

ФОРМИРОВАНИЕ БАЗЫ ПРАВИЛ СИСТЕМЫ НЕЧЕТКОГО ВЫВОДА В УСЛОВИЯХ НЕСОГЛАСОВАННЫХ МНЕНИЙ ЭКСПЕРТОВ

Сорокин А. А.¹

(ФГБОУ ВО Астраханский государственный технический
университет, Астрахань)

Предложен метод формирования базы правил для систем нечеткого вывода, когда экспертная группа формирует несовместимые правила. Метод заключается во включении несовместимых правил в состав базы правил с учетом величины коэффициента доверия. Значение коэффициента доверия правила рассчитывается в зависимости от квалификации и количества экспертов, которые его предложили. Отличие предложенного метода от аналогичных методов формирования баз правил в случае наличия противоречивых высказываний экспертов заключается в учете всех экспертных мнений и формировании взвешенного решения. В то время как в известных методах из базы знаний несовместимые правила просто устраняются, что приводит к потере части информации об объекте исследования. Исследование предложенного метода проведено при помощи численных экспериментов. В ходе экспериментов показано, что наибольшей чувствительностью обладает система нечеткого вывода, в которой имеются несовместимые правила с различными коэффициентами доверия. Предложенный метод формирования баз правил, целесообразно использовать для первичной оценки состояния элементов социально-технических или социально-экономических систем. Дополнительно результаты исследования можно использовать для анализа согласованности мнений в экспертной группе.

Ключевые слова: система нечеткого вывода, база правил, продукционное правило, противоречивые высказывания экспертов, алгоритм Mamdani.

1. Введение

Как показывает обзор работ [6, 8, 13, 16, 19], в настоящее время наметилось две основные тенденции развития систем нечеткого вывода (СНВ): использование их для решения задач поддержки принятия решений при управлении различными классами систем (как правило, организационно-техническими и социально-экономическими) и развития контроллеров для ав-

¹ Александр Александрович Сорокин, к.т.н., доцент (alsorokin.astu@mail.ru).

томатического управления процессом. В первом случае СНВ представляет собой развитие экспертной системы, предназначенной для обобщения мнений специалистов определенной области знаний [6, 8]; во втором – аппроксиматор, предназначенный для обобщения эмпирических данных, в случаях, когда использование других математических методов для подобной задачи затруднительно [8, 20].

С учетом анализа работ [8, 13] одной из основных сложностей реализации СНВ является устранение противоречий в базе правил (БП) [8]. Как описывается в работе [8], часто разрабатываемые методы по устранению противоречивости в базах правил для СНВ ориентированы на обработку экспериментальных данных. Применительно к СНВ, формируемым на основании обобщения знаний специалистов, применяются различные методы согласования экспертных мнений [12]. Часто обобщенным ограничением подобных методов является сложности учета мнений специалистов, не разделяющих взглядов большинства группы экспертов. Результат деятельности экспертов находится в сильной зависимости от результатов работы специалистов обработкой собранной информации и формирования заданий для проведения повторных опросов. Таким образом, целесообразно дальнейшее развитие методов формирования баз правил СНВ в условиях, когда эксперты формируют противоречивые заключения по результатам взаимодействия входных переменных модели.

Цель работы: предложение метода формирования базы правил для системы нечеткого вывода в условиях несогласованности экспертных мнений.

2. Исследование особенностей функционирования систем нечеткого вывода

С учетом работ [6, 8, 11, 18, 20], можно выделить, что основными элементами системы нечеткого вывода является нечеткая переменная (НП), база правил (система описывающая результат влияния входных НП на выходную НП), алгоритм не-

четкого вывода, по которому происходит обработка значений переменных, подаваемых на вход СНВ.

Часто нечеткая переменная описывается набором термов – $T = \{ \tau_{i, \chi}^{fuzz} \}$, где $\tau_{i, \chi}$ – наименование определенного терма, i – номер терма в терм-множестве переменной, χ^{fuzz} – нечеткая переменная к которой относится терм. Область определения переменной χ^{fuzz} находится в диапазонах $[\chi_{min}^{abc}, \chi_{max}^{abc}]$ или $[\chi_{min}^{отн}, \chi_{max}^{отн}]$, где $\chi_{min}^{abc}, \chi_{max}^{abc}$ и $\chi_{min}^{отн}, \chi_{max}^{отн}$ – минимальные и максимальные четкие значения переменной χ . Каждому терму НП соответствует определенная функция принадлежности (ФП) $\mu_{\tau_{i, \chi}}(x)$, которая выполняет преобразование из четкого значения переменной x в нечеткое χ^{fuzz} :

$$(1) \quad \chi^{fuzz} = \mu_{\tau_{i, \chi}}(x)$$

Соотношение (1) показывает степень принадлежности четкого значения переменной x к определенному терму $\tau_{i, \chi}$ нечеткой переменной χ^{fuzz} . Для обобщения влияния значений входных переменных на выходную формируются продукционные правила. В рамках исследований с учетом работ [6, 8, 9, 11] рассматриваются правила вида MISO (англ. Multiple Input, Single Output – много входов, один выход), которые имеют вид

$$(2) \quad k \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = \tau_{i_1, \chi_1}) \wedge \dots \wedge (\chi_n^{fuzz} = \tau_{i_n, \chi_n}) \Rightarrow \\ \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{\theta, \psi}), \xi_k,$$

где k – номер правила; $\chi_1^{fuzz}, \dots, \chi_n^{fuzz}$ набор входных переменных; n – количество входных переменных; $\tau_{i_1, \chi_1}, \dots, \tau_{i_n, \chi_n}$ – значения термов из терм-множеств, используемых для описания входных переменных, i_1, \dots, i_n – номера термов в терм-множествах; ψ^{fuzz} – выходная переменная в нечеткой форме; $\tau_{\theta, \psi}$ – значение терма выходной переменной; θ – номер терма в терм-множестве; ξ – согласно работы [8] называется коэффициентом доверия (КД). Спецификой параметра ξ является то, что он определяется либо экспертами, либо при помощи методов, основанных на анализе обучающих выборок исходных данных [8],

при этом многие авторы часто принимают значение ζ равным единице [1, 3, 7, 9].

