

На правах рукописи

Рябкова Елена Борисовна

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ СИНТЕЗА НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ
АНАЛИЗА СОСТОЯНИЯ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ НА ДИСТАЛЬНЫХ
ШКАЛАХ МНОГОМЕРНЫХ ПРОСТРАНСТВ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (технические и медицинские системы)

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Курск – 2012

Работа выполнена в Юго-Западном государственном университете на кафедре биомедицинской инженерии.

Научный руководитель

доктор технических наук, профессор
Бурмака Александр Александрович

Официальные оппоненты:

Коровин Евгений Николаевич

доктор технических наук, профессор,
Воронежский государственный
технический университет, профессор
кафедры системного анализа и
управления в медицинских системах

Бобырь Максим Владимирович

кандидат технических наук, доцент,
Юго-Западный государственный
университет, доцент кафедры
вычислительной техники

Ведущая организация

Марийский государственный технический
университет (г. Йошкар-Ола)

Защита диссертации состоится «18» мая 2012 года в 14-00 часов в конференц-зале на заседании диссертационного совета Д 212.105.03 при Юго-Западном государственном университете по адресу.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Юго-Западного государственного университета, по адресу г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94.

Автореферат разослан «17» апреля 2012 г.

Ученый секретарь диссертационного
совета Д 212.105.03
к. ф-м.н, профессор



Ф.А. Старков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Современное развитие науки и техники происходит в мире сложных системных отношений и огромного объема информационных потоков. Такие условия требуют новых подходов к анализу возникающих проблем и принятию управленческих решений, базирующихся на теоретическом и прикладном аппарате системного анализа. Значительное число задач по анализу поведения и управления сложными системами приходится решать в условиях неполных, нечетких и неопределенных суждений когда использование формализованного языка традиционной математики существенно обедняет математическую модель выработки решения, не позволяет учитывать всех деталей проблемной ситуации и часто приводит к неудачным и неправильным решениям. Многочисленными исследованиями отечественных и зарубежных ученых было показано, что для успешного решения задач в условиях нечеткой информации целесообразно использовать аппарат нечеткой логики принятия решений. Однако эффективность применения этого аппарата для различных проблемных ситуаций изучена недостаточно. Отсутствует теоретическая определенность в таких вопросах как выбор типа и параметров функций принадлежности, агрегация функций принадлежности при решении задач со многими переменными и т.д.

Одним из хорошо зарекомендовавших себя аппаратов принятия решений в задачах со многими переменными является теория распознавания образов в ее геометрической интерпретации.

Проведенные исследования показывают, что повысить качество решения целого ряда задач оценки состояния сложных систем в условиях неопределенности и нечеткости представления данных можно объединяя идеи теории нечеткой логики принятия решений с геометрическим подходом, принятым в теории распознавания образов с учетом данных многомерного разведочного анализа.

С учетом сказанного исследование теоретических и практических возможностей сочетанного использования нечеткой логики принятия решений, разделяющих гиперповерхностей, многомерных эталонных структур и методов разведочного анализа для анализа и принятия решений о состоянии сложных систем, является актуальной научной и практической задачей.

Работа выполнена в соответствии с Федеральной целевой программой «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009-2013 гг., в рамках реализации мероприятия № 1.2.1 «Проведение научных исследований научными группами под руководством докторов наук», в соответствии с Федеральной целевой программой «Предупреждение и борьба с социально-значимыми заболеваниями (2007-2011г.г.) и научными направлением Юго-Западного государственного университета «Медико-экологические информационные технологии».

Цель работы. Разработка методов и алгоритмов синтеза нечетких решающих правил по информации о геометрической структуре многомерных данных относительно классификационных гиперструктур для экспертных систем решающих задачи анализа состояния сложных систем, позволяющих обеспечивать повышение качества принятия решений в условиях неполного и нечеткого описания объекта исследования.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

- на основании изучения существующих подходов к анализу состояния сложных объектов, функционирование которых описывается разнородной системой нечетких признаков, определены задачи и выбран адекватный математический аппарат исследования;
- разработаны методы синтеза нечетких решающих правил, в которых форма и параметры функций принадлежности определяются структурой данных, а базовая переменная определяется как дистальная шкала относительно классификационных гиперструктур в многомерном пространстве признаков, определяющих состояние исследуемых систем;
- предложен способ коррекции параметров классификационной гиперплоскости определяющий базовую переменную для функций принадлежности к исследуемым классам состояний;
- разработан алгоритм интеллектуальной поддержки процессов обучения и принятия решений по оценке состояния сложных систем на основе нечетких решающих правил с базовыми переменными на многомерных дистальных шкалах;
- созданы основные элементы программного обеспечения для системы поддержки принятия решений с сетевой базой знаний для выбранного типа решающих правил;
- оценены эффективность предложенных методов, моделей и алгоритмов на примере решения задач прогнозирования и диагностики заболеваний системы дыхания и вибрационной болезни.

Методы исследований. Для решения поставленных задач использовались методы системного анализа, теории нечеткой логики принятия решений, экспертного оценивания, статистического анализа и математического моделирования. Для синтеза и проверки качества работы нечетких решающих правил использовалась система компьютерной математики MATLAB 7 SP1 и пакет визуального моделирования Simulink.

Область исследований. Содержание диссертации соответствует п.4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации» паспорта специальности 05.13.01 «Системный анализ, управление и обработка информации» (технические науки).

Научная новизна. В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

- метод синтеза нечетких решающих правил, отличающийся тем, что базовые переменные соответствующих функций принадлежности определяются по мере близости к классификационным гиперплоскостям, а

форма и параметры этих функций выбираются с учетом структуры классов состояний исследуемых систем и задаваемых критериев качества, что позволяет решать задачи прогнозирования и оценки состояний исследуемых объектов на различных уровнях их функционирования в условиях нечеткого представления данных;

- метод синтеза кусочно-линейных нечетких классификаторов, отличающийся тем, что каждая из полученных гиперплоскостей используется для формирования базовой переменной соответствующей функции принадлежности к разделяемым классам состояний с использованием операторов агрегации, что позволяет обеспечивать высокое качество оценки состояния сложных объектов для задач со сложной многомодальной и пересекающейся структурой классов в условиях нечеткого их описания;

- метод получения нечетких решающих правил, отличающийся тем, что базовые переменные определяются как дистальные шкалы относительно эталонных многомерных объектов, а операция агрегации осуществляется с помощью максиминных нечетких операторов, что позволяет решать задачи классификации с «вложенной» структурой классов;

- алгоритм интеллектуальной поддержки процессов обучения и принятия решений по оценке состояния сложных систем на основе нечетких решающих правил с базовыми переменными на многомерных дистальных шкалах, отличающийся тем, что выбор типов и параметров нечетких решающих правил осуществляется на основе анализа многомерной геометрической структуры данных, обеспечивающий взаимодействие разрабатываемой системы с лицом принимающим решение как на этапе обучения, так и на этапе принятия решений в условиях разнородного, неполного и нечеткого представления информации об объекте исследования;

- система нечетких решающих правил экспертной системы медицинского назначения для прогнозирования и ранней диагностики заболеваний системы дыхания и вибрационной болезни, отличающаяся тем, что высокое качество принятия решений обеспечивается агрегированием различных типов правил, выбираемых в соответствии со структурой данных с учетом индивидуальных особенностей организма, что позволяет достигать уверенности в принимаемых решениях на уровне 0,85 и выше в зависимости от количества собираемой о пациентах информации.

