

В. В. МОСКАЛЕНКО, А. Г. КОРОБОВ, Ю. В. ЗАВГОРОДНЯ**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КЛАСИФІКАЦІЙНОГО АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ПЕРФУЗІЇ МІОКАРДУ**

Пропонується метод синтезу системи класифікаційного аналізу результатів обстеження міокарду за даними однофотонної емісійної комп'ютерної томографії. Розглядається процес формування вхідного математичного опису діагностичної системи та ієрархічної структури вирішальних правил. Для зниження розмірності діагностичних даних у вигляді полярних карт розподілу радіофармацевтичного препарату в стані спокою та навантаження запропоновано використання комплексних компонент перетворення Фур'є. Розроблено метод оптимізації системи контрольних допусків на діагностичні ознаки шляхом популяційного алгоритму пошуку системою заряджених частинок. Розроблені алгоритми розпізнавання патологічних станів ґрунтуються на адаптивному двійковому кодуванні діагностичних ознак та оптимізації в радіальному базисі двійкового простору Хеммінга геометричних параметрів вирішальних правил в процесі ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію ефективності в допустимій області визначення його функції. Аналізуються результати фізичного моделювання на предмет завадозахищеності та точності за навчальною і тестовою матрицями.

Ключові слова: однофотонна-емісійна комп'ютерна томографія, оптимізація, інформаційний критерій, радіонуклідна діагностика.

Предлагается метод синтеза системы классификационного анализа результатов обследования миокарда по данным однофотонной эмиссионной компьютерной томографии. Рассматривается процесс формирования входного математического описания диагностической системы и иерархической структуры решающих правил. Для снижения размерности диагностических данных в виде полярных карт распределения радиофармацевтичного препарата в состоянии покоя и нагрузки предложено использование комплексных компонент преобразования Фурье. Разработано метод оптимизации системы контрольных допусков на диагностические признаки путем популяционного поиска алгоритмом заряженных частиц. Разработанные алгоритмы распознавания патологических состояний базируются на адаптивном двоичном кодировании диагностических признаков и оптимизации в радиальном базисе двоичного пространства Хемминга геометрических параметров решающих правил в процессе итерационной процедуры поиска глобального максимума информационного критерия эффективности в допустимой области определения его функции. Анализируются результаты физического моделирования на предмет помехоустойчивости и точности по обучающей и тестовой матрицами)

Ключевые слова: однофотонно-эмиссионная компьютерная томография, оптимизация, информационный критерий, радионуклидная диагностика.

The method of synthesis of system of the classification analysis of results of inspection of a myocardium according to Single-photon emission computed tomography. It is dealt with process of formation of the entrance mathematical description of diagnostic system and hierarchical structure of decisive rules. For decrease in dimension of diagnostic data in the form of polar cards of distribution of radiopharmaceutical is able to rest and loadings it is offered uses integrated component of the Fourier transform. Developed method for system optimization of control tolerances on the diagnostic features of population by Charged System Search. Developed pathological conditions recognition algorithms based on adaptive binary coding of diagnostic features and optimization in a radial basis binary Hamming space the geometric parameters of decision rules in the course of an iterative search procedure global maximum information efficiency criterion in the allowable region to determine its function. The results of physical modeling for noise immunity and accuracy of training and test matrices

Keywords: Single-photon emission computed tomography, optimization information Criterion, radionuclide diagnostics.