Совокупность правил (2) образует базу правил вида

$$(3) \quad B = \bigcup_{k=1}^{k_{max}} \left[\bigcap_{n=1}^{n_{max}} (\chi_n^{fuzz} = \tau_{i_n, \chi_n}) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{\theta, \psi}), \xi_k \right],$$

где k_{max} – общее число правил. В статье основное внимание уделяется развитию методов построения БП, формируемых на основе познаний экспертов об объекте исследований, когда имеется недостаток первичной информации по результатам эксперимента или наблюдений.

Обработка информации в системе нечеткого вывода происходит при помощи алгоритмов, например, Мамдани, Сугено и т.д. В рамках исследований рассуждения ведутся относительно алгоритма Мамдани, так как с учетом [2, 6, 16] его часто применяют в задачах обобщения экспертной информации. Основными этапами нечеткого вывода являются [6, 8, 11]:

- фазсификация – преобразование значения входной переменной при помощи ФП;
- агрегирование подусловий – обобщение результата взаимодействия входных переменных при помощи продукционного правила вида (2), применительно к алгоритму Мамдани, операция агрегирования имеет вид:

$$(4) \quad \phi^{fuzz} = \min(\chi_1^{fuzz}, \dots, \chi_n^{fuzz});$$

- активация правила – обобщение результата взаимодействия входных переменных в виде значения ФП выходной переменной – y_k^{fuzz} с учетом УЗ-правила; применительно к алгоритму Мамдани операция агрегирования выполняется при помощи соотношения вида

$$(5) \quad y_k^{fuzz} = \min(\psi^{fuzz}, \xi_k \cdot \phi^{fuzz}); \xi_k \in (0, 1];$$

- аккумулярование – обобщение результата взаимодействия правил выполняется за счет объединения значений ФП выходных переменных, в результате чего получается фигура y^{fuzz} , полученная объединением всех ФП y_k^{fuzz} активированных правил и описывается операцией

$$(6) \quad y^{fuzz} = y_1^{fuzz} \cup \dots \cup y_k^{fuzz};$$

- дефаззификация – операция преобразования нечеткого выходного значения y^{fuzz} в виде обобщенной функции принадлежности в четкую числовую форму у:

$$(7) \quad y^{fuzz} \xrightarrow{deff} y,$$

где *deff* – метод дефаззификации; применительно к алгоритму Мамдани используется метод дефаззификации, основанный на поиске центра тяжести фигуры, полученной в результате объединения ФП активированных правил [8].

Таким образом, процесс работы СНВ, с учетом (3)–(7), можно описать соотношением вида

$$(8) \quad \bigcup_{k=1}^{k_{\max}} \left[\bigcap_{n=1}^{n_{\max}} (\chi_n^{fuzz} = \tau_{i_n, \chi_n}) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{\theta, \psi}), \xi_k \right] \xrightarrow{deff} y.$$

В число сложных вопросов при формировании БП входит определение числа правил с учетом количества переменных и термов, при помощи которых происходит описание переменных, и согласование правил, если их формирует группа экспертов. В результате перед использованием БП необходимо проверить на полноту и непротиворечивость.

В [8] описываются понятия лингвистической и численной полноты БП. Применительно к конструкции правил MISO БП признается лингвистически полной, если для каждого состояния вектора входных переменных $X = \langle \chi_1, \dots, \chi_n \rangle$, при этом каждый элемент X описывается терм-множеством $T = \{\tau_{i, \chi^{fuzz}}\}$, существует определенное значение выходной переменной ψ , описываемой терм-множеством $T = \{\tau_{\theta, \psi}\}$. БП признается численно полной, если при любом допустимом численном значении входных переменных происходит активация хотя бы одного правила (выполнение операции (5)) и существует численное значение выходной переменной. Если БП будет не полной, то СНВ будет не в полной мере описывать моделируемый процесс.

Под непротиворечивостью БП понимается отсутствие в ней несовместимых правил [8] – правил, которые имеют одинаковый антецедент (посылку), но разный консеквент (закключение):

$$(9) \quad (\chi_1^{fuzz} = \tau_{i_1, \chi_1}) \wedge (\chi_2^{fuzz} = \tau_{i_3, \chi_2}) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{1, \psi}),$$

$$(\chi_1^{fuzz} = \tau_{i_1, \chi_1}) \wedge (\chi_2^{fuzz} = \tau_{i_3, \chi_2}) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{2, \psi}),$$

где $\tau_{1, \psi}$ и $\tau_{2, \psi}$ – различные значения термов выходной переменной ψ^{fuzz} при одинаковых значениях термов входных переменных τ_{i_1, χ_1} и τ_{i_3, χ_2} для χ_1^{fuzz} и χ_2^{fuzz} соответственно. Кроме этого устанавливается уровни противоречивости от «сильного» до «слабого». Причинами появления противоречивых правил является наличие ошибок при формировании БП и неоднозначность поведения системы. Кроме этого в [10] отмечается, что причиной появления противоречивых правил является недостаточный уровень квалификации экспертов.

В качестве обобщенного критерия проверки полноты и непротиворечивости предлагается соотношение [8]:

$$(10) \quad \sum_{k=1}^{k_{max}} \mu_k(x^*) = 1,$$

где $\mu_k(x^*) = \mu_{\tau_{i_1, \chi_1}}(x_1) \cdot \dots \cdot \mu_{\tau_{i_n, \chi_n}}(x_n)$.

