



Б.А. КОБРИНСКИЙ,

д.м.н., профессор, заведующий лабораторией систем поддержки принятия клинических решений Института современных информационных технологий в медицине Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН, г. Москва, Россия, kba_05@mail.ru

НЕЧЕТКОСТЬ В МЕДИЦИНЕ И НЕОБХОДИМОСТЬ ЕЕ ОТРАЖЕНИЯ В ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ

УДК 76.03.59; 28.23.35

Кобринский Б.А. *Нечеткость в клинической медицине и необходимость ее отражения в экспертных системах* (Институт современных информационных технологий в медицине Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН, г. Москва, Россия)

Аннотация. В статье рассмотрены врачебные проблемы при описании субъективных клинических характеристик, в отношении которых отсутствует единое и постоянное мнение (фактор уверенности). Указывается на рефлексию пациентов и врачей при их описании. Изложены способы их формального представления с использованием логико-лингвистических шкал и факторов уверенности экспертов для реализации при создании экспертных систем.

Ключевые слова: нечеткая логика, НЕ-факторы, лингвистические шкалы, рефлексия, фактор уверенности, нечеткие экспертные системы, медицинская диагностика.

UDC 76.03.59; 28.23.35

Kobriniskii B.A. *Fuzzy in clinical medicine and the need to reflect in expert systems* (Institute of Modern Information Technologies in Medicine of the Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia)

Abstract. At the paper considered of physician problems at describing of subjective clinical characteristics for which there is no single and consistent opinion (certainty factor). Point out to reflection of patients and physicians to describe them. It sets out methods for their formal presentation with the use of logical-linguistic scales and expert certainty factors for creating expert systems.

Keywords: fuzzy logic, NOT-factors, linguistic scale, reflection, certainty factor, fuzzy expert systems, medical diagnostic.

*Величина единой мерой не мерится,
она становится либо больше,
либо меньше от сравнения*

Сенека¹

ВВЕДЕНИЕ

В медицине далеко не редко врач не может четко оценить признаки, наблюдаемые у больного. Он мысленно сравнивает их с известными из литературы или с прецедентами, встречавшимися ему ранее. Такого же рода сложность касается и жалоб больного. Неточность признаков и диагнозов может отражаться и в нечеткости экспертных оценок. В общем виде важной характеристикой нечеткой логики является то, что любая теория Т

¹ Сенека Л.А. Нравственные письма к Луцилию // Нравственные письма к Луцилию; Трагедии. – М.: Худож. лит., 1986, с. 83.



может быть фаззифицирована (fuzzified) и, следовательно, обобщена путем замены понятия четкого множества в T понятием нечеткого множества [1]. Таким способом можно прийти к нечеткой арифметике, нечеткой топологии, нечеткой теории вероятностей, нечеткому управлению, нечеткому анализу решений. Выигрышем от фаззификации является большая общность и лучшее соответствие модели действительности.

В последний период медицина все чаще сталкивается, наряду с классическими формами патологии, с нетрадиционными (атипичными) вариантами проявления заболеваний. Кроме того, имеет место гетерогенность клинически сходных болезней (варианты с разными генетическими изменениями), полиморфизм (многовариантность) клинических проявлений, симптомы-миражи (появление которых ошибочно связывают с патологией определенной системы или органа) и болезни-хамелеоны (маскирующиеся под другие, иногда очень далекие, заболевания). Динамика клинических проявлений, включая осложнения основного заболевания, создает дополнительные сложности для принятия диагностических и прогностических решений. Таким образом, имеет место нечеткость как признаков и нозологических форм, так и отнесение их к определенному классу болезней. Чем больше нечеткое входное воздействие, тем менее четкая реакция на выходе системы. Чем больше импульсов поступает на вход системы, тем меньше разброс значений на выходе из нее [2].

Гипотезы о диагнозе обусловлены не только выявляемыми у больного изменениями и их сочетаниями, но и самооценкой врача, проявляющейся его уверенностью/неуверенностью в отношении возникающих диагностических гипотез. Особенности рефлексии отражаются в мысленных контраргументах у врача – субъективных суждениях о правдоподобности жалоб и наблюдаемых клинических проявлениях, которые могут приводить к коррекции первич-

ной гипотезы. Сомнения или, наоборот, переоценка жалоб и их выраженности и частоты возможна и у пациентов, которые подразделяются на терпеливых и мнительных. Таким образом, рефлексия влияет на способность человека однозначно оценивать или критически воспринимать собственные и чужие наблюдаемые и ощущаемые явления.

