

Использование нечеткой логики принятия решений для медицинских экспертных систем

Аннотация

Показано, что ряд задач для медицинского прогнозирования, ранней и дифференциальной диагностики при построении соответствующих экспертных систем целесообразно решать, используя методы нечеткой логики принятия решений, адаптированные под классификационные задачи.

Для выбора формы и параметров функций принадлежности к исследуемым классам состояний и способов их агрегации предлагается использовать методологию разведочного анализа с последующим объединением частных решающего правила в нечеткие коллективы, обеспечивающие наилучшее качество классификации. Приводятся рекомендации по синтезу частных нечетких решающих правил и их коллективов для построения базы знаний медицинских экспертных систем.

Анализ литературных данных и результаты собственных исследований позволяют сделать вывод о том, что значительное число задач прогнозирования, ранней и дифференциальной медицинской диагностики характеризуется высокой сложностью формализации описания классов состояний здоровья организма, а в задачах прогнозирования и ранней диагностики различные классы сильно пересекаются в пространстве информативных признаков [3], [5], [7]-[9]. Кроме того, для целого ряда социально значимых задач построение прогностических и диагностических математических моделей характеризуется неполным и нечетким представлением исходных данных. В таких условиях ряд исследователей рекомендуют применять аппарат нечеткой логики принятия решений [3], [7], [8], [11], [12], [15].

Одной из основных проблем практического применения указанного математического аппарата является сложность выбора формы и параметров элементов нечетких решающих правил и способов их агрегации в системы нечетких решающих правил. Значительная часть этих проблем может быть решена путем применения коллективов нечетких решающих правил, обучение которых осуществляется при использовании данных разведочного анализа.

Практика решения задач прогнозирования и медицинской диагностики показала, что в условиях плохой формализации при недостаточной статистике и выборе типа решающих правил, объединяемых в коллективы, наиболее целесообразно использовать последовательный секвенциальный анализ А. Вальда, диалоговые системы распознавания образов и нечеткую логику принятия решений в ее приложениях к решению классификационных задач [3], [4], [6]. В свою очередь, развитие теории нечеткой логики принятия решений привело к пониманию того, что для различных структур медицинских данных наилучшим образом (в смысле минимизации ошибок классификации) подходят различные типы нечетких решающих правил (минимаксные операции [5], [8], функции принадлежности с базовыми переменными по расстоянию до разделяющих поверхностей и эталонных структур [7], модификации итерационных правил Е. Шортлифа [3] и т. д.).

В работах кафедры биомедицинской инженерии Юго-Западного государственного университета (БМИ ЮЗГУ) показано, что выбор элементов нечетких решающих правил, их агрегацию с последующим объединением в нечеткие коллективы целесообразно осуществлять, опираясь на методологию разведочного анализа [3], [5].

Метод синтеза

Для решения задач синтеза нечетких решающих правил на кафедре БМИ ЮЗГУ разработан специальный пакет прикладных программ разведочного анализа с рекомендациями выбора, типов функций принадлежности и способов их агрегации в зависимости от структуры данных, характерной для тех или иных видов медицинских задач [3], [5]. При этом установлено, что для различных групп информативных признаков, участвующих в решении выбранной задачи, наиболее подходящими (в смысле минимума ошибки классификации и профессионального понимания экспертами) являются различные типы нечетких решающих правил. Кроме того, в пространстве всех ин-

формативных признаков для различных его гиперобластей также может оказаться целесообразным использование различных классификационных правил.

Этот факт позволил сделать вывод о необходимости разработки механизмов синтеза разнотипных решающих правил с последующим объединением их в коллективы гибридных решателей.

Один из методических подходов к такому синтезу предлагается в данной статье в виде следующей последовательности действий.

1. Если на экспертном уровне и в ходе разведочного анализа выясняется возможность формирования признакового пространства или подпространства, где каждый из признаков x_i может быть представлен системой k градаций x_{ik} и существует возможность произвести статистический расчет частоты появления k -й градации i -го признака $P(x_{ik} / \omega_l)$, $P(x_{ik} / \omega_r)$ в альтернативных классах ω_l и ω_r , то изучается целесообразность использования секвенциальной последовательной процедуры А. Вальда с расчетом диагностического коэффициента по формуле [1], [4]

$$DK = \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{P(x_{ik} / \omega_l)}{P(x_{ik} / \omega_r)}, \quad (1)$$

где ω_l и ω_r – пара альтернативных диагностических классов (диагнозов); x_{ik} – значение k -й градации информативного признака x_i , ($i = 1, \dots, n$); n – размерность пространства признаков; $P(x_{ik} / \omega_l)$ – частота появления k -й градации i -го признака в классе ω_l , $P(x_{ik} / \omega_r)$ – в классе ω_r , соответственно.