При этом в [8] описаны методы использования БП с несовместными правилами:

1. Обобщение результатов, полученных несовместимыми правилами, например при помощи соотношения вида

$$(11) \quad y = 0,5 \cdot (\psi_{\tau_{1, \psi}}^{fuzz} + \psi_{\tau_{2, \psi}}^{fuzz}),$$

что с учетом опыта построения СНВ достаточно легко реализуемо, когда $\psi_{\tau_{1, \psi}}^{fuzz}$ и $\psi_{\tau_{2, \psi}}^{fuzz}$ представляют собой числа, а не усеченные значения ФП выходной переменной, кроме этого, с учетом анализа работ [6, 13] реализация соотношения (11) затруднительна при разработке СНВ такими программными средствами, как Fuzzy Logic Toolbox (Matlab) или FuzzyTech; как показывает практика, именно эти программы часто используются в процессе разработки и отладки различных СНВ.

2. Сохранение и использование несовместимых правил в составе БП, но для каждого правила определяется КД; для расчета КД используется обучающая выборка [8].

3. В зависимости от значения КД, несовместимые правила удаляются; например, в БП, могут быть оставлены правила, имеющие максимальное значение КД, и при активации правила используется заданный КД либо КД приравнивается к единице.

Особенностью используемых методов борьбы с несовместимыми (противоречивыми) правилами является то, что формирование самих правил происходит на основе анализа обучающих выборок. Вопрос формирования СНВ в условиях, когда правила идентифицируются на основе заключений экспертов, при этом эксперты могут вступать в противоречия при формировании отдельных заключений, требует дальнейшего развития.

3. Анализ методов обобщения экспертной информации

Как показывает опыт и анализ работ [2, 4, 5, 10, 14, 15, 17], есть ряд предметных областей, для которых противоречивость экспертных мнений является спецификой. К классу таких объектов, в частности, относится область идентификации состояния сложного объекта в условиях неполноты информации о состоянии внешней среды. Примерами подобных объектов могут быть различные элементы социально-экономических и социально-технических систем. Информация, идентифицирующая состояние подобного объекта, может быть представлена в различной форме (численная, вербальная), иметь различные шкалы оценки значений (относительные и абсолютные), может содержать пропущенные или искаженные значения, источники информации могут иметь различный уровень достоверности. Для обработки информации в подобных условиях широкое применение нашли экспертные системы.

Для обобщения экспертных мнений используются различные методы [12], основанные на опросах, в частности методы «Мозгового штурма», «Метод Дельфи», различные виды социологических исследований и т.д. В результате проведения опросов эксперты заполняют анкеты. Если в результате заполнения анкеты эксперту необходимо проставить определенную оценку, то коллективная оценка получается при помощи [12]

$$(12) \quad \bar{w} = \frac{\sum_{d=1}^{d_{max}} w_d}{d_{max}},$$

где \bar{w} – среднее значение оценки, которую сформулировала экспертная группа; w_d – оценка, проставленная определенным экспертом; d_{max} – общее количество экспертов в группе; d – номер эксперта. Для учета уровня компетентности эксперта возможна трансформация (12) к виду [12]

$$(13) \quad \bar{w} = \frac{\sum_{d=1}^{d_{max}} \mathcal{G}_d \cdot w_d}{d_{max}},$$

где \mathcal{G}_d – уровень компетентности эксперта. В случае необходимости рассчитываются дисперсия, средноквадратичное отклонение и коэффициент вариации полученных оценок. Существуют и другие методы согласования экспертных оценок, основанных на расчете коэффициента конкордации, или ранговой корреляции. В целом описанные методы ориентированы на формирование итоговых экспертных оценок по рассматриваемому вопросу. При этом сами экспертные мнения фактически формируются в формате «по требованию», что затрудняет систематизацию и последующую машинную обработку знаний экспертов по проблемному вопросу.

4. Описание метода формирования базы правил системы нечеткого вывода в условиях несогласованности мнений экспертов

С учетом проведенного анализа предлагается скорректировать процесс формирования систем нечеткого вывода, предназначенных для обобщения экспертной информации при условии несогласованности мнений экспертов в процессе формирования продукционных правил.

Сущность метода заключается в следующем:

- формируется экспертная группа, в состав которой входит множество экспертов $N_{\text{экс}} = \{n_{\alpha, \text{экс}}\}$, где α – номер эксперта в группе;

- с учетом уровня квалификации за каждым экспертом, аналогично, как это сделано в работе [12], закрепляется определенный вес $\rho_{\text{экс}}$, сумма весов всей группы определяется как

$$(14) R_{\text{экс}} = \sum_{\alpha=1}^{\alpha_{\text{макс}}} \rho_{\text{экс}, \alpha};$$

- каждому эксперту предоставляется анкета, в которой приведены antecedенты правил, при этом сам набор antecedентов содержит все возможные комбинации термов входных переменных, в результате чего обеспечивается лингвистическая полнота БП (численная полнота обеспечивается перекрытием областей значения входных переменных ФП соответствующих термов); эксперту предлагается для каждого правила указать консеквент из заранее предложенного набора термов, при помощи которых может быть описано состояние выходной переменной, эксперты работают независимо друг от друга;

- для каждого antecedента эксперт имеет право сформировать только одно правило, формирование несовместимых (противоречивых) правил внутри анкеты не допускается; в результате операции каждый участник опроса предлагает «свою» – экспертную базу правил (ЭБП) и передает ее специалисту, ответственному за обобщение информации;

- ЭБП объединяются и в результате формируется общая база правил (ОБП); внутри ОБП все правила представлены в одном экземпляре, присутствие несовместимых (противоречивых) правил допустимо, но для каждого правила определяется коэффициент доверия при помощи соотношения

$$(15) \xi_{k, j} = \sum_{\alpha_{\text{экс}}}^{\alpha_{\text{экс}}^{+ \text{макс}}} \rho_{\text{экс}, \alpha} / P_{\text{экс}},$$

