

УДК 004.891

## ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В МЕДИЦИНСКИХ ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМАХ НА БАЗЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСТОРИЧЕСКИХ ДАННЫХ

А.В. Курочкин<sup>1</sup>, В.С. Садов<sup>1</sup>, О.М. Демиденко<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Белорусский государственный университет, Минск

<sup>2</sup>Гомельский государственный университет им. Ф. Скорины

## OPTIMIZING THE DECISION-MAKING PROCESS IN FUZZY LOGIC MEDICAL EXPERT SYSTEMS USING HISTORICAL DATA

A.V. Kurachkin<sup>1</sup>, V.S. Sadau<sup>1</sup>, O.M. Demidenko<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Belarusian State University, Minsk

<sup>2</sup>F. Scorina Gomel State University

Наиболее популярными подходами к построению систем поддержки принятия решений являются системы нечеткого вывода и системы машинного обучения с учителем. При этом системы нечеткого вывода строятся только на формализации процесса принятия решения экспертом и не учитывают исторические данные, а системы машинного обучения выводят статистические зависимости только по набору исторических данных, и эти зависимости не поддаются формальному экспертному анализу. В работе рассматриваются возможные способы объединения этих подходов – построение и оптимизации медицинских систем нечеткого вывода на основании исторических данных.

**Ключевые слова:** экспертные системы, медицинские экспертные системы, нечеткая логика, машинное обучение.

Two of the most popular approaches to building decision support systems are fuzzy inference systems and supervised machine learning systems. However, fuzzy inference systems are based solely on expert decision-making process formalization and don't take historical data into account, while machine learning systems infer certain statistical dependencies based solely on historical data, and those dependencies are very hard to formally analyze reason about from an expert point of view. The possible ways of combining these two approaches – building and optimizing medical fuzzy inference systems based on historical data are considered.

**Keywords:** expert systems, medical expert systems, fuzzy logic, machine learning.

### Введение

Активное развитие информационных технологий обусловило их внедрение в разнообразные сферы человеческой жизнедеятельности. Большой практический интерес в этом контексте представляет возможность использования интеллектуальных информационных систем в медицине. Медицинские системы обработки информации могут использоваться для упрощения диагностики, повышения эффективности проводимых диагностических, профилактических, терапевтических и других врачебных мероприятий, что позволяет своевременно и методологически более корректно оказывать медицинские услуги [1].

Большую роль во врачебной практике играют медицинские системы поддержки принятия решений и медицинские экспертные системы. В общем виде такие системы служат для повышения эффективности процесса принятия решения в контексте конкретной прикладной задачи на основании имеющихся у них знаний в формализованном виде и некоторого набора входных данных.

Структурная схема экспертной системы на базе правил представлена на рисунке 0.1.

В качестве входных данных для таких систем в медицине могут выступать результаты медицинских лабораторных исследований, данные

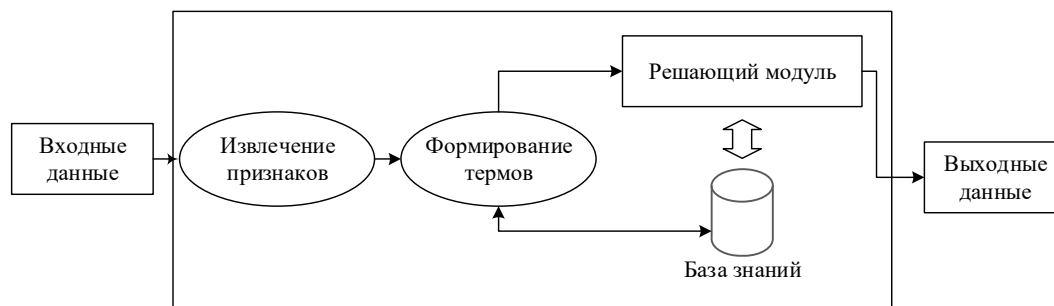


Рисунок 0.1 – Структурная схема экспертной системы

диагностических наблюдений, а также наличие или отсутствие симптоматических маркеров, отмеченных самим специалистом при проведении обследования или подготовке комплекса терапевтических мероприятий.

