

## РОЗДІЛ II. ІНФОРМАЦІЙНО-КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ

DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-2\(40\)-171-184](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-2(40)-171-184)

УДК 681.518:004.93

**Анатолій Степанович Довбиш<sup>1</sup>, Микита Ігорович Мироненко<sup>2</sup>,  
Микита Костянтинівич Супруненко<sup>3</sup>, Сергій Олександрович Ковалевський<sup>4</sup>,  
Михайло Сергійович Отрошенко<sup>5</sup>**

<sup>1</sup>доктор технічних наук, професор, професор кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua](mailto:a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1829-3318>

<sup>2</sup>доктор філософії, асистент кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [m.myronenko@cs.sumdu.edu.ua](mailto:m.myronenko@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5005-1672>

<sup>3</sup>аспірант кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [mykyta.suprunenko@cs.sumdu.edu.ua](mailto:mykyta.suprunenko@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-8342-3003>

<sup>4</sup>аспірант кафедри комп'ютерних наук,

Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua](mailto:Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1332-7913>

<sup>5</sup>аспірант кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [m.otroshenko@ias.sumdu.edu.ua](mailto:m.otroshenko@ias.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5064-6780>

### ГЛИБОКЕ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЧНИХ БІОСИГНАЛІВ

Метою дослідження є підвищення точності машинного навчання системи розпізнавання електроміографічних біосигналів для керування протезом кисті руки. Запропоновано в межах функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природного інтелекту метод ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною бінарною структурою даних. Метод дозволяє багатокласове машинне навчання звести до двохкласового для кожної страти декурсивного дерева, що є необхідною умовою побудови високостовірних вирішувальних правил. Оптимізація параметрів машинного навчання здійснюється за модифікованим авторами критерієм Кульбака. За результатами машинного навчання побудовано високостовірні вирішувальні правила для розпізнавання восьми основних жестів кисті руки.

**Ключові слова:** інформаційно-екстремальне машинне навчання; електроміографічний сигнал; інформаційний критерій; оптимізація; декурсивне бінарне дерево; протез кисті руки.

Рис.: 4. Бібл.: 11.

**Актуальність теми дослідження.** Незважаючи на значну кількість досліджень із вдосконалення взаємодії особи з інвалідністю з протезом кінцівки, зручність, функціональність та поширеність активних протезів у побуті все ще залишається на невисокому рівні. Основний напрям розвитку протезів руки забезпечується на базі електроміографії, як методу аналізу природних керуючих імпульсів нервової системи. Водночас необхідною умовою підвищення точності системи розпізнавання електроміографічних сигналів (ЕМГ-сигналів), які реєструють електричну активність м'язів руки при виконанні когнітивних команд на відповідні жести, є наявність релевантного вхідного математичного опису та методу машинного навчання з високою функціональною ефективністю. Якщо для формування вхідного математичного опису розроблено широку номенклатуру комп'ютерно-інтегрованих ЕМГ-сенсорів з фільтрацією і нормалізацією ЕМГ-сигналів, то розроблення методів машинного навчання з високою точністю і оперативністю прийняття класифікаційних рішень все ще залишається проблематичним. Для розроблення високоточного та оперативного методу машинного навчання необхідно подолати ускладнення науково-методологічного характеру, основними з яких є довільні умови формування ЕМГ-сигналів і перетин у просторі ознак класів розпізнавання, які характеризують біосигнали відповідних рухів протеза. Тому підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів є актуальним завданням.

**Мета дослідження.** Дослідження спрямовано на підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів для керування протезом кисті руки в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи у процесі її машинного навчання.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Аналіз електричних біоімпульсів, які є реакцією волокон м'язів руки на когнітивні команди на виконання відповідних рухів протеза, розглядається у протезуванні в межах інвазивного та неінвазивного підходів [1]. Протез з інвазивною системою зчитування біосигналів забезпечує більш точну їх реєстрацію через меншу зашумленість ЕМГ-сигналів, але потребує хірургічного втручання для імплантації ЕМГ-сенсорів та залишає ризик їх відторгнення [2, 3]. Значно зручніший у використанні неінвазивний метод, який полягає в реєстрації біоімпульсів з волокон м'язів руки, проте ЕМГ-сигнал містить шуми та артефакти, що ускладнює його розпізнавання, а відповідно і формування команди на виконавчий пристрій протеза [4; 5]. У працях [5; 6] вказується на складність вирішення проблеми розпізнавання рухів пальців руки, оскільки вони використовують спільні групи м'язів і тому їх ЕМГ-сигнали мають значний перетин у просторі ознак розпізнавання. Для підвищення точності рухів протеза застосовуються тактильні сенсори [7], які мають зворотний зв'язок із системою керування протезом, але вони не вирішують проблему розпізнавання ЕМГ-сигналів. У працях [8; 9] пропонується використовувати для розпізнавання ЕМГ-сигналів штучні нейронні мережі. Недоліками такого біонічного структурного підходу є негнучкість штучних нейронних мереж до перенавчання при збільшенні кількості класів розпізнавання, необхідність великої кількості зразків ЕМГ-сигналів для досягнення прийнятної точності машинного навчання та велика тривалість машинного навчання. Водночас збільшення кількості класів розпізнавання одночасно збільшує ступінь їх перетину в незмінному просторі ознак розпізнавання, що негативно впливає на точність машинного навчання. У працях [10; 11] для розпізнавання ЕМГ-сигналів розглядається метод інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Водночас реалізований у цих працях базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання другого рівня глибини не дозволяє отримати високу точність класифікаційних рішень. Тому актуальною задачею для підвищення точності машинного навчання є розроблення методу глибокого інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів за декурсивною бінарною структурою даних, що є предметом дослідження, результати якого викладено у статті.

**Виділення недосліджених частин загальної проблеми.** Додаткового дослідження потребує вплив параметрів машинного навчання, що оптимізуються, на точність класифікаційних рішень, автоматизація побудови декурсивного бінарного дерева для заданої абетки класів розпізнавання та методи формування вхідного математичного опису системи розпізнавання ЕМГ-сигналів, що навчається.

