

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ СХЕМИ ЛІКУВАННЯ ГОСТРОЇ КИШКОВОЇ ІНФЕКЦІЇ

А. С. Довбиш, д-р техн. наук, професор;

Г. А. Стадник, аспірант;

К. С. Полов'ян, аспірант,

Сумський державний університет, м. Суми

Розглядається метод визначення схеми лікування гострої кишкової інфекції у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень у процесі її навчання.

Ключові слова: *інформаційно-екстремальний алгоритм, система підтримки прийняття рішень, клас розпізнавання, навчання, екзамен, оптимізація, контрольні допуски, функціональна ефективність, інформаційний критерій, гостра кишкова інфекція.*

Рассматривается метод определения схемы лечения острой кишечной инфекции в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, основанной на максимизации информационной способности системы поддержки принятия решений в процессе ее обучения.

Ключевые слова: *информационно-экстремальный алгоритм, система поддержки принятия решений, класс распознавания, обучение, экзамен, оптимизация, контрольные допуски, функциональная эффективность, информационный критерий, острая кишечная инфекция.*

ВСТУП

Аналіз існуючих комп'ютеризованих систем підтримки прийняття рішень (СППР) для діагностування і лікування інфекційних патологій, що застосовуються в практичній медицині, свідчить про їх недостатню функціональну ефективність [1–3], оскільки вони не враховують довільні початкові умови патологічного процесу та перетин класів розпізнавання, що характеризують функціональний стан керованого процесу. Тому актуальним завданням є надання СППР властивості адаптивності шляхом машинного навчання та розпізнавання образів. Відомі методи розпізнавання образів [4–6] в основному мають модельний характер, що дозволяє моделювати механізм прийняття рішень, але вони не придатні для використання у практичних задачах діагностування та лікування.

Одним із перспективних напрямів підвищення функціональної ефективності комп'ютеризованих систем діагностування і прогнозування перебігу та наслідків інфекційних патологій є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності СППР у процесі її машинного навчання [7–9].

У статті розглянуто питання інформаційно-екстремального синтезу СППР для визначення схеми лікування гострої кишкової інфекції (ГКІ) за результатами лабораторних досліджень.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Розглянемо формалізовану постановку завдання інформаційного синтезу СППР у рамках ІЕІ-технології. Подано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$, що характеризують M функціональних станів патологічного процесу. Сформовано апріорно класифіковану навчальну

матрицю типу „об’єкт - властивість” $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. Крім того, подано вектор параметрів навчання СППР $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$, де x_m – еталонний вектор-реалізація класу X_m^o ; d_m – радіус контейнера класу X_m^o , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, і δ – параметр поля контрольних допусків. При цьому задано такі обмеження: X_m – вектор, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу X_m^o , $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань центра класу X_m^o від центра найближчого (сусіднього) до нього класу X_c і параметр поля контрольних допусків $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак, яке є областю значень для параметра контрольного поля допусків δ .

Необхідно у процесі навчання визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування, що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи розпізнавання:

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

де E_m – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o ; $\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

На етапі екзамену необхідно з максимальною достовірністю прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, одному із класів алфавіту $\{X_m^o\}$.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ СППР

Алгоритм навчання СППР у рамках ІЕІ-технології подамо як двоциклічну ітераційну процедуру пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) у робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E} \}, \quad (2)$$

де G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків; G_E – робоча область визначення функції критерію \bar{E} ; G_d – допустима область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання.

Розглянемо алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який відновлює у процесі навчання оптимальні контейнери класів розпізнавання. При цьому відносно базового класу X_1^o визначаються за процедурою (2) оптимальні контрольні допуски при їх одночасній зміні для всіх ознак розпізнавання. Вхідні дані: масив

реалізацій образу $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$; система нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень відповідних контрольних допусків. За область значень параметра δ береться інтервал $[0; \delta_H / 2]$.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму:

1. Обнуляється лічильник кроків зміни параметра δ : $l := 0$.
2. Запускається лічильник: $l := l + 1$ і обчислюються нижні $A_{HK_i}[l]$ та верхні $A_{BK_i}[l]$ контрольні допуски для всіх ознак:

$$A_{HK_i}[l] = y_{1,i} - \delta \frac{\delta_{H_i}}{100}, \quad A_{BK_i}[l] = y_{1,i} + \delta \frac{\delta_{H_i}}{100}, \quad (3)$$

де $y_{1,i}$ – i -та ознака еталонного вектора-реалізації y_1 базового класу X_1^o , який характеризує найбільш бажаний для особи, що приймає рішення, функціональний стан СППР.

