

УДК 681.518:004.93'1:004.8:615.477.2

А. С. ДОВБИШ, В. В. МОСКАЛЕНКО, В. Ю. П'ЯТАЧЕНКО

*Сумський державний університет, Україна*

## ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ПРОТЕЗОМ РУКИ

*Розглядається задача інформаційного синтезу здатної навчатися системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. Машинне навчання здійснювалося в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування в процесі її навчання. Як критерій оптимізації параметрів навчання розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака. За результатами інформаційно-екстремального машинного навчання системи керування протезом з неінвазивною системою зчитування біосигналів побудовано гіперсферичні вирішальні правила, які на відміну від штучних нейронних мереж практично нечутливі до багатовимірності простору ознак розпізнавання. Наведено приклад реалізації запропонованого алгоритму машинного навчання для розпізнавання функціональних станів протезу кінцівки руки.*

**Ключові слова:** машинне навчання; інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія; розпізнавання; система керування, протез, біосигнал.

### Вступ

Створення інтелектуальних протезів кінцівок на основі машинного навчання та розпізнавання образів розвиває прогресивний напрям, який дозволяє суттєво розширити їх функціональні можливості, забезпечити повну реабілітацію інвалідів та їх адаптацію до повноцінного життя, що має важливе соціально-економічне значення. Найбільш досконалими є інтелектуальні протези кінцівок з інвазивною системою зчитування біосигналів [1]. Але їх основним недоліком є дуже висока вартість на світовому ринку. Крім того, застосування інвазивних систем зчитування біосигналів вимагає попереднього хірургічного втручання. Це дозволяє підвищити відношення “біосигнал/завада”, що суттєво впливає на точність виконання біокоманд, але створює додаткові незручності для інвалідів. Біонічні протези, керувані сигналами від пасивних міографічних сенсорів, як правило, мають обмежений набір команд, а відновлені рухи виконуються з недостатньою точністю. Причинами такого незадовільного стану є висока зашумленість біосигналів, обумовлена рядом факторів, основними з яких є:

- довільні початкові умови зчитування біосигналів;
- нестабільний контакт міографічного сенсора;
- суттєвий перетин класів розпізнавання, які характеризують функціональні стани рухів протезу, в просторі ознак розпізнавання.

Крім того, причини, обумовлені невисокою функціональною ефективністю існуючих класифікаторів, пов'язані із ускладненнями науково-методологічного характеру. Наприклад, запропоновані у працях [2, 3] алгоритми машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки для встановлення відповідності між сигналами та командами на основі нейронних мереж не забезпечують високу точність виконання команд. Причиною такого стану є чутливість нейронних мереж до багатовимірності простору ознак розпізнавання. Так само невисоку функціональну ефективність системи керування кінцівкою руки отримано у праці [4], де розпізнавання біосигналів здійснювалося за методом опорних векторів. У цьому випадку невисока точність виконання команд обумовлена ускладненнями, які виникають при застосуванні методу опорних векторів при суттєвому перетині класів розпізнавання в просторі ознак, що потребує додаткових перетворень вхідного математичного опису системи.

Перспективним для підвищення достовірності розпізнавання біосигналів і спектру команд, що виконуються системою керування протезом, є застосування ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації системи керування в процесі її навчання [5, 6].

В статті розглядається інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування про-

тезом кінцівки руки з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

### 1. Постановка задачі інформаційного синтезу системи керування

Розв'язання в рамках ІЕІ-технології задачі інформаційного синтезу здатної навчатися системи протезом кінцівки руки полягає в максимізації найважливішої складової її функціональної ефективності – інформаційної спроможності системи, яка визначає достовірність класифікаційних рішень. При цьому має місце така формалізована постановка задачі інформаційного синтезу системи керування, що навчається. Нехай відомо алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ , який характеризує можливі функціональні стани рухів протезу, і багатовимірна навчальна матриця типу «об'єкт-властивість», яка складається з послідовностей квантованих за часом значень біосигналів,

$$\| y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n} \|, \quad (1)$$

де  $N$  – кількість ознак розпізнавання;  $n$  – обсяг вибірки.

У матриці (1) рядок є реалізацією образу, а стовпчик – випадкова навчальна вибірка. Крім того, дано структурований вектор параметрів функціонування, який впливає на функціональну ефективність здатної навчатися системи керування. Оскільки в рамках ІЕІ-технології вхідна навчальна матриця трансформується у робочу бінарну навчальну матрицю  $\| x_{m,i}^{(j)} \|$ , ознаки розпізнавання якої змінюються в процесі машинного навчання, то нехай параметри навчання системи для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^o$  утворюють структурований вектор

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (2)$$

де  $x_m$  – усереднений вектор-реалізація, вершина якого визначає геометричний центр гіперсферичного контейнеру класу  $X_m^o$ ;  $d_m$  – радіус контейнеру класу  $X_m^o$ ;  $\delta$  – відносний параметр навчання, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На параметри навчання задано такі обмеження:

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між вектором  $x_m$  і усередненим вектором  $x_c$  сусіднього класу  $X_c^o$ ;

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

де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, яке задає область значень контрольного поля допусків на ознаки розпізнавання.

