

**Микита Костянтинівич Супруненко<sup>1</sup>, Микита Ігорович Мироненко<sup>2</sup>,  
Іван Володимирович Павленко<sup>3</sup>, Дмитро Вікторович Прилепа<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>доктор філософії, асистент кафедри технічного сервісу та галузевого машинобудування,  
Сумський національний аграрний 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>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>доктор технічних наук, професор, старший дослідник,  
професор кафедри комп'ютерної механіки імені Володимира Марциновського,  
Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [i.pavlenko@cm.sumdu.edu.ua](mailto:i.pavlenko@cm.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6136-1040>

<sup>4</sup>доктор філософії, старший викладач кафедри комп'ютерних наук,  
Сумський державний університет (Суми, Україна)

E-mail: [d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua](mailto:d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4022-5496>

## ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ

*Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання електроміографічних сигналів неінвазивного протеза, які реєструють електричну активність м'язів руки при когнітивних командах на виконання неінвазивним протезом відповідних жестів кисті руки. Метод забезпечує необхідну умову досягнення високої точності глибокого машинного навчання шляхом максимізації середньої міжкласової кодової відстані. У результаті застосування інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини побудовано високостовірні вирішувальні правила для розпізнавання нечітких електроміографічних сигналів на виконання жестів середнього та безіменного пальців руки.*

**Ключові слова:** електроміографічний сигнал; інформаційно-екстремальне машинне навчання; інформаційний критерій; оптимізація параметрів машинного навчання; протез кисті.

Рис. 4. Бібл.: 19.

**Актуальність теми дослідження.** Актуальність теми дослідження обумовлена зростаючими вимогами до функціональних можливостей сучасних біонічних протезів, які повинні забезпечувати природність, плавність та високу точність відтворення рухів пальців кисті руки в реальному часі. Попри наявність широкого спектра комп'ютерно-інтегрованих електроміографічних-сенсорів із функціями фільтрації й нормалізації сигналів, все ще відсутні інтелектуальні протези кисті руки з високими експлуатаційними характеристиками. Перспективним напрямом удосконалення таких протезів є підвищення функціональної ефективності системи розпізнавання електроміографічних сигналів (ЕМГ-сигналів) на основі методів машинного навчання, здатних моделювати у рамках функціонального підходу механізм прийняття класифікаційних рішень природним інтелектом. Водночас необхідно подолати методологічні ускладнення, обумовлені перетином класів розпізнавання у просторі ознак, що робить підвищення функціональної ефективності систем розпізнавання ЕМГ-сигналів у протезуванні актуальною задачею.

**Мета дослідження.** Метою дослідження є підвищення точності розпізнавання ЕМГ-сигналів з високим ступенем перетину класів розпізнавання в просторі ознак шляхом інформаційно-екстремального машинного навчання, яке моделює механізм прийняття рішень природним інтелектом.

**Постановка проблеми.** Дослідження спрямовано на вирішення проблеми підвищення функціональної ефективності неінвазивного протеза кисті руки, основними складовими якої є точність і оперативність виконання когнітивних команд користувача протеза.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Електричні біоімпульси, які характеризують реакцію волокон м'язів руки на когнітивні команди, використовуються в інвазивних [1–3] та неінвазивних [4, 5] протезах. На відміну від інвазивного протеза, який потребує хірургічного втручання для імплантації ЕМГ-сенсорів, неінвазивний протез

реєструє біоімпульси безпосередньо з волокон м'язів руки. При цьому ЕМГ-сигнал у порівнянні з інвазивним методом є більш зашумленим, що ускладнює його розпізнавання. Особливо складним є розпізнавання біоімпульсів, які характеризують жести пальців руки, оскільки вони використовують спільні групи м'язів і тому мають незначні відмінності. Для підвищення точності виконання когнітивних команд застосовуються тактильні сенсори [6, 7], основним недоліком яких є зменшення оперативності виконання жестів через збільшення перехідних процесів у механічній частині системи керування протезом. У праці [8] запропоновано підвищувати точність виконання когнітивних команд шляхом додаткової системи оптичного трекінгу руху очей, але такий підхід суттєво підвищує собівартість протеза та ускладнює умови його використання. У працях [9–11] розглядається використання для розпізнавання ЕМГ-сигналів популярних і доступних штучних нейронних мереж. Проте для досягнення високої точності нейроподібних структур необхідна велика кількість персоналізованих навчальних зразків, що суттєво збільшує тривалість машинного навчання. Крім того, як відмічають автори праць [12–14], у яких використовувалися штучні нейронні мережі, точність машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів жестів пальців руки все ще залишається незадовільною через суттєве перекриття їх класів розпізнавання у просторі ознак. Використання методу опорних векторів (SVM) [15], орієнтованого на чіткі класи розпізнавання, у випадку розпізнавання жестів пальців руки також не дозволяє досягнути прийнятних результатів. У випадку нечітких даних основним недоліком як штучних нейронних мереж, так і методу опорних векторів є необхідність попереднього налаштування експертом процедури екстракції специфічних даних необхідних для роботи обраного методу машинного навчання. Тобто всі ці методи потребують наявності розмічених даних. У працях [16,17] для розпізнавання ЕМГ-сигналів розглядаються методи машинного навчання в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних. Методи інформаційно-екстремального машинного навчання розробляються в рамках функціонального біонічного підходу до моделювання прийняття класифікаційних рішень природним інтелектом. На відміну від штучних нейронних мереж цей підхід характеризується високою гнучкістю, інтерпретованістю та уніфікованістю.