где $\alpha_{\text{экс}}^{+}$, ..., $\alpha_{\text{экс}}^{+ \text{макс}}$ – номера экспертов, которые предложили данное правило; j – номер правила внутри группы несовместимых правил, имеющих одинаковый antecedент;

- в результате выполнения (15) для каждой группы правил, с одинаковым антецедентом сумма КД должна быть равна «1»:

$$(16) \sum_{j=1}^{j_{max}} \xi_{k,j} = 1,$$

где j_{max} – максимальный номер правила внутри группы несовместимых правил;

- в случае необходимости для сокращения количества правил внутри ОБП специалистом-разработчиком СНВ на основании экспертного заключения может быть установлено минимальное значение КД, позволяющее включить правило в БП, которая будет использоваться в работе СНВ – $\xi_{k,j,min}$, в результате БП будет иметь вид

$$(17) B^+ = \bigcup_{k=1}^{k_{max}} \left[\begin{array}{l} \bigcap_{n=1}^{n_{max}} (\chi_n^{fuzz} = \tau_{i_n, \chi_n}) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = \tau_{\theta, \psi}), \\ \xi_k = (\xi_{k,j,min}, 1] \end{array} \right];$$

- в завершение проводится тестовый прогон полученной нечеткой модели для проверки валидности результатов.

Методы проверки валидности выбираются в зависимости от специфики моделируемого объекта. Например, выходные значение модели должны соответствовать некоторому предполагаемому состоянию объекта, в частности в зависимости от специфики объекта выходные значения модели должны сохранять монотонность или принимать определенные значения в контрольных точках.

Для наглядной демонстрации преимущества предлагаемого метода составлена БП из двух правил с КД равным единице:

$$(18) \begin{array}{l} k_1 \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = NB) \wedge (\chi_2^{fuzz} = NB) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = NB), 1, \\ k_2 \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = NB) \wedge (\chi_2^{fuzz} = Z) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = NB), 1, \end{array}$$

где NB означает низкое, а Z – среднее значение, диапазон четких значений входных и выходных переменных находится в интервале от 0 до 100 баллов. Графическая интерпретация работы СНВ с учетом соотношений (1)–(7), описываемой БП (18) при значениях $x_1 = 10$, $x_2 = 30$ показано на рис. 1.

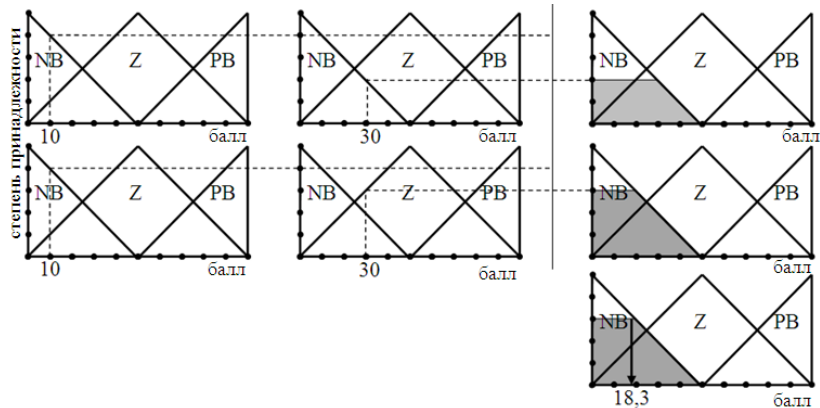


Рис. 1. Графическая интерпретация работы упрощенной СНВ без несовместимых правил

Пример БП, в которой имеются несовместимые правила, имеет вид:

$$\begin{aligned}
 & k_1 \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = NB) \wedge (\chi_2^{fuzz} = NB) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = NB); 1, \\
 (19) \quad & k_2 \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = NB) \wedge (\chi_2^{fuzz} = Z) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = NB); 0,8, \\
 & k_3 \text{ if } (\chi_1^{fuzz} = NB) \wedge (\chi_2^{fuzz} = Z) \Rightarrow (\psi^{fuzz} = Z); 0,2.
 \end{aligned}$$

Графическая интерпретация работы СНВ с учетом соотношений (1)–(13), описываемой БП (19) при значениях $x_1 = 10$, $x_2 = 30$, показана на рис. 2.

При водных значениях $x_1 = 10$, $x_2 = 10$ баллов описанные СНВ дают значения 16,9 и 21,3 балла соответственно. Таким образом, отклик Δy_1 СНВ, показанной на рис. 1, составляет

$$\Delta y_1 = |y_2^1 - y_1^1| = |18,3 - 16,9| = 1,4 \text{ балла,}$$

а отклик СНВ Δy_2 , показанный на рис. 2, составляет

$$\Delta y_2 = |y_2^2 - y_1^2| = |32,3 - 21,3| = 11 \text{ баллов.}$$

Таким образом, видно, что СНВ сформированная при помощи предложенного метода, обладает большей потенциальной чувствительностью, чем СНВ, сформированная при помощи предложенного метода. Подобное вызвано тем, что при формировании окончательной оценки учитывается мнение экспертной

группы, которое при классическом формировании БП в СНВ за счет исключения правил с меньшими КД теряется.

