мізинця»; *з* – клас розпізнавання «Поворот лівої кінцівки руки вправо на 90° »

На показаних на рис. 1.2 осцилограмах біосигнали вимірялися по ординаті в мілівольтах, а по вісі абсцис – в мілісекундах. При цьому показники на часовій вісі необхідно збільшити в 100 разів. Аналіз рис. 1.2 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. З метою фільтрації шуму зчитування біосигналу починалося з моменту досягнення його амплітудою порогового значення, яке дорівнювало 30 mV. На рис. 1.2а і рис. 1.2б для прикладу показано реалізації двох біосигналів, які належать одному класі, тобто вони є результатом двох однакових за змістом когнітивної команди. Аналіз показує, що вектори реалізації одного класу розпізнавання як правило відрізняються за амплітудою, що обумовлює наявність їх нечіткої компактності, тобто вхідна навчальна матриця є нечіткою, а класи розпізнавання перетинаються в просторі ознак.

При формуванні навчальної матриці крок квантування біосигналів, показаних на рис. 1.2, складав 10 мілісекунд, а інтервал квантування – 1,6 с. Таким чином, структурований вектор-реалізація одного класу розпізнавання складався із 160 ознак розпізнавання, які дорівнювали дискретним значенням біосигналів, що зчитувалися послідовно з виходу електроміографічного датчика.

1.2 Аналіз сучасного стану наукових досліджень по створенню інтелектуального протезу руки

Аналіз сучасного стану і тенденцій розвитку інтелектуальних протезів руки показує, що в теперішній час створена необхідна матеріально-технічна база для їх практичної реалізації. При цьому розширення функціональних можливостей інтелектуальних протезів залежить від успішності подолання ускладнень науково-методологічного характеру, пов'язаних із вирішенням проблеми моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при побудові вирішальних правил і прийнятті класифікаційних рішень. Основним напрямом сучасного розвитку інтелектуальних процесів є застосування напрацювань в області людино-машинної взаємодії з елементами доповненої та віртуальної реальностей на основі машинного навчання та розпізнавання образів. У найбільшій мірі технічним можливостям реалізації ідей і методів цього напрямку відповідає протез, опис якого наведено в праці [30]. В цьому протезі як і в попередніх відомих

розробках використовується електроміографічне керування електромеханічним протезом кінцівки руки. Електроміографічне керування є найбільш поширеним і фактично єдиним методом, який застосовується при виробництві протезів руки. При електроміографічному контролі м'язову активність оцінюють за допомогою електроміографії. Отримані біосигнали обробляються з метою відображення когнітивних команд користувача і формування відповідних керуючих сигналів на виконавчі пристрої протезу руки. Причинами використання електроміографічних сигналів є можливість реалізації підсвідомого когнітивного керування і відносно простий інтерфейс. Цей метод керування знаходиться в центрі уваги дослідників на протязі багатьох років, але в теперішній час стало зрозуміло, що утворився великий розрив між напрацьованим та випробуваним в наукових лабораторіях і тим, що було фактично реалізовано в робочих комерційних пристроях. Але обмеження цього підходу стають все більш очевидними при порівнянні із сучасними протезами руки, які випускаються на ринок, провідними світовими виробниками, наприклад, Otto Bock Michel-angelo Hand, Touch Bionics i-Limb, RSLSteeper Bebionic Hand. Ці системи представляють собою складні електромеханічні пристрої з декількома ступенями свободи. Керування такою гнучкою системою представляє складну задачу, яку важко інтегрувати в класичний сценарій ведучий-відомий, в якому користувач повинен контролювати всі аспекти виконання протезом когнітивної команди. Відомо, що при ампутації людина втрачає сенсорні функції. Протез може в деякій мірі відновити рухомі функції, але ні один із існуючих пристроїв не забезпечує будь-який сомато-сенсорний зворотний зв'язок, наприклад, торкання, сила утримання, положення суглобів тощо. Ідея встановлення зворотного зв'язку від протезу вже давно розглядається науковцями з метою відновлення за допомогою сенсорної заміни втраченого відчуття. При такому підході інформація, яка сприймалася втраченою кінцівкою, доставляється шляхом стимулювання альтернативного незіпсованого сенсорного каналу. Наприклад, протез може бути облаштований датчиками, які вимірюють силу контакту та кути суглобу, а інформація від цих датчиків може доставлятися шляхом стимуляції шкіри уцілілої кінцівки. Найбільш поширеними

способами активації тактильного відчуття є електрична та пряма механічна стимуляція, наприклад, мініатюрними вибромоторами. Але такий простий спосіб не дозволяє побудувати достатньо результативний канал зворотного зв'язку через обмежену передачу інформації від тактильного відчуття, яке штучно стимулюється. Тому найбільш перспективним напрямом подальшого розвитку досліджень в галузі протезування руки є побудова зворотного зв'язку шляхом встановлення людино-машинної взаємодії з елементами доданої реальності. В праці [30] згідно з цією концепцією запропоновано протез кінцівки руки, функціональна схема якого показана на рис. 1.3.

Винахід відноситься до області керування протезом кінцівки руки (2), який містить набір виконавчих механізмів. При цьому блок (1) керування містить перший інтерфейс (8) для приєднання блоку керування до протезу і другий інтерфейс (7) для приєднання блоку керування до блоку збору даних (4, 5, 6, 18), який містить один або декілька електроміографічних датчиків. Блок керування має в своєму складі блок оброблення (10), який безпосередньо аналізує отримані неінвазивною системою зчитування біосигнали і формує відповідні керуючі сигнали для виконавчих пристроїв протезу кінцівки руки. При цьому блок керування має можливість видавати на виконавчі пристрої різні комбінації керуючих сигналів, які здатні викликати автоматично як одиночні кроки, так і послідовність більш складних рухів протезу кінцівки руки.

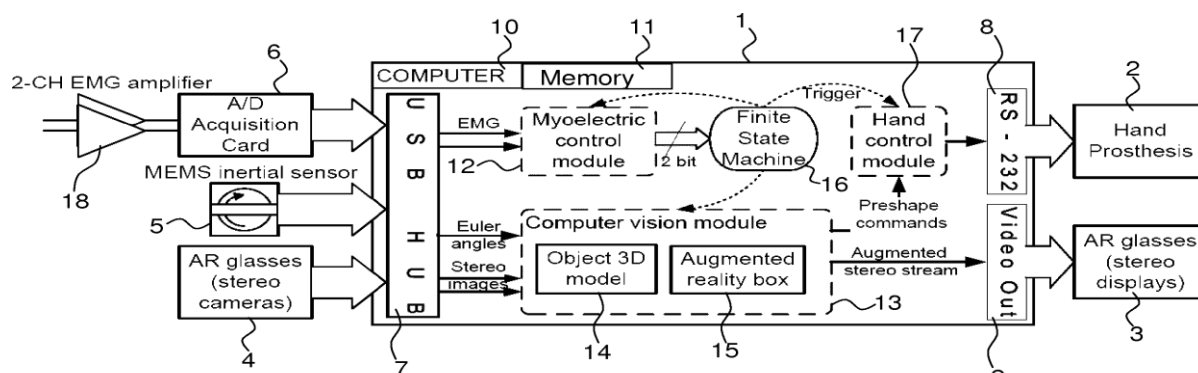


Рисунок 1.3 – Структурна схема інтелектуального протезу кінцівки руки: 1 – блок керування, 2 – протез руки, 3 – AR-окуляри (стерео дисплеї), 4 – AR Glasses

(stereo cameras) – стереокамери, 5 – inertial sensor – инерційний датчик, 6 – Acquisition card – карта отримання, 7 – USB хаб, euler angles – кути Ейлера, 8 – stereo images – стереозображення, 9 – computer vision module – модуль комп'ютерного зору, 10 – Комп'ютер, 11 – Пам'ять, 12 –електроміографічний модуль керування, 14 – 3D-модель об'єкту, 15 - коробка доповненої реальності, 16 – концевий автомат, 17 – жорсткий модуль керування, 18 – Amplifier – підсилювач попередньої форми, preshape commands – команди, augmented stereo stream – розширений стереопотік, video out – відео вихід.

Таким чином, блок керування діє як штучний контролер, зроблений більш «інтелектуальним», і може додавати автономні рішення згідно з намірами користувача і автоматично виконувати безліч кроків керуючого впливу. При цьому етапи дії, які автоматично виконуються блоком керування, можуть здійснюватися одночасно, або послідовно. Крім того, може бути успішно реалізована комбінація деяких одночасно виконуваних етапів і деяких послідовно виконуваних етапів із заданої множини етапів керуючого впливу.

Сучасний стан контролю активних процесів показує, що існуючі методи контролю мають серйозні обмеження при керуванні складними інтелектуальними протезами руки. Наприклад, в сучасних протезах рук реалізовано кілька типів захоплення, таких як бічне, долонною або фіксує загарбання. Якщо зап'ястя або лікоть також керувані, як, наприклад, в Dynamic Arm від Otto Bock, орієнтація руки і кисті також повинна бути відрегульована. Оптимальне використання залежить від характеристик цільового об'єкта, наприклад, долонного захоплення для пляшки і бічного захоплення для ключа. При звичайному міоелектричному управлінні користувач, керуючий протезом, повинен виконувати кілька послідовних кроків кожен раз, коли він хоче захопити об'єкт:

- 1) аналізувати об'єкт і вибрати кращий при такому захваті;
- 2) генерувати сигнали для вибору певного типу захоплення (наприклад, кілька коротких скорочень м'язів);

3) відрегулювати розкриття руки таким чином, щоб цільовий об'єкт міг відповідати (наприклад, кілька довших скорочень м'язів);

4) наказувати руці закрити (наприклад, одне довге скорочення м'язів).

Якщо, крім того, необхідно відрегулювати зап'ястні і ліктьові суглоби, користувач повинен перемкнутися в режим керування суглобами, стискаючи м'язи, а потім генеруючи сигнали для переміщення суглобів. Отже, користувач повинен пройти послідовність кроків, один за іншим, контролюючи різні аспекти протезної системи. Звичайно цей процес може бути складним і довгим для користувача. Він повинен пам'ятати послідовність, генерувати правильні командні сигнали, змінювати режими (наприклад, від вибору захоплення до закриття / відкриття руки) і запам'ятовувати доступні варіанти (наприклад, скільки типів захоплення і в якому порядку). Цей процес стає більш складним для користувача, так як гнучкість пристрою збільшується за рахунок введення більшої кількості типів захоплення або більш контрольованих сполук. Ці недоліки можуть бути подолані за допомогою винаходу з людино-машинною взаємодією, приклад якого розглядається в праці [30]. У винаході блок керування виконаний з можливістю прийому даних через другий інтерфейс від пристрою збору даних, які містять тривимірну інформацію, включаючи інформацію про глибину, зокрема тривимірну інформацію з навколишніх областей кінцівки пристрою. З такою тривимірною інформацією, що включає в себе інформацію про глибину, можливості користувача керувати пристроєм кінцівок додатково оптимізуються. У пристрої [] блок керування виконаний з можливістю прийому даних через другий інтерфейс від пристрою збору даних, який містить, щонайменше, одну з наявних камер даного пристрою камеру тривимірного сканування, якими можуть бути камери стереобачення, лазерного сканування, сканування білого світла і блок інерційного зчитування. Це дає можливість системі керування отримувати додаткову інформацію для автоматичного керування протезом кінцівки руки. У пристроях попереднього рівня техніки відсутність зворотного зв'язку від протеза є недоліком для користувачів, що впливає на продуктивність і прийняття системи. Ідея винаходу полягає в наданні користувачу можливості візуально контролювати

протез при його дії щодо об'єкту, який він збирається схопити. При захопленні об'єкту, у користувача немає явної інформації щодо згенерованої контактної сили, і це може привести до не виконання когнітивної команди. У запропонованому винаході можна автоматично виконувати кілька типів рухів захоплення, особливо більш чутливим чином, ніж з пристроями попереднього рівня техніки. Наприклад, можна виконувати деякі кроки керуючого впливу повністю автоматично, такі як вибір типу та розміру захоплення і орієнтація руки і / або руки пристрої для кінцівок без необхідності участі користувача. В результаті управління спрощується, а когнітивне навантаження на користувача зводиться до мінімуму. Крім того, контур керування тепер замкнений, надаючи користувачу збагачену інформацію про поточний стан кінцевого пристрою. Зокрема, збагачена інформація може містити візуальну інформацію з камери і / або пристрою 3D-сканування. Інерційний чутливий блок може містити один або кілька акселерометрів, гіроскопів і магнітометрів. Як пристрій 3D-сканування може бути, наприклад, пристрій для стереоскопічної камери, лазерно скануючий пристрій, радіолокаційний пристрій тощо.

Блок керування містить третій інтерфейс для його з'єднання з пристроєм візуального виведення, яке буде використовуватися користувачем пристрою кінцівок. При цьому блок керування виконаний з можливістю виведення візуальних даних на пристрій візуального виведення на основі даних, отриманих від пристрою збору даних. Це має ту перевагу, що інформація може бути передана користувачеві візуальними засобами, які забезпечують високу пропускну здатність при розпізнаванні інформації користувачем. Візуальний пристрій являє собою пристрій доповненої реальності стереобачення, яке призначене для носіння користувачем пристрою кінцівок, дозволяючи виводити візуальну інформацію користувачеві, яка містить, щонайменше, тривимірну інформацію, включаючи інформацію про глибину. Це має ту перевагу, що візуальна інформація, яка повинна бути представлена користувачеві, може бути додатково збагачена за допомогою доповненої реальності і стереобачення. Блок керування виконаний з можливістю виведення візуальних даних в пристрій візуального виведення, що

показує положення суглобів кінцевого пристрою. Це має ту перевагу, що користувач може візуально контролювати роботу кінцевого пристрою за допомогою додаткової візуальної інформації в порівнянні зі звичайним, прямим переглядом кінцевого пристрою. При цьому блок керування виконаний з можливістю виведення маркувального сигналу на пристрій візуального виведення на основі внутрішнього вибору об'єкта, який повинен бути захоплений за допомогою кінцевого пристрою – маркувальний сигнал, що відзначає обраний об'єкт на пристрої візуального виведення. Це має ту перевагу, що користувач може використовувати пристрій для кінцівок більш спонтанно і інтуїтивно, ніж пристрої попереднього рівня техніки. Крім того, блок керування виконаний з можливістю обчислення тривимірної орієнтації кінцевого пристрою або його частини з даних, отриманих від пристрою збору даних. Крім того, блок керування містить інший інтерфейс для його з'єднання з пристроєм зворотного зв'язку, що забезпечує зворотний зв'язок з користувачем пристрою кінцівок, причому блок керування виконаний з можливістю виведення даних зворотного зв'язку в пристрій зворотного зв'язку на основі даних, отриманих від пристроїв збору даних. Через пристрій зворотного зв'язку користувачеві може бути надано додатковий або альтернативний зворотний зв'язок через візуальний канал.

Перевага розглянутого винаходу полягає в тому, що блок керування діє як інтелектуальний контролер, здатний формувати автономні рішення згідно з когнітивними командами особи, що приймає рішення (ОПР) і відповідно автоматично виконувати необхідні керуючі дії.

У розглянутому пристрої пропонується концептуальний прорив у порівнянні з концепціями попереднього рівня технічних рішень. Розглянутий пристрій відповідає останнім науково-технічним досягненням у створенні сучасних протезів руки. Але його практична реалізація пов'язана з необхідністю подолання ряду ускладнень для гарантування високої функціональної ефективності протезу кінцівки руки:

- 1) забезпечення зворотного зв'язку через оптичний канал дозволяє надавати системі керування додаткову інформацію з метою підвищення точності виконання

когнітивних команд, але не вирішує головну проблему сучасного протезобудування – досягнення високої достовірності розпізнавання біосигналів і високої оперативності виконання когнітивних команд ОНР;

2) наявність додаткового обладнання (окуляри доданої реальності, дисплей, відео карти, датчики стереобачення тощо), що суттєво збільшує собівартість виготовлення протезу руки.

На думку виконавців НТР єдиним перспективним шляхом подолання вищенаведених ускладнень є створення інтелектуального протезу руки на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Саме завдяки машинному навчанню система керування набуває властивості адаптивності. Разом з тим цей патент може розглядатися як прототип для здатного навчатися протезу кінцівки руки з корекцією по оптичному каналу.

При цьому найскладнішими задачами підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки є:

1) формування вхідної навчальної матриці для заданого алфавіту класів розпізнавання через втрату сенсорних функцій ампутованої кінцівки;

2) створення методу машинного навчання, який дозволяє будувати високо достовірні та оперативні вирішальні правила для класифікації біосигналів відповідних когнітивних команд ОНР.

Застосування традиційних методів інтелектуального аналізу даних Data Mining, включаючи штучні нейронні мережі [31], 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 руки згідно з працею [30] 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 оптимізацією параметрів

функціонування системи керування, включаючи параметри оброблення біосигналів.

Одним з перспективних напрямів створення системи керування протезом кінцівки із неінвазивним способом зчитування біосигналів є застосування розробленої в Сумському державному університеті так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання. Основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в можливості адаптації вхідного математичного опису системи до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. 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 протезом кінцівки руки.

1.3 Технічні особливості реалізації протезу кінцівки руки на основі машинного навчання

Для створення протезу, наближеного за функціональними можливостями до непошкодженої кінцівки руки, потрібно розглянути анатомічну будову кісток та м'язів звичайної руки людини, яка складається з плеча, передпліччя та кисті, котра найскладніша у своїй будові і також поділяється на зап'ястя, п'ястя та пальці. В НТР під терміном «кінцівка руки» буде розумітися частина руки нижче передпліччя, що зменшує кількості степенів свободи, але дозволяє сконцентрувати дослідження на створенні методу машинного навчання системи керування протезом з високою функціональною ефективністю, яка включає такі важливі показники як повні ймовірність правильного виконання когнітивних команд ОПР, так і оперативність їх виконання.

Палець людини поділений на фаланги, що забезпечує стискання долоні у кулак. За це відповідають суглоби та сухожилля, які дуже міцні і водночас еластичні. Для руху пальців недостатньо одних суглобів та сухожиль, тому на долоні людини присутні м'язи, які разом з сухожиллям надають можливість руці міцно стискати долоню. Важливим фактором є те, що сухожилля проходять від кінцівки пальця до самого передпліччя, що також набагато збільшує силу, яку треба прикласти для того, щоб розтиснути долоню.

Сучасні механічні та автоматизовані пристрої, зокрема промислові маніпулятори найчастіше складаються з металевих деталей та мають велику вагу. Для підприємства чи цеху ці фактори не мають великої ролі, але коли мова йде про електронно-механічний пристрій, який приєднаний до людини, ці фактори відіграють велику роль, так як перевантажують тіло людини. В такому випадку цей механізм перетворюється з допоміжного у заважаючий.

Значно краще, якщо механічна частина буде легкою і водночас функціонально-гнучкою, тому такий матеріал як пластмаса є найбільш вдалим для використання. Проте при виборі матеріалу слід врахувати той факт, що зараз існує безліч видів пластику – від гнучкого до твердого, від хімічно безпечного для людини і навпаки отруйного для неї.

Звичайний процес створення пластмасової руки дуже складний і вимагає багато ресурсів. Проте 3D-друк вдало вирішує цю проблему. Він забезпечує малі затрати виробництва і велику точність виробів із пластику та навіть з металу. Тому ця технологія якнайкраще підходить для виконання легкого та конструктивно точного механічного виробу.