**Постановка проблеми.** Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи розпізнавання ЕМГ-сигналів. Нехай дано абетку  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, які характеризують ЕМГ-сигнали на виконання різних жестів кисті руки. У процесі ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання необхідно:

1. Для заданої абетки класів розпізнавання, побудувати ієрархічну структуру даних у вигляді декурсивного бінарного дерева  $\{X_{m,s,h}^o \mid s = \overline{1, 2}, h = \overline{1, H_{\max}}\}$ , де  $X_{m,s,h}^o$  – клас розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу декурсивного дерева.

2. Згідно з концепцією ІЕІ-технології в процесі машинного навчання його параметри оптимізуються в бінарному просторі ознак Геммінга. Нехай, наприклад, для класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$  задано параметри машинного навчання у вигляді структурованого вектора:

$$g_{s,h} = \langle d_{m,s,h}; \delta_{s,h}; \{\delta_{m,s,h,i} \mid i = 1, N\} \rangle, \quad (1)$$

де  $d_{m,s,h}$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ , який віднолюється в процесі машинного навчання в радіальному базисі простору Геммінга;

$\delta_{s,h}$  – параметр, значення якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$\delta_{m,s,h,i}$  – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків  $i$ -ої ознаки реалізації класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ .

На параметри машинного навчання задано обмеження:

а)  $d_{m,s,h} < d(x_{m,s,h} \oplus x_{c,s,h})$ , де  $d(x_{m,s,h} \oplus x_{c,s,h})$  – міжцентрова кодова відстань між усередненою двійковою реалізацією  $x_{m,s,h}$  і аналогічною реалізацією  $x_{c,s,h}$  сусіднього у страті класу розпізнавання  $X_{c,s,h}^o$ ;

б)  $\delta_{s,h} \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень контрольних допусків.

Оскільки усереднена реалізація  $x_{m,s,h}$  залежить від параметра поля контрольних допусків, то в процесі машинного навчання оптимізуються інші три параметри. Отже, вектор (1) задає третій рівень глибини інформаційно-екстремального машинного навчання.

3. Оптимізувати параметри вектора (1) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за абеткою класів розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу інформаційного критерію в робочій області визначення його функції:

$$\bar{E}_{s,h} = \frac{1}{2} \sum_{m_s=1}^2 \max_{G_E \cap G_d} E_{m,s,h}(d), \quad (2)$$

де  $E_{m,s,h}(d)$  – значення інформаційного критерію, обчислене для поточного радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ ;

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

$G_d$  – допустима область значень радіусів контейнерів класів розпізнавання.

4. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати високостовірні вирішувальні правила.

5. На етапі функціонального тестування перевірити точність машинного навчання за реалізаціями навчальної матриці класів розпізнавання і ухвалити рішення про необхідність додаткових параметрів.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися системи розпізнавання ЕМГ-сигналів полягає в оптимізації параметрів машинного навчання, заданих вектором (1), шляхом пошуку в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання глобального максимуму інформаційного критерію (2).

**Виклад основного матеріалу.** Функціональну категорійну модель (ФКМ) ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів представимо у вигляді орієнтованого графа, ребрами якого є оператори відображення задіяних у процесі машинного навчання множин одна на одну. Водночас вхідний математичний опис ФКМ розглянемо у вигляді структури

$$I_{ex} = \langle W, T, \Omega, Z, Y_f^{[M]}, Y^{[M]}, H, \{Y_{s,h}^{[2]}\}, \{X_{s,h}^{[2]}\}; g_1, g_2, g_3, g_4, g_5 \rangle,$$

де  $W$  – множина факторів, які впливають на систему розпізнавання ЕМГ-сигналів;

$T$  – множина моментів часу зняття інформації;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Z$  – абетка класів розпізнавання;

$Y_f^{[M]}$  – множина відфільтрованих біосигналів,  $M = \text{Card } Y_f^{[M]}$ ;

$Y^{[M]}$  – вхідна навчальна матриця;

$H$  – декурсивне бінарне дерево;

$\{Y_{s,h}^{[2]}\}$  – вхідна навчальна матриця класів розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу декурсивного дерева;

$\{X_{s,h}^{[2]}\}$  – задана в просторі Геммінга робоча бінарна навчальна матриця класів розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу декурсивного дерева;

$g_1$  – оператор фільтрації біосигналів, отриманих з джерела інформації, яке представляється у вигляді декартового добутку  $W \times T \times \Omega \times Z$ ;

$g_2$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y^{[M]}$ ;

$g_3$  – оператор побудови декурсивного бінарного дерева;

$g_4$  – оператор формування вхідних навчальних матриць класів розпізнавання страт декурсивного дерева;

$g_5$  – оператор формування бінарних навчальних матриць класів розпізнавання страт декурсивного дерева.

На рис. 1 представлено ФКМ інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів з оптимізацією параметрів, заданих вектором (1).

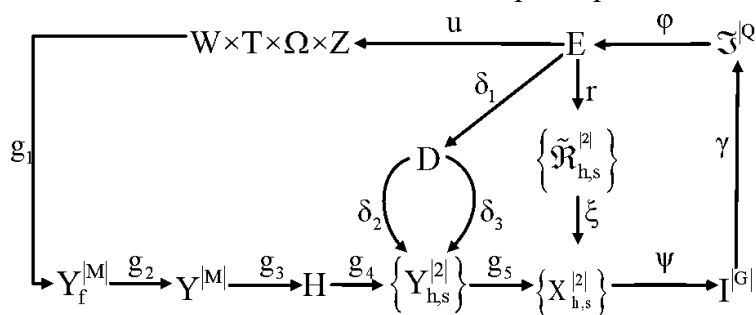


Рис. 1. Функціональна категорійна модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини  
Джерело: розроблено авторами.

