

УДК 004.891.056.523:616.12-073.7

А. С. МОСКАЛЕНКО

Сумський державний університет, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ РАДІОНУКЛІДНОЇ ДІАГНОСТИКИ В КАРДІОЛОГІЇ

Розроблено алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання системи підтримки прийняття рішень з багаторівневою системою контрольних допусків на значення ознак розпізнавання для радіонуклідної діагностики перфузії міокарда. Пропонується використання як кількісних ознак, що характеризують яскравість пікселів полярної карти розподілу радіофармпрепарату, так і контекстних ознак, що описують наявність симптомів, шкідливих звичок та хронічних хвороб. Розглядається обчислювальний аспект нормованої модифікації інформаційного критерію ефективності машинного навчання, що є функціоналом від точнісних характеристик вирішальних правил. Аналізуються результати машинного навчання з роювою оптимізацією контрольних допусків при різній кількості їх рівнів. Отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

Ключові слова: перфузія міокарда, інформаційний критерій, система контрольних допусків, машинне навчання, категоріальні ознаки, розпізнавання образів

Вступ

Серед численних методів обстеження хворих з серцево-судинними захворюваннями унікальне місце займає сцинтиграфія міокарда, яка дозволяє виявити порушення перфузії міокарда на ранній стадії захворювання, оцінити тяжкість патологічного процесу у хворих, які перенесли інфаркт міокарда, і визначити траєкторію лікування хворого. Результатом сцинти-графічного дослідження є реконструйовані зрізи серця, полярна діаграма та 3D зображення. При цьому найбільш інформативною з точки зору візуального та кількісного аналізу є полярна карта, що розділяє міокард на 17 або 20 сегментів і дозволяє оцінити долю включення радіофармпрепарату в кожен з них [1, 2]. Однак достовірність інтерпретації даних радіонуклідного дослідження визначається як рівнем професійної кваліфікації лікаря-діагноста, так і наявністю в нього практичного досвіду, оскільки виявлення невеликих відхилень від норми потребує врахування індивідуальних анатомо-фізіологічних і вікових мінливостей органів пацієнтів, особливостей наявного апаратно-програмного інструментарію та контекстних даних, до яких належать симптоми, наявність шкідливих звичок та хронічних хвороб [2, 3].

Одним з напрямів зниження навантаження на лікаря-діагноста та підвищення точності діагностичних висновків є розробка та впровадження систем підтримки прийняття рішень (СППР), які здійснюють машинну інтерпретацію результатів радіонуклідного обстеження. Однак в задачах проектування систем підтримки прийняття рішень для оцінки порушень перфузії міокарда за даними радіонуклідної

діагностики на основі відомих методів аналізу даних, таких як алгоритм найближчих сусідів, нейронні мережі та дерева рішень загальна точність діагностичних висновків не перевищує 81,3% [4-6]. Основними причинами такого стану є ігнорування контекстних даних та перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Тому підвищення точності систем підтримки прийняття рішень для радіонуклідної діагностики в кардіології є актуальною задачею.

Оригінальна матриця зображення полярної карти містить 1088 пікселів, що ускладнює попільський процес розпізнавання патологічних функціональних станів [1-3]. Тому для спрощення інтерпретації полярних карт у працях [5, 6] розглядається використання позначень перфузії окремих ділянок міокарда або в процентах від нормальної активності, або за 5-ти бальними шкалами оцінки порушень перфузії. У працях [6, 7] розглядається використання різноманітних методів редукції даних сцинтиграфії міокарда, серед яких набули поширення посегментне усереднення яскравості, розклад зображення на компоненти просторових частот за допомогою перетворення Фур'є. При цьому діагностичний висновок формується лікарем-діагностом на основі простих правил або автоматично шляхом розпізнавання класифікатором, синтезованим на основі методів машинного навчання. Однак використання простих правил інтерпретації зображень та перелічених методів редукції призводить до штучного огрублення результатів дослідження та втрати інформативних ознак, що обумовлює зниження точності діагностичних висновків.

