

Інтелектуальна система радіонуклідної медичної діагностики на гамма-камері

А.С. Довбиш¹, В.В. Москаленко¹, А.С. Рижова^{1,*}, О.В. Дьомін²

¹ Сумський державний університет, ул. Римського-Корсакова, 2, 40007 Суми, Україна

² Інститут сцинтиляційних монокристалів НАН України, пр. Леніна, 60, 61001 Харків, Україна

(Отримано 04.09.2015; опубліковано online 10.12.2015)

Пропонується метод інформаційного синтезу системи підтримки прийняття рішень для радіонуклідної діагностики органів людини при динамічному обстеженні на гамма-камері. Як приклад розглянуто процес функціонального діагностування нирок. Розроблено алгоритм сегментації серії сцинтиграм на основі інформаційно-екстремального кластер-аналізу просторово-часових векторів зміни лічильника імпульсів у пікселях гамма-детектора та алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання для розпізнавання функціонального стану нирок за ренографічною кривою. Розроблені алгоритми ґрунтуються на адаптивному двійковому кодуванні ознак розпізнавання та оптимізації геометричних параметрів розбиття простору ознак на класи еквівалентності в процесі максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень. Аналізуються результати своєї оптимізації вирішальних правил та показано результати автоматичної сегментації сцинтиграфічних даних з метою виділення зон інтересу і автоматичної класифікації ренограм для формування діагностичного висновку.

Ключові слова: Гамма-камера, Радіонуклідний фармпрепарат, Сцинтиграма, Оптимізація, Сегментація, Кластер-аналіз, Інформаційний критерій, Радіонуклідна діагностика.

PACS numbers: 52.70.Gw, 87.85.Tu

1. ВСТУП

Радіонуклідні дослідження функціонального стану внутрішніх органів людини є одним з сегментів медичної діагностики, що динамічно розвивається. До переваг радіонуклідної діагностики відносять високу інформативність, неінвазивність, порівняно низьке променеве навантаження [1-3]. При цьому гармонічне поєднання новацій в області математичних алгоритмів візуалізації діагностичних даних та розробки сцинтиляційних і напівпровідникових детекторів забезпечують неперервний прогрес в даній області. Однак, незважаючи на те, що сучасні технічні засоби радіонуклідної діагностики суттєво розширили обсяг діагностичних даних і можливості їх візуального подання, остаточне прийняття діагностичних рішень все ще залишається за лікарем. При цьому достовірність діагностування суттєво залежить від рівня професійної підготовки лікаря-діагнosta та його практичного досвіду [4, 5].

Основним джерелом інформації про функціональний стан органів при радіонуклідній діагностиці є серія радіоізотопних зображень, що описує зміну розподілу радіофармпрепарату в часі. При цьому просторово-часові радіоізотопні образи мають відмінності не тільки для різних органів і тканин, але і для різних функціональних станів кожної із зон інтересу [6]. Оскільки спостереження є багатовимірними, а саме дослідження відбувається за довільних початкових умов, то одним із перспективних напрямів підвищення ефективності діагностичних систем даного типу є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. Проте в умовах незбалансованості та перетину класів розпізнавання, що характерно для задач медичної діагностики, традиційні підходи до інтелектуального аналізу да-

них, серед яких найбільш розвинені біонічні, характеризуються не високою достовірністю і вимагають значних обчислювальних ресурсів [7]. Підвищення оперативності машинного навчання та достовірності вирішальних правил є головними задачами при розробці сервісів розподіленої підтримки лікарських рішень в умовах віртуальної інтеграції та консолідації великих обсягів діагностичних даних і знань [8]. На вирішення цих задач спрямована інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія), в якій двійкове порогове кодування ознак дозволяє трансформувати простір ознак за допомогою простих операцій порівняння, а згладжуючий ефект логарифмічних інформаційних мір забезпечує високу узагальнюючу здатність і достовірність вирішальних правил [8-11].

У статті розглядається задача інформаційного синтезу в рамках ІЕІ-технології здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень (СППР) для радіонуклідної діагностики органів людини на прикладі динамічних досліджень нирок. При цьому для оптимізації параметрів функціонування СППР запропоновано використовувати алгоритм рою частинок.