Вступ. Удосконалення гамма-камер призвели до створення нового типу приладів для радіонуклідної діагностики – однофотонних емісійних комп'ютерних томографів [1]. Дослідження, проведені на приладах зазначених типів, отримали назву однофотонної емісійної комп'ютерної томографії (ОФЕКТ). ОФЕКТ-зображення отримують шляхом запису серії площинних сцинтиграм, кожна з яких несе незначну інформацію, але в сукупності вони дозволяють за допомогою комп'ютера реконструювати томографічні зрізи. Перевага даного методу в порівнянні зі звичайними сцинтиграфічними дослідженнями полягає в тому, що реконструйоване зображення вільне від накладень на досліджуваний орган сусідніх об'єктів, що надзвичайно важливо для діагностики. Однак, як це було показано у працях [1, 2] якість ОФЕКТ-зображень залежить від цілого ряду параметрів обладнання та алгоритмів реконструкції і шумопридушення, а результати інтерпретації одних і тих же сцинтиграфій міокарда можуть варіюватися залежно від досвіду експертів. У праці [2] відмічено, що загальна точність діагностичних висновків, зроблених лікарями-діагностами на основі візуального огляду реконструйованих даних у форматі полярних карт, не перевищує 64 %, при цьому специфічність

класифікації становить біля 71 %, а чутливість – 56 %.

Оскільки достовірність радіонуклідного діагностування міокарду суттєво залежить від рівня професійної підготовки лікаря-діагноста та його практичного досвіду [3, 4], то застосування інтелектуальних інформаційних технологій підтримки прийняття рішень є одним із перспективних напрямків підвищення ефективності діагностування.

Використання ідей та методів машинного навчання дозволяє за накопиченими даними інтерпретації результатів радіонуклідного дослідження міокарду акумулювати професійний досвід кращих експертів та автоматизувати процес прийняття діагностичних рішень.

Оригінальна матриця зображення полярної карти перфузії міокарду містить 1088 пікселів, що ускладнює попіксельний процес розпізнавання патологічних функціональних станів [3, 4]. Тому для спрощення інтерпретації полярних карт у працях [4, 5] розглядається по сегментне усереднення яскравості, розклад зображення на компоненти просторових частот за допомогою перетворення Фур'є. Проте багатовимірність спостережень обумовлює перетин класів розпізнавання в просторі ознак, що за умов багатокласової класифікаційної задачі призводить до зниження

достовірності синтезованих вирішальних правил та оперативності машинного навчання.

Одним з перспективних підходів до підвищення ефективності машинного навчання є використання ієрархічних структур даних та принципів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), в якій адаптивне порогове кодування спостережень дозволяє трансформувати простір ознак за допомогою простих операцій порівняння, та оптимізувати параметри вирішальних правил з використанням обчислювально ефективної дистанційної міри Хеммінга. При цьому згладжуючий ефект логарифмічних інформаційних критеріїв оптимізації параметрів функціонування знижує ймовірність застрягання в локальних екстремумах функції критерію [6, 7].

У статті розглядається задача інформаційного синтезу в рамках ІЕІ-технології здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень (СППР) з ієрархічною структурою вирішальних правил для радіонуклідної діагностики міокарду за даними однофотонної емісійної комп'ютерної томографії.

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

Відомі H -ярусна деревоподібна бінарна ієрархічна структура класів розпізнавання і структурований вектор параметрів функціонування

$$g_h = \langle x_{h,s,1}, x_{h,s,2}, d_{h,s,1}, d_{h,s,2}, \delta_{h,s,i} \rangle, h = \overline{1, H}, \quad (1)$$

де $x_{h,s,1}, x_{h,s,2}$ – двійкові еталонні (усереднені) вектори-реалізації (далі просто реалізація) класів $X_{h,s,1}^o$ та $X_{h,s,2}^o$, утворені поділом навчальних вибірок класів, що аналізуються на s -страті h -ярусу, на дві групи;

$d_{h,s,1}, d_{h,s,2}$ – радіус гіперсферичного контейнера класу $X_{h,s,1}^o, X_{h,s,2}^o$;

$\delta_{h,s,i}$ – параметр поля контрольних допусків на i -ту ознаку розпізнавання на s -страті h -ярусу.