Одним із перспективних підходів до аналізу та синтезу систем медичної діагностики є застосування

ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), яка дозволяє адаптувати вхідний математичний опис діагностичного класифікатора до умов та способу формування спостережень в процесі максимізації його інформаційної спроможності [7-9]. Однак в рамках ІЕІ-технології можна використовувати різні схеми кодування як кількісних, так і категоріальних ознак, від вибору якої залежить ефективність машинного навчання.

В даній роботі в рамках ІЕІ-технології пропонується використовувати для кодування ознак розпізнавання багаторівневу систему контрольних допусків на їх значення і дослідити вплив параметрів функціонування інформаційно-екстремальної діагностичної СППР на функціональну ефективність її машинного навчання за вибірками сцинтиграм міокарда та контекстних ознак.

1. Постановка задачі

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися діагностичної системи радіонуклідного обстеження. Дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, що характеризують M функціональних станів міокарду. Сформовано апріорно класифіковану навчальну матрицю типу «об'єкт-властивість» $\|y_i^{(j)} \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n_m}\|$, де N, n_m – кількість ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. При цьому

$$N = N_1 + N_2,$$

де N_1 – кількість кількісних ознак розпізнавання, що характеризують яскравість пікселів діагностичного зображення радіонуклідного дослідження;

N_2 – кількість категоріальних ознак розпізнавання, що відповідають контекстним даним, до яких належать симптоми, наявність шкідливих звичок, хронічних хвороб та інше.

Крім того дано структурований вектор параметрів функціонування діагностичної системи, який у загальному випадку в рамках ІЕІ-технології має структуру

$$g = \langle \delta_{1,i}, d_m \rangle, \quad (1)$$

де $\delta_{1,i}$ – параметр поля контрольних допусків 1-го рівня на значення i -ї ознаки розпізнавання; d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу X_m^0 , що будується в процесі навчання в радіальному базисі бінарного простору ознак Ω_B .

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування: $d_m \in [1; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де

$d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань від еталонного вектора x_m класу X_m^0 до еталонного вектора x_c сусіднього класу $X_c^0 \in \{X_m^0\}$; $\delta_i \in [0; 100]$.

Необхідно в процесі машинного навчання діагностичної системи знайти оптимальні значення координат вектору параметрів g^* , що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ)

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\{k\}} E_m, \quad (2)$$

де E_m – інформаційний КФЕ навчання діагностичної системи розпізнавати реалізації класу X_m^0 ;

$\{k\}$ – множина кроків машинного навчання.

У робочому режимі діагностичної системи необхідно визначити належність вектора-реалізації, що розпізнається, до одного з класів алфавіту $\{X_m^0\}$, сформованого на етапі машинного навчання.

2. Алгоритм функціонування діагностичної системи

Основна ідея ІЕІ-технології полягає в зміні значень ознак в субпарацептуальному просторі шляхом допустимих перетворень. Одним із таких перетворень є двійкове кодування кількісних ознак розпізнавання шляхом порівняння їх значень з відповідними контрольними допусками. При цьому наявність категоріальних ознак розпізнавання потребує додаткових перетворень з метою їх приведення до форми, яка має прямий зв'язок з імовірнісними характеристиками ознак і дозволяє порівнювати їх значення з контрольними допусками. Як було показано в працях [9], частотне перекодування та Dimmy-кодування категоріальних ознак дозволяють виконати перетворення, що задовольняє вказаним вимогам.

В рамках ІЕІ-технології розробка структури вирішальних правил основана на гіпотезі про наявність базового класу розпізнавання $X_B^0 \in \{X_m^0\}$, відносно якого всі інші образи розглядаються як відхилення певного рівня та напрямку. При цьому з метою врахування частоти появи категоріальних ознак в базовому класі контур оптимізації повинен включати оператор їх частотного перекодування. У найпростішому випадку перекодування навчальної матриці полягає у заміні номінальних значень категоріальних ознак вхідної навчальної матриці відповідними частотами їх появи в базовому класі.

