

Н.Б. ШАХОВСЬКА, Н.І. МЕЛЬНИКОВА

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ЛІКУВАЛЬНИХ СИСТЕМАХ

Анотація. Проведений аналіз методів прийняття рішень, що застосовуються при розв'язанні складно формалізованих задач медичної діагностики та лікування. Представлено формальну модель лікувальної експертної системи, завдання якої полягає у підборі механізму лікувальної фармацевтичної схеми.

Ключові слова: аналіз методів прийняття рішень, складно формалізовані задачі, модель лікувальної експертної системи.

Аннотация. Проведен анализ методов принятия решений, применяемых при решении сложно формализованных задач медицинской диагностики и лечения. Представлена формальная модель лечебной экспертной системы, задача которой заключается в подборе механизма лечебной фармацевтической схемы.

Ключевые слова: анализ методов принятия решений, сложно формализованные задачи, модель лечебной экспертной системы.

Abstract. An analysis of decision-making methods used in solving complexly formalized problems of medical diagnostics and treatment is made. A formal model of medical expert system whose task is the selection of a mechanism for medical pharmaceutical scheme is introduced.

Keywords: analysis of decision-making methods, complexly formalized tasks, medical expert system model.

1. Вступ

Системи підтримки прийняття рішень, які базуються на основі експертних систем, широко застосовуються в різних галузях. На сьогодні існуючі експертні системи (ЕС) та системи, які проектуються, спрямовані на прийняття рішень у достатньо вузьких предметних областях, що супроводжується тісною співпрацею з фахівцями. Проблема діагностики стану складних систем, які характеризуються великою кількістю контрольованих параметрів і можливих станів, є однією з центральних у багатьох галузях людської діяльності. Особливого значення ця проблема набуває у тих випадках, коли відсутність своєчасного та ефективного оцінювання стану об'єкта призводить до його загибелі чи значних пошкоджень [1]. Це, перш за все, стосується складних технічних систем, а також систем діагностики та лікування здоров'я людини.

Оскільки прийняття рішень є результатом опрацювання певної інформації про пацієнта й базується на використанні накопичених знань, можна очікувати, що комп'ютерні системи штучного інтелекту й ЕС здатні допомогти лікареві у розв'язанні завдань діагностики та вибору лікувальної тактики.

Особливості пошуку оптимальних рішень у медичній галузі пов'язані, насамперед, із забезпеченням доступності і масовості під час загального регулярного діагностування широких прошарків населення для раннього прогнозування і визначення профілактичних заходів підтримки на належному рівні стану здоров'я і, за необхідністю, проведення комплексного лікування та терапії хворого програмно-апаратними засобами [2]. У такій ситуації найважливішими задачами на будь-якому етапі проведення медичної допомоги є оцінювання загального стану організму пацієнта, визначення глибини патологічного процесу та проведення оперативного контролю за ефективністю лікування з метою своєчасної її корекції. Ці задачі можна віднести до великого класу практичних задач, які є складно-формалізованими задачами прийняття рішень. Ця проблема є актуальною саме для медич-

ної діагностики та лікування, в яких на основі необхідних параметрів потрібно встановити тип захворювання або підібрати альтернативне лікування.

2. Постановка задачі та її актуальність

Під час проведення біомедичних досліджень виникає необхідність швидкого і високоінформативного аналізу даних та патологічних станів, а також обробки діагностичної медичної інформації [2]. Для вирішення подібних задач використовуються різні методи: на основі Байєсового підходу, алгоритму Априорі, алгоритму логічного виводу, методів кластерного аналізу, використання моделей штучних нейронних мереж тощо [3]. Інтерпретація отриманих під час дослідження результатів є основним і найбільш важливим завданням будь-якого сучасного дослідження. Формалізм методів аналізу медичних даних обмежує і ускладнює їх використання в багатьох випадках.

Слід відмітити проблеми, які виникають при розгляді та вирішенні задач аналізу медичних даних:

- представлення нечітких знань;
 - оцінювання ступеня надійності результуючих висновків на основі нечіткості вихідної інформації та інформації, яка надходить у результаті діалогу із користувачем;
 - вибір та створення класифікації наборів даних;
 - дослідження концептуальних схем групування об'єктів.
- Для вирішення цих проблем застосовувалися методи, що розглядаються далі.