Непосредственно процесс принятия решения происходит в решающем модуле экспертной системы. Как правило, он основан на базе знаний – некоторой существующей формализации термов входных данных и экспертных знаний в виде, который является удобным для установления прямой взаимосвязи между входными параметрами системы и теми характеристиками, которые ей необходимо определить.

Выходные данные экспертной системы могут иметь различный вид, в зависимости от вида конкретной задачи. Как правило, системы поддержки принятия решений по набору входных данных производят набор бинарных значений по вопросам, заложенным в архитектуру системы, т.е. на конкретный вопрос в рамках модели принятия решений даётся ответ «да» или «нет»; в некоторых случаях для ответа также может быть определена степень достоверности. Другие формализации параметров позволяют устанавливать взаимосвязь в виде функциональной зависимости и генерируют точечную или интервальную оценку некоторой неизвестной величины, для которых также может быть установлена степень достоверности или доверительный интервал. В контексте медицинских экспертных систем в качестве выходных данных могут рассматриваться вероятности наличия или отсутствия той или иной патологии или заболевания, временные прогнозы о течении диагностируемых заболеваний, рекомендации и параметры проведения терапевтических мероприятий и т. д.

Одним из наиболее распространенных подходов к формализации экспертных знаний и реализации решающего модуля экспертной системы являются системы нечеткого вывода [1], [2]. В их основе лежит теория нечеткой логики, которая подразумевает формулировку точечных значений и диапазонов входных параметров системы в терминах, понятных для эксперта, в виде термов – нечетких множеств для набора возможных значений входных и выходных переменных. На основании комбинации терминов стандартными логическими операциями конъюнкции и дизъюнкции, а также построения логических цепочек причина – следствие, формулируется набор правил системы. Система нечеткого вывода связывает конкретные значения входных параметров с их соответствующими терминами, на основании вида которых по сформулированным правилам определяются прогнозируемые значения выходных переменных.

Существенным недостатком решающих модулей на базе системы нечеткой логики является строгая привязка непосредственно процесса

принятия решений к виду и структуре формализованных термов и правил. На практике это означает, что принятие решений осуществляется только на основании формализации экспертных знаний и не подразумевает корректировки с использованием других источников, например, существующих исторических данных [1], [2]. Одним из известных подходов к решению этой проблемы является применение гибридных нейронечетких систем (ANFIS, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, адаптивная нейронечеткая система логического вывода), которые совмещают в себе возможности нейронных сетей к обучению системы и систем нечеткого вывода к формализации принятия решений по набору правил [3]. Тем не менее, как будет показано в работе, такие системы опираются преимущественно на оптимизацию внутренних параметров процесса принятия решения. В качестве альтернативы предлагается использовать нейросетевую адаптацию системы нечеткой логики с введением весовых коэффициентов для существующих правил, что позволяет в более удобной форме представлять подтверждения или опровержения для сформулированных экспертных знаний, тем самым обеспечивая формальную и прозрачную подстройку системы с течением времени.

## 1 Экспертные системы на базе нечеткого вывода

Экспертные системы и системы поддержки принятия решений на базе нечеткого вывода основываются на алгебраическом аппарате нечетких множеств. Нечеткое множество отличается от обычного, строгого множества тем, что элементы этого множества могут иметь больше чем 2 степени принадлежности этому множеству; чаще всего, в качестве множества принадлежностей используются вещественные числа из диапазона  $[0; 1]$ .