В интеллектуальных системах рефлексия может находить отражение в виде коррекции данных – пополнение информации (например, получение результатов дополнительных исследований), отказ от некоторых ранее полученных данных или переоценка их характеристик, пересмотр гипотез в связи с теми или иными данными или их сочетаниями.

НЕЧЕТКОСТЬ И НЕ-ФАКТОРЫ

Формальное представление понятий и данных осуществляется с помощью нечетких множеств (с неточно определенными границами) и функций принадлежности каждого члена пространства рассуждения к данному нечеткому множеству. Степень нечеткости – принадлежность к определенному множеству (при условии различной степени соответствия свойствам данного множества). Нечеткие или расплывчатые категории возникают там, где представления человека о процессах и явлениях выражаются с помощью недостаточно определенных качественных оценок (например, средний возраст, низкий рост, окраска кожи, состояние удовлетворительное). По существу, практически все человеческие понятия являются нечеткими, так как они получаются в результате группировки точек или объектов, объединяемых по сходству. Тогда нечеткость подобных групп есть прямое следствие нечеткости понятия сходства [3]. Допустимому уровню неточности при решении конкретной задачи должна соответствовать степень грануляции измерительной информации [4]. Гранулой Lotfi Zadeh называет группу объектов, объединяемых отношениями нераз-



Таблица 1.

Аспекты неполноты информации

| Аспект неполноты информации | Теория описания |
|-----------------------------|---|
| Неточность | Теория интервального анализа Теория ошибок |
| Неопределенность | Логика, в том числе многозначные |
| Неточность | Теория нечетких множеств Теория возможностей |

личимости, сходства, близости или функциональности. Грануляция информации основана на неклассическом представлении множества. Гранулярная математика Заде – это не точечная, а интервальная математика.

Различные типы нечетких мер соответствуют различным точкам зрения на оценку определенности событий. Теория возможностей Заде [5], допуская несколько (в действительности – континуум) степеней возможности, фактически отходит от модальной семантики. В медицине этому отвечает существование множества вариантов переходных состояний здоровья.

В различных исследованиях предлагается выделять разные варианты, описывающие проблемы неточности информации. Так категории неопределенности у Д.И. Шапиро [6] включают неточность (ошибка наблюдения), незнание, неопределенность (недостаточность информации), субъективная вероятность, неполнота, расплывчатость. В то же время у Н.Г. Ярушкиной [7] для неполноты информации предложены аспекты, частично пересекающиеся с выше-названной работой (табл. 1).

Условно предлагается называть НЕ-факторами [8,9] неточность, неопределенность (недоопределенность), неоднозначность, нечеткость, неполноту, недетерминизм, противоречивость. Так, под неточностью понимается величина, которая может быть получена с ограниченной точностью, т.е. не превышающей некоторый порог, определенный природой соответствующего параметра (например, переходы цвета, оттенков серого на УЗИ и т.д.). Недоопределенность относит-

ся к истинности информации в смысле соответствия реальной действительности (степени уверенности знания [10]). Недоопределенное значение является оценкой величины, которая является по своей природе более точной, чем можно установить в данный момент (например, состояние больного, оценка ожоговой поверхности, разрешающая способность аппаратуры – к примеру, МРТ с разрешающей способностью от 0,5 до 3 тесла). Неоднозначное значение отражает множество альтернатив, оцениваемых с точки зрения некоторой конкретной семантики (возможность, правдоподобие, уверенность, адекватность и т.п.).

**НЕЧЕТКОСТЬ
В МЕДИЦИНСКИХ СИСТЕМАХ**

Информационные составляющие, характеризующиеся нечеткостью определяются особенностями медицинской предметной области. Среди них в первую очередь следует назвать:

- Субъективные сведения, сообщаемые больным, которые могут искажаться под воздействием рефлексивной системы пациента.
- Данные объективно-субъективного обследования больного врачом (субъективность определяется опытом и знаниями медицинских работников, определяющих направление физического осмотра).
- Результаты заключений по результатам инструментальных и лабораторных исследований (на различной аппаратуре).
- Образные визуальные представления (рефлексия «правополушарного» врача) на основе прецедентов и литературных знаний.