3. Формується бінарна навчальна матриця $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{HK_i}[l] < y_{m,i}^{(j)} < A_{BK_i}[l]; \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

4. Формується множина $\{x_m\}$ еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > 0,5; \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

5. Здійснюється розбиття множини $\{x_m\}$ на пари найближчих еталонних векторів.

6. Для кожного класу розпізнавання відновлюється контейнер за схемою:

- а) обнуляється лічильник класів розпізнавання: $m := 0$;
- б) $m := m + 1$;
- в) обнуляється лічильник кроків зміни радіуса контейнера: $d := 0$;
- г) $d := d + 1$;
- д) обчислюється значення інформаційного КФЕ (1);
- е) якщо $E_m \notin G_E$, то виконується пункт 6 з, інакше – пункт 6 є;
- е) виконується процедура пошуку глобального максимуму КФЕ (1) в робочій області визначення його функції;

$$\text{ж) } E_m^*[l] := \underset{\{d\}}{\text{extrem}} E_m[l, d];$$

- з) визначається оптимальний радіус контейнера класу X_m^o : $d_m^*[l] := \arg \underset{\{d\}}{\text{extrem}} E_m[l, d]$.

7. Якщо $m \leq M$, то виконується пункт 6 б, інакше – пункт 8.

8. Обчислюється за формулою (1) усереднений КФЕ $\bar{E}[l]$.

9. Якщо $\delta[l] \leq \delta_H / 2$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 10.

10. Якщо $\bar{E}[l] \notin G_E$, то виконується пункт 11, інакше – пункт 2.

11. Виконується процедура пошуку глобального максимуму КФЕ $\bar{E}[l]$ в робочій області визначення його функції

12. $\bar{E}^*_{\{\delta\}}[l] := \text{extrem}_{\{\delta\}} E_m[l]$.

13. Визначається оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання: $\delta^* := \arg \bar{E}^*_{\{\delta\}}[l]$ і за формулою (3) обчислюються оптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання

$$A_{HK_i}^* = y_{1,i} - \delta^* \frac{\delta_{H_i}}{100}; \quad A_{BK_i}^* = y_{1,i} + \delta^* \frac{\delta_{H_i}}{100}.$$

14. Зупин.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Наприклад, для двохальтернативних рішень і рівноймовірних гіпотез застосуємо робочу модифікацію критерію Кульбака [7]:

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}]}{[K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)})], \quad (4)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність реалізацій образу контейнера $K_{1,mk}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$; $K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнера $K_{1,m}^o$, якщо дійсно $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$; $K_{3,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнера $K_{1,m}^o$, якщо вони насправді належать до класу X_2^o ; $K_{4,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають неналежність реалізацій контейнера $K_{1,m}^o$, якщо вони насправді належать до класу X_2^o ; k – крок навчання системи розпізнавання; n_{min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки; r – число цифр у мантисі значення критерію $E_m^{(k)}$.

ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СППР

Розглянемо застосування вищенаведеного алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання для визначення стадії патології ГКІ, викликаной умовно-патогенними мікроорганізмами, що дозволить лікарю вибрати відповідну схему лікування. Алфавіт класів розпізнавання складався із трьох класів. При цьому клас X_1^o характеризує контрольну групу осіб (здорові особи). Клас X_2^o – групу пацієнтів, для яких необхідне комбіноване лікування з включенням до схеми колоїдного срібла (10 мг/л) і клас X_3^o – групу пацієнтів, для яких необхідне одночасне призначення пробіотика та колоїдного срібла на тлі базисної терапії. Навчальні матриці класів мали по 40 реалізацій, кожна з яких складалася з 19

ознак розпізнавання. При цьому вектори-реалізації класів подано у вигляді структурованої послідовності ознак розпізнавання, одержаних за результатами лабораторних досліджень мікробіоценозу кишечника, рівня секреторного IgA, прозапального цитокіну ІЛ 1 β , протизапального цитокіну ІЛ 4, інтегративних показників ендогенної інтоксикації, що вводяться лікарем.

