

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ НА ГАММА-КАМЕРІ

Пропонується метод інформаційного синтезу системи підтримки прийняття рішень для радіонуклідної діагностики органів людини при динамічному обстеженні на гамма-камері. Як приклад розглянуто процес діагностування функціонального стану нирок. Розроблено алгоритм сегментації серії скінтиграм на основі інформаційно-екстремального кластер-аналізу просторово-часових векторів зміни яскравості пікселів 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. Запропоновано модифікацію інформаційного критерію ефективності машинного навчання, що є функціоналом від помилки другого роду та першої достовірності. Аналізуються результати роєвої оптимізації вирішальних правил та показано результати автоматичної сегментації скінтиграфічних даних з метою виділення зон інтересу і автоматичної класифікації ренограм для формування діагностичного висновку. Потужність алфавіту класів функціонального стану нирки становить три класи. Перший клас характеризує нормальний стан без видимих порушень функції нирок. Другий клас характеризує ураження ниркової паренхіми. Третій клас характеризує порушення уродинаміки. Зроблено висновок про достовірність отриманих вирішальних правил.

Ключові слова: сегментація, кластер-аналіз, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, алфавіт класів, словник ознак, радіонуклідна діагностика, гамма-камера, оптимізація, роєві алгоритми.

НОМЕНКЛАТУРА

DICOM – Digital Imaging and COmmunications in Medicine;

КФЕ – критерій функціональної ефективності;

ІЕІ – інформаційно-екстремальна інтелектуальна;

СППР – система підтримки прийняття рішень;

C – кількість функціональних станів органу людини,

що діагностується;

c_1 – ваговий коефіцієнт для формули шидкості;

c_2 – ваговий коефіцієнт для формули шидкості;

$D_{1,m}$ – перша достовірність для класу X_m^o ;

$D_{2,m}$ – друга достовірність;

d_m – кодовий радіус контейнера класу X_m^o ;

E_m – інформаційний критерій функціональної ефективності навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o ;

G_E – робоча (допустима) область визначення функції КФЕ;

G_n – область допустимих значень кількості охоплених контейнерами векторів;

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

M – потужність алфавіту класів розпізнавання;

m – номер поточного класу розпізнавання;

N – кількість пікселів скінтиграфічного знімку;

n – кількість векторів, що відповідають пікселям знімку гамма-камери;

n_c – кількість спостережень c -го функціонального стану;

$v_{\max,i}$ – максимальне значення i -ї ознаки в навчальній матриці $\{v_i^{(j)}\}$;

w – константа прискорення;

x_m – двійковий еталонний вектор класу X_m^o , що виз-

начає геометричний центр його гіперсферичного контейнера;

$\bar{u}_{1,i}$ – середнє вибіркве значення i -ї ознаки в базовому класі X_1^o ;

α_m – помилка першого роду;

β_m – помилка другого роду;

δ_{\max} – граничне значення ширини поля контрольних допусків;

$\delta_{T,i}$ – параметр ширини поля контрольних допусків для i -ї ознаки класифікатора зони спостереження;

$\delta_{\Phi,i}$ – параметр ширини поля контрольних допусків для i -ї ознаки класифікатора функціонального стану органу.

ВСТУП

Радіонуклідні дослідження функціонального стану внутрішніх органів людини характеризуються високою інформативністю, неінвазивністю та низьким променевим навантаженням [1]. При цьому гармонічне поєднання новацій в області математичних алгоритмів візуалізації діагностичних даних та розробки скінтиляційних детекторів забезпечують неперервний прогрес в даній області. Однак, незважаючи на суттєве розширення обсягу діагностичних даних і можливості їх візуального подання, остаточно прийняття рішень все ще залишається за лікарем, від професійного рівня якого залежить достовірність діагностичного висновку [2].

Спостереження при радіонуклідній діагностиці є багатовимірними, а саме дослідження відбувається за довільних початкових умов, тому 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 біонічні та статистичні підходи до аналізу даних характеризуються не високою достовірністю і вимагають значних обчислювальних ресурсів [3]. На підвищення ефективності машинного навчання спрямована інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (IEI-технологія), в якій 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 [4].