Інформаційно-екстремальне машинне навчання, основане на адаптивному грубому кодуванні ознак розпізнавання шляхом порівняння значення i -ї ознаки з відповідними нижнім $A_{H,1,i}$ та верхнім $A_{B,1,i}$ порогами 1-го рівня, які розраховуються за формулами

$$A_{H,1,i} = \overline{y_{1,i}} \left[1 - \frac{\delta_i}{\delta_{\max}} \right]^l, \quad A_{B,1,i} = \overline{y_{1,i}} \left[1 - \frac{\delta_i}{\delta_{\max}} \right]^l,$$

де $\overline{y_{B,i}}$ – середнє вибіркове значення ознаки в базовому класі X_1^0 .

Двійкове подання ознак розпізнавання з трирівневою системою контрольних допусків в рамках ІЕІ-технології здійснюється за правилами:

$$x_{m,3*i-2}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,3,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,1,i}; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases}$$

$$x_{m,3*i-1}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,2,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,2,i}; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases}$$

$$x_{m,3*i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{H,1,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{B,3,i}; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases}$$

де $y_{m,i}^{(j)}$ – числове значення i -ї ознаки в j -й реалізації m -го класу розпізнавання.

При цьому ітераційна процедура оптимізації параметра полів контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювалася шляхом максимізації в процесі навчання СППР усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2)

$$\{\delta_i^* \mid i = \overline{1, n}\} = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_E \cap \{k\}} \overline{E}^{(k)} \right\}, \quad (3)$$

де $\overline{E}^{(k)}$ – усереднене значення інформаційного КФЄ, обчислене на k -му кроці машинного навчання;

G_δ – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на значення ознак розпізнавання;

$\{k\}$ – множина кроків навчання.

Для оптимізації вектора $\{\delta_i \mid i = \overline{1, n}\}$ запропоновано використовувати алгоритм рою частинок (particle swarm optimization), який характеризується простотою реалізації та високою оперативністю знаходження глобального максимуму усередненого критерію (2) [8]. Розглянемо основні кроки реалізації алгоритму рою частинок.

1. Ініціалізація рою:

1) ініціалізація кількості частинок;

2) ініціалізація розмірності кожної частинки N та ініціалізація меж зміни i -ї координати j -ї части-

нки $\delta_{j,i}$;

3) ініціалізація початкових позицій частинок

$$P_j[0] := 100 \cdot U(0,1),$$

де $U(0,1)$ – генератор випадкових чисел з діапазону $(0,1)$;

4) ініціалізація початкових швидкостей частинок $V_j(0) := 0$;

5) ініціалізація максимальної швидкості частинок в $V_{\max,i}$;

6) ініціалізація вагових коефіцієнтів для формули швидкості, тобто ваги інерції w та констант прискорення c_1 і c_2 .

2. Інкремент номера ітерації: $k := k + 1$.

3. Інкремент номера частинки: $j := j + 1$.

4. Інкремент номера координати в позиції: $i := i + 1$.

5. Розрахунок нового стану частинки:

1) розрахунок i -ї компоненти швидкості для j -ї частинки за правилами

$$V_{j,i}[k+1] := wV_{j,i}[k] + c_1a_{1,i}[k] *$$

$$(Pbest_{j,i}[k] - P_{j,i}[k]) + c_2a_{2,i}[k] * (Gbest_j - P_{j,i}[k]);$$

$$V_{j,i}[k+1] := \begin{cases} V_{j,i}[k+1] & \text{if } V_{j,i}[k+1] < V_{\max,i}, \\ V_{\max,i} & \text{if else,} \end{cases}$$

де $a_1[k] = U(0,1)$, $a_2[k] = U(0,1)$;

2) оновлення позиції частинки

$$P_j[k+1] := P_j[k] + V_j[k+1];$$

3) перевірка перетину меж простору, і зміна швидкості у випадку перетину за правилом

$$V_{j,i}[k+1] := V_{j,i}[k+1] \cdot \alpha,$$

де α – параметр типу меж простору ($\alpha = 0$ – поглинаюча межа; $\alpha = 1$ – прозора;

$\alpha = -1$ – відзеркалююча; $\alpha = -U(0,1)$ – демпфуюча);

4) обчислення цільової функції $J_j[k+1]$;

5) оновлення значень найкращої персональної $Pbest$ та глобальної $Gbest$ позицій

$$Pbest_j[k+1] := \begin{cases} Pbest_j[k], & \text{if } J(P_j[k+1]) \leq J(Pbest_j[k]); \\ P_j[k+1], & \text{if else;} \end{cases}$$

$$Gbest[k+1] := \arg \max_j \{J(Pbest_j[k+1])\}.$$

6. Перевірка умови зупину: якщо $k < 1000$ & $J(Gbest[k+1]) < 1,0$, то перехід до кроку 2, інакше до кроку 7.

