

УДК 621.3

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ БАЗЫ ЗНАНИЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ, ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ПРИ ОЦЕНИВАНИИ СОСТОЯНИЯ СЛОЖНОГО ТЕХНИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ

Б.М. Герасимов^{*}, А.М. Перегуда^{**}

^{*}Военный институт Киевского национального университета им. Т.Г.Шевченко

^{**}Житомирский военный институт радиоэлектроники им. С.П.Королева

e-mail: al-pereguda@rambler.ru

Существенное увеличение информационной нагрузки на оперативный персонал автоматизированных систем управления (АСУ) сложными техническими объектами способствует внедрению в контур управления специальных систем с элементами искусственного интеллекта, предназначенных для сопровождения и поддержки принятия решения оперативным персоналом – систем поддержки принятия решения (СППР).

Центральным базовым элементом СППР является база знаний (БЗ). Принципиальным вопросом при построении базы знаний является выбор модели представления знаний. Проведенный анализ известных моделей представления знаний, позволил авторам сделать выбор в пользу комбинированной модели с использованием нечеткой логики и продукционных правил [1,2]. Знания в такой модели хранятся в виде продукционных правил: **ЕСЛИ <условие> ТО <действие>**, в качестве **<условие>**, **<действие>** выступают логические выражения с использованием лингвистических переменных. В отличие от классической системы нечеткого логического вывода (по Мамдани) продукционные правила объединяются в иерархическую структуру, как предложено в [1], чем исключается этап активизации.

Экспериментальное исследование СППР с БЗ на основе продукционных правил с нечеткой логикой позволило выявить ряд ее особенностей, среди которых был выявлен важный недостаток, – наличие прагматических ограничений, не позволяющих формализовать некоторые знания с использованием предложенной модели знаний. Данный недостаток выражается в наличии несоответствий решений (~ 5-15%) предлагаемых СППР и решений, принятых контрольной группой специалистов, при условии, что специалисты руководствуются правилами формализованными в БЗ СППР.

Постановка задачи исследований. В данной статье изложен вариант решения проблемы прагматической ограниченности традиционной продукционной системы с нечеткой логикой. Проведенные исследования не затрагивают психологических и гносеологических аспектов извлечения и формализации знаний [2]. Внимание уделено лингвистическому аспекту извлечения и формализации знаний, а именно несоответствию и различию прагматического смысла, вкладываемого в логико-лингвистические связки.

При составлении нечетких продукционных правил используются логические связки «И» и «ИЛИ». При формализации знаний данные логические связки заменяются операциями логического умножения и сложения соответственно. Впервые для реализации операций нечеткого математического умножения и сложения были использованы математические операции **min** (для логического умножения) и **max** (для логического сложения), такой подход был предложен Заде[3] (данный подход получил наиболее широкое распространение). Однако существует ряд исследований [4], подтверждающих то, что при различных условиях (степень агрегации лингвистических переменных, специфика предметной области, особенности мышления эксперта и инженера по знаниям и др.) логические связки «И» и «ИЛИ», используемые при составлении продукционных правил, имеют различный прагматический смысл. В связи с чем, для учета различных смысловых оттенков, вкладываемых в логические связки «И» и «ИЛИ», помимо традиционных операций **min** и **max** был предложен ряд других математических операций

(преобразований) [5]: алгебраическое, граничное, драстическое произведение и сумма и др. – данные операции получили так же название **t-** и **s-нормы**.

Использование различных типов **t-** и **s-норм** адекватных в каждом конкретном случае прагматическому смыслу логической связки позволяет повысить качество (точность) формализации экспертных знаний. В данном случае под качеством (точностью) формализации экспертных знаний будем понимать степень соответствия решений предлагаемых СППР решениям принятым контрольной группой специалистов основывающими свое решение на знаниях, формализованных в БЗ СППР. Однако, определение конкретного типа **t-** и **s-нормы** требует проведения дополнительного исследования для каждой логической связки «И» и «ИЛИ», что существенно усложняет процесс построения и коррекции БЗ. В связи с чем, была сформулирована цель исследований: разработка методики построения БЗ на основе нечетких продукционных правил, позволяющая учитывать прагматический смысл каждой отдельно взятой логической связки «И» и «ИЛИ», что должно привести к повышению точности формализации экспертных знаний, сохранив при этом возможность интерпретации значений внутренних параметров системы.