У статті розглядається задача інформаційного синтезу в рамках IEI-технології здатної навчатися СППР для функціонального обстеження нирок. При цьому для оптимізації параметрів функціонування СППР запропоновано використовувати алгоритм рою частинок.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай дано апіорно неklasифікований набір просторово-часових векторів одного динамічного дослідження органів $\{v_i^{(j)} | j = \overline{1, n}; i = \overline{1, N}\}$ на гамма-камері, та алфавіт класів $\{T_k^o | k = \overline{1, K}\}$, що характеризує тип зони спостереження. При цьому клас T_1^o є базовим і відповідає зоні інтересу. Для зони інтересу задано алфавіт просторово-часових образів $\{\Phi_c^o | c = \overline{1, C}\}$, що характеризує функціональний стан досліджуваного органу людини і відповідна апіорно класифікована навчальна матриця типу об'єкт-властивість $\{y_{c,i}^{(j)} | j = \overline{1, n_c}; i = \overline{1, N}; c = \overline{1, C}\}$. Клас Φ_1^o є базовим і відповідає функціональному стану здорового органа. Відома структура вектора параметрів функціонування СППР:

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

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 вектором сусіднього до нього класу X_{cm}^o ; $\delta_{T,i} \in [0; \delta_{\max}]$, $\delta_{\Phi,i} \in [0; \delta_{\max}]$.

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

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E} \{E_m\}.$$

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 $\{\Phi_c^o\}$.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Ефективність автоматизованої інтерпретації результатів радіонуклідного дослідження багато в чому залежить від якості виконання сегментації. У задачах сегментації медичних зображень набули значного поширення методи порогової сегментації [5], методи, основані на моделях, подібних активному контуру [6], і моделі «Snake» [7] та методи нарощування областей [8]. Однак у випадку сцинтиграфічних зображень наявність шуму, слабка контрастність і відсутність стабільних відмінностей окремих областей обумовлюють невисоку ефективність даних підходів і для покращення результатів потребують інтерактивної взаємодії з користувачем. Останнім часом активно досліджуються алгоритми автоматичної сегментації зображень, що основані на ідеях і методах машинного навчання та кластер-аналізу. В праці [9] розглядається реалізація алгоритмів автоматичної сегментації медичних зображень на основі алгоритмів машинного навчання, де вказано про необхідність використання великого обсягу навчальних зразків і їх ретельної розмітки експертами. В праці [10] досліджено використання методів кластер-аналізу для сегментації знімків магніто-резонансного обстеження, де відмічено чутливість до вибору початкових параметрів і невисоку оперативність відповідних алгоритмів.

Переважає більшість публікацій, пов'язаних з автоматизацією інтерпретації сцинтиграфічних знімків, присвячені сегментації знімків статичного дослідження, або сегментації сумарного зображення із серії кадрів функціонального обстеження [6, 7]. Однак в цьому випадку алгоритми сегментації ігнорують інформацію про динаміку проходження радіофармпрепарату і не дозволяють врахувати анатомофізіологічну мінливість органів. Крім того, традиційні методи машинного навчання не забезпечують високу достовірність класифікації функціонального стану зон інтересу, оскільки в умовах обмеженого обсягу навчальних вибірок вони ігнорують перетин класів в просторі ознак розпізнавання [3, 9].

Таким чином, з метою усунення визначених недоліків перспективним є розробка інтелектуальної СППР для функціонального обстеження на гамма-камері, яка б враховувала динаміку проходження фармпрепарату на етапі автоматичної сегментації та забезпечувала високу достовірність рішень в умовах обмеженого обсягу навчальних даних на етапі розпізнавання функціонального стану в зоні інтересу.

3 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

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 64x64 розглядаються як апіорно неklasифікована множина векторів-реалізацій обсягом $n = 4096$, які необхідно автоматично розділити на зони спостереження. Оскільки запис сцинтиграм здійснюється на протязі 20 хвилин в режимі два кадри / хвилина, то потужність словника ознак, які беруть участь в класифікаційному аналізі, становить $N = 40$. В даному експерименті потужність алфавіту класів при сегментації сцинтиграм на зони спо-

стерезення становить $K = 3$. Области лівої та правої нирки вважаються зонами інтересу і відповідають класу T_1^o . Клас T_2^o відповідає іншим кровонаповненим тканинам, а клас T_3^o – клас зони, умовно прийнятої за фонову.