Практическая значимость работы. Разработанные методы, решающие правила и алгоритмы составили основу построения системы интеллектуальной поддержки принятия решения о состоянии сложных систем на примере построения экспертных систем медицинского назначения, в частности врачей специалистов. Клинические испытания этой системы показали целесообразность ее использования в медицинской практике.

Применение предложенных в диссертации методов позволяет снизить риск возникновения, развития и обострения заболеваний системы дыхания и вибрационной болезни, а также выбрать рациональные схемы проведения

лечебно-оздоровительных мероприятий, повышая эффективность лечения и сокращая его сроки.

Основные теоретические и практические результаты работы внедрены в составе медицинской информационной системы в практическую деятельность муниципального учреждения здравоохранения «Городская больница №2» г. Белгорода и используются в учебном процессе Юго-Западного государственного университета при подготовке специалистов по направлению «Биомедицинская инженерия» при чтении лекций и проведении лабораторных по курсу «Компьютерные технологии в медико-биологических исследованиях».

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научно-технических конференциях: на XIII и XIV Международной научно-технической конференции «Медико-экологические информационные технологии» (Курск 2010, 2011); на III Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Биотехническая и биомедицинская инженерия» (Курск 2010), на научно-практической конференции «Современные проблемы физики, биофизики и информационных технологий» (Краснодар 2010); на межрегиональной научно-практической конференции «Информационные проекты в медицинской и педагогической практике» (Курск 2010); на V Всероссийской научно-технической конференции «Информационные и управленческие технологии в медицине и экологии» (Пенза 2011); на международной научно-практической конференции «Интегративные процессы в науке» (Москва 2011).

Публикации. По материалам диссертации опубликовано 18 научных работ, перечень которых приведен в конце автореферата, из них 4 статьи в рецензируемых научных журналах.

Личный вклад автора. В работах, опубликованных в соавторстве, лично соискателем предложены: в работах [1, 4, 5, 8, 11, 12] - метод синтеза нечетких моделей анализа состояния сложных систем на многомерных дистальных шкалах относительно разделяющих поверхностей и многомерных эталонов, в работе [2] - способ и алгоритм коррекции параметров классификационной гиперплоскости определяющей базовую переменную нечеткого решающего правила, в работах [3, 7, 9, 13, 15, 17] - получены нечеткие решающие правила для прогнозирования и диагностики системы дыхания на основе нечетких правил логического вывода, в работе [6] - гибридные нечеткие решающие правила с учетом особенностей информации снимаемой с акупунктурных точек, в работе [10] - структура нечеткой базы знаний для системы поддержки принятия решений медицинского назначения, в работе [14] - нечеткие решающие правила для классификации стадий виброболезни, в работе [16] - нечеткое решающее правило для дифференциальной диагностики профессиональных заболеваний сварщиков, а в работе [18] - предлагает использовать комбинированные нечеткие решающие правила построения в многомерных пространствах для медицинских и экологических приложений.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и библиографического списка, включающего 128 наименований. Объем диссертации 183 страницы машинописного текста, 47 рисунков и 13 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ.

Во введении обоснована актуальность темы исследования, определяются цели и задачи работы, ее научная новизна и практическая значимость.

В первой главе на основе обзора литературы проанализированы современные подходы к решению задач анализа сложных и сверхсложных систем с использованием механизмов нечеткого вывода и показано, что одним из путей совершенствования механизмов нечеткого вывода является использование информации о геометрической структуре данных.

Во второй главе рассматриваются вопросы синтеза нечетких решающих правил с использованием информации о геометрической структуре многомерных данных. В варианте использования геометрического подхода к решению задач классификации состояний сложных систем можно говорить о том, что чем дальше мы удаляемся (дистанцируемся) от многомерных областей исследуемых классов состояний, тем с меньшей уверенностью можно делать вывод о том, что объект относится к этим классам. То есть, может быть поставлен вопрос о построении функций принадлежности к исследуемым классам (областям) состояний со шкалой, определяемой как мера близости к этим классам в многомерном пространстве признаков, причем сама функция принадлежности остается как и в классической теории нечеткой логики принятия решений одномерной.

Если в многомерном пространстве признаков существует разделяющая гиперповерхность между парами альтернативных классов вида $Y = F_{\omega_\ell}(A, X)$, то функция принадлежности к классу ω_ℓ может быть определена на базовой переменной D определяемой как мера близости от объекта с координатами $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ до этой поверхности, где x_1, \dots, x_n - координаты объекта в многомерном пространстве размерностью n . Вектор $A = (a_1, \dots, a_n)$ определяет положение разделяющей поверхности в многомерном пространстве, определяемом координатами x_1, \dots, x_n . При выборе формы и параметров функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}(D)$ следует руководствоваться достаточно простым правилом. Для объектов «удаляющихся» от разделяющей границы в сторону областей альтернативных классов величина функций принадлежности убывает. Для объектов, удаляющихся от границы в сторону областей «своих» классов функция принадлежности возрастает, вплоть до числа определяющего максимальное доверие экспертов к тому набору признаков, которое участвует в решении искомой задачи. В такой интерпретации функцию принадлежности, вычисленную в конкретной точке $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$,

можно рассматривать как коэффициент уверенности KU_{ω_ℓ} в гипотезе ω_ℓ со свойствами аналогичными одномерного коэффициента Е. Шортлифа, то есть:

$$KU_{\omega_\ell} = \mu_{\omega_\ell} [D(X^*, F_{\omega_\ell}(A, X))] \quad (1)$$

С учетом того, что удаление от специально выбираемых геометрических структур в ряде литературных источников принято определять словом «дистальный», в предлагаемой диссертационной работе вводится термин «дистальная шкала» для определения базовых переменных соответствующих функций принадлежности для различных типов дистальных шкал, ориентированных на различные типы разделяющих поверхностей и эталонов.