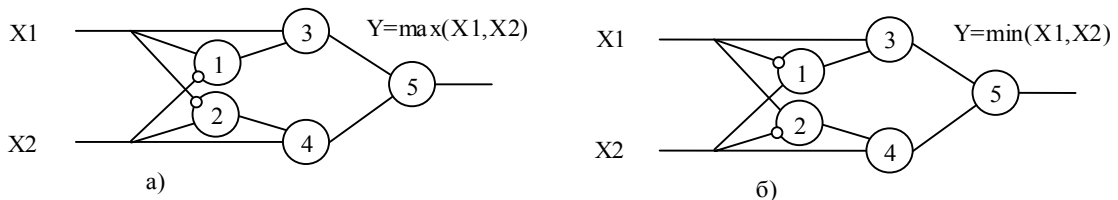


Рис.1. Реализация функций $\min$ и $\max$ с использованием нейронных блоков

Описание методики. Вместо перебора в каждом конкретном случае наиболее подходящего типа **t-** и **s-норм** авторы предложили использование универсальных аппроксимирующих функций в каждом случае, где в БЗ используется логическая связка «И» («ИЛИ»). В качестве элементов, реализующих универсальную аппроксимирующую функцию, были использованы нейронные блоки (под нейронным блоком в данном случае понимаем прямонаправленную многослойную гомогенную нейронную сеть, количество внутренних связей в которой в несколько раз превышает количество ее внешних связей). Структурная избыточность таких нейронных сетей позволяет с высокой точностью аппроксимировать функциональные зависимости, заданные только обучающей выборкой (набором пар {вектор входных переменных - вектор выходных переменных}). Представленные на рис.1 наиболее простые нейронные блоки, как минимум, позволяют реализовать операции **min** и **max** (по результатам эксперимента было определено, что они позволяют реализовать и более сложные преобразования).

В нейронных блоках (рис.1) используется модифицированная сигмоидная активационная функция с увеличенным количеством настраиваемых параметров, что позволяет более гибко осуществлять настройку нейронного блока как преобразующего элемента.

Объединенные между собой нейронные блоки образуют нейро-нечеткую БЗ. Нейро-нечеткая БЗ представляет собой существенно локализованную гомогенную прямонаправленную нейронную сеть, являющуюся более сложной моделью представления знаний в сравнении с нечеткой продукционной БЗ или с БЗ в виде классической нейронной сети. На рис.2 представлен фрагмент нейро-нечеткой БЗ, реализующей следующее продукционное правило:

Если $Tок(X1) = \text{“выше среднего”}(вС)$ **И** $Напряжение(X2) = \text{“высокое”}(В)$ **ИЛИ**
 $Tок(X1) = \text{“выше среднего”}(вС)$ **ИЛИ** $Напряжение(X2) = \text{“выше среднего”}(вС)$ **ИЛИ**

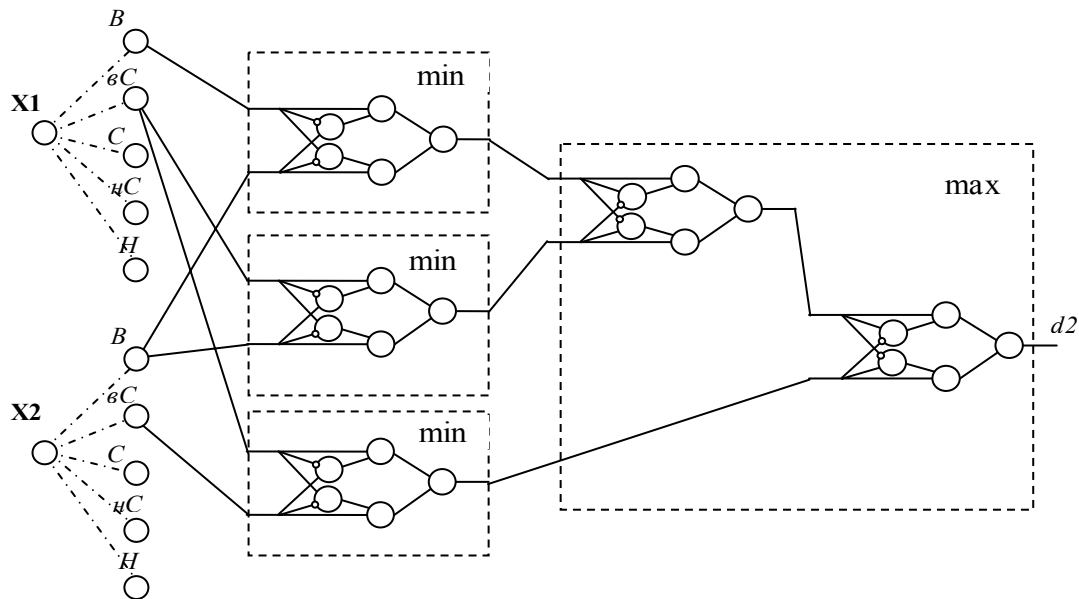
Ток(X_1) = “высокий”(В)И Напряжение(X_2) = “высокое”(В)ТО Мощность = “опасная” (d_2)