На рис. 1.3 показано дослідний зразок інтелектуального протезу кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів, виготовлений за допомогою 3D-друку в лабораторії інтелектуальних систем кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету.

Рух пальців маніпулятора здійснюється завдяки протягнутому уздовж пальця з передньої та задньої сторони тросика. Тросик, проходячи через

спеціальні отвори у пальцях, розміщується у канавці рифленого підшипника. Далі тросик натягується відповідним мікросервомотором (МСМ), розташованим в середині корпусу протезу кінцівки руки. При обертанні МСМ тросик натягується, завдяки чому відбувається стискання пальця. На МСМ встановлені редуктори, які зменшують швидкість обертів, але при цьому збільшують момент крутіння, що забезпечує міцне стискання усіх пальців руки.

Відомі існуючі системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів, недоліками яких є невисокі оперативність і повна ймовірність розпізнавання біосигналів.

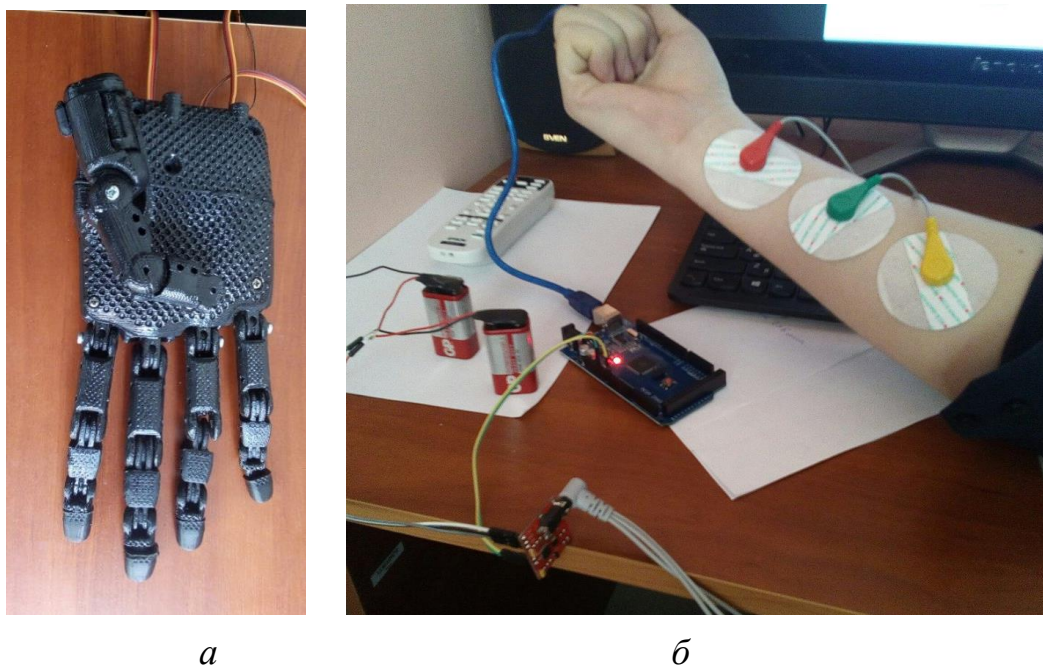


Рисунок 1.4 – Дослідний зразок інтелектуального протезу кінцівки руки: *а* – роздрукована на 3-D принтері пластмасова оболонка руки; *б* – електроміографічний датчик, підключений до руки людини

З метою підвищення функціональної ефективності протезу руки було запропоновано патент [32], в якому автори домоглися підвищення функціональності протезу за рахунок швидкого підключення виконавчих механізмів і керування ними, а також можливість внесення та підключення індивідуальних програм реалізації конкретних рухів. Але при цьому виникає

проблема зменшення ймовірності конфлікту під час виконання певної функції на основі отриманих сигналів від м'язів та функцією заданою програмою.

Крім того, відомий винахід [33], згідно якого протез містить два електроміографічні датчики, аналого-цифровий перетворювач, підсилювачі сигналу та мікропроцесор, що обробляє інформацію отриману від електроміографічних датчиків і формує режим руху, який необхідно виконати. При цьому відмінністю пристрою є наявність тактильних датчиків, що дозволяє протезу відчувати та розпізнавати поверхню і самостійно регулювати силу стискання предметів. Недоліком такого протезу є використання нейроподібної структури для розпізнавання біосигналів, яка є чутливою до багато вимірності словника ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання. Крім того, нейроподібні структури характеризуються негнучкістю при розширенні алфавіту класів розпізнавання, що потребує перепрограмування системи керування при її перенавчанні, і невисокою оперативністю виконання когнітивних команд, яка суттєво залежить від потужності алфавіту класів розпізнавання.

На рис. 1.5 показано функціональну схему здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки

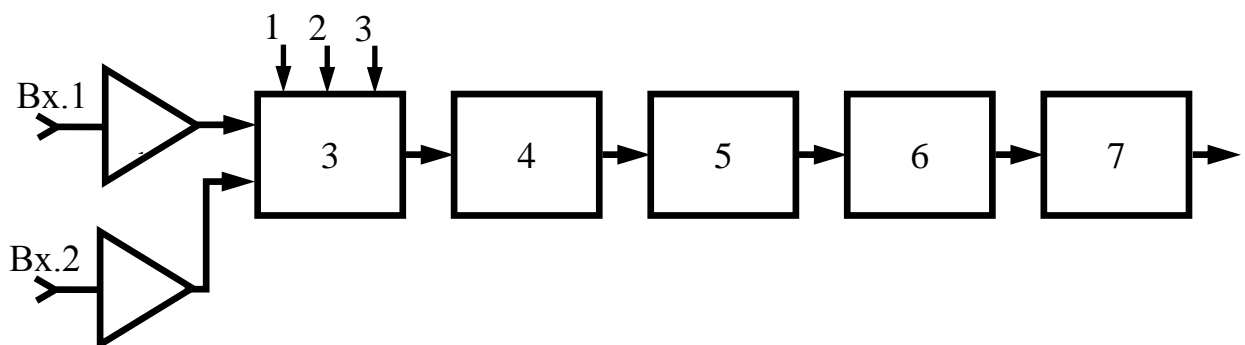


Рисунок 1.5 – Функціональна схема здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки: 1, 2 – підсилювачі, 3 –комутатор; 4 – аналого-цифровий перетворювач; 5 – комп'ютер, 6 – перетворювач код/напруга, 7 – виконавчі пристрої

Показана на рис. 1.5 функціональна схема системи керування протезом кінцівки руки відрізняється від аналогів наявністю двох каналів зчитування біосигналів. По першому каналу поступають біосигнали з електроміографічних датчиків, розташованих на пошкодженій кінцівці руки, а по другому – біосигнали з електроміографічних датчиків, розташованих симетрично на непошкодженій кінцівці руки. Підсилені вхідні сигнали поступають на комутатор 3, на якому знаходяться три сенсорні кнопки. Користувач має змогу самотійно натискаючи на кнопки неушкодженою рукою вибрати режим функціонування системи керування. Наприклад, при натисканні на кнопку 1 реалізується режим машинного навчання, при якому формується вхідна навчальна матриця для вибраного користувачем алфавіту класів розпізнавання. При цьому перший канал відключається, а інформація поступає з електроміографічних датчиків, розташованих на непошкодженій кінцівці руки. При натисканні кнопки 2 реалізується режим нормалізації біосигналів, які зчитуються з електроміографічних датчиків, розташованих на пошкодженій кінцівці руки. При цьому другий канал відповідно відключається. При натисканні кнопки 3 реалізується робочий режим, при якому користувач взаємодіє з оточуючим середовищем, другий канал залишається відключеним, а система керування при відключеному другому каналі виконує когнітивні команди, які вона навчена розпізнавати. Система керування відносить вектор-реалізацію біосигналу, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання і здійснює його кодування. Тому з виходу блока 5 сигнал поступає на вхід цифро-аналогового перетворювача, який виконує функції перетворювача двійкового коду в аналоговий сигнал для запуску відповідних мікросервомоторів.

таким чином, запропоновані спосіб і пристрій керування протезом кінцівки руки дозволяють:

- 1) наділити систему керування протезом кінцівки руки властивістю адаптивності шляхом побудови в процесі машинного навчання високо достовірних вирішальних правил, які здійснюють в робочому режимі дефазіфікацію нечітких вхідних даних;

2) оскільки біосигнали для кожного користувача мають індивідуальні особливості, то користувач має можливість самостійно формувати вхідну навчальну матрицю і задавати алфавіт класів розпізнавання;

3) наділити систему керування протезом кінцівки руки властивістю автоматичного перенавчання через розширення алфавіту класів розпізнавання;

4) на відміну від існуючих аналогів суттєво спростити користувачу процес людино-машинної взаємодії при виконанні послідовних рухів протезу, оскільки система керування самостійно буде виконувати когнітивні команди, які вона навчена розпізнавати;

5) з високою оперативністю практично в реальному темпі часу система керування протезом кінцівки руки здатна виконувати когнітивні команди, оскільки вона реалізує побудовані в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання в рамках геометричного підходу вирішальні правила, призначенням яких є визначення належності вектора-реалізації біосигналу, що розпізнається, до відповідної області простору ознак розпізнавання;

6) на відміну від існуючих аналогів забезпечити практичну інваріантність вирішальних правил до багато вимірності простору ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання, оскільки вони побудовані в рамках геометричного підходу, тобто при наявності вектора-реалізації біосигналу, що розпізнається, який складається із 2^{85} ознак бортовий комп'ютер повинен виконувати свої функції;

7) в перспективі додати для запропонованого пристрою третій канал оброблення оптичної інформації для корекції керуючих сигналів шляхом введення додаткової реальності.

За отриманими при виконанні НТР науковими результатами подано заявки на патент на корисну модель і на свідоцтва на реєстрацію авторського твору на комплекс комп'ютерних програм.

2 МОДЕЛЮВАННЯ КОГНІТИВНИХ ПРОЦЕСІВ, ПРИТАМАННИХ ЛЮДИНІ ПРИ ПРИЙНЯТТІ КЛАСИФІКАЦІЙНИХ РІШЕНЬ

2.1 Формалізована постановка задачі та категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання

У рамках ІЕІ-технології розв'язання 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 $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, які характеризують можливі функціональні стани рухів протезу, і багатовимірна навчальна матриця типу «об'єкт-властивість» $\| y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n} \|$, де N – кількість ознак розпізнавання; n – обсяг вибірки. У навчальній матриці рядок є реалізацією образу, яка складається з послідовностей квантованих за часом значень біосигналів, а стовпчик – випадкова навчальна вибірка. Крім того, дано структурований вектор параметрів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки розпізнавати реалізації класу X_m^o

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (2.1)$$

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 ; δ - відносний параметр навчання, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На параметри навчання задано 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 , і $\delta < \delta_H/2$, де δ_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 (2.1), які забезпечують максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^*, \quad (2.2)$$

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, на якому перевіряється функціональна ефективність машинного навчання, або безпосередньо при функціонуванні системи керування протезом кінцівки руки в робочому режимі, необхідно за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами класифікувати біосигнал, сформувавши керуючий сигнал і подати його на виконавчий пристрій для реалізації відповідної функції.

Категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, що застосовуються в процесі машинного навчання. Вхідний математичний опис системи керування протезом кінцівки руки подано у вигляді структури

$$\Delta = \langle G, T, \Omega, Z, Y, X; f_1, f_2 \rangle \quad (2.3)$$

- де G – фактори, що впливають на функціонування системи;
 T – множина моментів часу формування векторів-реалізацій класів розпізнавання;
 Ω – простір ознак розпізнавання;
 Z – простір функціональних станів системи, які характеризують відповідні рухи протезу;
 Y – вхідна нечітка класифікована навчальна матриця, вектори якої складаються із структурованих за часом зчитування ознак розпізнавання із значеннями, заданими в евклідовому просторі;
 X – класифікована нечітка бінарна навчальна матриця;
 f_1 – оператор формування вхідної нечітко класифікованої навчальної матриці Y ;
 f_2 – оператор формування робочої бінарної навчальної матриці X .

При цьому декартовий добуток $G \times T \times \Omega \times Z$ утворює універсум випробувань, який є джерелом інформації для формування вхідної навчальної матриці Y .

Категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 2.1.

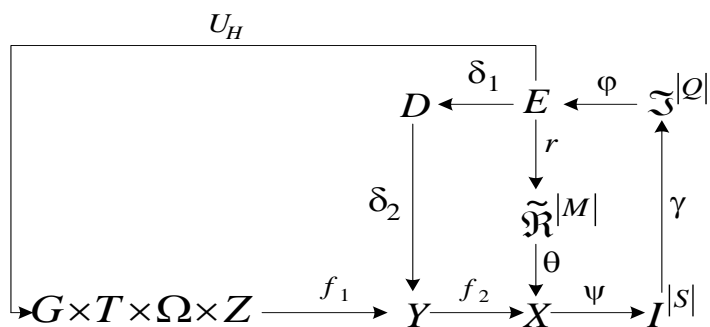


Рисунок 2.1 Категорійна модель машинного навчання

На рис. 2.1 терм-множина E , елементами якої є обчислені на кожному кроці машинного навчання значення інформаційного критерію, згідно з принципом повної композиції є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів навчання. Оператор $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ буде на кожному кроці навчання покриття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, яке відображається оператором Θ на нечіткий розподіл класифікованих бінарних векторів ознак розпізнавання. Далі оператор $\psi: X \rightarrow I^{|S|}$, де $I^{|S|}$ – множина гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|Q|}$, де $Q = S^2$, а оператор Φ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків на діагностичні ознаки замикається через терм-множину D , елементами якої є значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Оператор U регламентує процес машинного навчання.

Оцінка функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється при функціонуванні системи керування протезом кінцівки руки в режимі екзамену, алгоритм якого аналогічний алгоритму функціонування системи безпосередньо в робочому режимі.

Категорійну модель у вигляді орієнтованого графа відображень множин, що застосовуються при функціонуванні системи керування протезом кінцівки руки в режимі екзамену показано на рис. 2.2.

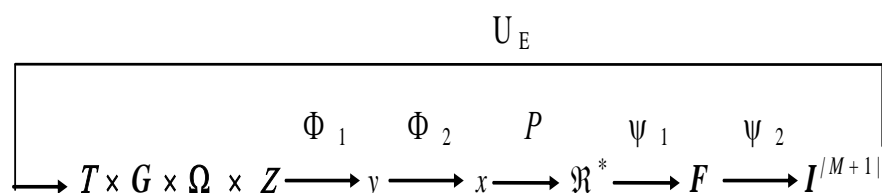


Рисунок 2.2– Категорійна модель функціонування системи керування протезом кінцівки руки в режимі екзамену

У категорійній моделі, показаній на рис. 2.2, оператор Φ_1 із джерела інформації, яким є універсум випробувань $G \times T \times \Omega \times Z$ формує екзаменаційний вектор-реалізацію класу, що розпізнається, аналогічний за структурою вектору ознак розпізнавання із навчальної матриці. Оператор Φ_2 за отриманими на етапі машинного навчання оптимальними контрольними допусками на ознаки розпізнавання формує бінарний вектор-реалізацію x , а оператор P відображає вектор-реалізацію, що розпізнається, на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне розбиття \mathcal{R}^* класів розпізнавання. Оператор Ψ_1 для кожного вектора-реалізації обчислює значення побудованих на етапі машинного навчання вирішальних правил і формує терм-множину F , а оператор Ψ_2 за максимальним значенням вирішального правила відносить вектор, що розпізнається, до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$. Призначенням оператора U_E є регламентація процесу екзамену.

Запропоновані категорійні моделі відбивають притаманні людині перетворення інформації та інформаційні потоки, які мають місце при когнітивних процесах формування та прийняття класифікаційних рішень. Тому вона розглядається як узагальнена структурна схема алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки.

Таким чином, показані на рис. 2.1 і рис. 2.2 категорійні моделі, можна розглядати як узагальнені структурні схеми відповідних алгоритмів функціонування здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки. При цьому варто підкреслити, що цей факт свідчить про перспективність використання категорійних моделей у рамках алгоритмічного підходу, оскільки вони суттєво спрощують формалізацію задачі інформаційного синтезу інтелектуальних систем різного призначення

2.2 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального кластер-аналізу

Оскільки машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки пов'язано із аналізом великих обсягів вхідних даних, то з метою зменшення часових витрат на формування вхідного математичного опису доцільно використовувати методи кластер-аналізу [16, 17]. При цьому переважна більшість методів автоматичної класифікації, побудованих на процедурі k -середніх та її модифікаціях, використовують дистанційні критерії близькості. На практиці, де прийнятною є гіпотеза нечіткої компактності векторів-реалізацій класів розпізнавання, такі методи автоматичної класифікації не дозволяють отримати чітке розбиття простору ознак на кластери. Тому в НДР запропоновано ідею використання кластер-аналізу як допоміжного методу, призначенням якого є автоматичне формування вхідної навчальної матриці.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі кластер-аналізу вхідних даних. Нехай дано масив структурованих векторів ознак розпізнавання $\{Y_{0,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$, які відбивають властивості M класів розпізнавання. При цьому N – кількість ознак розпізнавання в структурованому векторі, а n – загальна кількість векторів-реалізацій, які класифікуються.

Крім того, задано структурований вектор параметрів машинного навчання:

$$\mathbf{g} = \langle \mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_{\xi_1}, \dots, \mathbf{g}_{\Xi_1} \rangle \quad (2.4)$$

з відповідними обмеженнями.

Необхідно в процесі машинного навчання з кластер-аналізом вхідних даних:

1) сформуванати апіорно класифіковану нечітку навчальну матрицю для M класів розпізнавання;

2) оптимізувати параметри вектору (2.3) за умови, що усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання набуває глобального максимуму в робочій області визначення його функції:

$$E^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_G E_m, \quad (2.5)$$

де E_m – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи керування розпізнавати вектори-реалізації класу X_m^o ;
 G — область допустимих значень параметрів машинного навчання;

3) за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила;

4) в режимі екзамену перевірити функціональну ефективність машинного навчання.

Категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі кластер-аналізу біосигналів, представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, що застосовуються в процесі машинного навчання. При цьому вхідний математичний опис системи керування протезу кінцівки руки подамо у вигляді структури

$$\Delta = \langle G, T, \Omega, Z, X^*, Y, X; \phi_1, \phi_2, \phi_3 \rangle, \quad (2.6)$$

де G – фактори, що впливають на функціонування системи;

T – множина моментів часу формування векторів-реалізацій класів розпізнавання;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір технічних станів системи;

X^* – некласифікована навчальна матриця;

Y – вхідна нечітка класифікована навчальна матриця, вектори якої складаються із структурованих за часом зчитування ознак

розпізнавання, значення яких задаються в евклідовому просторі;

X – класифікована нечітка бінарна навчальна матриця;

ϕ_1 – оператор автоматичного формування вхідної класифікованої бінарної навчальної матриці X^* ;

ϕ_2 – оператор формування вхідної нечітко класифікованої навчальної матриці Y шляхом співставлення її векторів- відповідним векторам матриці X^* ;

ϕ_3 – оператор формування робочої бінарної навчальної матриці X .

На рис. 2.3 показано категорійну модель інформаційно-екстремального кластер-аналізу ознак розпізнавання, який реалізує оператор f_1 , показаний на рис. 2.1.

