

# УПРАВЛІННЯ У ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ

## CONTROL IN TECHNICAL SYSTEMS

### УПРАВЛЕНИЕ В ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

УДК 681.518:004.93

#### ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ ІЄРАРХІЧНЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІСТІ РУКИ З НЕІНВАЗИВНОЮ СИСТЕМОЮ ЗЧИТУВАННЯ БІОСИГНАЛІВ

**Довбиш А. С.** – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету, Суми, Україна.

**П'ятаченко В. Ю.** – аспірант кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету, Суми, Україна.

**Симоновський Ю. В.** – асистент кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету, Суми, Україна.

**Шкурпат О. А.** – аспірант кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету, Суми, Україна.

#### АНОТАЦІЯ

**Актуальність.** Розв'язана актуальна задача інформаційного синтезу здатної навчатися системи керування протезом кісткі руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів.

**Мета роботи** – підвищення функціональної ефективності системи керування протезом кісткі руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів на основі машинного навчання, що дозволяє при функціонуванні системи в робочому режимі розпізнавати з високою достовірністю і оперативністю когнітивні команди користувача протезу.

**Метод.** У рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі машинного навчання, запропоновано метод інформаційного синтезу інтелектуальної системи керування протезом кісткі руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. На відміну від існуючих методів інтелектуального аналізу даних метод інформаційно-екстремального машинного навчання розроблено в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формування та прийняття класифікаційних рішень. Такий підхід дозволяє наділити систему керування протезом властивостями адаптивності до довільних початкових умов формування когнітивних команд і перенавчання при розширенні словника ознак та алфавіту класів розпізнавання. Крім того, вирішальні правила, побудовані за отриманими в процесі машинного навчання геометричними параметрами гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання є практично інваріантними до багато вимірності простору ознак розпізнавання. На основі запропонованої категорійної моделі розроблено алгоритм машинного навчання з оптимізацією ієрархічної структури даних. При цьому досліджено вплив на функціональну ефективність машинного навчання структур даних, побудованих у вигляді дихотомічного і декурсивного дерев. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовується модифікація інформаційної міри Кульбака, яка є функціоналом точнісних характеристик рішень, що приймаються.

**Результати.** Побудовані в процесі ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання вирішальні правила дозволяють розпізнавати в реальному темпі часу когнітивні команди з достатньо високою повною ймовірністю прийняття правильних класифікаційних рішень. За результатами фізичного моделювання доведено, що при використанні ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного дерева функціональна ефективність машинного навчання збільшується у порівнянні із структурою даних у вигляді дихотомічного бінарного дерева.

**Висновки.** Експериментально підтверджено достатньо високу функціональну ефективність запропонованого методу інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кісткі руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Отримані наукові результати відкривають новий напрям створення інтелектуальних протезів руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів на основі машинного навчання та розпізнавання образів

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, машинне навчання, інформаційний критерій, система керування, протез кісткі руки, електроміографічний датчик.

## НОМЕНКЛАТУРА

$H$  – кількість ярусів декурсивної ієрархічної структури;

$S$  – кількість страт  $h$ -го ярусу,  $h = \overline{1, H}$ ;

$M$  – кількість класів розпізнавання;

$N$  – кількість ознак розпізнавання;

$n$  – кількість векторів ознак класів розпізнавання в навчальній матриці;

$x_{h,s,m}$  – двійковий усереднений вектор ознак класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$ ;

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

$P$  – ієрархічна декурсивна структура алфавіту класів розпізнавання

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

$S_f$  – кількість фінальних страт декурсивної ієрархічної структури;

$G$  – множина вхідних факторів;

$T$  – множина моментів часу одержання інформації;

$Z$  – простір ознак розпізнавання;

$H$  – множина декурсивних ієрархічних структур;

$Y$  – вхідна навчальна матриця;

$X$  – робоча бінарна навчальна матриця;

$f_1$  – оператор формування матриці  $Y$ ;

$f_2$  – оператор формування матриці  $X$ ;

$L$  – кількість статистичних гіпотез;

$S_h$  – кількість страт на  $h$ -му ярусі;

$G_P$  – область допустимих значень структури  $P$ ;

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

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

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

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

$\overline{D}_1$  – усереднена за алфавітом класів розпізнавання перша достовірність;

$\overline{\beta}$  – усереднена за алфавітом класів розпізнавання помилка другого роду;

$\overline{P}_T$  – усереднена за алфавітом класів розпізнавання повна ймовірність правильного прийняття рішень;

$d_{h,s,m}^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_{h,s,m}^o$ ;

$x_{h,s,c}$  – двійковий усереднений вектор ознак сусіднього класу розпізнавання  $X_{h,s,c}^o$ .

## ВСТУП

Створення інтелектуальних протезів руки на основі машинного навчання та розпізнавання образів дозволяє суттєво розширити їх функціональні можливості, забезпечити реабілітацію людини з інвалідністю та її адаптацію до повноцінного життя. У порівнянні з протезами руки з інвазивною системою зчитування біосигналів протези з неінвазивною системою зчитування є суттєво дешевшими та зручнішими при їх використанні. Але через високу зашумленість біосигналів і суттєвий перетин в просторі ознак класів розпізнавання, які характеризують окремі рухи протезу, розробка інтелектуальних протезів вимагає подолання ускладнень науково-методологічного характеру. Саме через ці причини алгоритми машинного навчання системи керування протезом руки з використанням відомих методів технології Data Mining не забезпечують високу точність виконання когнітивних команд. Тому підвищення функціональної ефективності здатної навчатися системи керування протезом руки набуває важливого науково-практичного значення.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом руки з неінвазивною системою зчитування сигналів. Нехай кожний клас розпізнавання характеризує біосигнал, який зчитується з електроміографічного датчика при виконанні відповідної когнітивної команди. Дано ієрархічну структуру алфавіту  $\{X_{h,s,m}^o \mid h = \overline{1, H}, s = \overline{1, S}, m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, для якого за результатами моніторингу сигналів з датчика інформації сформовано для кожної страти тривимірну навчальну матрицю  $\|y_{h,s,m,i}^{(j)}\|, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ .

Необхідно в процесі машинного навчання шляхом цілеспрямованої перестановки класів розпізнавання в заданій ієрархічній структурі даних оптимізувати параметри машинного навчання, які забезпечують максимальне значення усередненого за фінальними стратами інформаційного критерію

$$\overline{E}_{\max} = \frac{1}{S_f} \sum_{s=1}^{S_f} E_{\max}^{(s)}, \quad (2)$$

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

## 2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Основною тенденцією сучасного розвитку протезів руки є підвищення їх функціональної ефективності шляхом використання методів інтелектуального аналізу даних [1–3]. Найбільш досконаліми є протези руки з інвазивною системою зчитування біосигналів [4], але вони вимагають хірургічного втручання, незручності при користуванні та мають високу собівартість. В працях [5–7] наведено опис протезів, здатних розпізнавати та відчувати поверхню предмету, тобто наділених тактильною функцією. Але існуючі біонічні протези, керовані сигналами від пасивних електроміографічних сенсорів мають не достатньо високу точність. Тому в працях [8, 9] запропоновано підвищувати точність виконання когнітивних команд шляхом додаткової системи оптичного трекінгу руху очей, але такий підхід суттєво підвищує собівартість протезу та ускладнює умови його використання. Алгоритми машинного навчання для встановлення відповідності між біосигналами та командами на основі нейронних мереж [10–12] та методу опорних векторів [13–15] через багато вимірність словника ознак і суттєвий перетин класів розпізнавання не дозволяють досягти достатньо високу точність розпізнавання біосигналів. Наприклад, точність розпізнавання руху окремих пальців навіть при непошкодженій м'язовій тканині не перевищує 62% [15]. В праці [16] розглядається можливість застосування для розпізнавання сигналів нечітких нейронних мереж, але при цьому так само існує проблема багато вимірності. В працях [17–19] для зменшення впливу багатовимірності пропонується використовувати побудовані на штучних мережах екстрактори вхідних даних, що не виключає втрате інформації. Як перспективний напрям слід розглядати використання ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [20–22]. Основною парадигмою інформаційно-екстремального машинного навчання як і в нейроподібних структурах є адаптація вхідного математичного опису системи до максимальної достовірності розпізнавання образів. Але на відміну від нейроподібних структур вирішальні правила, побудовані в рамках геометричного підходу, є практично інваріантними до багато вимірності словника ознак. З метою зменшення впливу потужності алфавіту класів розпізнавання на достовірність і оперативність розпізнавання в праці [23] запропоновано алгоритм інформаційно-екстремального ієрархічного машинного навчання. Але в цій праці не досліджувалася задача оптимізації в інформаційному розумінні ієрархічної структури даних. Одне з ускладнень машинного навчання системи керування протезом руки полягає в необхідності нормалізації біосигналів, отриманих з датчиків, розташованих симетрично на пошкодженій і непошкодженій руках. Для розв'язання цієї задачі перспективним є застосування методу нормалізації сигналів, запропонованого в працях [24, 25].

В статті розглядається задача підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального ієрархічного машинного навчання системи керування протезом кісті руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів шляхом оптимізації ієрархічної структури даних.

## 3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Категорійну модель оптимізації ієрархічної структури класів розпізнавання представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, що застосовуються в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання. Категорійна модель включає вхідний математичний опис  $I_B$  у вигляді структури

$$I_B = \langle G, T, \Omega, Z, H, Y, X; f_1, f_2 \rangle.$$

На рис. 1 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з оптимізацією ієрархічної структури алфавіту класів розпізнавання.

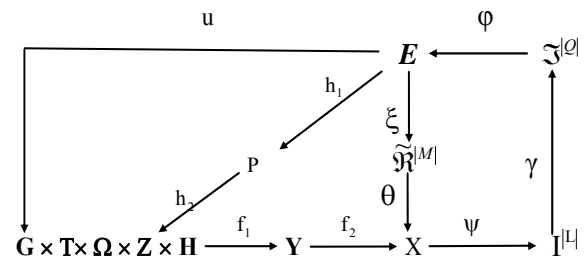


Рисунок 1– Категорійна модель машинного навчання

На рис. 1 декартовий добуток  $G \times T \times \Omega \times Z \times H$  задає універсум випробувань, який є джерелом інформації. Терм-множина  $E$  значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання є загальною для всіх контурів оптимізації. Оператор  $\xi$  на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють в загальному випадку нечітке розбиття  $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$ . Оператор  $\theta$  проєктує побудоване розбиття  $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$  на розподіл двійкових векторів ознак бінарної навчальної матриці  $X$ , а оператор  $\psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність векторів ознак відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина статистичних гіпотез  $I^{|L|}$ , а оператор  $\gamma$  формує множину точнісних характеристик  $\mathcal{S}^{|Q|}$ , де  $Q = L^2$ . Оператор  $\phi$  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 шляхом квантування за рівнем ознак розпізнавання адаптувати вхідний математичний опис до максимальної достовірності класифікаційних рішень. Крім того, категорійна модель має додатковий контур оптимізації ієрархічної структури даних  $P$ , вершини якої містять атрибути класів розпізнавання із заданого алфавіту у вигляді їх навчальних матриць.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1) алгоритм машинного навчання системи керування протезом з оптимізацією структури  $P$  представимо у вигляді процедури