7. ЗУПИН.

Як інформаційний КФЕ машинного навчання діагностичної СППР запропоновано використо-

увати модифіковану в праці [9] нормовану міру С. Кульбака, робоча формула якої має вигляд

$$J_m^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}}{n_m (\log(2n_m + 10^{-\omega}) + \omega)} * \log \left(\frac{10^{-\omega} + n_m + [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]}{10^{-\omega} + n_m - [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]} \right), \quad (4)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, що характеризують належність реалізацій класу X_m^0 до контейнера класу X_m^0 на k -му кроці машинного навчання;

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, що характеризують належність реалізацій класу X_c^0 до контейнера класу X_m^0 .

Значення КФЕ, розраховане за формулою (4) лежить в діапазоні дійсних чисел $[0;1]$. При цьому від параметра ω залежить тільки чутливість КФЕ до зміни точнісних характеристик. Значення параметра ω , як правило, обирають в діапазоні $[3;9]$.

Допустима область визначення функції інформаційного КФЕ обмежена нерівностями $K_1 \geq 0,5 \cdot n_m$ і $K_2 < 0,5 \cdot n_m$.

У базовому алгоритмі ІЕІ-технології близькість класів визначається кодовою відстанню між їх двійковими еталонними (усередненими) векторами, однак це призводить до ігнорування дисперсії векторів-реалізацій (діаметру нечітких множин). Тому для обґрунтування вибору найближчого сусіднього класу слід використовувати оптимізаційну процедуру

$$E_m^* = \min_{c \neq m} \{E_{m,c}^*\},$$

де $E_{m,c}^*$ – значення критерію при оптимальну радіусі гіперсферичного контейнера класу X_m^0 за умови, що клас X_c^0 обрано як сусідній.

Визначення належності вхідної реалізації $x^{(t)}$ до класу X_m^0 за максимумом значення функції належності, яка має такий вигляд

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

де $d(x_m^* \oplus x^{(t)})$ – кодова відстань між еталонним вектором x_m^* та вектором-реалізацією $x^{(t)}$;

d_m^* – оптимальний в інформаційному сенсі радіус контейнера класу X_m^0 .

Таким чином, алгоритм машинного навчання

діагностичної СППР в рамках ІЕІ-технології полягає в адаптивному кодуванні різнотипних ознак розпізнавання при використанні багаторівневої, у загальному випадку, системи контрольних допусків та оптимізації радіусів контейнерів класів в процесі пошуку глобального максимуму функції КФЕ в робочій області багатовимірному простору рішень.

3. Результати фізичного моделювання

Запропонований алгоритм машинного навчання діагностичної системи був використаний для синтезу класифікатора функціонального стану міокарда за вибіркою скінтиграм в стані спокою і навантаження (стресу) та категоріальних контекстних ознак. Алфавіт класів розпізнавання з потужністю $M = 4$ характеризує перфузію міокарда: X_1^0 – норма; X_2^0 – тиха ішемія; X_3^0 – гостра ішемія; X_4^0 – рубці на серці. На рис. 1 показано приклади полярних карт перфузії міокарда для різних класів функціонального стану.

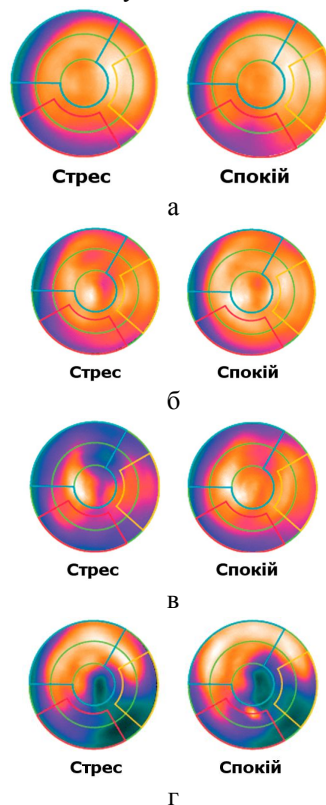


Рис. 1. Полярні карти перфузії міокарда для різних класів функціонального стану: а – норма; б – тиха ішемія; в – гостра ішемія; г – рубці на серці