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

Інформаційно-екстремальне машинне навчання полягає в трансформації апріорно-нечіткого простору первинних ознак розпізнавання в чітку еквівалентність класів, контейнери яких відновлюються в радіальному базисі вторинних ознак двійкового простору Хеммінга [4]. Перехід до бінарного простору ознак здійснюється шляхом порівняння значень первинних ознак зі значеннями верхнього $A_{B,i}$ і нижнього $A_{H,i}$ контрольних допусків:

$$A_{H,i} = \overline{y_{1,i}} - \delta_{\Phi,i}, \quad A_{B,i} = \overline{y_{1,i}} + \delta_{\Phi,i}.$$

Базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання [4] реалізує оптимізацію геометричних параметрів розбиття простору ознак. При цьому оптимізація кодового радіусу d_m гіперсферичного контейнера класу X_m^o відбувається в процесі знаходження максимуму інформаційного критерію в робочій області визначення його функції

$$E_m^* = \max_{G_d} E_m,$$

де $G_d = \{0, 1, \dots, d < d(x_m \oplus x_{cm})\}$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною $x_m \in X_m^o$.

У випадку апріорно некласифікованої навчальної матриці $\{v_i^{(j)} \mid j = \overline{1, n}; i = \overline{1, N}\}$, яку необхідно розбити на класи еквівалентності $\{T_k^o \mid k = \overline{1, K}\}$, формування вирішальних правил запропоновано здійснювати в процесі інформаційно-екстремального кластер-аналізу. При цьому межі поля контрольних допусків для i -ї ознаки обчислюється за формулами:

$$A_{H,i} = v_{\max,i} - \delta_{T,i}, \quad A_{B,i} = v_{\max,i}.$$

Розглянемо основні етапи реалізації базового алгоритму інформаційно-екстремальної кластеризації CLUSTERING_1 діагностичних даних на K кластерів:

1. Формування множини двійкових векторів $\{z^{(j)} \mid j = \overline{1, r}\}$, що є потенційними початковими центрами контейнерів, шляхом копіювання двійкової матриці

$\{x_i^{(j)}\}$, видалення в ній однакових векторів та сортування решти векторів в порядку збільшення кількості одиничних координат.

2. Формування початкових центрів контейнерів $\{x_k \mid k = \overline{1, K}\}$ за правилом рівномірного збільшення кількості одиниць в центрах упорядкованого алфавіту

$$x_k = \begin{cases} z^{(1)}, k = 1; \\ z^{(r \lfloor (k-1)/(K-1) \rfloor)}, 1 < k < K; \\ z^{(r)}, k = K. \end{cases}$$

3. Кластер-аналіз двійкової матриці класу $\{x_i^{(j)}\}$ за алгоритмом К-середніх [11], з використанням дистанційної міри Хеммінга, та формування множини оптимальних центрів кластерів x_m^* .

4. Оптимізація радіуса контейнерів здійснюється за ітераційною процедурою $d_k^* = \arg \max_{G_d \cap G_n} \{\overline{E}(d_k)\}$.

5. Зупин.

Ітераційна процедура оптимізації впорядкованого вектора параметрів поля контрольних допусків $\langle \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_i, \dots, \delta_{N-1}, \delta_N \rangle$ для ознак розпізнавання реалізує механізм адаптивного двійкового кодування ознак і полягає в максимізації усередненого за алфавітом класів ($\{\Phi_c^o$ чи $\{T_k^o\}$) інформаційного критерію \overline{E}

$$\langle \delta_i^* \rangle = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_d \cap G_E} \{\overline{E}\} \right\}. \quad (2)$$

Для оптимізації вектора параметрів полів контрольних допусків $\langle \delta_i \rangle$, який впливає на функціональну ефективність СППР, запропоновано використовувати алгоритм рою частинок, оскільки він дозволяє знайти глобальний максимум КФЕ, не потребує початкових наближень і відрізняється простотою реалізації [11]. 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 КФЕ. Кожна частинка зберігає наступну інформацію: P_j – поточна позиція j -ї частинки; V_j – поточна швидкість частинки, $Pbest_j$ – краща персональна позиція частинки, що характеризується максимальним на поточний момент часу значенням фітнес-функції. Крім цього, з метою пошуку глобального екстремуму фітнес-функції найкраща частинка шукається в усьому рої, а її позиція позначається як $Gbest$. Якщо позначити $J[P_j(k)]$ як значення фітнес-функції для j -ї частинки на

k -й ітерації, то нові значення найкращої персональної $Pbest$ та глобальної $Gbest$ позицій обчислюються за правилами:

$$Pbest_j(k+1) = \begin{cases} Pbest_j(k) & \text{якщо } J(P_j(k+1)) \leq J(Pbest_j(k)), \\ P_j(k+1) & \text{якщо інакше;} \end{cases}$$

$$Gbest(k+1) = \arg \max_j \{J(Pbest_j(k+1))\}$$

На кожній ітерації алгоритму рою частинок i -та компонента швидкості $V_{j,i}(k+1)$ та положення $P_{j,i}(k+1)$ j -ї частинки частинки оновлюється і визначаються за формулами:

$$V_{j,i}(k+1) = wV_{j,i}(k) + c_1r_{1,i}(k) * [Pbest_{j,i}(k) - P_{j,i}(k)] + c_2r_2(k) * [Gbest_j - P_{j,i}(k)],$$

$$P_{j,i}(k+1) = P_{j,i}(k) + V_{j,i}(k+1),$$

де $r_{1,i}(k) = U(0,1)$, $r_{2,i}(k) = U(0,1)$.