$$P^* = \arg \max_{G_P} \{ \max_{G_R \cap \{s\}} \bar{E}_s \}, \quad (3)$$

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 базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання, який реалізує оператори правого контуру категорійної моделі (рис. 1) з метою оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання за усередненим по всім фінальним (кінцевим) стратам інформаційного критерію  $\bar{E}_{r,h,s}^*$ .

8) якщо  $s \leq S_h$ , 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 за фінальними стратами 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.

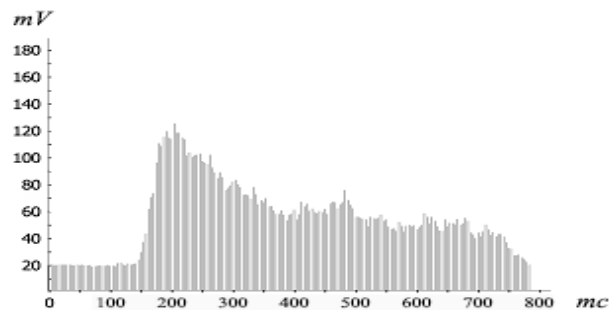
12) визначається за процедурою (3) оптимальна ієрархічна структура даних:

13) ЗУПИН.

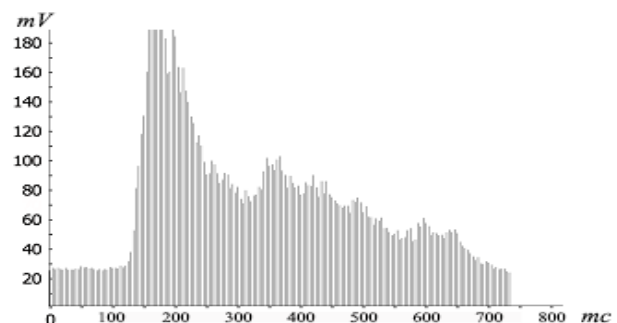
Таким чином, у рамках ІЕІ-технології алгоритм машинного навчання реалізує цілеспрямований пошук глобального максимуму інформаційного критерію (2) для різних варіантів ієрархічної структури алфавіту класів розпізнавання.

#### 4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Як приклад реалізації вище наведеного алгоритму оптимізації ієрархічної структури даних розглядалося машинне навчання системи керування протезом кисті руки для чотирьох класів розпізнавання: клас  $X_1^o$  характеризував функціональний стан «Згинання долоні», клас  $X_2^o$  – «Стискання долоні при утриманні предмету», клас  $X_3^o$  – «Розгинання долоні» і клас  $X_4^o$  – «Згинання вказівного пальця». На рис. 2 показано приклади квантованих за часом зчитування з електроміографічного датчика біосигналів, які отримано при реалізації когнітивних команд «Згинання долоні» (клас розпізнавання  $X_1^o$ ) і «Стискання долоні при утриманні предмету» (клас розпізнавання  $X_2^o$ ).



а



б

Рисунок 2 – Приклади зображень типових біосигналів: а – клас розпізнавання  $X_1^o$ ; б — клас розпізнавання  $X_2^o$

При формуванні навчальної матриці крок квантування біосигналів складав 10 мілісекунд, а інтервал квантування – 1,2 с. Таким чином, структурований вектор-реалізація одного класу розпізнавання складався із 120 ознак розпізнавання, які дорівнювали дискретним значенням біосигналів, що зчитувалися послідовно з електроміографічного датчика. При цьому з метою усунення фонового шуму вектор ознак складався з дискрет, значення яких були більше 30 mV.

При інформаційно-екстремальному машинному навчанні системи керування протезом досліджувалися дві ієрархічні структури даних. Першою розглядалася

дихотомічна бінарна ієрархічна структура, за якою спочатку оптимізувалися геометричні параметри одного класу розпізнавання, а до другого входили вектори ознак всіх інших класів. Після оптимізації параметрів першого класу розпізнавання його вектори ознак 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. Іншою досліджувалася так звана декурсивна ієрархічна структура у вигляді направленої графу, в якому атрибути вершини вищого ярусу передаються у вершину своєї страти нижнього ярусу. Для наочності розглядалися показані на рис. 3 три варіанти декурсивних структур даних для заданого алфавіту класів розпізнавання.