При цьому матриця зображення полярної карти має формат 17×64 пікселів, тому $N_1 = 17 * 64 * 2 = 2176$. Кількість категоріальних ознак становить $N_2 = 10$. Обсяг вибірки для кожного класу

становить $n_m = 100$. В табл. 1 показано результати інформаційно-екстремального навчання при різних кількостях рівнів контрольних допусків L .

Таблиця 1
Результати машинного навчання при різній кількості рівнів вкладеності контрольних допусків на значення ознак

	Значення максимуму усередненого КФЕ		
	L=1	L=2	L=3
Кількісні ознаки	0,51	0,75	0,81
Кількісні та контекстні категоріальні ознаки	0,57	0,78	1,00

Аналіз табл. 1 показує, що як збільшення рівнів вкладених контрольних допусків, так і додавання контекстних ознак дозволяє отримати більші значення усередненого КФЕ (4) за однакову кількість ітерацій оптимізації параметрів функціонування СППР. При цьому використання категоріальних контекстних ознак та тривірневої системи вкладених контрольних допусків на значення як кількісних, так і перекодованих категоріальних ознак дозволяє досягнути граничного значення функції КФЕ. Графік зміни максимумів КФЕ в процесі ройової оптимізації параметру поля контрольних допусків показано на рис. 2. Лічильник кроків k відповідає кількості міграцій агентів рою.

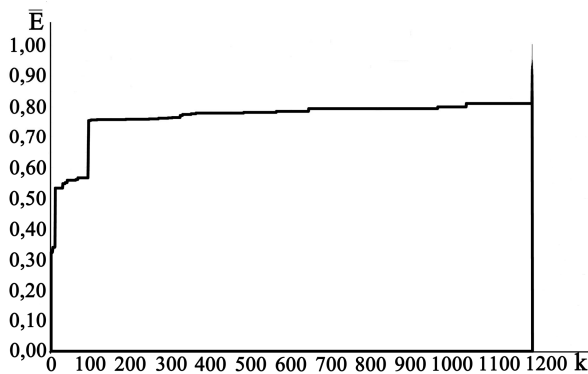


Рис. 2. Графік зміни максимумів усередненого КФЕ в процесі оптимізації вектора $\{\delta_i \mid i = \overline{1, n}\}$

Аналіз рис. 2 показує, що протягом 1200 ітерацій ройового алгоритму пошуку знайдено глобальний оптимум функції КФЕ. На рис. 3 показано графіки залежності критерію (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі оптимізації геометричних параметрів розбиття простору

ознак. Сірим кольором позначено допустиму область визначення функції КФЕ.

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні значення радіусу контейнерів класів X_1^0 , X_2^0 , X_3^0 та X_4^0 відповідно рівні $d_1^* = 370$, $d_2^* = 249$, $d_3^* = 187$ та $d_4^* = 253$.

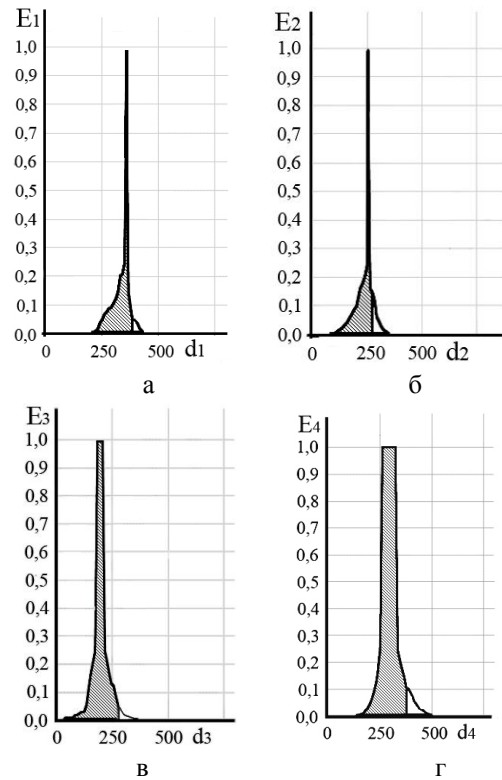


Рис. 3. Графіки залежності значення КФЕ від радіусу контейнерів: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0 ; г – клас X_4^0

Таким чином, запропонований алгоритм машинного навчання дозволяє здійснювати синтез безпомилкових вирішальних правил за навчальною матрицею з різнотипними ознаками розпізнавання, які описують функціональний стан перфузії міокарда.