Аналогично с обычными, строгими множествами для нечетких множеств может быть определен набор стандартных алгебраических операций – объединение, пересечение, дополнение до универсума и т. д. При этом можно обеспечить выполнение условий булевой алгебры, наложив на конкретную реализацию этих операций определенные ограничения. Алгебра нечетких множеств с набором корректно реализованных операций позволяет использовать для описания элементарных высказываний алгебры логики высказываний не бинарные значения, а непосредственно нечеткие множества. При этом истинность этих высказываний также является нечетким множеством над полем возможных значений, которые могут принимать участвующие в высказывании величины.

Рассмотрим пример правил, которые оперируют нечеткими величинами, в контексте медицинской экспертной системы для определения

хориальности многоплодной беременности по результатам диагностических обследований [4]. Одно из правил в такой системе может быть сформулировано следующим образом:

ЕСЛИ (*видимость лямбда-признака в срок 11 недель* **высокая**)

И (*толщина межамниотической перегородки* – **средняя**)

ТО (*вероятность дихориальности* – **выше среднего**)

Данное правило является логической связью между входными и выходными параметрами решающего модуля. В этом правиле представлены 2 входные переменные – «видимость лямбда-признака в срок 11 недель» и «толщина межамниотической перегородки», а также одна выходная переменная – «вероятность дихориальности». Каждая из переменных имеет конечный набор возможных значений, называемых термами. Например, переменная «толщина межамниотической перегородки» имеет 5 возможных значений – «тонкая», «ниже среднего», «средняя», «выше среднего», «толстая». Конкретный набор значений переменных, участвующих в правилах, формулируется непосредственно экспертом в предметной области.

Приведенное правило является формализацией части экспертных знаний по принятию решения в рассматриваемой предметной области. Основное преимущество создания экспертных систем на базе таких правил состоит в том, что само правило и строящийся на нём процесс принятия решений является абсолютно прозрачным и понятным для специалиста в предметной области.

Подразумевается, что конкретные значения входных переменных, присутствующих в правилах, будут получены в результате обследования – например, толщина межамниотической перегородки может быть с точностью до миллиметра определена специалистом по результатам ультразвукового обследования. Для каждого из возможных значений переменных, присутствующих в правилах, определяются нечеткие множества над соответствующими строгими множествами, которые могут быть объективно измерены. Например, высказывание (*толщина межамниотической перегородки* – **средняя**) представляет собой нечеткое множество, определенное над полем возможных значений толщины межамниотической перегородки в миллиметрах. Задание нечеткого множества в таком виде позволяет для любого значения толщины определить истинность этого высказывания как принадлежность соответствующему нечеткому множеству. При этом аппарат нечетких множеств позволяет для некоторых граничных значений измерений оперировать «полумерами» – определять принадлежность в

соответствующих точках не однозначно, а с некоторой степенью достоверности. Само описание нечеткого множества также может быть получено с помощью эксперта и задается в виде параметрической функции принадлежности.

Для входных переменных, которые не могут быть формализованы и измерены в абсолютных величинах, можно вводить искусственные шкалы экспертных оценок. Например, видимость лямбда-признака может быть оценена экспертом при проведении обследования по искусственной дискретной шкале в баллах, от 1 до 10. Термы для соответствующей входной переменной могут быть определены на множестве этих экспертных оценок в баллах [2].

Система нечеткого вывода позволяет по совокупности входных переменных, нечетких множеств для термов и набору правил вывести соответствующие значения выходных переменных с использованием операций объединения и пересечения нечетких множеств в качестве реализаций соответствующих логических связок «И», «ИЛИ», «ЕСЛИ... ТО...». Наиболее популярным алгоритмом нечеткого вывода является алгоритм Такаги – Сугено – Канга – в рамках этого алгоритма по условиям в правилах и конкретным значениям принадлежности определяется нечеткое значение (от 0 до 1), по совокупности таких значений из разных условий строится нечеткое множество для выходных переменных, и, наконец, по виду нечеткого множества осуществляется дефаззификация – переход к конкретному значению [1], [2].