2. ФОРМАЛІЗОВАНА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай дано апріорно некласифікований набір просторово-часових векторів j -го динамічного дослідження органів $\{v_i^{(j)} | j = \overline{1, n}; i = \overline{1, N}\}$ на гамма-камері, де n – кількість векторів, що відповідають пікселям знімку гамма-камери, N – кількість ознак розпізнавання, що характеризують яскравість пікселя в різні моменти зчитування, та алфавіт класів розпізнавання $\{T_k^o | k = \overline{1, K}\}$, що характеризують

* alenarizhova@yandex.ua

тип зони спостереження. При цьому клас T_1^o є базовим і відповідає зоні інтересу. Для зони інтересу задано алфавіт просторово-часових образів $\{\Phi_c^o \mid c = \overline{1, C}\}$, що характеризує функціональний стан досліджуваного органу людини і відповідна апріорно класифікована навчальна матриця типу об'єкт-властивість $\{y_{c,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n_c}; i = \overline{1, N}; c = \overline{1, C}\}$, де n_c – кількість спостережень c -го функціонального стану, C – кількість функціональних станів органу людини, що діагностується. При цьому клас Φ_1^o є базовим і відповідає функціональному стану здорового органа.

Відома структура впорядкованого вектора параметрів функціонування СППР:

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

де $\delta_{T,i}, \delta_{\Phi,i}$ – параметри ширини кодуєчого поля контрольних допусків для i -ї ознаки класифікаторів зони спостереження та функціонального стану органу відповідно; x_m – двійковий еталонний вектор класу $X_m^o \in \{T_k^o\} \cup \{\Phi_c^o\}$, що визначає геометричний центр його гіперсферичного контейнера; d_m – кодівий радіус контейнера класу $X_m^o \in \{T_k^o\} \cup \{\Phi_c^o\}$, що побудований в радіальному базисі бінарного простору ознак.

При цьому задано такі обмеження: $d(x_m \oplus x_{cm}) > d_m$, де $d(x_m \oplus x_{cm})$ – кодова відстані між двійковим еталонним (усередненим) вектором класу X_m^o та двійковим еталонним (усередненим) вектором сусіднього до нього класу X_{cm}^o ; $\delta_{T,i} \in [0; \delta_{\max}]$, $\delta_{\Phi,i} \in [0; \delta_{\max}]$, де δ_{\max} – граничне значення ширини поля контрольних допусків.

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування g^* (1), що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) СППР

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

де E_m – інформаційний критерій функціональної ефективності навчання СППР розпізнавати реалізації класу $X_m^o \in \{T_k^o\} \cup \{\Phi_c^o\}$; G_E – допустима область визначення функції КФЕ.

Необхідно в робочому режимі СППР прийняти рішення про належність екзаменаційних реалізацій до одного з класів алфавіту зон спостереження $\{T_k^o\}$ та про відповідність екзаменаційних реалізацій, віднесених до зони інтересу T_1^o , одному з класів алфавіту функціональних станів діагностованого органу $\{\Phi_c^o\}$.

3. ПРИНЦИПИ ФУНКЦІОНУВАННЯ ГАММА-КАМЕРИ

Суть методів ядерної медицини полягає у введенні пацієнту фармпрепарату, що з'єднаний з радіонуклідної міткою [1, 2, 12]. Залежно від введеного радіофармпрепарату він накопичується в тому чи іншому органі. Основним приладом для реєстрації гамма квантів, що випромінюються радіонуклідною міткою, та відновлення просторового розподілу радіофарм-препарату в організмі людини є гамма-камера. Конструктивні особливості гамма-камери [12] дозволяють забезпечити прийнятну з практичних міркувань просторову роздільну здатність і високу швидкість візуалізації гамма-випромінювання від радіофармпрепарату, введеного в організм пацієнта.

Гамма-камера може зафіксувати кінцевий розподіл радіофармпрепарату у вигляді статичного знімку. При цьому зображення збирається з великою експозицією – 5-20 хв. Такий режим використовується, наприклад, для дослідження органів, знаходження пухлин і метастазів. Також може бути проведено і динамічне дослідження, при якому збирається серія зображень, що слідуєть одне за одним з малою експозицією. Цей режим застосовується для функціонального дослідження різних систем організму. При цьому вивчається зміна розподілу радіофармпрепарату в часі.