3. Аналіз методів прийняття лікувальних рішень

3.1. Експертні системи

Прийняття діагностичних і лікувальних рішень досить часто є важким, а саме тоді, коли лікареві доводиться приймати рішення в ситуаціях, що відносяться до компетенції суміжних медичних спеціальностей. Такі задачі можуть розв'язуватись за допомогою спеціальних програмних комплексів, тобто ЕС.

Призначення ЕС полягає у вирішенні неформалізованих задач вибору, які є складними для традиційних методів математичного аналізу та традиційних методів програмування [4]. Можемо стверджувати, що ЕС моделює поведінку людини – експерта, при цьому підвищує правдивість та надійність результатів експертизи та не є вразливою до впливу різних психологічних факторів, що сповільнюють процес отримання раціональних рішень. Також необхідно розуміти, що побудова та застосування ЕС можливе лише за умови наявності експерта, знання якого необхідно формалізувати за допомогою відповідної бази знань [5].

Як основний механізм пошуку рішень використовуються логічні, структурні й імовірнісні математичні моделі. Тому актуальним є розробка системи підтримки лікувальних рішень, які поєднують переваги традиційних методів подання експертних знань.

ЕС розподіляють на такі класи [6]:

- діагностуючі та керуючі системи;
- прогнозуючі системи;
- плануючі системи;
- інтерпретуючі системи.

В області медичної діагностики та лікування зосереджуємо увагу на аналізі саме лікувальних систем підтримки прийняття рішень.

Як відомо, ЕС містять основні компоненти, такі як [5]:

- базу знань;
- механізм виводу.

Основний процес полягає в застосуванні механізму виводу до кінцевих знань з метою отримання результуючих знань, які викликають інтерес у користувача ЕС. Крім перелічених компонентів, ЕС містять додаткові підсистеми, що забезпечують спілкування з користувачем, перенесення знань експерта в комп'ютерну програму, пояснення й обґрунтування результатів та ін. [7].

Описані особливості ЕС привели до необхідності введення формальної моделі лікувальної експертної системи (ЛЕС). Для формалізованого представлення ЛЕС, задачею якої є підбір найоптимальнішого механізму лікувальної фармацевтичної схеми, ми беремо за основу структурну модель продукційної ЕС (ПЕС), яку звичайно використовують для вирішення такого класу задач.

База знань у відповідності до структурної схеми ЕС полягає в підборі певної множини правил P [8]:

$$P = \{P_1, \dots, P_n\},$$

де продукція

$$P_i = s_{i1} \wedge s_{i2} \wedge \dots \wedge s_{ik} \rightarrow s_j,$$

та скінченної множини фактів S :

$$S = \{s_1, \dots, s_m\}.$$

Усі правила, керуючись механізмом виводу ПЕС, можна відобразити у вигляді підмножин правил:

$$P : \Psi \rightarrow \Omega,$$

де

$$\Psi = \Psi(s_i), s_i \in S \text{ та } \Omega = \Omega(s_j), s_j \in S.$$

Із запропонованої формальної моделі ЛЕС стверджуємо, що ЛЕС – кортеж даних:

$$LS = \langle S, A, P, Z, G, gf, ge, F \rangle,$$

де Z – множина всіх можливих вихідних даних, G – кінцева множина станів діалогової системи, gf – початковий стан системи, де $gf \in G$, ge – кінцевий стан системи, де $ge \in G$, F – множина процедур прийняття рішень, A – множина чітких параметрів, S – множина нечітких даних, яку можна поділити на дві підмножини S_1 та S_0 :

$$S = S_0 \cup S_1, S_0 \cap S_1 = \emptyset,$$

де S_1 будемо вважати множиною констатованих параметрів, та S_0 – множина непомічених параметрів. На початку роботи ЕС множина S_1 містить параметри, які під час подальшого виконання системи поповнюються елементами множини S_0 :

$$S_0 = S_{0use} \cup S_{0unse},$$

$$S_1 = S_1 \cup S_{0use},$$

$$S_0 = S_0 \setminus S_{0unse}.$$

Правила $\Psi \rightarrow \Omega$ інтерпретуються за допомогою конструкції

ЯКЩО Ψ ТОДИ Ω .

