

## ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ КІНЦІВКИ РУКИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЧНИХ БІОСИГНАЛІВ ЗА РОЗРІДЖЕНОЮ НАВЧАЛЬНОЮ МАТРИЦЕЮ

**Владислав П'ятаченко**

аспірант кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, Суми, Україна, 40007,  
vl.piatachenko@cs.sumdu.edu.ua

**ORCID: 0000-0002-7464-3119**

**Анатолій Довбиш**

доктор технічних наук, професор кафедри комп'ютерних наук

Сумський державний університет, вул. Римського-Корсакова, 2, Суми, Україна, 40007,  
a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua

**ORCID: 0000-0003-1829-3318**

Розглядається задача машинного навчання системи керування протезом кисті руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Задача розв'язується у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи у процесі її машинного навчання. Розроблений інформаційно-екстремальний метод машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки на відміну від нейроподібних структур розроблено у рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природного інтелекту при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. У результаті запропонований метод набуває властивості адаптивності до довільних умов формування навчальної матриці та гнучкості при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, вирішальні правила, побудовані за отриманими у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання оптимальними в інформаційному розумінні геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, характеризуються високою оперативністю, що є важливим показником функціональної ефективності когнітивно керованого протезу. Відмінність розробленого методу від відомих методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає у застосуванні розрідженої навчальної матриці, що дозволяє суттєво зменшити ступінь перетину класів розпізнавання у просторі ознак. За результатами комп'ютерного моделювання доведено, що використання розрідженої навчальної матриці, отриманої за результатами оптимізації рівня квантування електроміографічних біосигналів для алфавіту трьох класів розпізнавання, дозволяє підвищити повну ймовірність правильного прийняття класифікаційних рішень майже у п'ять разів порівняно з нерозрідженою навчальною матрицею, що гарантує прийняття у робочому режимі високодостовірних класифікаційних рішень.

**Ключові слова:** інформаційно-екстремальне машинне навчання, система керування, протез кінцівки руки, електроміографічний біосигнал, розріджена навчальна матриця, декурсивне бінарне дерево.

**Актуальність роботи.** Еволюція протезів кінцівок забезпечила перехід від засобів візуального маскування втрати до складних систем, які мають на меті максимально ефективно компенсувати функціональність втраченої кінцівки. Протез, здатний виконувати запрограмовані рухи, зазвичай реалізує інтерфейс «людина – машина» [1], який забезпечує реєстрацію команди від користувача та реакцію на команду від системи керування протезом.

Аналіз біоімпульсів користувача розглядається в протезуванні в інвазивному та неінвазивному підходах. Перший забезпечує більш точну реєстрацію імпульсів від м'язів через меншу зашумленість сигналів від електроміографічних

датчиків [2]. Але інвазивність передбачає хірургічне втручання для вживлення сенсорів, що має під собою незручності для користувача та залишає ризик відторгнення імплантованих датчиків [3].

Значно зручніший у використанні неінвазивний метод полягає в реєстрації біоімпульсів з шкіри людини, проте електроміографічний сигнал містить шуми та артефакти [4], що ускладнює розпізнавання руху за біоімпульсами. Крім того, під час використання методів машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки основними ускладненнями науково-методологічного характеру є довільні умови формування біосигналів, перетин у просторі ознак класів розпізнавання, які характеризують відповідні

когнітивні рухи та багатовимірність словника ознак розпізнавання. Водночас збільшення кількості класів розпізнавання збільшує ступінь їх перетину у просторі ознак розпізнавання. У працях [5; 6] при реалізації ієрархічного машинного навчання виявлено проблему розпізнавання рухів пальців, які використовують спільні групи м'язів та мають значний перетин в просторі ознак.

Стаття спрямована на підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи 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, з використанням розрідженої навчальної матриці.

**Матеріал і результати досліджень.** Основна ідея методів інформаційно-екстремального машинного навчання, як і в нейроподібних структурах, полягає в адаптації вхідного математичного опису системи для максимізації повної ймовірності прийняття правильного класифікаційного рішення.