Висновки

В рамках інформаційно-екстремальної технології синтезовано вирішальні правила з багаторівневою системою вкладених контрольних допусків на значення ознак розпізнавання. При цьому для обробки різнотипних ознак розпізнавання запропоновано використовувати частотне перекодування категоріальних ознак. За результатами фізичного моделювання з використанням даних сцинтиграфії міокарда та контекстних даних, що характеризують симпто-

ми, наявність хронічних хвороб та шкідливих звичок підтверджено можливість побудови безпомилкових за навчальною вибіркою вирішальних правил.

Література

1. A novel algorithm for classification of spect images of a human heart [Text] / K. J. Cios, L. S. Goodenday, K. K. Shah, G. Serpen // *Proceedings Ninth IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, 17 Jun 1996-18 Jun 1996*. – Ann Arbor, MI : IEEE Press. – 1996. – P. 1-5.

2. Ohlsson, M. WeAidU—a decision support system for myocardial perfusion images using artificial neural networks [Text] / M. Ohlsson // *Artificial Intelligence in Medicine*. – Tecklenburg, Germany: Burgverlag. – 2004. –Vol. 30, I. 1. – P. 49-60, doi: 10.1016/s0933-3657(03)00050-2.

3. Šajin L. Image processing and machine learning for fully automated probabilistic evaluation of medical images [Text] / L. Šajin, M. Kukar // *Journal Computer Methods and Programs in Biomedicine*. – New York, NY, USA : Elsevier North-Holland Inc. – 2011. – Vol. 104, I. 3. – P. e75-e86, doi:10.1016/j.cmpb.2010.06.021.

4. 3D images quantitative perfusion analysis and myocardium polar index for cardiac scintigraphy improvement [Text] / S. Synefia, M. Sotiropoulos, M. Argyrou, M. Bella, I. Floros, A. Valasi, M. Lyra // *e-Journal of Science & Technology*. – Athens, Greece : e-JST. – 2014. – No. 3(9). – P. 35-41.

5. Wadhonkar, B. M. A data mining approach for classification of heart disease dataset using neural network [Text] / B. M. Wadhonkar, P. A. Tijare, S. N. Sawalkar // *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*. – New Delhi, India : IJAIEM. – 2015. – Vol. 4, I. 5. – P. 426-433.

6. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population [Text] / R. Arsanjani, D. Dey, T. Khachatryan, A. Shalev, S. W. Hayes [et al.]. // *Journal of Nuclear Cardiology*. – 2015. – Vol. 22, I. 5. – New York : Springer. – P. 877-884. doi: 10.1007/s12350-014-0027-x.

7. Dovbysh, A. S. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes [Text] / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // *Journal of automation and information sciences*. – New York : Begell House Inc. – 2012. – V. 44, I. 10. – P. 35-44. doi: 10.1615/jautomatinfscien.v44.i10.30.

8. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova, O. V. Dyomin // *Journal of Nano- and Electronic Physics*

ics. – Sumy, Ukraine : Sumy State University. – 2015. –Vol.7, No. 4. – P. 04036-1-04036-7.

9. Rizhova, A.S. Information Extreme Method for Classification of observations with categorical attributes [Text] / A. S. Rizhova, V. V. Moskalenko, A. S. Dovbysh // *Cybernetics and Systems Analysis*. – Berlin-Heidelberg : Springer-Verlag. – 2016. – V. 52, № 2. – P. 35-42.

References

1. Cios, K. J., Goodenday, L. S., Shah, K. K., Serpen, G. A novel algorithm for classification of spect images of a human heart. *Proceedings Ninth IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, 1996, pp. 1-5.