У загальному вигляді структура гамма-камери, як і інших радіодіагностичних приладів, складається з наступних вузлів (рис. 1): 1) сцинтиляційно-детектуючого пристрою, що здійснює перетворення гамма-випромінювання в фотони і потім – в електричні сигнали; 2) підсилювача електричних імпульсів, що надходять від сцинтиляційно-детектуючого пристрою; 3) електронного пристрою реєстрації та обробки інформації – перетворювача сигналів диференціального дискримінатора в цифрову, графічну або візуальну інформацію; 4) комп'ютера для управління процесом збору даних та їх обробки.

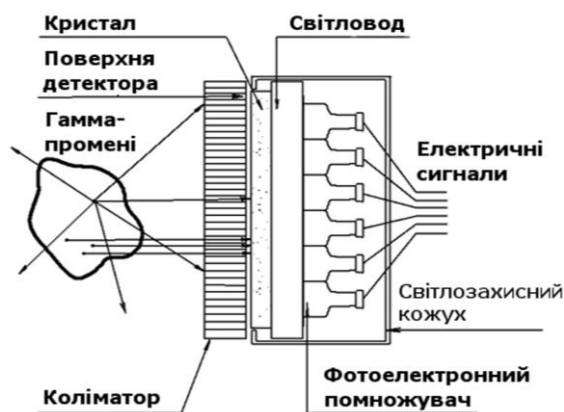


Рис. 1– Структура гамма-камери

Детектуючий пристрій складається, як правило, з двох вузлів: сцинтилятора і набору фотоелектронних помножувачів. Для селекції за напрямком гамма-квантів, що падають на детектор, служить коліматор. На рис. 1 показано, що розташований перед кристалом коліматор дозволяє візуалізувати той чи

інший орган, оскільки падаючі під деяким кутом до центральної осі його отворів гамма-кванти поглинаються свинцевими перегородками і не досягають кристала. Коліматор визначає також геометричне поле зору камери і обумовлює просторову роздільну здатність і чутливість всієї системи. Гамма-кванти, що пройшли крізь отвори коліматора, потрапляють на сцинтиляційний кристал і викликають світловий ефект у вигляді появи сцинтиляцій, які сприймаються фотоелектронними помножувачами, що перетворюють їх в електричні сигнали. Тривалість світлового спалаху в кристалі повинна бути мінімальною для того, щоб не відбувалося накладення на неї подальших сцинтиляцій. Для найбільш поширеного в радіонуклідній діагностиці кристала NaI (Tl) тривалість кожної сцинтиляції становить близько 800 нс.

У сучасних гамма-камерах сцинтилятор має зручну для проведення досліджень чотирикутну форму і розміри – 600 × 450 мм, що забезпечує поле зору 600 × 400 мм. Для реєстрації сцинтиляцій використовують близько 60 фотоелектронних помножувачів з діаметром фотокатода 3 і 2 дюйми. При цьому основні технічні характеристики гамма-камери визначаються якістю блоку детектування, що характеризується корисним полем зору детектора, ступінню неоднорідності поля зору, енергетичною та просторовою роздільними здатностями, нелінійним спотворенням та швидкістю гамма-камери (швидкість рахунку).

Гамма-камери достатньо консервативна техніка в плані конструктивного виконання. Обладнання даного типу досягло меж насичення технічною новизною і основні зміни торкаються програмного забезпечення з метою надання лікарю зручного інструментарію для обробки медичних зображень і постановки діагнозу.

4. ОСНОВНІ АСПЕКТИ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ 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.