У процесі навчання класифікатора необхідно визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування (1), що забезпечують максимальне значення усередненого інформаційного критерію ефективності навчання

$$\overline{E}^* = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \max_{\{k\}} \left\{ \overline{E}_h^{\text{train}} \overline{E}_h^{\text{valid}} \right\}, \quad (2)$$

де $\overline{E}_h^{\text{train}}, \overline{E}_h^{\text{valid}}$ – інформаційний критерій ефективності навчання класифікатора розпізнавати реалізації класу X_h^o за тестовою та валідаційною вибірками відповідно;

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

При функціонуванні класифікатора в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання, необхідно прийняти рішення про належність реалізацій, що розпізнаються, одному із класів сформованого на етапі навчання алфавіту $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$.

Алгоритм навчання системи радіонуклідного діагностування. В рамках ІЕІ-технології машинне навчання полягає в трансформації апріорно-нечіткого розбиття простору ознак в чітке розбиття класів розпізнавання, контейнери яких відновлюються в радіальному базисі ознак бінарного простору Хеммінга.

При цьому ітераційна процедура оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснюється шляхом максимізації в процесі машинного навчання усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2)

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

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

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

$\{k\}$ – множина кроків навчання.

Таким чином, оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання полягає в пошуку екстремуму функції критерію в гіперпросторі рішень.

В задачах багатопараметричної оптимізації важливого значення крім точності обчислень набуває задача підвищення оперативності. Для підвищення оперативності навчання в рамках ІЕІ-технології було обрано алгоритм пошуку системою заряджених частинок (Charged System Search, CSS), який на відміну від інших алгоритмів еволюційного програмування, оснований на імітації механізмів природи, відрізняється простотою реалізації та інтерпретабельністю [8]. Алгоритм заснований на використанні електростатичних законів Кулона та законів механіки Ньютона. Кожного з агентів популяції інтерпретують як заряджену частинку, заряд якої пропорційний значенню фітнес-функції в області пошуку, в якій знаходиться агент в поточній ітерації. Поточний заряд частинки популяції визначає сумарну силу, яка діє на дану частинку зі сторони інших частинок, а також напрямок її величину її переміщення на поточній ітерації. У відповідності до законів електростатики ця сила розраховується шляхом векторного складання сил притягання та

відштовхування зі сторони усіх частинок популяції. Розглянемо основні етапи роботи оптимізаційного алгоритму пошуку системою заряджених частинок:

Відбувається ініціалізація популяції, яка полягає у генерації $|P|$ точок рівномірно розподілених в просторі рішень за правилом

$$\delta_i = \delta^- + U_{|\delta|} (0;1) (\delta^+ - \delta^-), i \in [1:|P|],$$

та розрахунку значень фітнес-функції $\bar{E}(\delta_i) = \bar{E}_i$ для вибору кращого рішення

$$E_i^{-\text{best}} = \max_{i \in [1:|P|]} \bar{E}_i,$$

Виконується локальний пошук для кожного з поточних положень частинок δ_i для збору інформації, щодо їх оточення за допомогою алгоритму лінійного стохастичного пошуку [8].

Розраховуються сумарні сили, які діють на кожен частинку популяції. Характер дії таких сил між частинками $p_i, p_j \in P$ може бути як притягуючий, так і відштовхуючий і визначається константою

$$c_{i,j} = \begin{cases} -1, \bar{E}_i < \bar{E}_j; \\ 1, \bar{E}_i \geq \bar{E}_j. \end{cases}$$

Кожна з заряджених частинок $p_j \in P$ представляє собою сферу, радіус якої дорівнює $a > 0$ (вільний параметр роботи алгоритму).