Исследуем вначале **метод синтеза нечетких решающих правил с базовой переменной, определяемой по дистальной шкале относительно линейной разделяющей поверхности**, состоящий из следующих основных этапов.

1. Формируются две обучающие выборки для исследуемого класса состояний ω_ℓ и для объектов альтернативного (альтернативных) класса (классов) ω_r и с использованием известных методов (например, дискриминантного анализа) строится линейная разделяющая поверхность (ЛРП) типа $y_0 = a_1x_1 + \dots + a_nx_n$.

2. На шкале вида:

$$Y = \sum_{i=1}^n a_i x_i \quad (3)$$

строится гистограмма распределения классов ω_ℓ и ω_r .

С использованием средств разведочного анализа (например, с использованием пакета прикладных программ кафедры биомедицинской инженерии Юго-Западного государственного университета) приводится анализ объектов обучающей выборки образовавших зону пересечения дистальных гистограмм исследуемых классов. Если устанавливается, что в исходном пространстве признаков пересечение классов отсутствует, то решается вопрос об использовании четких классификационных правил.

3. При наличии области пересечения, при отсутствии уверенности экспертов в точности классификации на обучающей выборке или при сомнениях о репрезентативности выборок рекомендуется использовать нечеткое описание исследуемых классов состояний с построением соответствующих функций принадлежности.

Основная задача экспертов при построении графиков функций принадлежности на базовой переменной Y заключается в том, чтобы зная геометрические свойства ЛРП, особенности структуры диагностических классов и анализируя форму и взаиморасположение гистограмм определить границы носителя (положительных участков) функций принадлежности (координаты) $y_{n\ell}$, $y_{\ell\ell}$, y_{nr} , y_{lr} (рис. 1), форму и параметры восходящих

(нарастающих) $(f_{\omega_\ell}^+, f_{\omega_r}^+)$ и нисходящих (спадающих) $(f_{\omega_\ell}^-, f_{\omega_r}^-)$ ветвей функций принадлежности и участки их максимальных значений ($\mu_{\omega_\ell}^m$ с левой $y_{\ell\ell}^m$ и правой $y_{\ell r}^m$ границами, $\mu_{\omega_r}^m$ с левой y_{lr}^m и правой y_{rr}^m границами). Таким образом, в общем виде функции принадлежности определяются функциональными зависимостями типа:

$$\begin{aligned}\mu_{\omega_\ell}(Y) &= F_{\omega_\ell}[y_{\ell\ell}, y_{\ell r}, f_{\omega_\ell}^+, f_{\omega_\ell}^-, \mu_{\omega_\ell}^m]; \\ \mu_{\omega_r}(Y) &= F_{\omega_r}[y_{lr}, y_{rr}, f_{\omega_r}^+, f_{\omega_r}^-, \mu_{\omega_r}^m].\end{aligned}\quad (4)$$

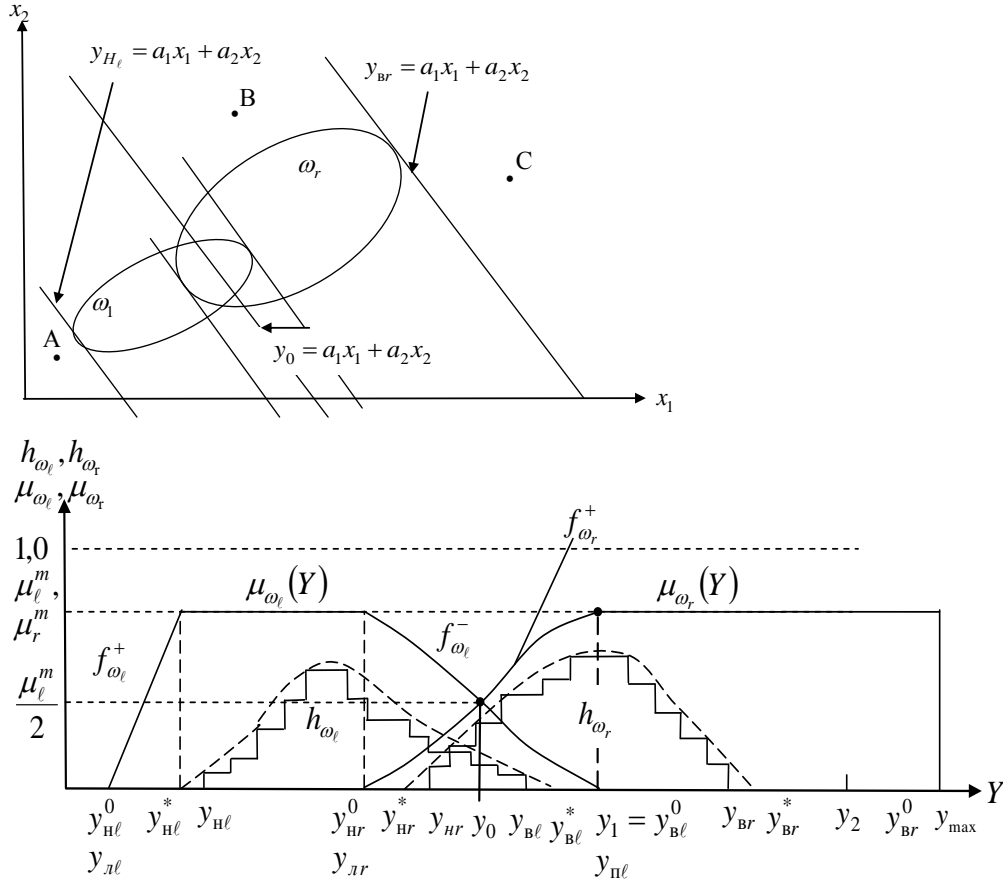


Рис. 1 Вариант расположения дистальных гистограмм с соответствующими функциями принадлежности по шкале Y .

4. Величины максимальных значений функций принадлежности определяются выражениями:

$$\begin{aligned}\mu_{\omega_\ell}^m &= МД_{\omega_\ell}(X) - МНД_{\omega_\ell}(R) - МНД_{\omega_\ell}(P) + МНД_{\omega_\ell}(R) \cdot МНД_{\omega_\ell}(P), \\ \mu_{\omega_r}^m &= МД_{\omega_r}(X) - МНД_{\omega_r}(R) - МНД_{\omega_r}(P) + МНД_{\omega_r}(R) \cdot МНД_{\omega_r}(P),\end{aligned}\quad (5)$$

где $МД(X)$ - мера доверия экспертов к используемому пространству признаков; $МНД(R)$ - мера недоверия экспертов к используемому типу решающих правил (например, ЛРП не выделяет области занятые объектами обучающей выборки а делит все пространство признаков на два подпространства); $МНД(P)$ - мера недоверия, характеризующая отношение экспертов к возможности получения максимально достоверной информации

по используемым информативным признакам, например, с учетом имеющихся в конкретном лечебном учреждении возможностей.