Рис.2 Реализация продукционных правил с использованием нейронных блоков

Параметрическая настройка нейро-нечеткой БЗ осуществляется с использованием обучающих пар: {вектор входных переменных - вектор выходных переменных}. В качестве критерия настройки используется величина ошибки между значением вектора выходных решений (сформированного СППР) – реакцией на входной вектор из обучающей выборки и соответствующим эталонным выходным вектором из обучающей выборки (сформированным экспертным путем). При настройке системы был использован метод генетического алгоритма [6].

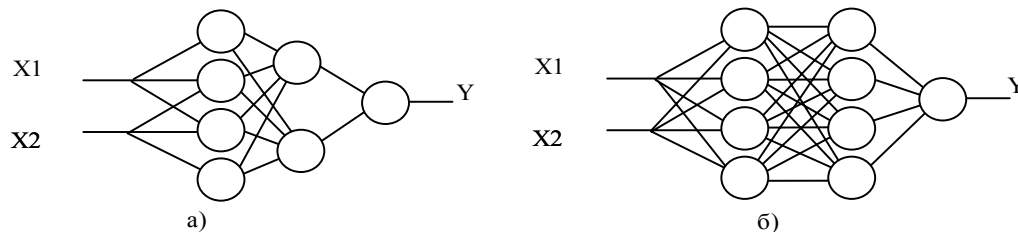


Рис.3. Нейронные блоки различной сложности (сложность повышается за счет введения дополнительных связей или введения дополнительных нейронов)

Усложнение нейронных блоков, используемых для реализации операций логического сложения и умножения (рис.3), позволяет добиться увеличения точности формализации экспертных знаний. В результате эксперимента было установлено, что для каждого узла БЗ (где используется операция нечеткого логического сложения или умножения) после определенного момента дальнейшее увеличение сложности нейронных блоков не приводит к существенному увеличению точности формализации знаний, что свидетельствует о достижении нейронными блоками сложности эквивалентной сложности, реализуемых с помощью этих блоков операций логического сложения и умножения. Тот факт, что «насыщение» наступает при различных «сложностях» нейронных блоков в разных продукционных правилах свидетельствует о том, что операции логического сложения и умножения реализуются по-разному в каждом

конкретном правиле, то есть логические связки «И» и «ИЛИ» в нечетких логических правилах имеют различное прагматическое значение.

Достоинством нейро-нечеткой БЗ, в сравнении с нейронными сетями, является возможность интерпретации внутренних параметров БЗ в виде знаний, как на этапе настройки (коррекции) БЗ, так и на этапе эксплуатации СППР (для пояснения решений).

