

УДК 004.89

А.С. Катасёв

НЕЙРОНЕЧЕТКАЯ МОДЕЛЬ И ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС АВТОМАТИЗАЦИИ ФОРМИРОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТОВ

Катасёв Алексей Сергеевич, кандидат технических наук, окончил физико-математический факультет Елабужского государственного педагогического института. Доцент кафедры «Системы информационной безопасности» Казанского национального исследовательского технического университета им. А.Н. Туполева (КНИТУ-КАИ). Имеет научные труды в области математического моделирования, анализа данных и разработки интеллектуальных систем поддержки принятия решений. [e-mail: Kat_726@mail.ru].

Аннотация

В данной статье рассматривается задача оценки состояния объектов в условиях неопределенности. Для ее решения актуализируется необходимость использования нечетких баз знаний и алгоритмов нечеткого логического вывода в составе нечетких экспертных систем. В качестве инструмента формирования базы знаний предлагается нейронечеткая модель. Описываются предложенный вид нечетких правил и алгоритм логического вывода на правилах для оценки состояния объекта. Предлагается структура нечеткой нейронной сети, состоящая из шести слоев, каждый из которых реализует соответствующий этап алгоритма вывода. В результате обучения нечеткой нейронной сети формируется система нечетких правил, составляющих базу знаний для оценки состояния объекта. На основе предложенной нейронечеткой модели реализован программный комплекс для автоматизации процессов формирования нечетких правил. Основными компонентами программного комплекса являются модуль формирования базы знаний и модуль нечеткого логического вывода. В качестве апробации нейронечеткой модели произведено формирование нечетких правил для оценки состояния водоводов на кустовых насосных станциях в системах поддержания пластового давления. Результаты апробации подтвердили высокую эффективность нейронечеткой модели и возможность ее практического использования для формирования нечетких правил в различных предметных областях.

Ключевые слова: нейронечеткая модель, нечеткая нейронная сеть, формирование нечетких правил, база знаний, оценка состояния объекта, поддержка принятия решений.

NEURO-FUZZY MODEL AND SOFTWARE COMPLEX FOR AUTOMATION OF FORMING FUZZY RULES FOR OBJECTS STATE ASSESSING

Aleksei Sergeevich Katasev, Candidate of Science in Engineering; graduated from the Faculty of Physics and Mathematics of the Elabuga State Pedagogical Institute; Associate Professor of the Information Security Systems Department of the Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev-KAI; an author of scientific works in the field of mathematical modeling, data analysis and development of intelligent decision support systems. e-mail: Kat_726@mail.ru.

Abstract

This article deals with the task of objects state assessing in uncertainty. To solve it, the need to use of fuzzy knowledge bases and fuzzy inference algorithms as part of fuzzy expert systems is being actualized. As a tool for a knowledge base formation, a neuro-fuzzy model is proposed. The proposed type of fuzzy rules and the logical inference algorithm on the rules for object state assessing are described. A structure of a fuzzy neural network consisting of six layers is proposed, each of which implements a corresponding stage of the logical inference algorithm. As a result of learning a fuzzy neural network, a system of fuzzy rules is formed, which make up the knowledge base for object state assessing. On the basis of the proposed neuro-fuzzy model, a software complex was implemented for automating the processes of forming fuzzy rules. The main components of the software complex are the knowledge base generation module and the fuzzy inference module. As an approbation of the neuro-fuzzy model, the formation of fuzzy rules for water lines state assessing at the pumping stations in reservoir pressure maintenance systems has been carried out. The results of the testing confirmed the high efficiency of the neuro-fuzzy model and the possibility of its practical use for the formation of fuzzy rules in various subject areas.

Key words: neuro-fuzzy model, fuzzy neural network, fuzzy rules formation, knowledge base, object state assessment, decision-making support.

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в различных предметных областях человеческой деятельности задачу оценки состояния объектов часто приходится решать в условиях неопределенности [1], которая характеризуется неполнотой (отсутствием части) исходных данных, физической неопределенностью (наличием шумов и выбросов в данных), а также лингвистической неопределенностью (субъективными оценками эксперта). Для снижения и обработки физической неопределенности традиционно используются методы исключения выбросов в данных [2] и фильтрации шумов [3]. Для обработки лингвистической неопределенности и учета неполноты исходных данных используются, соответственно, методы нечеткой логики [4, 5] и алгоритмы нечеткого логического вывода [6]. Следовательно, для оценки состояния объектов в условиях неопределенности актуально использовать нечеткие экспертные системы [7, 8]. Данные системы искусственного интеллекта находят широкое применение во многих предметных областях [9, 10] и часто выполняют роль интеллектуальных систем поддержки принятия решений (СППР) [11, 12].

Основной проблемой для эффективной реализации интеллектуальной СППР является формирование адекватных баз знаний в условиях неопределенности [13, 14]. В большинстве существующих СППР приходится привлекать экспертов для решения частных задач [15, 16], связанных, например, с заданием параметров функций принадлежности, определением их формы, оптимального количества нечетких градаций для входных лингвистических переменных [17]. Субъективный характер экспертных оценок может привести к неполной адекватности нечеткой базы знаний и, как следствие, отразиться на точности получаемых оценок о состоянии объекта и принимаемых человеком окончательных решений. Чтобы уйти от субъективизма, необходимо автоматически (без участия эксперта) формировать нечеткие базы знаний на основе интеллектуального анализа имеющихся данных. Это актуализирует необходимость разработки и практического использования эффективных инструментов анализа данных и формирования баз знаний интеллектуальных СППР [18, 19].

В качестве такого инструмента предлагается специально разработанная нейронечеткая модель автоматизации формирования нечетких правил для оценки состояния объектов [20].