5. При определении координат границ участников максимальных значений $\mu_{\omega_\ell}^m$ и $\mu_{\omega_r}^m$ функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}(Y)$ и $\mu_{\omega_r}(Y)$ целесообразно учитывать такой фактор как доверие экспертов к элементам обучающей выборки DE .

Если эксперты считают, что обучающая выборка достаточно полно описывает состояние системы для классов ω_ℓ и ω_r (полное доверие экспертов к обучающей выборке), то координаты $y_{\ell\ell}^m$, $y_{\ell\ell}^m$, $y_{\ell r}^m$, $y_{\ell r}^m$ границ максимальных границ максимальных участков $\mu_{\omega_\ell}^m$, $\mu_{\omega_r}^m$ следует определять по координатам $y_{\ell\ell}$, $y_{\ell\ell}$, $y_{\ell r}$ и $y_{\ell r}$, определяющим положение гиперплоскостей между которыми расположены области исследуемых классов состояний.

Если у экспертов нет достаточного доверия к обучающей выборке, то решается вопрос о том, насколько далеко могут «раздвинуться» границы классов ω_ℓ и ω_r по шкале Y

Предлагается использовать несколько вариантов

- строятся линии, соединяющие верхние ступени гистограмм (пунктир на рис. 1), точки пересечения этих границ со шкалой Y определяют координаты границ максимальных участков функций принадлежности (на рис. 1 $y_{\ell\ell}^* = y_{\ell\ell}^m$);

- формируются дополнительные обучающие выборки, расширяющие границы классов в пространстве признаков, включая казуистические ситуации по которым выбираются новые границы (на рис. 1. $y_{\ell\ell}$);

- если принимается гипотеза о том, что по мере удаления от разделяющей границы уверенность, о классификации достигнув своего максимального значения, сохраняется, то левая граница класса ω_ℓ и (или) правая границы класса ω_ℓ определяется до физически достигнутых значений величины Y (y_{\max} на рис. 1).

6. Координаты границ носителей функций принадлежности определяются фактором DE аналогично п. 5 с учетом дополнительных требований к выполнению неравенств: $y_{\ell\ell} < y_{\ell\ell}^m$; $y_{\ell\ell} > y_{\ell\ell}^m$; $y_{\ell r} < y_{\ell r}^m$; $y_{\ell r} > y_{\ell r}^m$.

Учитывая, что координаты $y_{\ell\ell}^m$ и $y_{\ell r}^m$ «привязаны» к координатам границ гистограмм альтернативных классов целесообразно границы $y_{\ell\ell}$ и $y_{\ell r}$ выбирать из условия $y_{\ell\ell} = y_{\ell r}^m$; $y_{\ell r} = y_{\ell\ell}^m$.

Координаты $y_{\ell\ell}$ и $y_{\ell r}$ экспертам рекомендуется выбирать с учетом особенности решаемой задачи по тем же трём способам, что и п.5, включая

дополнительный вариант: симметрично $y_{\text{пл}}$ и $y_{\text{лр}}$ ($y_{\text{лл}} = y_{\text{лл}}^m + y_{\text{пл}}^m - y_{\text{лр}}^m$; $y_{\text{пл}} = y_{\text{лр}}^m + y_{\text{лр}}^m - y_{\text{пл}}^m$).

С учетом этого мера доверия к используемому решаемому правилу может быть повышена, что повлечет за собой и увеличение μ_ℓ^m и (или) μ_r^m , повышая качество классификации.

7. При формировании участков сопряжения (восходящих $f_{\omega_\ell}^+$, $f_{\omega_r}^+$ и нисходящих $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^-$ участков) функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}(Y)$ и $\mu_{\omega_r}(Y)$ предлагается учитывать два фактора.

Удаление координат, описывающих состояние системы (объекта исследования) от разделяющей поверхности (фактор LO) и тип ошибок классификации, который выбирается приоритетным при синтезе решающих правил (фактор TR), определяемый по показателям диагностической чувствительности ($ДЧ$) специфичности ($ДС$) и эффективности ($ДЭ$).

В качестве опорной точки при определении параметров функций принадлежности на участках $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^+$ выберем координату y_c , для которой $\mu_{\omega_\ell}(y_c) = \mu_{\omega_r}(y_c)$.

Если параметр y_0 выбирается из условия минимизации общего количества ошибок, то при условии $ДЧ \approx ДС$ следует считать, что $y_c = y_0$, а $\mu_{\omega_\ell}(y_0) = \mu_{\omega_r}(y_0) = (\mu_\ell^m + \mu_r^m)/4$. На промежуточных участках от $y_{\text{пл}}^m$ до $y_{\text{пл}}$ и от $y_{\text{лр}}$ до $y_{\text{лр}}^m$ целесообразно обеспечить «похожие» формы участков $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^+$ формам соответствующих участков гистограмм.

При изменении пропорций между $ДС$ и $ДЧ$ задаются допустимые величины ошибок классификации $ДЧ_\ell^D$ и $ДС_r^D$, а координата y_c выбирается из условия

$$\begin{aligned} n_\ell(y_c) &\leq N_\ell(1 - ДЧ_\ell^D); \\ n_r(y_c) &\leq N_r(1 - ДС_r^D), \end{aligned} \quad (6)$$

где $n_\ell(y_c)$ - количество объектов класса ω_ℓ удовлетворяющих неравенству

$\sum_{i=1}^n a_i x_i > y_c$; $n_r(y_c)$ - количество объектов класса ω_r удовлетворяющих

неравенству $\sum_{i=1}^n a_i x_i < y_c$; N_ℓ - число объектов в обучающей выборке класса

ω_ℓ .

После определения координаты y_c через нее и соответствующие точки границ максимальных участков и границ носителей функций принадлежности строятся участки $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^+$, аналогично варианту с условием $ДЧ \approx ДС$.

Формирование участков $f_{\omega_\ell}^+$, $f_{\omega_r}^-$ осуществляется аналогично $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^+$ но только с учетом фактора LO . Для каждого из классов эксперты выбирают один из вариантов, связанный с тем, что по мере удаления от разделяющей гиперповерхности: уверенность в принимаемом решении не уменьшается; уверенность уменьшается, повторяя форму соответствующей гистограммы; уверенность уменьшается симметрично $f_{\omega_\ell}^-$, $f_{\omega_r}^+$; с учетом ограничений на объемы анализируемых подпространств в которые «заключены» классы ω_ℓ и ω_r .