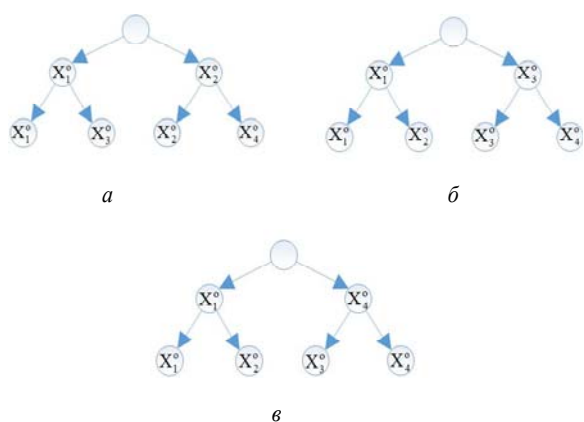


Рисунок 3 – Варіанти декурсивних ієрархічних структур даних

Машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки за ієрархічними структурами, показаними на рис. 3, здійснювалося для того самого алфавіту класів розпізнавання, що і в попередньому випалку. Оптимізація в інформаційному розумінні ієрархічної структури даних здійснювалася за алгоритмом (3), за яким визначалися оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання при заданому параметрі поля контрольних допусків  $\delta = 10 \text{ mV}$ . Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи керування протезом використовувалася модифікована міра Кульбака, яка для двох альтернативних апріорно рівномірних рішень має вигляд

$$E_{h,s,m}^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)]\} \times \log_2 \frac{2n - [K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-p}}{[K_{1,h,s,m}^{(k)}(d) + K_{2,h,s,m}^{(k)}(d)] + 10^{-p}} \quad (4)$$

Критерій (4) обчислювався при обсязі навчальної вибірки  $n = 25$  і  $p = 2$ . При цих значеннях максимальне значення критерію дорівнює 4,40.

## 5 РЕЗУЛЬТАТИ

В табл 1 показано результати оптимізації ієрархічних структур даних в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кисті руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів для заданого алфавіту з чотирьох класів розпізнавання.

Таблиця 1 – Результати машинного навчання системи керування протезом

Номер варіанту	$\bar{E}$	$\bar{D}_1$	$\bar{\beta}$	$\bar{P}_1$
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. 1 як перший варіант розглядається дихотомічна бінарна ієрархічна структура даних, другий варіант – структура, показана на рис. 3а, третій варіант – структура (рис. 3б) і четвертий варіант – структура (рис. 3в). На рис. 4 показано графіки залежності інформаційного критерію оптимізації (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти ієрархічної структури, показаної на рис. 3в.

На рис. 5 показано графіки залежності критерію (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти структури (рис. 3в).

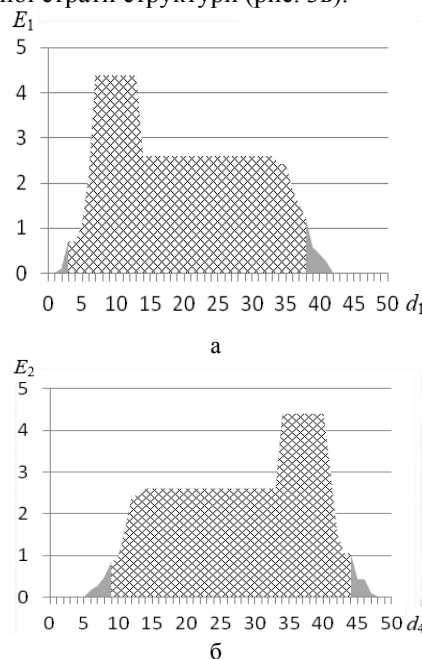


Рисунок 4 – Графіки залежності критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання першої фінальної страти (рис. 3в): а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_4^o$

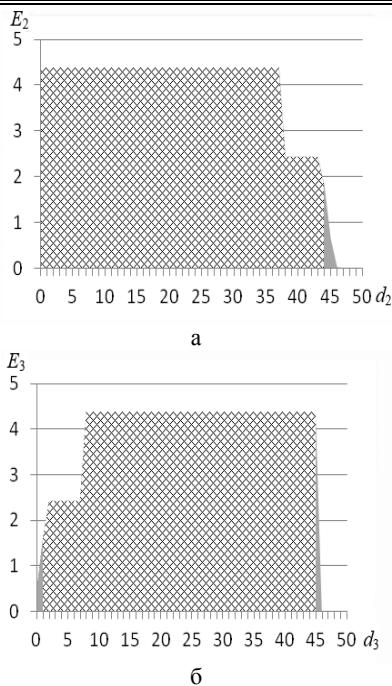


Рисунок 5 – Графіки залежності критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання другої фінальної страти структури (рис. 3в): а – клас  $X_2^o$ ; б – клас  $X_3^o$

Аналіз рис. 4 і рис. 5 показує, що середнє значення критерію оптимізації (4) для фінальних страт дорівнює максимальному значенню критерію  $\bar{E}^* = 4,40$ . Оскільки графіки на цих рисунках мають ділянки типу “плато”, то визначення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання здійснювалося за умови мінімальних значень коефіцієнта нечіткої компактності який має вигляд

$$\eta = \frac{d_{h,s,m}^*}{d(x_{h,s,m} \oplus x_{h,s,c})}. \quad (5)$$

Визначені згідно з виразом (5) оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнювали:  $d_1^* = 11$  (тут і далі в кодових одиницях бінарного простору Хеммінга),  $d_2^* = 25$ ,  $d_3^* = 29$  і  $d_4^* = 15$ .

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними в інформаційному розумінні геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішальні правила, які в предикативній формі мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) \\ then x^{(j)} \in X_m^o \ else x^{(j)} \notin X_m^o], \quad (5)$$

де  $x^{(j)}$  – вектор ознак, що розпізнається;  $\mu_m$  – функція належності вектора  $x^{(j)}$  контейнеру класу розпізнавання  $X_m^o$ .