При переходе к нечеткому классификатору Вальда уверенность в классификации $\omega_l - UGV_l$ определяется функцией принадлежности к ω_l (базовой переменной, определяемой по шкале ДК [4]), т. е.

$$UGV_l = \mu_{\omega_l}(DK). \quad (2)$$

Преимуществами этой процедуры являются простота вычислений, отсутствие определенных требований к распределению величин и возможность постановки диагноза с заранее установленным уровнем надежности, даже при отсутствии некоторой части измерений. Ограничения применения данного метода заключаются в наличии требований к объему обучающей выборки и ее репрезентативности, наличию зоны неопределенных решений, которая при значениях α и β , приближающихся к единице (высокое значение качества классификации), может быть достаточно широкой, и к независимости признаков, участвующих в диагностике. Однако даже при весьма выраженной зависимости признаков число ошибок при последовательной диагностической процедуре оказывается, как правило, не выше расчетного.

2. Если в ходе разведочного анализа, активно используемого различные методы отображения многомерных данных в двумерные отображающие пространства, выясняется удовлетворительное качество классификации в этом пространстве, то целесообразно остановиться на методе диалогового конструирования двумерных классификационных пространств [6].

В соответствии с этим методом двумерное отображающее пространство $\Phi = Y_1 \cdot Y_2$ определяется как декартово произве-

дение двух отображающих функций вида

$$Y_1 = \varphi_1(A, X); \quad Y_2 = \varphi_2(B, X), \quad (3)$$

где φ_1 и φ_2 – функции отображения многомерных объектов в двумерное пространство Φ ; A и B – векторы настраиваемых параметров; $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ – векторы объектов многомерного пространства информативных признаков.

На объектах обучающей выборки в пространстве Φ в полуавтоматическом режиме с привлечением экспертов предметной области формируются границы разделения альтернативных классов ω_l и ω_r из условия минимального количества ошибок классификации в виде уравнения $G_{lr} = F_{lr}(Y_1, Y_2)$.

При переходе к нечеткой классификации в двумерном отображающем пространстве четкий вывод метода диалогового конструирования двумерных классификационных пространств трансформируется в нечеткое решение путем определения функций принадлежности $\mu_{\omega_l}(D_i)$ к классу ω_l с базовой переменной, определяемой как расстояние D_i от отображения в Φ исследуемого объекта до двумерных границ класса ω_l , описываемых уравнением вида $G_l = F_l(Y_1, Y_2)$.

Уверенность в ω_l , полученную при диалоговом конструировании двумерных классификационных пространств, определим соотношением

$$UGD_l = \mu_{\omega_l}(D_i). \quad (4)$$

При использовании модификаций классического аппарата нечеткой логики принятия решений Л. Заде, ориентированной на решение классификационных задач, в качестве базовых элементов используются функции принадлежности $\mu_{\omega_l}(D_i)$ и (или) $\mu_{\omega_r}(D_j)$ к исследуемым классам состояний ω_l с базовыми переменными, определяемыми по шкалам информативных признаков x_i и (или) комплексных показателей Y_j , вычисляемых по информативным показателям $Y_j = f_j(x_1, x_2, \dots)$, где f_j – функциональная зависимость, «связывающая» все или часть информативных признаков с Y_j [5], [8], [11], [15].

Наиболее популярными формулами агрегации при использовании функций принадлежности являются выражения вида

$$UGN_l = \min_i[\mu_{\omega_l}(x_i)]; \quad UGN_l = \min_j[\mu_{\omega_l}(Y_j)];$$

$$UGN_l = \min_{i,j}[\mu_{\omega_l}(x_i), \mu_{\omega_l}(Y_j)]; \quad (5)$$

$$UGN_l = \max_i[\mu_{\omega_l}(x_i)]; \quad UGN_l = \max_j[\mu_{\omega_l}(Y_j)];$$

$$UGN_l = \max_{i,j}[\mu_{\omega_l}(x_i), \mu_{\omega_l}(Y_j)]; \quad (6)$$

$$UGN_l = \max_q \min_i[\mu_{\omega_q}(x_i)]; \quad UGN_l = \max_q \min_j[\mu_{\omega_q}(Y_j)];$$

$$UGN_l = \max_q \min_{i,j}[\mu_{\omega_q}(x_i), \mu_{\omega_q}(Y_j)], \quad (7)$$

где q – номер эталонных гиперобъемов, «покрывающих» класс ω_l .