8. По полученным фрагментам функций принадлежности формируется полное их аналитическое описание. Состояния системы (классификация объектов) определяются по следующему простому алгоритму. При $\mu_{\omega_\ell}(Y) > \mu_{\omega_r}(Y)$ решение принимается в пользу класса ω_ℓ , в противном случае в пользу ω_r .

9. При использовании линейной разделяющей поверхности множество объектов пространства признаков не принадлежащих классам ω_ℓ и ω_r будут относиться ЛРП к исследуемым классам состояний (точки А, В, С на рисунке 1). Это снижает соответствующую меру доверия к используемому типу решающих правил и соответственно увеличивает меру недоверия к ним $MND_\ell(R)$ и $MND_r(R)$. Уменьшить долю такого рода ошибок можно ограничив область исследования эталонными гиперструктурами, содержащими в себе объекты исследуемых классов.

Одним из простых способов такого ограничения является использование двух четких или нечетких гиперпараллелепипедов содержащих в себе объекты исследуемых классов ω_ℓ и ω_r . В работе описан механизм построения таких гиперпараллелепипедов по гистограммам классов ω_ℓ и ω_r , построенным по осям информативных признаков x_i , с получением «признаковых» функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}(x_i)$.

Уверенность в классификации ω_ℓ принимается в соответствии с выражением:

$$\mu_{\omega_\ell}^*(Y) = \min(\mu_{\omega_\ell}(x_1), \mu_{\omega_\ell}(x_2), \dots, \mu_{\omega_\ell}(x_n), \mu_{\omega_\ell}(Y)) \quad (7)$$

Разделяющая поверхность $F_{\omega_\ell}(A, X)$ для выражения (1) может быть получена любым из известных и хорошо изученных способов, однако при выборе методов построения линейных разделяющих поверхностей следует иметь ввиду что большинство из них реализуются для известных законов распределения классов в многомерном пространстве признаков (в основном для нормальных законов распределения). В условиях неполного и нечеткого представления данных, получаемые ЛРП чаще всего дают результаты далекие от оптимальных. Это может вызываться, например, неоднородностью распределения объектов обучающей выборки классов, наличием казуистических ситуаций и т.д.

В связи с этим в работе предлагается **способ коррекции параметров классификационной гиперплоскости определяющей базовую переменную для функций принадлежности к исследуемым классам состояний** ориентированный на синтез нечетких решающих правил.

В практических приложениях в задачах со сложной структурой классов ошибка классификации при наличии одной ЛРП может не соответствовать возможно достижимому качеству классификации. Может существовать возможность уменьшить количество ошибок за счет использования более сложных разделяющих поверхностей, например кусочно-линейных.

Для решения задач получения нечетких решающих правил с кусочно-линейной разделяющей поверхностью разработан **метод синтеза кусочно-линейных классификаторов**, суть которого состоит в следующем.

1. Определяется базовая переменная в соответствии с выражением (3) с получением функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}^1(Y_1)$ и $\mu_{\omega_r}^1(Y_1)$, где верхний индекс соответствует номеру ЛРП.

2. Из обучающей выборки выделяются объекты формирующие зону пересечения гистограмм с учетом «расширения» их границ, аналогично методу синтеза нечетких решающих правил с базовой переменной Y_j относительно ЛРП с номером j .

3. Для выделенных объектов решается задача получения базовой переменной с построением новых гистограмм распределения классов и соответствующих функций принадлежности $\mu_{\omega_\ell}^j(Y_j)$ и $\mu_{\omega_r}^j(Y_j)$.

4. Пункты 2 и 3 повторяются пока введение новых разделяющих плоскостей не будет приводить к улучшению качества классификации.

5. При наличии m линейных разделяющих плоскостей с номерами $j = 1, \dots, m$ уверенность в классификации ω_ℓ определяется функций принадлежности получаемой из выражения

$$\mu_{\omega_\ell}(Y) = \min\{\mu_{\omega_\ell}^1(Y_1), \mu_{\omega_\ell}^2(Y_2), \dots, \mu_{\omega_\ell}^j(Y_j), \dots\} \quad (8)$$

Уверенность в классификации ω_r определяется выражением:

$$\mu_{\omega_r}(Y) = \min\{\mu_{\omega_r}^1(Y_1), \mu_{\omega_r}^2(Y_2), \dots, \mu_{\omega_r}^j(Y_j), \dots\} \quad (9)$$

Предпочтение по классам ω_ℓ и ω_r отдается в соответствии с простым правилом

$$\begin{aligned} & \text{ЕСЛИ } [\mu_{\omega_\ell}(Y) > \mu_{\omega_r}(Y)] \text{ ТО } (X \in \omega_\ell) \\ & \text{ИНАЧЕ } (X \in \omega_r) \end{aligned} \quad (10)$$

Предложенный метод синтеза нечетких кусочно-линейных разделяющих поверхностей может быть использован при построении искусственных нейронных сетей, поскольку их первый слой с точки зрения геометрического представления в пространстве признаков представляет собой кусочно-линейный аппроксиматор.

Другим подходом к классификации в многомерном пространстве признаков является подход, связанный с определением мер близости до

некоторых эталонных объектов (например, правило K - ближайших соседей). В нечеткой интерпретации в соответствии с предлагаемым **методом получения нечетких решающих правил относительно эталонных многомерных объектов**, мера близости $D_{\omega_\ell}^r$ от точки $X^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$ до эталона с номером r класса ω_ℓ интерпретируется как базовая переменная соответствующей функции принадлежности $\mu_{\omega_\ell}^r(D_\ell^r)$.

Если каждый класс ω_ℓ представляется одним эталоном, например своим математическим ожиданием, то принятие решения о классификации может осуществляться с помощью операции \max :

$$KY_{\omega_\ell} = \max\{\mu_{\omega_1}(D_1), \mu_{\omega_2}(D_2), \dots, \mu_{\omega_\ell}(D_\ell), \dots\}, \quad (11)$$

где $q=1, 2, \dots, \ell \dots L$; L – количество исследуемых классов.

Если каждый из классов представляется несколькими эталонами, то агрегация функций принадлежности для одного класса может производиться по различным формулам, в зависимости от той роли которой эксперты наделяют каждый из эталонов. Например, если все эталоны класса равноправны и близость к одному из них рассматривается как близость к объектам всего класса, то агрегация по эталонам одного класса может осуществляться с использованием операции \max .

В другой интерпретации близость к классу ω_ℓ может определяться по «средневзвешенной» близости ко многим эталонам исследуемого класса состояний и т.д.

В работе подробно описывается синтез нечетких решающих правил с использованием многомерных гиперсфер формируемых относительно своих центров.