На рис. 1 терм-множина  $E$ , елементами якої є значення інформаційного критерію оптимізації, обчислені на кожному кроці машинного навчання, є загальною для всіх контурів оптимізації. Оператор  $r$  відновлює в радіальному базисі простору ознак Геммінга гіперсферичні контейнери класів розпізнавання, які утворюють у загальному випадку для кожної  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу декурсивного бінарного дерева нечітке розбиття  $\mathfrak{R}_{h,s}^{[2]}$  простору ознак. Оператор  $\xi$  покриває двійкові реалізації навчальних матриць  $\{X_{s,h}^{[2]}\}$  кожної страти декурсивного дерева, а оператор  $\Psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність двійкової реалізації класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ . Оператор  $\gamma$  формує множину  $X_{m,s,h}^o$  точніших характеристик, а оператор  $\phi$  обчислює значення терм-множини

Е. Отже, контур вище названих операторів оптимізує геометричні параметри гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

Контур оптимізації контрольних допусків замикається через терм-множину  $D$ , елементами якої є значення параметра поля контрольних допусків. Оператор  $\delta_1$  на кожному кроці машинного навчання обирає нове значення параметра поля контрольних допусків. Водночас оператор  $\delta_2$  обчислює контрольні допуски на всі ознаки розпізнавання, що дозволяє здійснювати їх паралельну оптимізацію. Оператор  $\delta_3$  запускає послідовну оптимізацію параметра  $\delta_{m,s,h,i}$  поля контрольних допусків, які обчислює на кожному кроці машинного навчання для  $i$ -ї ознаки класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ . Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Таким чином, ФКМ (рис. 1) можна розглядати як графічну структуру алгоритму ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів третього рівня глибини.

Згідно з ФКМ (рис. 1) повний алгоритм ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМ-сигналів за декурсивною бінарною структурою передбачає паралельно-послідовну оптимізацію контрольних допусків ознак розпізнавання. Водночас згідно з принципом відкладених рішень спочатку реалізується алгоритм машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків за двохциклічною процедурою

$$\delta_{s,h}^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}_{s,h}(d) \}, \quad (3)$$

де  $\bar{E}_{s,h}(d)$  – значення усередненого інформаційного критерію оптимізації, обчислене при поточному радіусі  $d$  контейнерів класів розпізнавання  $s$ -ої страти  $h$ -го ярусу декурсивного дерева;

$G_\delta$  – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Якщо за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків значення інформаційного критерію (2) є недостатньо високими, то для класів розпізнавання відповідної страти реалізується алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків за процедурою:

$$\{\delta_{m,s,h,i}^* \mid i = \overline{1, N}\} = \arg \bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{\delta_i}} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}_{s,h}(d) \} \}, \quad (4)$$

де  $\bigotimes_{l=1}^L$  – символ операції повторення процедури (4).

У процедурі (4)  $G_{\delta_i} = G_\delta$ .

Для підвищення оперативності алгоритму машинного навчання з послідовною оптимізацією як стартові приймаються контрольні допуски, отримані за результатами їх паралельної оптимізації.

Основними етапами ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних є:

- 1) формування варіаційного ряду класів розпізнавання за збільшенням кодової міжцентрової відстані відносно обраного класу розпізнавання;
- 2) побудова ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева;

3) оптимізація параметрів машинного навчання за двохциклічною процедурою (3) для класів розпізнавання кожної страти декурсивного дерева;

4) аналіз результатів машинного навчання та прийняття рішення про необхідність збільшення його глибини за процедурою (4);

5) побудова для кожної страти декурсивного дерева вирішувальних правил за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання;

6) функціональне тестування з метою оцінки точності вирішувальних правил і ухвалення рішення про достатність обраного рівня глибини машинного навчання.

Варіаційний ряд формується шляхом пошуку для обраного класу розпізнавання найближчого сусіда із заданої абетки. Після вилучення обраного класу розпізнавання з абетки для його найближчого сусіда аналогічно знаходиться із залишкової абетки свій найближчий сусід і так далі для всіх класів розпізнавання.

Для побудови декурсивного бінарного дерева варіаційний ряд поділяється приблизно порівну на дві групи, які визначають відповідно дві гілки дерева. Як атрибути вершин верхнього (першого за дендрографічною класифікацією) ярусу декурсивного дерева вибираються навчальні матриці межових класів розпізнавання кожної групи. Потім атрибути страти верхнього ярусу переносяться у вершини відповідних страт нижнього ярусу. Страти нижніх ярусів кожної гілки дерева містять, крім транспортованої з верхнього ярусу навчальної матриці, також навчальну матрицю найближчого сусіднього в своїй групі класу розпізнавання. Побудова дерева продовжується доти, поки не будуть сформовані страти, які містять навчальні матриці всіх класів розпізнавання.

Таким чином, декурсивне бінарне дерево розбиває задану абетку класів розпізнавання на страти, кожна з яких містить по два найближчих сусідніх класи розпізнавання, що дозволяє для них застосовувати алгоритм інформаційно-екстремального двохкласового машинного навчання. Якщо побудовані вирішувальні правила не забезпечують безпомилковість розпізнавання реалізацій з навчальної матриці, то необхідно згідно з принципом відкладених рішень збільшити рівень глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи розпізнавання ЕМГ-сигналів.

Розглянемо алгоритм двохкласового машинного навчання для класів розпізнавання кожної страти декурсивного дерева згідно з процедурою (3). Вхідними даними є тривимірний масив вхідної навчальної матриці  $\{y_{m,s,h}\}$  для класів розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу декурсивного дерева та нормоване поле  $\delta_H$  допусків на ознаки розпізнавання.