У виразі (5) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  визначається за формулою [22]

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

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

Таким чином, при функціонуванні системи керування в режимі екзамену, на якому оцінюється функціональна ефективність машинного навчання, або безпосередньо в робочому режимі за вирішальними правилами (5) визначається належність вектору ознак, що розпізнається, одному із класів із заданого алфавіту. При цьому вирішальні правила через малу обчислювальну трудомісткість відрізняються високою оперативністю.

## 6 ОБГОВОРЕННЯ

Аналіз табл. 1 показує, що оптимальною в інформаційному розумінні виявилася ієрархічна структура, показана на рис. 3в, яка забезпечила максимальну граничну повну ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд. Тобто можна стверджувати, що при виборі оптимальної ієрархічної структури побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Цей факт є необхідною умовою високої функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом 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 в режимі екзамену, коли розпізнаються вектори ознак, сформовані безпосередньо на етапі екзамену. Отримана за результатами екзамену середня повна ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд для заданого алфавіту класів розпізнавання дорівнювала  $\bar{P}_i = 0,95$ . При цьому найменше значення  $P_i = 0,85$  мала повна ймовірність правильного розпізнавання когнітивних команд класу розпізнавання  $X_4^o$ , який характеризував біосигнал когнітивної команди «Згинання вказівного пальця». Такий показник є достатньо високим, оскільки він знаходиться на рівні показників протезів із інвазивною системою зчитування біосигналів.

## ВИСНОВКИ

Запропонований метод інформаційно-екстремального машинного навчання є практично інваріантний до багато вимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання і є гнучкий до перенавчання системи керування при розширенні алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудовані за результатами машинного навчання в рамках геометричного підходу вирішальні правила дозволяють приймати класифіка-

ційні рішення в реальному темпі часу, що підтверджується експериментальними результатами, отриманими на дослідному зразку. При цьому оперативність виконання протезом кінцівки руки когнітивних команд буде в основному визначатися сталою часу перехідного процесу сервоелектромоторів як виконавчих пристроїв.

Застосування отриманих наукових результатів для машинного навчання протезу руки із більшою кількістю ступенів свободи пов'язано із необхідністю збільшення інформації шляхом розташування електроміографічних датчиків біосигналів на різних ділянках системи м'язів, які реагують на відповідні когнітивні команди. У цьому випадку виникає необхідність збільшення потужностей словника ознак і алфавіту клавіс розпізнавання. При цьому для забезпечення високої функціональної ефективності машинного навчання може виникнути необхідність збільшення глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи керування, включаючи параметри оброблення біосигналів.

### ПОДЯКА

Робота виконана за підтримки проекту «Інтелектуальний протез кінцівки руки (номер державної реєстрації 0117U002218), який виконувався в Сумському державному університеті та фінансувався за кошти державного бюджету.

### ЛІТЕРАТУРА / LITERATURE

1. Sommer C. Machine learning in cell biology – teaching computers to recognize phenotypes / C. Sommer, D. Gerlich // *Journal of Cell Science*. – 2013. – Vol. 126, № 24. – P.5529–5539. DOI: 10.1242/jcs.123604
2. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning* / C. M. Bishop. – Berlin : Springer, 2011.
3. Benatti S. Analysis of robust implementation of an emg pattern recognition based control / S. Benatti, E. Farella, L. Benini, E. Gruppioni // Conference: International Conference on Bio-inspired Systems and Signal. – Angers: BIOSIGNALS, 2014. – P. 45–54.
4. Farrell T. R. A comparison of the effects of electrode implantation and targeting on pattern classification accuracy for prosthesis control / T. R. Farrell, R. F. Weir // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2008. – Vol. 55, № 9. – P. 2198–2211.
5. Zhang T. Design and Functional Evaluation of a Dexterous Myoelectric Hand Prosthesis With Biomimetic Tactile Sensor / T. Zhang, L. Jiang, H. Liu // *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. – 2018. – Vol. 26, № 7. – P. 1391–1399.
6. Liang G. Flexible Capacitive Tactile Sensor Array With Truncated Pyramids as Dielectric Layer for Three-Axis Force Measurement / [G. Liang, Y. Wang, D. Mei et al.] // *Journal of Microelectromechanical Systems*. – 2015. – Vol. 24, № 5. – P. 1510–1519.
7. Zhang T. Biomimetic Tactile Data Driven Closed-loop Control of Myoelectric Prosthetic Hand / T. Zhang, L. Jiang // *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. – Kuala Lumpur: IEEE, 2018. – P.1738–1742.
8. Chowdhury R. H. *Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques* / [R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali et al.] // *Sensors*. – 2013. – Vol. 13, № 9. – P. 12431–12466.
9. Pat. 0371871 United States, IPC A61F 2/54. Control of limb device / D. Farina (Deutschland), D. Popovic (Republic of Serbia), B. Graimann, M. Markovic, S. Dosen (Deutschland); Applicants: Georg-August-Universität Göttingen / Otto Bock HealthCare GmbH. – № US 2014/0371871 A1; Date of filing: 12.06.2013; Date of publication: 17.12.2014, Bulletin № 51.
10. Al-Shayea Q. K. Artificial neural networks in medical diagnosis / Q. K. Al-Shayea // *IJCSI International Journal of computer science*. – 2011. – Vol. 8, № 2. – P. 150–154.
11. Khan I. Y. Importance of artificial neural network in medical diagnosis disease like acute nephritis disease and heart disease/ I. Y. Khan, P. H. Zope, S. R. Suralkar // *International journal of engineering science and innovative technology (IJESIT)*. – 2013. – Vol. 2, № 2. – P. 210–217.
12. Stango A. Spatial correlation of high density emg signals provides features robust to electrode number and shift in pattern recognition for myocontrol / A. Stango, F. Negro, D. Farina // *Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. – 2015. – Vol. 23, № 2. – P. 189–198.
13. Gheorghe M. A support vector machine approach for developing telemedicine solutions: medical diagnosis / M. Gheorghe // *Network intelligence studies*. – 2015. – Vol. 3, № 1(5). – P. 43–48.
14. Rossi M. Hybrid EMG classifier based on HMM and SVM for hand gesture recognition in prosthetics / [M. Rossi, S. Benatti, E. Farella, L. Benini] // *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*. – Seville: IEEE, 2015. – P. 1700–1705.
15. Conradt J. Artificial prosthetic limbs Problems and solutions for connecting brains and robots / J. Conradt, C. Uhde, N. Berberich // *Munich: Technische Universität München*, 2015. – 39 p.
16. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition / S. Subbotin // *Optical Memory and Neural Networks* – 2013. – Vol. 22, № 2. – P. 97–103. DOI: 10.3103/s1060992x13020082
17. Moskalenko V.V. Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extractor / V. V. Moskalenko, A. G. Korobov // *Radio Electronics, Computer Science, Control* – 2017. – № 2. – P. 61–69. doi:10.15588/1607-3274-2017-2-7.
18. Parameters Optimization Method of the Information-Extreme Object Recognition System on the Terrain / [A. Korobov, A. Moskalenko, V. Nahorni et al.] // *IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, Kiev, 8–12 October: proceedings. – Kiev:IEEE, 2018. – P. 1–5. DOI: 10.1109/SAIC.2018.8516771
19. Moskalenko, V. 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 / V. Moskalenko, A. Moskalenko, S. Pimonenko, A. Korobov // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies* – 2017. – Vol. 5, № 2 (89). – P. 26–33. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.110073
20. Piotrowski A. Swarm Intelligence and Evolutionary Algorithms: Performance versus speed / [A. Piotrowski, M. Napiorkowski, J. Napiorkowski, P. Rowinski] //



