

## **НЕЧЕТКИЕ ЛОГИЧЕСКИЕ ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЯ В ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ**

**Ю.А. ЗАК**

**Аннотация.** Главными проблемами при установлении правильного диагноза являются: субъективность и недостаточная квалификация врача, трудности в правильных оценках жалоб пациента, признаков и симптомов заболевания, наблюдаемых у больного, а также различные виды представления симптомов заболевания. В публикациях по применению экспертных систем медицинской диагностики с использованием нечеткой логики основное внимание уделялось медицинским особенностям проблемы. Впервые сформулированы общие методические аспекты построения таких систем, создания баз данных, представления нечеткими множествами действительных чисел, цифровых шкал, лингвистических и булевых данных значений симптомов. Предложены виды функций принадлежности, которые целесообразно использовать для представления симптомов заболеваний. В fuzzy-логических выводах используются не только значения характеристических функций логических термов отдельных симптомов, но и сложные арифметические функций их значений.

**Ключевые слова:** кластерный анализ, многомерные функции принадлежности, центроиды fuzzy-множеств объектов и кластеров, центры тяжести и середины сечений нечетких множеств, критерии оптимальности и алгоритмы кластеризации.

### **ВВЕДЕНИЕ**

В традиционных методах медицинской диагностики диагноз и причины болезни устанавливаются на основе разговора, осмотра и обследования пациента, анализа симптомов, жалоб и самочувствия пациента, клинических и лабораторных и биохимических данных, рентгеновских, ультразвуковых, компьютерных снимков, цитологических материалов и других видов исследований. Схематически процесс установления диагноза изображен на рис. 1.

Главными проблемами при постановке традиционными методами правильного диагноза являются: субъективность и недостаточная квалификация врача в конкретной области медицины, трудности в правильных оценках жалоб, признаков и симптомов, наблюдаемых у больного, которые выражены не только действительными числами, а и представлены лингвистическими термами, булевыми переменными и размытыми понятиями [1, 2]. Пациенты

зачастую не могут точно и ясно для врача описать свои симптомы. Многие симптомы могут быть описаны только лингвистическими терминами (сильно, остро, слабо, давно, недавно, долго и т.п.). Степень и характер боли и других симптомов (тошнота, головокружение, шум в ушах и др.) зависят от субъективного ощущения и отношения к своему здоровью пациента.



Рис. 1. Процесс установления диагноза

Одно и то же заболевание может проявляться по-разному у разных людей. Одни и те же симптомы, ощущения и показатели анализов могут относиться к совершенно разным заболеваниям. В ряде случаев отдельные характерные и часто встречающиеся симптомы для данного заболевания отсутствуют. Несколько заболеваний у одного пациента могут также мешать установлению правильного диагноза. Размытость значений многих симптомов, а также граничного значения этих симптомов, определяющих, в свою очередь, наличие или отсутствие предполагаемого диагноза, также осложняют процесс диагностики [3, 4].

## ПРИМЕРЫ СИСТЕМ ДИАГНОСТИКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ, ОПИСАННЫЕ В ЛИТЕРАТУРЕ

Отечественный и зарубежный опыт, а также многочисленные публикации в периодической литературе, появляющиеся в последние годы, показывают, что экспертные системы и информационные технологии, обобщающие клинический опыт и квалификацию ведущих специалистов в конкретных областях медицины, могут быть эффективным инструментом для точного и быстрого установления правильного диагноза [1–4, 9, 11, 12]. Экспертные системы медицинской диагностики уже эффективно работают в таких ситуациях, как при установлении предварительного диагноза [5], назначение необходимых лечебных мероприятий, выписка лекарств, анализ изображений ультразвуковых (УЗИ), рентгеновских снимков, снимков МРТ (магнитно-

торезонансная томография) и компьютерной томографии (СТ) [1], определение четких границ новообразований, прогнозирование дальнейшего развития болезни, принятие решения о возможности выписки пациента из больницы и др. Точность выявления патологий по УЗИ и МРТ на основе методов автоматического анализа изображений превышает 90% [1]. Появилась возможность извлечь каждый объект на изображении. На основе этого, если важен каждый миллиметр, с большой точностью определяются четкие границы опухоли. Это позволило при операционных вмешательствах правильно выбрать четкие границы при отделении опухолевой ткани от здоровой. Ожидается, что в дальнейшем системы анализа изображений позволят пациентам узнавать о состоянии здоровья по снимкам, в том числе и в домашних условиях.

Большое количество публикаций посвящено применению нечеткой логики в диагностике и лечении кардиологических заболеваний. Система поддержки принятия решений на основе ANFIS для выявления врожденного порока сердца описана в работах [8, 9], а экспертная система анализа и диагностики клапанных пороков сердца — в [8]. Гибридная интеллектуальная система классификации сердечной аритмии с нечеткими K-ближайшими соседями и нейронными сетями в сочетании с системой нечеткой логики описана в работе [10]. Некоторые из этих технологий уже активно применяются в клиниках по всему миру.

Значительные успехи достигнуты в диагностике и идентификации злокачественных опухолей даже на ранних стадиях их развития [12, 13]. При диагностике рака груди авторы используют изображения с маммограмм [13]. Оценки изображения рака груди с использованием адаптивной сетевой системы нечетких выводов описаны в работе [13]. Отметим также публикации по диагностике рака простаты [14], рака кожи [15] и рака печени [17], опухолей головного мозга [18], а также по классификации гистопатологических изображений толстой кишки [19].

Известны успешные применения нечеткой логики в диагностике и в других областях медицины. Диагностика диабета описана в работе [20]. В системе Foodopt, основанной на нечеткой логике, разработаны рекомендации разумной оптимизации питания. Система выбора и назначение схем лечения ВИЧ-инфицированным пациентам описана в работе [6], определение массы мозга — в статье [21], болезни Альцгеймера — в публикации [22].

Среди достижений отечественных и зарубежных авторов можно также выделить следующие результаты: ранняя диагностика и прогнозирование послеоперационных осложнений [7]; оценка сердечной деятельности; определение риска оперативного вмешательства в кардиохирургии; оценка степени ожога; диагностика состояния центральной нервной системы и др. Большое количество публикаций по данной тематике, появляющихся в последние годы, свидетельствует о перспективности и эффективности развития данного направления исследований.