Выражения типа (5) следует применять, если в подпространстве или пространстве признаков все из них таковы, что отсутствие одного из них требует отказа от ω_l .

Эти правила с геометрической точки зрения можно трактовать как классификацию по попаданию исследуемого объекта в нечеткий гиперпараллелепипед, ограниченный ненулевыми значениями всех используемых функций принадлежности.

Выражение (6) целесообразно использовать, если наличия любого из признаков достаточно для оценки гипотезы ω_l .

Если в пространстве признаков находятся группы признаков, удовлетворяющих выражениям (5) и (6), то рекомендуется использовать правила вида (7).

Геометрически это правило соответствует аппроксимации геометрических образов, соответствующих исследуемым классам состояний, наборами нечетких гиперпараллелепипедов с номерами q в классе ω_l .

4. Если в ходе разведочного анализа выясняется, что между исследуемыми классами состояний возможно проведение разделяющей гиперплоскости типа $Z_l = F_l(A_l, x_i)$, то целесообразно использовать правила вида

$$UGG_l = \mu_{\omega_l}[D_l(Z_l)], \quad (8)$$

где F_l – функция, определяющая вид разделяющей поверхности Z_l (линейная, кусочно-линейная, квадратичная и т. д.); $D_l(Z_l)$ – функция расстояния от исследуемых объектов до разделяющей поверхности Z_l [7].

5. Если группа или все информативные признаки x_i или комплексные показатели Y_j таковы, что каждый из них увеличивает уверенность в гипотезе (диагнозе ω_l), то частную и (или) общую уверенность UGS_l в ω_l рекомендуется определять по формулам [4], [8], [12]

$$UGS_l(p+1) = UGS_l(p) + \mu_{\omega_l}(x_i)[1 - UGS_l(p)];$$

$$UGS_l(p+1) = UGS_l(p) + \mu_{\omega_l}(Y_j)[1 - UGS_l(p)];$$

$$UGS_l(p+1) = UGS_l(p) + US_l(p+1) \cdot [1 - UGS_l(p)], \quad (9)$$

где p – номер итерации в расчете UGS_l ; $US_l(p+1)$ – частная уверенность в ω_l по подпространству с номером $p+1$ многомерного пространства признаков.

6. Если в качестве информативных признаков используются электрические характеристики биологически активных точек (БАТ), например их электрические сопротивления, то с учетом биофизики этих точек и специфики выводимой на них информации в работах [13], [14] рекомендуется использовать гибридное правило принятия решений, состоящее из четкого условия и правила нечеткого принятия решений вида

$$\text{ЕСЛИ } (Y_{jl} \forall [ДЗТ]_l \delta R_j \geq \delta R_j^{nop}), \text{ то}$$

$$\{UGB_l(j+1) = UGB_l(j) + \mu_{\omega_l}(\delta R_{j+1})[1 - UGB_l(j)],$$

$$\text{ИНАЧЕ } (UGB_l = 0), \quad (10)$$

где Y_{jl} – список информативных точек по заболеванию ω_l ; \forall – квантор общности; $[ДЗТ]_l$ – список диагностически значимых точек, анализ которых позволяет из множества информации, «выводимой» на БАТ, выделить искомую патологию; δR_j – относительное отклонение сопротивления БАТ с номером j от своего номинального значения; δR_j^{nop} – пороговое значение δR_j , определяемое в ходе синтеза решающих правил; $\mu_{\omega_l}(\delta R_{j+1})$ – функция принадлежности к классу ω_l с базовой переменной δR_{j+1} ; UGB_l – уверенность в диагнозе ω_l ; $UGB_l(1) = \mu_{\omega_l}(\delta R_1)$.

По отношению к признаковому пространству коллектив нечетких правил распределяется в зависимости от особенностей решаемой задачи [4].