Нехай для страти, де знаходяться класи розпізнавання  $X_{1,s,h}^o$  і  $X_{2,s,h}^o$ , клас  $X_{1,s,h}^o$  приймемо як допусковий, відносно якого задається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Тоді алгоритм двохкласового машинного навчання можна реалізувати за такими основними етапами:

1) обнулення лічильника зміни параметра  $\delta_{s,h}$ :  $\delta := 0$ ;

2) ініціалізація лічильника зміни параметра  $\delta_{s,h}$ :  $\delta_{s,h} = \delta_{s,h} = 1$ ;

3) обнулення лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ ;

4) ініціалізація лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ ;

5) обчислення усередненої реалізації  $y_{1,s,h}$  навчальної матриці класу розпізнавання  $X_{1,s,h}^o$ ;

6) обчислення для кожної  $i$ -ї ознаки усередненої реалізації  $y_{1,s,h}$  нижнього  $A_{HK,i}$  і верхнього  $A_{BK,i}$  контрольних допусків на ознаки розпізнавання за формулами

$$A_{HK,i} = y_{1,s,h,i} - \delta; A_{BK,i} = y_{1,s,h,i} + \delta;$$

7) формування масиву  $\{x_{m,s,h,i}^{(j)}\}$  робочої бінарної навчальної матриці для класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ , елементи якої визначаються за правилом

$$x_{m,s,h,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{HK,i} \leq y_{m,s,h,i}^{(j)} \leq A_{BK,i}; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases};$$

8) обчислення усередненої двійкової реалізацій  $x_{m,s,h}$ , елементи якої визначаються за правилом (6.1):

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

де  $Ro$  – рівень селекції координат двійкової реалізації, який за замовчуванням дорівнює 0,5;

9) якщо  $m < 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 8.

10) обнулення лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ .

11) ініціалізація лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ .

12) обнулення лічильника кроків зміни радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ :  $d_{m,s,h} := 0$ .

13) ініціалізація лічильника кроків зміни радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ :  $d_{m,s,h} := d_{m,s,h} + 1$ .

14) обчислення інформаційного критерію  $E_{m,s,h}(d)$ ;

15) якщо  $d_{m,s,h} < d(x_{1,s,h} \oplus x_{2,s,h})$ , то виконується пункт 11, інакше – пункт 16;

16) якщо  $m < 2$ , то виконується пункт 9, інакше – пункт 17;

17) якщо  $\delta_{s,h} < \delta_H$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 18;

18) обчислюється усереднене значення інформаційного критерію  $E_{m,s,h}(d)$ , здійснюється пошук його глобального максимального значення та визначаються оптимальні параметри машинного навчання  $\delta_{s,h}^*$ ,  $d_{1,s,h}^*$  і  $d_{2,s,h}^*$ ;

19) ЗУПИН.

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована авторами інформаційна міра Кульбака-Лейблера у вигляді

$$E_{m,s,h}(d) = \frac{1}{n_{\min}} \{K_{1,m,s,h}(d) - K_{2,m,s,h}(d)\} \log_2 \left\{ \frac{n_{\min} + K_{1,m,s,h}(d) - K_{2,m,s,h}(d) + 10^{-\lambda}}{n_{\min} - K_{1,m,s,h}(d) + K_{2,m,s,h}(d) + 10^{-\lambda}} \right\}, \quad (6)$$

де  $K_{1,m,s,h}(d)$  – кількість реалізацій класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ , які правильно класифіковано при поточному радіусі його контейнера;

$K_{2,m,s,h}(d)$  – кількість реалізацій найближчого сусіда, які помилково було віднесено до класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ ;  $n_{\min}$  – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Нормована форма інформаційного критерію представляється як відношення критерію (6) до його максимального значення, яке він приймає при значеннях  $K_{1,m,s,h}(d) = n_{\min}$  і  $K_{2,m,s,h}(d) = 0$ .

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила для розпізна-

вання ЕМГ-сигналів у режимах функціонального тестування та екзамену. Якщо за результатами випробувань підтверджується висока достовірність і оперативність вирішальних правил, то вони заносяться в пам'ять системи керування протезом і використовуються безпосередньо в робочому режимі.

Для гіперсферичного класифікатора вирішувальні правила мають вигляд

$$(\forall X_{m,s,h}^o \in \mathfrak{R}_{s,h}^{[2]})(\forall x_t \in \mathfrak{R}_{s,h}^{[2]}) \left[ \begin{array}{l} \text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_{m,s,h} = \max_{\{m_s\}} \{\mu_{ms,h}\})] \text{ then} \\ x_t \in X_{m,s,h}^o \text{ else } x_e \notin X_{m,s,h}^o \end{array} \right], \quad (7)$$

де  $x_t$  – тестова реалізація, що розпізнається;

$\mu_{m,s,h}$  – функція належності реалізації  $x_e$  до класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ .

Для гіперсферичного класифікатора функція належності  $\mu_{m,s,h}$  має вигляд

$$\mu_{m,s,h} = 1 - \frac{d(x_e \oplus x_{m_s,s,h}^*)}{d_{m_s,s,h}^*}, \quad (8)$$

де  $d(x_e \oplus x_{m_s,s,h}^*)$  – кодова відстань Геммінга між реалізацією  $x_e$  і оптимальною усередненою реалізацією  $x_{m_s,s,h}^*$  класу розпізнавання  $X_{m,s,h}^o$ ;

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

Вирішувальні правила, побудовані в межах геометричного підходу відрізняються високою оперативністю ухвалення класифікаційних рішень, що є критичним показником при виконанні когнітивних команд на відповідні рухи протеза.

**Результати.** Реалізація розглянутого вище алгоритму здійснювалася на прикладі машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів на виконання восьми рухів протеза кінцівки руки:

- нерухомий протез (клас розпізнавання  $X_1^o$ );
- згинання в кулак (клас розпізнавання  $X_2^o$ );
- згинання променево-зап'ясткового суглоба (клас розпізнавання  $X_3^o$ );
- розгинання променево-зап'ясткового суглоба (клас розпізнавання  $X_4^o$ );
- щипок вказівного і великого пальців (клас розпізнавання  $X_5^o$ );
- щипок середнього і великого пальців (клас розпізнавання  $X_6^o$ );
- щипок безіменного і великого пальців (клас розпізнавання  $X_7^o$ );
- щипок ознак розпізнавання ознак розпізнавання мізинця і великого пальця (клас розпізнавання  $X_8^o$ ).

Кожна реалізація ЕМГ-сигналу складалася з 2400 ознак розпізнавання, які вимірялися на часовому інтервалі 3 секунди.