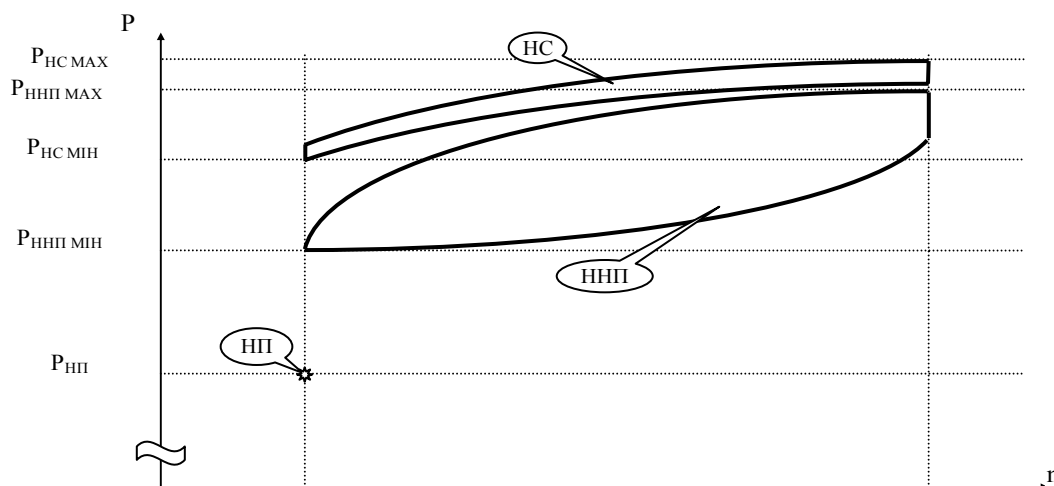


Рис.4 Результати експеримента (P- вероятность принятия правильного решения СППР; n – величина, характеризующая общую сложность БЗ (сложность определяется количеством используемых в БЗ нейронов и межнейронных связей); ННП - область характеризует работу СППР с нейро-нечеткой БЗ; НС - область характеризует работу СППР с БЗ в виде нейронной сети; НП - область (точка) характеризует работу СППР с нечеткой продукционной БЗ)

Результаты эксперимента, заключающегося в исследовании эффективности различных способов построения БЗ, представлены в таб.1 и на рис.4.

Таблица 1. Результаты эксперимента

Вид БЗ	P (вероятность принятия правильного решения СППР)		t (время параметрической настройки)	
	$P_{\min}$	$P_{\max}$	$t_{\min}$	$t_{\max}$
Нечеткая продукционная	0.84	0.84	360с	360с
В виде нейронной сети	0.96	0.99	2600с	3700с
Нейро-нечеткая	0.94	0.975	2400с	3400с

Выводы:

1. Предложенная методика состоит из следующих основных этапов:
 - формализация знаний в виде нечетких продукционных правил;
 - сохранение знаний в нейро-нечеткой БЗ с использованием наиболее простых нейронных блоков (рис.1);
 - параметрическая настройка БЗ с использованием обучающих пар: вход-выход;
 - последовательное усложнение структуры БЗ (рис.3) до достижения требуемой или предельно достижимой точности формализации экспертных знаний.

2. Реализация в нечеткой продукционной БЗ операций нечеткого логического умножения и сложения с использованием нейронных блоков вместо конкретных типов преобразований (**t-** и **s-норм**) позволяет повысить точность формализации экспертных знаний, за счет более адекватного отражения прагматических смысловых оттенков, вкладываемых в каждую логическую связку «И» и «ИЛИ».
3. Реализация БЗ в виде прямонаправленной нейронной сети позволяет повысить точность формализации экспертных знаний в сравнении с нейро-нечеткой БЗ эквивалентной сложности, однако практически исключает при этом возможность интерпретации значений внутренних параметров сети (БЗ).
4. Увеличение количества межблочных нейронных связей в составе нейро-нечеткой БЗ в большей степени способствует повышению точности формализации знаний, чем такое же увеличение количества внутриблочных связей, однако так же в большей степени оно способствует усложнению процесса интерпретации значений внутренних параметров БЗ.
5. Значительное увеличение времени настройки БЗ при переходе от нечеткой продукционной БЗ к нейро-нечеткой БЗ не критично для работы АСУ, так как настройка БЗ СППР осуществляется не в реальном масштабе времени, а до или после сеанса управления.
6. Использование в СППР нейро-нечеткой БЗ для формализации экспертных знаний позволяет осуществить компромисс между точностью формализации знаний и возможностью интерпретации значений внутренних параметров БЗ и, таким образом, компенсировать недостаточную точность нечеткой продукционной системы и ограниченную возможность интерпретации значений внутренних параметров нейронной сети.
7. Одновременное использование группы нейро-нечетких БЗ с лингвистическими переменными различной степени агрегации позволит достичь точности формализации знаний (на всех уровнях агрегации) близкой к точности нейронной сети, сохранив при этом возможность интерпретации значений внутренних параметров БЗ.

Список источников

1. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. - Винница: "УНИВЕРСУМ – Винница", 1999. – 320 с.
2. Гаврилова Г.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем/. – С-Пб.: Питер, 2001.-384с.: ил.
3. Zade L. Fuzzy sets. Information and Control. – 1965.8. – p. 338-353.
4. Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения. /Под ред. Р.Р. Ягера. – М.: Радио и связь, 1986. – 408 с.
5. Прикладные нечеткие системы: Пер. с япон./ К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи и др.: под редакцией Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугено. – М.: Мир, 1993.-398с.,ил.
6. Перегуда О.М. Методика налаштування нечіткої нейропродукційної системи формування інтегральних оцінок стану складного технічного об'єкта // Вісник ЖДТУ / Технічні науки. – Житомир: ЖДТУ, 2006 - №35 - С.67-74.