Во всех этих публикациях основное внимание уделялось медицинским особенностям каждого диагноза. Автору не известны публикации, в которых бы на основе накопленного опыта были определены области применения этих систем. Не сформулированы общие методические аспекты их построения, не описаны методики создания баз данных, а также представления нечеткими множествами лингвистических и булевых данных значений симптомов. Не существует примеров использования в fuzzy-логических

заклучениях не только значений характеристических функций логических термов и операторов отдельных симптомов, но и сложных арифметических функций их значений. Целью данной публикации является решение сформулированных выше вопросов.

## **ВОЗМОЖНЫЕ ОБЛАСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКИ**

Использовать информационные экспертные системы медицинской диагностики целесообразно для:

1) определения патологии и установления точных границ новообразований по УЗИ (ультразвуковое исследование), СТ и МРТ (компьютерная и магниторезонансная томография) снимкам;

2) выбора методов лечения конкретной болезни в зависимости от наличия сопутствующих болезней, общего состояния и возраста пациента.

3) предоставления возможности пациентам даже в домашних условиях на основе анализа и описания собственных симптомов получать с помощью интернета информацию о состоянии здоровья и необходимости более детальной диагностики и лечения у специалистов;

4) помощи домашним врачам и врачам общего профиля по результатам проведенного на местах комплекса анализов и исследований получать консультацию экспертной системы о предполагаемых диагнозах, необходимости перечня дополнительных данных для более точной диагностики, предлагаемой схемы лечения, срочности принятия экстренных мер и о предлагаемых центрах лечения в особо сложных случаях;

5) сокращения потерь времени и средств, потраченных на диагностику, при явных и однозначных значениях симптомов наличия конкретного заболевания;

6) прогнозирования послеоперационных осложнений, развития раковых опухолей, динамики сердечной, почечной деятельности; оценивания степени и последствий ожога, течения и динамики различных заболеваний и их возможных исходов;

7) определения здоров ли пациент, нуждается ли он в дальнейшем стационарном лечении (а в случае онкологических заболеваний — в химической или лучевой терапии) или может продолжить процесс восстановления в реабилитационных центрах или домашних условиях, а также когда и как часто требуются контрольные исследования и посещения врача;

8) тестирования знаний медицинского персонала.

## **ОСНОВНЫЕ ПРЕДПОСЫЛКИ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ**

Многие значения анализируемых факторов и симптомов пациента воспринимаются врачом как нечеткие (не бинарные) данные. Так, например, врач оценивает степень боли и ее характер, а не только «болит — не болит» (0 или 1), ее частоту и характер (степень остроты: сильная, слабая, колющая, давящая, пульсирующая, (не)переносимая; ночные или постоянные), а также средний процент времени суток, когда пациент испытывает эти болевые

ощущения. Насколько улучшилось или ухудшилось состояние пациента также оценивается врачом терминами лингвистических переменных. Можно перевести эти входные данные в точный цифровой вид, используя для этого различные цифровые шкалы. Другой путь решения этой задачи — представить определенные диапазоны действительных чисел, лингвистические, булевы переменные и цифровые шкалы нечеткими множествами, что позволит принимать решения на основе методов нечеткого логического вывода. При установлении диагноза врач сопоставляет соотношения значений различных симптомов пациента, представляя их в виде лингвистических термов и объединения их логическими операторами вида «И», «ИЛИ» и «НЕ». На основе некоторого значения этой функции с определенной степенью уверенности делаются необходимые выводы.

В основе установления диагноза посредством правил fuzzy-логического вывода должны лежать нечеткие логические переменные и термы, fuzzy-логические композиции, операторы и функции, fuzzy-логическая импликация и правила нечеткого логического вывода на основе правил вида

«Если  $\{(\theta_{k1} \leq f_k \leq \theta_{k2}) \text{ и (или) } (\theta_{l1} \leq f_l \leq \theta_{l2})\}$ , тогда  $Q_1$ , иначе —  $Q_2$ ».

Здесь  $f_k$  и  $f_l$  — некоторые функции, аргументами которых являются термы различных значений симптомов;  $\theta_{k1}$ ,  $\theta_{k2}$  и  $\theta_{l1}$ ,  $\theta_{l2}$  — установленные граничные значения этих функций;  $Q_1$  и  $Q_2$  — различные лингвистические термы диагноза различных болезней.

Fuzzy-логические выводы, моделируя мышление человека, могут дать возможность делать четкие заключения из нестрогих предпосылок.

### ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ЗНАЧЕНИЙ СИМПТОМОВ ЗАБОЛЕВАНИЯ FUZZY-МНОЖЕСТВАМИ

Симптомы, значения которых могут быть представлены действительными, булевыми, лингвистическими переменными или значениями числовых шкал, рассматриваются как нечеткие множества. Эталонный набор термов лингвистической переменной и функций принадлежности нечеткого множества включает все значения, которые может принимать симптом. Ось абсцисс функции принадлежности этого нечеткого множества может быть выражена действительными числами в диапазоне минимального и максимального значений данного симптома (в фактических или нормированных значениях, например, в диапазоне  $[0, 1]$ ), интервалами цифровых шкал или наименованиями различных лингвистических термов.

Характеристическими функциями могут быть треугольные функции принадлежности, ось абсцисс которых — лингвистические термы (рис. 1), которые могут описывать различные степени болевых ощущений пациента.

Отметим, что с помощью таких же треугольных функций принадлежности (см., например, рис. 1) могут быть представлены и булевы переменные. Переменная в этом случае может иметь только 2 значения  $x=0$  или  $x=1$  с соответствующими значениями функций принадлежности — соответственно  $y = \mu_x(X) = 1$  и (или)  $y = \mu_x(X) = 0$ . Каждому действительному числу значения симптома или диапазону соответствующего ему

лингвистического термина, а также значению цифровых шкал может быть поставлено в соответствие значение функции принадлежности нечеткого множества выбранного вида (рис. 2).