Отже, механізм виводу слідує такій послідовності: виконується правило, ліва частина якого Ψ співставляється з існуючими параметрами у множині S_1 і набуває істини. В

результаті множина S_1 поповнюється за рахунок фактів, що констатуються у правій частині продукції Ω . Це породжує ланцюг виводів проміжних та остаточних рішень [8].

У медичних ЕС під час виводу результату з найоптимальнішою схемою лікування, що зіставляється з тими, які є в лівих частинах правил Ψ , і в разі збігу, права частина відповідного правила \mathcal{Q} вважається найбільш раціональною схемою із всіх можливих. Якщо є інші правила із множини правил Ψ , що містять у лівих частинах отримані можливі схеми, то вони розглядаються як альтернативні. У цьому випадку здійснюється подальший вибір, який триває доти, доки не буде отримано результат, з якого вже нічого не можна вивести. Якщо більше немає правил, на основі яких можна зробити виведення з отриманої можливої схеми, то він розглядається як "остаточний". На будь-якому кроці такого виводу може виявитися кілька застосовних правил і тоді породжується дерево виведення, що визначає множину схем [4].

3.2. Байесовий підхід

Даний метод ґрунтується на основі теореми Байеса, за допомогою якої вдається накопичувати інформацію, що надходить із різних джерел з метою підтвердження або не підтвердження певної гіпотези (відповідної схеми лікування).

Приклад 1.

Нехай існує деяка гіпотеза X , що пацієнт має діагноз цукровий діабет. Можна вважати, що, у відповідності з статистичними даними, відомо апіорну ймовірність $P(X)$ того, що в цій місцевості пацієнти хворіють на дане захворювання. Нехай Y означає, що пацієнтів, які хворіють на цукровий діабет, лікують інсуліном. За формулою Байеса можемо отримати $P(X/Y)$ (ймовірність того, що при цукровому діабеті пацієнтів лікують інсуліном). Для того, щоб скористатись формулою Байеса, саме для цього випадку необхідно знати ймовірності:

$P(Y/X)$ – ймовірність лікування пацієнтів інсуліном при цукровому діабеті;

$P(Y/\bar{X})$ – ймовірність лікування пацієнтів інсуліном при відсутності цукрового діабету.

Ми вважаємо, що ці ймовірності нам відомі. Їх можна отримати при опрацюванні відомих статистичних даних. Отже, всі три числа $P(X)$, $P(Y/X)$, $P(Y/\bar{X})$ можуть бути отримані заздалегідь і мати універсальний характер, що не залежить від даних по конкретному пацієнту.

Отже,

$$P(\bar{X}) = 1 - P(X).$$

Можемо скористатись формулою Байеса, всі параметри для якої не відомі.

Нехай

$$P(X) = 0,001, \quad P(\bar{X}) = 1 - P(X) = 0,999,$$

$$P(Y/X) = 1,0,$$

$$P(Y/\bar{X}) = 0,01.$$

Тоді, за формулою, отримаємо

$$P(X/Y) \cong 0,009.$$

Таким чином, $P(X/Y)$ – ймовірність того, що при цукровому діабеті пацієнтів лікують інсуліном, збільшилась по відношенню до вихідної апріорної ймовірності $P(X)$.

Принципова схема роботи байесової ЕС.

Попередньо ми маємо апріорну ймовірність $P(X)$, яка знаходиться в базі знань. Отримавши відомості Y та перерахувавши ймовірність за формулою Байеса, ми можемо записати її на місце $P(X)$. Отримання наступного повідомлення призводить до повторного оновлення цієї ймовірності. Кожний раз поточне значення цієї ймовірності буде вважатися апріорним для застосування формули Байеса [4]. Зрештою, зібравши відомості, що стосуються всіх гіпотез, ЕС подає ймовірнішу гіпотезу як результат експертизи.