В третьей главе рассматриваются вопросы разработки основных элементов интеллектуальной системы поддержки принятия решений с сетевой нечеткой базой знаний. Предлагается алгоритм интеллектуальной поддержки процессов обучения для геометрического синтеза нечетких решающих правил.

Одной из важных подсистем разрабатываемой экспертной системы является подсистема синтеза нечетких решающих правил активно использующая методы разведочного анализа. Отличительной особенностью предлагаемых процедур разведочного анализа является то, что анализ структуры многомерных классов состояний исследуемых систем осуществляется путем целенаправленный генерации отображений многомерных данных на те же шкалы на которых строятся соответствующие функции принадлежности, что значительно упрощает процедуры выбора формы и параметров этих функций и их агрегации с получением нечетких гибридных моделей адекватных структур многомерных данных.

Для решения задач управления программными модулями проектируемой системы поддержки принятия решений и ее взаимодействия с лицами, принимающими решение в работе, предлагается соответствующий

алгоритм интеллектуальной поддержки процессов обучения и принятия решений, состоящий из трех основных модулей.

В первом модуле решаются задачи синтеза нечетких решающих правил в интерактивном режиме в соответствии с разработанным во второй главе методом. Во втором модуле решаются задачи оценки структуры исследуемых классов состояний и формируются рекомендации по вариантам синтеза нечетких решающих правил. В третьем модуле реализуются процедуры принятия решений по оценке состояния исследуемых систем.

Анализ специальной литературы показал, что известные системы поддержки принятия решений (экспертные системы) не решают поставленных в работе задач.

В связи с этим в работе разработана структура системы интеллектуальной поддержки процессов принятия решений по оценке состояния сложных систем с нечеткой базой знаний (рис.2).

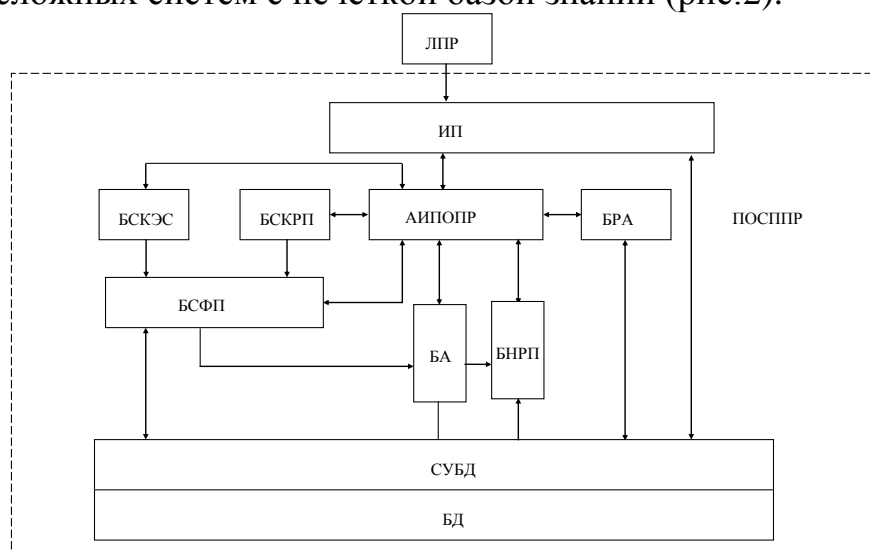


Рис.2. Структура программного обеспечения системы поддержки принятия решений

На этом рисунке: ЛПР – лицо принимающее решение; ИП – интерфейс пользователя; БСКЭС – блок синтеза и коррекции эталонных структур; БСКРП – блок синтеза и коррекции разделяющей поверхности; БСФП – блок синтеза функций принадлежности; АИПОПР – алгоритм интеллектуальной поддержки обучения и принятия решений; БРА – блок разведочного анализа; БА – блок агрегации; БНРП – блок нечетких решающих правил; СУБД – система управления базой данных (БД).

Собственно принятие решений о прогнозировании поведения и оценки состояния исследуемых систем и объектов реализуется блоком нечетких решающих правил (БНРП), который по существу представляют собой базу знаний. Характерной особенностью структуры базы знаний в предлагаемой СППР является то, что в нее могут быть включены различные типы правил нечеткого вывода, которые могут включаться в работу в различных последовательностях.

Как показали проведенные исследования, при такой организации базы знаний удобно использовать сетевую структуру ее построения, при которой

наборы решающих правил реализуются унифицированными решающими модулями, находящимися в узлах сетевой структуры. Объем задач, решаемых одним модулем, удобно связывать с технологическим этапом общего решения.

В четвертой главе приводятся результаты экспериментальных исследований. Показывается, как используя полученные теоретические результаты, синтезировать решающие правила для решения задач прогнозирования и ранней диагностики заболеваний системы дыхания у рабочих пылевых профессий и вибрационной болезни. Приводятся результаты статистических испытаний полученных решающих правил.

Задача прогнозирования рассматривалась как задача классификации на два класса: ω_0 – обследуемый не приобретет в течение выбранного числа лет ($T_0=3$ года) патологии системы дыхания; ω_d – в течение времени T_0 у обследуемого появится патология системы дыхания. Время равное трем годам выбрано экспертами исходя из опыта решения аналогичных прогностических задач.

На экспертном уровне была отобрана следующая система информативных признаков: x_1 – запыленность рабочего места; x_2 – температурный режим; x_3 – воздействие газов работающих двигателей; $x_4 \div x_{12}$ – система признаков формируемых опросом об образе жизни, беспокоящих факторах и наследственности; x_{13} – уровень психоэмоционального напряжения; x_{14} – степень хронического утомления; x_{15} – уровень адаптационного потенциала.

С помощью пакета Статистика-6 на объектах обучающей выборки была получена линейная дискриминантная функция, разделяющая классы ω_0 и ω_d , параметры которой были уточнены с помощью алгоритма коррекции описанного во второй главе. В результате было получено уравнение вида:

$$Y = 0,3x_1 + 0,2x_2 + 0,1x_3 + 0,21x_4 + 0,1x_5 + 0,09x_6 + 0,09x_7 + 0,21x_8 + 0,09x_9 + 0,15x_{10} + 0,23x_{11} + 0,09x_{12} + 0,2x_{13} + 0,16x_{14} - 0,25x_{15}$$

Используя шкалу Y в качестве базовой переменной были получены функции принадлежности к искомому признаку (рис.3).