• Гипотезы (выбор с учетом полученных данных и собственной рефлексии врача).

Нередко имеет место многозначность интерпретации наблюдаемых проявлений, выражающаяся в сходных симптомах при разных болезнях.

ФОРМАЛЬНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ КЛИНИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ

В теории измерений принято различать шкалы наименований, порядка, разностей (интервалов). Шкалы наименований характеризуются отношением эквивалентности (равенства). Примером такой шкалы может служить классификация (оценка) цвета. Но когда объективная оценка вынужденно заменяется субъективной оценкой глаза врача, то возникает проблема определения переходных оттенков и достигнуть единого мнения о, например, цвете лица больного можно далеко не всегда.

Шкалы порядка – это расположенные в порядке возрастания или убывания размеры измеряемой величины. Расстановка размеров в порядке их возрастания или убывания с целью получения измерительной информации по шкале порядка называется ранжированием. Такие шкалы используются в медицине при оценке качественных признаков (степень тяжести, стадия выраженности заболевания и т.п.). В тех случаях, когда имеется возможность судить о степени или интервале различий, то используется понятие шкалы разностей.

Нечеткие порядковые шкалы называют также лингвистическими. Логико-лингвистические методы описания систем основаны на том, что поведение системы выражается в терминах ограниченного естественного языка и может быть представлено с помощью лингвистических переменных [11,12]. Неформально под лингвистической переменной понимается такая переменная, значениями которой могут быть не только числа, но слова и словосочетания естественного или искусственного язы-

ка. Фактически лингвистическая переменная представляет собой дескриптивную, иерархическую модель триады, включающей понятие, его значения, их смысл [13].

Нечеткая логико-лингвистическая система описывается набором значений входных и выходных лингвистических переменных, связанных между собой некоторыми эвристическими правилами. В практике оценки клинических проявлений имеет место нечеткость как самих используемых понятий (признаков), так и отнесение их к определенному классу.

Проблема разделения континуума на диагностически значимые интервалы заключается в том, что любые интегрирующие оценки включают многочисленные неточности, которые должны быть объединены в единое целое. А в интегральном анализе состояний живого организма преобладают такие понятия, как тенденция, динамика, которые практически всегда характеризуются нечеткими метками [14]. Один из вариантов подразделения континуума на осмысленные распознаваемые числовые интервалы, отвечающие области значений некоторого понятия по критерию максимизации меры «информационный выигрыш» (information gain) предложено Дж. Квинланом [15].

Нечеткость и вероятность моделируют разные типы неопределенности (uncertainty) и взаимно дополняют друг друга. Нечеткие и вероятностные вербальные определения могут быть представлены в виде лингвистической шкалы:

- очень похоже или скорее всего (очень вероятно);
- нельзя исключить или весьма вероятно;
- можно заподозрить (предположить) или вероятно наличие;
- сомнительно, но не исключено или маловероятно;
- крайне мало похоже или очень маловероятно.

Один из подходов к обработке интервалов неопределенности в оценке признаков и их сочетаний состоял в проверке экспертных



оценок (чисел от 0 до 1) в медицинских примерах описания заболеваний по различным сочетаниям признаков на соответствие байесовской логике, их корректировке и вычислении виртуальных статистик [16], т.е. чисел, получаемых при обработке диагностических знаний группы экспертов и характеризующих встречаемости признаков.

Нечеткие логические выводы представляют собой способ обработки информации на базе экспертных правил, задаваемых в нечетком виде. Нечеткие логические выводы создают модель приближенных рассуждений человека. Мера доверия или уверенности представляет собой неформальную оценку эксперта, присоединяемую к его заключению в форме «вероятно это так», почти наверняка это так» или «это совершенно невероятно». В стэнфордской модели фактора уверенности (certainty factor) – это оценка на интервале $[-1; 1]$, численно определяющая меру уверенности эксперта в своем решении. В этой теории предлагаются правила для объединения свидетельств при выводе заключений. При формировании базы правил с каждым правилом сопоставляется определенное значение фактора уверенности [17].