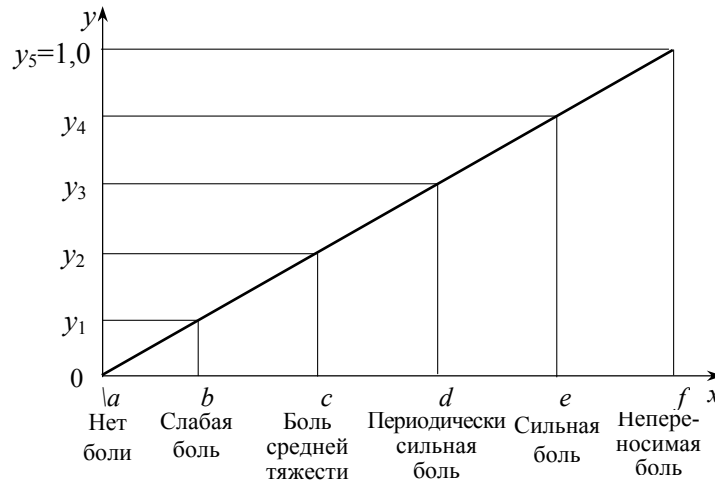


Рис. 2. Пример представления степени болевых ощущений нечетким множеством

Для различных значений симптома соответствующие значения ординаты функции принадлежности вычисляются по формулам:

$$y = \mu(x) = \{0 \ll y < y_1, \text{ если } a \ll x < b\},$$

$$y = \mu(x) = \{y_1 \ll y < y_2, \text{ если } b \ll x < c\},$$

$$y = \mu(x) = \{y_2 \ll y < y_3, \text{ если } c \ll x < d\},$$

$$y = \mu(x) = \{y_3 \ll y < y_4, \text{ если } d \ll x < e\},$$

$$y = \mu(x) = \{y_4 \ll y \ll y_5, \text{ если } e \ll x \ll f\}.$$

С помощью функции принадлежности такого типа можно, например, описать уровень болевых ощущений пациента. Отрезок прямой  $[a \ll x < b]$  соответствует состоянию отсутствия боли, отрезок  $[b \ll x < c]$  — слабая периодическая боль, отрезок  $[c \ll x < d]$  — боль средней тяжести (переносимая боль); отрезок  $[d \ll x < e]$  — сильная боль; отрезок  $[e \ll x < f]$  — очень сильная и непереносимая без приема медикаментов боль.

Значение функции принадлежности нечеткого множества, определяющего данный симптом, вычисляется, когда определено числовое значение данного симптома или наименование его лингвистического термина.

Центральное треугольное и центральное трапециевидное распределение, различные виды лево- и правосторонних треугольников, трапеций, а также функций и нормального распределения и других нелинейных функций, которые приведены во многих работах по fuzzy-логике (см., например, [3]), можно также использовать в медицинской диагностике.

Находят также широкое применение ступенчатые функции принадлежности (рис. 3). Вместо буквенных обозначений на оси  $x$  (рис. 2 и 3) могут быть использованы цифры соответствующих цифровых шкал.

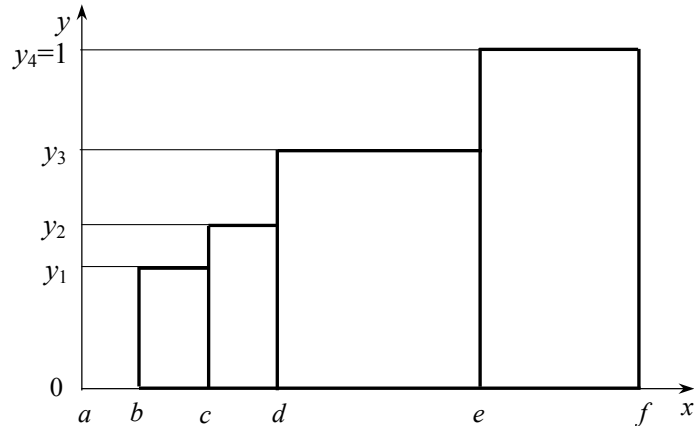


Рис. 3. Ступенчатая функция принадлежности

Функции принадлежности, представленные на рис. 4, могут быть использованы, когда отклонения в ту или иную сторону от некоторого значения (или диапазона значений) симптома определяет некоторую патологию пациента.

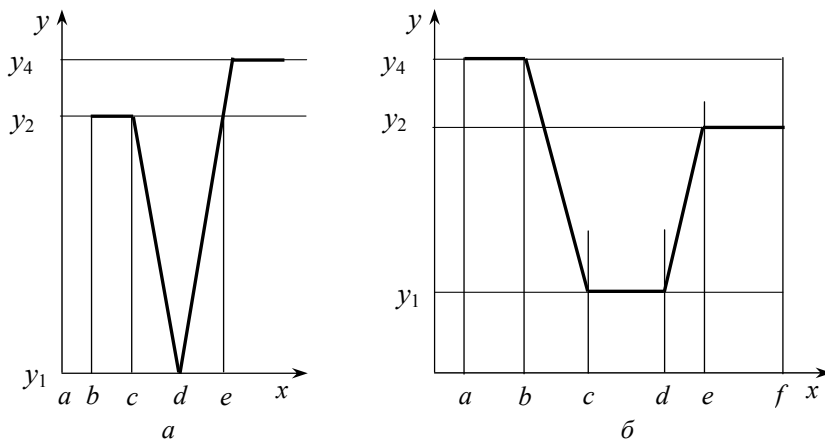


Рис. 4. Центральные перевернутые треугольное (а) и трапециевидное (б) распределения

Среди нелинейных форм функций принадлежности наибольшее распространение в практических приложениях получили различного рода экспоненциальные зависимости (см., например, [3]).

### FUZZY-ЛОГИЧЕСКИЕ ФУНКЦИИ И ОПЕРАТОРЫ

В задачах медицинской диагностики, наряду с известными, целесообразно использовать некоторые специфические арифметические и логические операторы и функции. Рассмотрим некоторые из них.