Возможен вариант, когда каждое из правил обрабатывает свои группы признаков: например, данные опросов и осмотров агрегируются правилом (9); данные традиционных лабораторных исследований – правилом (2); данные, получаемые при обработке изображений, – правилом (8); результаты анализа энергетических характеристик биологически активных точек – правилом (10) и т. д.

В другом варианте все информативные признаки обрабатываются каждым из правил, входящих в коллектив. Возможен смешанный вариант, при котором различные решающие правила используют смешанные, возможно пересекающиеся, группы информативных признаков. Такие группировки могут создаваться по различному принципу: по стоимости получения информации; по времени измерения; по информативности; по особенностям структуры данных и т. д.

Варианты финальной агрегации решающих правил также могут быть различны.

При осторожной стратегии, когда решение должно приниматься при обязательном учете «мнения» всех участников коллектива, с учетом возможных «сомнений» в направлении альтернативы (к классу ω_l), целесообразно использовать агрегатор типа

$$UG_l = \min(UGV_p, UGD_p, UGN_p, UGG_p, UGS_p, UGB_p). \quad (11)$$

Если ставится задача «не пропустить» объекты класса ω_l или если степень доверия к каждому из решающих правил при-

мерно одинакова, то целесообразно проверить применимость (качество работы) решающего правила типа

$$UG_i = \max(UGV_p, UGD_p, UGN_p, UGG_p, UGS_p, UGB_p). \quad (12)$$

Если использование каждого из правил добавляет уверенности в принятии решений относительно гипотезы ω_p , то целесообразно использовать итерационные накопительные процедуры, например по Е. Шортлифу:

$$UG_i(s+1) = UG_i(s) + UGF_i(s+1) \cdot [1 - UG_i(s)], \quad (13)$$

где s – номер итерации в расчете уверенности UG_i в классификации ω_p ;

$$UGF_i = (UGV_p, UGD_p, UGN_p, UGG_p, UGS_p, UGB_p); UG(1) = UGF(1).$$

На практике встречаются задачи со сложной структурой данных, когда в финальном решающем правиле целесообразно комбинировать варианты агрегации по правилам (11)-(13).

Результаты исследования

Используя приведенную стратегию синтеза нечетких решающих правил, решались различные медицинские задачи: прогнозирования после операционных осложнений в урологии [9], прогнозирования и ранней диагностики заболеваний сердца [14]; оценки уровня психоэмоционального напряжения и утомления [2]; прогнозирования, ранней и дифференциальной диагностики заболеваний, вызываемых действием вредных экологических факторов, характерных для Курской области, и др. Для всех решенных социально-значимых задач уверенность в правильном прогнозе превышает уровень 0,85, а в задачах диагностики – уровень 0,9, что позволяет рекомендовать получаемые решающие правила в медицинскую практику.

В качестве примера рассмотрим более подробно структуру коллектива нечетких правил, полученных при решении задач прогнозирования возникновения заболеваний у людей, работающих в экологически неблагоприятном регионе Курской области – районе действия Михайловского горно-обогатительного комбината (МГОК). В этом районе, согласно данным санитарно-эпидемиологических служб, по сравнению с другими районами Курской области наблюдается повышенная заболеваемость систем пищеварения и дыхания. В ходе синтеза было получено два коллектива нечетких решающих правил. Один коллектив, используя информацию об экологических факторах риска (напряженность постоянного магнитного поля из-за действия Курской магнитной аномалии; выбросы вредных веществ Михайловского горно-обогатительного комбината: пыль, CO_2 , SO_2 , NO_2 ; время контакта с вредными экологическими факторами; уровень защитных свойств организма, определяемый по методике, разработанной на кафедре БМИ ЮЗГУ [10]), определяет уверенность в риске возникновения заболеваний системы пищеварения и дыхания в районе действия МГОК.

Второй коллектив решающих правил решает задачу прогнозирования возникновения заболеваний систем пищеварения и дыхания с учетом образа жизни и индивидуальных особенностей организма (данные опросов, осмотров, лабораторные исследования, электрическое сопротивление БАТ, «связанных» с заболеваниями систем пищеварения и дыхания).