Вид ФОРМИРУЕМЫХ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ И АЛГОРИТМ ЛОГИЧЕСКОГО ВЫВОДА НА ПРАВИЛАХ

Для описания моделируемого объекта в условиях неопределенности необходимо учитывать следующие основные требования к виду нечетко-продукционных правил [21]:

- 1) возможность обрабатывать четкие и нечеткие значения входных переменных;
- 2) учитывать особенности входных условий с точки зрения их веса в antecedente правила, а также учитывать достоверность каждого из нечетких правил.

Данным требованиям удовлетворяет следующий вид нечетких правил [22]:

$$\begin{aligned} \text{ЕСЛИ } x_1 = \vec{A}_1(w_1) \text{ и } x_2 = \vec{A}_2(w_2) \text{ и } \dots x_n = \vec{A}_n(w_n) \\ \text{ТО } y = B[CF], \end{aligned} \quad (1)$$

где x_i – входные переменные правила, $w_i \in [0, 1]$ – веса условных частей правила « $x_i = \vec{A}_i$ », $\vec{A}_i = \{A_i, \tilde{A}_i\}$, A_i – четкие входные значения, $\tilde{A}_i = \{x_i, \mu_{\tilde{A}_i}(x_i)\}$ – нечеткие входные значения, $\mu_{\tilde{A}_i}(x_i)$ – функции принадлежности, y – выходная переменная, B – четкое выходное значение, $CF \in [0, 1]$ – достоверность правила.

Для оценки состояния объекта разработан алгоритм логического вывода на правилах вида (1). Рассмотрим термины и обозначения, используемые в данном алгоритме [22].

1. $R \in [0, 1]$ – степень срабатывания antecedента в правиле:

$$R = \min_{i: x_i^* - \text{known}} \left(\mu_{\tilde{A}_i}(x_i^*) \right), \quad (2)$$

где x_i^* , $i = \overline{1, n}$ – четкие значения n входных переменных правила,

$\mu_{\tilde{A}_i}(x_i^*)$ – степени принадлежности входных значений x_i^* к \vec{A}_i .

2. $T \in [0,1]$ – вес antecedента в правиле:

$$T = \frac{\sum_{kn=1}^{n_{kn}} w_{kn}}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad (3)$$

где $w_i, i = \overline{1, n}$ – веса всех ограничений \vec{A}_i на переменные в правиле;

$w_{kn}, kn = \overline{1, n_{kn}}$ – веса ограничений \vec{A}_i с известными значениями.

3. $C \in [0,1]$ – оценка точности предлагаемого решения:

$$C = R * T * CF, \quad (4)$$

где $CF \in [0,1]$ – достоверность правила.

Формулы (2)–(4) используются в алгоритме логического вывода на нечетких правилах вида (1) для оценки состояния объекта. Рассмотрим этапы данного алгоритма.

1. Ввод значений x_i^* для всех входных переменных x_i в правилах.

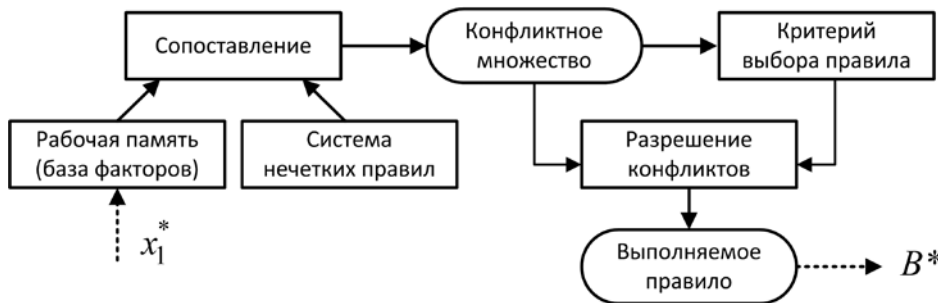


Рис. 1. Схема работы алгоритма логического вывода для оценки состояния объекта

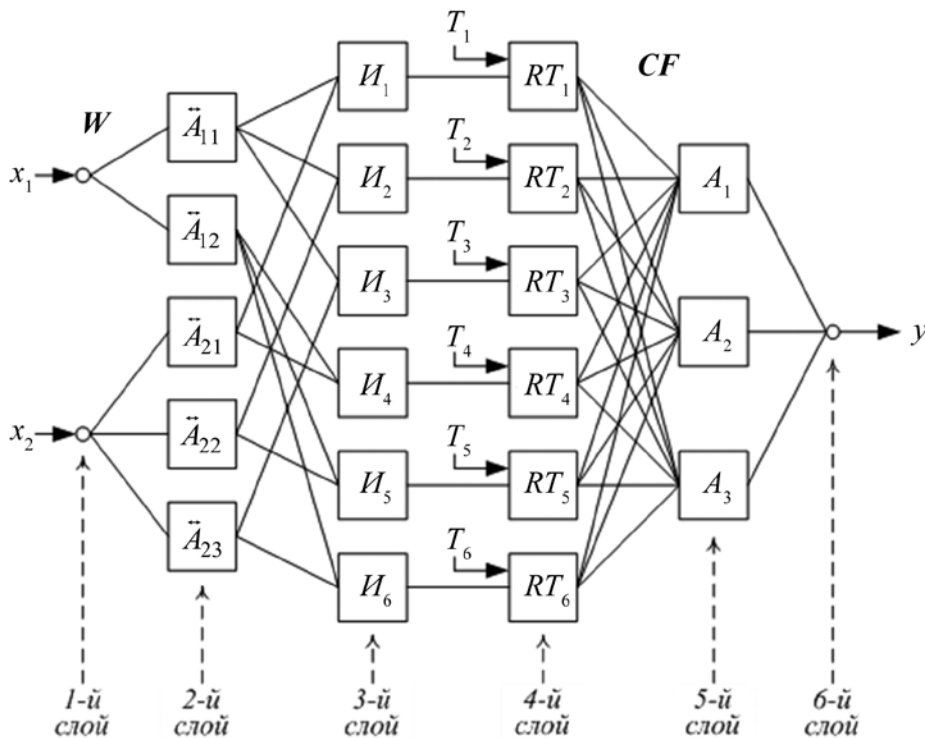


Рис. 2. Пример структуры нечеткой нейронной сети

2. Для каждого правила расчет степени срабатывания antecedента по формуле (2).