Обозначим:  $N$  и  $n$  соответственно максимальное доступное на данной стадии диагностирования количество симптомов данного заболевания;

$x_i, i=1, \dots, n, \dots, N$ , — значение симптома  $A_i$ , выраженное некоторым действительным числом, значением некоторых числовых шкал, лингвистическим термом или нечетким множеством, т.е. некоторым размытым понятием.

Пусть  $\tilde{U}_i = \{A_{i_1}, A_{i_2}, \dots, A_{i_n}\}$  — подмножество доступных на данной стадии диагностики симптомов;  $\mu_{x_i}(A_i)$  — значение функции принадлежности этого симптома  $A_i$ .

Приведем наиболее часто используемые операторы и композиции нечетких отношений, результатом выполнения которых является значение функции принадлежности ниже приведенных выражений [3].

Средние значения функций принадлежности всех установленных симптомов, на основе которых определяется средневзвешенная степень влияния подмножества всех доступных на данной стадии диагностирования факторов:

$$f_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \alpha_i \mu_{x_i}(A_i), \quad f_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha_i \mu_{x_i}(A_i).$$

Здесь  $0 < \alpha_i \leq 1$  — весовые коэффициенты, удовлетворяющие соотношения  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1, 0$ .

В частном случае  $\alpha_i = \frac{1}{n}, i=1, \dots, n$ , или  $\alpha_i = \frac{1}{N}, i=1, \dots, N$ .

Минимальное и максимальное значения функций принадлежности, степень влияния подмножества всех доступных в данной стадии диагностирования факторов:

$$f_3 = \min_{1 \leq i \leq n} \{\beta_1 \mu_{x_1}(A_{i_1}), \beta_2 \mu_{x_2}(A_{i_2}), \dots, \beta_n \mu_{x_n}(A_{i_n})\},$$

$$f_4 = \max_{1 \leq i \leq n} \{\beta_1 \mu_{x_1}(A_{i_1}), \beta_2 \mu_{x_2}(A_{i_2}), \dots, \beta_n \mu_{x_n}(A_{i_n})\}.$$

Здесь где  $0 < \beta_i \leq 1$  — весовые коэффициенты, удовлетворяющие соотношения  $\sum_{i=1}^n \beta_i = 1, 0$ . В частном случае  $\beta_i = 1, i=1, \dots, n$ .

Эта функция определяет значение наиболее значимого симптома, величина которого может оказаться существенной при наличии некоторого диагноза. Весовые коэффициенты определяют наиболее важные факторы, характерные для данного заболевания. Отметим, что оператор  $f_3$  эквивалентен выражению fuzzy-логического И, а оператор и  $f_4$  — fuzzy-логического ИЛИ, либо объединению fuzzy-логических множеств.

Средневзвешенное значение произведения этих факторов

$$f_5 = \prod_{i=1}^n \beta_i \mu_{x_i}(A_i), \quad f_6 = \prod_{i=1}^N \beta_i \mu_{x_i}(A_i).$$

Все сомножители произведения находятся в пределах  $0 \leq \mu_{x_i}(A_i) \leq 1, 0$  и  $0 \leq \beta_i \leq 1, 0, i=1, \dots, n$ . Следовательно, функции  $f_5$  и  $f_6$ , как и функции



$f_1$  и  $f_2$ , применяются в тех случаях, когда только значения некоторой совокупности симптомов могут свидетельствовать о наличии или отсутствии некоторого диагноза. Как правило, с увеличением этих значений ( $f_1 - f_6$ ) вероятность наличия у пациента болезни возрастает.

Компенсирющие операторы более сложного вида, с увеличением значения которых, как правило, вероятность наличия предполагаемого диагноза возрастает, могут быть следующего вида:

$$f_7 = \delta_4 f_4 - \delta_3 f_3, \text{ где } \delta_4 > 0, \delta_3 > 0, \delta_4 + \delta_3 = 1,0,$$

$$f_8 = \min(1,0; \rho_3 f_3 + \rho_4 f_1). \quad f_9 = \min(1,0; \rho_1 f_1 + \rho_4 f_4),$$

где  $\rho_1 > 0, \rho_4 > 0, \rho_1 + \rho_4 = 1,0$ ,

$$f_{10} = \max(0,0; v_4 f_4 - v_3 f_3). \quad f_{11} = \max(0,0; v_4 f_4 - v_1 f_1),$$

где  $v_1 > 0, v_4 > 0, v_1 + v_4 = 1,0$ .

В частном случае значения всех весовых коэффициентов могут быть такими:

$$\delta_3 = \delta_4 = 0,5; \quad \rho_1 = \rho_4 = 0,5; \quad v_1 = v_4 = 0,5; \quad v_3 = v_4 = 0,5.$$

Выражения  $f_8, f_9$  названы операторами ограниченной суммы, а  $f_{10}$  и  $f_{11}$  — операторами ограниченной разности.

В ряде случаев в операторах нечеткой логики используется также функция дополнения

$$f_{12} = \mu_{x_i}(\bar{A}_i) = 1,0 - \mu_{x_i}(A_i).$$

Для некоторых сложных приложений для вычисления значения функции принадлежности нечетких множеств и композиций различных симптомов могут использоваться более сложные составные операторы, включающие в одно выражении несколько приведенных выше выражений (объединение группы симптомов операторами И и ИЛИ, вычисление средних значений и произведений симптомов в одно выражение).

Хотя результатом выполнения всех этих операторов является значение функции принадлежности результирующего нечеткого множества, т.е. число в пределах  $[0,1]$ , сам запрос в систему в простейших случаях может формулироваться и на естественном языке с использованием лингвистических понятий. Как, например,

1) {«боль – сильная» И «пульс – слабый» И («пульс редкий» ИЛИ «выпадения пульса частые»)};

2) «показатели крови на наличие опухоли – невысокие» И «боли в области живота – средней тяжести» И «увеличение размеров печени – незначительное»}

Однако сложные составные операторы требуют формулировки запроса на специально созданном языке и разработки графического интерфейса для пользователя. Приведенные выше выражения значений координат абсцисс функций принадлежности симптомов используются в предпосылках рассматриваемых ниже правилах логического вывода. Вычисляемый результат значения таких функций должен быть ограничен некоторым верхним значе-

нием и (или) нижним значением. В зависимости от выполнения установленных граничных значений делаются соответствующие выводы о наличии или отсутствии предполагаемого диагноза.