- Information Sciences – 2017. – Vol. 384. – P. 34–85. DOI: 10.1016/j.ins.2016.12.028
21. Dovbysh, A. S. Learning decision making support system for control of nonstationary technological process / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Journal of automation and information sciences – 2016. – Vol. 48, № 6. – P. 39–48. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v48.i6.40
22. Dovbysh, A.S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies/ A. S. Dovbysh, M. S. Rudenko // Cybernetics and Systems Analysis. – 2014.– Vol. 50, № 1. – P. 157–163. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71930
23. Mashine Training of the System of Functional Diagnostic of the Saft Lifting Mashine / [A. S. Dovbysh, V. I. Zimovets, Y. A. Zuban, A. S. Prikhodchenko] // Probleme energeticii regionale – 2019. – Vol. 2, № 43. – P. 88 – 102. DOI: 10.5281/zenodo.3367060
24. Avramenko V. Operative Recognition of Standard Signals in the Presence of Interference with Unknown Characteristics / V. Avramenko, A. Moskalenko // Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019), Zaporizhzhia, 15–19 April 2019: proceedings. – Zaporizhzhia: CEUR-WS,2019.
25. Kalashnikov V. V. Identification of quasi-stationary dynamic objects with the use of derivative disproportion functions / [V. V. Kalashnikov, V. V. Avramenko, N. Y. Slipushko et al] // Procedia Comput Sci. – 2017. – Vol. 108. – P. 2100–2109 DOI:10.1016/j.procs.2017.05.266
- Стаття надійшла до редакції 27.08.2020.  
Після доробки 30.09.2020.

УДК 681.518.:004.93.1

## ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЕ ИЕРАРХИЧЕСКОЕ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОТЕЗОМ КИСТИ РУКИ С НЕИНВАЗИВНОЙ СИСТЕМОЙ СЧИТЫВАНИЯ БИОСИГНАЛОВ

**Довбиш А. С.** – д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой компьютерных наук Сумского государственного университета, Сумы, Украина.

**Пятаченко В. Ю.** – аспирант кафедры компьютерных наук Сумского государственного университета, Сумы, Украина.

**Симоновський Ю. В.** – ассистент кафедры компьютерных наук Сумского государственного университета, Сумы, Украина.

**Шкурпат А. А.** – аспирант кафедры компьютерных наук Сумского государственного университета, Сумы, Украина.

### АННОТАЦИЯ

**Актуальность.** Решена актуальная задача информационного синтеза обучающейся системы управления протезом кисти руки с неинвазивной системой считывания биосигналов.

**Цель работы** – повышение функциональной эффективности системы управления протезом кисти руки с неинвазивной системой считывания биосигналов на основе машинного обучения, что позволяет при функционировании системы в рабочем режиме распознавать с высокой достоверностью и оперативностью когнитивные команды пользователя протезом.