З метою автоматичного формування за результатами досліджень пацієнтів навчальної матриці було застосовано кластер-аналіз вхідних даних за алгоритмом К-середніх [10] з використанням дистанційної міри Хеммінга. При цьому ітераційна процедура оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювалася шляхом максимізації в процесі навчання СППР усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2)

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

$$E_m = \left[P_{true,m} - P_{false,m} \right] \log_2 \frac{P_{true,m}}{P_{false,m}} = \begin{cases} P_{true,m} = 0,5D_{1,m} + 0,5D_{2,m} \\ P_{false,m} = 0,5\alpha_m + 0,5\beta_m \\ \alpha_m = 1 - D_{1,m}; D_{2,m} = 1 - \beta_m \end{cases} = \left[D_{1,m} - \beta_m \right] * \log_2 \left(\frac{1 + \left[D_{1,m} - \beta_m \right]}{1 - \left[D_{1,m} - \beta_m \right]} \right), \quad (4)$$

де $\overline{E}^{(k)}$ – усереднене значення КФЄ, 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 КФЄ (2) в гіперпросторі рішень.

Оскільки в задачах багатопараметричної оптимізації важливого значення крім точності обчислень набуває задача підвищення оперативності, то для підвищення оперативності навчання в рамках ІЕІ-технології було обрано алгоритм рою частинок, який на відміну від інших алгоритмів еволюційного програмування, основаних на імітації механізмів природи, відрізняється простотою реалізації та інтерпретабельністю [11]. При цьому участь кінцевого числа частинок в процесі пошуку, а також обміну інформацією між ними гарантують захищеність алгоритму від передчасного «зависання» в локальних екстремумах. Завдяки випадковості розподілу частинок і їх хаотичності в русі з'являється дуже велика імовірність знайти оптимальне рішення за декілька ітерацій. Елемент випадковості в процесі пошуку забезпечується параметрами алгоритму, значення яких генеруються випадковим чином з заданого діапазону $(0,1)$ у відповідності з нормальним законом розподілу $U(0,1)$. Ефективність кожної частинки, тобто її близькість до глобального оптимуму, вимірюється за допомогою наперед визначеної фітнес-функції, роль якої в даному випадку виконує функція КФЄ. Кожна частинка зберігає наступну інформацію: P_j – поточна позиція j -ї частинки; V_j – поточна швидкість частинки, $Pbest_j$ – краща персональна позиція частинки. Краща персональна позиція j -ї частинки – це позиція j -ї частинки, в якій значення фітнес-функції для частинки було максимальним на поточний момент часу. Крім цього, з метою пошуку глобального екстремуму фітнес-функції найкраща частинка шукається в усьому рої, а її позиція позначається як $Gbest$.

Як критерій ефективності навчання системи діагностування розглядалася модифікація інформаційної міри Кульбака [8], в якій відношення правдоподібності представлено у вигляді відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень P_{true} до повної ймовірності помилкового прийняття рішень P_{false} . Для випадку двохальтернативних і рівноймовірних гіпотез міра Кульбака має вигляд:

де $D_{1,m}$ – перша достовірність для класу X_m^o ; $D_{2,m}$ – друга достовірність; α_m – помилка другого роду; β_m – помилка другого роду; n – кількість реалізацій в навчальній вибірці класу X_m^o .

При розрахунку оцінок точнісних характеристик контейнера класу X_m^o згідно з принципом k -найближчих сусідів навчальна матриця найближчого до нього класу розпізнавання формувалася із n реалізацій, найближчих до еталонного вектора x_m

$$\{x_c^{(j)} | j = \overline{1, n}\} \in \left[\bigcup_{c=1}^M X_c^o \right] \setminus X_m^o,$$

Робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію обмежена нерівностями $D_{1,m} \geq 0,5$, $D_{2,m} \geq 0,5$ та $n \geq n_{\min}$, де n_{\min} – мінімально допустимий обсяг векторів-реалізацій в класі.

Нормовану модифікацію критерію (4) представимо у вигляді

$$\hat{E}_m = \frac{E_m}{E_{\max}}, \quad (5)$$

де E_{\max} – значення критерію при $D_{1,m} = 1$ і $\beta_m = 0$.

Вхідними даними для алгоритму екзамену є: M – кількість класів, які СППР навчена розпізнавати; $\{x_m^* | m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання; $\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів побудованих на етапі навчання відповідних контейнерів; $\{x^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій образу, що розпізнається; $\{\delta_i^* | i = \overline{1, N}\}$ – оптимальний вектор параметрів поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який визначено на етапі навчання.