ОТРАЖЕНИЕ НЕЧЕТКИХ ПРЕДСТАВЛЕНИЙ ВРАЧА В ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ

Главные преимущества нечетких систем:

- возможность оперировать нечеткими входными данными;
- возможность нечеткой формализации критериев оценки и сравнения;
- возможность осуществления качественных оценок как входных, так и выходных данных;
- возможность быстрого моделирования динамических систем с заданной степенью точности.

Возможными путями на пути формализации трудно вербализуемых (интуитивных или не совсем четких для самого эксперта) представлений можно представить следующие:

- учет в базе знаний, насколько это возможно, интуитивных представлений специалиста, например, проявляющихся в форме ассоциаций;

- отображение в формализмах базы знаний уверенности эксперта (группы экспертов) в информации (знаниях) о проявлениях болезни или, другими словами, учет степени неуверенности в сообщаемых представлениях;

- отражение того, что можно характеризовать термином «сомнения» в «пропущенных» через мозг специалиста в проблемной области объективных признаках и/или субъективных сведениях.

НЕЧЕТКИЕ МЕТОДЫ И НЕЧЕТКИЕ СИСТЕМЫ

Нечеткий классификатор [18] представляет собой базу нечетких правил. Каждое нечеткое правило – выражение причинно-следственной закономерности отнесения объекта к какому-либо классу в лингвистической форме.

Предложены три критерия, лежащие в основе построения нечетких классификаторов: 1) индекс интерпретируемости, характеризующий различимость и понятность нечетких термов; 2) точность, оцениваемая процентом правильно классифицированных объектов; 3) сложность или компактность, выраженная числом нечетких правил. Разработаны алгоритмы нахождения компромисса между тремя названными критериями, позволяющие получить нечеткие классификаторы. Множество нечетких классификаторов, оптимальных по указанным трем критериям, представлено Парето-фронтом (Pareto-frontier). Любой из классификаторов множества может быть выбран в зависимости от потребностей пользователя [19].

Метод Fuzzy k-NN [20], является примером составного метода на базе алгоритма k-NN. Алгоритм k-NN не детерминирует важность, вес, а также мощность связи различных узлов, что обеспечило фазсификацию для данного алгоритма и позволило устранить недостат-



ки классического метода. Более того, Fuzzy k-NN не требует процедуры предварительной обработки данных (Preprocessing). Предложено использовать несколько методов, каждый из которых в отдельности является самостоятельным классификатором, а именно, Fuzzy k-NN, а также многоуровневые перцептроны с градиентным спуском и сопряженным градиентом, имеющие обратное распространение. Выходные данные каждого классификатора являются входными для конечного классификатора, использующего алгоритм Mamdani [21]. Такая схема работы обеспечила высокую точность полученных результатов классификации нарушений сердечного ритма.

Основная сложность в использовании нечетких систем (нечеткого классификатора) состоит в генерации эффективной базы правил.

Генетические алгоритмы осуществляют поиск баланса между эффективностью и качеством решений за счет «выживания сильнейших альтернативных решений» в неопределенных и нечетких условиях. В задачах конструирования нечетких систем с использованием генетических алгоритмов существуют два основных подхода: Питтсбургский и Мичиганский [22]. В Мичиганском методе индивиды генетического алгоритма представляют собой отдельные правила, в Питтсбургском – базу нечетких правил в целом. Недостатком Мичиганского метода является противоречие между целевой функцией для индивидов и эффективностью базы правил в целом. Питтсбургский метод лишен этого недостатка, однако требует значительных вычислительных ресурсов, так как размерность решаемой задачи оптимизации возрастает многократно. Для устранения указанных недостатков предложена схема генерирования нечеткого классификатора, осуществляющего гибридизацию Мичиганского и Питтсбургского методов и использование конкурирующего коэволюционного алгоритма для адаптации стратегии оптимизации в качестве инструмента автоматизации

выбора настроек эволюционного алгоритма [23]. Формирование нечеткого классификатора включает три основных этапа (помимо этапа фазификации информативных признаков, осуществляемой тривиальным способом равномерного заполнения нечеткими числами интервалов варьирования признаков): 1) формализованная процедура отбора стартовых правил с использованием априорной информации из обучающей выборки; 2) улучшение стартовых правил Мичиганским методом (задача однокритериальной безусловной оптимизации); 3) сокращение найденного множества правил Питтсбургским методом – задача однокритериальной условной оптимизации [24].