3. Группировка всех правил, у которых степень срабатывания antecedента отлична от нуля, в конфликтное множество.

4. Для всех правил из конфликтного множества расчет веса antecedентов по формуле (3), а также комплексной оценки достоверности формируемого решения по формуле (4).

5. Разрешение конфликта – выбор правила с максимальной оценкой достоверности.

6. Получение значения B^* выходной переменной y_j выбранного правила в качестве искомого состояния объекта.

Функционирование алгоритма логического вывода на нечетких правилах схематично представлено на рисунке 1.

Как видно из рисунка 1, алгоритм логического вывода на нечетких правилах вида (1) является однопроводным и позволяет выбирать на выходе единственное правило, значение консеквента которого соответствует состоянию объекта.

ОПИСАНИЕ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

Для формирования нечетко-продукционных правил вида (1) разработана нейронечеткая модель, основанная на обучении нечеткой нейронной сети. Ее структура однозначно задается следующими параметрами [20]:

1) количеством входных переменных в нечетко-продукционных правилах;

2) количеством функций принадлежности для входных переменных;

3) количеством значений выходной переменной в правилах;

4) алгоритмом нечеткого логического вывода на правилах вида (1).

На рисунке 2 представлен пример структуры нечеткой нейронной сети [20].

Из рисунка видно, что модель нечеткой нейронной сети имеет 6 слоев. В первом слое содержатся входные нейроны. Их количество соответствует количеству входных переменных в нечетко-продукционных правилах.

Нейроны второго слоя сети моделируют входные условия нечетких antecedentes в правилах. Их выходами являются соответствующие значения функций принадлежности. Нейроны следующего слоя нечеткой нейронной сети моделируют antecedentes нечетких правил. На выходе данных нейронов вычисляются степени срабатывания antecedentes. В четвертом слое вычисляется произведение оценок правил R и весов их antecedentes T . В пятом слое содержатся значения выходного нейрона сети. Последний слой нечеткой нейронной сети состоит из единственного нейрона, который соответствует выходной переменной в нечетких правилах и формирует выходное значение – конкретное состояния объекта.

Описанная модель нечеткой нейронной сети реализована в программном комплексе для формирования нечетко-продукционных правил по оценке состояния объектов. Программный комплекс разработан с целью построения нейронечеткой модели и автоматизации этапов формирования нечетких правил. Рассмотрим его структуру и характеристики компонентов.

ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ФОРМИРОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ

Реализованный комплекс программ включает два базовых модуля: модуль формирования базы знаний, предназначенный для автоматизации процессов формирования нечетких правил, и модуль нечеткого логического вывода, используемый для оценки состояния объекта на основе сформированных нечетких правил. Рассмотрим структуру программы, представленную на рисунке 3.

Модуль формирования базы знаний как основной компонент программного комплекса отвечает за выполнение следующих этапов в работе интеллектуальной СППР:

- формирование и подготовка выборки данных для анализа;
- построение модели нечеткой нейронной сети;
- оценка адекватности сформированной базы знаний.

Аналитик через графический интерфейс производит запуск модуля формирования базы знаний, загружает данные для анализа, обучает нечеткую нейронную сеть, тестирует построенную нейронечеткую

модель, производит оценку получаемых результатов. Кроме того, аналитик производит визуализацию сформированных нечетко-продукционных правил, оценивает полученные функции принадлежности для входных лингвистических переменных.

Модуль нечеткого логического вывода является промежуточным звеном между лицом, принимающим решение, и базой знаний интеллектуальной системы. На основании реализованного в нем алгоритма логического вывода данный модуль принимает на вход данные об объекте, сопоставляет полученные данные с antecedентами нечетких правил и формирует выходной результат в виде оценки состояния объекта. Таким образом происходит функционирование программного комплекса.