Прийняття діагностичних рішень в режимі екзамену здійснюється за максимальним значенням функції належності, яка, наприклад, для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o має вигляд

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

і обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається.

Таким чином, машинне навчання СППР в рамках ІЕІ-технології полягає в реалізації ітераційної процедури оптимізації параметрів навчання шляхом знаходження глобального максимуму інформаційного КФЕ в робочій 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.

5. РЕЗУЛЬТАТИ ФІЗИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Реалізація запропонованого алгоритму навчання СППР 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) [7].

На рис. 2 показано кадри із серії сцинтиграм динамічного дослідження нирок одного з пацієнтів.

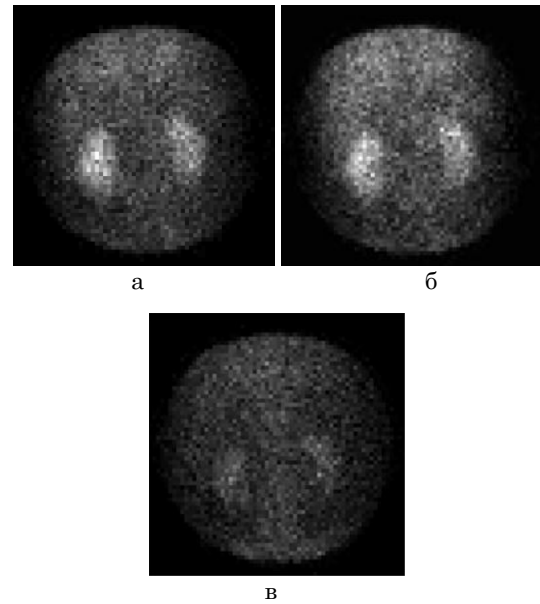


Рис. 2 – Кадри сцинтиграм в різні моменти зчитування після введення радіофармпрепарату: а – 10 хвилин; б – 15 хвилин; в – 20 хвилин

Кожен піксель сцинтиграми характеризується станом лічильника імпульсів (сцинтиляцій) у відповідній координаті матриці гамма-камери. Серія сцинтиграм утворює для кожного пікселя криву “активність-час”, яка має різний вигляд для різних органів і тканин та залежить від їх функціонального стану. З метою дослідження роздільної та сумарної функціональної здатності нирок необхідно виділити області обох нирок і дослідити криві “активність-час”. Для цього пікселі матриці гамма-камери з роздільною здатністю 64×64 розглядаються як апріорно неклаसифікована множина векторів-реалізацій обсягом $n = 4096$, які необхідно автоматично розділити на зони спостереження. Оскільки запис сцинтиграм здійснюється на протязі 20 хвилин в режимі 2 кадр / хвилина, то потужність словника ознак, які беруть участь в класифікаційному аналізі, становить $N = 40$. В даному експерименті потужність алфавіту класів при сегментації сцинтиграми на зони спостереження становить $K = 3$. Області лівої та правої нирок вважаються зонами інтересу і відповідають класу T_1^o . Клас T_2^o відповідає іншим тканинам, що наповнюються кров’ю, а клас T_3^o – клас зони, умовно прийнятої за фонову.

Для підтримки лікарських рішень криву активності в зоні інтересу необхідно подати у вигляді век-

тора-реалізації функціонального стану органу та автоматично класифікувати. З цією метою за архівними медичними зображеннями і відповідними експертними висновками лікарів було сформовано навчальну вибірку класів функціонального стану в зоні лівої нирки.

Обсяг вибірки кожного класу рівний $n_c = 100$. Потужність заданого алфавіту класів функціонального стану нирки становить $C = 3$. При цьому клас Φ_1^o відповідає нормальному функціонуванню нирки, клас Φ_2^o характеризує ураження ниркової паренхіми, клас Φ_3^o – порушення уродинаміки.