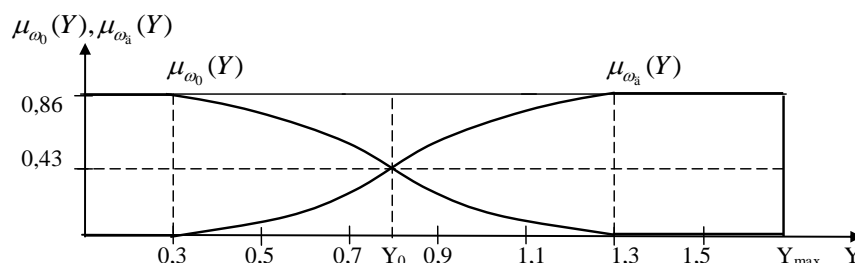


Рис. 3. Графики функций принадлежности к классам ω_0 и ω_d

Полученные нечеткие решающие правила подверглись экспертной проверке, в ходе которой эксперты определили уровень своего доверия к

этим правилам. При наиболее часто встречающихся факторах риска характерных для работников пылевых профессий Белгородской области этот уровень был определен как 0,86. Для оценки эффективности решающих правил полученных экспертным путем были сформированы репрезентативные контрольные выборки.

В качестве показателей качества характеризующих достоверность срабатывания нечетких классификационных решающих правил были выбраны диагностическая чувствительность (ДЧ), диагностическая специфичность (ДС), прогностическая значимость положительных ($ПЗ^+$) и отрицательных ($ПЗ^-$) результатов испытаний, а так же диагностическая эффективность (ДЭ).

Для порога $y_0 = 0,8$ определено количество правильных и ошибочных решений по которым были рассчитаны соответствующие показатели качества.

$$ДЧ=0,85; ДС=0,91; ПЗ^+ = 0,9; ПЗ^- = 0,86; ДЭ=0,88.$$

В качестве второй задачи связанной с системой дыхания была выбрана задача диагностики таких профессиональных заболеваний сварщиков как интоксикация (класс ω_{II}), пневмокониоз (класс $\omega_{П}$) и хронический бронхит (класс ω_X).

По этим классам заболеваний эксперты определили 33 информативных признака. В ходе разведочного анализа было установлено, что между всеми выбранными классами состояний, включая состояние не болен перечисленными заболеваниями (класс ω_0) имеются области пересечения в исходном пространстве признаков, а разделение классов может быть осуществлено кусочно-линейной разделяющей поверхностью использующей два базовых уравнения, которые определили базовые переменные для двух групп функций принадлежности: $\mu_{\omega_0}^1, \mu_{\omega_E}^1, \mu_{\omega_I}^1, \mu_{\omega_X}^1$ - для первой разделяющей поверхности и $\mu_{\omega_0}^2, \mu_{\omega_E}^2, \mu_{\omega_I}^2, \mu_{\omega_X}^2$ - для второй разделяющей поверхности.

Функции принадлежности по каждому из классов μ_{ω_ℓ} ($\ell = 0, II, П, X$) определяются в соответствии с выражениями

$$\begin{aligned} \mu_{\omega_0} &= \min(\mu_{\omega_0}^1, \mu_{\omega_0}^2); \mu_{\omega_{II}} = \min(\mu_{\omega_{II}}^1, \mu_{\omega_{II}}^2); \\ \mu_{\omega_{П}} &= \min(\mu_{\omega_{П}}^1, \mu_{\omega_{П}}^2); \mu_{\omega_X} = \min(\mu_{\omega_X}^1, \mu_{\omega_X}^2). \end{aligned}$$

Предпочтение отдается классу с максимальными значениями функций принадлежности. Дополнительно, если $\mu_{\omega_{II}} = \mu_{\omega_X}$ и значения этих функций принадлежности превышают значения других функций принадлежности, принимается решение о наличии у обследуемого двух заболеваний интоксикация с хроническим бронхитом. На экспертном уровне доверие к полученным решающим правилам составило 0,9. В ходе статистических испытаний на репрезентативных контрольных выборках было установлено, что ДЭ выбранный экспертами в качестве основного показателя качества

варьируется в пределах 0,88,...,0,92, что близко к мнению экспертов (0,9) о качестве работы используемых решающих правил и свидетельствует о целесообразности их практического использования.

В качестве третьего примера была выбрана диагностика ранней и клинической стадий виброболезни у рабочих, использующих виброинструменты, в основном отбойные молотки.

Эксперты выделили три класса состояний: здоров (ω_0); ранняя (доклиническая, донозологическая) стадия (класс ω_p); клиническая стадия (класс ω_k) вибрационной болезни.

Для решения классификационной задачи было выбрано 24 признака x_i двоичного типа (есть признак – 1, признак отсутствует – 0).

В ходе разведочного анализа было установлено, что между всеми классами существуют области пересечения и не существует линейной разделяющей поверхности обеспечивающей отделение классов друг от друга. Было принято решение об использовании кусочно-линейной разделяющей поверхности с построением соответствующих функций принадлежности доверие к которым эксперты определили на уровне 0,92. В ходе статистических испытаний эта цифра была подтверждена с помощью показателей ДЧ, ДС и ДЭ, что позволяет рекомендовать полученные результаты для использования в медицинской практике.

В заключении сформулированы научные и практические результаты исследования.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. На основании анализа достижимости целей и задач исследования определены объекты, методы и средства исследований. Обосновано использование аппарата нечеткой логики принятия решений как наиболее адекватного для решаемых в работе задач.

2. Разработаны методы синтеза нечетких решающих правил в соответствии с которыми базовые переменные соответствующих функций принадлежности определяются по мере близости к классификационным гиперповерхностям и эталонным структурам, а форма и параметры этих функций выбираются с учетом структуры классов состояний исследуемых систем и задаваемых критериев качества, что позволяет решать задачи прогнозирования и оценки состояний исследуемых объектов сложной структуры на различных уровнях их функционирования в условиях нечеткого представления данных с требуемым для практики качеством принятия решений;

3. Предложен способ коррекции параметров классификационной гиперплоскости определяющей базовую переменную для функций принадлежности к исследуемым классам состояний позволяющий формировать дистальную шкалу с минимальным пересечением гистограмм исследуемых классов состояний, что обеспечивает минимизацию ошибок классификации нечеткими решающими правилами.

4. Разработан алгоритм интеллектуальной поддержки процессов обучения и принятия решений по оценке состояния сложных систем на основе нечетких решающих правил с базовыми переменными на многомерных дистальных шкалах, обеспечивающий взаимодействие разрабатываемой системы с лицом принимающим решение как на этапе обучения, так и на этапе принятия решений в условиях разнородного, неполного и нечеткого представления информации об объекте исследования;

5. Получена система нечетких решающих правил экспертной системы медицинского назначения для прогнозирования и ранней диагностики заболеваний системы дыхания и вибрационной болезни, отличающаяся тем, что высокое качество принятия решений обеспечивается агрегированием различных типов правил, выбираемых в соответствии со структурой данных с учетом индивидуальных особенностей организма, что позволяет достигать уверенности в принимаемых решениях на уровне 0,85 и выше в зависимости от количества собираемой о пациентах информации.