В коллективы решающих правил вошли математические модели (4), (9) и (10) с объединяющей моделью (13). В ходе проверки на контрольных выборках по 100 объектов на каждый класс [заболеет в ближайшие 3 года болезнью органов пищеварения (класс ω_p) и (или) дыхания (класс ω_d) или не заболеет (класс ω_0)] было установлено, что уверенность в правильном прогнозе с применением коллективов нечетких решающих правил достигает величины 0,92. При использовании выбранных математических моделей в отдельности прогностическая уверенность не превышает величины 0,86.

Список литературы:

1. Гублер Е.В., Генкин А.А. Применение непараметрических методов статистики в медико-биологических исследованиях. – Л.: Медицина, 1973. 144 с.

2. Конева Л.В., Корневская С.Н., Дегтярев С.В. Оценка уровня психоэмоционального напряжения и утомления по показателям, характеризующим состояние внимания человека // Системный анализ. 2012. Т. 11. № 4. С. 993-1000.
3. Корневский Н.А. Метод синтеза гетерогенных нечетких правил для анализа и управления состоянием биотехнических систем / Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика» // Медицинское приборостроение. 2013. № 2. С. 99-103.
4. Корневский Н.А., Руцкой Р.В., Долженков С.Д. Метод прогнозирования и диагностики состояния здоровья на основе коллективов нечетких решающих правил // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2013. Т. 12. № 4. С. 905-909.
5. Корневский Н.А., Крупчатников Р.А., Горбатенко С.А. Синтез нечетких сетевых моделей, обучаемых по структуре данных для медицинских экспертных систем // Медицинская техника. 2008. № 2. С. 18-24.
6. Корневский Н.А., Дегтярев С.В., Серегин С.П., Новиков А.В. Интерактивный метод классификации в задачах медицинской диагностики // Медицинская техника. 2013. № 4. С. 1-3.
7. Корневский Н.А., Филлист С.А., Устинов А.Г., Рябкова Е.Б. Геометрический подход к синтезу нечетких решающих правил для решения задач прогнозирования и медицинской диагностики // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. № 4. С. 20-25.
8. Корневский Н.А., Разумова К.В. Синтез нечетких классификационных правил в многомерном пространстве признаков для медицинских приложений / Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика» // Медицинское приборостроение. 2012. № 2. Т. 41. С. 223-227.
9. Серегин С.П., Долженков С.Д., Корневская С.Н., Сапотонова Т.Н. Синтез комбинированных нечетких решающих правил для прогнозирования послеоперационных осложнений в урологии / Известия Юго-Западного государственного университета. Серия «Управление, вычислительная техника, информатика» // Медицинское приборостроение. 2012. № 2. Ч. 3. С. 293-297.
10. Харьков С.В., Долженков С.Д., Корневская С.Н., Коцарь А.Г. Оценка защитных механизмов организма в задачах прогнозирования и медицинской диагностики // Системный анализ и управление в биотехнических системах. 2012. Т. 11. № 1. С. 44-50.
11. Шаповалов В.В. Нечеткий метод построения решающих правил в системах скринирующей диагностики // Биомедицинская радиоэлектроника. 2013. № 1. С. 64-66.
12. Buchanan B.G., Shortliffe E.H. Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project. – Addison-Wesley Publishing Company. Reading, Massachusetts, 1984.
13. Korenevskiy N.A., Al-Kasasbeh R., Ionescou F., Alshamasin M., Kuzmin A. Synthesis of Fuzzy Logic for Prediction and Medical Diagnostics by Energy Characteristics of Acupuncture Points // JAMS Journal of Acupuncture and Meridian Studies. 2011. Vol. 4. № 3. PP. 175-182.
14. Korenevskiy N.A., Al-Kasasbeh R., Ionescou F. Prediction and prenosological diagnostics of heart diseases based on energy characteristics of acupuncture points and fuzzy logic // Computer methods in biomechanics and biomedical engineering. 2012. Vol. 15. Iss. 7. PP. 681-689.
15. Zadeh L.A. Advances in Fuzzy Mathematics and Engineering: Fuzzy Sets and Fuzzy Information-Granulation Theory. – Beijing: Beijing Normal University Press, 2005.

Николай Алексеевич Корневский,
д-р техн. наук, профессор,
зав. кафедрой биомедицинской инженерии,
ФГБОУ ВПО «Юго-Западный государственный университет»,
г. Курск, e-mail: kstu-bmi@yandex.ru