Варіаційний ряд, побудований за збільшенням міжкласової відстані відносно класу розпізнавання  $X_1^o$ , мав наступну структуру:

$$\langle X_1^o, X_3^o, X_7^o, X_8^o, X_6^o, X_5^o, X_4^o, X_2^o \rangle. \quad (9)$$

Після поділу порівню варіаційного ряду (9) на дві групи було побудовано для заданої абетки класів розпізнавання декурсивне бінарне дерево (рис. 2). У страті першому ярусу декурсивного дерева розміщено два межеві класи розпізнавання  $X_8^o$  і  $X_6^o$ , які утворюють відповідно дві гілки дерева.



Для кожної страти декурсивного дерева було реалізовано двохкласове інформаційно-екстремальне машинне навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (3).

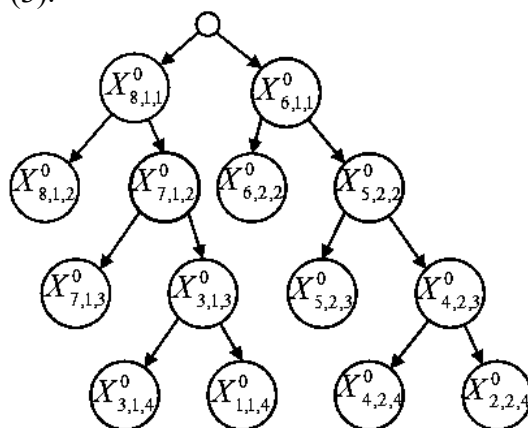
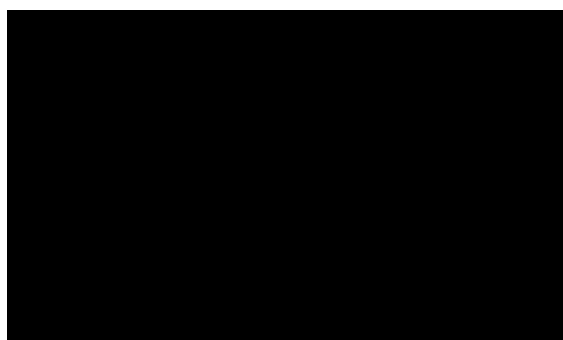


Рис. 2. Декурсивне бінарне дерево

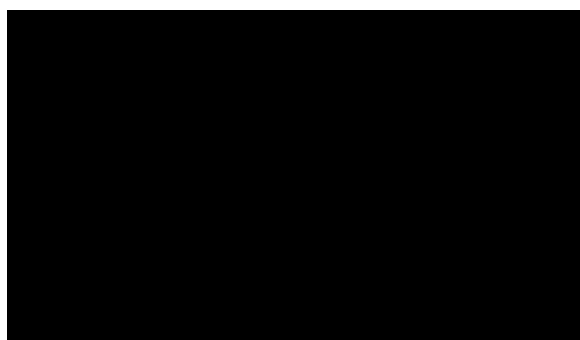
Джерело: розроблено авторами.

На рис. 3, а–ж, показано графіки залежності нормованого інформаційного критерію (5) від параметра  $\delta_{s,h}$  поля контрольних допусків на ознаки класів розпізнавання.

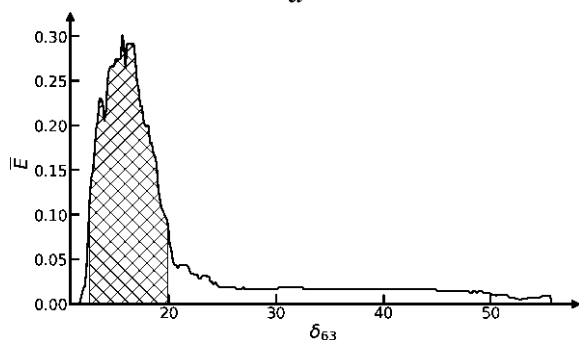
Аналіз графіків на рисунках 3, д і 3, е, показує, що для класів розпізнавання цих страт інформаційний критерій оптимізації досягає свого максимального граничного значення, що дозволяє побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила. Водночас аналіз рис. 3, б, показує, що на графіку після реалізації базової процедури (3) відсутня робоча область, що робить класи розпізнавання першої страти другого ярусу неподільними, оскільки помилки першого та другого роду перебільшують відповідно першу та другу достовірності. Також невисоку точність машинного навчання отримано для класів розпізнавання другої страти другого ярусу та першої страти третього ярусу. З метою підвищення точності для цих класів розпізнавання необхідно збільшити рівень глибини машинного навчання.