**Метод.** В рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии (ИЭИ-технологии) анализа данных, основанной на максимизации информационной способности системы распознавания в процессе машинного обучения, предложен метод информационного синтеза интеллектуальной системы управления протезом кисти руки с неинвазивной системой считывания биосигналов. В отличие от существующих методов интеллектуального анализа данных метод информационно-экстремального машинного обучения разработан в рамках функционального подхода к моделированию когнитивных процессов, свойственных человеку при формировании и принятии классификационных решений. Данный подход позволяет наделить систему управления протезом свойствами адаптивности к произвольным начальным условиям формирования когнитивных команд и переобучения при расширении словаря признаков и алфавита классов распознавания. Кроме того, решающие правила, построенные по полученным в процессе машинного обучения геометрическим параметрам гиперсферических контейнеров классов распознавания являются практически инвариантными к многомерности пространства признаков распознавания. На основе предложенной категорийной модели разработан алгоритм машинного обучения с оптимизацией иерархической структуры данных. При этом исследовано влияние на функциональную эффективность машинного обучения структур данных, построенных в виде дихотомического и декурсивного деревьев. В качестве критерия оптимизации параметров машинного обучения используется модификация информации меры Кульбака, являющаяся функционалом точностных характеристик классификационных решений.

**Результаты.** По экспериментальным данным, полученным с электромиографического датчика, сформирована входная структурированная обучающая матрица для алфавита с четырёх классов распознавания. Построенные в процессе иерархического информационно-экстремального машинного обучения решающие правила позволяют распознавать в реальном темпе времени когнитивные команды с достаточно высокой полной вероятностью принятия правильных классифицирующих решений. Результатами физического моделирования доказано, что при использовании иерархической структуры данных в виде декурсивного дерева функциональная эффективность машинного обучения увеличивается в сравнении с структурой данных в виде дихотомического бинарного дерева.

**Выводы.** Результатами физического моделирования подтверждена достаточно высокая функциональная эффективность предложенного метода информационно-экстремального машинного обучения системы управления протезом кисти руки с неинвазивной системой считывания биосигналов. Полученные научные результаты открывают новое направление создания интеллектуальных протезов руки с неинвазивной системой считывания биосигналов на основе машинного обучения и распознавания образов.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** информационно-экстремальная интеллектуальная технология, машинное обучение, информационный критерий, система управления, протез кисти руки, электромиографический датчик.



## INFORMATION-EXTREME HIERARCHICAL MACHINE LEARNING OF THE HAND BRUSH PROSTHESIS CONTROL SYSTEM WITH A NON-INVASIVE BIO SIGNAL READING SYSTEM

**Dovbysh A. S.** – Doctor of science, Professor, Head of the computer science department of Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Piatachenko V. Y.** – Postgraduate student of the Department of Computer Science of Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Simonovskiy J. V.** – Assistant of the Department of Computer Science of Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Shkuropat O. A.** – Postgraduate student of the Department of Computer Science of Sumy State University, Sumy, Ukraine.

### ABSTRACT

**Context.** The actual problem of the information synthesis of learning and control systems for the prosthesis of the hand with a non-invasive system for reading biosignals has been solved.

**Objective.** The goal of the work is to increase the functional efficiency of the control system for the prosthesis of the hand with a non-invasive system for reading biosignals based on machine learning, which allows the system to operate in the operating mode to recognize the cognitive commands of the user of the prosthesis with high reliability and efficiency.

**Method.** Within the framework of informational and extreme intellectual technology (IEI technology) of data analysis based on maximizing the informational ability of a recognition system in machine learning, a method of informational synthesis of an intelligent control system for a prosthetic hand with a non-invasive biosignal reading system is proposed. In contrast to the existing methods of data mining, the method of information-extremal machine learning was developed as part of a functional approach to modeling the cognitive processes inherent in humans in the formation and adoption of classification decisions. This approach makes it possible to endow the prosthesis management system with adaptability properties to arbitrary initial conditions for the formation of cognitive teams and retraining while expanding the vocabulary of signs and the alphabet of recognition classes. In addition, the decision rules based on the geometric parameters of hyperspherical containers of recognition classes obtained during machine learning are almost invariant to the multidimensionality of the recognition feature space. Based on the proposed category model, a machine learning algorithm has been developed with optimization of the hierarchical data structure. At the same time, the influence on the functional efficiency of machine learning of data structures constructed in the form of dichotomous and decursive trees was studied. As a criterion for optimizing machine learning parameters, a modification of the informational Kullback measure is used, which is a functional of the accuracy characteristics of classification decisions.

**Results.** According to the experimental data obtained from the electromyographic sensor, an input structured learning matrix for the alphabet with four recognition classes is formed. The decision rules constructed in the process of hierarchical informational and extreme machine learning make it possible to recognize cognitive teams in real time with a rather high total probability of making correct classifying decisions. The results of physical modeling proved that when using a hierarchical data structure in the form of a decursive tree, the functional efficiency of machine learning increases in comparison with the data structure in the form of a dichotomous binary tree.

**Conclusions.** The results of physical modeling confirmed a sufficiently high functional efficiency of the proposed method of information-extreme machine learning for the control system of the prosthesis of the wrist with a non-invasive system for reading biosignals. The obtained scientific results open up a new direction in the creation of intellectual prostheses of the hand with a non-invasive system for reading biosignals based on machine learning and pattern recognition.

**KEYWORDS:** information-extreme intellectual technology, machine learning, information criterion, control system, prosthesis, electromyographic sensor.