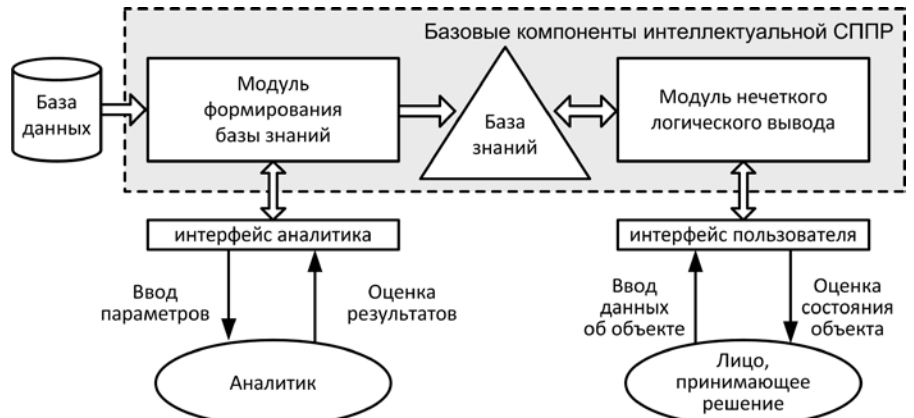


Рис. 3. Структура разработанного программного комплекса

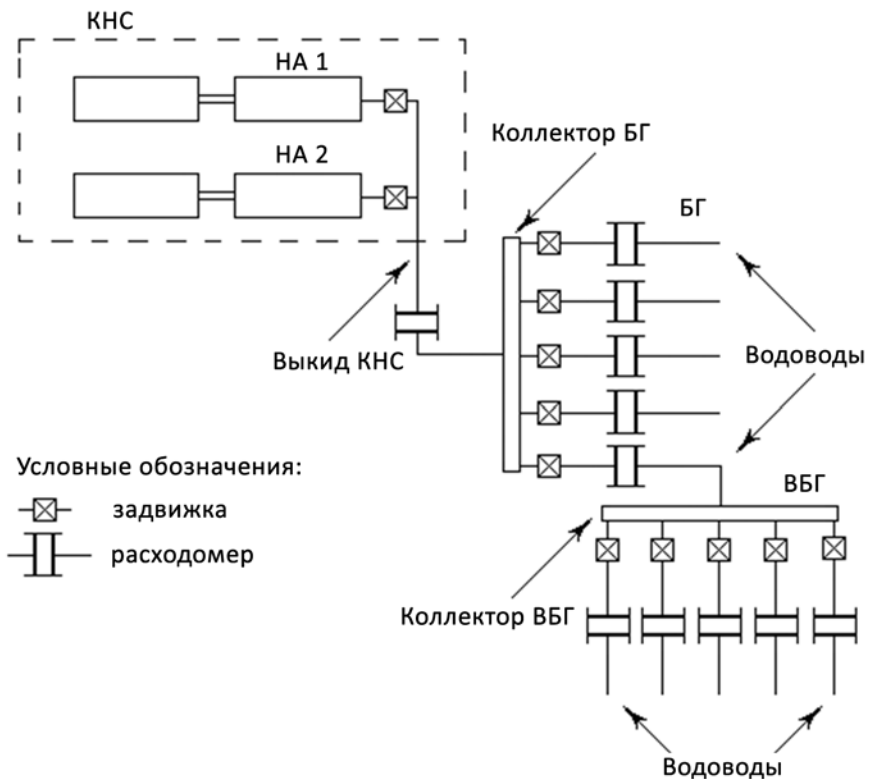


Рис. 4. Пример структуры водоводов на КНС

АПРОБАЦИЯ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

В качестве апробации нейронечеткой модели и оценки эффективности ее практического использования произведено формирование нечетких правил для оценки состояния водоводов на кустовых насосных станциях (КНС) в системах поддержания пластового давления [23]. Экспертным путем утечка жидкости из водоводов, как правило, устанавливается на основе данных о ее расходах на выкиде КНС в целом и на каждом из водоводов в частности. Водоводы могут размещаться непосредственно после выкида КНС на блоках гребенок (БГ), а также на выносных блоках гребенок (ВБГ). При этом в состав КНС входят насосные агрегаты (НА), закачивающие жидкость в нефтяной пласт по системам распределенных водоводов.

На рисунке 4 показана структура водоводов на КНС.

На данном рисунке представлен пример схемы размещения десяти водоводов на КНС с двумя НА. Водоводы размещены как на БГ, так и на ВБГ. При этом на входе каждого водовода установлен расходомер для учета расхода жидкости. Показания данного прибора автоматически снимаются каждые 0,5 часа и сохраняются в соответствующей базе данных. Анализ накопленных данных с помощью нечеткой нейронной сети позволил сформировать базу нечетких правил для оценки одного из двух возможных состояний конкретного водовода: «норма» или «авария». «Норма» соответствует нормальному состоянию водоводов (без утечки), а «авария» – аварийному состоянию (утечка на водоводе).

Для формирования нечетких правил оценки аварийных ситуаций на водоводах использовалась разработанная нечеткая нейронная сеть, с помощью которой обрабатывалась статистическая информация по водоводам одного из цехов поддержания пластового давления, собранная за 2 года. В качестве исходных данных для построения нейронечеткой модели и формирования нечетких правил оценки состояния водоводов использовались значения следующих входных переменных [24]:

а) расходы жидкости по каждому водоводу за 0,5 часа (m^3):

- Q_0 – расход по водоводу в настоящий момент времени;

- Q_1 – расход по водоводу за предыдущие 0,5 часа;

- Q_2 – расход по водоводу за предыдущий час;

б) давления в коллекторе БГ и ВБГ (МПа):

- P_0 – давление в коллекторе в настоящий момент времени;

- P_1 – давление в коллекторе в предыдущие 0,5 часа.

Подготовка данных для обучения нечеткой нейронной сети потребовала расчета значений относительных отклонений расхода жидкости по каждому водоводу по формуле:

$$\varepsilon = (Q_0 - Q) / Q * 100\%,$$

где $Q \in \{Q_1, Q_2\}$.

Кроме того, рассчитаны абсолютные изменения давлений в коллекторе: $\Delta P = P_1 - P_0$.

Таким образом, обучающие выборки данных для формирования нечетких правил оценки состояния водоводов на каждой КНС включали значения следующих переменных:

- ε_1 – отклонение расхода жидкости по водоводу за 0,5 часа;

- ε_2 – отклонение расхода жидкости по водоводу за 1 час;

- ΔP – изменение давления в коллекторе.

В качестве целевой выступала переменная D (состояние водовода), принимающая одно из двух возможных значений: «норма» или «авария». Значения данных переменных составляли группы входных и выходных переменных по каждому водоводу КНС. Общее число КНС составило 28, а число водоводов – 303.

У каждой входной переменной выделены три нечеткие градации [25], соответствующие категориям «малый», «средний», «большой». На рисунке 5 приведен пример построенных функций принадлежности.

Из рисунка 5 видно, что значимым для оценки состояния водоводов отклонением расхода жидкости является не менее 15 % за 0,5 часа и не менее 30 % за час. Аварийному состоянию водовода также соответствует изменение давления в коллекторе от 15 до 17 МПа.