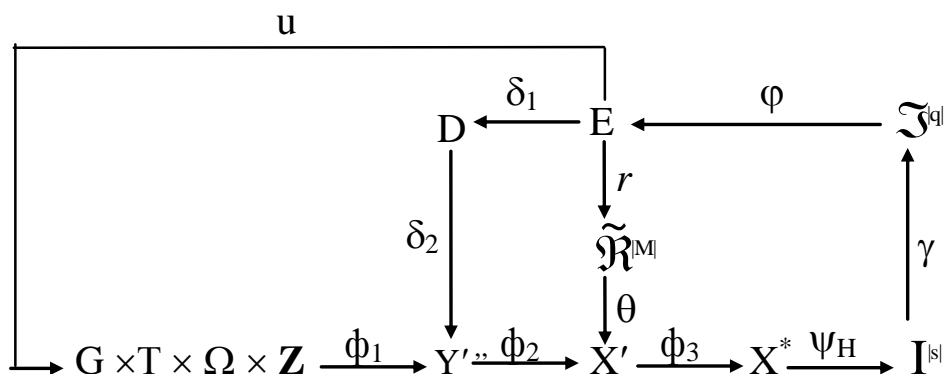


Рисунок 2.3 – Категорійна модель інформаційно-екстремального кластер-аналізу

Показані на рис. 2.3 оператори і множини, які не належать структурі (2.3), мають такий само зміст як і в підрозділі 2.1.

Відмінність показаної на рис. 2.3 категорійної моделі інформаційно-екстремального кластер-аналізу полягає в наявності контуру оптимізації

контрольних допусків на ознаки розпізнавання за інформаційним критерієм, який є узагальненим критерієм валідності кластер-аналізу. У відомих методах кластер-аналізу як правило використовуються дистанційні критерії близькості та оцінюється репрезентативний обсяг векторів ознак розпізнавання, які знаходяться в побудованих кластерах. У результаті створюється ілюзія, що побудоване в процесі кластер-аналізу розбиття є чітким. Насправді кластери є нечіткими, оскільки на практиці всі класи перетинаються в просторі ознак розпізнавання. Тому в запропонованій моделі (рис. 2.3) кластер-аналіз використовується як допоміжний метод автоматичного формування класифікованої але нечіткої вхідної навчальної матриці. Дефазифікація вхідної нечіткої навчальної матриці здійснюється в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування.

2.3 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу

Формування алфавіту класів розпізнавання є одним із найбільш трудовитратних і довготривалих етапів інформаційного синтезу здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки. Можливість автоматизації формування алфавіту класів розпізнавання існує шляхом реалізації ідей і методів факторного кластер-аналізу [], який дозволяє виявляти нові топологічні закономірності даних. В працях [62,108] в рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційно-екстремальні методи факторного кластер-аналізу, які дозволяють при функціонуванні СППР безпосередньо в робочому режимі або в режимі екзамену формувати із нерозпізнаних векторів-реалізацій образів додаткові навчальні матриці, об'єднувати їх з вхідною навчальною матрицею та запускати систему на перенавчання.

У результаті потужність відкритого алфавіту класів розпізнавання збільшується на одиницю, а побудовані в процесі перенавчання вирішальні правила здатні розпізнавати вектори-реалізації нового класу. Однак в працях

[16,32] алгоритми інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу накладаються наступні обмеження:

- додаткові навчальні матриці, сформовані із некласифікованих векторів при функціонуванні протезу в робочому режимі повинні задовольняти умовам статистичної стійкості та статистичної однорідності;
- режим перенавчання системи керування протезом починається за умови досягнення додатковою навчальною матрицею репрезентативного обсягу, який гарантує прийнятну статистичну похибку при заданому рівні значущості.

Одним з перспективних напрямів підвищення функціональної ефективності системи керування протезом кінцівки руки є розробка методу інформаційно-екстремального машинного навчання системи, яка функціонує одночасно в режимах кластер-аналізу і факторного кластер-аналізу. При цьому задача інформаційно-екстремального кластер-аналізу вхідних даних полягає в автоматичному формуванні вхідної нечітко класифікованої навчальної матриці, фазифікація якої здійснюється в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання. Але оскільки потужність розбиття простору ознак розпізнавання на кластери є апріорно невизначеною і характеризується високою багатомірністю, то на сучасному науково-методологічному рівні розвитку теорії кластер-аналізу розв'язок цієї задачі для загального випадку відсутній. Як вихід із такого становища пропонується будувати за допомогою кластер-аналізу вхідну нечітко класифіковану навчальну матрицю для мінімального ($M > 2$) алфавіту класів розпізнавання з наступним виділенням нових класів за алгоритмом інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального синтезу системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу.

Нехай в результаті кластер-аналізу вхідних даних, отриманих з міографічних датчиків, сформовано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o\}$ та відповідна нечітка класифікована навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$. За результатами

інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки побудовано вирішальні правила, які дозволяють в режимі екзамену або безпосередньо в робочому режимі розпізнавати біосигнали, які формуються когнітивними командами людини– користувача протезом.

Необхідно в режимі екзамену із некласифікованих векторів-реалізацій нових класів розпізнавання, які характеризують рухи кінцівки неушкодженої руки користувача, сформувати додаткові навчальні матриці. При цьому додаткова навчальна матриця при досягненні репрезентативного обсягу долучається до вхідної навчальної матриці і система керування запускається на перенавчання. Побудовані за результатами перенавчання вирішальні правила повинні розпізнавати вектори ознак, які характеризують новий клас розпізнавання.

Оскільки на відміну від нейроподібних структур методи ІЕІ-технології розробляються в рамках функціонального підходу, до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині, то такий підхід дозволяє побудувати модель інформаційно-екстремального машинного навчання у вигляді категорійної моделі. При цьому вхідний математичний опис категорійної моделі аналогічний структурі (2.3).

На рис. 2.4 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки в режимі факторного кластер-аналізу.

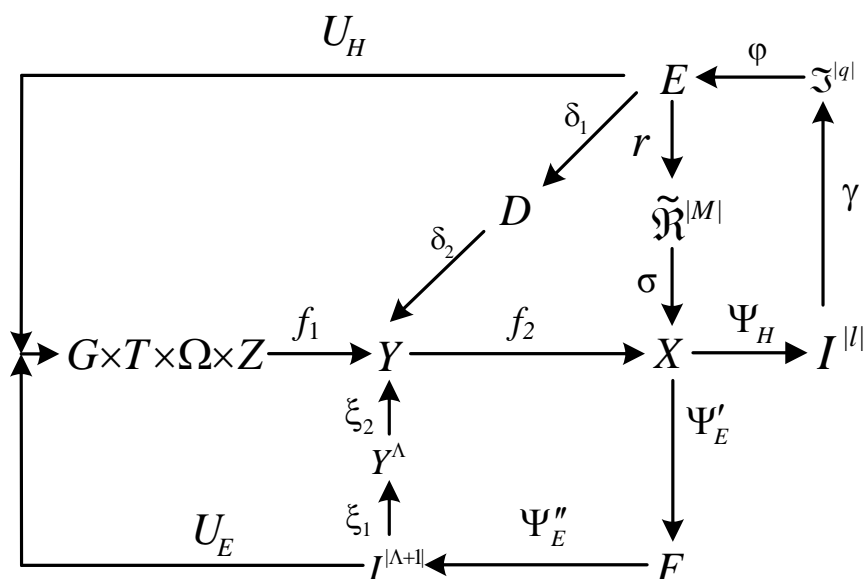


Рисунок 2.4 – Категорійна модель інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу

Особливість показаної на рис. 2.4 моделі полягає в наявності паралельних контурів машинного навчання і екзамену. Контур, який складається із послідовності операторів ψ_H, γ, ϕ, r і σ оптимізує геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в процесі машинного навчання в радіальному базисі діагностичних ознак. При цьому оператор класифікації $\Psi_j : X \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації $\{x_i^{(j)} \mid j = \overline{1, n}, i = \overline{1, N}\}$ класу X_m^o , де $I^{|l|}$ – множина l статистичних гіпотез. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик діагностичних рішень $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$ — кількість точнісних характеристик, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання E , якій є функціоналом від точнісних характеристик. Оператор $r : E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ будує на кожному кроці навчання у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ класів розпізнавання, яке відображається оператором σ на розподіл двійкових векторів-реалізацій робочої матриці X .

У контурі, який моделює роботу системи керування в режимі екзамену, або безпосередньо в робочому режимі, оператор класифікації екзаменаційного вектору розпізнавання утворює композицію $\Psi_E = \Psi'_E \circ \Psi''_E$, де оператор Ψ'_E обчислює функції належності і формує терм-множину F , а оператор Ψ''_E обчислює вирішальні правила відповідно. За результатами екзамену формується відкрита множина гіпотез $I^{|M+1|}$, серед яких гіпотеза γ_{M+1} означає, що екзаменаційна реалізація не належить алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$. Оператор $\xi_1 : I^{|M+1|} \rightarrow Y_{M+1}$ формує додаткову навчальну матрицю Y_{M+1} , яку при досягненні мінімального репрезентативного обсягу

оператор $\xi_2: Y_{M+1} \rightarrow Y$ приєднує до вхідної навчальної матриці Y і запускає контур навчання системи керування протезом кінцівки руки. Оператори $U_H: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ і $U_A: I^{|\Lambda+1|} \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ відповідно регламентують процес машинного навчання й екзамену системи керування протезом кінцівки руки.

2.4 Формалізована постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізація рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів ознак класів розпізнавання

У загальному випадку адаптація математичного опису на вході класифікатора за ІЕІ-технологією з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації за інформаційним критерієм просторово-часових параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність системи керування, що навчається. Серед таких параметрів важливу роль відіграє рівень селекції (квантування за рівнем) координат двійкових усереднених векторів-реалізацій, образів, які визначають геометричні центри контейнерів класів розпізнавання.

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

Полігон будується для кожного класу таким чином: по осі абсцис відкладаються ранги ознак розпізнавання, які відповідають номерам ознак у векторі-кортежі $x_m^{(j)}$, а по осі ординат – відносні частоти

$$\omega_{m,i} = n_i / n,$$

де n_i – кількість випробувань, при яких значення i -ї ознаки знаходиться в своєму полі контрольних допусків.

За замовчуванням на практиці приймається рівень селекції $\rho_m=0,5$. Якщо у процесі навчання знайдено оптимальне значення $\rho_m^* < 0,5$, то це свідчить про виявлення принаймні однієї інформативної ознаки, латентність якої полягала саме в її малій частоті появи. Якщо знайдено $\rho_m^* > 0,5$, то це свідчить про негативний вплив на прийняття рішень принаймні однієї “заважаючої” ознаки.

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

- центрування контейнерів класів розпізнавання, тобто наближення геометричних центрів контейнерів класів розпізнавання до їх реальних (емпіричних) центрів розсіювання реалізацій образу;
- максимізація середньої міжкласової кодової відстані для заданого алфавіту, що згідно з максимально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів дозволяє підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень.

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

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

рівнів селекції ρ_m здійснювати в рамках алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання.

Спочатку розглянемо алгоритм оптимізації рівнів селекції координат усередненої двійкової реалізації базового класу розпізнавання X_1^o , відносно якого встановлюється система контрольних допущків на ознаки розпізнавання. При цьому для інших класів система контрольних допущків на ознаки розпізнавання залишається незмінною.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, навчальна матриця типу “об’єкт-властивість” $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. Задано структурований вектор параметрів функціонування системи, що навчається розпізнавати реалізації класу X_1^o :

$$g = \langle x_1, d_1, \delta, \rho_1 \rangle, \quad (2.7)$$

який складається з усередненого вектора x_1 ознак розпізнавання класу класу X_1^o , кодової відстані d_1 – радіусу гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_1^o , який лорівнює відстані від вершини вектора $x_1 \in X_1^o$ до гіперповерхні контейнера; параметра δ контрольного поля допущків на ознаки розпізнавання і рівня селекції ρ_1 .

Задано допустимі області значень відповідних координат вектора (2.7):

- для вектора x_1 , допустимою областю є заданий бінарний простір ознак розпізнавання $\Omega_B^{|N|}$;
- допустимою областю радіусу гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_1^o є

$$d_1 \in [0; d(x_1 \oplus x_c) - 1],$$

де x_c – усереднений вектор ознак розпізнавання сусіднього (найближчого до X_1^o) класу X_c^o ;

– допустимою областю параметра контрольного поля допусків ϵ

$$\delta \in [0; \delta_H / 2],$$

де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків на ознаки розпізнавання;

– допустимою областю рівня селекції координат усередненого вектора x_1 є інтервал

$$\rho_1 \in [0; 1].$$

Необхідно на етапі машинного навчання за апіорно класифікованими реалізаціями нечітких образів побудувати оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання шляхом ітераційної оптимізації координат вектора параметрів функціонування (2.7) за умови, що значення усередненого за алфавітом $\{X_m^o\}$ інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання системи керування набуває глобального максимуму в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Категорійна модель відображень в процесі машинного навчання множин, які застосовуються при оптимізації рівнів селекції координат усереднених векторів ознак класів розпізнавання має вигляд, показаний на рис. 2.5.

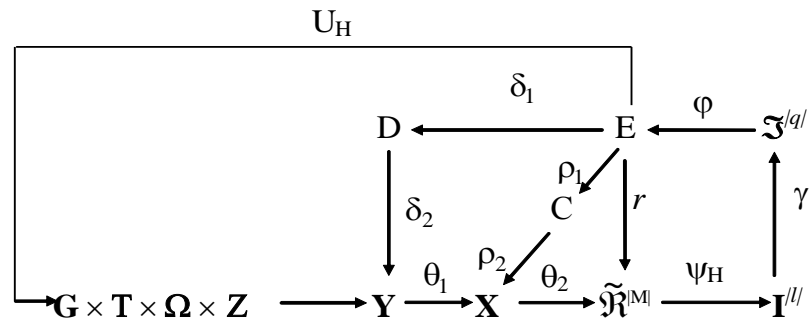


Рисунок 2.5 – Категорійна модель машинного навчання з оптимізацією рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів ознак класів розпізнавання

Оператори контура, показано на рис. 2.6, оптимізують рівні селекції координат двійкових усереднених векторів-реалізацій класів розпізнавання.

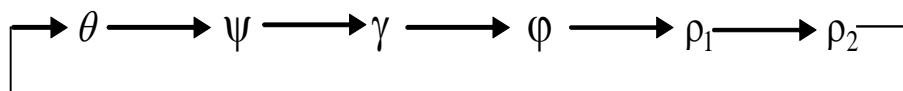


Рисунок 2.6 – Контур оптимізації рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів-реалізацій класів розпізнавання

При цьому контур оптимізації, показаний на рис. 2.6, містить терм-множину C , елементами якої є значення рівнів селекції в діапазоні $\rho \in [0; 1]$.

Контур оптимізації рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів-реалізацій класів розпізнавання може використовуватися у будь-якій категорійній моделі у випадку забезпечення необхідної глибини інформаційно-екстремального машинного навчання.

2.5 Категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією словника ознак розпізнавання

Важливими параметрами функціонування є параметри словника ознак. Оптимізація його параметрів у рамках ІЕІ-технології базується на понятті

інформативності як окремої ознаки, так і їх груп. При цьому інформативність розглядається як ступінь впливу ознаки на критерій оптимізації процесу навчання, що відображає функціональну ефективність системи керування протезом кінцівки руки. Таким чином, у рамках ІЕІ-технології можна виділити чотири основні групи ознак:

- «інформативні», наявність в словнику яких збільшує значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;
- «неінформативні», що не впливають на функціонування системи керування, що самонавчається;
- «заважаючи, або дезінформуючи», включення яких в словник ознак призводить до втрати ефективності при навчанні системи керування;
- латентні, «схованість» яких обумовлена малою частотою їх появи, що не перевершує вибраний поріг прийняття рішень.

Математичну модель оптимізації словника ознак (селекції ознак) в рамках ІЕІ-технології можна описати як додатковий контур оптимізації в алгоритмі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки. Категорійну модель машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки подамо у вигляді діаграми відображень множин, показаної на рис. 2.7.

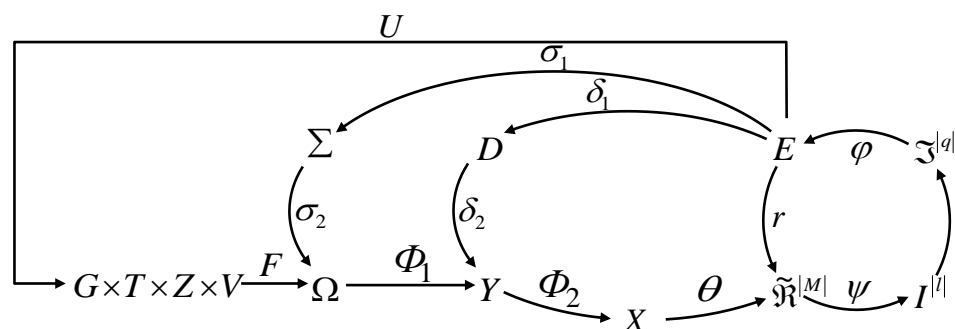


Рисунок 2.7 – Категорійна модель машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією словника ознак розпізнавання

Контур оптимізації словника ознак показано на рис. 2.8.

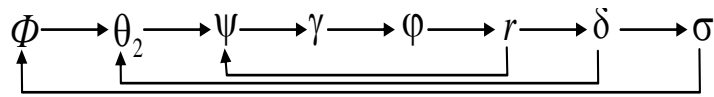


Рисунок 2.8 – Контур оптимізації словника ознак

На рис. 2.7 оператор $\sigma = \sigma_1 \circ \sigma_2 : E \rightarrow \Omega$ змінює простір ознак Ω згідно з відповідним алгоритмом оптимізації словника ознак. Для одержаного поточного варіанту словника Σ в процесі навчання оптимізація його параметрів може здійснюватися залежно від необхідної глибини інформаційно-екстремального машинного навчання з використанням алгоритмів оптимізації вище наведених параметрів функціонування системи керування протезом кінцівки руки. При цьому оптимізація словника ознак здійснюється шляхом ітераційної процедури пошуку максимуму цільової функції за алгоритмом

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma \in \Omega} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} EK_k \} \}, \quad (2.8)$$

де EK_k – деяка узагальнена цільова функція, що обчислюється на k -му кроці навчання системи керування і включає як інформаційний критерій оптимізації параметрі машинного навчання, так і додаткові умови (наприклад, мінімальна розмірність простору ознак та інше), які є характерними для відповідного алгоритму селекції ознак;

G_δ – область допустимих значень поля контрольних допусків;

$\{k\}$ – множина кроків навчання.

Наявність додаткових умов обчислення цільової функції вказує на існування допоміжних контурів оптимізації словника ознак, які пов'язані з іншими параметрам функціонування СППР, що оптимізуються. З урахування цього попередня діаграма відображень (рис. 2.7) набуває вигляду, показаному на рис.

2.9, де штрих-пунктирними стрілками позначені можливі додаткові оператори оптимізації словника, що використовують особливості оптимізації інших параметрів функціонування системи керування протезом кінцівки руки, що навчається. При цьому оператор h_D виділяє групу ознак, які не змінюють значення інформаційного критерію в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання за умови, що така оптимізація проводилася для кожної ознаки послідовно.