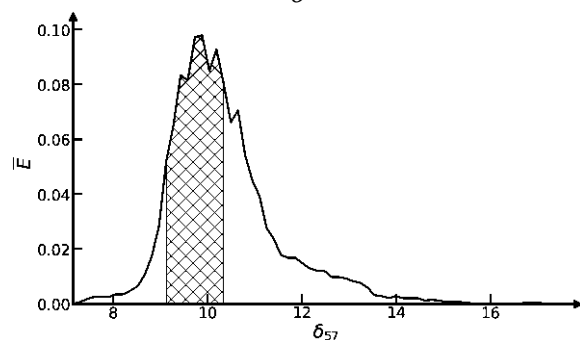
а



б



в



г

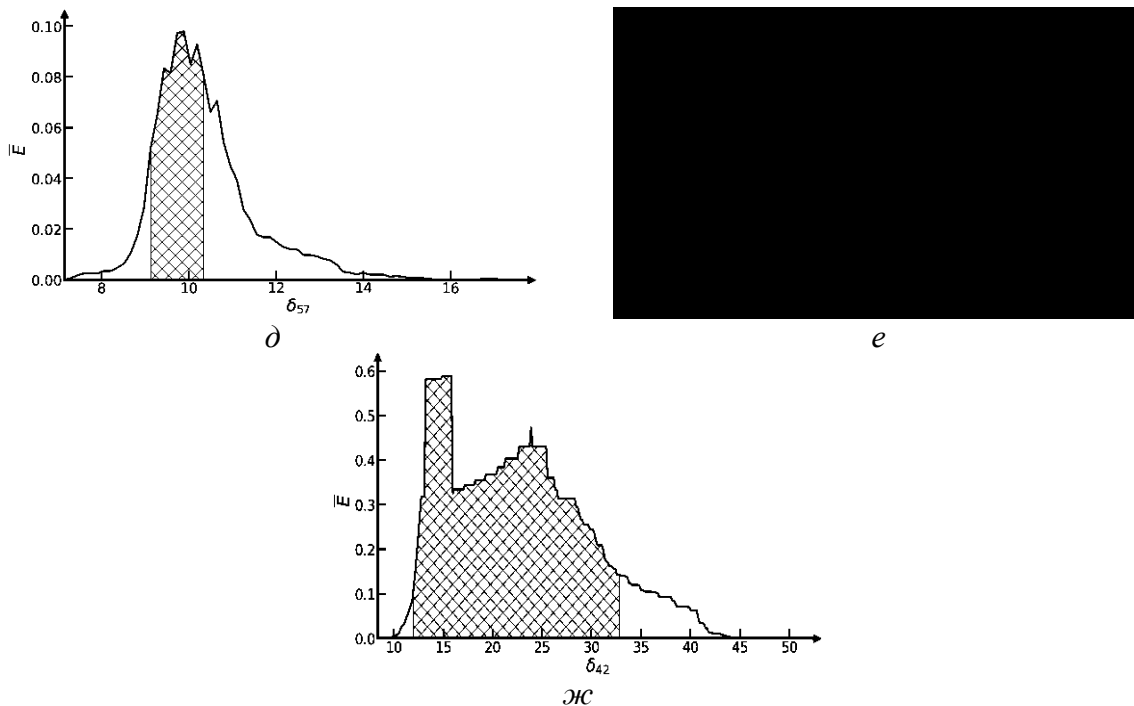


Рис. 3. Графіки залежності критерію (5) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання: а – страта першого ярусу; б – перша страта другого ярусу; в – друга страта другого ярусу; г – перша страта третього ярусу; д – друга страта третього ярусу; е – перша страта четвертого ярусу; ж – друга страта четвертого ярусу

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 4, а–в, показано графіки нормованого інформаційного критерію (5), отримані за результатами послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (4).

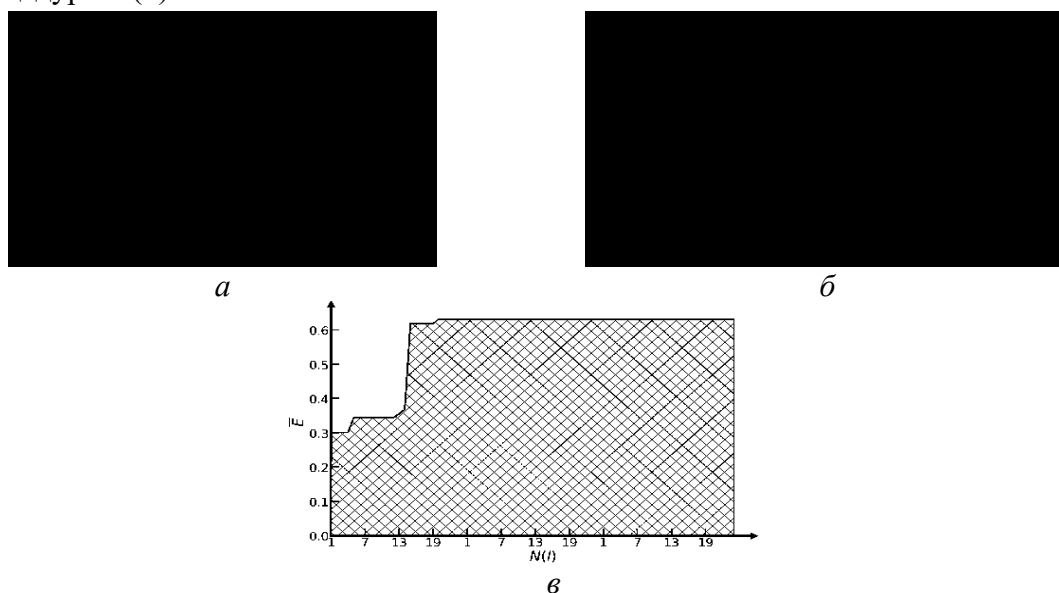


Рис. 4. Графіки зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання класів розпізнавання: а – перша страта другого ярусу; б – друга страта другого ярусу; в – перша страта третього ярусу

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз рис. 4 показує суттєве підвищення максимального значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання в порівнянні з результатами, отриманими при машинному навчанні другого рівня глибини за ітераційною процедурою (3).

За результатами інформаційно-екстремального машинного навчання для побудови вирішувальних правил (7) було отримано такі оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання:  $d_1^* = 861$  (тут і далі в тексті в кодових одиницях) для класу розпізнавання  $X_1^o$ ;  $d_2^* = 1032$  для класу розпізнавання  $X_2^o$ ;  $d_3^* = 915$  для класу розпізнавання  $X_3^o$ ;  $d_4^* = 1129$  для класу розпізнавання  $X_4^o$ ;  $d_5^* = 990$  для класу розпізнавання  $X_5^o$ ;  $d_6^* = 957$  для класу розпізнавання  $X_6^o$ ;  $d_7^* = 379$  для класу розпізнавання  $X_7^o$  і  $d_8^* = 394$  для класу розпізнавання  $X_8^o$ .

**Обговорення.** Відносно невисоке значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання після реалізації базового алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання за процедурою (3) свідчить про наявність суттєвого перетину в просторі ознак класів розпізнавання відповідних страт декурсивного дерева. Винятком є класи розпізнавання першої страти четвертого ярусу (рис. 3, *e*), де нормований інформаційний критерій при оптимальному параметрі поля контрольних допусків досягає свого максимального граничного значення. Збільшення глибини інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів за послідовною ітераційною процедурою (4) дозволило суттєво підвищити величину інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. Оскільки критерій (5) є адитивним до першої та другої достовірностей, то цей факт свідчить і про підвищення точності машинного навчання.