Существенным недостатком систем нечеткого вывода является отсутствие привязки к существующим статистическим характеристикам, присущим входным и выходным значениям переменных, участвующих в процессе принятия решения. Все зависимости устанавливаются исключительно эмпирически, только на основании опыта и знаний эксперта. Во многих случаях такая формализация является более удобной, т. к. небольшой объем имеющихся статистических и исторических данных не позволяет вывести присутствующие в данных статистические зависимости с точностью, достаточной для принятия на этих основаниях решений. С другой стороны, отсутствие связи с реальными данными означает, что на основании информации о подтверждении или опровержении тех или иных зависимостей, сформулированных экспертом, система не может подстраивать свои параметры динамически.

Альтернативным и более популярным на сегодняшний день подходом к построению систем принятия решений являются системы, опирающиеся только на статистические характеристики, присущие данным [3]. Такие экспертные системы работают на основе какого-либо метода машинного обучения с учителем.

## 2 Машинное обучение с учителем и нейронечеткие системы

Машинное обучение с учителем составляет группу методов установления зависимости между входными и выходными параметрами при помощи анализа достаточно большого количества существующих данных, для которых известны как входные критерии (признаки), так и значения, которые должны быть определены на выходе.

В машинном обучении с учителем подразумевается, что решаемая проблема может быть сведена к подбору параметров  $\theta$  некоторой параметрической функции  $f(\vec{x}, \theta): X \times \Theta \rightarrow Y$ , отображающей пространство входных признаков  $X$  в пространство выходных признаков  $Y$ . Конкретный вид функции  $f$  и конфигурация присутствующих в ней параметров  $\theta \in \Theta$  зависит от конкретного используемого метода машинного обучения с учителем.

Реализация целевой функции с фиксированным набором параметров называется моделью. Для поиска оптимального набора параметров вводится некоторая мера применимости конкретной модели в контексте решаемой задачи, обычно в виде функции стоимости, значение которой тем выше, чем хуже конкретная модель подходит для решения задачи. Подразумевается, что модель может служить достаточной аппроксимацией для реальной зависимости  $\vec{y} = f(\vec{x})$ , которая присуща набору данных в контексте решаемой задачи.

Как правило, в качестве функции стоимости используется постановка задачи по известному размеченному набору данных  $\{\vec{x}_i, \vec{y}_i\}$ , то есть по множеству данных, для которых известен набор входных параметров  $\vec{x}_i$  и соответствующих им выходных параметров  $\vec{y}_i$ . Наиболее популярной постановкой задачи по размеченному набору является формулировка в виде задачи о наименьших квадратах.

Таким образом, процесс обучения в машинном обучении с учителем сводится к выбору такой функции  $f$  и таких параметров модели  $\theta$ , чтобы обеспечить минимум ошибки на известном размеченном наборе данных (обучающей выборке). Поиск минимума осуществляется, как правило, с использованием какого-либо итерационного метода локальной оптимизации, обычно основанного на численном вычислении производной первого и более высоких порядков функции стоимости.

Выбор модели должен обуславливаться не только видом решаемой задачи, но и необходимостью обобщения зависимостей в обучающей выборке. Например, одной из проблем в машинном обучении является переобучение – явление, когда из-за слишком близкой аппроксимации входных данных модель теряет возможность

обобщать и ведёт себя непредсказуемо для входных данных, которые отдалены от окрестности элементов обучающей выборки. Существует ряд приёмов по определению эффективности конкретной модели вне обучающей выборки, а также по предотвращению появления чрезмерно сложных моделей [2], [3], рассмотрение которых выходит за рамки данной работы.

Системы машинного обучения с учителем зачастую противопоставляются экспертным системам на базе нечеткого вывода. Если процесс принятия решений в системах нечеткого вывода является строгой формализацией реально существующих физических или эмпирических причинно-следственных связей, сформулированных экспертом, то принятие решений в системах машинного обучения с учителем осуществляется на основании причинно-следственных связей, определяемых исключительно в процессе обучения, для многих из которых может не существовать понятных для человека интерпретаций; таким образом, системы машинного обучения с учителем работают по принципу «черного ящика». С другой стороны, как уже упоминалось, само определение обучения в системах машинного обучения с учителем подразумевает определение взаимосвязей, присутствующих у реальных данных, в то время как экспертные системы на базе нечеткой логики не учитывают статистические характеристики реальных данных напрямую.