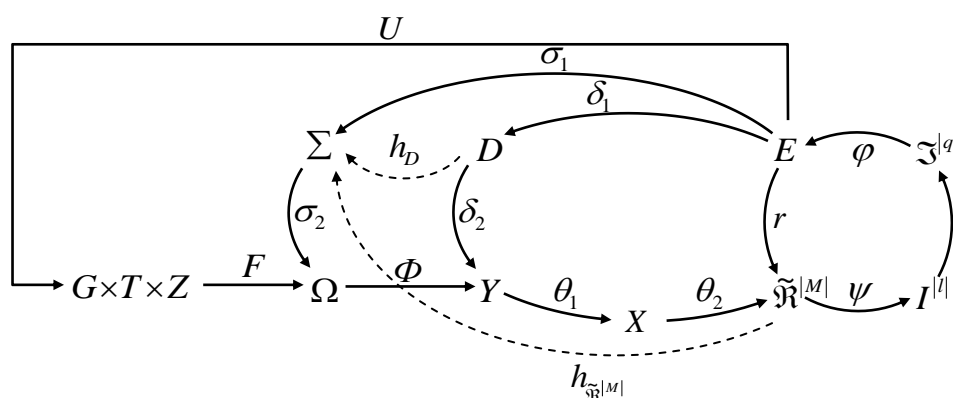


Рисунок 2.9 – Діаграма відображень множин при оптимізації словника ознак з використанням додаткових умов

Показаний на рис. 2.9 оператор $h_{\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}}$ перевіряє які з ознак було використано при реалізації максимально-дистанційного або мінімально-дистанційного принципів оптимізації геометричних параметрів розбиття простору ознак. Слід зазначити, що ці контури впливають лише на стратегію оптимізації словника, оскільки здатні об'єднувати окремі ознаки в групи відповідно до їх впливу на систему керування, що навчається.

На рис. 2.10 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки в режимі факторного кластер-аналізу з оптимізацією словника ознак.

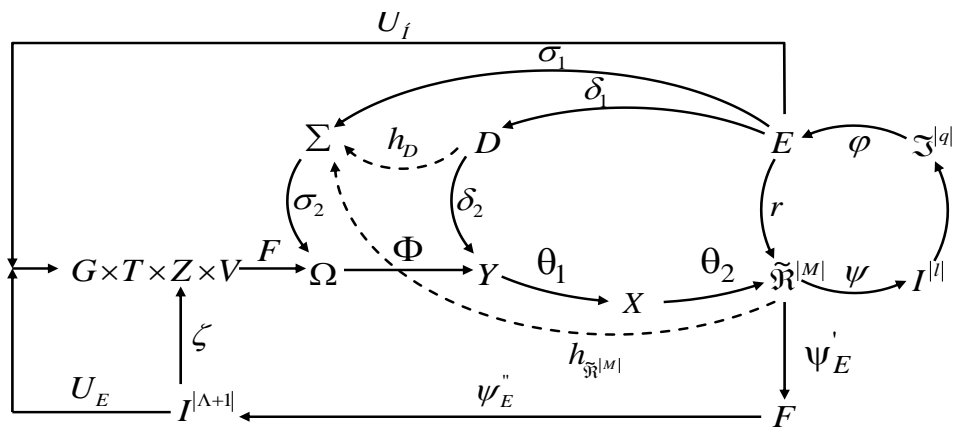


Рисунок 2.10 – Категорійна модель машинного навчання в режимі факторного кластер-аналізу з оптимізацією словника ознак розпізнавання

Доцільність введення контура оптимізації словника ознак розпізнавання в алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки в режимі факторного кластер-аналізу є виправданою незалежно від глибини машинного навчання. Справа в тому, що при розширенні алфавіту класів розпізнавання в процесі самонавчання системи керування протезом кінцівки руки інформативність ознак розпізнавання змінюється, оскільки ознаки розпізнавання, які були інформативними при попередньому алфавіті класів розпізнавання можуть стати неінформативними і навпаки неінформативні або заважаючи ознаки розпізнавання становляться інформативними. Тобто для кожного алфавіту класів розпізнавання повинен бути свій оптимальний і інформаційному розумінні словник ознак розпізнавання.

Таким чином, специфіка задачі самонавчання системи керування протезом кінцівки руки у рамках ІЕІ-технології полягає в поєднанні задачі факторного кластер-аналізу з оцінкою інформативності ознак та оптимізації параметрів словника ознак шляхом багатоциклічної структурованої за параметрами функціонування ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в робочій (допустимій) області визначення його функції.

2.6 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією кроку квантування за часом

У рамках ІЕІ-технології при інформаційному синтезі здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки одним із параметрів оптимізації є крок квантування за часом вхідного сигналу. Оптимізація кроку квантування за часом біосигналів дозволяє з одного боку зменшити обсяг навчальної вибірки шляхом стиснення інформацій, а з іншого – впливає на повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень. Парадокс підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання при збільшенні кроку квантування вхідного сигналу пояснюється природою інформаційного критерію оптимізації як міри різноманітності класів розпізнавання. Оскільки при збільшенні відстані між дискретами квантованого за часом сигналу збільшується відмінність дискрет, то цей факт може викликати збільшення інформаційного критерію, тобто підвищення функціональної ефективності машинного навчання. Але при збільшенні кроку квантування біосигналу відбувається втрата інформації і специфічних для класу розпізнавання ознак, що призведе до зменшення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу системи керування протезом кінцівки руки, що навчається, при оптимізації кроку квантування біосигналів. Нехай відомі алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, які характеризують можливі функціональні стани рухів протезу, і багатовимірна навчальна матриця типу «об'єкт-властивість» $\| y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n} \|$, де N – кількість ознак розпізнавання; n – обсяг вибірки. Крім того, дано структурований вектор параметрів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки розпізнавати реалізації класу X_m^o

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \tau \rangle, \quad (2.9)$$

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 ;

δ – параметр машинного навчання, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

τ – крок квантування біосигналів за часом

На параметри машинного навчання задано такі обмеження:

$$d_m < d(x_m \oplus x_c), \text{ де } d(x_m \oplus x_c) -$$

кодова відстань між вектором x_m і усередненим вектором x_c сусіднього класу X_c^o ;

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

де δ_H – нормоване поле допусків, яке задає область значень контрольного поля допусків на ознаки розпізнавання;

$$\tau < \Delta t = \frac{\pi}{W_{\tilde{a}\delta\dot{a}i}}, \quad (2.10)$$

де Δt – максимальне значення кроку квантування сигналу, яке визначається за теоремою Шеннона [1];

$W_{\tilde{a}\delta\dot{a}i}$ – гранична (верхня) частота спектру сигналу – частота зрізу.

У процесі машинного навчання необхідно:

1) визначити оптимальні значення координат вектору (2.9), які забезпечують максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання (2.2)

2) за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила.

На етапі екзамену, необхідно за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами при оптимальному кроці квантування біосигналів за часом визначити належність біосигналу, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання із заданого алфавіту і сформувати відповідний код на виконавчі пристрої протезу.

Категорійну модель інформаційно-неекстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією кроку квантування біосигналу за часом показано на рис. 2.11.

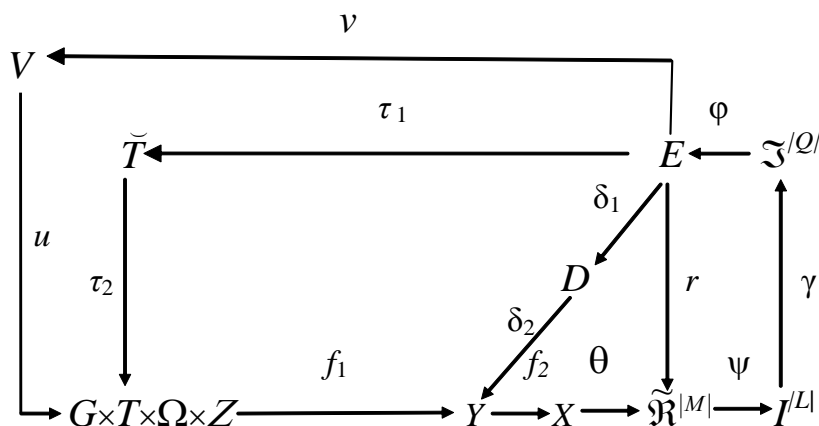


Рисунок 2.11 – Категорійна модель машинного навчання з оптимізацією кроку квантування за часом

На рис. 2.11 контур оптимізації кроку квантування біосигналів за часом замикається через терм-множину \tilde{T} , елементами якої є значення кроків квантування біосигналів в заданому часовому інтервалі [2.10].

Таким чином, при необхідності збільшення глибини інформаційно-екстремального машинного навчання крок квантування біосигналів за часом може бути одним із параметрів оптимізації, а категорійна модель буде містити додатковий контур оптимізації.

2.7 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки за ієрархічною структурою даних

При самонавчанні людини з інвалідністю користуватися протезом кінцівки руки в режимі факторного кластер-аналізу відбувається збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання, які характеризують відповідні рухи протезу. Якщо при формуванні початкового алфавіту класів розпізнавання малої потужності доцільно реалізовувати лінійні алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання, то із збільшенням потужності алфавіту за умови незмінної кількості ознак розпізнавання буде суттєво збільшуватися ступінь перетину в просторі ознак класів розпізнавання. У результаті буде зменшуватися повна ймовірність розпізнавання біосигналів а відповідно і виконання протезом відповідних когнітивних команд. У цьому випадку основним підходом до вирішення проблеми багато вимірності є перехід до ієрархічної структури даних. При цьому суттєвий вплив на функціональну ефективність машинного навчання здійснює структурованість ієрархічних даних, що обумовлює необхідність оптимізації ієрархічної структури за інформаційним критерієм.

Розглянемо формалізовану постановку задачі оптимізації ієрархічної структури даних в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи функціонального діагностування.

Нехай кожний клас розпізнавання характеризує технічний стан вузла машини, що діагностується. Дано ієрархічну структуру алфавіту класів розпізнавання $\{X_{h,s,m}^o \mid h = \overline{1, H}; s = \overline{1, S}; m = \overline{1, M}\}$, де H – кількість ярусів

ієрархічної структури; S – кількість страт на фінальному ярусі; M – кількість класів розпізнавання в s -й страті. За результатами моніторингу сигналів з датчиків інформації сформовано для кожної страти тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$, де N, n – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій класів розпізнавання відповідно. Крім того, задано структурований вектор параметрів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

$$g_{h,s,m} = \langle x_{h,s,m}, d_{h,s,m}, \delta_{h,s}, H \rangle, \quad (2.6)$$

де $x_{h,s,m}$ – двійковий усереднений вектор-реалізація, вершина якого визначає геометричний центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$ в бінарному просторі діагностичних ознак;

$d_{h,s,m}$ – кодова відстань, яка визначає радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$;

$\delta_{K,h,s,m,i}$ – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання усередненого вектору-реалізації $x_{h,s,m}$ класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$;

H – ієрархічна структура алфавіту класів розпізнавання.

При цьому задано обмеження:

$$d_{h,s,m} \in [0; d(x_{h,s,m} \oplus x_{h,s,c}) - 1],$$

де $d(x_{h,s,m} \oplus x_{h,s,c})$ – кодова відстань між усередненим вектором-реалізацією $x_{h,s,m}$ класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$ і усередненим вектором-реалізацією $x_{h,s,c}$ найближчого сусіднього класу розпізнавання $X_{h,s,c}^o$;

$$\delta_{K,h,s,i} \in [0; \delta_{H,h,s,i} / 2],$$

де $\delta_{H,h,s,m,i}$ – поле нормованих (експлуатаційних) допусків i -ї діагностичної ознаки усередненого вектору-реалізації $X_{h,s,m}$ класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$.

Необхідно в процесі машинного навчання шляхом цілеспрямованої перестановки класів розпізнавання в заданій структурі H даних оптимізувати параметри вектору (2.6), які забезпечують максимальне значення усередненого за стратами фінального ярусу інформаційного критерію

$$\bar{E}_{\max}^{\{H\}} = \frac{1}{S_H} \sum_{s=1}^{S_H} E_{\max}^{(s)}, \quad (2.7)$$

де $E_{\max}^{(s)}$ – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання розпізнавати реалізації класів розпізнавання s -ї страти фінального ярусу;

S_H – кількість страт фінального ярусу H .

На етапі екзамену необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що розпізнається, одному із класів заданого алфавіту.

Математичну модель оптимізації ієрархічної структури класів розпізнавання представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, що застосовуються в процесі машинного навчання. Категорійна модель включає вхідний математичний опис системи керування протезом кінцівки руки, аналогічний за змістом і структурою математичному опису (2.3).

На рис. 2.11 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією ієрархічної структури алфавіту класів розпізнавання.

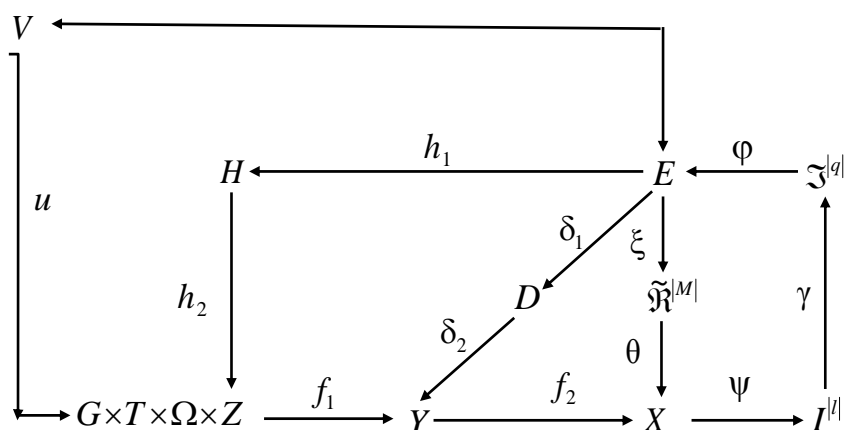


Рисунок 2.11 – Категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних

На рис. 2.5 декартовий добуток $G \times T \times \Omega \times Z$ визначає універсум випробувань, який є джерелом інформації. Оператор ξ на кожному кроці машинного навчання відновлює за інформаційним критерієм E в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють в загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Оператор θ проєцирує побудоване розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ на двійкові вектори-реалізації бінарної навчальної матриці X , а оператор ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина статистичних гіпотез $I^{|l|}$, де l – кількість статистичних гіпотез, а оператор γ формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$. Оператор ϕ обчислює множину E значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. 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. Наявність бінарної навчальної матриці дозволяє змінювати шляхом квантування за рівнем діагностичні ознаки з метою адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності діагностичних рішень. Крім

того, категорійна модель має додатковий контур оптимізації ієрархічної структури даних, який замикається через множину H , яка містить варіанти розміщення навчальних матриць відповідних класів розпізнавання в заданій ієрархічній структурі. Згідно з принципом відкладених рішень у випадку недосягнення високої функціональної ефективності машинного навчання категорійна модель передбачає можливість переходу до іншого більш складного типу вирішальних правил. З цією метою в зовнішньому контурі оптимізації знаходиться множина V – набір геометричних форм контейнерів класів розпізнавання (гіпереліпсоїдних, гіперциліндродних тощо), які відновлюються в процесі машинного навчання в радіальному базисі простору діагностичних ознак. Оператор $u: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес машинного навчання системи функціонального діагностування.

Таким чином, процес машинного навчання полягає в пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання страт фінального ярусу запропонованого в попередньому проміжному звіті інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в робочій області визначення його функції.

3 АЛГОРИТМІЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІНЦІВКИ РУКИ

3.1 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі кластер-аналізу біосигналів

При функціонуванні системи керування протезом кінцівки руки в режимі машинного самонавчання виникає необхідність аналізу великих обсягів ознак розпізнавання при великій потужності алфавіту класів розпізнавання. Для розв'язання цієї задачі використовуються методи кластер-аналізу (автоматичної класифікації) [19, 20]. При цьому переважна більшість відомих методів кластер-аналізу базується на дистанційних критеріях близькості. Тому побудовані при їх реалізації кластери є як правило нечіткими, оскільки на практиці класи розпізнавання перетинаються в просторі ознак розпізнавання. Крім того, функціональна ефективність відомих методів кластер-аналізу суттєво залежить від потужності алфавіту класів розпізнавання, яка в задачах функціонального діагностування є як правило достатньо високою. Тому пропонується використовувати алгоритм кластер-аналізу як допоміжний для автоматичного формування вхідної навчальної матриці з наступною в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання її адаптацією до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. При цьому для автоматичного формування класифікованої, але нечіткої вхідної навчальної матриці будемо використовувати алгоритм кластер-аналізу на основі процедури k -середніх, яка характеризується високою оперативністю і малою обчислювальною трудомісткістю. При цьому формування класифікованої навчальної матриці $\{x_{m,i}^{(j)} | m = \overline{1, M}, j = \overline{1, n_m}, i = \overline{1, N}\}$ здійснюється за умови $n_m \geq n_{\min}$, тобто кожний відновлений кластер досягає заданий мінімальний репрезентативний обсяг n_{\min} векторів-реалізацій. Це обмеження дозволяє

відфільтровувати реалізації, які знаходяться на периферії їх розподілу і тому мають малу ймовірність належності до відновлюваних кластерів.

Як загальний критерій валідності розбиття простору діагностичних ознак будемо розглядати модифіковану інформаційну міру Кульбака у вигляді [16]

$$J_m^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)) + 10^{-P}}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) + 10^{-P}} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))], \quad (3.1)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці машинного навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга; 10^{-P} – достатньо мале число, яке введено для уникнення поділу на нуль.

Нормована форма критерію (3.1) має вигляд

$$E_m^{(k)} = \frac{J_m^{(k)}}{J_{MAX}}, \quad (3.2)$$

де J_{MAX} – максимальне значення критерію, одержане при підстановці у формулу (3.1) нульових значень помилок $\alpha_m^{(k)}(d)$ і $\beta_m^{(k)}(d)$.

Структурований вектор параметрів машинного навчання, які оптимізуються при машинному навчанні системи керування розпізнавати вектори-реалізації класу X_m^o , представимо у вигляді

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle,$$

де x_1 – статистично усереднений двійковий вектор-реалізація, який визначає геометричний центр контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

d_m – радіус контейнера класу X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору діагностичних ознак;

δ – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на діагностичні ознаки.

Крім того, задано обмеження на радіуси контейнерів класів розпізнавання:

$$d_m \leq d(x_m \oplus x_c) - 1,$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань між центрами найближчих сусідніх класів X_m^o і X_c^o ,

і на параметр поля контрольних допусків:

$$\delta_i \in [0; \delta_{H,i} / 2],$$

де $\delta_{H,i}$ – нормоване поле допусків на i -ту діагностичну ознаку, яке визначає область значень параметра δ_i .

Таким чином, глибина інформаційно-екстремального машинного навчання у нашому випадку обмежується оптимізацією системи контрольних допусків на діагностичні ознаки.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.2) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання представимо у вигляді ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (3.1)

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}, \quad _ 3.3)$$

де $\bar{E}^{(k)}$ – значення обчисленого на k -му кроці машинного навчання усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3.2);

G_δ – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на діагностичні ознаки;

G_E – робоча (допустима) область визначення критерію оптимізації;

$\{k\}$ – множина кроків машинного навчання.