У процесі машинного навчання необхідно:

1) визначити оптимальні значення координат вектору (2), які забезпечують максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M E_r^*, \quad (3)$$

де  $E_r^*$  – максимальне значення інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання розпізнавати реалізацій класу  $X_m^o$ , обчислене в робочій (допустимій) області визначення його функції;

2) за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними (тут і далі в інформаційному розумінні) геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила.

На етапі екзамону, тобто безпосереднього функціонування системи керування протезом кінцівки руки в робочому режимі, необхідно за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами класифікувати біосигнал, сформувані керуючий сигнал і подати його на виконавчий пристрій для реалізації відповідної функції.

### 2. Категорійна модель машинного навчання системи керування

Оскільки керований процес є слабо формалізованим через довільні умови формування образів, то категорійну модель інформаційно-екстремального навчання системи керування розглянемо у вигляді узагальненого орієнтованого графу, в якому ребро характеризує оператор відображення відповідної множини на іншу. При цьому вхідний математичний опис подамо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle G, G^*, T, \Omega, Z, Y, X; f_1, f_2, f_3 \rangle,$$

де  $G$  – множина вхідних факторів – біосигналів, які зчитуються системою;  $G^*$  – множина відфільтрованих біосигналів;  $T$  – множина моментів часу зняття інформації;  $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  $Z$  – простір можливих функціональних станів керованого процесу;  $Y$  – множина векторів реалізацій класів розпізнавання, яка утворює вхідну навчальну мат-

рицю;  $X$  – бінарна навчальна матриця;  $f_1$  – оператор фільтрації біосигналів;  $f_2 : G^* \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y$ ;  $f_3 : Y \rightarrow X$  – оператор формування бінарної навчальної матриці  $X$ .

Категорійну модель інформаційного машинного навчання системи керування з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 1.

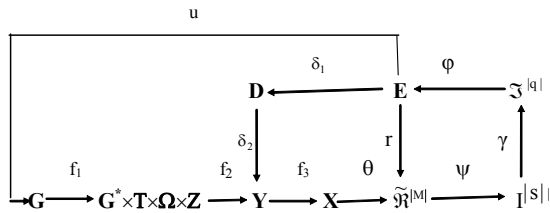


Рис. 1. Категорійна модель машинного навчання системи керування

На рис. 1 декартовий добуток  $G^* \times T \times \Omega \times Z$  задає універсум випробувань. Оператор  $\theta$  відображає двійкові вектори-реалізації навчальної матриці  $X$  на розбиття  $\mathcal{R}^{|M|}$  простору ознак на класи розпізнавання, а оператор  $\psi$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій відповідному класу розпізнавання. За результатами статистичної перевірки гіпотез формується множина статистичних гіпотез  $I^{|s|}$ , де  $s$  – кількість статистичних гіпотез, а оператор  $\gamma$  формує множину точнісних характеристик  $Z^{|q|}$ , де  $q = s^2$ . Оператор  $\phi$  обчислює множину  $E$  значень інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, а оператор  $r$  на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання. В категорійній моделі контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$  – систему контрольних допусків, які використовуються як рівні квантування ознак розпізнавання при формуванні робочої бінарної навчальної матриці, яка в процесі навчання адаптується до високо достовірних вирішальних правил.

Таким чином, показана на рис. 1 категорійна модель може розглядатися як узагальнена структурна схема алгоритму інформаційно-екстремального навчання системи керування. При цьому згідно з принципом відкладених рішень для максимізації інформаційної спроможності системи керування може бути необхідною оптимізація інших параметрів навчання. У цьому випадку категорійна модель буде мати додаткові контури оптимізації цих пара-

метрів, у яких загальною буде терм-множина  $E$ , елементи якої обчислюються на кожному кроці машинного навчання.

### 3. Опис алгоритму машинного навчання системи керування

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1), інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання подається у вигляді процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (3) в робочій області визначення його функції

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{d\}} E_m(d) \right], \quad (4)$$

де  $E_m(d)$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  $G_{E_m}$  – робоча (допустима) область визначення критерію  $E_m(d)$ ;  $\{d\}$  – множина значень радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання будемо використовувати модифіковану міру Кульбака, яка для двохальтернативних рішень з апіорно рівномірними гіпотезами має вигляд

$$E_m(d) = [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] \times \log_2 \left[ \frac{1 + [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] + 10^{-r}}{1 - [D_{1,m}(d_m) - \beta_m(d_m)] + 10^{-r}} \right], \quad (5)$$

де  $D_{1,m}(d_m)$  – перша достовірність, яка характеризує ймовірність правильної класифікації вектора-реалізації класу  $X_m^o$ ;  $\beta_m(d)$ ; – помилка другого роду, яка характеризує помилкове віднесення до класу  $X_m^o$ ; вектора-реалізації іншого класу;  $d_m$ ; – дистанційна міра, яка визначає величину радіусу гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $10^{-r}$  – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль (величина  $r$  на практиці вибирається в інтервалі  $1 < r \leq 3$ ).