**Виділення недосліджених частин загальної проблеми.** Незважаючи на стрімкий розвиток методів інформаційно-екстремального машинного навчання як перспективної альтернативи штучним нейронним мережам залишається малодослідженим вплив на точність класифікаційних рішень рівня селекції ознак усереднених реалізацій класів розпізнавання. При цьому оптимізація (тут і далі в тексті в інформаційному розумінні) рівня селекції дозволяє максимізувати середню міжкласову відстань для заданої абетки класів розпізнавання, що створює необхідну умову досягнення високої точності машинного навчання. У статті розглянуто метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів двох найближчих сусідніх класів розпізнавання, які характеризують однакові жести середнього та безіменного пальців руки.

**Постановка задачі.** Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі глибокого інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів неінвазивного протеза кисті руки. Згідно з принципом найближчих сусідів нехай абетка  $\{X_m^o \mid m = \overline{1,2}\}$  складається з двох близьких класів розпізнавання, які характеризують ЕМГ-сигнали на виконання протезом однакових жестів середнього і безіменного пальців руки. Такі класи розпізнавання суттєво перетинаються в просторі ознак, оскільки їх біоімпульси згенеровано спільною групою м'язів руки. Для заданих класів розпізнавання сформовано тривимірну вхідну навчальну матрицю  $Y^{[2]} = \{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1,N}; j = \overline{1,n}\}$  типу «об'єкт-властивість», де  $N$ , – кількість ознак розпізнавання;  $n$  – кількість реалізацій

класів розпізнавання. Згідно з концепцією ІЕІ-технології для кожного класу розпізнавання задано вектор параметрів машинного навчання, який, наприклад, для класу розпізнавання  $X_m^o$  має структуру

$$g_m = \langle d_m, \delta, \rho \rangle, \quad (1)$$

де  $d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ , який у процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі Геммінгового простору ознак розпізнавання;  $\delta$  – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  $\rho$  – рівень селекції ознак двійкових усереднених реалізацій класів розпізнавання.

Під рівнем селекції ознак усереднених двійкових реалізацій класів розпізнавання розуміється рівень квантування дискрет полігону частот потрапляння значень ознак розпізнавання у свої поля контрольних допусків. При побудові полігону частот на осі абсцис відкладаються ранги ознак в реалізаціях класів розпізнавання, а на осі ординат – частоти потрапляння значень ознак розпізнавання у свої поля контрольних допусків. На практиці за замовчуванням приймається рівень селекції  $\rho = 0,5$ . У цьому випадку ознака усередненої двійкової реалізації, яка визначає в просторі ознак геометричний центр класу розпізнавання, дорівнює одиниці, якщо кількість одиниць у її навчальній вибірці більше кількості нулів.

Оптимізація рівнів селекції в межах ІЕІ-технології дозволяє розв'язувати дві важливі для підвищення точності машинного навчання задачі:

1. Наближення обчислених в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання усереднених реалізацій класів розпізнавання до їх емпіричних центрів класів розпізнавання.

2. Реалізація максимально дистанційного принципу теорії розпізнавання образів шляхом максимізації у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання середньої міжкласової кодової відстані для заданої абетки класів розпізнавання.

Область значень радіусів, наприклад, контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  задається нерівністю  $d_m < d(x_m \oplus x_c)$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між усередненими двійковими реалізаціями найближчих сусідніх класів розпізнавання  $X_m^o$  і  $X_c^o$ .

Областю значень параметра  $\delta$  є інтервал  $[0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, яке задає область значень контрольного поля допусків.

Областю значень рівня селекції є інтервал  $[0; 1]$ .

У процесі інформаційно-екстремального машинного навчання необхідно:

1) Оптимізувати параметри машинного навчання (1), які забезпечують максимальне значення усередненого за абеткою класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$E^* = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^2 \max_{G_E \cap G_d} E_m(d), \quad (2)$$

де  $E_m(d)$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання, який обчислюється при поточному радіусі  $d$  гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $G_E$  – робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію, в якій перша і друга достовірності класифікаційних рішень перевершують відповідно помилки першого та другого роду;  $G_d$  – допустима область значень радіусів контейнера класу розпізнавання.

2) За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати високодостовірні вирішувальні правила, точність яких перевірити в режимі крос-валідації.