Враховуючи прийняте значення константи $c_{i,j}$ результуюча сила, яка діє на частинку зі сторони всіх інших частинок популяції має вигляд:

$$F_i = q_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{|P|} \left(\frac{q_i r_{i,j} \beta_1}{a^3} + \frac{q_i \beta}{r_{i,j}} \right) \times c_{i,j} (\delta_i - \gamma),$$

де значення β_1, β_2 визначаються умовами:

$$\beta_1 = 0, \beta_2 = 1, \text{ якщо } r_{i,j} \geq a,$$

$$\beta_1 = 1, \beta_2 = 0, \text{ якщо } r_{i,j} < a.$$

На поточній ітерації роботи алгоритму заряду частинок $p_i \in P$ ставиться у відповідність величина (4) яка є нормованим значенням фітнес-функції в поточному положенні δ_i цієї частинки:

$$q_i = \left| \frac{E_1 - E}{E_1 - E} \right| i \in [1:|P|], \quad (4)$$

де $\bar{E}^{\text{best}}, \bar{E}^{\text{worst}}$ – краще та гірше значення фітнес функції. При цьому поточна відстань $r_{i,j}$ між частинками p_i, p_j визначається за формулою:

$$r_{i,j} = \frac{\|\delta_i - \delta_j\|_E}{\left\| \frac{\delta_i - \delta_j}{2} - \delta^{\text{best}} \right\|_E + \varepsilon}, i, j \in [1:|P|],$$

де ε – будь-яке мале знакододатне число, яке дозволяє уникнути появи нуля в знаменнику дробу.

Виконується міграція частинок в нові позиції, що визначаються за формулою:

$$\delta'_i = U (0;1) b \frac{F_i}{a q} + U_1 (0;1) b_v V_i + \delta_i, i \in [1:|P|],$$

де перша складова модулює прискорення, а друга – швидкість міграції, $b'_a = 3(1 - t/\hat{t})$, $b'_v = 1 - t/\hat{t}$ – вагові коефіцієнти, якими визначаються ваги прискорення та швидкості відповідно, які зазвичай визначаються в балансі між диверсифікацією та інтенсифікацією пошуку t, \hat{t} – поточне значення ітерації роботи алгоритму та максимальна кількість ітерацій),

$$V'_i = \delta'_i - \delta_i, i \in [1:|P|].$$

Відбувається перевірка виконання умови завершення роботи алгоритму, а саме досягнення заданого числа ітерацій роботи алгоритму чи досягнення фітнес функцією свого максимального значення.

Як критерій ефективності навчання системи діагностування розглядалася модифікація інформаційної міри Кульбака [7], робоча формула якої для рівноймовірних двохальтернативних гіпотез має вигляд

$$E_m^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}}{n_m \log_2(1 + 2n_m 10^{\omega})} \times \log_2 \left(\frac{10^{-\omega} + n_m + [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]}{10^{-\omega} + n_m - [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}]} \right), \quad (5)$$

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

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, що характеризують належність реалізацій класу X_c^o до контейнера класу X_m^o на k -му кроці машинного навчання;

n_m – обсяг навчальної вибірки класу X_m^o ;

$10^{-\omega}$ – будь-яке мале додатне число, яке вводиться для уникнення невизначеності при діленні на нуль.

При цьому $n_m \geq n_{\min}$, де n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Прийняття діагностичних рішень в режимі екзамуну здійснюється за максимальним значенням

функції належності до класу X_m^o , яка обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається за формулою

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x)}{d_m^*}, \quad (6)$$

де $d(x_m^* \oplus x)$ – кодова відстань між еталонним вектором класу X_m^o та вхідною реалізацією x , що розпізнається;

d_m^* – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу X_m^o .

Таким чином, машинне навчання діагностичної системи в рамках ІЕІ-технології полягає в реалізації ітераційної процедури оптимізації параметрів навчання шляхом знаходження глобального максимуму інформаційного критерію в допустимій області визначення його функції. При цьому вирішальне правило в режимі екзамену реалізується у вигляді функції належності (6), яка містить одержані на етапі навчання оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання і дозволяє приймати рішення в реальному темпі часу через мінімальну обчислювальну трудомісткість.

Результати фізичного моделювання. Реалізація запропонованого алгоритму навчання системи радіонуклідного діагностування здійснювалася за даними, що накопичені у сховищі медичних зображень кластерного комплексу в Інституті сцинтиляційних матеріалів НАН України (м. Харків) і представлені у форматі DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) [6].