Нормування критерію (5) доцільно здійснювати за формулою

$$J_m(d) = \frac{E_m(d)}{E_{\max}}, \quad (6)$$

де  $E_{\max}$  – максимальне значення критерію (5), яке він приймає при  $D_{1,m}(d_m) = 1$  і  $\beta_m(d_m) = 0$ .

Вхідною інформацією для алгоритму навчання є масив вхідної навчальної матриці  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$  і система полів нормованих допусків  $\{\delta_{H,i}\}$  на ознаки розпізнавання, яка задає область значень відповідних контрольних допусків.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму навчання системи керування з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, за якою на кожному кроці навчання змінюються контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання одночасно:

- 1) ініціалізація лічильника кроків зміни параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання:  $\delta := 0$ ;
- 2)  $\delta := \delta + 1$ ;
- 3) обчислюються для всіх ознак розпізнавання нижні  $A_{HK,i}$  і верхні  $A_{BK,i}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання:

$$A_{HK,i} = \bar{y}_i - \delta; \quad A_{BK,i} = \bar{y}_i + \delta; \quad (7)$$

4) реалізується внутрішній цикл процедури (4), який полягає в обчисленні на кожному кроці зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання, пошуку глобального максимуму інформаційного критерію і визначенні оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання за процедурою

$$d_m^* = \arg \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{d\}} E_m(d_m);$$

5) якщо  $\delta < \delta_H / 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 6;

6) обчислюється усереднене за алфавітом класів розпізнавання максимальне значення критерію  $\bar{E}^*$ ;

7) визначається оптимальний параметр поля контрольних допусків, який забезпечує максимальне значення усередненого критерію  $\bar{E}^*$

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

8) обчислюється за формулою (7) оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання

$$A_{HK,i}^* = \bar{y}_i - \delta^*; \quad A_{BK,i}^* = \bar{y}_i + \delta^* ;$$

9) ЗУПИН.

Таким чином, параметрами інформаційно-екстремального навчання системи керування за процедурою (4) є оптимальні радіуси  $\{d_m^*\}$  гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, оптимальні еталонні вектори-реалізації  $\{x_m^*\}$  класів розпізнавання і оптимальний параметр  $\delta^*$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Отримані за результатами паралельної оптимізації контрольні допуски на ознаки розпізнавання є по суті квазіоптимальними, оскільки вони на кожному кроці навчання змінювалися для всіх ознак на однакову величину.

Підвищення функціональної ефективності машинного навчання можна досягнути шляхом реалізації паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому отримані за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядаються як стартові для послідовної оптимізації. Такий підхід дозволяє підвищити як достовірність прийняття рішень, так і оперативність алгоритму послідовної оптимізації, оскільки пошук глобального максимуму інформаційного критерію не виходить за межі робочої області визначення його функції.

Послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі машинного навчання здійснюється за процедурою наближення глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації (4) до граничного значення в робочій області визначення його функції:

$$\delta_i^* = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{k\}} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, \quad i = \bar{1}, \bar{N}, \quad (8)$$

де  $G_{\delta_i}$  – область допустимих значень параметра  $\delta_i$  поля контрольних допусків для  $i$ -ї ознаки розпізнавання;  $L$  – кількість прогонів процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  $\otimes$  – символ операції повторення.

За схемою реалізації процедура (8) відрізняється від процедури паралельної оптимізації (6) тим, що на кожному кроці машинного навчання послідовно змінюються контрольні допуски тільки для однієї ознаки розпізнавання. А оскільки контрольні

допуски починають змінюватися для кожної ознаки при неоптимальних допусках інших ознак, то процедура (8) потребує декількох її прогонів до тих пір, поки значення інформаційного критерію перестануть змінюватися.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами навчання будуються вирішальні правила для прийняття класифікаційних рішень при функціонуванні системи керування безпосередньо в робочому режимі. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[\text{if } (\mu_m > 0) \& \& (\mu_m > \mu_c) \text{ then } x^{(j)} \in X_m^o], \quad (9)$$

де  $x^{(j)}$  – вектор-реалізація, що розпізнається;  $\mu_m, \mu_c$  – функції належності реалізації, що розпізнається, контейнерам сусідніх (найближчих) класів розпізнавання  $X_m^o$  і  $X_c^o$  відповідно.

У виразі (9) відповідні функції належності для гіперсферичних контейнерів визначаються за формулами

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

де  $x_c$  – усереднений вектор-реалізація класу розпізнавання  $X_c^o$ ;  $d_c^*$  – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_c^o$ .