Відомо, що паралельна оптимізація параметрів машинного навчання характеризується високою його оперативністю, але, як це показано приведеними в статті експериментальними результатами, невисокою точністю. Послідовна оптимізація параметрів машинного навчання навпаки підвищує точність машинного навчання, але зменшує його оперативність. Тому використання отриманих за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання як стартових при послідовній оптимізації підвищує її оперативність. Цей факт пояснюється тим, що при послідовній оптимізації контрольних допусків визначення функції інформаційного критерію відбувається в робочій (допустимій) області, де перша та друга достовірності перебільшують відповідно помилки першого та другого роду.

Особливістю інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних є наявність того самого класу розпізнавання у двох стратах різних ярусів декурсивного дерева. Тому при побудові для кожного класу розпізнавання вирішувальних правил необхідно згідно з мінімально дистанційним принципом машинного навчання за оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання обирати його мінімальне значення. Крім того, варто звернути увагу на випадок, коли на графіку залежності інформаційного критерію від параметра оптимізації існує ділянка типу "плато" при максимальному значенні критерію як це видно на рис. 3, *e*. У цьому випадку для визначення оптимального параметра оптимізації необхідно з екстремальних його значень обрати таке, яке мінімізує так зване мінімально дистанційне відношення усередненого за двома класами розпізнавання значення їхніх радіусів до міжцентрової кодової відстані.

Головною задачею інформаційно-екстремального машинного навчання є отримання максимального граничного значення усередненого за стратами декурсивного дерева інформаційного критерію оптимізації, як це досягнуто при машинному навчанні класів розпізнавання першої страти другого ярусу та першої страти четвертого ярусу. Тому наступною задачею дослідження для підвищення середнього значення інформаційного критерію згідно з принципом відкладених рішень є збільшення рівня глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів, які впливають на точнісні характеристики класифікаційних рішень.

**Висновки.** Запропоновано метод глибокого інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів, який для восьми класів розпізнавання дозволив отримати побудовані в рамках геометричного підходу високостовірні

вирішувальні правила. Крім того, перевагами методу в порівнянні з відомими інтелектуальними інформаційними технологіями аналізу даних, включаючи штучні нейронні мережі, є його гнучкість до перенавчання при збільшенні потужності абетки класів розпізнавання, практична інваріантність вирішувальних правил до багатовимірності простору ознак і висока оперативність прийняття класифікаційних рішень. Запропонований метод також вирішує проблему багатовимірності абетки класів розпізнавання шляхом використання декурсивної бінарної структури даних, що дозволяє багатокласове машинне навчання за лінійною структурою даних звести до двохкласового, створюючи необхідні умови отримання високої точності розпізнавання ЕМГ-сигналів.

Для підвищення отриманої точності машинного навчання необхідно збільшення його глибини шляхом оптимізації додаткових параметрів, включаючи параметри формування вхідного математичного опису системи розпізнавання ЕМГ-сигналів.

### Список використаних джерел

1. Svensson, P., Wijk, U., Björkman, A., & Antfolk, C. (2017). A review of invasive and non-invasive sensory feedback in upper limb prostheses. *Expert Review of Medical Devices*, 14(6), 439–447. <https://doi.org/10.1080/17434440.2017.1332989>.
2. Salminger, S., Stino, H., Pichler, L. H., Gstoettner, C., Sturma, A., Mayer, J. A., Szivak, M., & Aszmann, O. C. (2022). Current rates of prosthetic usage in upper-limb amputees – Have innovations had an impact on device acceptance? *Disability and Rehabilitation*, 44(14), 3708–3713. <https://doi.org/10.1080/09638288.2020.1866684>.
3. Stango, A., Negro, F., & Farina, D. (2015). Spatial correlation of high density EMG signals provides features robust to electrode number and shift in pattern recognition for myocontrol. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(2), 189–198. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2366752>.
4. Sattar, N. Y., Kausar, Z., Usama, S. A., Farooq, U., & Khan, U. S. (2021). EMG based control of transhumeral prosthesis using machine learning algorithms. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 19(10), 3522–3532. <https://doi.org/10.1007/s12555-019-1058-5>.
5. Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A., & Ortiz-Catalan, M. (2020). Evaluation of surface EMG-based recognition algorithms for decoding hand movements. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 58(1), 83–100. <https://doi.org/10.1007/S11517-019-02073-Z>.
6. Roche, A. D., Rehbaum, H., Farina, D., & Aszmann, O. C. (2014). Prosthetic myoelectric control strategies: A clinical perspective. *Current Surgical Reports*, 2(3), Article 44. <https://doi.org/10.1007/s40137-013-0044-8>.
7. Zhang, T., Jiang, L., & Liu, H. (2018). Design and functional evaluation of a dexterous myoelectric hand prosthesis with biomimetic tactile sensor. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(7), 1391–1399. <https://doi.org/10.1109/tnsre.2018.2844807>.
8. Atzori, M., Cognolato, M., & Müller, H. (2016). Deep learning with convolutional neural networks applied to electromyography data: A resource for the classification of movements for prosthetic hands. *Frontiers in Neurorobotics*, 10, Article 9. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2016.00009>.
9. Fang, Y., Yang, J., Zhou, D., & Ju, Z. (2022). Modelling EMG driven wrist movements using a bio-inspired neural network. *Neurocomputing*, 470, 89–98. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.10.104>.
10. Dovbysh, A. S., Piatachenko, V. Y., Myronenko, M. I., Suprunenko, M. K., & Simonovskiy, J. V. (2024). Hierarchical information-extreme machine learning of hand prosthesis control system based on decursive data structure. *Journal of Engineering Sciences*, 11(2), E1–E8. [https://doi.org/10.21272/jes.2024.11\(2\).e1](https://doi.org/10.21272/jes.2024.11(2).e1).
11. Suprunenko, M. K., Zborshchuk, O. P., & Sokolov, O. Yu. (2022). Information-extreme machine learning of wrist prosthesis control system based on the sparse training matrix. *Journal of Engineering Sciences*, 9(2), E28–E35. [https://doi.org/10.21272/jes.2022.9\(2\).e4](https://doi.org/10.21272/jes.2022.9(2).e4).