Следует отметить, что в общем случае конкретные значения параметров аналогичных функций принадлежности отличаются для разных водоводов. Это зави-

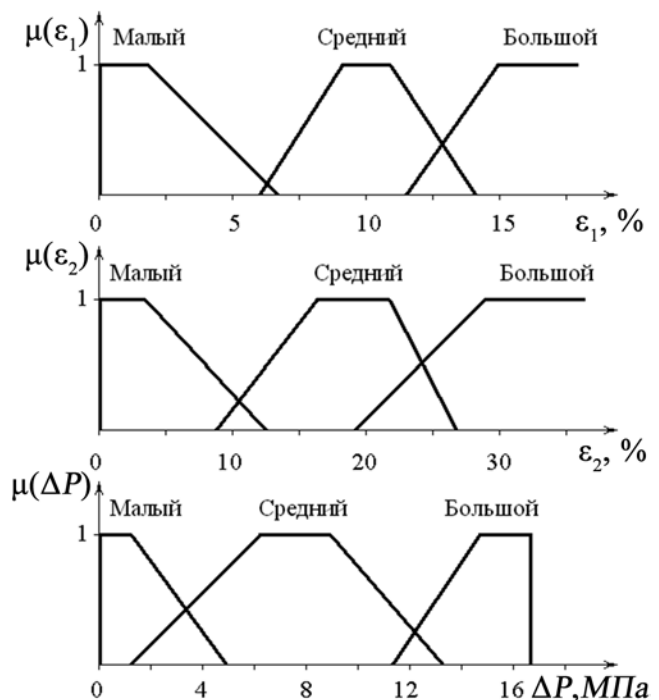


Рис. 5. Пример построенных функций принадлежности

сит от расчетного давления в коллекторе БГ и на выкиде КНС, установленных получасовых объемов закачки жидкости, числа скважин водовода, высоты расположения водовода относительно КНС, а также закачиваемого агента в скважину (сточная вода, пресная, сернистая).

В результате обучения нейронечетких моделей на полученных данных сформировано 28 систем нечетко-продукционных правил. В среднем число правил в каждой системе составило 12. Общее число правил определения состояния водоводов составило 342.

Разработанная нейронечеткая модель успешно прошла апробацию в составе интеллектуальной СППР по оценке состояния водоводов. Апробация проводилась в 2 этапа:

- 1) анализ статистической информации по водоводам;
- 2) анализ текущего состояния водоводов в режиме опытной эксплуатации СППР.

Для проверки эффективности работы системы и определения целесообразности ее внедрения в опытную эксплуатацию решалась задача анализа статистической информации о расходах жидкости на водоводах цеха поддержания пластового давления 2 (ЦППД-2) нефтегазодобывающего управления (НГДУ) «Джалиль-Нефть» ОАО «ТатНефть». Анализируемая информация представляла собой получасовые значения расходов жидкости по всем водоводам ЦППД-2 за 1 год. Исходные данные представляли собой текстовый файл размером более 300 МБ, содержащий более двух миллионов записей о расходах жидкости по каждому из водоводов.

В ходе проведения анализа решалась задача определения эффективности работы алгоритма логического вывода на правилах базы знаний интеллектуальной системы оперативного выявления порывов на водоводах. Ожидаемым результатом было определение множества аварийных ситуаций, связанных с утечками жидкости, возникшими за исследуемый промежуток времени. Критерием эффективности работы программы послужил факт фиксирования всех фактических аварий на водоводах, выявленных ранее по результатам экспертного анализа.

Проведенный анализ показал хорошие результаты. В частности, были выявлены все аварии, имевшие место на водоводах. В таблице приведен перечень основных порывов, имевших место на водоводах ЦППД-2 за рассматриваемый период.

Экспертный анализ полученных результатов позволил подтвердить эффективность работы алгоритма логического вывода и адекватность сформированных правил базы знаний и рекомендовать СППР к внедрению в опытную эксплуатацию на диспетчерском пункте в ЦППД-2 НГДУ «ДжалильНефть».

Этап опытной эксплуатации системы предназначен для оценки эффективности ее работы при решении поставленных перед ней задач. Основная задача системы – оперативное выявление аварийных ситуаций, связанных с утечками жидкости из водоводов, а также предупреждение развития аварий на водоводах ЦППД-2 НГДУ «ДжалильНефть».

Таблица

Перечень основных порывов на водоводах ЦППД-2

№ п/п	№ КНС	№ водовода	Зафиксировано программой	
			дата	время
1	64	1	08 октября	08:30
2	опытно-производственный участок	3	20 января	21:30
3	128	4	18 апреля	11:30
4	64	9	27 апреля	07:30
5	75	12	06 мая	07:30
6	74	11	18 июня	12:00
7	63д	5	25 июня	22:30
8	126	2	15 июля	16:30
9	72	7	26 июля	17:00

Анализируемая информация представляла собой значения получасовых расходов жидкости по всем водоводам ЦППД-2 за 3 месяца. В соответствии с поставленной задачей в реальном масштабе времени проводился анализ оперативно поступающей информации по установленным в системе правилам. За указанный период был выявлен порыв на первом водоводе 64-й КНС, имевший место 20 декабря в 13 часов 30 минут. По экспертным оценкам данный порыв не мог быть выявлен «вручную» по анализу журнала двухчасовых расходов жидкости по водоводам. Усреднение реальных показаний приборов расхода воды (в отчетах данного журнала) зачастую приводит к недостоверным результатам анализа. Следовательно, оперативный получасовой анализ является более эффективным, что подтвердилось на этапе опытной эксплуатации.