На рис. 1 показано графіки залежності КФЕ (4) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержаних при реалізації базового алгоритму навчання при стартовій системі контрольних допусків $\delta = \pm 40\%$ від номінального (усередненого) значення відповідної ознаки. Тут і далі темні ділянки графіків позначають робочі (допустимі) області, в яких значення достовірностей перевищують відповідні помилки першого та другого родів.

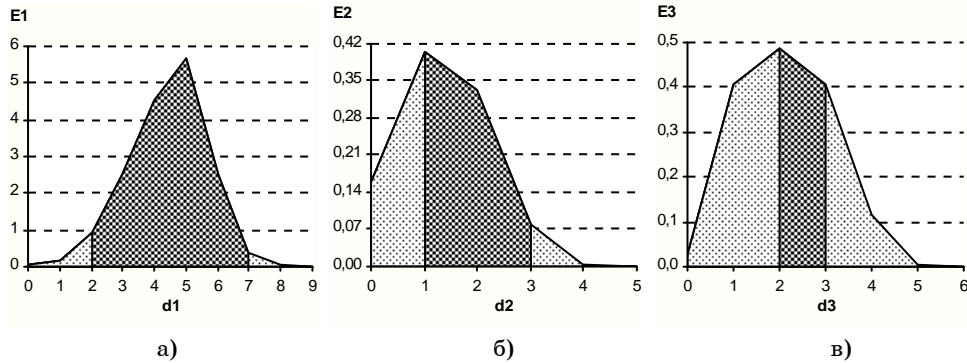


Рисунок 1 – Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання: а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Аналіз рис. 1 показує, що усереднене максимальне значення КФЕ дорівнює $\bar{E} = 2,19$, оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^o - d_1^* = 5$ (тут і далі у кодових одиницях), для класу $X_2^o - d_2^* = 1$ і для класу $X_3^o - d_3^* = 2$, а міжцентрові відстані між парами найближчих класів – $d(x_1 \oplus x_2) = 7$, $d(x_2 \oplus x_3) = 2$ та $d(x_3 \oplus x_2) = 2$.

З метою підвищення КФЕ було здійснено паралельну оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання [8]. На рис. 2 наведено залежність середнього КФЕ від параметра поля допусків δ .

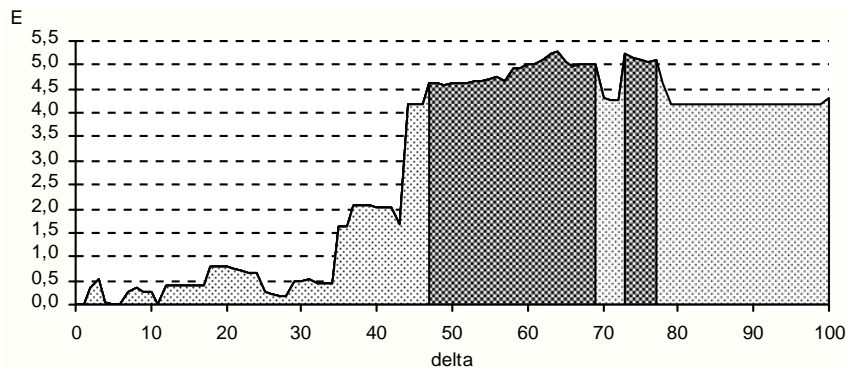


Рисунок 2 – Графік залежності критерію Кульбака від величини параметра поля контрольних допусків

Аналіз рис. 2 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 64\%$ від усередненого для класу X_1^o значення ознаки розпізнавання при $\bar{E} = 5,28$.

На рис. 3 показано графіки залежності КФЕ (4) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержаних при оптимальному параметрі поля допусків на ознаки розпізнавання.