### References

1. Svensson, P., Wijk, U., Björkman, A., & Antfolk, C. (2017). A review of invasive and non-invasive sensory feedback in upper limb prostheses. *Expert Review of Medical Devices*, 14(6), 439–447. <https://doi.org/10.1080/17434440.2017.1332989>.
2. Salminger, S., Stino, H., Pichler, L. H., Gstoettner, C., Sturma, A., Mayer, J. A., Szivak, M., & Aszmann, O. C. (2022). Current rates of prosthetic usage in upper-limb amputees – Have innovations had an impact on device acceptance? *Disability and Rehabilitation*, 44(14), 3708–3713. <https://doi.org/10.1080/09638288.2020.1866684>.

3. Stango, A., Negro, F., & Farina, D. (2015). Spatial correlation of high density EMG signals provides features robust to electrode number and shift in pattern recognition for myocontrol. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(2), 189–198. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2366752>.
4. Sattar, N. Y., Kausar, Z., Usama, S. A., Farooq, U., & Khan, U. S. (2021). EMG based control of transhumeral prosthesis using machine learning algorithms. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 19(10), 3522–3532. <https://doi.org/10.1007/s12555-019-1058-5>.
5. Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A., & Ortiz-Catalan, M. (2020). Evaluation of surface EMG-based recognition algorithms for decoding hand movements. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 58(1), 83–100. <https://doi.org/10.1007/S11517-019-02073-Z>.
6. Roche, A. D., Rehbaum, H., Farina, D., & Aszmann, O. C. (2014). Prosthetic myoelectric control strategies: A clinical perspective. *Current Surgical Reports*, 2(3), Article 44. <https://doi.org/10.1007/s40137-013-0044-8>.
7. Zhang, T., Jiang, L., & Liu, H. (2018). Design and functional evaluation of a dexterous myoelectric hand prosthesis with biomimetic tactile sensor. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(7), 1391–1399. <https://doi.org/10.1109/tnsre.2018.2844807>.
8. Atzori, M., Cognolato, M., & Müller, H. (2016). Deep learning with convolutional neural networks applied to electromyography data: A resource for the classification of movements for prosthetic hands. *Frontiers in Neurobotics*, 10, Article 9. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2016.00009>.
9. Fang, Y., Yang, J., Zhou, D., & Ju, Z. (2022). Modelling EMG driven wrist movements using a bio-inspired neural network. *Neurocomputing*, 470, 89–98. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.10.104>.
10. Dovbysh, A. S., Piatachenko, V. Y., Myronenko, M. I., Suprunenko, M. K., & Simonovskiy, J. V. (2024). Hierarchical information-extreme machine learning of hand prosthesis control system based on decursive data structure. *Journal of Engineering Sciences*, 11(2), E1–E8. [https://doi.org/10.21272/jes.2024.11\(2\).e1](https://doi.org/10.21272/jes.2024.11(2).e1).
11. Suprunenko, M. K., Zborshchuk, O. P., & Sokolov, O. Yu. (2022). Information-extreme machine learning of wrist prosthesis control system based on the sparse training matrix. *Journal of Engineering Sciences*, 9(2), E28–E35. [https://doi.org/10.21272/jes.2022.9\(2\).e4](https://doi.org/10.21272/jes.2022.9(2).e4).

Отримано 12.06.2025

UDC 681.518:004.93

**Anatolii Dovbysh<sup>1</sup>, Mykyta Myronenko<sup>2</sup>, Mykyta Suprunenko<sup>3</sup>, Serhii Kovalevskiy<sup>4</sup>,  
Mykhailo Otroshchenko<sup>5</sup>**

<sup>1</sup>Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Computer Science  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua](mailto:a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1829-3318>

<sup>2</sup>PhD, Assistant of the Department of Computer Science  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [m.myronenko@cs.sumdu.edu.ua](mailto:m.myronenko@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5005-1672>

<sup>3</sup>PhD student

Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [mykyta.suprunenko@cs.sumdu.edu.ua](mailto:mykyta.suprunenko@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-8342-3003>

<sup>4</sup>PhD student

Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua](mailto:Kovalevskiy@ms.sumdu.edu.ua) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1332-7913>

<sup>5</sup>PhD student

Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [m.otroshenko@ias.sumdu.edu.ua](mailto:m.otroshenko@ias.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5064-6780>

## DEEP INFORMATION-EXTREME MACHINE LEARNING FOR RECOGNITION OF ELECTROMYOGRAPHIC BIOSIGNALS

*The aim of the study is to improve the accuracy of machine learning of the electromyographic signal (EMG) recognition system for controlling a hand prosthesis with a non-invasive biosignal reading system.*

*The information-extreme machine learning method is proposed, which is developed within the framework of the functional approach to modelling cognitive processes of building and making classification decisions by natural intelligence. This makes the method flexible when retraining the system in the case of expanding the alphabet of recognition classes.*

To solve the multidimensionality problem of the recognition class alphabet, a hierarchical information-extreme machine learning algorithm based on the decursive data structure was developed and implemented. This data structure allows switching from multi-class machine learning to two-class machine learning for each stratum of the binary decursive tree when the number of recognition classes increases. Construction of highly accurate decision rules for the recognition classes of each stratum of the binary decomposition tree is carried out by optimising the machine learning parameters, the number of which determines the level of machine learning depth. As the criterion for optimising machine learning parameters, the authors use the Kullback information measure modified by the authors in the form of a functional of the accuracy characteristics.

Due to computer modelling, error-free decision rules for the alphabet with eight recognition classes, which characterise the EMG signals of the corresponding hand and finger movements, have been built using the training matrix.

Conclusions: It has been experimentally proved that when the number of recognition classes exceeds two, it is necessary to switch from a linear data structure to a hierarchical one in the form of a binary decursive tree.

**Keywords:** information-extreme machine learning, electromyographic signal, information criterion, optimization, decursive binary tree, hand prosthesis.

Fig.: 4. References: 11.