Алгоритм рою частинок виконує повторення обчислення нових позицій і швидкості частинок до тих пір, доки не буде досягнуто задане число ітерацій чи до тих пір, доки приріст швидкості не стане близький до нуля.

Як критерій ефективності навчання класифікатора розпізнавати клас X_m^o розглядається модифікація інформаційної міри Кульбака [5], яка є функціоналом від першої достовірності $D_{1,m}$ та помилки другого роду β_m :

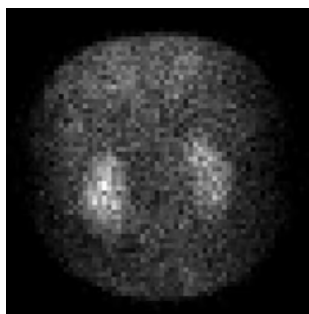
$$E_m = [D_{1,m} - \beta_m] \cdot \log_2 \left(\frac{1 + [D_{1,m} - \beta_m]}{1 - [D_{1,m} - \beta_m]} \right). \quad (3)$$

Робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію обмежена нерівностями $D_{1,m} \geq 0,5$, $D_{2,m} = 1 - \beta_m \geq 0,5$.

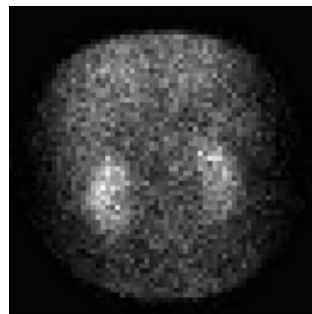
Нормовану модифікацію критерію (3) представимо у вигляді

$$E_m^{(k)'} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (4)$$

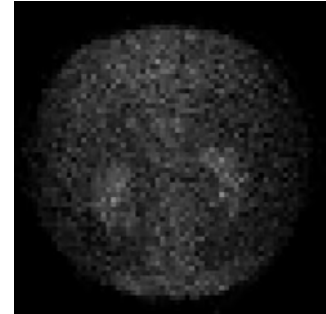
де E_{\max} – максимальне значення критерію (3), розраховане при: $D_{1,m}^{(k)} = 1$ и $\beta_m^{(k)} = 0$.



а



б



в

Рисунок 1 – Кадри сцинтиграм в різні моменти зчитування після введення радіофармпрепарату: а – 10 хвилин; б – 15 хвилин; в – 20 хвилин

У режимі екзамену рішення про належність вектора реалізації $x^{(j)}$ одному з класів алфавіту $\{X_m^o\}$ приймається шляхом обчислення геометричної функції належності

$$\mu_m^* = \max_{\{m\}} \{\mu_m\},$$

де μ_m – функція належності вектора $x^{(j)}$ до контейнера класу X_m^o , обчислюється за правилом:

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

де $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань від центра контейнера класу X_m^o до вектора $x^{(j)}$.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Реалізація алгоритму навчання СППР здійснювалася за даними, що накопичені у сховищі медичних зображень кластерного комплексу в Інституті сцинтиляційних матеріалів НАН України і представлені у форматі DICOM [1]. На рис. 1 показано декілька кадрів із серії сцинтиграм динамічного дослідження нирок одного з пацієнтів.

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.

На рис. 2 показано динаміку зміни інформаційного КФЕ (3) в процесі розв'язування оптимізації полів 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). У розв'язуванні алгоритмі оптимізації використано швидкість частинок обмежена максимальним значенням $V_{\max,j} = 2$, вага інерції становить $w = 0,95$, а константи прискорення рівні одиниці $c_1 = c_2 = 1,0$.

Аналіз рис. 2 показує, що процес розв'язування оптимізації контрольних допусків на значення ознак розпізнавання для класифікатора зон спостереження тривав 51 ітерацію, а для класифікатора функціонального стану нирки – 14 ітерацій.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

В результаті оптимізації полів контрольних допусків вдалося побудувати чітке розбиття простору ознак на класи еквівалентності. Залежність нормованого інформаційного критерію (4) від значень геометричних параметрів розбиття проілюстровано на рис. 3 та рис. 4. Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів T_1^o, T_2^o та T_3^o відповідно рівні: $d_1 = d_2 = d_3 = 7$ (тут і далі в кодових одиницях). При цьому міжцентрові відстані контейнерів класів рівні $d(x_1 \otimes x_2)=11$, $d(x_1 \otimes x_3)=13$ та $d(x_2 \otimes x_3)=15$ відповідно.