Комбинированный подход в виде адаптивной нейронечеткой системы логического вывода (ANFIS) подразумевает, что в качестве начального состояния модели в системе обучения с учителем используется система правил нечеткой логики, а задача алгоритма машинного обучения состоит в подборе оптимальных параметров функций принадлежности термов в соответствующих правилах. Таким образом, обученная нейронечеткая система осуществляет определение выходных параметров системы с использованием исходных правил системы нечеткого вывода, но регулируемые параметры, связывающие термы в этих правилах с реальными значениями, которые принимают параметры, выводятся в процессе обучения [3].

Преимущество построения процесса принятия решения на основании такой архитектуры состоит в том, что для принятия решения используются как экспертные правила, так и исторические данные. Тем не менее, основной недостаток такого подхода состоит в невозможности определить влияние того или иного правила на результат и сложности формализации полученных параметров функций принадлежности для уточнения базы правил и корректировки экспертной системы. Кроме того, сами параметры функций принадлежности, как правило, также имеют определенный методологический смысл в контексте тех правил, которые формулируются

экспертом. Нейронечеткая система подразумевает, что конкретные значения параметров функций принадлежности не влияют на корректность сформулированного правила. Тем не менее, существует ряд задач, в которых это условие не выполняется. Например, для задачи определения хориальности многоплодных беременностей те из правил, в которых используется формулировка (*толщина межамниотической перегородки – средняя*) подразумевают под этим термом конкретный диапазон значений в окрестности толщины в 2 мм, для которого, возможно, не до конца определены значения в удалении от этой границы. При этом при оптимизации такого правила на основании исторических данных в процессе обучения нейронечеткой системы может возникнуть ситуация, когда меньшую ошибку для некоторых данных вносит терм, в котором под средней толщиной подразумеваются значения, во многом отличающиеся от 2 мм. Таким образом, возникает определенное «сокрытие» реального процесса принятия решений, т. к. за понятным эксперту термом после обучения может скрываться совершенно другая привязка к реальным данным.

Для решения этой проблемы предлагается использовать оптимизацию набора правил не по функциям принадлежности термов, а с точки зрения корректности и весового коэффициента правила, а также с точки зрения выбора подмножества наиболее применимых правил по конкретным значениям входных данных.

### 3 Оптимизация процесса принятия решений и анализа правил в системах нечеткого вывода на основании исторических данных

Для оптимизации процесса принятия решений предлагается подход, состоящий из нескольких шагов; высокоуровневая блок-схема процедуры оптимизации представлена на рисунке 3.1.

На первом шаге экспертная система формулируется с точки зрения нечеткого вывода, как при построении обычных нечетких систем поддержки принятия решений – определяются входные и выходные переменные, для каждой из переменных определяется набор термов в виде нечетких множеств как функций принадлежности, корректных в контексте данной задачи, строится набор правил в виде «ЕСЛИ..., ТО...», связывающих входные и выходные переменные системы.

На втором шаге для каждого из правил вводится весовой коэффициент  $w_i$ , изначально принимающий значение 1. При активизации условий по алгоритму Такаги – Сугено – Канга значение принадлежности каждого условия умножается на соответствующий весовой коэффициент. Таким образом, система принятия решений становится параметрической, и в качестве регулируемых параметров выступает вектор весов правил  $\vec{w}$ .