Процес встановлення відповідності сигналів та когнітивних команд в інтелектуальній системі є чутливим до розміру алфавіту класів навчання та до багатовимірності словника ознак, тому в рамках ІЕІ-технології розглядається геометричне представлення простору ознак, в якому в процесі машинного навчання відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання контейнери класів розпізнавання та утворюються вирішувальні правила [8], інваріантні до багатовимірності простору ознак розпізнавання [9].

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки, здатної розпізнавати електроміографічні біосигнали.

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^0 | m = \overline{1, M}\}$ , який характеризує набори електроміографічних біосигналів, отриманих під час виконання відповідних когнітивних команд. Для заданого алфавіту сформовано вхідну навчальну матрицю типу «об'єкт – властивість»  $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}; j = \overline{1, J_{max}}\|$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання,  $J_{max}$  – кількість структурованих векторів ознак, які далі у тексті будемо називати реалізаціями класу розпізнавання.

За концепцією ІЕІ-технології відновлення контейнерів класів розпізнавання відбувається у бінарному просторі ознак Хеммінга [10],

в якому задається структурований вектор параметрів машинного навчання. Нехай для машинного навчання системи керування для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^0$  такий вектор має вигляд:

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

де  $x_m$  – усереднена реалізація значень електроміографічних біосигналів, для якої вершина її вектору визначає геометричний центр контейнера класу розпізнавання  $X_m^0$ ;  $d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^0$ ;  $\delta$  – параметр поля контрольних допусків на знаки розпізнавання;  $q$  – крок квантування за рівнем електроміографічного біосигналу.

Необхідно у процесі машинного навчання системи керування протезом оптимізувати параметри машинного навчання (1), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію у робочій області визначення його функції:

$$\bar{E}_{max} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \bar{E}_{max}^{(m)}, \quad (2)$$

де  $\bar{E}_{max}^{(m)}$  – максимальне усереднене значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання класу розпізнавання  $X_m^0$ .

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування інтелектуальним протезом представимо у вигляді орієнтованого графу відображення множин, які задіяні в процесі оптимізації параметрів машинного навчання (1). Водночас вхідний інформаційний опис задається такою структурою:

$$I = \langle P, T, \Omega, Z, Y^{|M|}, X^{|M|}; f_1, f_2 \rangle,$$

де  $P$  – множина факторів, які впливають на форму біосигналів;  $T$  – множина моментів часу зчитування інформації;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Z$  – алфавіт класів розпізнавання;  $Y^{|M|}$  – вхідна навчальна матриця;  $X^{|M|}$  – робоча бінарна навчальна матриця, задана у просторі ознак Хеммінга;  $f_1$  – оператор формування навчальної матриці  $Y^{|M|}$ ;  $f_2$  – оператор формування навчальної матриці  $X^{|S|}$ .

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією параметрів машинного навчання (1) показано на рисунку 1.

На рис. 1 декартовий добуток  $P \times T \times \Omega \times Z$  розглядається як джерело інформації. Термножина  $r$  описує значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання системи і є загальною для всіх конту-

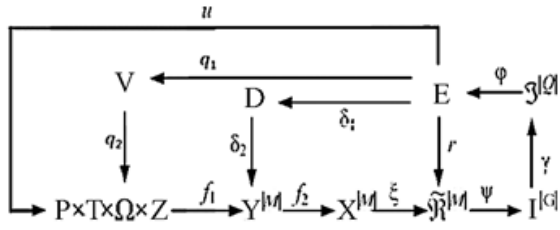


Рис. 1. Функціональна категорійна модель машинного навчання

рів процедур оптимізації. Оператор  $r$  ітеративно в процесі машинного навчання відновлює в просторі ознак контейнери класів розпізнавання, які формують нечітке розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ . Оператор  $\xi$  відображає розподіл векторів ознак бінарної навчальної матриці  $X^{|S|}$  на розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ , а оператор  $\psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу належності цих векторів ознак до відповідного класу розпізнавання і формує множину гіпотез  $I^{|G|}$ , де  $G$  – кількість статистичних гіпотез. Оператор  $\gamma$  шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{Z}^{|Q|}$ , де  $Q = G^2$  – кількість точнісних характеристик.