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальні значення радіусів гіперсферичних контейнерів класів Φ_1^o, Φ_2^o та Φ_3^o

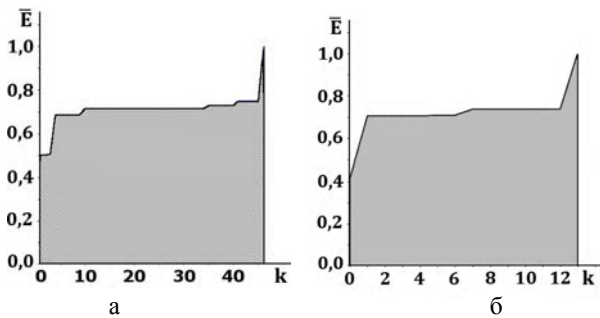


Рисунок 2 – Динаміка зміни усередненого нормованого інформаційного КФЕ в процесі роевої оптимізації полів контрольних допусків: а – класифікатор зон спостереження; б – класифікатор функціонального стану нирки

відповідно рівні: $d_1 = 4$, $d_2 = 10$ та $d_3 = 6$. При цьому міжцентрові відстані контейнерів класів рівні $d(x_1 \otimes x_2)=15$, $d(x_1 \otimes x_3)=13$ та $d(x_2 \otimes x_3)=14$ відповідно.

На рис. 5а 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. 5б показано результат розпізнавання функціонального стану лівої нирки.

Аналіз рис. 5а показує, що в процесі сегментації вдалося візуалізувати зони знаходження нирок.

Рис. 5б показує, що крива «активність-час» для лівої нирки за результатами розпізнавання відповідає нормальному стану без видимих змін і порушень функції нирок.

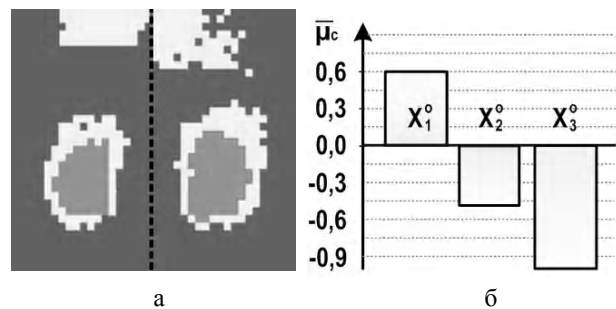


Рисунок 5 – Результат сегментації та класифікації: а – зони спостереження; б – функціональний стан лівої нирки

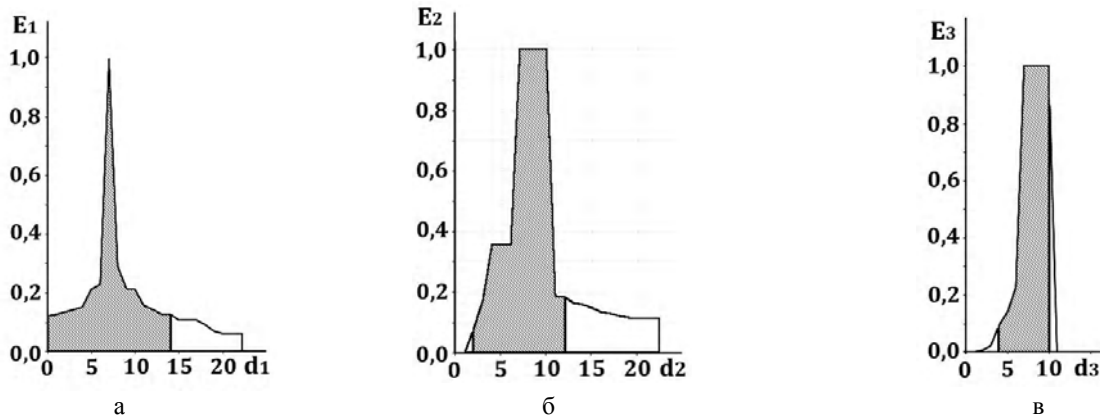


Рисунок 3 – Залежність нормованого інформаційного КФЕ від радіусу контейнера класів зон спостереження: а – T_1^o ; б – T_2^o ; в – T_3^o