Таким чином, оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання полягає в організації пошуку в процесі машинного навчання глобального максимуму інформаційного критерію (5) в робочій (допустимій) області визначення його функції.

#### 4. Результати машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки

Алгоритм (4) було реалізовано для машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивною системою зчитування біосигналів. При цьому система навчалася розпізнавати три класи, які характеризували основні рухи протезу кінцівки руки: клас  $X_1^o$  – згинання долоні; клас  $X_2^o$  – стискання долоні (утримання предмету) і клас  $X_3^o$  – розгинання долоні. Реалізації вхідної навчаль-

ної матриці склалися із квантованих за часом послідовностей значень біосигналів, які зчитувалися з міографічного датчика при виконанні заданих рухів кінцівки руки (рис. 2).

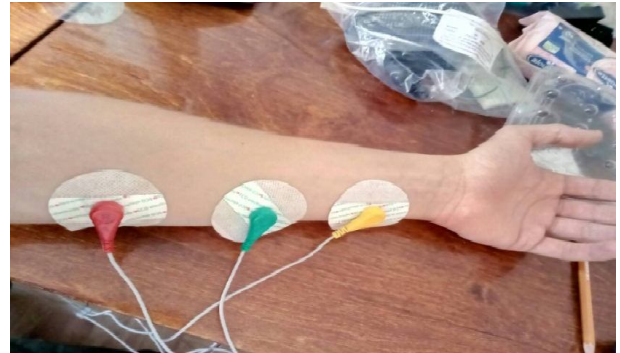


Рис. 2. Розташування електродів міографічного датчика на руці

На рис. 3 показано типові для заданого алфавіту класів розпізнавання біосигнали, які зчитувалися з міографічного датчика.

Аналіз рис. 3 показує, що наявність в реалізаціях класів розпізнавання однакових ознак обумовлює їх перетин в просторі ознак. Крім того, біосигнали мають відносно великий шумовий фон. Ці фактори суттєво ускладнюють задачу розпізнавання біосигналів.

Формування вектору-реалізації відповідного класу розпізнавання здійснювалося шляхом квантування за часом біосигналу із періодом 20 мс на заданому часовому інтервалі 1 с. Тобто кожна реалізація образу складалася із 50 ознак розпізнавання. При цьому з метою фільтрації шуму квантування біосигналу починалося з моменту досягнення його амплітудою порогового значення, яке дорівнювало 30 мV. У результаті для заданого алфавіту  $\{X_m^o | m = \overline{1,3}\}$  класів розпізнавання була сформована вхідна навчальна матриця у вигляді тривимірного масиву  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ , в якому кількість ознак розпізнавання дорівнювала  $N = 50$ , а кількість векторів-реалізацій для кожного класу розпізнавання –  $n = 40$ . Поле допусків на ознаки розпізнавання, яке задавало область значень відповідних контрольних допусків, дорівнювало  $\delta_n = \pm 30 \text{ mV}$ .

На рис. 4 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (5) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків, який на кожному кроці машинного навчання змінювався для всіх ознак розпізнавання одночасно.