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з автоматичним формуванням вхідної навчальної матриці складається з таких основних етапів:

- 1) формування класифікованої, але нечіткої вхідної навчальної матриці шляхом кластер-аналізу діагностичних ознак;
- 2) оптимізація параметрів машинного навчання СФД з метою побудови високодостовірних вирішальних правил;
- 3) перевірка функціональної ефективності машинного навчання системи керування в режимі екзамену.

Алгоритм формування вхідного математичного опису здатної навчатися системи керування, яка функціонує в режимі інформаційно-екстремального кластер-аналізу ознак розпізнавання з оптимізацією системи контрольних допусків має такі основні етапи:

- 1) вибір в просторі діагностичних ознак двох векторів-реалізації, один із яких є найближчим до нульового вектора, а інший – найвіддаленішим;
- 2) відстань між цими векторами в кодових одиницях поділяється на $M-1$ рівномірних відрізків, а вектори, вершини яких суміжні відрізкам, разом з векторами, обраними в пункті 1, приймаються як стартові геометричні центри кластерів;

3) онулення лічильника зміни параметра δ поля контрольних допусків на діагностичні ознаки: $\delta := 0$;

4) $\delta := \delta + 1$;

5) обчислення нижніх $A_{H,i}$ і верхніх $A_{B,i}$ контрольних допусків на всі ознаки розпізнавання:

$$A_{H,i} = y_i - \delta \frac{y_i}{100}; \quad A_{B,i} = y_i + \delta \frac{y_i}{100}, \quad (3.5)$$

де y_i – номінальне значення i -ї діагностичної ознаки;

6) онулення лічильника кроків збільшення радіусів кластерів: $d := 0$;

7) $d := d + 1$;

8) обчислення на кожному кроці машинного навчання усередненого за кластерами нормованого інформаційного критерію $E(4)$;

9) реалізація процедури k -середніх:

– обчислення усередненого за кількістю реалізацій сформованого кластера двійкового вектора, вершина якого визначає центр ваги кластера;

– перенесення геометричного центра кластера в центр ваги;

10) якщо кількість реалізацій у будь-якому кластері менша за обсяг репрезентативної вибірки n_{\min} , то виконується пункт 7, інакше – пункт 10;

11) якщо усереднене за кластерами нормоване значення інформаційного критерію в робочій області $\bar{E}(d) < 0,5$ то виконується пункт 4, інакше – пункт 11;

12) поточне значення параметра поля контрольних допусків приймається за оптимальне δ^* і обчислюються за формулами (3.5) оптимальні нижні $A_{H,i}^*$ і верхні $A_{B,i}^*$ контрольні допуски на всі діагностичні ознаки;

13) із векторів-реалізацій, які належать фінальним кластерам формується нечітка класифікована бінарна навчальна матриця X^* ;

13) ЗУПИН.

Формування класифікованої нечіткої навчальної матриці здійснювалося з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому контрольні допуски оптимізувалися за паралельною процедурою, при якій вони змінювалися на кожному кроці машинного навчання одночасно для всіх ознак розпізнавання. Тому отримані в процесі інформаційно-екстремального кластер-аналізу параметри слід розглядати як квазіоптимальні. У результаті сформована в процесі кластер-аналізу класифікована навчальна матриця X^* принципово не дозволяє побудувати безпомилкові вирішальні правила, оскільки вона є нечіткою через перетин класів розпізнавання в просторі ознак розпізнавання. Адаптацію сформованого автоматично вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності правильного прийняття класифікаційних рішень будемо здійснювати шляхом оптимізації параметрів функціонування системи керування в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання згідно з категорійною моделлю (рис. 2.2). Вхідними даними є тривимірний масив навчальної матриці $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n_m}\}$ та поле δ_H нормованих допусків, яке для всіх ознак розпізнавання є однаковим.

Розглянемо схему алгоритму оптимізації контрольних допусків на діагностичні ознаки в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання за процедурою (3.4):

- 1) онулення лічильника класів розпізнавання: $m := 0$;
- 2) $m := m + 1$;
- 3) онулення лічильника зміни параметра δ поля контрольних допусків: $\delta := 0$;
- 4) $\delta := \delta + 1$;
- 5) обчислення за формулою (3.5) нижніх $A_{H,i}$ і верхніх $A_{B,i}$ контрольних допусків на всі ознаки розпізнавання:

- 6) онулення лічильника кроків зміни радіуса гіперсферичного контейнера: $k := 0$;
- 7) $k := k + 1$;
- 8) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці X , елементи якої обчислюються за правилом

$$x_{m,i}^{(j)}[k] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{HK,i}[k] < y_{m,i}^{(j)} < A_{BK,i}[k]; \\ 0, & \text{якщо інакше} \end{cases}$$

- 9) формування масиву усереднених двійкових векторів-реалізацій $\{x_m\}$, елементи яких визначаються за правилом

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

де ρ_m – рівень квантування координат двійкового вектора x_m , який за замовчуванням дорівнює 0,5.

- 10) розбиття множини векторів $\{x_m\}$ на пари найближчих “сусідів” $\mathcal{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle$, де x_c – усереднений вектор сусіднього класу X_c^0 ;
- 11) обчислюється інформаційний критерій (3.2);
- 12) якщо $k \leq N$, то виконується пункт 7, інакше – пункт 13;
- 13) якщо $\delta < \delta_H$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 14;
- 14) визначається максимальне значення критерію (3.2) в робочій області визначення його функції, де перша і друга достовірності більше 0,5;
- 15) якщо виконується умова $m < M - 1$, то реалізується пункт 2, інакше – пункт 16;

16) визначається глобальний максимум усередненого інформаційного критерію \bar{E}^* в робочій області визначення його функції;

17) визначаються оптимальні значення параметра δ^* і відповідних нижніх $A_{H,i}^*$ і верхніх $A_{B,i}^*$ контрольних допусків на всі ознаки розпізнавання ;

18) визначаються радіуси оптимальних контейнерів класів розпізнавання:

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

19) будуються продукційні вирішальні правила, які в рамках ІЕІ-технології для гіперсферичних контейнерів мають такий предикатний вираз

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

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

μ_m – функція, яка визначає належності вектора $x^{(j)}$ контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (3.6) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за формулою

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

де x_m^* , d_m^* – отримані в процесі машинного навчання параметри оптимального контейнера класу X_m^o – усереднена двійкова реалізація і радіус гіперсферичного контейнера відповідно.

Таким чином, інформаційно-екстремальний кластер-аналіз відбувається шляхом поєднання алгоритму k -середніх, який дозволяє сформувати вхідну в загальному випадку нечітку класифіковану навчальну матрицю, з інформаційно-екстремальним алгоритмом машинного навчання, який дозволяє побудувати високо достовірні вирішальні правила.

3.2 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.4) ідея інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу полягає в тому, що апріорно навчена система керування розпізнає невелику кількість класів розпізнавання. При появі в процесі експлуатації протезу нових функціональних станів вузлів і пристроїв їх некласифіковані структуровані вектори ознак розпізнавання утворюють додаткові навчальні матриці. Додаткова навчальна матриця, яка досягає репрезентативного обсягу, приєднується до вхідної навчальної матриці та здійснюється перенавчання системи керування за інформаційно-екстремальним алгоритмом. За отриманими в процесі перенавчання оптимальними геометричними параметрами відновлених в радіальному базисі контейнерів класів розпізнавання будуються нові вирішальні правила. При досягненні репрезентативного обсягу додатковою навчальною матрицею іншого класу розпізнавання вона так само приєднується до вхідної навчальної матриці і СФД знову перенавчається. Оскільки алфавіт класів розпізнавання функціональних станів протезу може досягати відносно великої потужності, то з метою зменшення впливу багатовимірності машинне навчання системи керування слід здійснювати за ієрархічною структурою даних.

Формування додаткових навчальних матриць нових класів розпізнавання здійснюється шляхом кластер-аналізу некласифікованих векторів ознак розпізнавання за агломеративним алгоритмом. Згідно з цим алгоритмом вершина некласифікованого вектора діагностичних ознак приймається за центр класу розпізнавання X_{M+1}^o , навколо якого задається область відповідного радіусу. Якщо в цю область попадає інший некласифікований вектор, то за методом k -середніх визначається новий центр класу X_{M+1}^o . Некласифікований вектор, який не попадає в область класу X_{M+1}^o , утворює центр нового класу X_{M+2}^o і так до тих пір, поки не буде побудовано задану кількість кластерів. Після цього збільшуються радіуси кластерів і знову реалізується метод k -середніх. Процес кластеризації відбувається до тих пір, поки не буде сформована додаткова репрезентативна навчальна матриця нового класу розпізнавання, яка приєднується до вхідної навчальної матриці і запускається процес перенавчання системи керування протезом.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу при функціонуванні системи керування в робочому режимі, який є аналогічний режиму екзамену. Різниця між цими режимами полягає в їх призначенні. Наприклад, задачею функціонування системи керування в режимі екзамену є перевірка функціональної ефективності машинного навчання системи. Основною задачею інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу є формування додаткової навчальної матриці Y_{M+1} . В основу алгоритму формування матриці Y_{M+1} покладено метод агломеративного кластер-аналізу некласифікованих в робочому режимі векторів ознак розпізнавання – реалізацій нових класів розпізнавання. Таким чином вхідними даними є множина некласифікованих векторів-реалізацій образів, які послідовно з'являються в процесі класифікації; n_{\min} – мінімальна кількість векторів репрезентативної навчальної матриці, яка визначається за методом,

запропонованим в проміжному звіті цієї НДР за 2017 рік; S – кількість кластерів розбиття некласифікованих векторів.

Алгоритм формування додаткової навчальної матриці Y_{M+1} має такі основні етапи реалізації:

- 1) онулюється лічильник кроків зміни радіусів кластерів: $R := 0$;
- 2) $R := R + 1$;
- 3) вершина першого некласифікованого двійкового вектора-реалізації нового класу розпізнавання приймається як геометричний центр кластера X_{M+1}^o і навколо його утворюється область з радіусом R , а вектор відноситься до навчальної матриці класу X_{M+1}^o ;

4) якщо наступний некласифікований вектор-реалізація попадає в область кластера X_{M+1}^o , то він відноситься до навчальної матриці цього класу, і за процедурою методу k -середніх обчислюється усереднений вектор $x_{M+1,i}$, вершина якого визначає новий центр кластеру, за правилом

$$x_{M+1,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n_{M+1}} \sum_{j=1}^{M+1} x_{M+1,i}^{(j)} \geq \rho, \\ 0, & \text{if else,} \end{cases}$$

де $x_{M+1,i}$ – i -а координата усередненого вектора класа X_{M+1}^o ;

n_{M+1} – кількість некласифікованих векторів, які відносяться до класу X_{M+1}^o ($n_{M+1} > 2$);

ρ – рівень квантування координат усередненого вектора, який за замовчуванням дорівнює 0,5;

5) обчислюється кількість s побудованих кластерів і якщо $s \leq S$, то вершини наступних некласифікованих векторів, які не належать утвореним кластерам, приймаються як центри нових кластерів, інакше виконується пункт 9;

6) некласифіковані вектори, які попадають в області кластерів, відносяться відповідно до їх додаткових навчальних матриць;

7) визначається загальна кількість n векторів, які належать кластерам і утворюють відповідні додаткові матриці;

8) якщо $n > n_{\min}$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 9;

9) якщо кількість векторів в будь-якій бінарній додатковій матриці досягає значення n_{\min} , то вона трансформується в дійсну матрицю $\|y_{M+1,i}^{(j)}\|$, приєднується до вхідної навчальної матриці, запускається алгоритм інформаційно-екстремального машинного перенавчання системи [], а кластер X_{M+1}^o і відповідно його навчальна матриця видаляються;

10) якщо $R < d_{\min}$, де d_{\min} – мінімальна міжцентрова кодова відстань між найближчими сусідніми кластерами, то виконується пункт 2, інакше зупин лічильника прирощень радіусів кластерів;

11) формування інших додаткових навчальних матриць продовжується в міру появи нових некласифікованих векторів до тих пір, поки вони не досягнуть репрезентативного обсягу вхідної навчальної матриці n_{\min} .

Розглянутий алгоритм факторного кластер-аналізу дозволяє формувати в загальному випадку нечіткі класифіковані навчальні матриці для нових класів розпізнавання розпізнавання, дефазіфікація яких відбувається в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки. Такий підхід дозволяє на практиці міркувань обійти не вирішену до теперішнього часу проблему кластеризації даних при розширенні алфавіту класів розпізнавання. При цьому суттєво зменшується обчислювальна трудомісткість алгоритму кластер-аналізу вхідних даних через використання для машинного навчання початкового алфавіту класів розпізнавання мінімальної

потужності ($M \geq 2$). При збільшенні потужності алфавіту слід переходити до ієрархічного алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання.

3.3 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією рівнів селекції координат двійкових усереднених векторів ознак класів розпізнавання

Згідно з категорійною моделлю (рис 2.5) оптимальний рівень селекції ρ_1 координат еталонного вектора $x_1 \in X_1^o$ визначається у результаті реалізації багатocyкличної ітераційної процедури

$$\rho_1^* = \operatorname{argmax}_{G_\rho} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_T \cup G_d} \bar{E}^* \} \}, \quad (3.7)$$

де G_ρ – область допустимих значень параметра ρ_1 ;

G_δ – допустима область значень параметра поля допусків δ ;

G_E – допустима (робоча) область визначення функції інформаційного критерію;

G_d – область допустимих значень параметра d_1 .

Оптимальні рівні селекції координат еталонних векторів інших класів визначаються за процедурою максимізації інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання розпізнавати вектори-реалізації класів розпізнавання із алфавіту $\{X_m^o\}$, $m = \overline{2, M}$:

$$\rho_m^* = \operatorname{argmax}_{G_\rho} \{ \max_{G_\Omega \cup G_d} E_m \}. \quad (3.8)$$

Таким чином, процедура (3.8) на відміну від процедури (3.7) не реалізує алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, оскільки

вони визначаються тільки для базового класу X_1^o . Розглянемо детальніше схему алгоритму послідовної оптимізації рівнів селекції:

1. Обнуляється лічильник ознак розпізнавання: $i:=0$.
2. $i:=i+1$.
3. Встановлюємо значення для верхнього ρv та нижнього ρn рівнів селекції відповідно.
4. Встановлюємо крок зміни рівня селекції ρc .
5. Обнуляється лічильник кроків оптимізації рівня селекції: $z:=0$.
6. $z:=z+1$.
7. Встановлюємо значення поточного рівня селекції: $\rho z:=\rho n + \rho c$.
8. Визначається, наприклад, за ентропійною мірою Шеннона або критерієм Кульбака [32, 33] глобальний максимум інформаційного критерію оптимізації. Якщо маємо декілька однакових максимальних значень інформаційного критерію оптимізації параметру машинного навчання, то для множини максимальних значень критерію як оптимальне вибирається екстремальне значення параметра оптимізації, для якого є найменшим усереднений коефіцієнт нечіткої компактності реалізацій класів розпізнавання із заданого алфавіту [33]:

$$L_p = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_c)} \rightarrow \min_{\{d_m\}} \quad (3.9)$$

де $x_{c,m}$ – усереднений вектор-реалізація сусіднього класу розпізнавання X_c^o , найближчого до класу X_m^o .

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

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

Таким чином, процес оптимізації рівня селекції (квантування) полягає в наближенні інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання до його максимального граничного значення.

3.4 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією словника ознак розпізнавання

Більшість авторів оцінку інформативності ознак розпізнавання здійснюють на етапі формування словника за окремим алгоритмом обчислення інформаційної характеристики – як правило, кількості умовної інформації [36]. За ІЕІ-технологією оцінку інформативності ознак доцільно здійснювати у рамках інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання системи розпізнавання. При цьому для розв’язання цієї задачі обмежимося використанням алгоритму паралельної оптимізації системи контрольних допусків на відповідні ознаки розпізнавання. Як параметри оптимізації розглянемо потужність словника ознак $\Sigma^{[M]}$ параметр δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання і геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання. Тоді оптимізація цього параметру здійснюється за структурованою ітераційною процедурою [34]

$$\Sigma^* = \arg \max_{G_\Sigma} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{d\}} E_1 \} \}, \quad (3.10)$$

де E_1 – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки розпізнавати реалізації класу X_1^o ;

G_δ – допустима область варіантів словників ознак розпізнавання;

G_δ – область допустимих значень параметра δ ;

$\{d\}$ – множина кроків навчання, $d \in [1; d(x_1 \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_1 \oplus x_c)$ –

міжцентрова кодова відстань між усередненим двійковим вектором $x_1 \in X_1^o$ і усередненим двійковим вектором x_c найближчого до класу X_1^o сусіднього класу X_c^o .

У процедурі (3.10) оптимізація контрольних допусків здійснюється одночасно для всіх ознак. Оскільки параметр δ контрольного поля допусків на ознаки розпізнавання, що оптимізується, є однаковим для всіх ознак усередненого в евклідовому просторі вектора-реалізації y_1 класу X_1^o , то нижній A_{HK_i} і верхній A_{BK_i} контрольні допуски, наприклад, для i -ї ознаки обчислюються на кожному кроці машинного навчання за формулами

$$A_{HK_i} = y_{1,i} - \delta * h_i; \quad A_{BK_i} = y_{1,i} + \delta * h_i,$$

де $y_{1,i}$ – i -та координата усередненого вектора-реалізації $y_1 \in X_1^o$;

h_i – ціна градації поля допусків для i -ї ознаки.

При цьому вершини усереднених векторів-реалізацій визначають геометричні центри контейнерів відповідних класів розпізнавання, які відновлюються в процесі навчання в радіальному базисі простору ознак.

Вхідною інформацією для навчання системи керування протезом кінцівки руки за алгоритмом паралельної оптимізації ознак є навчальна матриця $\| y_{m,i}^{(j)} | m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n^*} \|$, яка складається з векторів-реалізацій класів розпізнавання, сформованих за дискетами біосигналів на нормованому часовому інтервалі; система полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка задає область значень відповідних контрольних допусків $\{\delta_{K,i}\}$ на значення ознак. При цьому параметр

δ поля контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання визначається з інтервалу $[0; \delta_H / 2]$.

Цикл оптимізації СКД на ознаки розпізнавання розглядається як внутрішній по відношенню до ітераційної процедури оцінки інформативності ознак.

Розглянемо кроки реалізації алгоритму оцінки інформативності ознак.

1. Реалізується алгоритм паралельної оптимізації ознак розпізнавання за процедурою (3.10) і визначається усереднене значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання для словника для повного (початкового) словника ознак розпізнавання: $\bar{E}_{ALL}^*(P_1, P_2, \dots, P_{i-1}, P_i, P_{i+1}, \dots, P_N)$.

2. Формується лічильник ознак: $i=1$.

3. Реалізується алгоритм паралельної оптимізації ознак розпізнавання за процедурою (3.10) і визначається усереднене значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання для словника Σ_i : $\bar{E}_i^*(P_1, P_2, \dots, P_{i-1}, P_{i+1}, \dots, P_N)$.