Необхідно зазначити недоліки цього методу прийняття рішень. Якщо розглядається більше одного параметра, тоді принципова схема роботи байесової ЕС ускладнюється і з'являється показник невизначеності.

3.3. Кластерний аналіз

Щоб зосередити свою увагу на розгляді методологічних етапів здійснення кластерного аналізу, необхідно звернути увагу на особливості його використання:

- вважаються досить простими, які не мають достатнього статистичного обґрунтування;
- розроблялися для багатьох наукових дисциплін, що характеризує їхню універсальність, яка перетворює їх на правила для створення груп;
- різні кластерні методи породжують різні методи розв'язку для тих самих даних;
- мета кластерного аналізу полягає в пошуку наявних структур.

Із семи класів кластерних методів найчастіше застосовують ієрархічні агломеративні (об'єднувальні) методи [9].

Розглянемо один з ієрархічних агломеративних методів – метод одиничного зв'язку. Суть цього методу полягає у пошуку двох подібних об'єктів за матрицею подібності. За правилом об'єднання для цього методу новий кандидат на включення до складу кластера приєднується до наявної групи в тому випадку, якщо він має найвищий рівень подібності з певним членом цієї групи. Отже, для об'єднання двох об'єктів потрібен лише один зв'язок між ними [10].

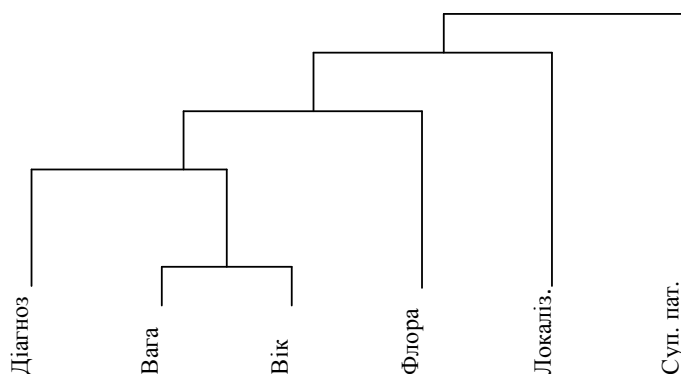


Рис. 1. Приклад дендрограми для шести даних

Усі ієрархічні агломеративні методи переглядають матрицю $N \times N$ (де N – кількість об'єктів) і послідовно приєднують найподібніші об'єкти. Послідовність об'єднання параметрів системи можна подати візуально у вигляді деревоподібної діаграми – дендрограми. Деревоподібна діаграма, що відображає результат застосування методу одиничного зв'язку до шести точок даних, показана на рис. 1. Для повної кластеризації цими методами на основі матриці подібності роз-

мірністю $N \times N$ потрібно рівно $N-1$ кроків. На першому кроці об'єкти розглядаються як окремі кластери, а на наступних кроках всі параметри поступово об'єднуються в основну групу. Результатом роботи цих кластерних методів є кластери, що не перекриваються, однак є вкладеним елементом іншого ширшого кластера на вищому рівні подібності [7].

Приклад 2.

Нехай у системі знаходиться ряд параметрів пацієнта, які поступово об'єднуються в основну групу.

Поряд зі своєю універсальністю і простотою ієрархічні агломеративні методи мають ряд недоліків:

- 1) затрати обчислювальних ресурсів для збереження великої матриці подібності (у випадку ЛЕС номер сягає десятків тисяч);
- 2) оскільки у цих методах об'єкти розділяються по кластерах лише за одне проходження, то невдале початкове розбиття не може бути змінено на наступних кроках.

3.4. Алгоритм пошуку асоціативних правил (Apriori)

Алгоритми пошуку асоціативних правил призначені для знаходження всіх правил, причому підтримка і достовірність цих правил повинні бути вищі за деякі наперед певні пороги, що називаються відповідно мінімальною підтримкою (minsupport), тобто, скільки разів зустрічається у базі, і мінімальною достовірністю (minconfidence) [12].

Асоціативне правило має вигляд: "З події А слідує подія В".