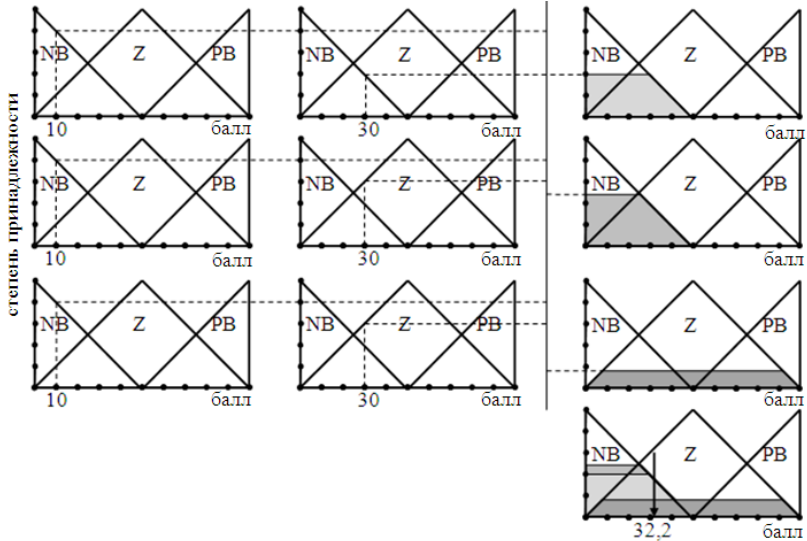


Рис. 2. Графическая интерпретация работы упрощенной СНВ с использованием несовместимых правил, имеющих КД рассчитанные по предложенному методу

Кроме этого преимуществом предложенного метода является возможность мониторинга трансформации изменения мнений экспертной группы об объекте исследования в процессе его развития или эксплуатации, когда происходит изменение внешних воздействий или эксперты приобретают новые знания.

Для более детального анализа эффективности использования предложенных положений проводился ряд численных экспериментов, которые описаны далее.

5. Численные эксперименты и анализ результатов использования предложенного метода

В ходе проведения исследований поставлено три серии численных экспериментов.

Общие начальные условия экспериментов следующие:

- СНВ имеет две входных x_1 , x_2 и одну выходную – у переменные;

- значения переменных находятся в диапазоне от 0 до 100 баллов, для проведения прогона входные переменные задавались как переменные с изменяемыми значениями:

$$\{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{изм}}\} = \{0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100\} \text{ баллов,}$$

и переменные с фиксированными значениями:

$$\{x_1^{\text{фикс.1}}, x_2^{\text{фикс.1}}\} = \{20, 20, 20, 20, 20, 20, 20, 20, 20, 20, 20\} \text{ баллов,}$$

$$\{x_1^{\text{фикс.2}}, x_2^{\text{фикс.2}}\} = \{50, 50, 50, 50, 50, 50, 50, 50, 50, 50, 50\} \text{ баллов,}$$

$$\{x_1^{\text{фикс.3}}, x_2^{\text{фикс.3}}\} = \{80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80, 80\} \text{ баллов;}$$

- прогоняются следующие пары переменных:

$$\{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{фикс.1}}\}, \{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{фикс.2}}\}, \{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{фикс.3}}\},$$

$$\{x_1^{\text{фикс.1}}, x_2^{\text{изм}}\}, \{x_1^{\text{фикс.2}}, x_2^{\text{изм}}\}, \{x_1^{\text{фикс.3}}, x_2^{\text{изм}}\};$$

- критериями эффективности оценки полученных результатов выступили:

«Показатель сравнительной чувствительности» (ПСЧ) $\eta_{\text{ПСЧ}}$, определяемый при помощи соотношения

$$\eta_{\text{ПСЧ}} = (\Delta n_{\text{кол.разн}} / n_{\text{вых.знач}}) \cdot 100\%,$$

где $\Delta n_{\text{кол.разн}}$ – разница между количеством $n_{\text{СНВ}}^{\text{оцен}}$ выходных значений оцениваемой СНВ и количеством выходных значений эталонной СНВ – $n_{\text{СНВ}}^{\text{этал}}$: $\Delta n_{\text{кол.разн}} = n_{\text{СНВ}}^{\text{оцен}} - n_{\text{СНВ}}^{\text{этал}}$, $n_{\text{вых.знач}}$ – число выходных значений СНВ.

«Показатель горизонтальной чувствительности» (ПГЧ) $\eta_{\text{ПГЧ}}$ – результат сравнения количества выходных значений одной СНВ для случая, когда в парах переменных переменные с изменяемым и фиксированным диапазоном значений меняются местами. Например, сравниваются результаты прогона вы-

ходных значений пар $\{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{фикс.1}}\}$ и $\{x_1^{\text{фикс.1}}, x_2^{\text{изм}}\}$. Количество разнообразных выходных значений определяется как

$$n_{\text{ПГЧ}} = |N_{\text{ПГЧ}}^{\rightarrow} - N_{\text{ПГЧ}}^{\leftarrow}|,$$

где $N_{\text{ПГЧ}}^{\rightarrow}$ – количество выходных значений при подаче на вход СНВ пары $\{x_1^{\text{изм}}, x_2^{\text{фикс.1}}\}$, $N_{\text{ПГЧ}}^{\leftarrow}$ – количество выходных значений при подаче на вход СНВ пары $\{x_1^{\text{фикс.1}}, x_2^{\text{изм}}\}$. Значение $\eta_{\text{ПГЧ}}$ определяется для каждой исследуемой СНВ, после чего производится расчет $\eta_{\text{ПГЧ}}$ для каждой оцениваемой СНВ относительно эталонной СНВ:

$$\Delta\eta_{\text{ПГЧ}} = n_{\text{ПГЧ}}^{\text{СНВ.оцен}} - n_{\text{ПГЧ}}^{\text{СНВ.эталон}};$$

если $\Delta\eta_{\text{ПГЧ}} > 0$, то СНВ 1 превосходит СНВ 2 по данному показателю, или не превосходит, если $\Delta\eta_{\text{ПГЧ}} < 0$.

Исследованию подвергаются имеющие следующие БП:

- в БП эталонной СНВ (СНВ Э) удалены все несовместимые правила, а КД всех правил равен 1;
- в СНВ А есть полное согласование у экспертов по правилам, описывающим результат взаимодействия правил, где обе переменные имеют предельно большие или предельно низкие значения, а также средние значения; КД остальных правил имеют разные значения, при этом сумма КД несовместных правил равна 1;
- СНВ Б аналогична СНВ 1, при этом КД несовместных правил одной группы равны 0,75, другой группы – 0,25;
- СНВ В аналогична СНВ 1, при этом КД несовместимых правил обеих групп составили 0,5.