Оператор  $\phi: \mathfrak{Z}^{|Q|} \rightarrow E$  обчислює на кожному кроці машинного навчання множину значень інформаційного критерію  $E$ , який є функціоналом точнісних характеристик. Категорійна модель містить контур оптимізації симетричних контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який замикається через терм-множину  $D$  допустимих значень контрольних допусків. Водночас оператор  $\delta_1$  на кожному кроці машинного навчання змінює контрольне поле, а оператор  $\delta_2$  оцінює залежність ознак розпізнавання від заданого контрольного поля допусків. Крім того, категорійна модель містить контур оптимізації рівнів квантування електроміографічних біосигналів, який включає терм-множину  $V$  допустимих значень рівнів квантування. У цьому контурі оператор  $q_1$  на кожному кроці машинного навчання змінює рівень квантування, а оператор  $q_2$  змінює словник ознак розпізнавання. Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Отже, за категорійною моделлю (рис. 1) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом зводиться до ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації (2) в робочій області визначення його функції:

$$q^* = \arg \max_{G_q} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}_{max}^{(k)} \} \}, \quad (3)$$

де  $E_{max}^{(k)}$  – усереднене значення інформаційного критерію, обчислене за формулою (2) на  $k$ -му кроці машинного навчання;  $G_q$  – область допустимих значень рівнів квантування біосигналів;  $G_\delta$  – область допустимих значень контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Вхідною інформацією для алгоритму машинного навчання є масив навчальної матриці  $\{Y_{m,i}^{(j)}\}$  та система полів нормованих допусків  $\{\delta_{n,i}\}$  на ознаки розпізнавання. З переходом у простір Хеммінга вхідна навчальна матриця перетворюється на робочу бінарну навчальну матрицю, елементи якої визначаються відносно усередненого вектору ознак  $y_m \in X_m^o$  за таким правилом:

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & y_{m,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{m,i} + \delta; \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases}$$

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовується модифікований інформаційний критерій Кульбака [11], робоча формула якого при рівноймовірних двохальтернативних гіпотезах має такий вигляд:

$$E_m^{(k)} = \frac{[n - (K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)})]}{n} * \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-p} - [K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)}]}{[K_{1,m}^{(k)} + K_{2,m}^{(k)}] + 10^{-p}} \right\}, \quad (4)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають неналежність «своїх» векторів ознак до класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають належність «чужих» векторів ознак до класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $10^{-p}$  – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішувальні правила, які представимо у такому вигляді:

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

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

Для гіперсферичного класифікатора функція належності має такий вигляд:

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

де  $d(x^{(j)} \oplus x_m^*)$  – кодова відстань Хеммінга між реалізацією  $x^{(j)}$  і оптимальною усередненою реалізацією  $x_m^*$  класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $d_m^*$  – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ .

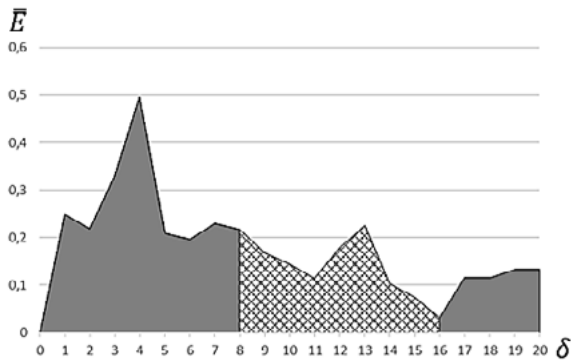


Рис. 2. Графік залежності критерію від параметру контрольних допусків

Реалізація алгоритму машинного навчання за процедурою (3) здійснювалася за вхідною навчальною матрицею для трьох класів розпізнавання [12]:  $X_1^0$  – взяття предмету,  $X_2^0$  – гакоподібний хват предмету,  $X_3^0$  – щипок трьох пальців. Кожна реалізація складалася із 3000 ознак розпізнавання, які визначали амплітуди біосигналів на виході електроміографічного датчика. Водночас інтервал між амплітудами дорівнював  $1ms$  на часовому інтервалі зчитування біосигналів три секунди. Кількість реалізацій у навчальній