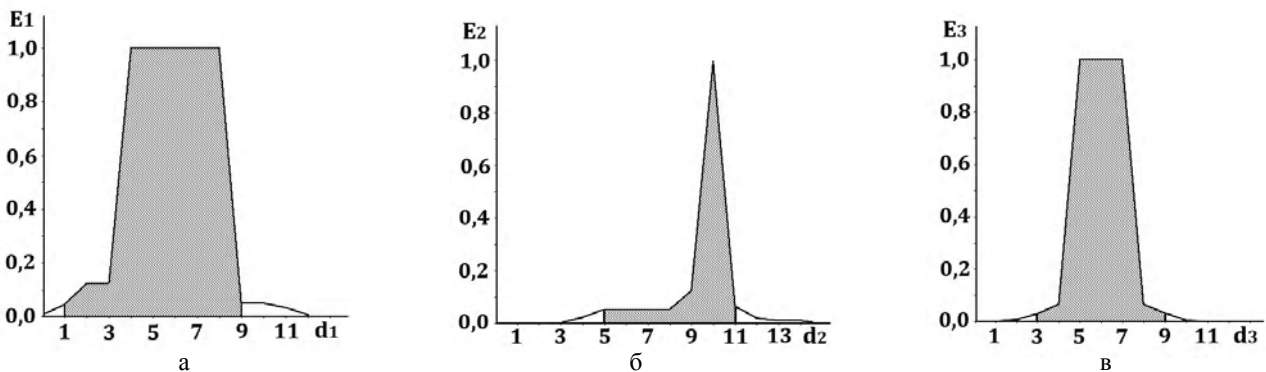


Рисунок 4 – Залежність нормованого інформаційного КФЕ від радіусу контейнера класів функціонального стану нирки: а – Φ_1^o ; б – Φ_2^o ; в – Φ_3^o

6 ОБГОВОРЕННЯ

Аналіз результатів інформаційно-екстремального машинного навчання свідчить про отримання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил для автоматичної класифікації зон інтересу та розпізнавання їх функціонального стану на прикладі динамічного радіонуклідного дослідження нирок. При цьому середнє значення радіусів контейнерів класифікатора зон спостереження дорівнює $\bar{d}_C^* = 7$, а середня міжцентрова відстань класів зон спостереження – $\bar{d}_{CC}^* = 13$. Коефіцієнт нечіткості для розбиття простору ознак на кластери дорівнює

$$L_C^* = \frac{\bar{d}_C^*}{\bar{d}_{CC}^*} = 0,53.$$

Середнє значення радіусів контейнерів класифікатора функціонального стану в зоні інтересу дорівнює $\bar{d}_\Phi^* = 6,66$, а середня міжцентрова відстань класів функціонального стану – $\bar{d}_{\Phi\Phi}^* = 14,0$. При цьому коефіцієнт нечіткості для розбиття простору ознак на класи еквівалентності дорівнює :

$$L_\Phi^* = \frac{\bar{d}_\Phi^*}{\bar{d}_{\Phi\Phi}^*} = 0,47.$$

Таким чином, заводозахищеність вирішальних правил для автоматичної сегментації нижча від заводозахищеності класифікатора функціональних станів в зоні інтересу і обумовлює потенційну заводозахищеність СППР в цілому. При цьому коефіцієнт нечіткості класифікатора зон спостереження близький до 0,5, що прийнятно для умов медичної діагностики [4].

Аналіз результатів екзамену СППР показує, що невелика потужність алфавіту класів не дозволила виділити зону лоханки та корково-мозкової області сегментів нирок. Тому, подальші дослідження варто присвятити збільшенню алфавіту класів зон інтересу при автоматичній сегментації скінтиграм з метою отримання більш глибокого і детального аналізу. Крім того з метою розширення алфавіту діагностичних рішень варто дослідити класифікацію функціонального стану нирок при їх одночасному розгляді.