В первой серии рассматривается эксперимент, в котором переменные описываются двумя термами $\{NB, PB\}$, где NB – «очень низкое», PB – «очень высокое» значение. Для описания термов использованы треугольные ФП, как показано на рис. 3.

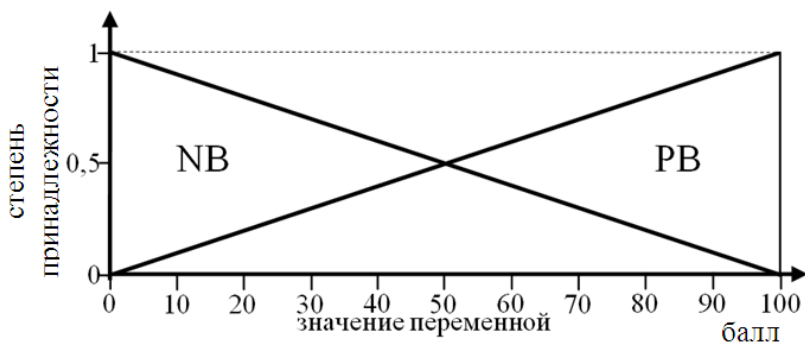


Рис. 3 Функции принадлежности переменных исследуемой модели первой серии экспериментов

После выполнения прогонов выходные значения исследуемых СНВ округлялись с точностью до единиц. После чего определялись значения ПВЧ и ПГЧ, которые представлены в таблицах 2 и 3.

Таблица 2. Результаты первой серии экспериментов по определению показателя ПВЧ

№ прогона	Количество выходных значений СНВ Э1	Количество выходных значений СНВ А1	Количество выходных значений СНВ Б1	Количество выходных значений СНВ В1
1	6	8	8	7
2	5	7	6	7
3	9	9	8	7
4	6	6	8	7
5	5	6	6	7
6	9	8	8	7
$\eta_{ПВЧ}$	—	6%	6%	3%

Таблица 3. Результаты первой серии экспериментов по определению показателя ПГЧ

Наименование СНВ	Пара 1–4	Пара 2–5	Пара 3–6	Общее количество разнообразных значений
СНВ Э1	0	0	0	0
СНВ А1	7	7	10	24
СНВ Б1	8	0	0	8
СНВ В1	0	0	0	0

Анализ таблиц 2 и 3 показывает, что максимальная эффективность по показателям «вертикальной» и «горизонтальной» чувствительности достигается при использовании СНВ А1.

Во второй серии рассматривается следующий эксперимент: диапазон значений входных и выходных переменных остался прежним, переменные описываются тремя термами $\{NB, Z, PB\}$, где Z означает «среднее» значение. Для описания термов использованы треугольные ФП, как показано на рис. 4.

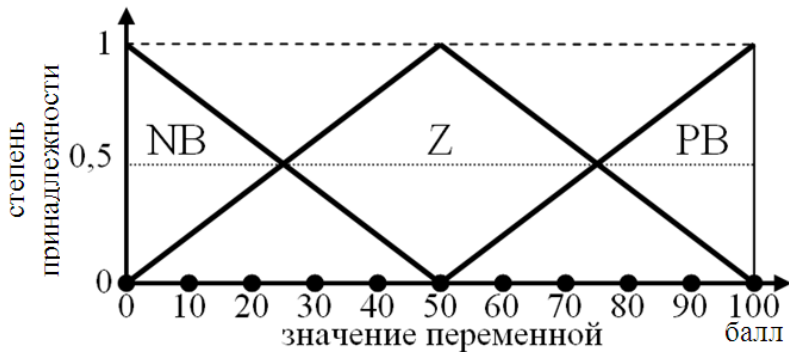


Рис. 4 Функции принадлежности переменных исследуемой модели второй серии экспериментов

После выполнения прогонов выходные значения исследуемых СНВ округлялись с точностью до единиц. После чего определялись значения ПВЧ и ПГЧ, которые представлены в таблицах 4 и 5.

Таблица 4. Результаты второй серии экспериментов по определению показателя ПВЧ

№ прогона	СНВ Э2	СНВ А2	СНВ Б2	СНВ В2
1	6	7	7	6
2	6	10	9	10
3	6	6	7	9
4	6	6	6	5
5	6	7	7	9
6	6	8	7	8
сравнение эффективности %	–	12,2	10,6	16,7

Таблица 5. Результаты второй серии экспериментов по определению показателя ПГЧ

Наименование СНВ	Пара 1–4	Пара 2–5	Пара 3–6	Общее количество разнообразных значений
СНВ Э2	0	0	0	0
СНВ А2	8	8	10	26
СНВ Б2	8	4	5	17
СНВ В2	8	6	6	20

Анализ таблиц 4 и 5 показывает, что максимальная эффективность по показателю «вертикальной» чувствительности составила у СНВ В2, СНВ А2 находится на втором месте, по «горизонтальной» чувствительности максимальное значение показателя достигнуто у СНВ А2.

В третьей серии рассматривается эксперимент: переменные описываются пятью терминами $\{NB, NM, Z, PM, PB\}$, где NM означает «скорее низкое среднее, чем среднее», а PM – «скорее низкое высокое, чем среднее» значение. Для описания термов использованы треугольные ФП, как показано на рис. 5.

После выполнения прогонов выходные значения исследуемых СНВ округлялись с точностью до единиц. После чего определялись значения ПВЧ и ПГЧ, которые представлены в таблицах 6 и 7.