Запропонований алгоритм машинного навчання діагностичної системи був використаний для синтезу класифікатора функціонального стану міокарда за вибіркою сцинтиграм в стані спокою і навантаження (стресу) та категоріальних контекст-них ознак. Алфавіт класів розпізнавання з потужністю $M=4$ характеризує перфузію міокарда: X_1^o – норма; X_2^o – тиха ішемія; X_3^o – гостра ішемія; X_4^o – рубці на серці.

На рис. 1 показано приклади полярних карт перфузії міокарда для різних класів функціонального стану з параметричним кольоровим кодуванням

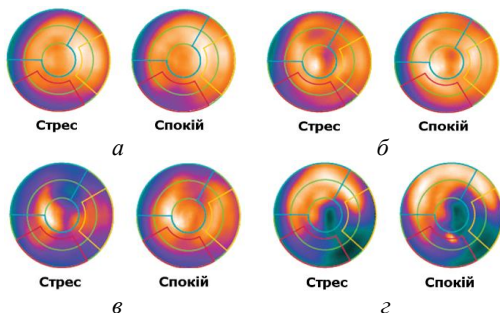


Рис. 1 – Полярні карти перфузії міокарда для різних класів функціонального стану: *a* – норма; *b* – тиха ішемія; *в* – гостра ішемія; *г* – рубці на серці

З метою зменшення потужності словника ознак використовуються 125 комплексних низькочастотних компонент двовимірного швидкого перетворення Фур'є, що відповідає $N_1 = 250$ кількісних ознак. Обсяг вибірки кожного класу становить $n_m = 100$.

Для побудови в процесі машинного навчання ієрархічної структури вирішальних правил (рис. 2) для 4-х класів розпізнавання використано випадкові вибірки з наявного набору даних по 100 векторів-реалізацій для кожного класу.

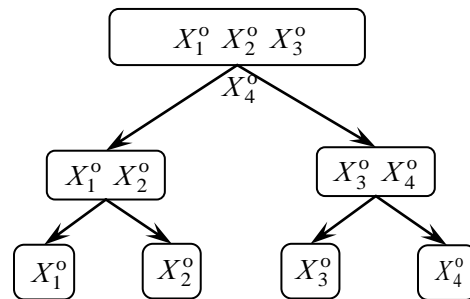


Рис. 2 – Ієрархічна структура вирішальних правил для чотирьох класів розпізнавання

Аналіз рис. 2 показує, що на першому ярусі побудовано два контейнери, перший з яких містить спостереження класів X_1^o та X_2^o , а другий – спостереження класів X_3^o та X_4^o . На другому ярусі ієрархічної структури кожен контейнер містить спостереження тільки одного класу розпізнавання.

Процес послідовної оптимізації радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків на значення ознак розпізнавання проілюстровано на рис. 3–5. При цьому сірим кольором виділено допустиму область визначення функції інформаційного критерію, що відповідає одночасному виконанню умов $\alpha_m > 0,5$ і $\beta_m > 0,5$, де α_m , β_m – помилки першого та другого роду відповідно.

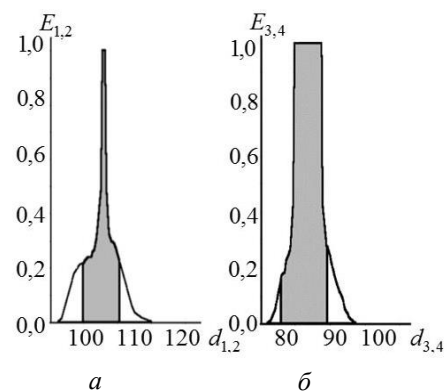


Рис. 3 – Залежність нормованого КФЕ(5) від радіусів контейнерів класів першого ярусу: *a* – класи X_1^o та X_2^o ; *b* – класи X_3^o та X_4^o