ВИСНОВКИ

Наукова новизна одержаних результатів полягає у тому, що:

– вперше запропоновано метод сегментації серії скінтиграм динамічного радіонуклідного дослідження на основі інформаційно-екстремального кластер-аналізу, що дозволяє враховувати інформацію про динаміку проходження радіофармпрепарату через нирки і реалізувати автоматичне виділення зон інтересу за оптимальними в інформаційному сенсі вирішальними правилами;

– вперше запропоновано метод синтезу класифікатора функціонального стану нирки за кривою активності в зоні інтересу на основі інформаційно-екстремального машинного навчання, що дозволяє отримати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила в умо-

вах обмежених за обсягом навчальних вибірок та перетину класів в просторі ознак і таким чином реалізувати автоматичне формування діагностичного висновку;

– удосконалено метод інформаційно-екстремального кластер-аналізу за рахунок переходу до бінарного простору ознак та формування початкових центрів кластерів за правилом рівномірного збільшення кількості одиниць, що дозволяє в процесі відносно невеликої кількості ітерацій розв'язати оптимізацію контрольних допусків на значення ознак отримати безпомилкові вирішальні правила для апріорно впорядкованого алфавіту класів.

Практична цінність отриманих результатів для комп'ютеризованої медицини полягає у формуванні сучасної науково-методологічної основи проектування здатних навчатися СППР для функціонального обстеження на гамма-камері. При цьому результати імітаційного моделювання підтверджують високу ефективність отриманих вирішальних правил при виявленні стану ураження ниркової переніми та порушення уродинаміки нирок.

ПОДЯКИ

Автори висловлюють подяку завідувачу лабораторії Інституту скінтіляційних матеріалів к.т.н. Дьоміну А. В. за надані експериментальні дані.

Робота виконана в рамках держбюджетної науково-дослідницької теми «Інтелектуальна система керування навантаженням і ресурсами розподіленого обчислювального середовища з підвищеною інформаційною безпекою» на базі лабораторії інтелектуальних систем кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Гектин А. В. Медицинские гамма-камеры – тенденции и динамика развития / А. В. Гектин, А. В. Демин, В. Ю. Педаш // Сцинтилляционные материалы. Получение, свойства, применение. Сборник под редакцией Б. В. Гринева. – Харьков : «Институт монокристаллов», 2007. – 416 с.
2. Лишманов Ю. Б. Радионуклидная диагностика для практических врачей / Ю. Б. Лишманов, В. И. Чернова. – Томск : SST, 2004. – 394 с.
3. Люггер Дж. Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем / Дж. Ф. Люггер. – М. : Вильямс. – 2003. – 864 с.
4. Moskalenko V. V. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // Journal of automation and information sciences. New York : Begell House Inc. – 2012. – Vol. 44, Issue 10. – P. 35–44.
5. Sujji G. E. MRI Brain Image Segmentation based on Thresholding / G. E. Sujji, Y. V. S. Lakshmi, G. W. Jiji // International Journal of Advanced Computer Research. – 2013. – Vol. 3, No.1, Issue 8. – P. 97–101.
6. The estimation of GFR and ERPF using adaptive edge-based active contour for the segmentation of structures in dynamic renal scintigraphy / P. Suapang, K. Dejhan, S. Yimman // International Journal of Innovative Computing, Information and Control. – 2015. – Vol. 11, No. 1. – P. 87–103.
7. Landgren M. Segmentation of medical images. Applications in echocardiography and nuclear medicine / M. Landgren. – Sweden, Lund : MediaTryck, 2014. – 73 p.
8. Thakur A. A. Local Statistics Based Region Growing Segmentation Method for Ultrasound Medical Images / A. A. Thakur, R. S. Anand // World Academy of Science, Engineering and Technology. – Connecticut, CT 06878, USA : WASET, 2007. – № 10. – P. 914–919.

9. Gonzalez F. A. Biomedical Image Analysis and Machine Learning Technologies: Applications and Techniques / F. A. Gonzalez, E. Romero. – Hershey, USA : IGI, 2009. – 390 p.
10. Patel S. Analysis Of Clustering Algorithms for MR Image Segmentation Using IQI / S. Patel, K. S. Patnaik // 2nd International Conference on Communication, Computing & Security, Toronto, Ontario, Canada, 10 June 2012 : proceedings. – Elsevier Ltd, 2012. – Vol. 6. – P. 387–396.
11. Вершовский Е. А. Роевой алгоритм оптимизации в задаче кластеризации мультиспектрального снимка / Е. А. Вершовский // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 5. – С. 102–107.

Стаття надійшла до редакції 28.07.2015.
Після доробки 11.08.2015.