У результаті даного виду аналізу ми встановлюємо закономірність такого вигляду: "Якщо в транзакції зустрівся набір товарів (або набір елементів) А, то можна зробити висновок, що в цій же транзакції повинен з'явитися набір елементів В".

Одна з проблем пошуку асоціативних правил – алгоритмічна складність при знаходженні наборів елементів, що часто зустрічаються, оскільки зі зростанням числа елементів b_m експоненціально росте число потенційних наборів елементів В, де $b_m \in B$.

$$B = \{b_1 \wedge b_2 \wedge \dots \wedge b_m\}.$$

Існуючі алгоритми пошуку асоціативних правил такі, як алгоритми AIS та SETM. У цих алгоритмах елементи множини наборів генеруються і підраховуються "на льоту", під час сканування бази даних. Незручністю їхнього застосування є зайве генерування і підрахунок дуже багатьох елементів, що часто зустрічаються. Для поліпшення їх роботи був запропонований алгоритм Apriori [12].

Робота даного алгоритму складається з декількох етапів, кожний з яких має такі кроки:

- формування кандидатів;
- підрахунок кандидатів.

Формування кандидатів – етап, на якому алгоритм, скануючи базу даних, створює множину і-елементних наборів (і – номер етапу). На цьому етапі підтримка наборів не розраховується.

Підрахунок кандидатів – етап, на якому обчислюється підтримка кожного і-елементного набору. Також здійснюється відсікання наборів, підтримка яких менше мінімуму, встановленого користувачем.

Вперше завдання пошуку асоціативних правил було запропоноване для знаходження типових шаблонів покупок, що здійснюються в супермаркетах. Ми можемо його застосувати до іншої предметної області – медичної діагностики у вигляді шаблонів переліку препаратів, які найбільш часто застосовуються [13].

Приклад 3.

Розглянемо роботу алгоритму Apriori на прикладі транзакційної бази даних BD. Мінімальний рівень підтримки рівний 3. Привласнимо значенням препаратів змінні (табл. 1). TID – унікальний ідентифікатор, що визначає кожну операцію або транзакцію.

Таблиця 1. Набори препаратів, що часто призначаються

TID	Призначені препарати	Призначені препарати
100	Пеніцилін, парацетамол, аспаркам	a, b, c
200	Парацетамол, кальцій глюконат	b, d
300	Парацетамол, пеніцилін, кальцій глюконат, аспаркам	b, a, d, c
400	Цинабсін, кальцій глюконат	e, d
500	Пеніцилін, парацетамол, аспаркам, кальцій глюконат	a, b, c, d
600	Бісептол	f

Розглянемо набір препаратів, що включає, наприклад, пеніцилін, парацетамол, аспаркам. Представимо його за допомогою змінних:

$$abc = \{a, b, c\}.$$

Цей набір препаратів зустрічається в нашій базі даних три рази, тобто підтримка цього набору товарів рівна 3:

$$SUP(abc) = 3.$$

При мінімальному рівні підтримки (дорівнює 3) набір препаратів abc є шаблоном, що часто зустрічається.

$min_sup=3$. Пеніцилін, парацетамол, аспаркам – шаблон, що часто зустрічається.

Проте алгоритм Apriori зменшує кількість кандидатів, відсікаючи – апіорі – тих, які свідомо не можуть зустрічатися часто, на основі інформації про відсічених кандидатів на попередніх етапах роботи алгоритму.

Таким чином, набір представляє інтерес, якщо його підтримка вище визначеного користувачем мінімального значення (minsupport). Ці набори називають частими [9].

Відсікання кандидатів відбувається на основі припущення про те, що у наборі препаратів, які часто зустрічаються, всі підмножини повинні часто зустрічатися. Якщо в наборі знаходиться підмножина, яка на попередньому етапі була визначена як та, що нечасто зустрічається, цей кандидат вже не включається у формування і підрахунок кандидатів.

Алгоритм Apriori розраховує також підтримку наборів, які не можуть бути відсічені апіорі. Це так звана негативна область, до неї належать набори-кандидати, які зустрічаються рідко, їх самих не можна віднести до тих, що часто зустрічаються, але всі підмножини даних наборів часто зустрічаються.