На рис. 3 показано динаміку зміни нормованого інформаційного КФЕ (6) в процесі роевої оптимізації контрольних допусків на значення ознак розпізнавання для класифікатора зон спостереження та класифікатора функціонального стану нирки (штрихована ділянка тут і далі позначає робочу область визначення функції КФЕ). В роевому алгоритмі оптимізації використано прозорі межі простору ($\alpha = 1$), при перетині яких КФЕ не обчислюється, що призводить до повернення частинки в простір пошуку. При цьому швидкість частинок обмежена максимальним значенням $V_{\max,i} = 2$, вага інерції становить $w = 0,95$, а константи прискорення ініціалізовані одиничним значенням $c_1 = c_2 = 1,0$, що відповідає відсутності прискорення.

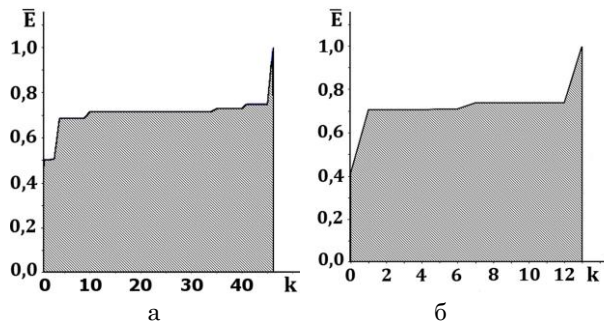


Рис. 3 – Динаміка зміни усередненого нормованого інформаційного КФЕ в процесі роевої оптимізації полів контрольних допусків: а – класифікація зон спостереження; б – класифікація функціонального стану нирки

Аналіз рис. 2 показує, що оскільки значення КФЕ дорівнює ($\bar{E} = 1,0$), то в процесі навчання системи вдалося отримати безпомилкові за навчальними матрицями вирішальні правила. При цьому процес роевої оптимізації контрольних допусків на значення ознак розпізнавання для класифікатора зон спостереження тривав 51 ітерацію, а для класифікатора функціонального стану нирки – 14 ітерації. Процес послідовної оптимізації геометричних параметрів розбиття простору ознак на класи розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків на значення ознак розпізнавання проілюстровано на рис. 4 і рис. 5.

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів T_1^o , T_2^o і T_3^o відповідно рівні: $d_1 = d_2 = d_3 = 7$ (тут і далі в

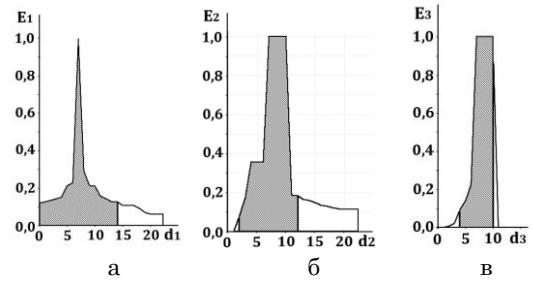


Рис. 4 – Залежність нормованого інформаційного КФЕ (4) від радіусів контейнерів класів зон спостереження: а – клас T_1^o ; б – клас T_2^o ; в – клас T_3^o

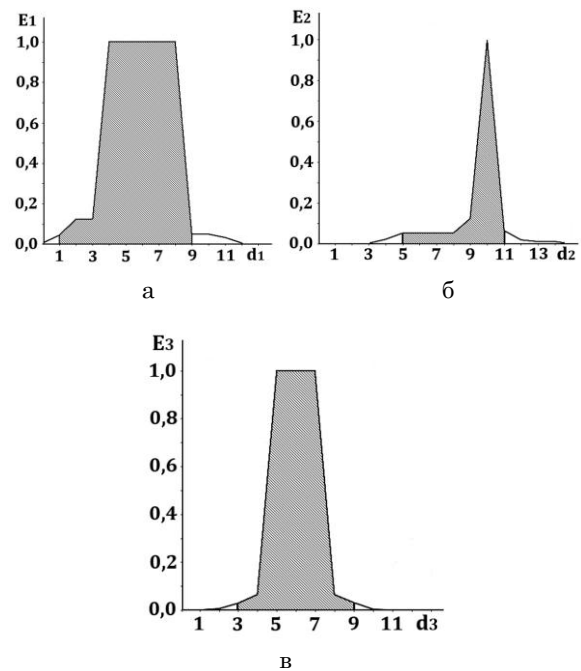


Рис. 5 – Залежність нормованого інформаційного КФЕ від радіусів контейнерів класів функціонального стану нирки: а – клас Φ_1^o ; б – клас Φ_2^o ; в – клас Φ_3^o

кодівих одиницях). Аналіз рис. 5 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів Φ_1^o , Φ_2^o і Φ_3^o відповідно дорівнюють $d_1 = 4$, $d_2 = 10$ і $d_3 = 6$ (в кодівих одиницях).