Москаленко В. В.¹, Рижова А. С.², Довбыш А. С.³

¹Канд. техн. наук, старший преподаватель кафедры компьютерных наук Сумського державного університету, Суми, Україна

²Аспирант кафедры компьютерных наук Сумського державного університету, Суми, Україна

³Д-р технических наук, профессор, заведующий кафедрой компьютерных наук Сумського державного університету

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ НА ГАММА-КАМЕРІ

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 скинтиграмм на основании информационно-экстремального кластер-анализа пространственно-временных векторов изменения яркости пикселей 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. Предложено модификацию информационного критерия эффективности машинного обучения, который есть функционалом от ошибки второго рода и первой достоверности. Анализируются результаты роевой оптимизации решающих правил и показано результаты автоматической сегментации скинтиграфических данных с целью выделения зон интереса и автоматической классификации ренограмм для формирования диагностического вывода. Мощность алфавита классов функционального состояния почки составляет три класса. Первый класс характеризует нормальное состояние без видимых нарушений функции почек. Второй класс характеризует поражения почечной паренхимы. Третий класс характеризует нарушения уридинамики. Сделан вывод о достоверности полученных решающих правил.

Ключевые слова: сегментация, кластер-анализ, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, алфавит классов, словарь признаков, радионуклидная диагностика, гамма-камера, оптимизация, роевые алгоритмы.

Moskalenko V. V.¹, Rizhova A. S.², Dovbysh A. S.³

¹Ph.D., Senior lecturer of Computer Science department of Sumy State University, Sumy, Ukraine

²Postgraduate student of Computer Science department of Sumy State University, Sumy, Ukraine

³Dr. Sc., Professor, head of Computer Science department of Sumy State University, Sumy, Ukraine

INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM FOR FUNCTIONAL DIAGNOSTICS WITH GAMMA CAMERA

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 series of scintigrams based on information-extreme cluster analysis of time-spatial vectors of pixel brightness changing, algorithm of recognition functional state of kidneys using renogram curves based on information-extreme machine learning are developed. The 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. The modified information criterion for estimate efficiency of machine learning which expressed in terms of false omission rate and positive predictive value is proposed. The results of parameters optimization of decision rules using the particle swarm algorithm are analyzed. The result 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. Set of classes characterized three functional states of kidneys. The first class characterizes the normal state of renal function without any apparent violations. The second class characterizes renal parenchymal disease. The third class characterizes a impaired impaired urinary dynamics. It was concluded about the accuracy of the decision rules.

Keywords: segmentation, cluster-analysis, information-extreme intellectual technology, set of classes, feature set, radionuclide diagnostics, gamma-camera, optimization, swarm algorithm.

REFERENCES

1. Gektin A. V., Demin A. V., Pedash V. Ju. Medicinskie gamma-kamery – tendencii i dinamika razvitiia, *Scintilljacionnye materialy. Poluchenie, svoystva, primenenie. Sbornik pod redakciej B.V. Grinjova*. Har'kov, «Institut monokristallov», 2007, 416 p.
2. Lishmanov Ju. B., Chernova V. I. Radionuklidnaja diagnostika dlja prakticheskikh vrachej. Tomsk, SST, 2004, 394c.
3. Ljagger Dzh. F. Iskusstvennyj intellekt. Strategii i metody reshenija slozhnyh problem. Moscow, Vil'jams, 2003, 864 p.
4. 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*. New York, Begell House Inc., 2012, Vol. 44, Issue 10, pp. 35–44.
5. Sujji G. E., Lakshmi Y.V.S., Jiji G. W. MRI Brain Image Segmentation based on Thresholding, *International Journal of Advanced Computer Research*, 2013, Vol. 3, No.1, Issue 8, pp. 97–101.
6. Suapang P., Dejhan K., Yimman S. The estimation of GFR and ERPF using adaptive edge-based active contour for the segmentation of structures in dynamic renal scintigraphy, *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, 2015, Vol.11, No.1, pp. 87–103.
7. Landgren M. Segmentation of medical images. Applications in echocardio and nuclear medicine. Sweden, Lund, MediaTryck, 2014, 73 p.
8. Thakur A. A., Anand R. S. Local Statistics Based Region Growing Segmentation Method for Ultrasound Medical Images, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Connecticut, CT 06878, USA, WASET, 2007, No. 10, pp. 914–919.
9. Gonzalez F. A., Romero E. Biomedical Image Analysis and Machine Learning Technologies: Applications and Techniques. Hershey, USA, IGI, 2009, 390 p.
10. Patel S., Patnaik K. S. Analysis Of Clustering Algorithms for MR Image Segmentation Using IQI, *2nd International Conference on Communication, Computing & Security, Toronto, Ontario, Canada, 10 June 2012 : proceedings*. Elsevier Ltd, 2012. Vol. 6, pp. 387–396.
11. Vershovskij E. A. Rоеvoj algoritm optimizacii v zadache klasterizacii mul'tispektral'nogo snimka, *Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki*, 2010, No. 5, pp. 102–107.