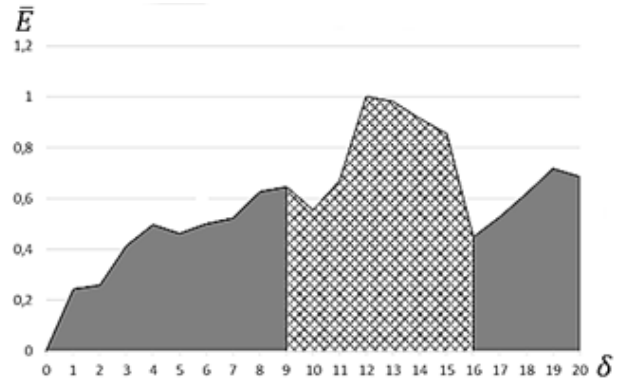
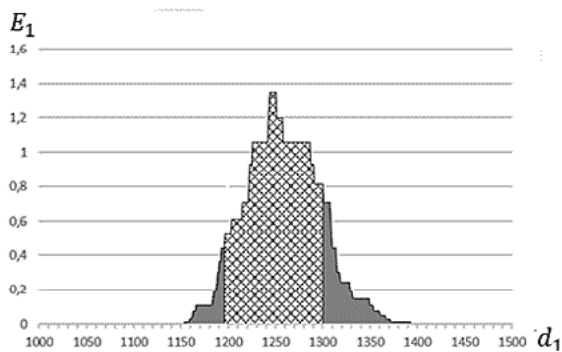


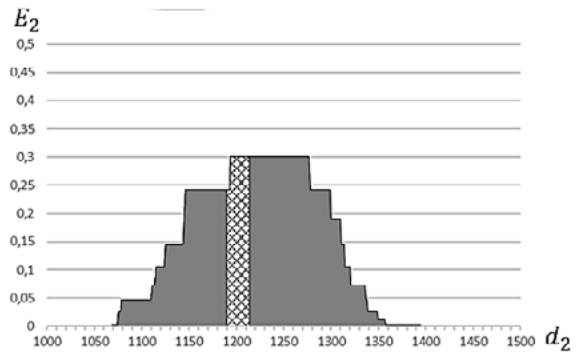
Рис. 3. Графік залежності критерію від параметру контрольних допусків при оптимальному рівні квантування біосигналів

матриці кожного класу розпізнавання дорівнювала  $n = 40$ .

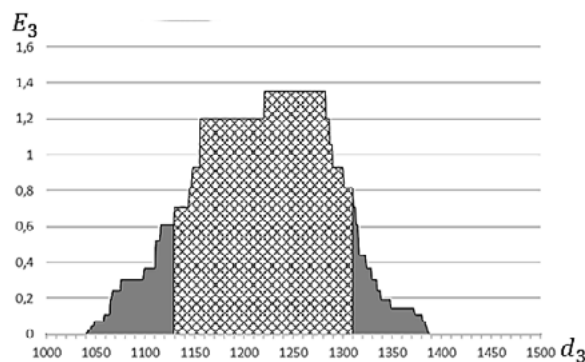
На рисунку 2 показано графік залежності усередненої за всіма класами розпізнавання інформаційної міри (4) від параметру  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий при інформаційно-екстремальному машинному навчанні системи керування протезом при нуль-



а



б



в

Рис. 4. Графіки залежності критерію від радіусів контейнерів класів при розрідженій навчальній матриці: а – клас  $X_1^0$ , б – клас  $X_2^0$ , в – клас  $X_3^0$

вому рівні квантування біосигналів. На графіку заштрихована область вказує на робочу область, в якій перша та друга достовірності перевершують відповідно помилки першого та другого роду.