Таким чином, інформаційний синтез здатної навчатися системи розпізнавання ЕМГ-біосигналів здійснюється шляхом оптимізації в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання параметрів функціонування (1) за інформаційним критерієм (2).

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

$$I_{ent} = \langle W, T, \Omega, Z; Y_f^{[2]}, Y^{[2]}, X^{[2]}; g_1, g_2, g_3 \rangle,$$

де  $W$  – множина факторів, які впливають на систему розпізнавання ЕМГ-сигналів під час машинного навчання;  $T$  – множина моментів часу зняття інформації з ЕМГ-сенсорів;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Z$  – абетка класів розпізнавання;  $Y_f^{[2]}$  – множина відфільтрованих біосигналів, кардинальне число якої дорівнює 2;  $Y^{[2]}$  – вхідна навчальна матриця, сформована в Евклідовому просторі ознак розпізнавання;  $X^{[2]}$  – сформована в просторі Геммінга робоча бінарна навчальна матриця;  $g_1$  – 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  $Y^{[2]}$ ;  $g_3$  – оператор формування робочої навчальної матриці  $X^{[2]}$  шляхом інтервального кодування ознак розпізнавання навчальної матриці  $Y^{[2]}$ .

На рис. 1 представлено ФКМ інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів третього рівня глибини, на якому оптимізується рівень селекції ознак усереднених двійкових реалізацій класів розпізнавання.

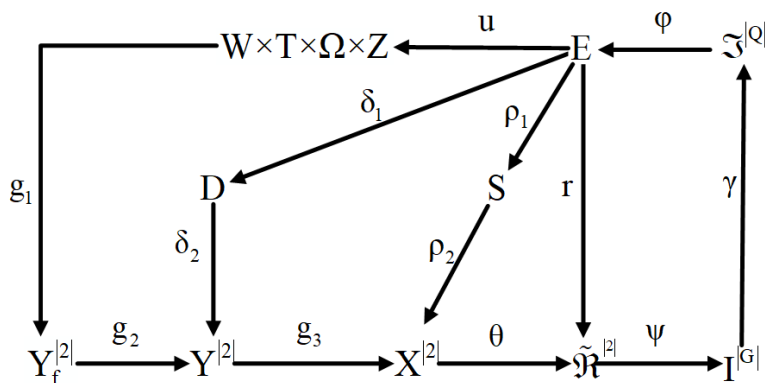


Рис. 1. Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 1 загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання є терм-множина  $E$ , елементами якої є значення інформаційного критерію, обчислені на кожному кроці машинного навчання. Оператор  $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$  в процесі машинного навчання відновлює в радіальному базисі бінарного простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють у загальному випадку нечітке розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ . Оператор  $\theta$  відображає двійкові реалізації класів розпізнавання на розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ . Далі оператор

$\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|G|}$  де  $I^{|G|}$  – множина гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу  $\gamma_1: x \in X_m^o$ . Оператор  $\gamma$  визначає множину точнісних характеристик  $\mathfrak{T}^{|Q|}$ , де  $Q = G^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень інформаційного критерію  $E$ , який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків замикається через терм-множину  $D$ , елементами якої є значення контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Крім того, показана на рисунку ФКМ має контур оптимізації, який замикається через терм-множину  $S$  значень рівнів селекції ознак двійкових усереднених реалізацій класів розпізнавання. Водночас оператор  $\rho_1$  визначає на кожному кроці машинного навчання значення рівня селекції, а оператор  $\rho_2$  задає рівень квантування ознак робочої бінарної навчальної матриці  $X^{|M|}$ . Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Показану на рисунку 1 ФКМ можна розглядати як графічну структуру алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів третього рівня глибини. Водночас згідно з концепцією ІЕІ-технології спочатку реалізується так званий базовий алгоритм, призначенням якого є формування робочої навчальної матриці  $X^{|M|}$  шляхом інтервального кодування ознак розпізнавання вхідної навчальної матриці  $Y^{|M|}$ . При цьому рівнями квантування є відповідні нижні та верхні контрольні допуски на ознаки розпізнавання вхідної навчальної матриці.

Базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання другого рівня глибини представимо у вигляді двохциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2) в робочій області визначення його функції:

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

де  $\bar{E}(d)$  – значення усередненого інформаційного критерію оптимізації, обчислене при поточному радіусі  $d$  контейнерів класів розпізнавання;  $G_\delta$  – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (3) реалізує алгоритм першого рівня глибини, який на кожному кроці машинного навчання обчислює критерій (2), здійснює пошук глобального максимуму критерію і відповідно оптимального радіусу гіперсферичного контейнера класу розпізнавання. Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання першого рівня глибини реалізується у вигляді ітераційної процедури оптимізації радіуса  $d_m$  контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  за інформаційним критерієм:

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap G_m^d} E_m(d), \quad (4)$$

де  $G_m^d$  – допустима область значень радіусів гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ .

Вхідною інформацією алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання першого рівня глибини є тривимірний масив  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$  реалізацій вхідної навчальної матриці класів розпізнавання; значення параметра поля контрольних допусків  $\delta$  на ознаки розпізнавання і рівень селекції  $\rho$  координат усереднених двійкових векторів ознак класів розпізнавання, який за замовчуванням дорівнює 0,5.

Як допусковий приймаємо клас розпізнавання  $X_1^o$ , відносно якого задається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, і розглянемо основні етапи реалізації алгоритму:

1. Обнуління лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ .
2. Ініціалізація лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ .
3. Обчислення усередненої реалізації  $y_1$  вхідної навчальної матриці класу розпізнавання  $X_1^o$ .
4. Обчислення для кожної  $i$ -ї ознаки усередненої реалізації  $y_1$  нижнього  $A_{HKi}$  і верхнього  $A_{BK_i}$  контрольних допусків на ознаки розпізнавання за формулами:

$$A_{HK,i} = y_{1,i} - \delta; A_{BK,i} = y_{1,i} + \delta, \quad (5)$$

де  $y_{1,i}$  –  $i$ -та ознака усередненої реалізації  $y_1$  навчальної матриці допускового класу розпізнавання  $X_1^o$ .

5. Формування тривимірного масиву  $\{x_{m,i}^{(j)}\}$  робочої бінарної навчальної матриці для класу розпізнавання  $X_m^o$ , елементи якої визначаються за правилом

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

де  $y_{m,i}^{(j)}$  –  $i$ -та ознака вхідної навчальної матриці;

6. Обчислення усередненої двійкової реалізації  $x_m$  робочої навчальної матриці, елементи якої визначаються за правилом

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

де  $\rho_m$  – рівень селекції ознак двійкової реалізації класу розпізнавання  $X_m^o$ , який за замовчуванням дорівнює 0,5.

7. Якщо  $m < M$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 8.
8. Обнуління лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ .
9. Ініціалізація лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ .
10. Обнуління лічильника кроків зміни радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ :  $d_m := 0$ .
11. Ініціалізація лічильника кроків зміни радіуса контейнера:  $d_m := d_m + 1$ .
12. Обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання.
13. Якщо  $d_m < d(x_m \oplus x_c)$ , де  $x_c$  – усереднена реалізація сусіднього класу розпізнавання  $X_c^o$ , то виконується пункт 12, інакше – пункт 15.
14. Визначається максимальне значення інформаційного критерію в робочій області визначення його функції та екстремальне значення радіуса  $d_m^*$ , яке приймається за оптимальне в інформаційному розумінні.
15. Якщо  $m \leq M$ , то виконується пункт 9, інакше – пункт 16.
16. ЗУПИНКА.

Для реалізації базового алгоритму додатково задається нормоване поле  $\delta_H$  допусків на ознаки розпізнавання. Тоді алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в зміні на кожному кроці ітераційної процедури (3) параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання в межах допустимої області його значень.

Оптимальне значення параметра  $\delta$  визначається як екстремальне значення глобального максимуму усередненого для двох класів розпізнавання інформаційного критерію (2). Якщо за результатами реалізації базового алгоритму максимальне значення інформаційного критерію (2) є недостатньо високими, то згідно з принципом відкладених рішень необхідно збільшити глибину машинного навчання. У нашому випадку алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини з оптимізацією рівня селекції ознак двійкових усереднених реалізацій класів розпізнавання реалізується за ітераційною процедурою

$$\rho^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{\delta^*} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}(d) \} \}, \quad (6)$$

де  $G_\rho$  – допустима область визначення рівня селекції  $\rho$ ;  $\delta^*$  – оптимальний параметр поля контрольних допусків, отриманий у результаті реалізації базового алгоритму.

Реалізація процедури (6) здійснюється шляхом зміни в зовнішньому циклі рівня селекції  $\rho$  в інтервалі  $[0;1]$ . При цьому алгоритм (6) належить до класу так званих жадібних алгоритмів, оскільки машинне навчання першого рівня глибини реалізується для всіх значень рівня селекції при незмінному оптимальному параметрі  $\delta$  поля контрольних допусків.

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

$$E_m(d) = \frac{1}{n} \{ K_1(d) - K_2(d) \} \log_2 \left\{ \frac{n + K_1(d) - K_2(d) + 1/n}{n - K_1(d) + K_2(d) + 1/n} \right\}, \quad (7)$$

де  $K_1(d)$  – кількість реалізацій класу розпізнавання  $X_m^o$ , які правильно класифіковано при поточному радіусі контейнера;  $K_2(d)$  – кількість помилково віднесених до класу розпізнавання  $X_m^o$  реалізацій іншого класу розпізнавання;  $1/n$  – достатньо мале число для усунення поділу на нуль.