Перевагою апіорних методів є висока точність і стабільність, хоча вони працюють лише з бінарними ознаками об'єктів та "не знаходять" асоціативних залежностей з малою підтримкою.

3.5. Метод зворотного виводу

У реальних продукційних системах часто використовується зворотний ланцюг прийняття рішень. Він характеризується шляхом підтвердження наявності гіпотези, на основі якої знаходиться відповідне правило, що відноситься до встановленого факту [12]. Така ЕС має вигляд більш орієнтований, особливо при підтвердженні відповідної схеми лікування.

Приклад 4.

Нехай маємо множину параметрів, що впливають на пошук оптимального рішення, тобто схеми лікування. Основна мета полягає в підтвердженні існування ситуації (факту)

x_{n+1} . Кожна схема лікування характеризується множиною фактів (симптомів), які впливають на її реалізацію.

$$X_1 = \{x_1, x_2, \dots, x_n\},$$

де X_1 – множина параметрів чи симптомів (висока температура, біль у горлі, зубний біль, головний біль та ін.). Система перевіряє відповідність факту x_{n+1} (парацетамол) множині X_1 , тобто

$$x_{n+1} \in X_1.$$

Відповідно у множині правил $P = \{P_1, \dots, P_n\}$ знаходиться правило:

$$P_1 = x_6 \wedge x_2 \rightarrow x_{n+1}, \text{ де } x_2 \in X_1, x_6 \notin X_1,$$

де x_2 – біль у горлі, x_6 – кровотеча;

$$P_2 = x_3 \wedge x_4 \rightarrow x_6, \text{ де } x_3 \in X_1, x_4 \notin X_1,$$

де x_3 – висока температура, x_4 – висипка;

$$P_3 = x_1 \rightarrow x_4, \text{ де } x_1 \in X_1,$$

де x_1 – головний біль.

Якщо остання експертиза підтвердила наявність x_1 , що належить множині X_1 , це є підтвердженням існування ситуації x_{n+1} , тобто схема терапевтичного лікування підтверджена, потрібен препарат «парацетамол». Деякі факти мають характер загальноважливості (знання I роду), вони істинно присутні в базі знань [4]. Коли процес зводиться до їхнього рівня, в діалоговій системі питань не виникає.

Доцільність цього методу полягає в підтвердженні відповідного рішення у базі знань, що спрощує процес підтвердження факту та прискорює вивід результату. При присутності певного факту невизначеності, тобто, коли схема лікування або діагноз невідомі, тоді пошук оптимального результату ускладнюється.

3.6. Алгоритм логічного виводу

Процедуру логічного виводу не можна віднести ні до прямого, ні до зворотного механізму виводу, умовно її називають посереднім ланцюгом міркувань [8]. Його механізм полягає у призначенні вартості кожній події (запитанню) E_i , що відображає вартість даної події у процесі логічного виводу. Під час діалогу із користувачем вибираються події з найбільшими цінами. Перерахунки вартості подій проводяться після кожного запиту, що супроводжується перевіркою результатів системи.

Приклад 5.

У базі знань є кінцева множина гіпотез H_1, H_2, \dots, H_n та кінцева множина подій E_1, E_2, \dots, E_s , де кожній гіпотезі H_i відповідає своя підмножина подій E_i .

Алгоритм полягає у формуванні масиву $P(H_i)$ апріорних ймовірностей для всіх гіпотез H_i .

Як вартість події використовують вираз:

$$C(E) = \sum_{i=1}^n \left| P(H_i / E) - P(H_i / \bar{E}) \right|,$$

де
$$P(H / E) = \frac{P(E / H)P(H)}{P(E)},$$

відповідає формулі Байеса, а вираз $P(H / \bar{E})$:

$$P(H / \bar{E}) = \frac{(1 - P(E / H))P(H)}{1 - P(E)},$$

У випадку ЛЕС $P(H / E)$ – ймовірність призначення парацетамолу при наявності високої температури; $P(H / \bar{E})$ – ймовірність призначення парацетамолу при відсутності високої температури.