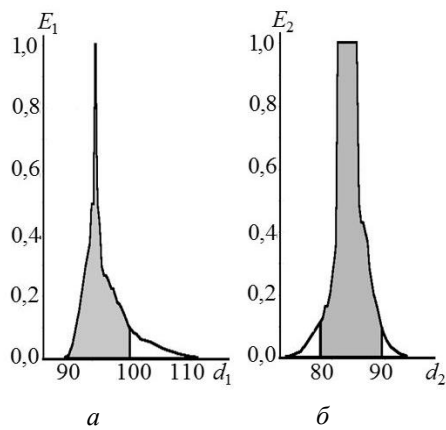


Рис. 4 – Залежність нормованого інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів другого ярусу:
 a – клас X_1^o ; b – клас X_2^o

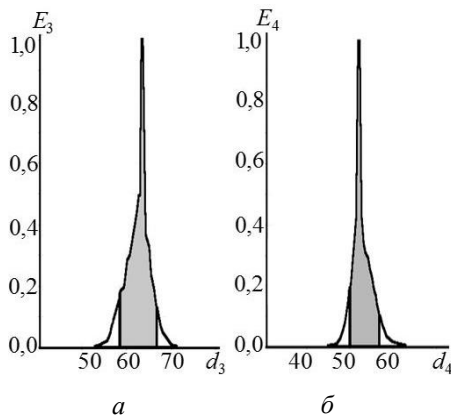


Рис. 5 – Залежність нормованого інформаційного критерію (5) від радіусів контейнерів класів другого ярусу:
 a – клас X_3^o ; b – клас X_4^o

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів першого ярусу відповідно рівні: $d_1 = 106$ та $d_2 = 84$ (тут і далі в кодових одиницях). Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів другого ярусу першої страти відповідно рівні: $d_1 = 63$ та $d_2 = 53$. Аналіз рис. 5 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів другого ярусу другої страти відповідно рівні: $d_1 = 63$ та $d_2 = 53$. При цьому кодова відстань між центрами контейнерів трьох двокласових класифікаторів ієрархічної структури відповідно рівні 200, 120 та 125 кодових одиниць, що свідчить про відсутність перетину контейнерів класів та високу заводозахисненість отриманих вирішальних правил.

На рис. 6 показано динаміку зміни інформаційного критерію (5) в процесі оптимізації контрольних допусків на значення ознак розпізнавання за алгоритмом пошуку системою заряджених частинок.

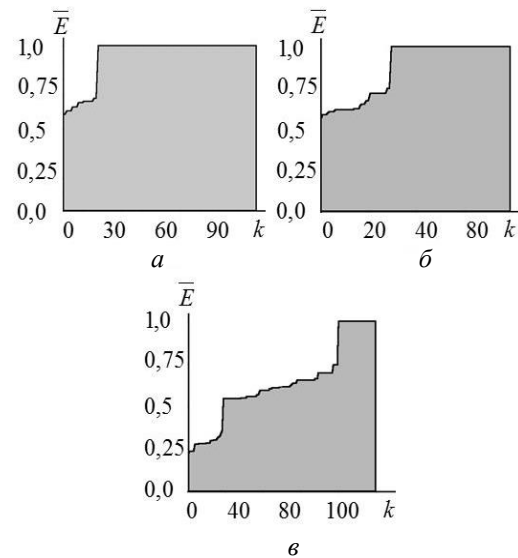


Рис. 6 – Динаміка зміни усередненого значення інформаційного критерію в процесі оптимізації полів контрольних допусків: a – класифікатор першого ярусу; b – класифікатор першого ярусу першої страти; v – класифікатор другого ярусу першої страти

Аналіз рис. 6 показує, що оскільки значення КФЕ дорівнює ($\bar{E} = 1,0$), то в процесі навчання системи вдалося отримати безпомилкові за навчальними та тестовими матрицями вирішальні правила. При цьому на першому ярусі ієрархічної структури було витрачено 19 ітерацій, на другому ярусі 38 та 80 ітерацій відповідно.