2. Ohlsson, M. WeAidU-a decision support system for myocardial perfusion images using artificial neural networks. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2004, vol. 30, pp. 49-60, doi:10.1016/s0933-3657(03)00050-2.

3. Šajin, L., Kukar, M. Image processing and machine learning for fully automated probabilistic evaluation of medical images. *Journal Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2011, vol. 104, i. 3, pp. e75-e86, doi:10.1016/j.cmpb.2010.06.021.

4. Synefia, S., Sotiropoulos, M., Argyrou, M., Bella, M., Floros, I., Valasi, A., Lyra, M. 3D images quantitative perfusion analysis and myocardium polar index for cardiac scintigraphy improvement. *e-Journal of Science & Technology*, 2014, no. 3(9), pp. 35-41.

5. Wadhonkar, B. M., Tijare, P. A., Sawalkar, S. N. A data mining approach for classification of heart disease dataset using neural network. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM)*, 2015, vol. 4, i. 5, pp. 426-433.

6. Arsanjani, R., Dey, D., Khachatryan, T., Shalev, A., Hayes, S. W. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population. *Journal of Nuclear Cardiology*, 2015, vol. 22, i. 5, pp. 877-884. doi:10.1007/s12350-014-0027-x.

7. Moskalenko, V.V. Dovbysh, A. S., Budnyk, N. N. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes. *Journal of automation and information sciences*, 2012, vol. 44, i. 10, pp. 35-44. doi:10.1615/jautomatinfscien.v44.i10.30.

8. Dovbysh, A. S. Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S., Dyomin, O. V. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera. *Journal of Nano- and Electronic Physics*, 2015, vol. 7, no. 4, pp 04036-1-04036-7.

9. Rizhova, A. S., Moskalenko, V. V., Dovbysh, A. S. Information Extreme Method for Classification of observations with categorical attributes. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2016, vol. 52, no. 2, pp. 35-42.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ РАДИОНУКЛИДНОЙ ДИАГНОСТИКИ В КАРДИОЛОГИИ

А. С. Москаленко

Разработан алгоритм информационно-экстремального машинного обучения системы поддержки принятия решений по многоуровневой системой контрольных допусков на значения признаков распознавания для радионуклидной диагностики перфузии миокарда. Предлагается использование как количественных признаков, характеризующих яркость пикселей полярной карты распределения радиофармпрепаратов, так и контекстных признаков, описывающих наличие симптомов, вредных привычек и хронических болезней. Рассматривается вычислительный аспект нормированной модификации информационного критерия эффективности машинного обучения, который является функционалом от точностных характеристик решающих правил. Анализируются результаты машинного обучения с роевой оптимизацией контрольных допусков при разном количестве их уровней. Получены безошибочные по учебной матрице решающие правила.

Ключевые слова: перфузия миокарда, информационный критерий, система контрольных допусков, машинное обучение, категориальные признаки, распознавания образов.

INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM FOR RADIONUCLIDE DIAGNOSTICS IN CARDIOLOGY

A. S. Moskalenko

The algorithm of information-extreme machine learning of decision support system for myocardial perfusion scintigraphy with multilevel system of nested control tolerances for diagnostic feature values is designed. It is proposed the use of quantitative features which characterize the brightness of the pixels of the polar map radiopharmaceuticals distribution, and contextual features that describe the presence of symptoms, addictions and chronic diseases. The computing aspect of the normalized modification of information criterion of machine learning, which is a functional of the accuracy characteristics of decision rules, is considered. The results of machine learning with swarm optimization of control tolerances at different numbers of their levels are analyzed. Obtained an unmistakable rules on training matrix decision rules.

Keywords: myocardial perfusion, information criterion, the system of control tolerances, machine learning, categorical features pattern recognition.

Москаленко Альона Сергіївна – аспірант каф. комп'ютерних наук Сумського державного університету, e-mail: a.moskalenko@id.sumdu.edu.ua.

Moskalenko Alyona Sergiyvna – Postgraduate student of Computer Sciences Department of Sumy State University, e-mail: a.moskalenko@id.sumdu.edu.ua, alenarizhova@gmail.com.