Нормована форма інформаційного критерію представляється як відношення критерію (6) до його максимального значення, яке він приймає при значеннях  $K_1(d) = n$  і  $K_2(d) = 0$ .

У методах інформаційно-екстремального машинного навчання вирішувальні правила будуються за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання і представляються для гіперсферичного класифікатора у вигляді

$$(\forall X_{m,s,h}^o \in \mathfrak{R}_{s,h}^{[2]})(\forall x_t \in \mathfrak{R}_{s,h}^{[2]}) \left[ \begin{array}{l} \text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_{m,s,h} = \max_{\{m_s\}} \{ \mu_{m,s,h} \})] \text{ then} \\ x_t \in X_{m,s,h}^o \text{ else } x_t \notin X_{m,s,h}^o \end{array} \right], \quad (8)$$

де  $x_t$  – тестова реалізація, що розпізнається;  $\mu_m$  – функція належності реалізації  $x_t$  до класу розпізнавання  $X_m^o$ .

У виразі (8) функція належності  $\mu_m$  має вигляд

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_t \oplus x_m^*)}{d_m^*}, \quad (9)$$

де  $d(x_t \oplus x_m^*)$  – кодова відстань Геммінга між тестовою реалізацією  $x_t$  і оптимальною усередненою реалізацією  $x_m^*$  класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $d_m^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ .

Вирішувальні правила (8), побудовані в межах геометричного підходу, відзначаються високою оперативністю класифікації, що є критично важливим для виконання когнітивних команд протеза.

**Результати.** Машинне навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів здійснювалося для виконання протезом кисті руки двох жестів: щипок середнього і великого пальців (клас розпізнавання  $X_1^o$ ) і щипок безіменного і великого пальців (клас розпізнавання  $X_2^o$ ). Вхідна навчальна матриця формувалася з відкритих джерел, в яких надавалися реалізації ЕМГ-сигналів [17]. Особливість обраних ЕМГ-сигналів полягала в тому, що вони характеризувалися найбільшою близькістю в порівнянні з біосигналами інших жестів пальців руки. Кожна реалізація ЕМГ-сигналу складалася з 2400 ознак розпізнавання, які вимірялися на часовому інтервалі 3 секунди.

На рисунку 2 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (7) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за результатами реалізації базового алгоритму. На рисунку і далі в тексті ділянка, позначена подвійним штрихуванням, є робочою областю визначення функції інформаційного критерію (7), в якій перша достовірність понад 0,5, а помилка другого роду відповідно менше.

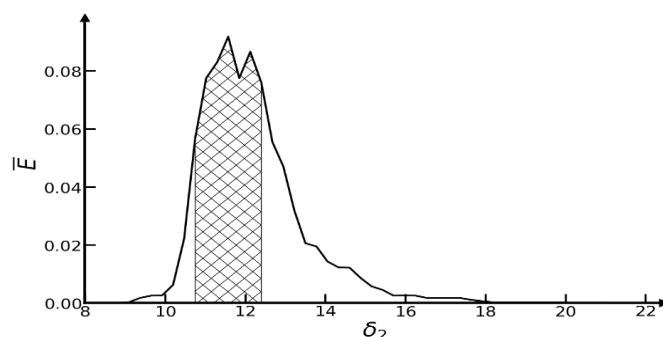


Рис. 2. Залежність інформаційного критерію від параметру поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз рис. 2 показує, що наявність робочої області визначення функції критерію (7) свідчить про досягнення в процесі машинного навчання подільності класів розпізнавання, але максимальне значення критерію є низьким. Для підвищення точності машинного навчання було збільшено рівень його глибини, на якому оптимізувався рівень селекції ознак усереднених двійкових реалізацій класів розпізнавання.

На рис. 3 представлено графік залежності усередненого нормованого критерію (7) від рівня селекції ознак двійкових реалізацій класів розпізнавання  $X_1^o$  і  $X_2^o$ , отриманий у процесі машинного навчання за процедурою (6).

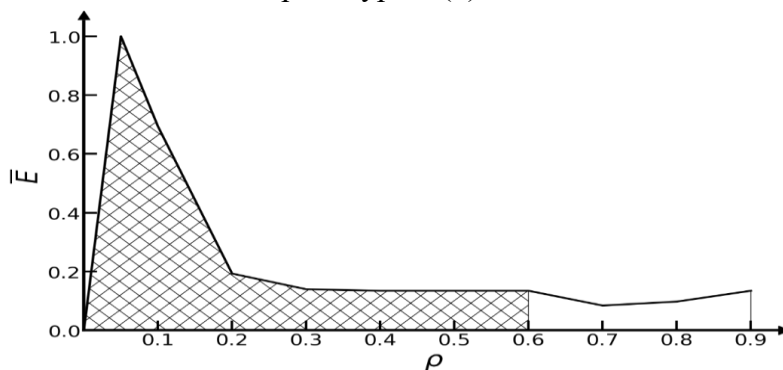


Рис. 3. Залежність нормованого критерію (7) від рівня селекції ознак двійкових реалізацій класів розпізнавання

Джерело: розроблено авторами.