Аналіз графіку (рис. 2) показує, що максимальне значення інформаційного критерію дорівнює  $\bar{E} = 0,22$ , що забезпечує відмінність класів розпізнавання, але свідчить про невисоку функціональну ефективність машинного навчання. З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання було реалізовано за процедурою (3) інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування протезом з оптимізацією рівнів квантування біосигналів. У результаті було визначено оптимальне значення рівня квантування біосигналів, яке дорівнювало  $q^* = 90 \text{ mV}$ , що дозволило сформувати розріджену бінарну навчальну матрицю. На рисунку 3 показано графік залежності усередненого критерію (4) від параметру  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий при інформаційно-екстремальному машинному навчанні системи керування протезом при оптимальному рівні квантування біосигналів.

Аналіз графіку показує, що використання розрідженої навчальної бінарної матриці дозволило отримати в робочій області максимальне значення інформаційної міри  $\bar{E} = 1,00$  при оптимальному параметрі поля контрольних допусків  $\delta^* = 12 \text{ mV}$ .

З метою побудови вирішальних правил (5) оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання визначалися у внутрішньому циклі процедури (3). На рисунку показано графіки залежності критерію оптимізації (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отриманих при оптимальних параметрах машинного навчання  $q^* = 90 \text{ mV}$  і  $\delta^* = 12 \text{ mV}$ .

Аналіз графіків (рис. 4) показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють:  $d_1 = 1243$  (тут і далі у кодових одиницях) для класу  $X_1^0$ ,  $d_2 = 1190$  для класу  $X_2^0$  і  $d_3 = 1221$  для класу  $X_3^0$ . Водночас використання розріджених матриць дозволило підвищити значення інформаційної міри для класів розпізнавання  $X_1^0$  та  $X_3^0$ . Значення критерію (4) для класу розпізнавання  $X_2^0$  практично не змінилося. У цілому порівняльний аналіз усереднених значень критерію оптимізації параметрів машинного навчання (рис. 2 і рис. 3) показує, що при оптимальному рівні квантування біосигналів значення критерію майже у п'ять разів більше порівняно з нульовим рівнем квантування.

**Висновки.** Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом для розпізнавання електроміографічних біосигналів з оптимізацією рівня квантування біосигналів, що дозволило сформувати розріджену робочу бінарну навчальну матрицю і суттєво підвищити функціональну ефективність машинного навчання через зменшення ступеня перетину класів розпізнавання у просторі ознак. У ході дослідження оптимізувались геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, що дозволило побудувати вирішувальні правила з високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень. Для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішувальних правил необхідно збільшити рівень глибини інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки шляхом оптимізації додаткових параметрів, включаючи параметри формування вхідного математичного опису системи, що навчається.