Таким чином, $C(E)$ визначається як сума максимально можливих імовірностей по всіх n гіпотезах, що містяться в базі знань. Далі система вибирає подію з максимальною вартістю $C(E)$ і задає відповідне запитання користувачеві. У відповідності з відповіддю виконується перерахунок усіх імовірностей $P(H_i)$. Після формування нового масиву ймовірностей знову перераховуються усі вартості подій і процес повторюється.

Одним із принципів, що реалізуються в даних ЕС, є використання верхніх та нижніх порогів для ймовірностей окремих гіпотез [8]. Якщо ймовірність $P(H)$ після врахування всіх подій перевищує верхній поріг $Max(H)$

$$P(H) > Max(H),$$

тоді гіпотеза H приймається як основа для можливого висновку. Якщо $P(H) < Min(H)$, де $Min(H)$ – нижній поріг, тоді гіпотеза H відкидається як неправдоподібна.

Якщо в певний момент роботи системи з'ясується, що для будь-якої гіпотези H_k виконується умова

$$P_{\min}(H_k) > P_{\max}(H_i), \text{ для } \forall i \neq k,$$

де $P_{\min}(H)$ – поточна мінімальна ймовірність гіпотези H та відповідно $P_{\max}(H)$ – поточна максимально допустима ймовірність для гіпотези H .

Тоді гіпотеза H_k є найбільш імовірною, і продовження експертизи не є доцільним.

База знань відповідної ЛЕС містить записи, що торкаються знань про конкретні препарати (гіпотези), і знання по відповідних симптомах, при яких назначаються відповідні ліки. Кожна гіпотеза має відповідний формалізований запис: $N, P(H), \sum_{i=1}^n E_i$,

$(n_k, P(E_{nk} / H), P(E_{nk} / \bar{H}))$, де N – назва гіпотези H , $\sum_{i=1}^n E_i$ – кількість усіх подій цієї гіпотези, n_k – номер події, $P(E_{nk} / H)$ – ймовірність виконання події для даної гіпотези, $P(E_{nk} / \bar{H})$ – ймовірність виконання події при невірності даної гіпотези.

- Маємо гіпотези H_i :
 - парацетамол: 0,1;2;(1;0;0,99);(2;0,7;0,05);
 - лінекс: 0,05;2; (2;1;0,01); (6;0,9;0,02).
- Події (симптоми) E_i :
 - наявність гарячки. Чи є висока температура?
 - наявність нудоти. Чи відчуваєте нудоту?
 - розлади шлунку. Чи є пронос?
 - головний біль. Чи болить голова?

Із табл. 2 можемо стверджувати, що по вартості подій $C_1(E_i)$ перший запит буде пов'язаний з подією E_2 (у нього максимальна ціна 2, 2381): Чи відчуваєте нудоту?

Якщо користувач відповість ТАК, тоді перераховуються ймовірності і нові вартості. З таблиці бачимо, наступне питання буде: Чи є пронос?

Таблиця 2. Вартості подій

i	Подія	$C_1(E_i)$	$C_2(E_i)$
1	Наявність гарячки	0,9174	0,9991
2	Наявність нудоти	2,2381	0,0011
3	Розлади шлунку	1,4151	1,2135
4	Головний біль	0,1376	0,8153

На підставі проведених спостережень можемо стверджувати, що механізм логічного виводу є досить громіздкий, вимагає постійних перерахунків параметрів після кожного запиту, що супроводжується досконалою перевіркою коректності виводів результатів системи. При неоднозначності результатів, на підставі виконання різних умов вибірок, виникає багато альтернативних рішень, що ускладнюють проведення ефективного лікування пацієнта.

4. Висновки

Поширення ускладнених форм захворювань обумовлює створення сучасних медичних засобів, спрямованих на підвищення ефективності методів підбору схем діагностування та лікування пацієнтів на підставі опрацьованих початкових параметрів. Побудова баз знань та правил виводу в ЕС, які базуються на міркуваннях експертів у конкретній предметній області, носить складний характер їхньої формалізації, що саме і представляє основну цінність. Втілюючи ідеї методів при розгляді ЛЕС, виникає можливість ретельно проаналізувати їхні переваги та недоліки.