На рис. 4 представлено графіки залежності нормованого інформаційного критерію (7) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані при оптимальних параметрах машинного навчання  $\delta^*$  і  $\rho^*$ .

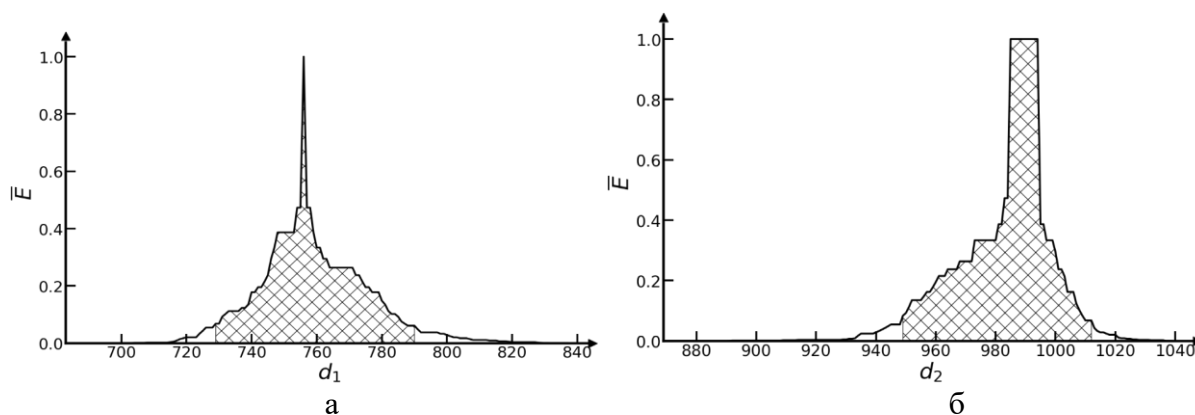


Рис. 4. Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас розпізнавання  $X_1^o$ , б – клас розпізнавання  $X_2^o$

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_1^o$  дорівнює  $d_1^* = 758$  кодових одиниць. При цьому визначення оптимального радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$  є неоднозначним, оскільки на графіку (рис. 4б) існує ділянка екстремальних значень радіусів типу “плато”. Згідно з мінімально-дистанційним принципом машинного навчання за оптимальне слід обрати мінімальне екстремальне значення радіуса. У нашому випадку оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$  дорівнює  $d_2^* = 988$  кодових одиниць.

Таким чином, можна стверджувати, що за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішувальні правила, оскільки сумарна довжина оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання, яка дорівнює 1746 кодовим одиницям, менше їх міжцентрової кодової відстані, яка становить 1752 кодових одиниць.

Точність машинного навчання оцінювалась шляхом кількісного тестування побудованих вирішувальних правил на екзотичній підмножині даних, що не брала участі в машинному навчанні. Для тестування використали 80 незалежних реалізацій (по 40 на кожен клас розпізнавання). У результаті тестування всі реалізації класу розпізнавання  $X_1^o$  було правильно класифіковано і дві реалізації класу розпізнавання  $X_2^o$  було помилково віднесено до класу розпізнавання  $X_1^o$ .

У процесі крос-валідації точність машинного навчання, яка характеризувала частку правильно класифікованих реалізацій і дає загальне уявлення про правильність моделі у випадку двохальтернативних рішень, дорівнювала  $accuracy = 0,975$ , що є високим показником.

**Обговорення.** У результаті застосування інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини з оптимізацією рівня селекції ознак двійкових реалізацій класів розпізнавання побудовано високодостовірні вирішувальні правила. Висока точність досягається завдяки максимізації міжцентрової кодової відстані класів розпізнавання.

У відомих методах інформаційно-екстремального машинного навчання оптимізація рівня селекції ознак здійснювалася в обмеженому симетричному інтервалі відносно

$\rho = 0,5$ . У статті експериментально виявлено глобальний екстремум функції інформаційного критерію біля нуля, що пояснюється тим, що для дуже близьких класів розпізнавання інформативними є ЕМГ-сигнали малої амплітуди. У результаті збільшення глибини інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів суттєво підвищило значення інформаційного критерію оптимізації параметрів порівняно з базовим алгоритмом. Запропонований підхід забезпечує:

1) максимізацію міжцентрової кодової відстані класів, що реалізує інформаційно-екстремальний підхід щодо розпізнавання образів, підвищуючи здатність системи відрізнати близькі класи сигналів;

2) підвищення стійкості до шумів та малоамплітудних біоімпульсів, що є критичною проблемою у сучасних методах розпізнавання ЕМГ-сигналів.

Таким чином, запропоноване рішення підвищує точність і функціональні можливості систем розпізнавання ЕМГ-сигналів у протезуванні порівняно з існуючими світовими аналогами [11; 18].