## ЛІТЕРАТУРА

1. Tortora S., et al. Hybrid Human-Machine Interface for Gait Decoding Through Bayesian Fusion of EEG and EMG Classifiers. *Frontiers in Neurorobotics*. 2020. № 14. P. 89–104. DOI:10.3389/fnbot.2020.582728.
2. Basumatary H., Hazarika S.M. State of the Art in Bionic Hands. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. New York City, 2020. Vol. 50. № 2. P. 116–130. DOI:10.1109/THMS.2020.2970740.
3. Veletić M., et al. Implants with Sensing Capabilities. *Chemical Reviews*. Washington, D.C. 2022 Vol.122 № 21, P. 16329–16363. DOI: 10.1021/acs.chemrev.2c00005.
4. Pan T.Y., et al. A Hierarchical Hand Gesture Recognition Framework for Sports Referee Training-Based EMG and Accelerometer Sensors. *IEEE Transactions on Cybernetics*. New York City, 2022. Vol. 52. № 5. P. 3172–3183. DOI: 10.1109/TCYB.2020.3007173.
5. Dovbysh A., Piatachenko V. Hierarchical Clustering Approach for Information-Extreme Machine Learning of Hand Brush Prosthesis. *Proceedings of the 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems*, Lviv, 22–23 April 2021. Lviv, 2021. P. 1706–1715.
6. Dovbysh A.S., et al. Information-extreme hierarchical machine learning of the hand brush prosthesis control system with a non-invasive bio signal reading system. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. Zaporizhzhia, 2020. № 4, P. 178–187. DOI: 10.15588/1607-3274-2020-4-17.
7. Suprunenko M.K., Zborshchuk O.P., Sokolov O. Information-Extreme Machine Learning of Wrist Prosthesis Control System Based on the Sparse Training Matrix. *Journal of Engineering Sciences*. Sumy, 2022. Vol. 9. № 2. P. 28–35. DOI: 10.21272/jes.2022.9(2).e4.

8. Moskalenko V., et al. Sewer pipe defects classification based on deep convolutional network with information-extreme error-correction decision rules. *Data Stream Mining & Processing. DSMP 2020. Communications in Computer and Information Science*. Cham, 2020. Vol. 1158. P. 253–263. DOI:10.1007/978-3-030-61656-4\_16.

9. Moskalenko V., et al. Deep feature extractor with information-extreme decision rules for visual classification of sewer pipe defects and its training method. *Proceedings of the 2020 IEEE 3rd International Conference on Data Stream Mining and Processing, Lviv, 21 August 2020. Lviv, 2020*. P. 191–194. DOI:10.1109/DSMP47368.2020.9204083.

10. Shelehov I.V., et al. Machine learning decision support systems for adaptation of educational content to the labor market requirements. *Radio Electronics, Computer Science, Control. Zaporizhzhia, 2023*. Vol.1. №1. P. 62–62. DOI:10.15588/1607-3274-2023-1-6.

11. Naumenko I., Myronenko M., Savchenko T. Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images. *Radioelectronic and Computer Systems*. Kharkiv, 2021. № 4. P. 59–70.

12. Sapsanis C., Tzes A., Georgoulas G. sEMG for Basic Hand movements. *UCI Machine Learning Repository*. Irvine, 2014. DOI: 10.24432/C5TK53.

## INFORMATION-EXTREME RECOGNITION TECHNOLOGY OF THE HAND PROSTHESIS CONTROL SYSTEM OF ELECTROMYOGRAPHIC BIOSIGNALS BY A SPARSE LEARNING MATRIX

**Vladyslav Piatachenko**

Postgraduate Student of the Department of Computer Science

Sumy State University, 2 Rymaskogo-Korsakova str., Sumy, Ukraine, 40007, vl.piatachenko@cs.sumdu.edu.ua

**ORCID: 0000-0002-7464-3119**

**Anatoly Dovbysh**

Doctor of Technical Science, Professor of the Department of Computer Science

Sumy State University, 2 Rymaskogo-Korsakova str., Sumy, Ukraine, 40007, a.dovbysh@cs.sumdu.edu.ua

**ORCID: 0000-0003-1829-3318**

In the article is considered the problem of machine learning of the hand prosthesis control system with a non-invasive biosignal reading system. The task is solved within the framework of information-extreme intelligent technology of data analysis, which is based on maximizing of the information capacity of the system in the process of its machine learning. The method was developed in contrast to neuro-like structures within the framework of a functional approach of modeling the cognitive processes of the natural intelligence to form and make classification decisions. As a result, the proposed method acquires the properties of adaptability to intersecting classes in the space of recognition features and flexibility when retraining the system through the expansion of the recognition class alphabet. In addition, the decisive rules, built according to the information-extreme machine learning optimal geometric parameters of the recognition class containers, are characterized by high efficiency, which is an important indicator of the functional efficiency of a cognitively controlled prosthesis. The difference between the developed method and the known methods of information-extreme machine learning is the use of a sparse learning matrix, which allows to significantly reduce the degree of intersection of recognition classes in the space of features. According to the results of computer simulations, it is proved that the use of a sparse learning matrix, obtained as a result of the optimization of the quantization level of electromyographic biosignals for the alphabet of three recognition classes, allows to increase the full probability of making correct classification decisions by almost five times in comparison with a non-sparse learning matrix, which guarantees the adoption of highly reliable classification decisions in the working mode.