6. Проведена апробация предложенных методов и средств на репрезентативных контрольных выборках и показана целесообразность их использования при проектировании систем поддержки принятия решений медицинского назначения.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых научных журналах.

1. Рябкова Е.Б. Метод синтеза нечетких решающих правил для оценки состояния сложных систем по информации о геометрической структуре многомерных данных [Текст] / Н.А. Корневский, Е.Б. Рябкова // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2011. Т.7. №8. С.128-137.

2. Рябкова Е.Б. Алгоритм коррекции многомерной линейной разделяющей поверхности [Текст] / Е.Б. Рябкова, Т.Н. Говорухина, Н.А. Корневский // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2011, Т 7. №7. С. 194-200.

3. Рябкова Е.Б. Использование нечетких классификаторов для прогнозирования заболеваний системы дыхания у работников пылевых профессий [Текст] / Рябкова Е.Б., Л.В. Стародубцева, Е.А. Бойцова // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. 2011. Т.10. №3. С. 706-712.

4. Рябкова Е.Б. Геометрический подход к синтезу нечетких решающих правил для решения задач прогнозирования и медицинской диагностики [Текст] / Н.А. Корневский, С.А. Филист, А.Г. Устинов, Е.Б. Рябкова // Биомедицинская радиоэлектроника. 2012. №4. С.9-16.

Научные работы в других изданиях.

5. Рябкова Е.Б. Синтез нечетких решающих правил в многомерном пространстве признаков [Текст] / Н.А. Корневский, Е.Б. Рябкова, Е.А. Нечаева, С.А. Горбатенко // Медико-экологические информационные

технологии – 2010: сборник материалов XIII Международной научно-технической конференции / Курск: Курск.гос.техн.ун-т, 2010. С.145-148.

6. Рябкова Е.Б. Нечеткое принятие решений в акупунктурой диагностике [Текст] / Е.Б. Рябкова, Л.В. Стародубцева, Е.А. Нечаева, Р.А. Крупчатников / Современные технологии в медицине и педагогике: сборник научных, учебных и учебно-методических трудов. Курск ЮМЭКС, 2010. С. 110-113.

7. Рябкова Е.Б. Ранняя диагностика заболеваний системы дыхания по реакции биологически активных точек [Текст] / Е.Б. Рябкова // Медико-экологические информационные технологии – 2010: сборник материалов XIII Международной научно-технической конференции. Курск: Курск.гос.техн.ун-т, 2010. С.142-145.

8. Рябкова Е.Б. Нечеткое принятие решений в многомерных пространствах [Текст] / Н.А. Корневский, Е.Б. Рябкова, С.В. Солошенко // Биотехнология и биомедицинская инженерия: сборник трудов III Всероссийской научно-практической конференции с международным участием. Курск: КГМУ, 2010. С. 88-90.

9. Рябкова Е.Б. Прогнозирование заболеваний системы дыхания по реакции биологически активных точек [Текст] / Е.Б. Рябкова, Т.Н. Сапитонова, Е.А. Нечаева, А.В. Еремин // Биотехнология и биомедицинская инженерия: сборник трудов III Всероссийской научно-практической конференции с международным участием. Курск: КГМУ, 2010. С. 142-144.

10. Рябкова Е.Б. Синтез нечетких решающих правил для медицинских экспертных систем с сетевой базой знаний: коллективная монография [Текст] / Н.А. Корневский, Е.Б. Рябкова, С.А. Горбатенко, Е.А. Нечаева. Краснодар. 2010. С.166-187.

11. Рябкова Е.Б. Комбинированный синтез нечетких решающих правил в задачах автоматизированной медицинской диагностики [Текст] / Н.А. Корневский, Е.Б. Рябкова, О.В. Горлова, А.В. Носов // Информационные проекты в медицинской и педагогической практике: материалы международной научно-практической конференции. Курск: ЮМЭКС, 2010. С.26-38.

12. Рябкова Е.Б. Дистальные нечеткие классификаторы для оценки состояния человека в медицинских экспертных системах [Текст] / Е.Б. Рябкова, С.В. Дегтярев, Ф.А. Старков, С.В. Яцун // Информационные процессы в науке. 2011. Москва, 2011. С.50-53.

13. Рябкова Е.Б. Прогнозирование заболеваний системы дыхания на основе моделей Е. Шортлифа [Текст] / Е.Б. Рябкова, В.С. Титов, Н.А. Корневский, В.Н. Шевякин // Интегративные процессы в науке: - 2011. 2011. С.21 – 24.

14. Рябкова Е.Б. Нечеткая классификация стадий вибрационной болезни [Текст] / Е.Б. Рябкова // Медико-экологические информационные технологии – 2011: Сборник материалов XIV международной научно-технической конференции: Курск: ЮЗГУ, 2011. С. 112-119.

15. Рябкова Е.Б. Прогнозирование заболеваний системы дыхания с помощью функций принадлежности с линейной базовой переменной [Текст] /Е.Б. Рябкова, Т.Н. Говорухина // Медико-экологические информационные технологии – 2011: Материалы международной научно-технической конференции: Курск: ЮЗГУ, 2011. С. 105-112.

16. Рябкова Е.Б. Нечеткая диагностика профессиональных заболеваний работников сварочных производств [Текст] / Е.Б. Рябкова, О.В. Горлова // Медико-экологические информационные технологии 2011: Материалы международной научно-технической конференции. Курск: ЮЗГУ, 2011. С.12-118.

17. Рябкова Е.Б. Прогнозирование заболеваний системы дыхания по энергетической реакции биологически активных точек на основе нечетких итерационных моделей [Текст] / Е.Б. Рябкова // Медицинские приборы и технологии: Сборник научных трудов Тул. гос. ун-т. Тула, 2011. С.235-238.

18. Рябкова Е.Б. Нечеткие классификаторы с базовой переменной определяемой мерой близости до разделяющих гиперповерхностей для медицинских и экологических приложений [Текст] / Е.Б. Рябкова // информационные и управленческие технологии в медицине и экологии: Материалы V Всероссийской научно-технической конференции. Пенза: Приволжский дом знаний, 2011. С. 100-103.

Подписано в печать _____ 2012г. Формат 60×84 1/16 .
Печатных листов 1,1. Тираж 100 экз. Заказ _____.
Юго-Западный государственный университет,
305040, Курск, ул. 50 лет Октября, 94.