4. Обчислюється $\Delta I_i = \bar{E}_i^* - \bar{E}_{ALL}^*$ і визначається тип ознаки за правилом: якщо $\Delta I_i < 0$, то ознака інформативна, якщо $\Delta I_i = 0$, то ознака неінформативна і якщо $\Delta I_i > 0$, то ознака є “заважаючою”.

5. $i=i+1$.

6. Якщо $i \leq N$, виконується пункт 3, інакше – ЗУПИН реалізації алгоритму і вивід одержаних результатів.

Таким чином, згідно з методом послідовної спадної селекції у процесі оптимізації словника ознак на кожному кроці машинного навчання формувалися варіанти словників з потужністю менше на одиницю у порівнянні з потужністю попереднього словника ознак. При цьому на кожному кроці машинного навчання обчислювалося максимальне усереднене значення інформаційного критерію оптимізації за формулами (3.1) або (3.2).

3.5 Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією ієрархічної структури даних

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.4 алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки) представимо у вигляді процедури

$$H^* = \arg \max_{G_H} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_R \cap \{s\}} \overline{E}_S^{\{H\}} \} \}, \quad (3.11)$$

де G_H – область допустимих значень параметра машинного навчання H , який характеризує задану ієрархічну структуру даних;
 $\{s\}$ – множина фінальних (кінцевих) страт заданої ієрархічної структури даних

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму оптимізації ієрархічної структури даних в процесі машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки.

- 1) обнуління лічильника варіантів ієрархічних структур (кроків навчання): $r := 0$.
- 2) ініціалізація лічильника варіантів ієрархічних структур: $r := r + 1$.
- 3) обнуління лічильника ярусів структури даних: $h := 0$.
- 4) ініціалізація лічильника ярусів структури даних: $h := h + 1$.
- 5) обнуління лічильника страт яруса: $s := 0$.
- 6) ініціалізація лічильника страт яруса: $s := s + 1$.
- 7) для кожної s -ї страти h -го ярусу r -ї ієрархічної структури реалізується інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на діагностичні ознаки, який

обчислює усереднене по всім стратам ярусу максимальне значення інформаційного критерію $\bar{E}_{r,h,s}^*$.

8) якщо $s \leq S_h$, де S_h – кількість страт на h -му ярусі, то виконується пункт 6, інакше – пункт 9.

9) якщо $h \leq h_{\max}$, де h_{\max} – кількість ярусів r -ї структури даних, то виконується пункт 4, інакше – пункт 10.

10) обчислюється усереднене по всім ярусам структури даних максимальне значення інформаційного критерію оптимізації $\bar{E}_{r,h}^*$.

11) якщо $r \leq r_{\max}$, де r_{\max} – кількість ієрархічних структур даних, то виконується пункт 2, інакше – пункт 12.

12) визначається оптимальна ієрархічна структура даних:

$$h_r^* = \operatorname{argmax}_{\{r\}} \bar{E}_{r,h}^*.$$

13) ЗУПИН.

Таким чином, у рамках ІЕІ-технології алгоритм машинного навчання реалізує цілеспрямований пошук глобального максимуму інформаційного критерію (3.2) для різних варіантів ієрархічних структур алфавіту класів розпізнавання і вибору оптимального із них.

Як приклад реалізації в рамках ІЕІ-технології алгоритму оптимізації ієрархічної структури даних розглядалося машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки. Як вхідні дані розглядалися значення ознак розпізнавання, які періодично зчитувалися з міографічних датчиків біосигналів. Моделювання машинного навчання системи керування здійснювалося для чотирьох класів розпізнавання: клас X_1^o характеризував функціональний стан «Згинання долоні», клас X_2^o – «Стискання долоні», клас X_3^o – «Розгинання долоні» і клас X_4^o – «Згинання вказівного пальця».

На практиці класи розпізнавання, які характеризують різні функціональні стани протезу кінцівки перетинаються в просторі ознак розпізнавання через близькість центрів розсіювання векторів-реалізацій сусідніх класів, що може суттєво зменшити достовірність класифікаційних рішень. З метою збільшення середньої міжкласової відстані здійснювалося надлишкове кодування двійкових векторів-реалізацій робочої навчальної матриці за циклічним методом Боуза-Чоудхурі-Хігвієми. У результаті кодування мінімальна кодова відстань Хеммінга для усереднених векторів-реалізацій класів розпізнавання, які визначають геометричні центри класів розпізнавання збільшилася з 5 до 9.

Для наочності розглядалися показані на рис. 3.1 три варіанти структур даних для заданого алфавіту класів розпізнавання.

Моделювання машинного навчання системи керування здійснювалося за алгоритмом (3.7). При цьому в процесі машинного навчання оптимізувалася системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і за паралельною схемою, при якій контрольні допуски змінювалися для всіх ознак одночасно.

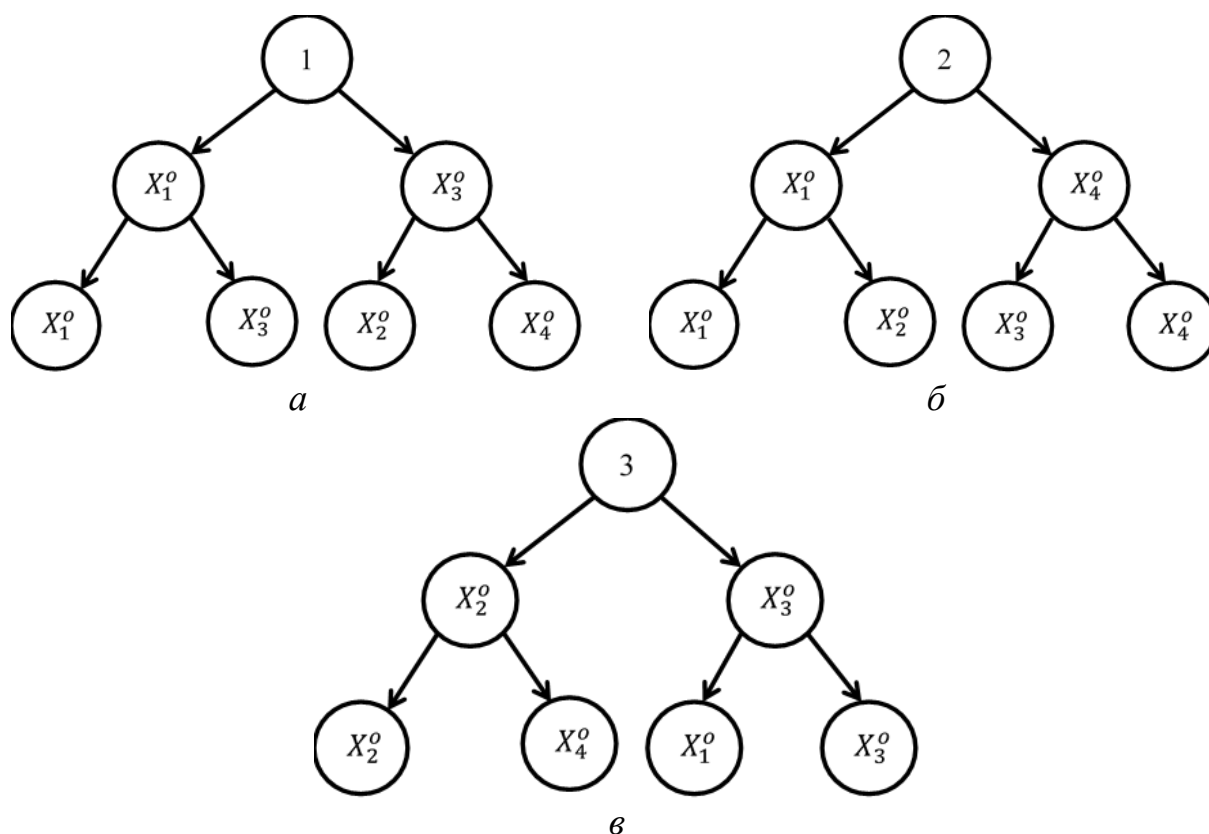


Рисунок 3.1 – Варіанти ієрархічних структур даних

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи керування розглядався модифікований в праці [] інформаційний критерій Кульбака, який для рівноймовірних двохальтернативних гіпотез має вигляд

$$E_{h,s,m}^{(k)} = \frac{1}{2} \{2 - [\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d)]\} * \\ * \log_2 \frac{2 - [\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) + \beta_{h,s,m}^{(k)}(d) + 10^{-r}}, \quad (3.12)$$

де $\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d)$ – помилка першого роду при прийнятті класифікаційних рішень, обчислена в процесі відновлення гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

$\beta_{h,s,m}^{(k)}(d)$ – помилка другого роду при прийнятті класифікаційних рішень, обчислена в процесі відновлення гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

d – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання, який в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі простору діагностичних ознак

10^{-r} – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль.

При обчисленні інформаційного критерію оптимізації (3.12) в процесі реалізації алгоритму машинного навчання замість точнісних характеристик використовувалися їх оцінки:

$$\alpha_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,h,s,m}^{(k)}(d)}{n}; \quad \beta_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)}{n}, \quad (3.13)$$

де $K_{1,h,s,m}^{(k)}(d)$ – кількість подій, при яких реалізації класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$ не відносяться до свого класу;

$K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)$ – кількість подій, при яких “чужі” реалізації помилково відносяться до класу розпізнавання $X_{h,s,m}^o$;

n – обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після підстановки оцінок точнісних характеристик (3.13) у формулу (3.12) було отримано робочу формулу для обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

$$E_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)]\} * \\ * \log_2 \frac{2n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{[K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-r}}. \quad (3.14)$$

Нормований критерій оптимізації параметрів машинного навчання представимо у вигляді

$$J_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{E_{h,s,m}^{(k)}(d)}{E_{\max}}, \quad (3.15)$$

де E_{\max} – максимальне значення критерію (3.14), яке він приймає при підстановці

$$K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) = K_{2,h,s,m}^{(k)}(d) = 0.$$

Визначення оптимальної ієрархічної структури даних здійснювалося за максимальним значенням усередненого за стратами фінального ярусу інформаційного критерію (3.14).

3.6 Результати фізичного моделювання машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів здійснювалося для алфавіту із чотирьох класів розпізнавання, сформованого в підрозділі 3.5. При цьому розглядалися дві ієрархічні структури даних. Першою була структура, умовно названа дихотомічною (бінарною) ієрархічною структурою, за якою спочатку оптимізувалися геометричні параметри одного класу розпізнавання, а до другого входили вектори-реалізації всіх інших класів. Після оптимізації параметрів першого класу розпізнавання його вектори-реалізації видалялися із вхідної навчальної матриці. Потім аналогічно оптимізувалися параметри одного класу розпізнавання із трьох класів, які залишилися в алфавіту. І нарешті здійснювалася оптимізація параметрів машинного навчання для двох останніх класів розпізнавання.

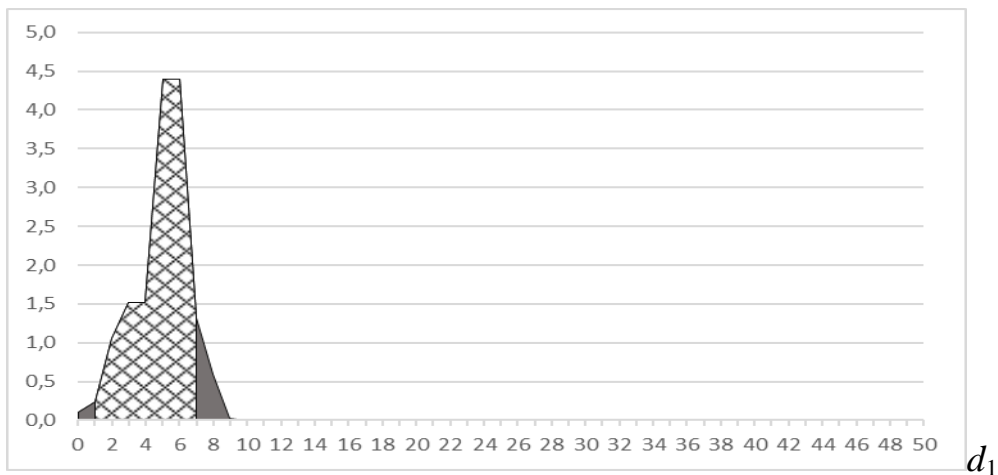
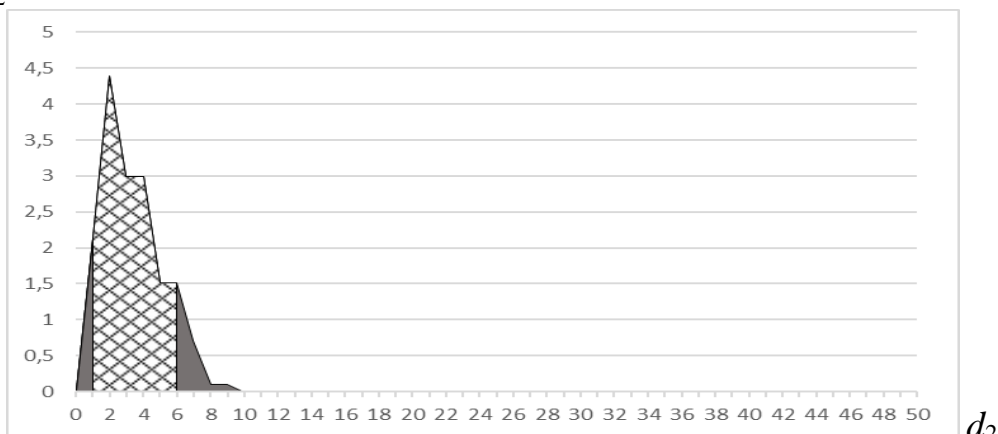
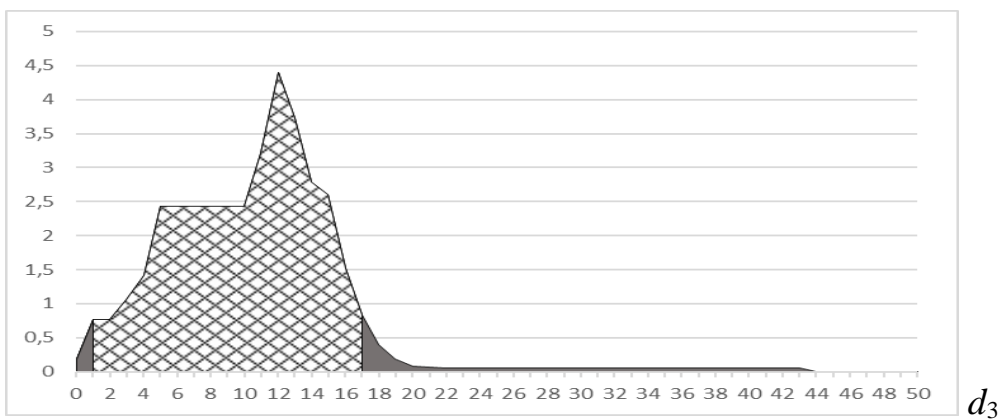
Як критерій оптимізації параметрів навчання для бінарної ієрархічної структури даних розглядалася міра Кульбака у вигляді

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{2} \{2 - [\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)]\} * \log_2 \frac{2 - [\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) + 10^{-r}}, \quad (3.15)$$

Оптимізація в інформаційному розумінні ієрархічної структури даних здійснювалася за базовим алгоритмом, за яким визначалося оптимальне значення радіусу контейнерів класів розпізнавання при заданому параметрі поля контрольних допусків $\delta = 5 \text{ mV}$.

На рис. 3.2 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.15) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані на різних рівнях ієрархічної структури. На рис. 3.2 і далі подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції критерію (3.15), в якій перша і друга достовірності прийняття класифікаційних рішень перевершують відповідно

помилки першого та другого роду. При цьому оптимальне значення параметра машинного навчання визначається при максимальному значенні інформаційного критерію саме в робочій області.

 E_1

 a
 E_2

 b
 E_3

 b

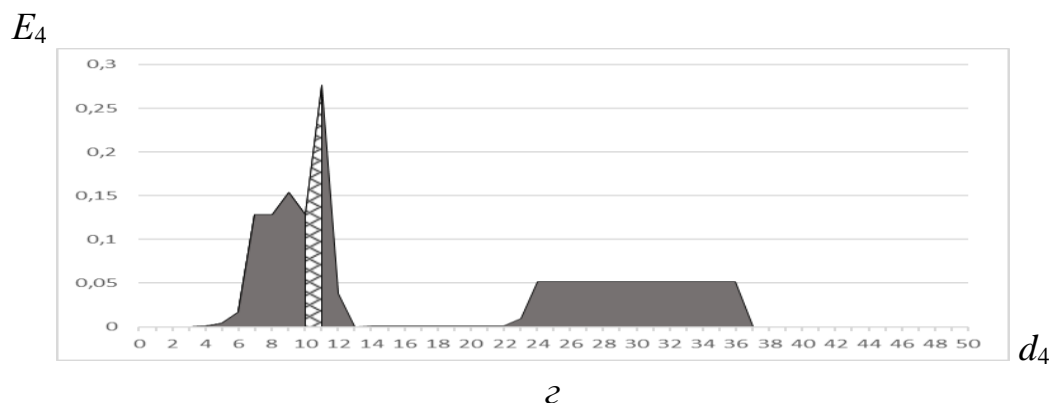
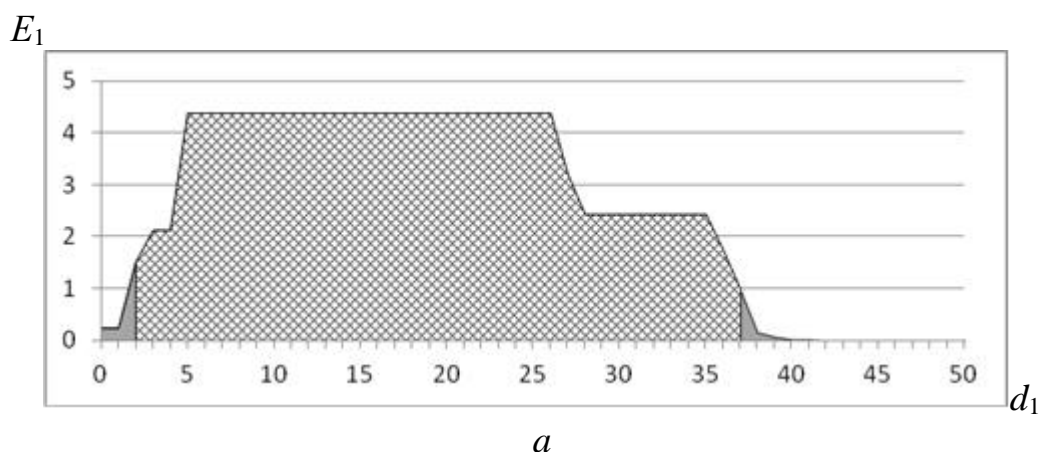


Рисунок 3.2 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: a – клас X_1^o ; b – клас X_2^o ; v – клас X_3^o ; z – клас X_4^o

Аналіз рис.3.2 показує, що середнє максимальне значення інформаційного критерію дорівнює $E_{see}^* = 3,99$ при оптимальних значеннях радіусів контейнерів класів розпізнавання, які дорівнюють $d_1^* = 5$ для класу розпізнавання X_1^o , $d_2^* = 3$ – для класу розпізнавання X_2^o , $d_3^* = 13$ – для класу розпізнавання X_3^o і $d_4^* = 11$ – для класу розпізнавання X_4^o .

Машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки за ієрархічними структурами, показаними на рис. 3.1, здійснювалося для того самого алфавіту класів розпізнавання, що і в попередньому випалку.

На ри. 3.3 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти другого ярусу ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1 a .



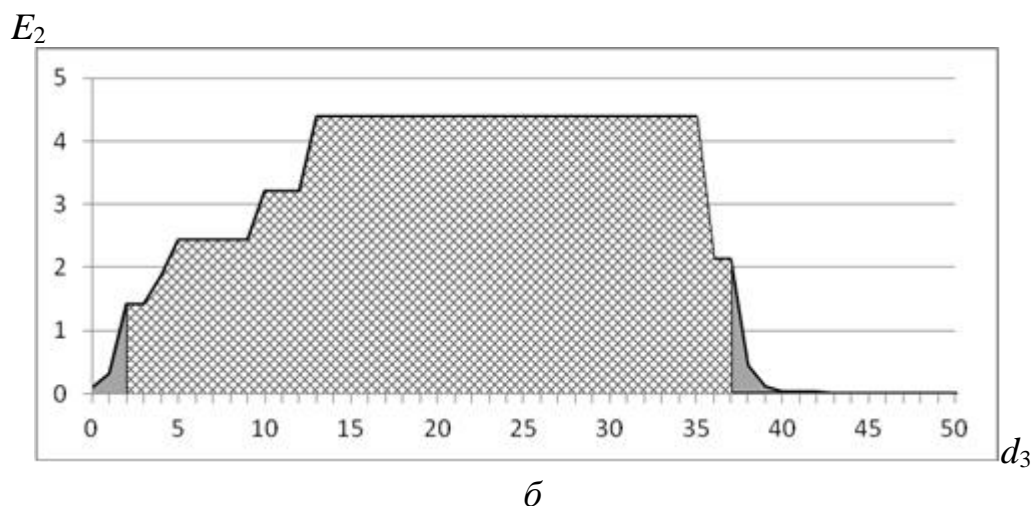


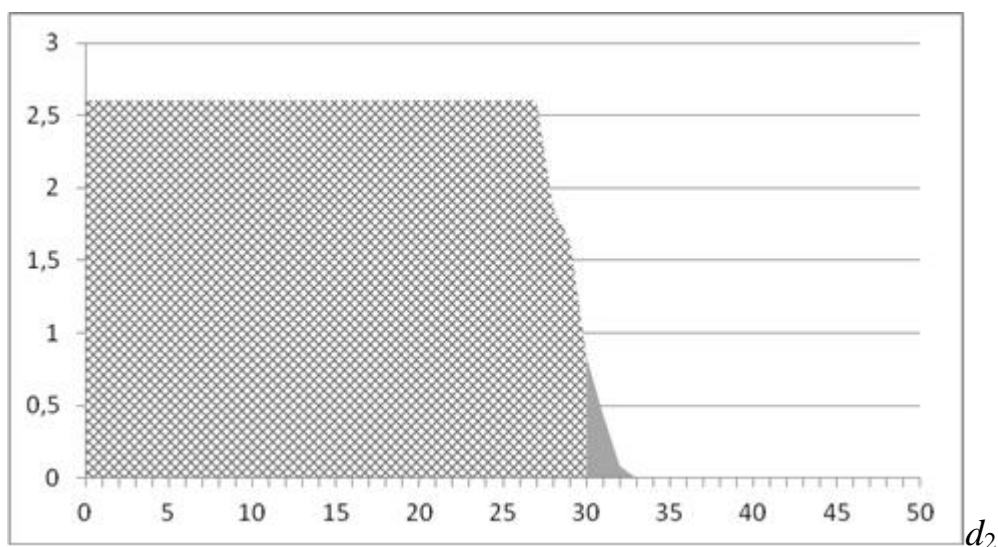
Рисунок 3.3 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти ієрархічної структури

(рис. 3.1а): a – клас X_1^o ; δ – клас X_3^o

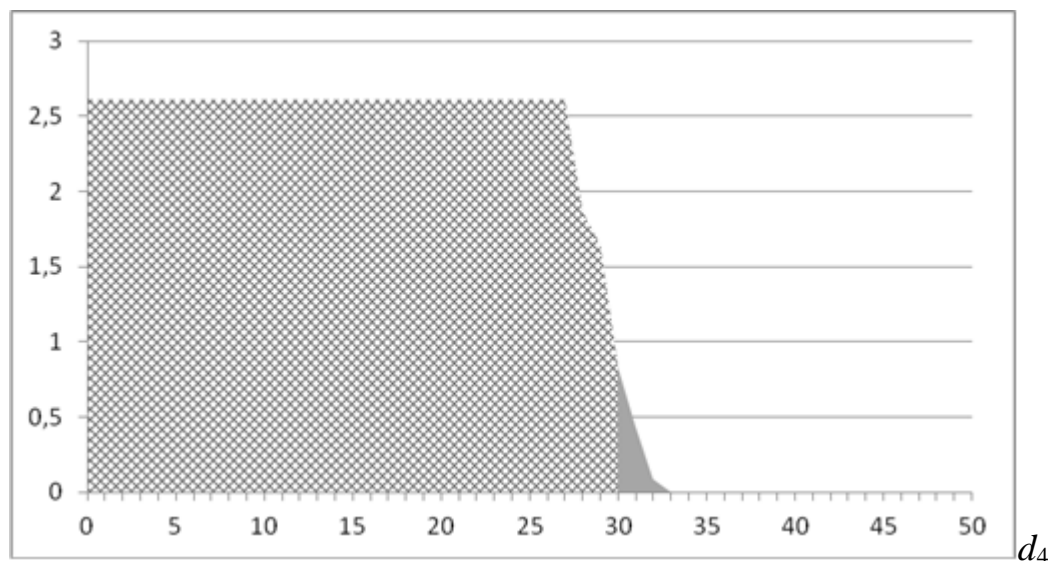
Аналіз рис. 3.3 показує, що середнє значення інформаційного критерію для першої фінальної страти дорівнює $\bar{E}_{2,1}^* = 4,40$.

На рис. 3.4 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти другого ярусу ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1а.

E_2



a

E_4 

б

Рисунок 3.4 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти ієрархічної структури

(рис. 3.1а): а – клас X_2^o ; б – клас X_4^o

Аналіз рис. 3.4 показує, що середнє значення інформаційного критерію для другої фінальної страти (рис. 3.1а) дорівнює $\bar{E}_{2,2}^* = 2,60$.

Таким чином, середнє значення максимального інформаційного критерію оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання для першого варіанту ієрархічної структури, показаної на рис. 3.1а дорівнює $\bar{E}_1^* = 3,50$ при оптимальних значеннях радіусів контейнерів класів розпізнавання, які дорівнюють $d_1^* = 12$ для класу розпізнавання X_1^o , $d_2^* = 16$ – для класу розпізнавання X_2^o , $d_3^* = 21$ – для класу розпізнавання X_3^o і $d_4^* = 12$ – для класу розпізнавання X_4^o . При наявності на графіках ділянки типу “плато” визначення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання у цьому та інших випадках визначалося при мінімальному значенні усередненого коефіцієнта нечіткої компактності (3.9). При цьому із множини радіусів контейнерів класів розпізнавання, які обчислювалися при мінімальному значенні усередненого коефіцієнта нечіткої компактності, згідно з

мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання вибирався за оптимальний менший радіус.

На рис. 3.5 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти другої ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1б.

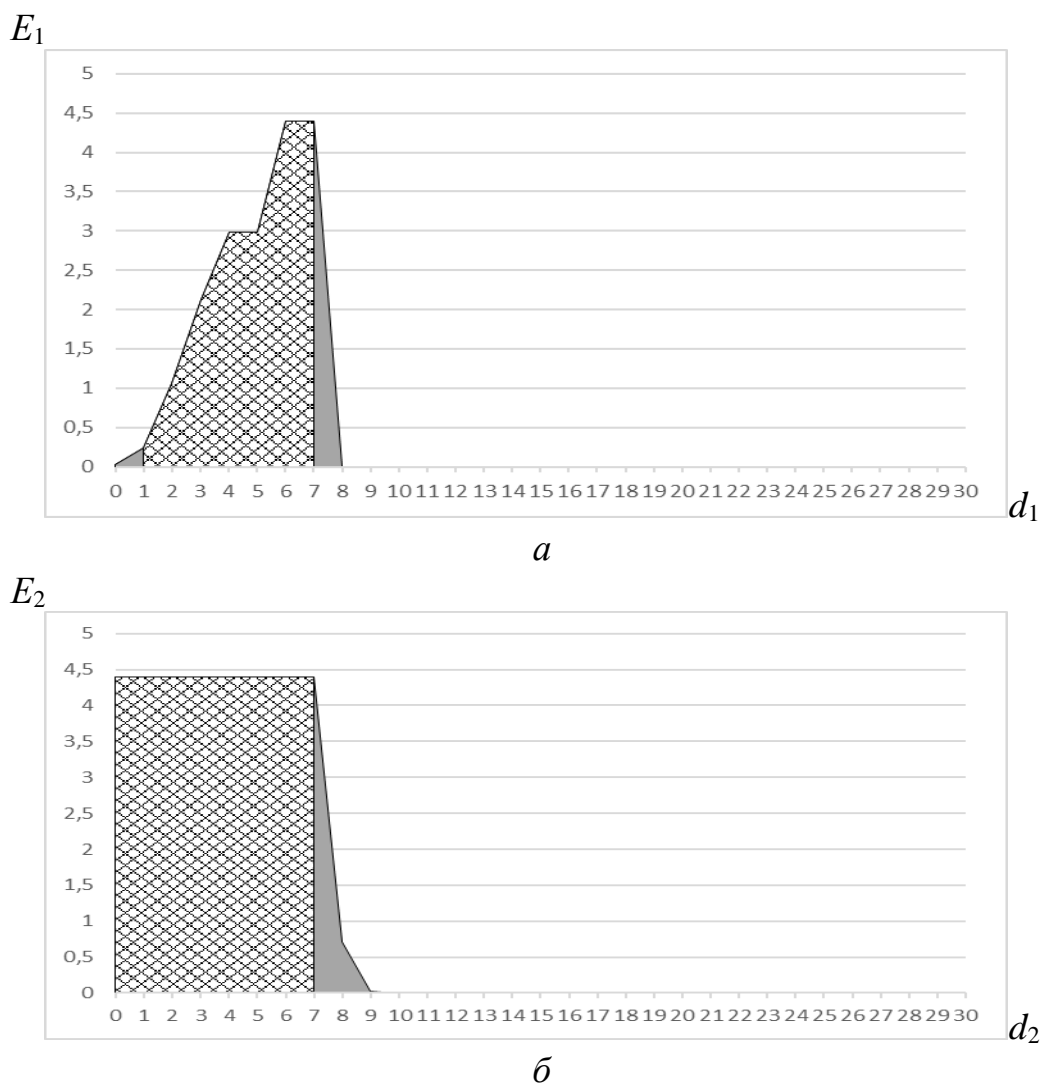


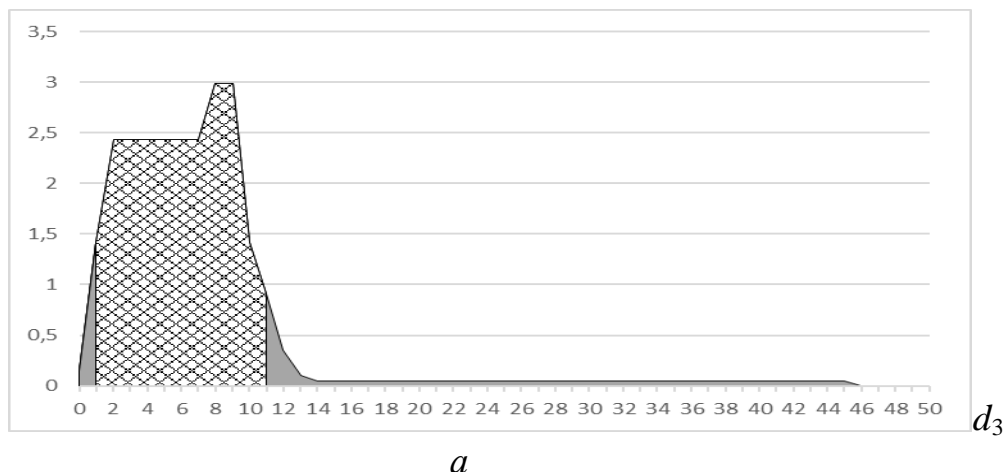
Рисунок 3.5 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти ієрархічної структури

(рис. 3.1б): a – клас X_1^o ; b – клас X_2^o

Аналіз рис. 3.5 показує, що середнє значення інформаційного критерію для першої фінальної страти другого варіанту ієрархічної структури (рис. 3.1б) дорівнює $\bar{E}_{2,1}^* = 4,40$.

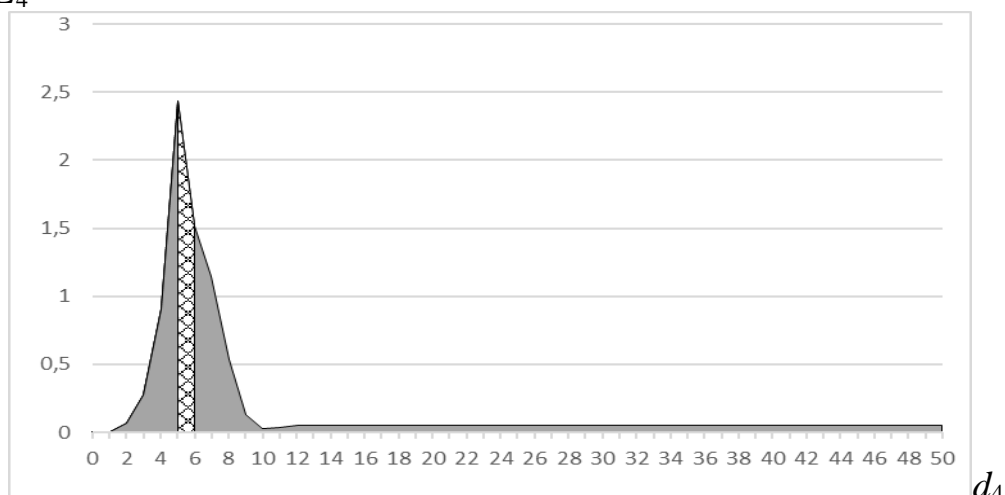
На рис. 3.6 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1б.

E_3



a

E_4



b

Рисунок 3.6 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти ієрархічної структури

(рис. 3.1б): a – клас X_3^o ; b – клас X_4^o

Аналіз рис. 3.6 показує, що середнє значення інформаційного критерію для другої фінальної страти ієрархічної структури (рис. 3.1б) дорівнює $\bar{E}_{2,2}^* = 2,70$.

Таким чином, середнє значення інформаційного критерію для ієрархічної структури (рис. 3.1б) дорівнює $\bar{E}_2^* = 3,55$ при оптимальних значеннях радіусів контейнерів класів розпізнавання, які обчислювалися для мінімального

усередненого значення коефіцієнта (3.9) і дорівнюють $d_1^* = 6$ для класу розпізнавання X_1^o , $d_2^* = 6$ – для класу розпізнавання X_2^o , $d_3^* = 8$ – для класу розпізнавання X_3^o і $d_4^* = 5$ – для класу розпізнавання X_4^o .

На рис. 3.7 показано графіки залежності інформаційного критерію оптимізації (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1в.

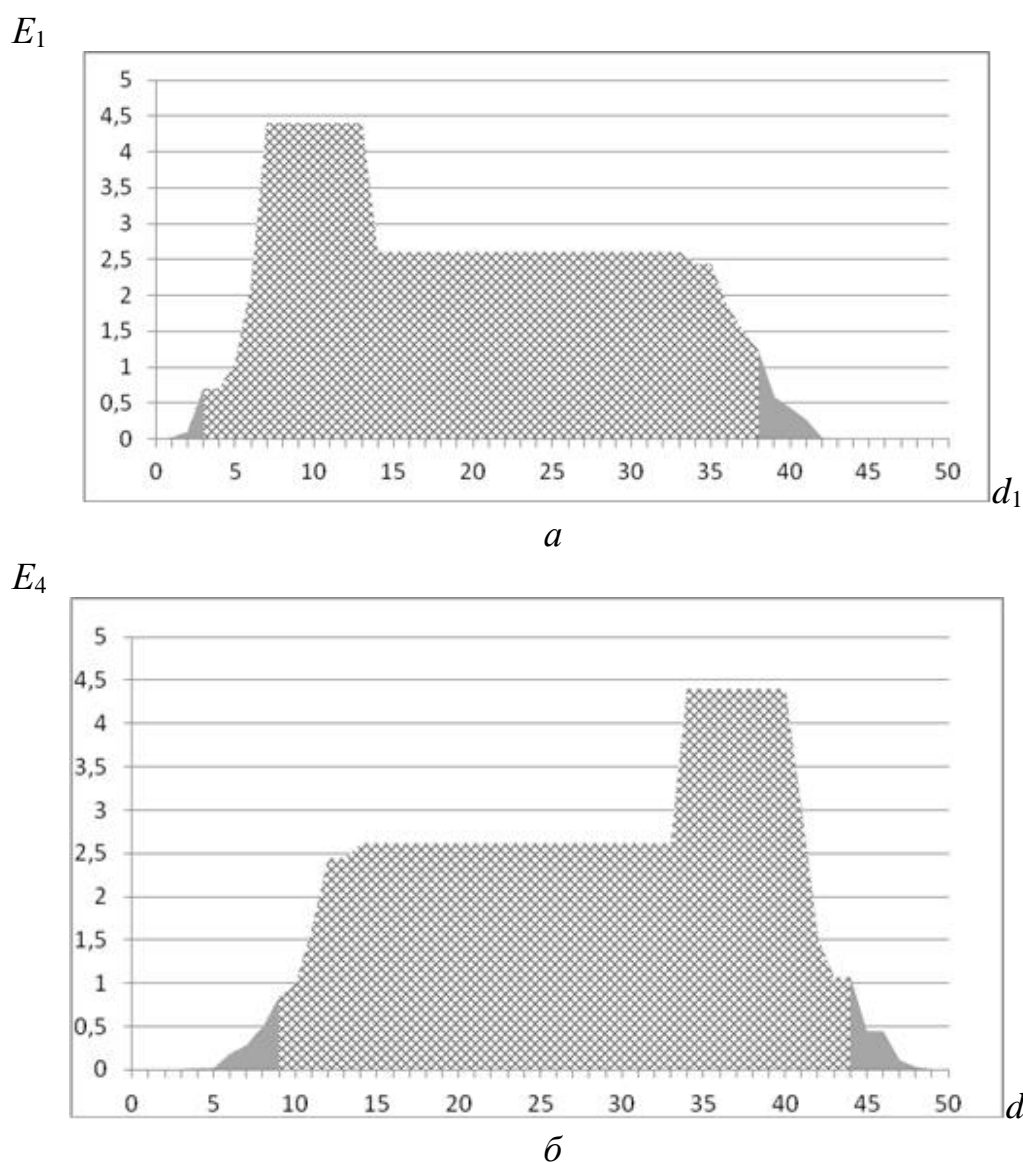
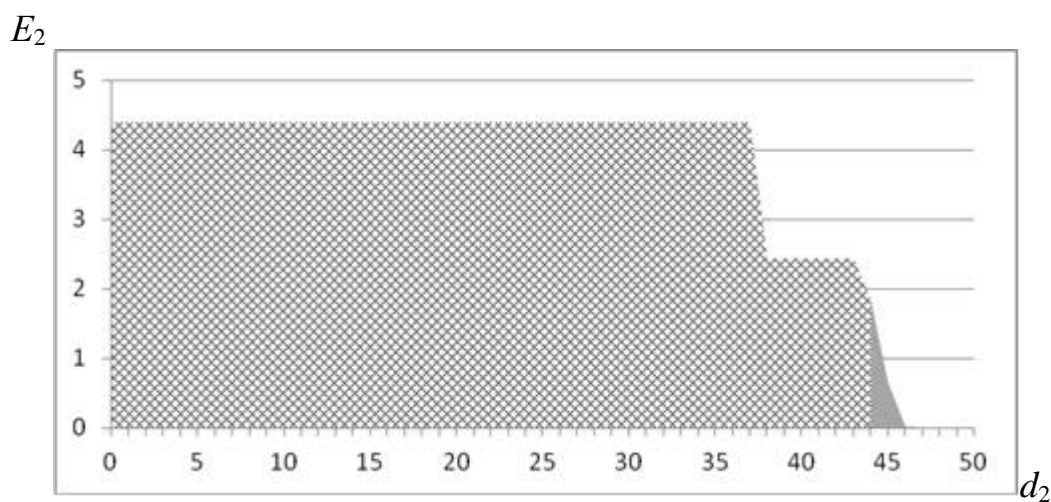