Ряд опрацьованих схем мають достатньо переваг:

- вдається накопичувати інформацію, що надходить із різних джерел з метою підтвердження або непідтвердження певної гіпотези (Байесовий підхід);
- універсальність і простота (ієрархічні агломеративні методи);
- висока точність і стабільність (апріорний метод);
- спрощує процес підтвердження факту (метод зворотного виводу);
- створює ефект більш “уважного” відношення ЕС до предмету експертизи (алгоритм логічного виводу).

Недоліки методів дають можливість проаналізувати ефективність їхнього застосування:

- при розгляді більше одного параметра принципова схема роботи ЕС ускладнюється та з’являється показник невизначеності (Байесовий підхід);
- великі затрати обчислювальних ресурсів (ієрархічні агломеративні методи);
- невіддале початкове розбиття не може бути змінено на наступних кроках (ієрархічні агломеративні методи);
- працюють лише з бінарними ознаками об’єктів (апріорний метод);
- "не знаходять" асоціативних залежностей з малою підтримкою (апріорний метод);
- присутність факту невизначеності призводить до того, що пошук оптимального результату ускладнюється. (метод зворотного виводу);
- при неоднозначності результатів виникає багато альтернативних рішень, що ускладнюють проведення ефективного лікування пацієнта (алгоритм логічного виводу).

Отже, для вирішення задач медичної діагностики та лікування доцільно використовувати методи теорії нечіткої логіки.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Міненкова З.Є. Моделі та інформаційні технології побудови діагностичних експертних систем з великим об’ємом залежних вхідних даних: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук: спец. 05.13.06 «Інформаційні технології» / З.Є. Міненкова. – Х., 2003. – 40 с.

2. Павлов С.В. Неінвазивні оптико-електронні прилади та системи діагностики мікроциркуляції периферійного кровообігу: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук: спец. 05.11.17 «Біологічні та медичні прилади і системи» / С.В. Павлов. – В., 2008. – 46 с.
3. Мисник А.В. Аналіз одновимірних та двовимірних діагностичних даних методами штучних нейронних мереж: дис. ... канд. фіз.-мат. наук: 03.00.02 / А.В. Мисник. – К., 2004. – С. 147 – 155.
4. Чернооруцкий И.Г. Методы оптимизации и теории управления / Чернооруцкий И.Г. – СПб.: Питер, 2004. – 380 с.
5. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 520 с.
6. Джексон П. Введение в экспертные системы: учеб. пособие / Джексон П.; пер. с англ. – М.: Вильямс, 2001. – 680 с.
7. Алексеев А.В. Интеллектуальные системы принятия проектных решений / А.В. Алексеев, А.Н. Борисов, Э.Р. Вилюмс [и др.]. – Рига: Зинатне, 1986. – 438 с.
8. Чернооруцкий И.Г. Методы принятия решений / Чернооруцкий И.Г. – СПб.: БХВ – Петербург, 2005. – 416 с.
9. Кравець Р.Б. Моделювання систем прийняття рішень: конспект лекцій / Кравець Р.Б., Литвин В.В., Кравець Ю.М. – Львів: Видавничий відділ ІППТ, 2006. – 162 с.
10. Мандель И.Д. Кластерный анализ / Мандель И.Д. – М.: Финансы и статистика, 1988. – 176 с.
11. Щавелёв Л.В. Способы аналитической обработки данных для поддержки принятия решений / Л.В. Щавелёв // СУБД. – 1998. – № 4–5. – 274 с.
12. Арсеньев Ю.Н. Принятие решений. Интегрированные интеллектуальные системы / Арсеньев Ю.Н., Шелобаев С.И., Давыдова Т.Ю. – М.: ЮНИТИ – ДАНА, 2003. – 435 с.
13. Дюк В.А. Информационные технологии в медико-биологических исследованиях / В.А. Дюк, В.Л. Эмануэль. – Питер, 2003. – 525 с.

Стаття надійшла до редакції 26.08.2010