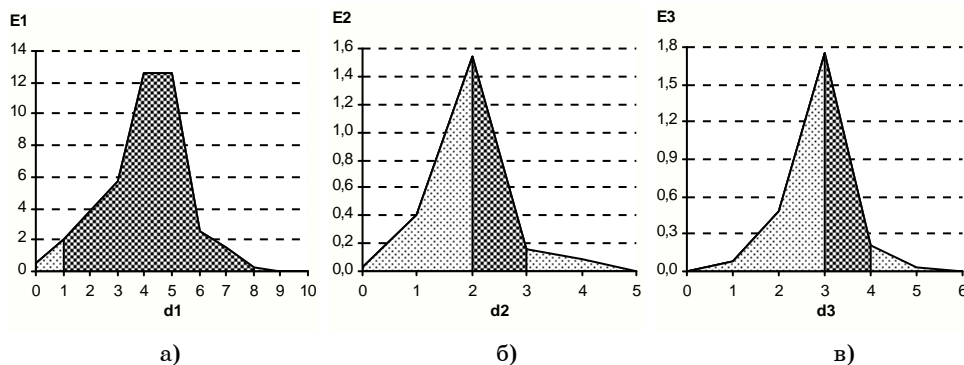


Рисунок 3 – Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання: а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^o - d_1^* = 4$, для класу $X_2^o - d_2^* = 2$ і для класу $X_3^o - d_3^* = 3$, а міжцентрові відстані між парами найближчих класів – $d(x_1 \oplus x_2) = 8$, $d(x_2 \oplus x_3) = 4$ та $d(x_3 \oplus x_2) = 4$.

У режимі екзамену рішення приймалося шляхом визначення максимального значення геометричної функції належності, яка для гіперсферичного класифікатора і реалізацій класу X_m^o має вигляд

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

де x_e – вектор-реалізація образу, що розпізнається.

За результатами фізичного моделювання в режимі екзамену СППР підтверджено працездатність та надійність розробленого інформаційного та програмного забезпечення.

ВИСНОВКИ

1. Запропоновано інформаційне та програмне забезпечення здатної навчатися СППР для діагностування початкових патологій ГКІ за апріорно класифікованою навчальною матрицею у рамках ІЕІ-технології.
2. Досліджено вплив системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання на функціональну ефективність навчання СППР і визначено оптимальні контрольні допуски, що дозволило підвищити достовірність діагностування.
3. Для підвищення достовірності функціонування СППР доцільна оптимізація інших параметрів функціонування СППР та перехід на ієрархічну структуру алгоритмів навчання та екзамену, що є актуальним при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання.

SUMMARY

SYSTEM OF SUPPORT OF DECISION-MAKING FOR DETERMINATION OF ACUTE ENTERIC INFECTION TREATMENT REGIMEN

*A. S. Dobysh, H. A. Stadnyk, K. S. Polouyan,
Sumy State University, Sumy*

The article presents determination of acute enteric infection treatment regimen within the bounds of information-extreme intellectual technology, which is based on maximization of informational capability of recognition system in the process of its learning.

Key words: *information-extreme algorithm, system of support decision-making, class recognition, learning, examination, optimization, control tolerances, functional efficiency, informative criterion, acute intestinal infection.*

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Усков А.А. Экспресс-диагностика ОРВИ средствами нечетко-логической экспертной системы / А.А. Усков, М.В. Шипилов, В.В. Иванов // Программные продукты и системы. – 2011. – № 3. – С. 89–92.
2. Новая система идентификации микроорганизмов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: – <http://www.shimadzu.ru/brochures/Axima%20Saramis.pdf>.
3. Система диалоговой онлайн-диагностики "Diagnos.ru" [Электронный ресурс]. – Режим доступа: – <http://www.diagnos.ru/>
4. Васильев В. И. Распознающие системы: справочник / В. И. Васильев. – 2-е изд., перераб. и доп. – Киев: Наукова думка, 1983. – 422 с.
5. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: справ. изд./ С. А. Айвазян, В. М. Бухштабер, И. С. Енюков, Л. Д. Мешалкин; под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.
6. Турбович И. Т. Опознание образов. Детерминированно-статистический подход / И. Т. Турбович, В. Г. Гитис, В. К. Маслов. – М.: Наука, 1971. – 246 с.
7. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А. С. Краснопоясовський. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.
8. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми: Видавництво Сум ДУ, 2009. – 171 с.
9. Довбиш А. С. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації / А. С. Довбиш, М. В. Козинець, С. М. Котенко // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. – 2007. - № 1. – С. 169–178.

Надійшла до редакції 22 лютого 2012 р.