Рисунок 3.7 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти ієрархічної структури

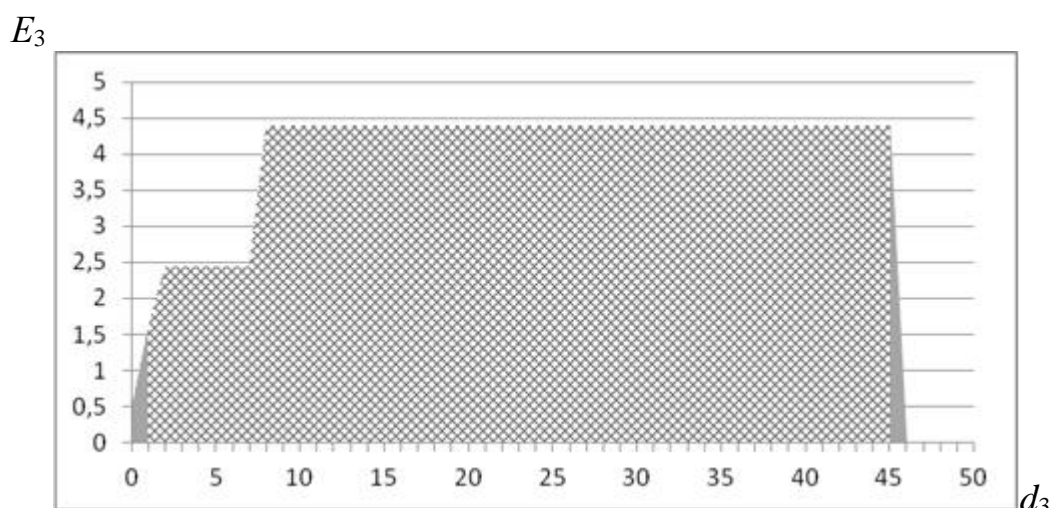
(рис. 3.1в): a – клас X_1^o ; b – клас X_4^o

Аналіз рис. 3.7 показує, що середнє значення інформаційного критерію оптимізації (3.11) для першої фінальної страти третього варіанту ієрархічної структури (рис. 3.1в) дорівнює $\bar{E}_{3,1}^* = 4,40$ при оптимальних значеннях радіусів контейнерів класів розпізнавання, які обчислювалися при мінімальному усередненому значенні коефіцієнта нечіткої компактності (3.9) і дорівнюють $d_1^* = 13$ для класу розпізнавання X_1^o , $d_4^* = 36$ – для класу розпізнавання X_4^o

На рис. 3.8 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.11) від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти ієрархічної структури, варіант якої показано на рис. 3.1в.



a



б

Рисунок 3.8 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти ієрархічної структури

(рис. 3.1в): *a* – клас X_2^o ; *б* – клас X_3^o

Аналіз рис. 3.8 показує, що середнє значення інформаційного критерію оптимізації (3.11) для другої фінальної страти третього варіанту ієрархічної структури (рис. 3.1в) дорівнює $\bar{E}_{3,1}^* = 4,40$ при оптимальних значеннях радіусів контейнерів класів розпізнавання, які обчислювалися при мінімальному усередненому значенні коефіцієнта нечіткої компактності (3.9) і дорівнювали $d_2^* = 25$ для класу розпізнавання X_2^o , $d_3^* = 29$ – для класу розпізнавання X_3^o

У табл. 3.1 показано результати оптимізації ієрархічної структури даних, варіанти якої показано на рис. 3.1.

Таблиця 3.1 – Результати машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

Номер варіанту	\bar{E}^*	\bar{D}_1	$\bar{\beta}$	\bar{P}_t
1	3,99	0,88	0,07	0,91
2	3,50	0,80	0,11	0,84
3	3,55	0,82	0,12	0,85
4	4,40	1,00	0,00	1,00

У табл. 3.1 як перший варіант розглядається бінарна ієрархічна структура даних, другий варіант – структура, показана на рис. 3.1а, третій варіант – структура, показана на рис. 3.1б і четвертий варіант – структура, показана на рис. 3.1в. Аналіз табл. 3.1 показує, що оптимальною в інформаційному розумінні виявилася ієрархічна структура показана на рис. 3.1в, яка забезпечила максимальну повну ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд. Оскільки інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання (3.14) не нормалізований, то його максимальне значення при кількості векторів-реалізацій в навчальній матриці $n = 40$ дорівнює 4,40. Таким чином можна стверджувати, що при виборі оптимальної ієрархічної структури, показаної на

рис. 3.1в, побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Тобто будь-який вектор-реалізація із навчальної вибірки повинен достовірно розпізнаватися. Цей факт є необхідною умовою високої функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки. Достатньою умовою високої функціональної ефективності машинного навчання слід вважати наближене до одиниці значення повної ймовірності правильного розпізнавання когнітивних команд, отримане при функціонуванні системи керування протезом кінцівки руки в режимі екзамену, коли розпізнаються вектори-реалізації відповідних класів розпізнавання із заданого алфавіту, сформовані безпосередньо на етапі екзамену. При цьому на відміну від етапу машинного навчання біосигнали зчитуються з електроміографічних датчиків безпосередньо з пошкодженої кінцівки руки. Отримана за результатами екзамену середня повна ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд для заданого алфавіту класів розпізнавання дорівнювала $\bar{P}_t = 0,95$. При цьому найменше значення мала повна ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд класу розпізнавання X_4^o , який характеризував біосигнал при виконанні когнітивної команди «Рух вказівного пальця». Такий показник є достатньо високим, оскільки він знаходиться на рівні показників протезів із інвазивною системою зчитування біосигналів, вартість яких суттєво перевершує вартість протезів кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування. При цьому застосування протезів із неінвазивними електроміографічними датчиками не потребує хірургічного втручання. Крім того, отримані результати суттєво перевершують відомі результати розпізнавання руху пальців для протезів кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування. Так в праці [] авторами отримана повна ймовірність правильного розпізнавання біосигналів, які характеризують рухи пальців, не перевершує 0,62.

Таким чином, запропонований в НДР підхід до формування вхідної навчальної матриці для машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів шляхом

зчитування біосигналів з розташованих симетрично електроміографічних датчиків на непошкодженій кінцівці руки є перспективним. Корекція навчальної матриці, релевантної біосигналам пошкодженої кінцівки руки, здійснюється при функціонуванні системи керування в режимі машинного навчання шляхом оптимізації за інформаційним критерієм коефіцієнта пропорційності амплітуд біосигналів, який є індивідуальний для кожного користувача. При цьому головну роль у вирішенні проблеми підвищення функціональної ефективності системи керування протезом кінцівки руки відіграє запропонований метод інформаційно-екстремального машинного навчання, який є інваріантний до довільних початкових умов формування біосигналів, багато вимірності словника ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання і є гнучкий до перенавчання при розширенні алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудовані за результатами машинного навчання в рамках геометричного підходу вирішальні правила дозволяють приймати класифікаційні рішення в реальному темпі часу, що підтверджується експериментальними результатами, отриманими на дослідному зразку. Тому оперативність виконання протезом кінцівки руки когнітивних команд буде в основному визначатися сталою часу виконавчих пристроїв.

Застосування отриманих наукових результатів для машинного навчання протезу руки із більшою кількістю ступенів свободи, включаючи видалення плеча, пов'язано із необхідністю збільшення інформації шляхом розташування електроміографічних датчиків біосигналів на різних ділянках системи м'язів, які реагують на відповідні когнітивні команди. Тобто у цьому випадку виникає необхідність збільшення потужностей словника ознак і алфавіту класів розпізнавання. При цьому розроблений в НТР метод та інформаційні технології інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки можуть бути використані в повному обсязі.

Подальше покращення отриманих результатів пов'язано із збільшенням глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи керування, включаючи параметри оброблення біосигналів, які безпосередньо впливають на її функціональну ефективність.

ВИСНОВКИ

У заключному звіті одержано наукові результати, спрямовані на підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів.

1. На основі розроблених в рамках функціонального підходу категорійних моделей когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, запропоновано новий метод інформаційно-екстремального машинного самонавчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів, що дозволило надати системі керування властивості гнучкості при перенавчанні та інваріантності в практичному розумінні вирішальних правил до багато вимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання.

2. Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі кластер-аналізу вхідних даних, що дозволяє автоматично формувати вхідну навчальну матрицю і є необхідною умовою самонавчання системи керування.

3. Удосконалено метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу, що дозволяє автоматично формувати алфавіт класів розпізнавання і забезпечує властивість гнучкості системи керування при перенавчанні через розширення алфавіту класів розпізнавання.

4. Отримав подальшого розвитку метод ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією ієрархічної структури даних, що дозволяє підвищити повну ймовірність правильного виконання когнітивних команд і забезпечити інваріантність побудованих в процесі машинного навчання вирішальних правил до збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання.

5. Розроблено структурну схему здатного самонавчатися протезу кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів, яка відрізняється від

існуючих аналогів наявністю керованого користувачем блоку комутації системи керування в режимі самонавчання та безпосереднього виконання робочих функцій і блоку кодування класифікованих когнітивних команд, вхід якого підключено до виходу блоку керування, а вихід – до мікроконтролерів, які перетворюють кодові комбінації в керуючі команди для відповідних виконавчих пристроїв.

6. У сукупності наукові результати, приведені в проміжних і заключному звітах, дозволяють створити науково-методологічні основи інформаційного синтезу здатної самонавчатися системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування. Інформаційний синтез здатної самонавчатися системи керування протезом кінцівки руки здійснювався на основі ідей і методів розробленої авторами НДР так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування в процесі її машинного навчання. Перевагою розроблених методів інформаційно-екстремального машинного навчання у порівнянні з відомими методами інтелектуального аналізу даних, включаючи нейроподібні структури, є практична інваріантність їх вирішальних правил до багатовимірності простору ознак розпізнавання та гнучкість до перенавчання при розширенні алфавіту класів розпізнавання, що дозволяє надати системі керування властивості адаптивності та самонавчання. Крім того, розвинена та удосконалена авторами НДР вітчизняна інтелектуальна технологія, пріоритетність якої підтверджена патентами та свідоцтвами на авторський твір, забезпечує високу функціональну ефективність, відносно низьку собівартість і конкурентоспроможність створених на її основі інтелектуальних протезів руки та відкриває можливість їх виробництва в Україні.

Таким чином, одержані при виконанні НДР наукові результати відповідають сучасному світовому рівню і можуть бути застосовані при створенні інтелектуальних протезів руки з більшими степенями свободи, у тому числі побудовані на основі людино-машинної взаємодії з елементами доданої та віртуальної реальностей.

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. 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. Dovbysh A. S., Velikodnyi D. V., Protsenko J. B., Zimovets V. I. Optimization of parameters of machine learning of the system of functional diagnostics of the

- electric drive of a shaft lifting machine. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2018, No 2(45), pp. 44–50. DOI 10.15588/1607–3274–2018–2–5. <http://ric.zntu.edu.ua/article/view/142626>.
8. Довбиш А. С. Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини / А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*. – Харків : НТУ «ХПІ», 2018. – № 48 (1220). – С 47–55.
 9. Шелехов І. В. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи контролю знань / І. В. Шелехов, С.О. Пилипенко, О. О. Столярчук, Т.А. Романенко // *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*. – Харків: НТУ «ХПІ», 2018. – № 48 (1220). – С 56–63.
 10. Moskalenko V. Improving the effectiveness of training the on-board system for compact unmanned aerial vehicle / V. Moskalenko, A. Dovbysh, I. Naumenko, A. Moskalenko, A. Korobov // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2018. – Vol. 4/9 (94). – P. 10-26. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139923. – <http://journals.uran.ua/eejet/article/view/139923>.
 11. Патент 118129 Україна, МКІ F41G 5/14, F416G3/00. Автоматизована система керування вогнем мобільного мінометного комплексу / М. М. Будник, А.С. Довбиш, М.М. Ляпа, А.Ф. Раскошний, В.І. Макеев, В. / Житник, М.Г. Ярема; заявник і патентовласник Сумський державний університет. № а20170156; заявл. 24.02.2018; опубл. 26.11.2018, Бюл. №22. – https://library.uipv.org/document?fund=1&id=252879&to_fund=1.
 12. Довбиш А.С. П'ятаченко В. Ю. Машинне навчання протезу кінцівки руки // *Матеріали НТК «Інформатика, математика, автоматика»*, Суми, 2018.– С.42. – <http://elitconf.sumdu.edu.ua/data/IMA-2018.pdf>.
 13. Довбиш А.С. , Приходченко Р. С. Функціонування протезу кінцівки руки в режимі екзамену // *Матеріали НТК «Інформатика, математика, автоматика»*, Суми, 2018.– С.43. – <http://elitconf.sumdu.edu.ua/data/IMA-2018.pdf>.

14. Anatoliy Dovbysh, Viktoriya Zimovets Hierarchical Algorithm of the Machine Learning for the System of Functional Diagnostics of the Electric Drive // Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 85 – 88. – http://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/67789/1/AIST_2018.pdf
15. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko, Nikita Mironenko. On-board Geographic Information System of Images Identification // Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 115 – 118. http://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/67789/1/AIST_2018.pdf
16. В. В. Москаленко. Метод самонавчання згорткового екстрактора ознак для розпізнавання багатоканальних діагностичних зображень / В. В. Москаленко, А. С. Москаленко, А. М. Кудрявцев // XIV International scientific conference «Intellectual systems of decision-making and problems of computational intelligence (ISDMCI'2018)», Україна. – 2018. – С. 258-260. – https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4977/isdmci_2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y.
17. Довбиш А. С. Машинне навчання протезу кінцівки руки / А. С. Довбиш, В. Ю. П'ятаченко // Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах», 31 жовтня – 2 листопада 2017 р. Збірник тез доповідей. – Вінниця: ПП «ГД «Едельвейс і К», 2017. – С. 204 – 205.
18. Dovbysh A. Information-extreme machine learning of the control system over the power unit of a terminal power main line / A. Dovbysh, D. Velikodnyi, I. Shelehov, M. Bibyk // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2017. – Vol. 5/4 (89). – P. 17-24. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.112121
19. Anatoliy Dovbysh, Viktoriya Zimovets // Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 85 – 88.

20. Dovbysh A. S., Velikodnyi D. V., Protsenko O. B., Zimovets V. I. Optimization of parameters of machine learning of the system of functional diagnostics of the electric drive of a shaft lifting machine. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2018, No 2(45), pp. 44–50. DOI 10.15588/1607–3274–2018–2–5
21. Довбиш А.С. Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини / А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків : НТУ «ХПІ», 2018. – № 48 (1220). – С 47–55. DOI:
22. Moskalenko V. Improving the effectiveness of training the on-board system for compact unmanned aerial vehicle / V. Moskalenko, A. Dovbysh, I. Naumenko, A. Moskalenko, A. Korobov // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2018. – Vol. 4/9 (94). – P. 10-26. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139923
23. Довбиш А.С. Кластер-аналіз вхідних даних при функціональному діагностуванні складних машин / А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // *Матеріали IV Міжнародної науково-технічної конференції «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем»*, 1-2 листопада 2018 р., м. Дніпро, 2018. – С. 426 –429.
24. Dovbysh A. Estimation of informativeness of recognition signs at extreme information machine learning of knowledge control system / A. Dovbysh, I. Shelehov, S. Pylypenko, O. Berest // *CEUR Workshop Proceedings*, 2019. – V. 2362. – pp. 143-152.
25. Dovbysh A.S., Zimovets V. I., Zuban Y. A., Prikhodchenko A.S. Mashine Training of the System of Functional Diagnostic of the Saft Lifting Mashine// *Probleme energetucii regionale*, 2019, v. 2, is. 43, p.p. 88 – 102.
26. Свідоцтво №88975 про реєстрацію авторського права на твір комп'ютерна програма «Програма формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних транспортних засобів». Автори Довбиш А.С., П'ятаченко В. Ю., Мироненко М. І. Дата реєстрації 27.05.2019.

27. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko, Nikita Mironenko. On-board Geographic Information System of Images Identification // Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 115 – 118.
28. Naumenko I., Myronenko M., Piatachenko V. Information-extreme learning of on-board system for recognition of ground vehicle. CEUR Workshop Proceedings, 2019, p. 121 – 132.
29. П'ятаченко В. Ю. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів / В. Ю. П'ятаченко, Ю. В. Симоновський // Матеріали VI Міжнародної науково-технічної Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами», 20 листопада 2019 [Електронний ресурс] – Київ, НУХТ, 2019. – С. 169 – 170. – Режим доступу: <https://nuft.edu.ua/naukova-diyalnist/naukovi-konferencii/?active=materrali-konferenczj/>
30. EP 2 813 194 A1 Control of limb device / Popovic D., Graimann B., Markovic M., Dosen S. // Applicants: Georg-August Universität Göttingen (DE), Otto Bock HealthCare GmbH (DE). – Date of filing: 12.06.2013, Application number: 13171671.4, Date of publication: 17.12.2014 Bulletin 2014/51.
31. 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.
32. 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.

33. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш.– Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.
34. Довбиш А.С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А.С. Довбиш, А.В. Васильєв, В.О. Любчак. – Суми: Видавництво СумДУ, 2013.– 178 с.
35. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.– Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
36. Jain A.K. Data clustering: a review / A.K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn // ACM Computing Surveys. –1999. – V. 31 / – P. 264–323
37. Виттих В.А. Интеллектуальный анализ данных с помощью кластеризации [Электронный ресурс] / В.А. Виттих, И.В. Майоров, П.О. Скобелев, О.Л. Сурнин. – Режим доступа: <http://www.masters.donntu.edu.ua/2008/fvti/koshelyeva/diss/index.htm>
38. Анисимов Б. В., Курганов В. Д., Злобин В. К. Распознавание и цифровая обработка изображений / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин.– М.: Высшая школа, 1983.–256 с.