Предложен и другой подход для повышения эффективности обучения нечетко-продукционной модели представления знаний, решающей задачу формирования базы знаний с использованием генетического алгоритма [25]. Этот вариант также включает ряд подэтапов: а) кодирование/декодирование нечетко-продукционной модели представления знаний; б) создание начальной популяции хромосом; в) оценка ее приспособленности в популяции; г) селекция хромосом; д) применение генетических операторов к хромосомам; е) формирование новой популяции. Результатом является обученная модель, аппроксимирующая с заданной точностью данные из обучающей выборки и формирующая базу знаний, состоящую из системы нечетко-продукционных правил.

Все шире применяются так называемые мягкие гибридные системы. Фактически это консорциум вычислительных методов, которые коллективно обеспечивают основы для понимания, конструирования и развития интеллектуальных систем. Главными их компонентами являются нечеткая логика, нейро-вычисления, генетические вычисления и вероятностные вычисления. Наиболее известными являются *нейро-нечеткие системы*. Развиваются *нечетко-генетические системы*, *нейро-генетические системы* и *нейро-нечетко-генетические систе-*





мы. По сравнению с традиционными жесткими вычислениями, мягкие вычисления более приспособлены для работы с неточными, неопределенными или частично истинными данными / знаниями [1]. В адаптивной нейро-системе нечеткого вывода (Индонезия) для предсказания раковых заболеваний на ранних стадиях [26] реализована гибридная система, в которой интегрированы нейронные сети и продукционные правила, а машина вывода построена на основе теории нечеткого вывода.

Отличительной особенностью обобщенного алгоритма обучения гибридного нечеткого классификатора является возможность его применения при наличии недифференцируемых функций активации нейросетевого представления, а также использование ограничений в процессе обучения, гарантирующих сохранение семантической интерпретируемости. Получение нескольких наборов нечетких правил, которые являются недоминируемыми по трем критериям: точности классификации, количеству нечетких правил и общей длине нечетких правил предоставляют пользователю возможность среди полученных наборов правил выбрать наиболее подходящий с точки зрения соотношения точности классификации и интерпретируемости соответствующего нечеткого классификатора для анализа медицинских данных, характеризующихся набором значений различных клинических и лабораторных показателей [27].

НЕЧЕТКОСТЬ КОГНИТИВНЫХ ОБРАЗНЫХ ПРЕДСТАВЛЕНИЙ

Новым направлением может явиться включение в базы знаний, наряду с лингвистическими характеристиками, визуальных холи-

стических образов [28]. Модель нечеткой логико-интуитивно-образной интеллектуальной системы должна учитывать:

- нечеткость визуальных образных представлений;
- нечеткость в оценке отнесения образов к определенному классу;
- изменение неопределенности в отношении рассматриваемой гипотезы в процессе рассуждений и аргументации на основе образов с привлечением лингвистического контента.

Визуальные образные ряды могут включать изображения, представленные, например, с использованием онтологий, с многообразными переходными характеристиками, что позволяет говорить о нечетких образных рядах. Попытка их представления только в лингвистической форме не позволяет в полной мере учитывать нечеткие переходы, обусловленные динамикой изменений, этническими особенностями и другими причинами, приводя в конечном счете к разрушению единства целостного визуального образа.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Нечеткость определений в медицине (норма, переходные доклинические проявления, ранние формы заболеваний, стадии патологического процесса) создает сложности при описании и формализации признаков и заболеваний. Для их преодоления применяются различные шкалы и факторы уверенности. Визуальные образы также представляют собой нечеткие ряды. Это породило необходимость перехода к нечетким интеллектуальным системам, использующим различные подходы.



ЛИТЕРАТУРА

1. Заде Л.А. Роль мягких вычислений и нечеткой логики в понимании, конструировании и развитии информационных / интеллектуальных систем // Искусственный интеллект. – 2001. – № 2–3. – С. 7–11. – Режим доступа: http://zadeh.narod.ru/ZADEH_Rol_mjagkikh_vychislenij.html.