Таким образом, в результате апробации СППР достигнут 100%-й уровень оперативного (с точностью до 30 минут) выявления утечек жидкости из водоводов КНС. Использование системы позволило сократить среднее время реакции технического персонала на утечки жидкости из водоводов на 12 часов, так как ранее анализ журнала расходов жидкости по водоводам проводился вручную один раз в 24 часа. В результате внедрения системы в эксплуатацию повысилась эффективность выявления аварийных ситуаций на водоводах.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты апробации показали высокую эффективность нейронечеткой модели и возможность практического использования программного комплекса для формирования нечетких правил в различных предметных областях. Формируемые нечеткие правила совместно с алгоритмом логического вывода представляют собой модель оценки состояния объекта. Данную модель актуально использовать в практических задачах, характеризующихся разнотипностью, неполнотой, а также нечеткой природой исходных данных, описывающих оцениваемый объект.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Нурушев Е.Т., Хисматуллин Р.М., Даев Ж.А. Проблемы и решение задач авиаремонтного завода в условиях неопределённости состояния объектов ремонта // Автоматизация. Современные технологии. – 2018. – Т. 72, № 1. – С. 7–10.
2. Копылов И.В., Царев В.А. Поиск и устранение выбросов и схожих элементов выборки в задаче восстановления функции по экспериментальным данным // Естественные и математические науки в современном мире. – 2016. – № 38. – С. 90–94.
3. Рудницкая Ю.Ю. Методы определения шумов и выбросов в структуре используемых данных на примере длительности обработки судозахода на нефтяном терминале // Вестник государственного университета морского и речного флота им. адм. С.О. Макарова. – 2017. – Т. 9, № 4. – С. 866–873.
4. Грицив Р.С. Применение теории нечетких множеств для решения задач в условиях неопределенности // Вестник науки и образования. – 2015. – № 3 (5). – С. 6–7.
5. Проталинский О.М., Ажмухамедов И.М. Системный анализ и моделирование слабо структурированных и плохо формализуемых процессов в социотехнических системах // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 3 (21). – С. 179–187.
6. Алгоритм настройки системы нечёткого логического вывода типа Мамдани / М.С. Голосовский, А.В. Богомолов, Д.С. Теремов, Е.В. Евтушенко // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Сер. Математика. Механика. Физика. – 2018. – Т. 10, № 3. – С. 19–29.
7. Осипов Г.С., Сазонов А.Е. Нечеткая экспертная система оценки уровня безопасности судоходных компаний // European Research. – 2016. – № 3 (14). – С. 10–11.
8. Нечёткая экспертная система диагностики маслонаполненных силовых трансформаторов / М.В. Дагаева, Д.В. Катасёва, А.С. Катасёв, А.П. Кирпичников // Вестник технологического университета. – 2018. – Т. 21, № 2. – С. 148–154.
9. Кашеварова Г.Г., Тонков Ю.Л., Фурсов М.Н. Нечеткая экспертная система диагностики повреждений строительных конструкций // Вестники Волжского регионального отделения Российской академии архитектуры и строительных наук. – 2014. – № 17. – С. 167–173.
10. Кобзев В.В. Экспертная система диагностики папропроизводящей установки на основе нечёткой логики // Системы управления и обработки информации. – 2018. – № 1 (40). – С. 15–23.
11. Интеллектуальная система управления проектами разработки программного обеспечения / Г.Ю. Гуськов, А.М. Наместников, И.А. Тимина, Н.Г. Ярушкина // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2016. – № 3 (63). – С. 31–36.
12. Талипов Н.Г., Катасёв А.С. Система поддержки принятия решений по распределению заданий по ведению реестра операторов персональных данных на основе нечетко-продукционной модели // Кибернетика и программирование. – 2016. – № 6. – С. 96–114.
13. Абдулхаков А.Р., Катасёв А.С. Кластерно-генетический метод редукции баз знаний интеллектуальных систем // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 5-3. – С. 471–475.
14. Подсистема нечёткого вывода для оптимизатора баз знаний на технологиях мягких вычислений / С.В. Сорокин, Н.Ю. Нефедов, А.Г. Решетников, С.В. Ульянов // Системный анализ в науке и образовании. – 2013. – № 1. – С. 102–112.
15. Ажмухамедов И.М. Моделирование на основе экспертных суждений процесса оценки информационной безопасности // Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер. Управление, вычислительная техника и информатика. – 2009. – № 2. – С. 101–109.
16. Ажмухамедов И.М. Математическая модель комплексной безопасности компьютерных систем и сетей на основе экспертных суждений // Инфокоммуникационные технологии. – 2009. – Т. 7, № 4. – С. 103–107.
17. Рыжаков В.В., Рыжаков М.В., Рыжаков К.В. Оценка параметра формы функции принадлежности элементов нечеткого множества по ее экспертным оценкам в одной точке // Оборонный комплекс – научно-технологическому прогрессу России. – 2006. – № 2. – С. 80–82.
18. Сидоркина И.Г., Шумков Д.С. Кусочно-линейная аппроксимация при решении задач извлечения данных // Программные системы и вычислительные методы. – 2013. – № 2. – С. 171–175.
19. Наместников А.М., Рахматулин А.Э., Сапегин Н.Г. Нейрокомпьютеринг как средство извлечения знаний // Вестник Ульяновского государственного технического университета. – 1999. – № 2 (6). – С. 106–111.
20. Емалетдинова Л.Ю., Катасёв А.С., Кирпичников А.П. Нейронечеткая модель аппроксимации сложных объектов с дискретным выходом // Вестник Казанского технологического университета. – 2014. – Т. 17, № 1. – С. 295–299.
21. Катасёв А.С. Математическое обеспечение и программный комплекс формирования нечетко-продукционных баз знаний для экспертных диагностических систем // Фундаментальные исследования. – 2013. – № 10-9. – С. 1922–1927.
22. Катасёв А.С. Аппроксимация объектов с дискретным выходом на основе нечетко-продукционных баз знаний // Вестник Казанского государственного технического университета им. А.Н. Туполева. – 2013. – № 4. – С. 212–217.
23. Терпунов В.А., Айрапетов С.А. Блочная кустовая насосная станция БКНС-160х400/20 для дискретной закачки воды в пласт // Нефтяное хозяйство. – 2004. – № 1. – С. 78–80.
24. Катасёв А.С. Математическое и программное обеспечение формирования баз знаний мягких экспертных систем диагностики состояния сложных объектов : монография. – Казань : ГБУ «Республиканский центр мониторинга качества образования», 2013. – 200 с.

25. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В. Алгоритм прогнозирования временных рядов на основе гранул нечётких тенденций // Эвристические алгоритмы и распределенные вычисления. – 2014. – Т. 1, № 3. – С. 32–46.

REFERENCES

1. Nurshv E.T., Khismatullin R.M., Daev Zh.A. Problemy i reshenie zadach aviaremontnogo zavoda v usloviakh neopredelennosti sostoiianiia obektov remonta [Problems and Problem-Solving of Aircraft Repair Plant under State Uncertainty of Objects under Repair]. *Avtomatizatsiia. Sovremennye tekhnologii* [Automation. Modern Technologies], 2018, vol. 72, no. 1, pp. 7–10.
2. Kopylov I.V., Tsarev V.A. Poisk i ustranenie vybrosov i skhozikh elementov vyborki v zadache vosstanovleniia funktsii po eksperimentalnym dannym [Search and Elimination of Noise and Similar Elements when Restoring Function on the Experimental Data]. *Estestvennye i matematicheskie nauki v sovremennom mire* [Natural Sciences and Mathematics Today], 2016, no. 38, pp. 90–94.
3. Rudnitskaia Iu.Iu. Metody opredeleniia shumov i vybrosov v strukture ispolzuemykh dannyykh na primere dlitelnosti obrabotki sudozakhoda na neftianom terminale [Methods of Detection of Noises and Outliers in the Data Structure on the Example of Ship Handling Duration at an Oil Terminal]. *Vestnik gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota im. adm. S.O. Makarova* [Bull. of the Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping], 2017, vol. 9, no. 4, pp. 866–873.
4. Gritciv R.S. Primenenie teorii nechetkikh mnozhestv dlia resheniia zadach v usloviakh neopredelennosti [Application of the Fuzzy Sets Theory for Problem-Solving under Uncertainty]. *Vestnik nauki i obrazovaniia* [Bulletin of Science and Education], 2015, no. 3 (5), pp. 6–7.
5. Protalinskiy O.M., Azhmukhamedov I.M. Sistemnyi analiz i modelirovanie slabo strukturirovannykh i plokh formalizirovannykh protsessov v sotsiotekhnicheskikh sistemakh [System Analysis and Simulating of Semistructured and Bad Formalized Processes in Social and Engineering Systems]. *Inzhenernyi vestnik Dona* [Engineering Journal of Don], 2012, no. 3 (21), pp. 179–187.
6. Golosovskiy M.S., Bogomolov A.V., Terebov D.S., Evtushenko E.V. Algoritm nastroiки sistema nechetkogo logicheskogo vyvoda tipa Mamdani [Algorithm to Adjust Fuzzy Inference System of Mamdani Type]. *Vestnik Yuzhno-Uralskogo gosudarstvennogo universiteta. Ser. Matematika. Mekhanika. Fizika* [Bulletin of South Ural State University. Series Mathematics, Mechanics. Physics], 2018, vol. 10, no. 3, pp. 19–29.
7. Osipov G.S., Sazonov A.E. Nechetkaia ekspertnaia sistema otsenki urovniа bezopasnosti sudokhodnykh kompanii [Fuzzy Expert System of Shipping Companies Safety Assessment]. *European Research* [European Research International Journal], 2016, no. 3 (14), pp. 10–11.
8. Dagaeva M.V., Kataseva D.V., Katasev A.S., Kirpichnikov A.P. Nechetkaia ekspertnaia sistema diagnostiki maslonapolnennykh silovykh transformatorov [Fuzzy Expert System of Oil-Filled Power Transformer Diagnostics]. *Vestnik tekhnologicheskogo universiteta* [Bulletin of Kazan National Research Technological University], 2018, vol. 21, no. 2, pp. 148–154.
9. Kashevarova G.G., Tonkov Iu.L., Fursov M.N. Nechetkaia ekspertnaia sistema diagnostiki povrezhdenii stroitelnykh konstruksii [Fuzzy Expert System for Diagnostic of Building Construction Damages]. *Vestnik Volzhskogo regionalnogo otdeleniia Rossiiskoi akademii arkhitektury i stroitelnykh nauk* [Bulletin of Volga Region Branch of the Russian Academy of Architecture and Construction Sciences], 2014, no. 17, pp. 167–173.
10. Kobzev V.V. Ekspertnaia sistema diagnostiki paroproizvodiashchei ustanovki na osnove nechetkoi logiki [Expert System for Diagnostics of Steam Generating System Based on Fuzzy Logic]. *Sistemy upravleniia i obrabotki informatsii* [Management Systems and Data Processing], 2018, no. 1 (40), pp. 15–23.
11. Guskov G.Iu., Namestnikov A.M., Timina I.A., Yarushkina N.G. Intellectualaia sistema upravleniia proektami razrabotki programmnoho obespecheniia [Intelligent Operation Project System of Software Development]. *Vestnik Rostovskogo gosudarstvennogo universiteta putei soobshcheniia* [Bull. of Rostov State Transport University], 2016, no. 3 (63), pp. 31–36.
12. Talipov N.G., Katasev A.S. Sistema podderzhki priiniatiia reshenii po raspredeleniiu zadaniia po vedeniiu reestra operatorov personalnykh dannyykh na osnove nechetko-produktsionnoi modeli [The Intelligent Decision Support System that Distributes Tasks Related to Maintenance of the Personal Data Processors Register Based on the Fuzzy-Production Model]. *Kibernetika i programmirovaniie* [Cybernetics and Programming], 2016, no. 6, pp. 96–114.
13. Abdulkhakov A.R., Katasev A.S. Klasterno-geneticheskii metod reduktsii baz znaniia intellektualnykh sistem [The Fuzzy Rules Cluster-Genetic Reduction Method in Intelligent Systems Knowledge Bases]. *Fundamentalnye issledovaniia* [Fundamental Research], 2015, no. 5-3, pp. 471–475.
14. Sorokin S.V., Nefedov N.Iu., Reshetnikov A.G., Ulianov S.V. Podsystema nechetkogo vyvoda dlia optimizatora baz znaniia na tekhnologiiakh miagkikh vychislenii [Fuzzy Inference Subsystem for Soft Computing Optimizer of Knowledge Bases]. *Sistemnyi analiz v nauke i obrazovanii* [System Analysis in Science and Education], 2013, no. 1, pp. 102–112.
15. Azhmukhamedov I.M. Modelirovanie na osnove ekspertnykh suzhdenii protsessa otsenki informatsionnoi bezopasnosti [Modelling Based on the Expert Judgements of the Process of Informational Safety Evaluation]. *Vestnik Astrakhanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser.: Upravlenie, vychislitelnaia tekhnika i informatika* [Bull. of Astrakhan State Technical University. Series Management, Computers and Informatics], 2009, no. 2, pp. 101–109.
16. Azhmukhamedov I.M. Matematicheskaia model kompleksnoi bezopasnosti kompiuternykh sistem i setei na osnove ekspertnykh suzhdenii [Mathematical Model of