На рис. 6а показано результат автоматичної сегментації сцинтиграми на три зони спостереження. При цьому штрихова лінія описує правило вибору зон спостереження для діагностики, розмежовуючи зони лівої та правої нирок. На рис. 6б показано результат розпізнавання функціонального стану лівої нирки.

Аналіз рис. 6а показує, що в процесі сегментації вдалося візуалізувати зони знаходження нирок, проте невелика потужність алфавіту класів не дозволила виділити зону лоханки, корково-мозкової області та верхнього, середнього і нижнього сегментів нирок. Рис. 6б показує, що крива “активність-час” для лівої нирки за результатами розпізнавання відповідає нормальному стану без видимих змін і порушень функції нирок.

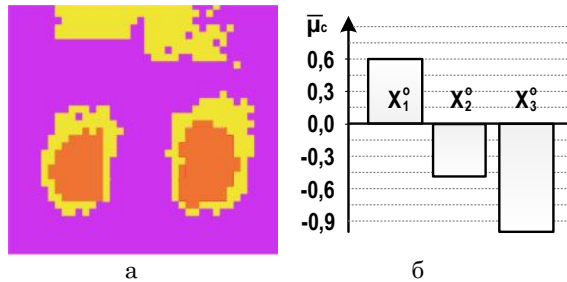


Рис. 6 – Результат сегментації та класифікації: а – зони спостереження; б – функціональний стан лівої нирки

Таким чином в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання було отримано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила для автоматичної класифікації зон інтересу та розпізнавання їх функціонального стану на прикладі динамічного радіонуклідного дослідження нирок.

6. ВИСНОВКИ

В рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології синтезовано безпомилкові за навчальною матрицею і обчислювально-ефективні вирішальні правила для підтримки лікарських рішень в задачах радіонуклідної діагностики, що дозволяє зменшити трудомісткість експертної обробки сцинтиграфічних зображень, підвищити точність діагностики, пропускну здатність гамма-камери і доступність радіонуклідного дослідження для пацієнтів.

За результатами екзамону СППР відмічено необхідність збільшення алфавіту класів зон інтересу при автоматичній сегментації сцинтиграм з метою отримання більш глибокого і детального аналізу. Крім того варто дослідити класифікацію функціонального стану нирок при їх одночасному розгляді.

Intelligent Decision Support System for Medical Radioisotope Diagnostics with Gamma-camera

A.S. Dovbysh¹, V.V. Moskalenko¹, A.S. Rizhova¹, O.V. Dyomin²

¹ Sumy State University, 2, Rimsky Korsakov Str., 40007 Sumy, Ukraine

² Institute for Scintillation Materials NAS of Ukraine, 60, Lenina Ave., 61001 Kharkiv, Ukraine

Method of information synthesis of a decision support system for radionuclide diagnostics of human organs during dynamic observation on gamma camera is proposed. By way of example, the process of diagnosis kidneys' functional state is considered. Segmentation algorithm of scintigrams series based on information-extreme cluster analysis of time-spatial vectors of impulse counter changes in gamma detector and algorithm of recognition functional state of kidneys using renogram curves based on information-extreme machine learning are developed. Information-extreme algorithms based on adaptive binary coding of feature values and on optimization of geometrical parameters of feature space partitioning into classes equivalence during the process of maximizing of decision support system's information ability are developed.

The results of parameters optimization of decision rules using the particle swarm algorithm are analyzed. The results of the automatic segmentation of scintigraphic data intended to highlight regions of interests, result of automatic classification of renogram curves intended to make-diagnosis are shown.

Keywords: Segmentation, Cluster-analysis, Information-extreme intellectual technology, Set of classes, feature set, Radionuclide diagnostics, Gamma-camera, Optimization, Swarm algorithm.