### УСТАНОВЛЕНИЕ ДИАГНОЗА НА ОСНОВЕ FUZZY-ЛОГИЧЕСКОГО ЗАКЛЮЧЕНИЯ

В основе установления диагноза заболевания лежат fuzzy-логические заключения (fuzzy-логическая импликация), т.е. правила нечеткого логического вывода, например, в форме

ЕСЛИ ( $a$  ИЛИ  $b$ ) И ( $c$  ИЛИ  $d$ ), ТОГДА  $G$ ;

ЕСЛИ [ $(\text{НЕ } a)$  И  $(\text{НЕ } b)$ ], И  $(\text{НЕ } c)$  ИЛИ  $(\text{НЕ } d)$ ], ТОГДА  $H$ .

В левой части заключения (в предпосылках) в качестве параметров  $a$  и  $b$  могут использоваться не только значения характеристических функций отдельных симптомов, но и сложных арифметических и логических функций и операторов. Правая часть выражения — это установленный диагноз и степень доверия данного заключения.

Каждая из предпосылок (левая часть fuzzy-логического заключения) может быть функцией любой сложности нечетких множеств значений анализируемых симптомов. Количество таких fuzzy-правил определяется количеством заключений, необходимых для полного представления и формирования всех доступных для анализа значений симптомов, а также всех вариантов предполагаемого диагноза.

Fuzzy-логические выводы моделируют процесс мышления человека. Врач, также анализируя доступные ему значения всех термов лингвистических переменных симптомов, делает выводы о диагнозе заболевания. Преимущества fuzzy-технологий в данном случае заключаются в следующем:

- решения системы основаны не на опыте и квалификации конкретного специалиста, а обобщают коллективный клинический опыт наиболее квалифицированных в данной области специалистов, а также результаты анализа современных научных достижений и множества историй болезней;

- так как только очень высококвалифицированные специалисты могут в неявно выраженных случаях сделать правильные выводы на основе сопоставления большого количества различных симптомов, выраженных значениями термов лингвистических и действительных переменных, это может быть эффективно выполнено экспертной системой на основе правил нечетких вычислений;

- в отличие от возможности человека использовать только 3 вида логических операторов И, ИЛИ, НЕ в экспертных системах могут использоваться любые более сложные операторы;

- если в традиционных методах диагностики врач делает только выводы о наличии или отсутствия данного диагноза без оценки степени доверия принятого врачом решения, fuzzy-логические технологии рассчитывают значения функции принадлежности каждого рассматриваемого диагноза, т.е. определяют степень доверия каждой рассматриваемой альтернативы, что позволяет сделать выводы о необходимости дальнейших исследований и (или) методах лечения.

В каждой из предпосылок вида «ЕСЛИ ...», результатом вычисления которой является значение функции принадлежности соответствующего fuzzy-множества, могут стоять не только значения термов отдельной лингвистической переменной, но и различные виды простых и составных операторов нечетких множеств:

ЕСЛИ  $(R_1 \leq f_2(A_1, A_2, \dots, A_n) \leq R_2)$  И  $(R_3 \leq f_3(A_1, A_2, \dots, A_n) \leq R_4)$ ,  
ТОГДА  $T_1$ ;

ЕСЛИ  $(R_5 \leq f_4(A_1, A_2, \dots, A_n) \leq R_6)$  И  $(R_7 \leq f_3(A_1, A_2, \dots, A_n) \leq R_8)$ ,  
ТОГДА  $T_2$ ;

ИНАЧЕ  $T_3$ .

Задачей же систем нечеткой логики является проверка полноты и корректности представления приведенной системы правил.

### СТРУКТУРА FUZZY-ЛОГИЧЕСКОЙ БАЗЫ ЗНАНИЙ

Fuzzy-логическая база знаний состоит из некоторого множества отдельных правил вида ЕСЛИ ... ТОГДА. Структура базы знаний изображена на рис. 5.



Рис. 5. Структура и последовательность принятия решений на основе базы знаний системы

Для создания и представления такого набора правил нечеткого логического вывода требуется информация экспертов. При создании таких баз знаний используются как дедуктивные, так и индуктивные заключения, а также выводы, сделанные по аналогии, и нестрогие заключения *plausible reasoning*.

Формирование базы знаний осуществляется для каждого рассматриваемого диагноза на основании следующих данных:

- статического анализа большого количества историй болезни пациентов;
- результатов клинических, лабораторных, патологических и других видов исследований;

- обобщенного опыта ведущих в данной области медицины исследований и специалистов, а также литературных источников. База знаний включает: необходимое множества анализируемых симптомов, количество значений или наименований термов каждого симптома;
  - видов функций принадлежности для каждого из анализируемых симптомов;
  - видов fuzzy-логических операторов, а также граничных значений для каждой из рассматриваемых предпосылок и заключений;
  - множества соответствующих нечетких логических выводов для каждой из предпосылок.
- Каждому правилу поставлено в соответствие определенное значение фактора уверенности.

### МЕТОДЫ СОЗДАНИЯ FUZZY-ЛОГИЧЕСКОЙ БАЗЫ ЗНАНИЙ

На этапе создания базы знаний ведущие специалисты определяют множество анализируемых симптомов данного заболевания, а также количество значений или наименований термов каждого из них. Формируется некоторое подмножество альтернативных fuzzy-логических операторов и правил нечеткого логического вывода, каждое из которых содержит неизвестные значения параметров. В дальнейшем математическими методами на основе анализа множества историй болезни, результатов клинических, лабораторных, патологических и других видов исследований, а также в процессе обсуждений выбираются наиболее эффективные из них. Математическими методами на основании анализа историй болезни определяются такие значения этих параметров, которые в большинстве рассматриваемых в прошлом случаях наиболее часто давали правильные результаты. В качестве критерия оптимальности выбора вида одной из исследуемых альтернативных моделей и ее оптимальных параметров может быть выбрана минимизация средневзвешенного суммарного количества принятых неверных решений.