**Key words:** information-extreme intelligent technology, control system, hand prosthesis, EMG signals.

### REFERENCES

1. Tortora S., et al. Hybrid Human-Machine Interface for Gait Decoding Through Bayesian Fusion of EEG and EMG Classifiers. *Frontiers in Neurorobotics*, 2020. № 14. P. 89–104. DOI:10.3389/fnbot.2020.582728.

2. Basumatary H., Hazarika S. M. State of the Art in Bionic Hands. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. New York City, 2020. Vol.50. № 2. P. 116-130. DOI:10.1109/THMS.2020.2970740.

3. Veletić M., et al. Implants with Sensing Capabilities. *Chemical Reviews*. Washington, D.C. 2022.

Vol. 122 № 21. P. 16329–16363. DOI: 10.1021/acs.chemrev.2c00005.

4. Pan T.Y., et al. A Hierarchical Hand Gesture Recognition Framework for Sports Referee Training-Based EMG and Accelerometer Sensors. *IEEE Transactions on Cybernetics*. New York City, 2022. Vol.52. № 5, P. 3172-3183 DOI:10.1109/TCYB.2020.3007173.

5. Dovbysh A., Piatachenko V. Hierarchical Clustering Approach for Information-Extreme Machine Learning of Hand Brush Prosthesis. *Proceedings of the 5th*

*International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems*, Lviv, 22–23 April 2021. Lviv, 2021. P. 1706–1715.

6. Dovbysh A.S., et al. Information-extreme hierarchical machine learning of the hand brush prosthesis control system with a non-invasive bio signal reading system. *Radio Electronics, Computer Science, Control. Zaporizhzhia*, 2020. № 4. P. 178–187. DOI:10.15588/1607-3274-2020-4-17.

7. Suprunenko M.K., Zborshchuk O.P., Sokolov O. Information-Extreme Machine Learning of Wrist Prosthesis Control System Based on the Sparse Training Matrix. *Journal of Engineering Sciences*. Sumy, 2022. Vol. 9. № 2. P. 28–35. DOI: 10.21272/jes.2022.9(2).e4.

8. Moskalenko V., et al. Sewer pipe defects classification based on deep convolutional network with information-extreme error-correction decision rules. *Data Stream Mining & Processing. DSMP 2020. Communications in Computer and Information Science*. Cham, 2020. Vol. 1158. P. 253–263. DOI:10.1007/978-3-030-61656-4\_16.

9. Moskalenko V., et al. Deep feature extractor with information-extreme decision rules for visual classification of sewer pipe defects and its training method. *Proceedings of the 2020 IEEE 3rd International Conference on Data Stream Mining and Processing, Lviv, 21 August 2020*. Lviv, 2020. P. 191–194. DOI: 10.1109/DSMP47368.2020.9204083.

10. Shelehov I. V., et al. Machine learning decision support systems for adaptation of educational content to the labor market requirements. *Radio Electronics, Computer Science, Control. Zaporizhzhia*, 2023. Vol. 1. № 1. P. 62–62. DOI:10.15588/1607-3274-2023-1-6.

11. Naumenko I., Myronenko M., Savchenko T. Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images. *Radioelectronic and Computer Systems*. Kharkiv, 2021. № 4. P. 59–70.

12. Sapsanis C., Tzes A., Georgoulas G. sEMG for Basic Hand movements. *UCI Machine Learning Repository*. Irvine, 2014. DOI:10.24432/C5TK53.

*Стаття надійшла 05.04.2023*