### REFERENCES

1. Sommer C., Gerlich D. Machine learning in cell biology – teaching computers to recognize phenotypes, *Journal of Cell Science*, 2013, Vol. 126, № 24, pp. 5529–5539. DOI: 10.1242/jcs.123604
2. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Berlin, Springer, 2011.
3. Benatti S., Farella E., L. Benini, E. Gruppioni Analysis of robust implementation of an emg pattern recognition based control, *Conference: International Conference on Bio-inspired Systems and Signal*. Angers: BIOSIGNALS, 2014, pp. 45–54.
4. Farrell T. R., Weir R. F. A comparison of the effects of electrode implantation and targeting on pattern classification accuracy for prosthesis control, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, Vol. 55, № 9, pp. 2198–2211.
5. Zhang T., Jiang L., Liu H. Design and Functional Evaluation of a Dexterous Myoelectric Hand Prosthesis With Biomimetic Tactile Sensor, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018, Vol. 26, No. 7, pp. 1391–1399.
6. Liang G., Wang Y., Mei D., Xi K., Chen Z. Flexible Capacitive Tactile Sensor Array With Truncated Pyramids as Dielectric Layer for Three-Axis Force Measurement, *Journal of Microelectromechanical Systems*, 2015, Vol. 24, No. 5, pp. 1510 – 1519.
7. Zhang T., Jiang L. Biomimetic Tactile Data Driven Closed-loop Control of Myoelectric Prosthetic Hand, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. – Kuala Lumpur: IEEE, 2018, pp. 1738–1742.
8. Chowdhury R. H. Reaz M. B. I., Ali M. A. B. M., Bakar A. A. A., Chellappan K., T. G. Chang Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques, *Sensors*, 2013, Vol. 13, № 9, pp. 12431–12466.
9. Farina D. (Deutschland), Popovic D. (Republic of Serbia), Graimann B., Markovic M., Dosen S. (Deutschland); Pat. 0371871 United States, IPC A61F 2/54. Control of limb device. Applicants: Georg-August-Universität Göttingen. Otto Bock HealthCare GmbH. № US 2014/0371871 A1; Date of filing: 12.06.2013; Date of publication: 17.12.2014, Bulletin № 51.

10. AI-Shayea Q. K. Artificial neural networks in medical diagnosis, *IJCSI International Journal of computer scienc*, 2011, Vol. 8, No. 2, pp. 150 – 154.
11. Khan I. Y., Zope P. H., Suralkar S. R. Importance of artificial neural network in medical diagnosis disease like acute nephritis disease and heart disease, *International journal of engineering science and innovative technology (IJESIT)*, 201, Vol. 2, No. 2, pp. 210 – 217.
12. Stango A., Negro F., Farina D. Spatial correlation of high density emg signals provides features robust to electrode number and shift in pattern recognition for myocontrol, *Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2015, Vol. 23, № 2, pp. 189–198.
13. Gheorghie M. A support vector machine approach for developing telemedicine solutions: medical diagnosis, *Network intelligence studies*, 2015, Vol. 3, No. 1(5), pp. 43–48.
14. Rossi M., Benatti S., Farella E., Benini L. Hybrid EMG classifier based on HMM and SVM for hand gesture recognition in prosthetics, *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*. Seville, IEEE, 2015, pp. 1700–1705.
15. Conradt J., Uhde C., Berberich N. Artificial prosthetic limbs Problems and solutions for connecting brains and robots. Munchen, Technische Universitat Munchen, 2015, 39 p.
16. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition, *Optical Memory and Neural Networks*, 2013, Vol. 22, No. 2, pp. 97–103. doi:10.3103/s1060992x13020082
17. Moskalenko V. V., Korobov A. G. Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extractor / V.V.Moskalenko, // *Radio Electronics, Computer Science, Control – 2017. – № 2. – P. 61–69.* doi:10.15588/1607-3274-2017-2-7.
18. Korobov A., Moskalenko A., Nahorny V. et al. Parameters Optimization Method of the Information-Extreme Object Recognition System on the Terrain, *IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, Kiev, 8–12 October, proceedings. Kiev, IEEE, 2018 pp. 1–5. DOI: 10.1109/SAIC.2018.8516771
19. Moskalenko V., Moskalenko A., Pimonenko S., Korobov A. 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*, 2017, Vol. 5, No. 2 (89), pp. 26–33. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.110073
20. Piotrowski A. Napiorkowski M., Napiorkowski J., Rowinski P. Swarm Intelligence and Evolutionary Algorithms: Performance versus speed, *Information Sciences*, 2017, Vol. 384, pp. 34–85. DOI: 10.1016/j.ins.2016.12.028
21. Dovbysh A. S., Moskalenko V. V., Rizhova A. S. Learning decision making support system for control of nonstationary technological process, *Journal of automation and information sciences*, 2016, Vol. 48, No. 6, pp. 39–48. doi:10.1615/JAutomatInfScien.v48.i6.40
22. Dovbysh A. S., Rudenko M. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies, *Cybernetiks and Systems Analysis*, 2014, Vol. 50, No. 1, pp. 157–163. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71930
23. 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, Vol. 2, No. 43, pp. 88–102. DOI: 10.5281/zenodo.3367060
24. Avramenko V., Moskalenko A. Operative Recognition of Standard Signals in the Presence of Interference with Unknown Characteristics, *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019), Zaporizhzhia, 15–19 April 2019: proceedings.* Zaporizhzhia, CEUR-WS, 2019.
25. Kalashnikov V. V., Avramenko V. V., Slipushko N. Y., Kalashnykova N. I., Konoplyanchenko A. E. Identification of quasi-stationary dynamic objects with the use of derivative disproportion functions, *Procedia Comput Sci.*, 2017, Vol. 108, pp. 2100–2109. DOI: 10.1016/j.procs.2017.05.266