Рассматривается множество, включающее  $N$  симптомов  $x_i$ ,  $i = 1, \dots, N$ , каждый из которых может содержать  $K$  различных термов —  $x_i^k$ ,  $k = 1, \dots, K$ ,  $i = 1, \dots, N$ . Рассматриваются возможности установления  $L$  различных диагнозов —  $D_l$ ,  $l = 1, \dots, L$ . Каждая  $v$ -я принятая модель решений  $R_v$ ,  $v = 1, \dots, V$  содержит вектор неизвестных параметров  $Z(R_v)$  —  $z_v^p$ , где  $p = 1, \dots, P_v$ , количество которых равно  $P_v$ .

Пусть модель принятия решений представлена некоторой выборкой данных  $j = 1, \dots, M$ . Для каждого конкретного набора значений термов всех симптомов  $x_i^k(j)$ , который обозначим как  $X_j$ , установлен правильный диагноз  $D_l(j)$ ,  $j = 1, \dots, M$ . В процессе выбора лучшей из исследуемых альтернатив и выбора оптимальных параметров каждой из исследуемых моделей установлен диагноз, который обозначим через  $d_h(j) = F[R_v(X_j)]$ .

Введем в рассмотрение некоторые весовые коэффициенты, которые устанавливают цену ошибки между различными вариантами установления неправильного диагноза:

$$\mu_{lh} = \begin{cases} 0, & \text{если } D_l(j) = d_h(j), \\ \mu_{lh} > 0, & \text{если } D_l(j) \text{ не совпадает с } d_h(j). \end{cases}$$

Если  $l$  не совпадает с  $h$ , то  $0 < \mu_{lh} \leq 1$ ;  $\sum_{l=1}^{L-1} \sum_{h=l+1}^L \mu_{lh} = 1$ .

В качестве критерия оптимальности выбирается выражение

$$\Phi = \sum_{j=1}^M \sum_{l=1}^{L-1} \sum_{h=l+1}^L \mu_{lh} d_{lh}(j) \rightarrow \min.$$

Неизвестными параметрами этой задачи, которые должны быть выбраны наиболее эффективным способом, являются перечень и термы нечетких множеств значений различных симптомов, неизвестные параметры fuzzy-логических операторов, граничные значения величин в предпосылках и заключении, обеспечивающих правильное решение. Для вычисления значения критерия оптимальности в каждом из рассматриваемых альтернативных правил нужно вычислить значение ошибки в установлении диагноза для каждого  $j$ -го из множества  $M$  комплектов статистических данных.

Сформулированная задача является задачей экспоненциальной сложности. В качестве методов решения сформулированной задачи могут использоваться методы глобального поиска или генетические алгоритмы. Выбирается вариант решения, обеспечивающий наилучшее значение выбранного критерия на массиве данных.

Предлагается следующий путь решения проблемы. Виды функций и операторов fuzzy-логики (с точностью до определения неизвестных параметров) устанавливаются экспертным советом ведущих специалистов в данной области медицины. Целенаправленно изменяя значения вектора неизвестных параметров и на основе анализа полученного значения критерия средневзвешенного значения величины ошибок поставленного диагноза, выбираются оптимальные параметры и наилучшее из альтернативных правил и оптимальные параметры fuzzy-логических операторов и граничные значения параметров сделанных заключений.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Главными проблемами при постановке правильного диагноза традиционными методами являются: субъективность и недостаточная квалификация врача в данной конкретной области медицины, трудности в правильных оценках жалоб, признаков и симптомов, наблюдаемых у больного, значения многих из которых не могут быть установлены точно и однозначно выражены действительными числами, а представлены лингвистическими термами и размытыми понятиями, сходность значений симптомов при разных заболеваниях, нетрадиционные методы протекания заболеваний, а также большие объемы информации, правильные выводы на основании которой необходимо сделать в кратчайшие сроки.

Научные достижения и клинический опыт последних лет показали, что экспертные системы и информационные технологии, обобщающие опыт ведущих специалистов в конкретных областях медицины, могут быть эффективным инструментом для точной и быстрой постановки правильного диагноза.

В работе показано, что, так как большое количество симптомов заболевания выражаются только лингвистическими терминами или нечеткими данными, решающие правила, основанные на операторах fuzzy-логики и правилах нечеткого логического вывода, могут быть надежным и эффективным инструментом в автоматизированных экспертных системах медицинской диагностики. Определены области применения этого типа информационных экспертных систем медицинской диагностики. Приведены многочисленные примеры, описанные в отечественной и зарубежной литературе, использования fuzzy-логики в диагностике различного вида патологий: кардиологии, онкологических заболеваний различных органов, анализе снимков УЗИ и МРТ, диабета, прогнозирования послеоперационных осложнений, развития болезней и др.

Поскольку в большинстве публикаций основное внимание уделялось медицинским аспектам конкретного заболевания и использовались определенного вида простые решающие правила его диагностики, в данной работе впервые рассмотрены:

- виды функций принадлежности, преобразующие различные виды значений симптомов, выраженных действительными, лингвистическими, булевыми переменными и цифровыми шкалами в нечеткие множества;
- fuzzy-логические заключения для установления диагноза, использующие не только значения характеристических функций логических операторов отдельных симптомов, но и значения их сложных арифметических функций;
- виды арифметических выражений и логических операторов, используемых в fuzzy-логических заключениях;
- структура и методы построения баз знаний систем медицинской диагностики и процессов принятия на их основе решений.