Complex Safety of Computer Systems and Networks on the Basis of the Expert Judgments]. *Infokommunikatsionnye tekhnologii* [Info Communication Technologies], 2009, vol. 7, no. 4, pp. 103–107.

17. Ryzhakov V.V., Ryzhakov M.V., Ryzhakov K.V. Otsenivanie parametra formy funktsii prinadlezhnosti elementov nechetkogo mnozhestva po ee ekspertnym otsenkam v odnoi tochke [Estimation Shape Parameter of the Membership Function of Fuzzy Set Elements According to its Expert Estimates at One Point]. *Oboronnyi kompleks – nauchno-tekhnicheskomu progressu Rossii* [Defense Complex is for Scientific and Technical Progress in Russia], 2006, no. 2, pp. 80–82.

18. Sidorkina I.G., Shumkov D.S. Kusochno-lineinaia approksimatsiia pri reshenii zadach izvlecheniia dannykh [Piecewise-Linear Approximation in Solving Problems of Retrieving Data]. *Programmnye sistemy i vychislitelnye metody* [Software Systems and Computational Methods], 2013, no. 2, pp. 171–175.

19. Namestnikov A.M., Rakhmatulin A.E., Sapegin N.G. Neirokompiuting kak sredstvo izvlecheniia znaniy [Neurocomputing as a Mean of Knowledge Extraction]. *Vestnik Ulyanovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bull. of Ulyanovsk State Technical University], 1999, no. 2 (6), pp. 106–111.

20. Emaletdinova L.Iu., Katasev A.S., Kirpichnikov A.P. Neironechetkaia model approksimatsii slozhnykh obektov s diskretnym vykhodom [The Neuro-Fuzzy Model of Complex Objects Approximation with Digital Output]. *Vestnik Kazanskogo tekhnologicheskogo universiteta* [Bull. of Kazan State Technological University], 2014, vol. 17, no. 1, pp. 295–299.

21. Katasev A.S. Matematicheskoe obespechenie i programnyi kompleks formirovaniia nechetko-

produksionnykh baz znaniy dlia ekspertnykh diagnosticheskikh sistem [Mathematical and Software for Fuzzy-Productions Knowledge Bases Generation of the Expert Diagnostic Systems]. *Fundamentalnye issledovaniia* [Fundamental Research], 2013, no. 10-9, pp. 1922–1927.

22. Katasev A.S. Approksimatsiia obektov s diskretnym vykhodom na osnove nechetko-produksionnykh baz znaniy [Approximation of Objects with Digital Output Based on Fuzzy Production Knowledge Bases]. *Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. A.N. Tupoleva* [Vestnik KGTU im. A.N. Tupoleva, Sci. Journal], 2013, no. 4, pp. 212–217.

23. Terpunov V.A., Airapetov S.A. Blochnaia kustovaia nasosnaia stantsiia BKNS-160x400/20 dlia diskretnoi zakachki vody v plast [Modular Group Pumping Station BKNS-160x400/20 for Intermittent Water Injection into Formation]. *Neftianoe khoziaistvo* [Petroleum Economy, Sci. Journal], 2004, no. 1, pp. 78–80.

24. Katasev A.S. *Matematicheskoe i programnoe obespechenie formirovaniia baz znaniy miagkikh ekspertnykh sistem diagnostiki sostoianiia slozhnykh obektov. Monografiia* [Mathematical Tool and Software for Creation of Knowledge Bases of Soft Expert Systems for Diagnostics of Complex Objects State. Monograph]. Kazan, Respublikanskii tsentr monitoringa kachestva obrazovaniia Publ., 2013. 200 p.

25. Yarushkina N.G., Afanaseva T.V. Algoritm prognozirovaniia vremennykh riadov na osnove granul nechetkikh tendentsii [Time Series Forecasting Algorithm Based on Fuzzy Tendencies Granulars]. *Evristsicheskie algoritmy i raspredelennye vychisleniia* [Heuristic Algorithms and Distributed Computing], 2014, vol. 1, no. 3, pp. 32–46.