**Висновки.** Запропоновано метод глибокого інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів з оптимізацією рівня селекції ознак усереднених двійкових реалізацій класів розпізнавання. Шляхом оптимізації рівня селекції побудовано високо достовірні вирішувальні правила для найближчих класів розпізнавання, які характеризували ЕМГ-сигнали однакових жестів середнього та безіменного пальців руки.

Оскільки вирішувальні правила будуються в рамках геометричного підходу, то вони характеризуються високою оперативністю, наближеною до реального темпу часу, що є важливим показником функціональної ефективності протеза руки.

Перевагою запропонованого методу у порівнянні з моделлю «чорної скрині» штучної нейронної мережі є його висока інтерпретованість, що дозволяє забезпечити керованість процесу машинного навчання для досягнення його високої точності шляхом аналізу поточних значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання.

Подальшою актуальною науковою задачею дослідження є перехід до багатокласового інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання ЕМГ-сигналів за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Крім того, доцільним є розширення підходу на багатоканальні ЕМГ-сенсори.

### Reference

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*. <https://doi.org/10.1007/s12555-019-1058-5>.

5. Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A., & Ortiz-Catalan, M. (2019). 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 Surgery Reports*, 2(3). <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. Markovic, M., Dosen, S., Popovic, D., Graimann, B., & Farina, D. (2015). Sensor fusion and computer vision for context-aware control of a multi degree-of-freedom prosthesis. *Journal of Neural Engineering*, 12(6), 066022. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/6/066022>.
9. 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. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2016.00009>.
10. 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>.
11. Castruita-López, J. F., Aviles, M., Toledo-Pérez, D. C., Macías-Socarrás, I., & Rodríguez-Reséndiz, J. (2025). Electromyography signals in embedded systems: A review of processing and classification techniques. *Biomimetics*, 10(3), 166. <https://doi.org/10.3390/biomimetics10030166>.
12. Hossen, M. A., & Abas, P. E. (2025). Machine learning for human activity recognition: State-of-the-art techniques and emerging trends. *Journal of Imaging*, 11(3), 91. <https://doi.org/10.3390/jimaging11030091>.
13. Cui, C., Sunar, M. S., & Eg Su, G. (2025). Deep vision-based real-time hand gesture recognition: A review. *PeerJ Computer Science*, 11, Article e2921. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2921>.
14. Yu, M., Li, G., Jiang, D., et al. (2023). Hand medical monitoring system based on machine learning and optimal EMG feature set. *Personal and Ubiquitous Computing*, 27, 1991–2007. <https://doi.org/10.1007/s00779-019-01285-2>.
15. Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
16. Suprunenko, M. K., Zborshchuk, O. P., & Sokolov, O. (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).
17. Dovbysh, A., Piatachenko, V., Myronenko, M., Suprunenko, M., & Simonovskiy, J. (2024b). 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).
18. Kaczmarek, P., Mańkowski, T., & Tomczyński, J. (2019). PutEMG—A surface electromyography hand gesture recognition dataset. *Sensors*, 19(16), 3548. <https://doi.org/10.3390/s19163548>.
19. Lin, L., Dai, Y., Zhang, G., Ge, Y., Mayet, A. M., Pan, X., Yang, G., & Lin, M. (2025). Low-Computational EMG gesture recognition for prosthetic control via handcrafted features and lightweight MLP. *Results in Engineering*, 106602. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106602>.

## 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*. <https://doi.org/10.1007/s12555-019-1058-5>.
5. Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A., & Ortiz-Catalan, M. (2019). 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 Surgery Reports*, 2(3). <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. Markovic, M., Dosen, S., Popovic, D., Graimann, B., & Farina, D. (2015). Sensor fusion and computer vision for context-aware control of a multi degree-of-freedom prosthesis. *Journal of Neural Engineering*, 12(6), 066022. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/6/066022>.
9. 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. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2016.00009>.
10. 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>.
11. Castruita-López, J. F., Aviles, M., Toledo-Pérez, D. C., Macías-Socarrás, I., & Rodríguez-Reséndiz, J. (2025). Electromyography signals in embedded systems: A review of processing and classification techniques. *Biomimetics*, 10(3), 166. <https://doi.org/10.3390/biomimetics10030166>.
12. Hossen, M. A., & Abas, P. E. (2025). Machine learning for human activity recognition: State-of-the-art techniques and emerging trends. *Journal of Imaging*, 11(3), 91. <https://doi.org/10.3390/jimaging11030091>.
13. Cui, C., Sunar, M. S., & Eg Su, G. (2025). Deep vision-based real-time hand gesture recognition: A review. *PeerJ Computer Science*, 11, Article e2921. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2921>.
14. Yu, M., Li, G., Jiang, D., et al. (2023). Hand medical monitoring system based on machine learning and optimal EMG feature set. *Personal and Ubiquitous Computing*, 27, 1991–2007. <https://doi.org/10.1007/s00779-019-01285-2>.
15. Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247–259. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.
16. Suprunenko, M. K., Zborshchuk, O. P., & Sokolov, O. (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).
17. Dovbysh, A., Piatachenko, V., Myronenko, M., Suprunenko, M., & Simonovskiy, J. (2024b). 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).
18. Kaczmarek, P., Mańkowski, T., & Tomczyński, J. (2019). PutEMG—A surface electromyography hand gesture recognition dataset. *Sensors*, 19(16), 3548. <https://doi.org/10.3390/s19163548>.
19. Lin, L., Dai, Y., Zhang, G., Ge, Y., Mayet, A. M., Pan, X., Yang, G., & Lin, M. (2025). Low-Computational EMG gesture recognition for prosthetic control via handcrafted features and lightweight MLP. *Results in Engineering*, 106602. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106602>.