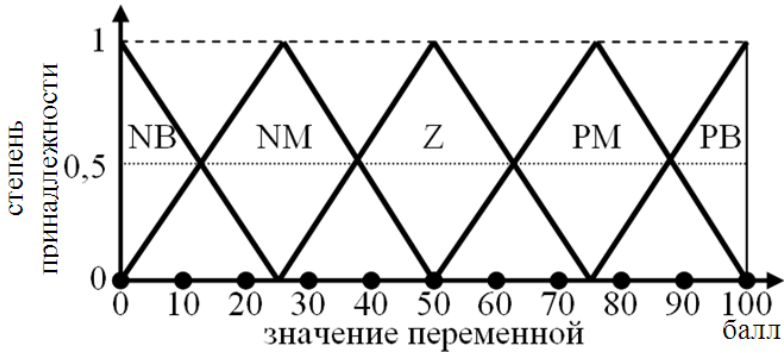


Рис. 5 Функции принадлежности переменных исследуемой модели третьей серии экспериментов

Таблица 6. Результаты третьей серии экспериментов по определению показателя ПВЧ

№ прогона	СНВ ЭЗ	СНВ АЗ	СНВ БЗ	СНВ ВЗ
1	6	7	7	4
2	9	11	10	8
3	9	9	9	9
4	3	6	5	5
5	6	9	9	8
6	9	9	9	9
сравнение эффективности %	–	14,6	10,6	1,52

Таблица 7. Результаты третьей серии экспериментов по определению показателя ПГЧ

Наименование СНВ	Пара 1–4	Пара 2–5	Пара 3–6	Общее количество разнообразных значений
СНВ ЭЗ	3	3	5	11
СНВ АЗ	2	5	7	14
СНВ БЗ	2	2	2	6
СНВ ВЗ	0	0	0	0

Анализ таблиц 6 и 7 показывает, что максимальное значение по показателям ПГЧ и ПВЧ достигнуто при использовании СНВ А1.

В качестве общего вывода по результатам описанных серий экспериментов можно прийти к следующему выводу: наиболее часто наибольшая эффективность достигалась при использовании СНВ А, т.е. СНВ в БП, которой находились правила с разнообразными значениями КД.

В случае если значимость более «сильных» правил начинала уменьшаться при соответственном увеличении значимости «слабых» правил, оцениваемые показатели начинали ухудшаться. Хотя сами результаты в целом стабильны относительно количества термов, используемых при описании переменных.

В случае использования СНВ В, когда у всех несовместимых правил КД был равен 0,5, получаемые результаты оцениваемых параметров имели большой разброс значений, что говорит про ухудшение стабильности выдаваемых результатов. Подобное позволяет сделать вывод о том, что при стремлении КД основной части несовместимых правил к значению 0,5 наблюдается вырождение модели.

6. Рекомендации по использованию результатов

Проведенные исследования позволяют предложить две основных области использования полученных результатов. Первая связана с применением предложенного метода при формировании СНВ, предназначенных для первичной идентификации объектов социально-технических или социально-экономических систем в условиях неполноты информации (когда не накоплено достаточного объема эмпирических данных для формирования обучающих выборок). Спецификой подобных объектов часто является наличие неопределенности семантики, используемой для описания состояния, неполнота тезауруса предметной области, в которой функционирует объект исследования. Вторая область связана с анализом качества экспертной группы, привлекаемой к формированию БП. В частности, если в БП присутствует значительное количество несовместимых правил с близ-

кими по значению КД, то целесообразно расширение состава экспертной группы или замена отдельных экспертов внутри группы на других специалистов. Другим вариантом причины формирования подобной БП может быть неполнота системы критериев, используемой для описания объекта.

7. Заключение

В ходе исследования предложен метод формирования базы правил для систем нечеткого вывода для случая, когда экспертная группа формирует несовместимые правила. Сущность метода заключается во включении несовместимых правил в состав системы нечеткого вывода с учетом величины коэффициента доверия. Значение коэффициента доверия определенного правила определяется в зависимости от квалификации и количества экспертов, которые его предложили. Сумма коэффициентов доверия правил одной группы должна быть равна единице.

Для исследования результатов работы предложенного метода проведены численные эксперименты, заключающиеся в анализе результатов работы систем нечеткого вывода, основанных на использовании лингвистически и численно полных баз правил, имеющих разное соотношение несовместимых правил. В качестве эталона использована система нечеткого вывода, в которой несовместимые правила, имеющие меньший коэффициент доверия, были исключены, а у оставшихся правил он приравнялся к единице.

В результате анализа было показано, что система нечеткого вывода, основанная на базе правил, содержащей несовместимые правила с различными значениями коэффициентов доверия, обладает наибольшей чувствительностью. При этом если в базе правил начинают преобладать правила, у которых коэффициенты доверия стремятся к усредненным значениям, то чувствительность модели начинает ухудшаться, кроме этого снижается стабильность выдаваемых результатов в зависимости от количества термов, используемых для описания переменных.

На основании проведенного исследования предложены рекомендации применения полученных результатов. Сущность

рекомендаций заключается в том, что предложенные методы формирования баз правил целесообразно ориентировать на системы нечеткого вывода, предназначенные для первичной оценки состояния элементов социально-технических или социально-экономических систем в условиях неполноты информации, необходимой для устранения противоречий или имеющие неопределенность тезауруса понятий, описывающих состояние системы. Дополнительно предложенные положения можно использовать для анализа самих экспертных групп.

Предложенные теоретические положения открывают возможности дальнейшего развития систем идентификации состояния объектов социально-экономических и социально-технических систем в условия неопределенности семантики тезауруса предметной области в которой функционирует объект.