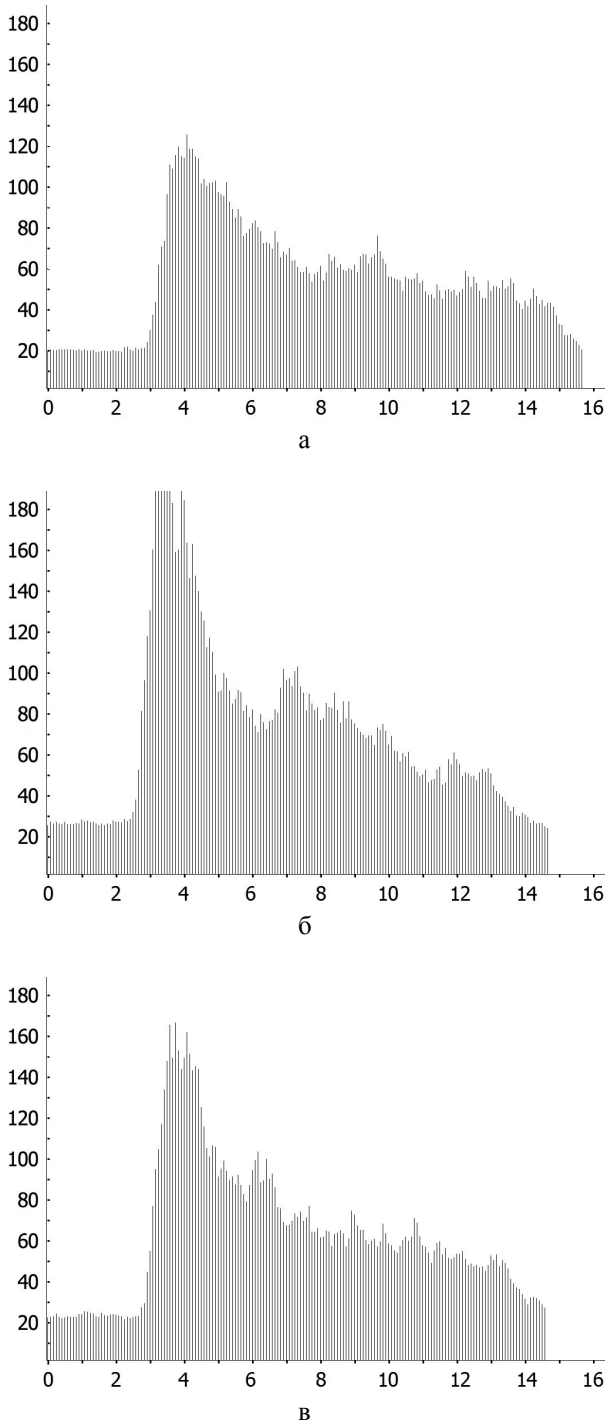


Рис. 3. Типові реалізації біосигналів для заданого алфавіту класів розпізнавання: а – клас  $X_1^o$ ; б – клас  $X_2^o$ ; в – клас  $X_3^o$

На рис. 4 подвійною штриховкою позначено робочі (допустимі) області визначення критерію (5), в яких перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. При цьому оптимальне значення параметра  $\delta$  визначається максимальною величиною інформаційного критерію у всіх робочих областях. Аналіз графіку

показує, що оптимальне значення параметру поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = \pm 13mV$  при максимальному значенні ненормованого інформаційного критерію (5)  $\bar{E}^* = 1,2$ .

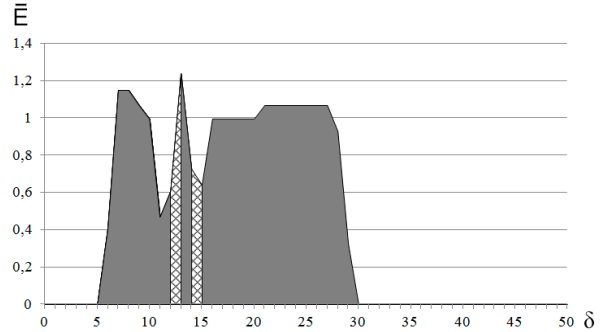


Рис. 4. Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків

Для побудови вирішальних правил необхідно знання оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На рис. 5 показано графіки залежності інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержаних при оптимальному параметрі поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис.5 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання, визначені при оптимальному параметрі поля контрольних допусків, дорівнюють: для класу  $X_1^o$  –  $d_1^* = 23$  (тут і далі в кодових одиницях); для класу  $X_2^o$  –  $d_2^* = 24$  і для класу  $X_3^o$  –  $d_3^* = 12$ .

Оскільки на графіку (рис. 5а) глобальний максимум інформаційного критерію знаходиться на ділянці типу “плато”, то оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання у цьому випадку визначався за мінімальним значенням критерію нечіткої компактності [5], який для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання має вигляд

$$\eta = \frac{d_1^*}{d(x_1^* \oplus x_c^*)},$$

де  $d_1^*$  – оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^o$ ;  $x_1$  – оптимальний усереднений вектор-реалізація класу  $X_1^o$ ;  $x_c^*$  – оптимальний усереднений вектор-реалізація найближчого сусіднього класу  $X_c^o$ .

На рис. 6 показано динаміку зміни максимальних значень усередненого за алфавітом класів розпі-

знавання інформаційного критерію при реалізації процедури послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