На основе обобщенного клинического опыта и большого объема данных, полученных из историй болезней, выбираются виды решающих правил, арифметические и логические функции операторов и оптимальные параметры этих функций fuzzy-логических заключений, устанавливаются диагноз и степень опасности конкретного заболевания, а также показатели надежности и степени доверия полученного результата.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Б.А. Кобринский, “Нечеткость в медицине и необходимость ее отражения в экспертных системах”, *Система поддержки принятия врачебных решений*, № 5, с. 6–14, 2016.
2. Б.А. Кобринский, Б.В. Марьянчик, П.А. Темин, и А.Ю. Ермаков, “Применение технологии виртуальных статистик для разработки медицинской диагностической системы, основанной на знаниях”, *Интеллектуальные и информационные системы в медицине. Сборник статей “Мониторинг и поддержка принятия решений”*. М.-Берлин: Direct-Media, 2016, с. 21–36.
3. Н.А. Кореновский, “Использование нечеткой логики принятия решений для медицинских экспертных систем”, *Медицинская техника*, №1, с. 33–35, 2015.
4. Ю.А. Зак, *Принятие решений в условиях размытых и нечетких данных*. М.: URSS, 2013, 352 с.
5. А.Б. Гогчарова, “Постановка предварительного медицинского диагноза на основе теории нечетких множеств с использованием меры Сугено”, *Вестник СПГУ. Прикладная математика. Информатика*, т. 15, вып. 4, с. 529–543, 2019.

6. Н.А. Гудилина, Э.С. Иванова, А.В. Сибиряков, Н.В. Мехоношина, Н.Б. Ростова, и Р.А. Файзрахманов, “Использование кластерного анализа при разработке подходов по выбору и назначению схем лечения ВИЧ-инфицированным пациентам”, *Бюллетень сибирской медицины*, № 16 (3), с. 52–60, 2017.
7. В.А. Дюк и Д.И. Курапеев, “Применение методов интеллектуального анализа данных для оценки риска оперативного вмешательства в кардиохирургии”, *Труды СПИИРАН*, №9, с. 187–196, 2009.
8. S. Sridevi and S. Nirmala, “ANFIS based decision support system for prenatal detection of Truncus Arteriosus congenital heart defect”, *Applied Soft Computing*, no. 46, pp. 577–587, 2016.
9. M.A.M. Abushariah, A.A.M. Alqudah, O.Y. Adwan, and R.M.M. Yousef, “Automatic Heart Disease Diagnosis System Based on Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) Approaches”, *Journal of Software Engineering and Applications*, no. 07(12), pp. 1055–1064, 2014.
10. O. Castillo, P. Melin, E. Ramirez, and J. Soria, “Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classification with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system”, *Expert Systems with Applications*, vol. 39, iss. 3, pp. 2947–2955, 2012.
11. C. Loganathan and K.V. Girija, “Cancer Classification using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System with Runge Kutta Learning”, *International Journal of Computer Applications*, 79(4), pp. 46–50, 2013.
12. E. Al-Daoud, “Cancer Diagnosis”, *Using Modified Fuzzy Network*, no. 2, pp. 73–78, 2010.
13. F.C. Fernandes, L.M. Brasil, J.M. Lamas, and R. Guadagnin, “Breast cancer image assessment using an adaptative network-based fuzzy inference system”, *Pattern Recognition and Image Analysis*, 20(2), pp. 192–200, 2010.
14. H. Min, F.J. Manion, E. Goralczyk, Y.N. Wong, E. Ross, and J.R. Beck, “Integration of prostate cancer clinical data using an ontology”, *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 42, no. 6, pp. 1035–1045, 2009.
15. S.M. Odeh, “Using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Algorithm for Automatic Diagnosis of Skin Cancer”, *Journal of Communication and Computer*, no. 8, pp. 751–755, 2011.
16. M.I. Obayya, N.F. Areed, and A.O. Abdulhadi, “Liver Cancer Identification using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System”, *International Journal of Computer Applications*, 140(8), pp. 1–7, 2016.
17. P. Shanthakumar and P. Ganeshkumar, “Performance analysis of classifier for brain tumor detection and diagnosis”, *Computers & Electrical Engineering*, 45, pp. 302–311, 2015.
18. P. Thirumurugan and P. Shanthakumar, “Brain tumor detection and diagnosis using ANFIS classifier”, *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 26(2), pp. 157–162, 2016.
19. L.A. Gan Lim, R.N. Maguib, E.P. Dadios, and J.M.C. Avila, “Implementation of GA-KSOM and ANFIS in the classification of colonic histopathological images”, *TENCON 2012 IEEE. Region 10 Conference*, pp. 123–137.
20. E.D. Übeyli, “Automatic diagnosis of diabetes using adaptive neuro-fuzzy inference systems”, *Expert Systems*, 27(4), pp. 259–266, 2010.
21. E. El-Khamy, R.A. Sadek, and M.A. El-Khoreby, “An efficient brain mass detection with adaptive clustered based fuzzy C-mean and thresholding”, *IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications*, pp. 429–433, 2015.
22. B. Al-Naami, M. Abu Mallouh, and A.A. Khesman, “Automated intelligent diagnostic of alzheimer disease based on neuro-fuzzy system and discrete wavelet transform”, *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 26(03), pp. 135–145, 2014.

Поступила 01.07.2021

## INFORMATION ON THE ARTICLE

Yuriy A. Zack, Dr. Tech. Sc., scientific expert, Deutschland, e-mail: yuriy\_zack@hotmail.com

### НЕЧІТКІ ЛОГІЧНІ ВИСНОВКИ І ВИСНОВКИ В ЕКСПЕРТНИХ СИСТЕМАХ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ / Ю.О. Зак

**Анотація.** Головними проблемами під час постановки правильного діагнозу є: суб'єктивність і недостатня кваліфікація лікаря, труднощі в правильних оцінках скарг пацієнта і симптомів захворювання, які спостерігаються у хворого, а також особисті види подання симптомів захворювання. У публікаціях щодо застосування експертних систем медичної діагностики з використанням нечіткої логіки основна увага приділялася медичним особливостям проблеми. У роботі вперше сформульовано загальні методичні аспекти побудови таких систем, створення баз даних, подання нечіткими множинами дійсних чисел, цифрових шкал, лінгвістичних і булевих даних значень симптомів. Запропоновано види функцій належності, які доцільно використовувати для подання симптомів захворювань. У fuzzy-логічних висновках використовуються не тільки значення характеристичних функцій логічних термів окремих симптомів, але і складні арифметичні функції їх значень.

**Ключові слова:** кластерний аналіз, багатовимірні функції належності, центроїди fuzzy-множин об'єктів і кластерів, центри тяжкості і середини перетинів нечітких множин, критерії оптимальності та алгоритми кластеризації.