Интеллектуальная система радионуклидной медицинской диагностики на гамма-камере

А.С. Довбыш¹, В.В. Москаленко¹, А.С. Рыжова¹, О.В. Дёмин²

¹ Сумский государственный университет, ул. Римского-Корсакова, 2, 40007 Сумы, Украина

² Институт сцинтилляционных монокристаллов НАН Украины, пр. Ленина, 60, 61001 Харьков, Украина

Предлагается метод информационного синтеза системы поддержки принятия решений для радионуклидной диагностики органов человека при динамическом обследовании на гамма-камере. Как пример, рассмотрен процесс диагностики функционального состояния почек. Разработан алгоритм сегментации серии сцинтиграм на основании информационно-экстремального кластер-анализа пространственно-временных векторов изменения счетчика импульсов в пикселях гамма-детектора и алгоритм информационно-экстремального машинного обучения для распознавания функционального состояния почек за ренографической кривой. Разработанные алгоритмы основываются на адаптивном двоичном кодировании признаков распознавания и оптимизации геометрических параметров разбиения пространства признаков на классы эквивалентности в процессе максимизации информационной способности системы поддержки принятия решений. Анализируются результаты роевой оптимизации решающих правил и показано результаты автоматической сегментации сцинтиграфических данных с целью выделения зон интереса и автоматической классификации ренограмм для формирования диагностического вывода.

Ключевые слова: Гамма-камера, Радионуклидный препарат, Сцинтиграмма, Оптимизация, Сегментация, Кластер-анализ, Информационный критерий, Радионуклидная диагностика.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ю.Б. Лашманов, В.И. Чернова, *Радионуклидная диагностика для практикующих врачей* (Томск: SST: 2004) (Yu.B. Lashmanov, V.I. Chernova, *Radionuklidnaya diagnostika dlya praktikuyushchikh vrachey* (Tomsk: SST: 2004)).
2. А.Л. Юдин, *Радионуклидная диагностика: Учебное пособие для студентов медицинских вузов* (Москва: Издательский дом "Русский врач": 2012) (A.L. Yudin, *Radionuklidnaya diagnostika: Uchebnoye posobiye dlya studentov meditsinskikh vuzov* (Moskva: Izdatelskiy dom "Russkiy vrach": 2012)).
3. P. Suar pang, K. Dejhan, S. Yimman, *Int. J. Innov. Comput. I 11 No 1, 87* (2015).
4. *Automatic Compartment Modelling and Segmentation for Dynamical Renal Scintigraphies* (Ed. D. Ståhl, K. Åström, N.C. Overgaard, M. Landgren, K. Sjöstrand, L. Edenbrandt) (Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag: 2011).
5. K. Hamrouni, N. Khelifa, *Int. Arab. J. Inf. Techn. 3 No 2, 118* (2006).
6. H. Zaidi, *Quantitative Analysis in Nuclear Medicine Imaging* (New York, USA: Springer Science & Business Media Inc: 2006).
7. V. Šmidl, O. Tichy, *IEEE T. Med. Imaging 34 No 1, 258* (2015).
8. A.S. Dovbysh, N.N. Budnyk, V.V. Moskalenko, *J. Automat. Inform. Sci. 44 No 10, 35* (2012).
9. А.С. Довбиш, *Основы проектирования интеллектуальных систем* (Суми: СумДУ: 2009) (A.S. Dovbysh, *Osnovy proektuvannya intelektualnykh system* (Sumy: SumDU: 2009)).
10. R. Xu, C.D. Wunsch II, *Clustering* (Canada: IEEE Press, John Wiley & Sons: 2009).
11. Е.А. Вершовский, *Известия ЮФУ. Технические науки 7 № 5, 102* (2010) (Ye.A. Vershovskiy, *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskiye nauki 7 No 5, 102* (2010)).
12. А.В. Гектин, А.В. Демин, В.Ю. Педаш, *Медицинские гамма-камеры – тенденции и динамика развития* (Харьков: «Институт монокристаллов»: 2007) (A.V. Gektin, A.V. Fomin, V.Yu. Pedash, *Meditinskiye gamma-kamery — tendentsii i dinamika razvitiya* (Kharkov: «Institut monokristallov»: 2007)).