- 2.** *Танака Х., Цукияма Т., Асаи К.* Модель нечеткой логической системы, основанная на логической структуре // Нечеткие множества и теория возможностей: Последние достижения / Под ред. Р.Р. Ягера. – М.: Радио и связь, 1986. – С. 186–199. – Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/117159/>.
- 3.** *Zadeh L.A.* Toward a Theory of Fuzzy Systems // Aspects of Network and System Theory / R.E. Kalman and N. DeClaris (Eds.). – New York: Rinehart and Winston, 1971. – 469–490 p. – Режим доступа: <https://books.google.ru/books?id=wu0dMilHwJkC&pg=PA782&lpq=PA782&dq=Zadeh+L.A.+Toward+a+Theory+of+Fuzzy+Systems+//+Aspect+Network+and+System+Theory+//+N.Y.:+Rinehart+and+Winston,+1971.>
- 4.** *Zadeh L.A.* Towards a theory of fuzzy information granulation and its centrality in human reasoning and fuzzy logic // Fuzzy Sets and Systems. – 1997. – Vol.19, Iss.2. – P. 111–127. – Режим доступа: <http://www.mathhouse.org/files/filebox/File/lofizadeh/>.
- 5.** *Zadeh L.A.* Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility // Fuzzy sets & Systems. – 1978. – Vol.1, No.1. – P. 3–28. – Режим доступа: <https://books.google.ru/books?id=oLlFwAAQBAJ&pg=PA169&lpq=PA169&dq=Zadeh+L.A.+Fuzzy+sets+as+a+basis+for+a+theory+of+possibility.>
- 6.** *Шапиро Д.И.* Принятие решений в системах организационного управления: использование расплывчатых категорий. – М.: Энергоатомиздат, 1983. – 185 с. – Режим доступа: http://www.mtas.ru/search/search_results_ubs_new.php?publication_id=2208&IBLOCK_ID=10.
- 7.** *Ярушкина Н.Г.* Гибридные системы, основанные на мягких вычислениях: определение, архитектура, возможности // Программные продукты и системы. – 2002. – № 3. – С. 19–22. – Режим доступа: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=687.>
- 8.** *Нариньяни А.С.* Не-факторы: Неоднозначность (доформальное исследование) (1-я часть) // Новости искусственного интеллекта. – 2003а. – № 5 (59). – С. 47–55. – Режим доступа: <http://www.raai.org/library/library.shtml?link.>
- 9.** *Нариньяни А.С.* Не-факторы: Неоднозначность (доформальное исследование) (2-я часть) // Новости искусственного интеллекта. – 2003б. – № 6 (60). – С. 10–17. – Режим доступа: <http://www.raai.org/library/library.shtml?link.>
- 10.** *Вагин В.Н., Головина Е.Ю., Загорянская А.А., Фомина М.В.* Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах / Ред. Вагин В.Н., Поспелов Д.А. – М.: Физматлит, 2004. – 712 с. – Режим доступа: <http://bookoteka.ru/12874.html.>
- 11.** *Заде Л.* Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений: Пер. с англ. Вып.3. – М.: Мир, 1976. – 168 с. – Режим доступа: urss.ru/cgi-bin/db.pl?lang=Ru&blang=Ru&page=Book&id=5148.
- 12.** *Поспелов Д.А.* Логико-лингвистические модели в системах управления. – М.: Энергоатомиздат, 1981. – 232 с. – Режим доступа: <http://infotechlib.narod.ru/index/0-16.>
- 13.** *Тарасов В.Б.* Логико-лингвистические модели в искусственном интеллекте: прошлое, настоящее, будущее // II Поспеловские чтения «Искусственный интеллект сегодня. Проблемы и перспективы», 30 ноября – 1 декабря 2005 г., Политехнический музей, Москва, 2005. – [Электронный документ] URL: <http://aihandbook.intsys.org.ru/index.php/activity/confs-list/578-conf-23.>
- 14.** *Кобринский Б.А.* Континуум переходных состояний организма и мониторинг динамики здоровья детей: Монография. 2-е изд, стер. М. – Берлин: Direct-Media, 2016. – 220 с. – Режим доступа: <https://books.google.ru/books?id=mezSCwAAQBAJ&pg=PA44&lpq=PA44&dq=Нечеткость+и+континуум+переходных+состояний&source.>
- 15.** *Quinlan J.R.* Programs for Machine Learning. – Elsevier Science & Technology Books, 1992. – 302 p. – Режим доступа: http://store.elsevier.com/C4_5/J_-Quinlan/isbn-9781558602380/.
- 16.** *Кобринский Б.А., Марьянчик Б.В., Темин П.А., Ермаков А.Ю.* Применение технологии виртуальных статистик для разработки медицинской диагностической системы, основанной на знаниях // Интеллектуальные и информационные системы в медицине: Мониторинг и поддержка принятия решений: сборник статей / Б.А. Кобринский [и др.]. – М. – Берлин: Direct-Media, 2016. – С. 21–36. – Режим доступа:



<https://books.google.ru/books?id=t-rSCwAAQBAJ&pg=PA47&lpg=PA47&dq=Метод+виртуальных+статистик&source>.

17. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем. 4-е изд. Пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. – 864 с. – Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/587224/>.

18. Ishibuchi H., Nakashima T., Murata T. Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1999. – Vol.29, No.5. – P. 601–618. – Режим доступа: <http://elibrary.pks.mpg.de/Search/Results?type=Author&lookfor=Ishibuchi%2C%20H>.

19. Горбунов И.В., Ходашинский И.А. Методы построения трехкритериальных Парето-оптимальных нечетких классификаторов // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2015. – № 2. – С. 75–87. – Режим доступа: <https://publications.hse.ru/articles/?mg=54090842>.

20. Sengur A. An expert system based on principal component analysis, artificial immune system and fuzzy k-NN for diagnosis of valvular heart diseases // Computers in Biology and Medicine. – 2008. – № 38. – P. 329–338. – Режим доступа: [http://www.computersinbiologyandmedicine.com/article/S0010-4825\(07\)00183-7/abstract](http://www.computersinbiologyandmedicine.com/article/S0010-4825(07)00183-7/abstract).

21. Castillo O., Melin P., Ramirez E., Soria J. Hybrid intelligent system for cardiac arrhythmia classification with Fuzzy K-Nearest Neighbors and neural networks combined with a fuzzy system // Expert Systems with Applications. – 2012. – Vol. 39, Iss.3. – P. 2947–2955. – Режим доступа: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2064614>.

22. Cordon O., Herrera F., Gomide F., Hoffman F., Magdalena L. Ten years of genetic-fuzzy systems: a current framework and new trends // Proceedings of Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference. – Vancouver – Canada, 2001. – Vol.3. – P. 1241–1246. – Режим доступа: books.google.ru/books/about/Joint_9th_IFSA_World_Congress_and_20th_N.html?id=IZVAAAAMAAJ&redir_esc=y.

23. Жукова М.Н. Коэволюционный алгоритм решения сложных задач оптимизации: автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Красноярск: ФГОУ ВПО «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева», 2004. – 20 с. – Режим доступа: <http://www.dslib.net/sys-analiz/koevoljucionnyj-algoritm-reshenija-slozhnyh-zadach-optimizacii.html>

24. Сергиенко Р.Б. Автоматизированное формирование нечетких классификаторов самонастраивающимися коэволюционными алгоритмами: Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Красноярск: ФГОУ ВПО «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева», 2010. – 20 с. – Режим доступа: <http://elib.sfu-kras.ru/bitstream/handle/2311/2052/Sergienko.pdf>.

25. Катасев А.С., Ахатова Ч.Ф. Нейро-нечеткая модель формирования баз знаний экспертных систем с генетическим алгоритмом обучения // Проблемы управления и моделирования в сложных системах: Труды XII Международной конференции. – Самара: Самарский научный центр РАН, 2010. – С. 615–621. – Режим доступа: http://www.ssc.smr.ru/ipuss_conf_12.html.

26. Min H., Manion F.J., Goralczyk E., Wong Y.N., Ross E., Beck J.R. Integration of prostate cancer clinical data using an ontology // Journal of Biomedical Informatics. – 2009. – Vol.42, No.6. – P. 1035–1045. – Режим доступа: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2784120/>.

27. Новоселова Н.А. Алгоритмы построения гибридного нечеткого классификатора для анализа медицинских данных: Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Минск: Государственное научное учреждение «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси», 2008. – 16 с. – Режим доступа: <http://neurosite.biz/files/dokumenti/apgnkdamd.html>.

28. Кобринский Б.А. Нечеткий образный ряд в клинической медицине // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте: Сборник научных трудов V-й Международной научно-практической конференции. Т. 1. – М.: Физматлит, 2009. – С. 121–127. – Режим доступа: <http://www.raai.org/resurs/papers/kolomna2009>.