Таким чином в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання було отримано безпомилкові за навчальною та тестовою матрицями вирішальні правила для автоматичної класифікації результатів радіонуклідного обстеження міокарду.

Висновки. В рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології синтезовано безпомилкові за навчальною та тестовою матрицями обчислювально-ефективні вирішальні правила для системи радіонуклідної діагностики міокарду за результатами обстеження на однофотонному емісійному комп'ютерному томографі, що дозволяє реалізувати підтримку лікарських рішень при формуванні діагностичних висновків. За результатами фізичного моделювання показано, що отримана ієрархічна структура вирішальних правил характеризується високою заводозахисненістю, оскільки контейнери класів не перетинаються, що свідчить про чітку і компакту організацію образів в двійковому субпарацептуальному просторі Хеммінга.

Список літератури

1. Раевский А. С. Применение гамма-камеры "ОФЭКТ-2" при диагностике костных метастазов / А. С. Раевский, А. В. Демин, О. И. Паскевич // Науковий вісник Ужгородського університету. Сер.: Фізика. – 2009. – Вип. 24. – С. 160–165.
2. Тодуров Б. М. Миокардиосцинтиграфия по технологии ОФЭКТ/КТ с ЭКГ-синхронизацией: диагностические возможности в оценке кровоснабжения и функции миокарда левого желудочка сердца / Б. М. Тодуров, В. Ю. Кундин. //

- Променева діагностика, променева терапія. – 2010. – № 2. – С. 61–69.
3. Giussani A. Imaging in nuclear medicine / Augusto Giussani, Christoph Hoeschen – New York, USA: Springer Science & Business Media Inc. – 2013. – 237 p. doi: 10.1007/978-3-642-31415-5.
 4. Sadrnontaz A. Compensation effect of implementation of filters in use of unsuitable collimator in SPECT images. / Alireza Sadrnontaz // International Journal of the Physical Sciences. – 2011. – Vol. 6, no 17. – P. 4154–4160. doi:10.5897/IJPS11.931.
 5. Hawkins W. G. The circular harmonic transform for SPECT reconstruction and boundary conditions on the Fourier transform of the sonogram. / W. G. Hawkins, P. K Leichner, N. C Yang // IEEE Trans Med Imaging. – 1988. – Vol 7, no 2. – P.135 – 138.
 6. Dovbysh A. S. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova, O. V. Dyomin // Journal of Nano and Electronic Physics. – 2015. – Vol. 7, no 4. – P. 4036-1.
 7. Москаленко В. В. Інформаційно-екстремальний метод ідентифікації типу мережевого трафіка / В. В. Москаленко, А. С. Рижова // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2014. – № 4. – С. 138–144.
 8. Карпенко А. П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновлённые природой / А. П. Карпенко. – М.: Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2014. – 446 с.
 2. Todurov B. M., Kundyn V. Ju. Miokardioscintigrafija po tehnologiji OFJeKT/KT s JeKG-sinhronizacij: diagnosticheskie vozmozhnosti v ocenke krovo-snabzhenija i funkcii miokarda levogo zheludochka serdca. [Myography technology SPECT/CT with ECG synchronization: diagnostic capabilities in the evaluation of blood-supply and function of the left ventricle of the heart] *Promeneva diagnostika, promeneva terapija* [Radiation diagnostics, radiation therapy]. 2010, vol. 2, pp. 61–69.
 3. Giussani A., Hoeschen C. Imaging in nuclear medicine. New York, USA, Springer Science & Business Media Inc. Publ., 2013. 237 p. doi: 10.1007/978-3-642-31415-5.
 4. Sadrnontaz A. Compensation effect of implementation of filters in use of unsuitable collimator in SPECT images. International Journal of the Physical Sciences. 2011, vol. 6, no. 17, pp. 4154–4160. doi: 10.5897/IJPS11.931.
 5. Hawkins W. G., Leichner P. K., Yang N. C. The circular harmonic transform for SPECT reconstruction and boundary conditions on the Fourier transform of the sonogram. IEEE Trans Med Imaging. 1988, vol 7 no. 2, pp.135 – 138.
 6. Dovbysh A. S., Moskalenko V. V., Rizhova A. S., Dyomin O. V. Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma. Journal of Nano and Electronic Physics. 2015, vol. 7, no. 4, p. 4036-1.
 7. Moskalenko V. V. A. S. Rizhova. Informacijno-ekstremal'nyj metod identyfikacii' typu mrezevogo trafika [Information extreme method to identify the type of network traffic]. *Radioelektroni i komp'juterni systemy* [Radio electronic and computer systems.] Kharkov, HAI Publ., 2014, no. 4, pp. 138–144
 8. Karpenko A. P. *Sovremennye algoritmy poiskovoj optimizacii. Algoritmy, vdohnovljonnnye prirodoy* [Modern optimization algorithms poyskovoy. Algorithms inspired by nature] Moscow, MGТУ im. N. Je. Baumana Publ., 2014. 446 p
- Надійшла (received) 05.02.2017