Дата першого надходження статті до видання: 19.12.2025  
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 04.01.2026

**Mykyta Suprunenko, Mykyta Myronenko, Ivan Pavlenko, Dmytro Prylepa**

<sup>1</sup>PhD in Computer Sciences, Assistant at the Department of Technical Service and Branch Mechanical Engineering  
Sumy National Agrarian 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>2</sup>PhD, Assistant at 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>Doctor of Technical Sciences, Professor, Senior Researcher  
Professor at the Volodymyr Martsynovskyi Department of Computational Mechanics,  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [i.pavlenko@cm.sumdu.edu.ua](mailto:i.pavlenko@cm.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6136-1040>

<sup>4</sup>PhD, Senior Lecturer at the Department of Computer Science,  
Sumy State University (Sumy, Ukraine)

E-mail: [d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua](mailto:d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4022-5496>

**METHOD OF DEEP INFORMATION-EXTREME MACHINE LEARNING FOR THE RECOGNITION SYSTEM OF EMG SIGNALS OF A HAND PROSTHESIS**

*The urgency of the research is driven by the growing requirements for the functional capabilities of modern bionic prostheses, which must ensure naturalness, smoothness, and high precision in reproducing finger movements in real-time. A promising direction for improving the non-invasive hand prosthesis is the development, within the framework of the functional bionic approach, of new machine learning methods that model the mechanism of classification decision-making by natural intelligence. Within this approach, the article considers a machine learning method that allows increasing the accuracy of EMG signal recognition under the condition of their significant intersection in the feature space.*

*Despite the rapid development of information-extreme machine learning methods, the influence of the selection level of features of averaged realizations of recognition classes on the accuracy of classification decisions remains under-researched. At the same time, optimization of the selection level by the information criterion allows maximizing the average inter-class distance for a given alphabet of recognition classes, which creates the necessary condition for achieving high machine learning accuracy. The article is aimed at solving the problem in prosthetics of increasing the recognition accuracy of EMG signals caused by cognitive commands for the execution of finger gestures.*

*The aim of the research is to increase the recognition accuracy of EMG signals with a high degree of intersection of recognition classes in the feature space by means of information-extreme machine learning, which models the decision-making mechanism by natural intelligence.*

*The article presents a method of deep information-extreme machine learning for recognizing EMG signals of two close recognition classes characterizing identical gestures of the middle and ring fingers. Machine learning has three levels of depth, at which the geometric parameters of hyperspherical containers of recognition classes, control tolerances on recognition features, and the selection level of features of averaged binary realizations of recognition classes are sequentially optimized. Optimization of the selection level allows solving two important tasks: bringing the calculated centers of class containers closer to their empirical scattering centers and implementing the maximum-distance principle by maximizing the average inter-class code distance. A functional categorial model of information-extreme machine learning of the third level of depth has been developed. A modified Kullback measure is used as the criterion for optimizing machine learning parameters. Computer simulation results showed that the basic machine learning algorithm of the second level of depth ensured the separability of recognition classes, but the values of the information criterion were not high. Increasing the depth level of machine learning with optimization of the selection level allowed significantly increasing the value of the information criterion. It was experimentally established that the global extremum of the criterion function is located near zero, which indicates the informativeness of low-amplitude EMG signals for very similar recognition classes. According to the cross-validation results, the machine learning accuracy was 0.975 (97.5 %).*

*A method of deep information-extreme machine learning with optimization of the feature selection level of averaged binary class realizations is proposed. Highly reliable decision rules have been constructed for close recognition classes with a high degree of intersection in the recognition feature space. The main advantage of the proposed method compared to neural networks is its high interpretability and computational efficiency, as the geometric approach allows making decisions at a pace close to real-time. The results confirm that maximizing the inter-center code distance improves the system's ability to distinguish close signal classes and increases resistance to noise. Further research will be aimed at multi-class information-extreme machine learning of the EMG signal recognition system using a hierarchical data structure.*

**Keywords:** *electromyographic signal; information-extreme machine learning; information criterion; optimization of machine learning parameters; hand prosthesis.*

*Fig. 4. References: 19.*