На следующем шаге на основании набора исторических данных  $\{\vec{x}_i, \vec{y}_i\}$  подбирается такой набор весов, который минимизирует ошибку системы нечеткого вывода  $J(\vec{w})$ , определяемую,

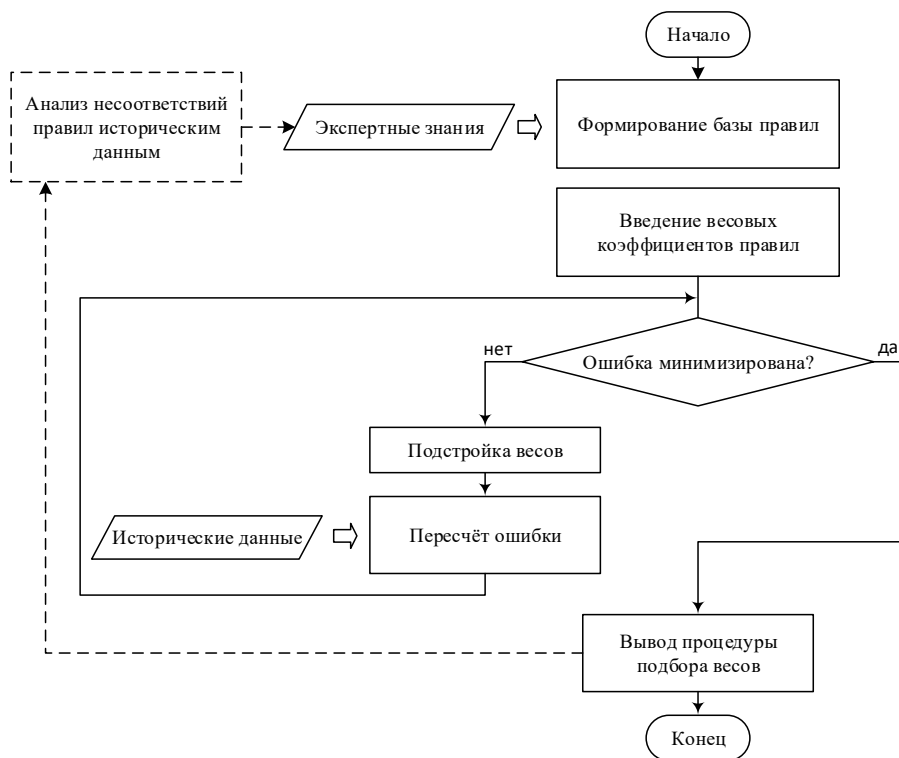


Рисунок 3.1 – Блок-схема подхода к оптимизации системы нечеткого вывода с использованием исторических данных на основании весовых коэффициентов правил

например, по методу наименьших квадратов, аналогично с системами машинного обучения с учителем. Поскольку, в отличие от моделей в машинном обучении с учителем, вычисление частных производных функции ошибки  $J(\vec{w})$  в общем виде невозможно, для поиска минимума такой функции требуется использовать методы оптимизации, не использующие аппроксимации градиента. К таким методам относятся точечный перебор гиперпространства весов, а также генетические алгоритмы с использованием конкретного набора весов в качестве особи.

На выходе системы строится обычная система нечеткого вывода со взвешенными правилами. Проанализировав конкретные значения весов можно сделать вывод о корректности или некорректности тех или иных правил, включаемых в систему, для дальнейшей их доработки с экспертом. Кроме того, анализ непосредственно процесса обучения позволяет определить, какие именно элементы в выборке исторических данных подтверждают или опровергают те или иные правила системы. Достаточно часто опровержения каких-либо правил в системе нечеткого вывода могут указывать на особый характер тех исторических данных, которые привели к некорректному результату работы системы, т.е. анализ весовых коэффициентов может использоваться для решения обратной задачи поиска аномалий по индивидуальным правилам в обучающей выборке.