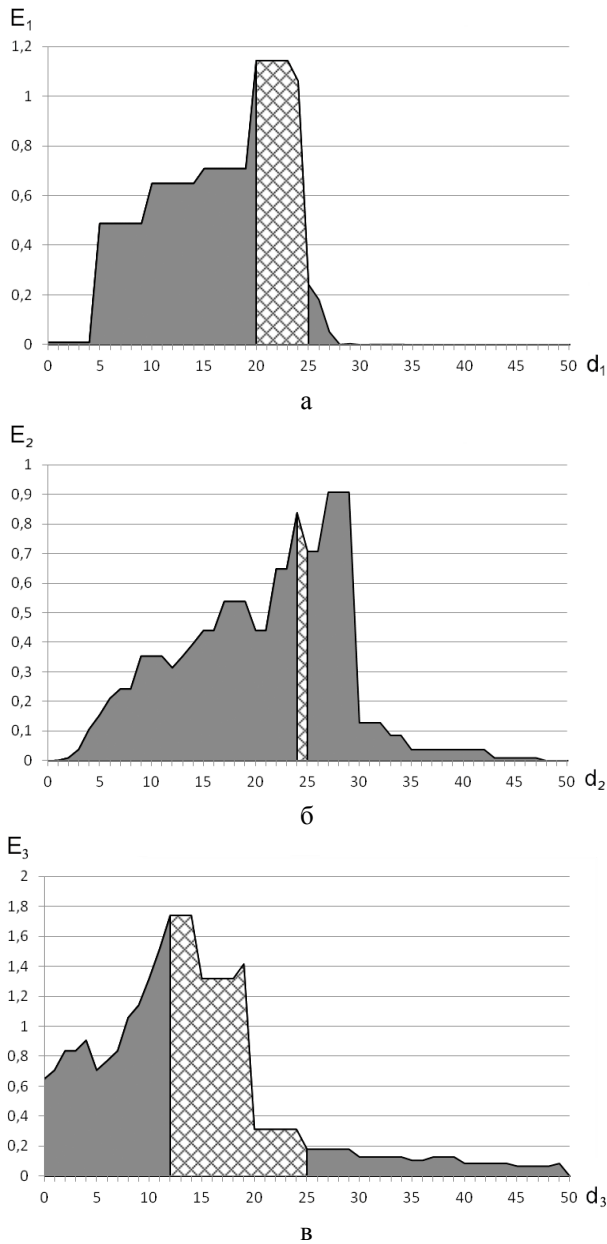


Рис. 5. Графіки залежності інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас  $X_1^0$ ; б – клас  $X_2^0$ ; в – клас  $X_3^0$

Для підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом було реалізовано алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків. При цьому отримані за результатами паралельної оптимізації контрольні допуски на ознаки розпізнавання розглядалися як стартові для їх послідовної оптимізації. Такий підхід

дозволив суттєво підвищити оперативність машинного навчання, оскільки послідовна оптимізація контрольних допусків відбувалася в робочій області визначення функції інформаційного критерію (5).

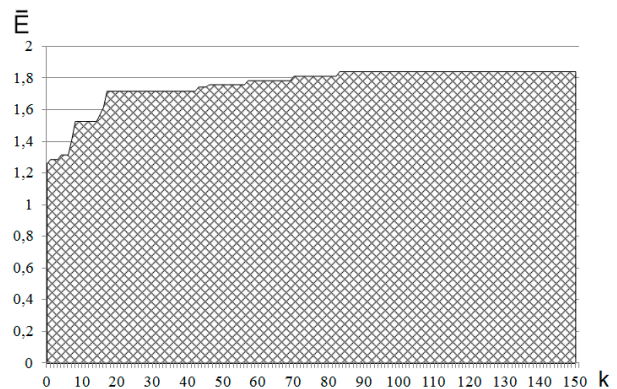


Рис. 6. Графік зміни максимальних значень інформаційного критерію від кількості ітерацій послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Оскільки кількість ітерацій послідовної оптимізації визначається кількістю ознак розпізнавання, то аналіз рис. 6 показує, що вже на другому прогоні процедури було досягнуто максимальне значення інформаційного критерію оптимізації, яке дорівнює  $\bar{E}^* = 1,8$ , що суттєво перевершує його значення, отримане за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На рис. 7 показано графіки залежності інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, які побудовано при одержаних за результатами послідовної оптимізації оптимальних контрольних допусках на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 7 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання, визначені за результатами паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, дорівнюють: для класу  $X_1^0 - d_1^* = 22$ ; для класу  $X_2^0 - d_2^* = 22$  і для класу  $X_3^0 - d_3^* = 11$ .

Аналіз функціональної ефективності машинного навчання системи керування протезом кінцівки руки з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показав, що побудовані вирішальні правила (9) характеризуються такими асимптотичними повними ймовірностями правильного розпізнавання біосигналів: для класу  $X_1^0 - 0,92$ ; для класу  $X_2^0 - 0,82$  і для класу  $X_3^0 - 0,89$ . Крім того, при послідовній оптимізації контрольних допусків у порівнянні з паралельною вдалося зменшити оптимальні радіуси контейнерів

класів розпізнавання, що відповідає мінімально-дистанційному принципу підвищення достовірності розпізнавання образів.