### FUZZY LOGICAL CONCLUSIONS AND CONCLUSIONS IN EXPERT SYSTEMS OF MEDICAL DIAGNOSTICS / Yu.A. Zack

**Abstract.** The main problems in making a correct diagnosis are: subjectivity and insufficient qualifications of the doctor, difficulties in correctly assessing the patient's complaints, signs and symptoms of the disease observed in the patient, as well as individual manifestations of the symptoms of the disease. In publications on the use of expert systems for medical diagnostics using fuzzy logic, the main attention was paid to the medical features of the problem. In this work, for the first time, general methodological aspects of building such systems, creating databases, representing by fuzzy sets of real numbers, digital scales, linguistic and Boolean data of symptom values are formulated. The types of membership functions that are advisable to use to represent the symptoms of diseases are proposed. In fuzzy-logical conclusions, not only the values of the characteristic functions of the logical terms of individual symptoms, but also complex arithmetic functions of their values are used.

**Keywords:** cluster analysis, multidimensional membership functions, centroids of fuzzy-sets of objects and clusters, centers of gravity and mid-sections of fuzzy sets, optimality criteria and clustering algorithms.

## REFERENCES

1. B.A. Kobrinsky, "Fuzziness in medicine and the need for its reflection in expert systems", *System of support for making medical decisions*, no. 5, pp. 6–14, 2016.
2. B.A. Kobrinsky, B.V. Marjanchik, P.A. Temin, and A.Yu. Ermakov, "Application of the technology of virtual statistics for the development of a medical diagnostic system based on knowledge", *Intellectual and information systems in medicine. Collection of articles "Monitoring and decision support"*. M.-Berlin: Direct-Media, 2016, pp. 21–36.
3. N.A. Korenovsky, "The use of fuzzy decision-making logic for medical expert systems", *Medical equipment*, no. 1, pp. 33–35, 2015.
4. Yu.A. Zack, *Making decisions in the face of blurry and fuzzy data*. M.: URSS, 2013, 352 p.
5. A.B. Gogcharova, "Formulation of a preliminary medical diagnosis based on the theory of fuzzy sets using the Sugeno measure", *Bulletin of St. Petersburg State University. Applied math. Informatics*, vol. 15, iss. 4, pp. 529–543, 2019.
6. N.A. Gudilina, E.S. Ivanova, A.V. Sibiryakov, N.V. Mekhonoshina, N.B. Rostova, and R.A. Faizrakhmanov, "The use of cluster analysis in the development of approaches to



- the selection and prescription of treatment regimens for HIV-infected patients”, *Bulletin of Siberian Medicine*, no. 16 (3), pp. 52–60, 2017.
7. V.A. Duke and D.I. Kurapeev, “Application of data mining methods to assess the risk of surgery in cardiac surgery”, *Proceedings of SPIIRAS*, no. 9, pp. 187–196, 2009.
  8. S. Sridevi and S. Nirmala, “ANFIS based decision support system for prenatal detection of Truncus Arteriosus congenital heart defect”, *Applied Soft Computing*, no. 46, pp. 577–587, 2016.
  9. M.A.M. Abushariah, A.A.M. Alqudah, O.Y. Adwan, and R.M.M. Yousef, “Automatic Heart Disease Diagnosis System Based on Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) Approaches”, *Journal of Software Engineering and Applications*, no. 07(12), pp. 1055–1064, 2014.
  10. O. Castillo, P. Melin, E. Ramirez, and J. Soria, “Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classification with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system”, *Expert Systems with Applications*, vol. 39, iss. 3, pp. 2947–2955, 2012.
  11. C. Loganathan and K.V. Girija, “Cancer Classification using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System with Runge Kutta Learning”, *International Journal of Computer Applications*, 79(4), pp. 46–50, 2013.
  12. E. Al-Daoud, “Cancer Diagnosis”, *Using Modified Fuzzy Network*, no. 2, pp. 73–78, 2010.
  13. F.C. Fernandes, L.M. Brasil, J.M. Lamas, and R. Guadagnin, “Breast cancer image assessment using an adaptive network-based fuzzy inference system”, *Pattern Recognition and Image Analysis*, 20(2), pp. 192–200, 2010.
  14. H. Min, F.J. Manion, E. Goralczyk, Y.N. Wong, E. Ross, and J.R. Beck, “Integration of prostate cancer clinical data using an ontology”, *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 42, no. 6, pp. 1035–1045, 2009.
  15. S.M. Odeh, “Using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Algorithm for Automatic Diagnosis of Skin Cancer”, *Journal of Communication and Computer*, no. 8, pp. 751–755, 2011.
  16. M.I. Obayya, N.F. Areed, and A.O. Abdulhadi, “Liver Cancer Identification using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System”, *International Journal of Computer Applications*, 140(8), pp. 1–7, 2016.
  17. P. Shanthakumar and P. Ganeshkumar, “Performance analysis of classifier for brain tumor detection and diagnosis”, *Computers & Electrical Engineering*, 45, pp. 302–311, 2015.
  18. P. Thirumurugan and P. Shanthakumar, “Brain tumor detection and diagnosis using ANFIS classifier”, *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 26(2), pp. 157–162, 2016.
  19. L.A. Gan Lim, R.N. Maguib, E.P. Dadios, and J.M.C. Avila, “Implementation of GA-KSOM and ANFIS in the classification of colonic histopathological images”, *TENCON 2012 IEEE. Region 10 Conference*, pp. 123–137.
  20. E.D. Übeyli, “Automatic diagnosis of diabetes using adaptive neuro-fuzzy inference systems”, *Expert Systems*, 27(4), pp. 259–266, 2010.
  21. E. El-Khamy, R.A. Sadek, and M.A. El-Khoreby, “An efficient brain mass detection with adaptive clustered based fuzzy C-mean and thresholding”, *IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications*, pp. 429–433, 2015.
  22. B. Al-Naami, M. Abu Mallouh, and A.A. Khesman, “Automated intelligent diagnostic of alzheimer disease based on neuro-fuzzy system and discrete wavelet transform”, *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 26(03), pp. 135–145, 2014.