Использование фиксированного набора весовых коэффициентов для правил не всегда является корректным [4], [5]. В некоторых случаях требуется реализовать процесс принятия решения таким образом, чтобы из большого набора правил для конечного принятия решений выбиралось некоторое подмножество на основании входных данных. В этом случае задача оптимизации сводится не к нахождению непосредственно весовых коэффициентов, а в нахождении некоторой функции, связывающей входные данные и весовые коэффициенты таким образом, чтобы минимизировать ошибку. Для обучения такой системы можно использовать предельные случаи – т.е. веса, принимающие значения 0 и 1. Вектор таких весов будет соответствовать решению о том, что только те правила, для которых веса имеют значения 1, будут принимать участие в конечном решении, а остальные будут пропущены. Для обучения системы так же можно использовать обучение относительно гиперпараметров, т.е. обучение на основании данных другого обучения. Для этого можно применять генетические алгоритмы, однако в данном случае в качестве отдельной особи будет выступать набор правил, связывающих значения входных параметров с вектором весов, заданных в матричном виде. При обучении такой системы возникает проблема «комбинаторного взрыва» – количество всех

возможных комбинаций правил для каждого из элементов обучающей выборки является достаточно большим, и обучение таких систем является намного более вычислительно затратным.

Анализ функции выбора правил на основании входных данных позволяет также определить, какие из правил являются наиболее весомыми в контексте определения конечного результата. При помощи полученной модели можно подтвердить, что какое-либо из правил влияет на результат крайне незначительно или не влияет на него вообще. Полученные результаты могут использоваться непосредственно в доменной области самим экспертом для переоценки экспертного процесса принятия решений и для установления новых эмпирических зависимостей, которые могут в дальнейшем использоваться в практике.

### Заключение

В работе рассмотрены и проанализированы подходы к построению экспертных систем на базе систем нечеткого вывода и с использованием методов машинного обучения с учителем, представлены их основные преимущества и недостатки. В качестве перспективного направления выделены алгоритмы оптимизации процесса принятия решений в системах нечеткой логики на основании исторических данных, подобно системам машинного обучения с учителем. Рассмотрены основные принципы построения нейронечетких систем и выделены их ключевые недостатки.

На основании проведенного анализа в работе предлагается принципиально новый подход к оптимизации набора правил системы нечеткого вывода на основании исторических данных, основанный на определении влияния тех или иных правил на конечный результат. Рассмотрена задача определения весовых коэффициентов для индивидуальных правил, а также подбора процедуры выбора подмножества правил по конкретным входным данным.

Разработанный подход может использоваться не только для оптимизации процесса принятия решения с использованием исторических данных, но и для переоценки экспертных знаний, поиска аномалий в исторических данных, подтверждению или опровержению тех или иных методологических приёмов, на основании которых строятся правила, а также установлению новых эмпирических зависимостей в предметных областях.

### ЛИТЕРАТУРА

1. *Korenevskiy, N.A.* Application of fuzzy logic for decision-making in medical expert systems / N.A. Korenevskiy // *Biomedical Engineering*. – 2015. – Vol. 49, № 1. – P. 46–49.

---

2. Jain, L. C. Fuzzy and neuro-fuzzy systems in medicine / L.C. Jain, A. Kandel, H.N.L. Teodorescu // CRC Press. – Boca Raton, Florida, USA, 2017. – 393 p.

3. Karaboga, D. Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey / D. Karaboga, E. Kaya // Artificial Intelligence Review. – 2018. – Vol. 49, № 1. – P. 1–31.

4. Прибушняя, О.В. Оценка плацентации при многоплодной беременности с использованием современных экспертных компьютерных программ / О.В. Прибушняя, А.В. Курочкин // Сборник научных трудов «Современные перинатальные

медицинские технологии в решении проблем демографической безопасности», 10 вып. – Минск, 2017. – С. 106–111.

5. Курочкин, А.В. Оптимизация параметров экспертной системы оценки хориальностимногоплодных беременностей на основе системы нечеткой логики по историческим данным / А.В. Курочкин, В.С. Садов // Материалы международной научно-практической конференции «Актуальные вопросы современной науки», 26 сентября 2018 г. – Томск, 2018. – С. 13–17.

*Поступила в редакцию 13.02.19.*