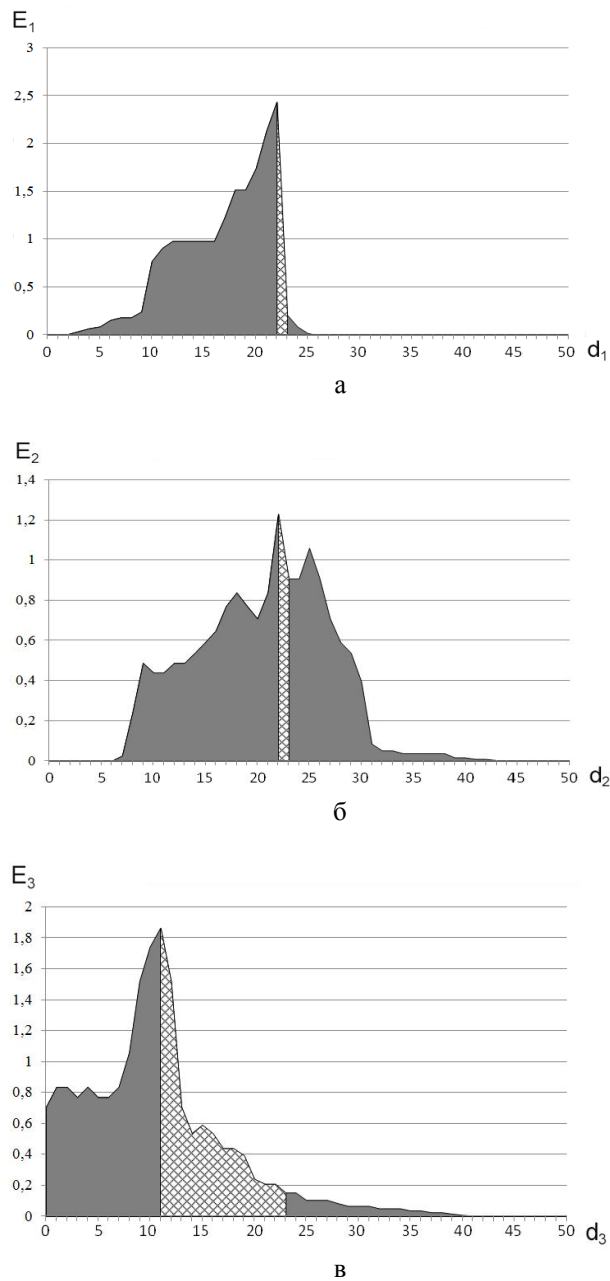


Рис. 7. Графіки залежності інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас  $X_1^0$ ; б – клас  $X_2^0$ ; в – клас  $X_3^0$

## Висновки

1. Запропоновано категорійну модель, на базі якої реалізовано в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритми функціонування системи керування протезом руки в режимі машинного навчання

2. В результаті машинного навчання системи керування протезом руки здійснено оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, досліджено їх вплив на функціональну ефективність навчання системи і побудовано вирішальні правила, які дозволили в робочому режимі приймати в реальному темпі часу високо достовірні класифікаційні рішення.

3. Оскільки інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання систем керування протезом кінцівки руки не досягає свого граничного максимального значення, то синтезований класифікатор біосигналів не є безпомилковим за навчальною матрицею. Для підвищення функціональної ефективності доцільно збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи керування.

## Література

1. Farrell, T. R. *A comparison of the effects of electrode implantation and targeting on pattern classification accuracy for prosthesis control [Text]* / T. R. A Farrell, R. F. Weir // *Biomedical Engineering. – IEEE Press, 2008. – Vol. 55, N. 9. – P. 2198-2211.*
2. *Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques [Text]* / R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, T. G. Chang // *Sensors. – Basel, Switzerland : MDPI, 2013. – P. 12431-12466.*
3. *Analysis of robust implementation of an emg pattern recognition based control [Text]* / S. Benatti, E. Farella, L. Benini, E. Gruppioni // *Conference: International Conference on Bio-inspired Systems and Signal. – Angers, France : BIOSIGNALS. – 2014. – P. 45-54*
4. *Hybrid EMG classifier based on HMM and SVM for hand gesture recognition in prosthetics [Text]* / M. Rossi, S. Benatti, E. Farella, L. Benini // *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). – IEEE Press, 2015. – P. 1700-1705.*
5. Довбиш, А. С. *Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник [Текст]* / А. С. Довбиш. – Суми : Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
6. Dovbysh, A. S. *Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical*



*Attributes [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Cybernetics and Systems Analysis. – 2016. – Vol. 52 (2). – P. 224-231.*

## References

1. Farrell, T. R., Weir, R. F. A comparison of the effects of electrode implantation and targeting on pattern classification accuracy for prosthesis control. *Biomedical Engineering*, IEEE Press, vol. 55, no. 9, 2008, pp. 2198-2211.

2. Chowdhury, R. H., Reaz, M. B. I., Ali, M. A. B. M., Bakar, A. A. A., Chellappan, K., Chang T. G. *Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques*. Sensors, Basel, Switzerland, MDPI Publ., 2013, pp. 12431-12466.

3. Benatti, S., Farella, E., Benini, L., Gruppioni, E. Analysis of robust implementation of an emg pattern recognition based control. *Conference: International*

*Conference on Bio-inspired Systems and Signal, Angers, France, BIOSIGNALS, 2014, pp. 45-54.*

4. Rossi, M., Benatti, S., Farella, E., Benini, L. Hybrid EMG classifier based on HMM and SVM for hand gesture recognition in prosthetics. *IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, IEEE Press, 2015, pp. 1700-1705.