Литература

1. АЙДИНЯН А.Р., ЦВЕТКОВА О.Л. *Подход к оценке DLP-систем с использованием средств нечеткой логики* // Инженерный вестник Дона. – 2017. – №4 (47). – С. 168.
2. АРИНИЧЕВ И.В., КРИВКО М.С. *Разработка экспертной системы количественной оценки риска банкротства КФХ на основе нечетко-множественного подхода* // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2016. – №117. – С. 619–630.
3. БЕЛОУСОВА М.Н., ДАШКОВ А.А. *Применение нечеткого моделирования при оценке кризисного состояния предприятий* // Вестник Университета (Государственный университет управления). – 2019. – №3. – С. 66–71.
4. ЕГОРОВА И.Е., КОСТИКОВА А.В. *Формализация процесса экспертного оценивания при динамическом нечетком моделировании социально-экономических показателей региона и их взаимосвязей* // Фундаментальные исследования. – 2014. – №11(11). – С. 2476–2480.

5. КЛИМЕНКОВ Г.В., КУКОР Б.Л. *Комплексная оценка процесса стратегического управления промышленностью региона* // Вестник УГНТУ. Наука, образование, экономика. Серия: Экономика. – 2017. – №3(21). – С. 42–49.
6. ЛЕОНЕНКОВ А.В. *Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTech.* – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
7. МАЙОРОВ В.И. *К вопросу о методах идентификации рисков, возникающих в сфере государственного управления* // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. – 2018. – №5. – С. 135–142.
8. ПЕГАТ А. *Нечеткое моделирование и управление.* – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2017. – 800 с.
9. ПОСПЕЛОВА Л.Я. *Мера согласованности нечеткой базы знаний и методика ее оценки* // XII всероссийское совещание по проблемам управления (ВСПУ-2014), Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2014. – С. 4010–4017.
10. ПРОТАЛИНСКИЙ О.М. *Применение методов искусственного интеллекта при автоматизации технологических процессов*, монография. – Астрах. гос. техн. ун-т. Астрахань, 2004.
11. РОГОЗИН О.В., МАТВЕЕВА Е.А. *Анализ алгоритмов нечеткого вывода при решении задачи подбора программного обеспечения в сфере образования* // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2009. – №12. – С. 110–123.
12. СЕРГЕЕВА Ю.В. *Математические методы коллективных экспертных оценок* // Вестник Нижегородского института управления. – 2016. – №1(38). – С. 33–40.
13. ШТОВБА С.Д. *Проектирование нечетких систем средствами MATLAB.* – М.: Горячая линия-Телеком, 2007. – 288 с.
14. ЩЕРБАКОВА Н.С., ЦЫГАНОК О.В., ЧУМАКОВ Ю.А. *Способы оценки инвестиционной привлекательности компаний топливно-энергетического комплекса России* // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. – 2018. – №5(111). – С. 65.

15. ЮРЕНКО К.И., ХАРЧЕНКО П.А. *Анализ модели управляющей деятельности машиниста и разработка методики оценки его профессиональных компетенций на основе нечеткой логики // Инженерный вестник Дона. – 2018. – №2(49). – С. 83.*
16. HO S., YANG C., CHEN C., HSU C.; CHANG Y. *An Intelligent-Mamdani Inference Scheme for Healthcare Applications Based on Fuzzy Markup Language // 10th Int. Symposium on Pervasive Systems, Algorithms, and Networks. – 2009. – P. 400–404.*
17. RAO D.H., MANGALWEDE S.R., DESHMUKH V.B. *Student performance evaluation model based on scoring rubric tool for network analysis subject using fuzzy logic // Int. Conf. on Electrical, Electronics, Communication, Computer, and Optimization Techniques (ICEECCOT). – 2017. – P. 1–5.*
18. TAN Z.T., OTHMAN N., ZAINUDIN N. WAHAB N.S.A., HASBULLAH N.A., RAMLI S., IBRAHIM N. *Lecturer Promotion Assessment System based on Fuzzy Logic // Int. Conf. on Information and Communication Technology (ICICTM). – 2016. – P. 19–22.*
19. ZHIWEI Z., LI J., XUEBO L. *Multi-parameter NCS Scheduling Based on Fuzzy Neural Network // IEEE Int. Conf. on Smart Internet of Things (Smart IoT). – 2018. – P. 192–197.*
20. ZOHAIB M., YAQUB A., JABBAR M., KHALID A., IQBAL S., ZEB K., NAQVI A.A. *Environment Control System for Livestock Sheds Using Fuzzy Logic Technique // 3rd Int. Conf. on Information Science and Control Engineering (ICISCE). – 2016. – P. 963–967.*

DEVELOPMENT OF RULES BASE FOR A FUZZY INFERENCE SYSTEM IN THE CONDITIONS OF UNHARMONIOUS EXPERTS OPINION

Alexandr Sorokin, Astrakhan State Technical University, Astrakhan, Cand.Sc., associate professor (alsorokin.astu@mail.ru).

Abstract: The article proposes a method of forming a rule base for fuzzy inference systems when an expert group forms incompatible rules. The method is to include incompatible rules in the rule base, taking into account the value of the confidence coefficient. The value of confidence coefficient is calculated depending on the qualifications and number of experts who have proposed it. The proposed method was researched with numerical experiments. For one series of experiments, a fuzzy inference system has been developed, the rule base for which was obtained by interviewing a group of 10 experts. Using the proposed method, the confidence factors for each rule are calculated. During the experiments, it was shown that fuzzy inference systems have the greatest ability to classify various combinations of input parameters, which based on the rule base, where experts agree on the output values of the rules containing only the maximum and minimum values, and on the other combinations of the input variables proposed inconsistent rules. The proposed method should be used for the initial assessment of the element states of socio-technical or socio-economic systems. Additionally, the research results can be used for the analysis of the expert group opinions consistency.

Keywords: fuzzy inference system, rule base, production rule, contradictory statements of experts, Mamdani algorithm.

УДК 004.8

ББК 22.18

DOI: <https://doi.org/10.25728/ubs.2019.81.2>

Статья представлена к публикации членом редакционной коллегии Г.А. Угольником.

Поступила в редакцию 20.02.2018.

Опубликована 30.09.2019.