References (transliterated)

Бібліографічні описи / Библиографические описания / Bibliographic descriptions

Інтелектуальна система класифікаційного аналізу зображень перфузії міокарду / В. В. Москаленко, А. Г. Коробов, Ю. В. Завгородня // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків: НТУ «ХПІ», 2017. – № 28 (1250). – С. 28–33. – Бібліогр.: 8 назв. – ISSN 2079-0023.

Интеллектуальная система классификационного анализа изображений перфузии миокарда / В. В. Москаленко, А. Г. Коробов, Ю. В. Завгородня // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків: НТУ «ХПІ», 2017. – № 28 (1250). – С. 28–33. – Бібліогр.: 8 назв. – ISSN 2079-0023.

Intelligent system for classification analysis of myocardial perfusion imaging / V. V. Moskalenko, A. G. Korobov, Y. V. Zavgorodnya // Bulletin of NTU "KhPI". Series: System analysis, control and information technology. – Kharkov: NTU "KhPI", 2017. – No. 28 (1250). – P. 28–33. – Bibliogr.: 8. – ISSN 2079-0023.

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Москаленко В'ячеслав Васильович – кандидат технічних наук, Сумський державний університет старший викладач кафедри комп'ютерних наук; тел.: (066) 429-13-18; e-mail: systemscoders@gmail.com.

Москаленко Вячеслав Васильевич – кандидат технических наук, Сумской государственной университет, старший преподаватель кафедры компьютерных наук; тел.: (066) 429-13-18; e-mail: systemscoders@gmail.com.

Moskalenko Vyacheslav Vasilyovich – Candidate of Technical Sciences (Ph. D.), Sumy State University, senior lecturer at the Department of computer science; тел.: (066) 429-13-18; e-mail: systemscoders@gmail.com.

Коробов Артем Геннадійович – Сумський державний університет, аспірант кафедри комп'ютерних наук; тел.: (099) 281-77-79; e-mail: artemkorr@gmail.com.

Коробов Артём Геннадьевич – Сумской государственной университет, аспирант кафедры компьютерных наук; тел.: (099) 281-77-79; e-mail: artemkorr@gmail.com.

Korobov Artem Gennadjovich – Sumy State University, postgraduate student; тел.: (099) 281-77-79; e-mail: artemkorr@gmail.com.

Завгородня Юлія Вікторівна – Сумський державний університет, студент кафедри комп'ютерних наук; тел.: (098) 915-39-30; e-mail: Zavgorodnya_yulia@ukr.net.

Завгородня Юлия Викторовна – Сумской государственной университет, студент кафедры компьютерных наук; тел.: (098) 915-39-30; e-mail: Zavgorodnya_yulia@ukr.net.

Zavhorodnya Yuliya Viktorivna – Sumy State University, student; тел.: (098) 915-39-30; e-mail: Zavgorodnya_yulia@ukr.net.