5. Dovbysh, A. S. *Osnovy proektuvannya intelektualnykh system* [Foundations of the intellectual systems' designing]. Sumy, Vydavnistvo SumDU Publ., 2009. 172 p.

6. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2016, vol. 52 (2), pp. 224-231

*Надійшла до редакції 5.10.2017, розглянута на редакції 22.11.2017*

## ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЕ МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОТЕЗОМ РУКИ

*А. С. Довбыш, В. В. Москаленко, В. Ю. Пятаченко*

Рассматривается задача информационного синтеза обучающейся системы управления протезом руки с неинвазивной системой считывания биосигналов. Машинное обучение осуществляется в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии анализа данных, основанной на максимизации информационной способности системы управления в процессе её обучения. В статье приведена формализованная постановка задачи информационного синтеза обучающейся системы управления протезом руки. Предложена категорийная модель машинного обучения в виде ориентированного графа, в котором рёбра характеризуют операторы отображения соответствующих множеств на другие. Согласно с категорийной моделью машинное обучение рассматривается как последовательная оптимизация параметров обучения, влияющих на функциональную эффективность системы управления. В качестве параметров обучения оптимизируются геометрические параметры гиперсферических контейнеров классов распознавания и контрольные допуски на признаки распознавания. Алгоритм машинного обучения представляется в виде двухциклической процедуры. Внутренний цикл процедуры определяет по информационному критерию геометрические параметры контейнеров классов распознавания, а внешний цикл определяет оптимальные контрольные допуски на признаки распознавания по максимальному значению критерия. В качестве критерия оптимизации параметров обучения рассматривалась модифицированная информационная мера Кульбака. При этом оптимизация контрольных допусков вначале осуществлялась по параллельной процедуре, при которой они изменялись на каждом шаге обучения для всех признаков одновременно. Затем определённые при параллельной оптимизации квазиоптимальные контрольные допуски использовались в качестве стартовых при их последовательной оптимизации. Такой подход позволил обеспечить высокую достоверность и оперативность машинного обучения. По результатам информационно-экстремального машинного обучения системы управления протезом с неинвазивной системой считывания биосигналов построены гиперсферические решающие правила, практически нечувствительные, в отличие от нейронных сетей, к многомерности пространства признаков распознавания. Приведён пример реализации алгоритма машинного обучения для распознавания трёх функциональных состояний протеза конечности руки.

**Ключевые слова:** машинное обучение; информационно-экстремальная интеллектуальная технология; распознавание; система управления, протез, биосигнал.

**INFORMATION-EXTREME MACHINE LEARNING FOR CONTROL SYSTEM OF PROSTHETIC HAND***A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, V. U. Pyatachenko*

The article considers the problem of information synthesis for capable of learning control system of prosthetic hand with non-invasive biosignal readout system. Machine learning was carried out within the framework of information-extreme intellectual technology of data analysis, which is based on maximizing the information capacity of the control system in the process of its learning. The article presents a formalized statement of the problem of information synthesis for capable of learning control system of prosthetic hand. A categorical model of machine learning is proposed in the form of a directed graph in which the edge is characterized by the mapping operator of the corresponding set to the other. According to the categorical model, the process of machine learning is considered as a consistent optimization of learning parameters that influence the functional efficiency of the control system. The geometric parameters of the hyperspherical containers of recognition classes and control tolerances on the recognition signs are optimized as learning parameters. The algorithm of machine learning is presented in the form of a two-cycle procedure. The internal cycle of the procedure calculates the geometric parameters of the containers of the recognition classes according to the information criterion, and the outer loop determines the optimal control tolerances for the recognition signs by the maximum value of the criterion. The modified Kulbak information measure was considered as a criterion for optimizing the training parameters. This optimization of control tolerances initially carried out in a parallel procedure when all signs of recognition are changing at every step of training time. Then determined by parallel optimization quasi-optimal control tolerances are used as starting points for their consistent optimization. This approach allows to ensure high reliability and efficiency of machine learning. The hyperspherical deciding rules are constructed as a result of the information-extreme machine learning of control system of prosthetic with non-invasive biosignal readout system and are practically insensitive to the multidimensionality of the space of recognition attributes unlike artificial neural networks. An example of the implementation of the proposed algorithm of machine learning for the recognition of three functional states of prosthesis hand is given.

**Keywords:** machine learning; information-extreme intellectual technology; recognition; control system, prosthesis, biosignal.

**Довбиш Анатолій Степанович** – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп’ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

**Москаленко В’ячеслав Васильович** – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри комп’ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

**П’ятаченко Владислав Юрійович** – студент, Сумський державний університет, Суми, Україна.

**Dovbysh Anatolij Stepanovich** – Doctor of Science on Engineering, Professor, head of computer science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Moskalenko Vyacheslav Vasiliyovich** – PhD, assistant professor of computer science department, Sumy State University, Sumy, Ukraine.

**Pyatachenko Vladislav Yuriyovich** – student, Sumy State University, Sumy, Ukraine.