

Ш.Н. Шахбазова

## Имитация поведения преподавателя с применением экспертных систем в учебных комплексах

Исследована область интеллектуальных систем – задача проектирования учебной среды, способной полноценно функционировать при минимальном участии преподавателя и обеспечивать надлежащий контроль учебного процесса. Рекомендованы решения, позволяющие имитировать поведение преподавателя в процессе обучения и контроля знаний.

The area of the intelligent systems is investigated – the task of designing the learning environment capable of fully operation with minimal involvement of a teacher and at the same time to ensure the adequate control of the educational process. The solutions to simulate the behavior of a teacher in the process of education and the knowledge control are recommended.

Досліджено галузь інтелектуальних систем – задачу проектування навчального середовища, здатного повноцінно функціонувати за мінімальної участі викладача та забезпечувати належний контроль навчального процесу. Рекомендовано рішення, які дозволяють імітувати поведінку викладача в цих процесах.

**Введение.** В системах самостоятельного и непрерывного обучения одним из недостаточно исследованных элементов есть возможность дублирования функций и методов преподавателя в ведении учебного процесса. Имитация поведения преподавателя в автоматизированной системе обучения может стать существенной функцией, качественно улучшающей эффективность учебного процесса.

Преподаватель – главный элемент традиционной системы образования [1, 2]. От добросовестности и внимательности преподавателя к своим обязанностям во многом зависит успешность учебного процесса.

Требовательность преподавателя к уровню усвоения студентом пройденного учебного материала – основной критерий успешного накопления им необходимого объема знаний и навыков по изучаемому предмету.

В данной статье ставится задача исследования необходимых и достаточных условий к учебным автоматизированным средствам, а также предлагается решение, позволяющее эффективно имитировать поведение преподавателя в учебном процессе в качестве одного из модулей экспертной системы [3, 4].

### Моделирование учебного процесса

Учебный процесс характеризуется высоким уровнем неопределенностей и нечеткостью параметров. Небольшие отклонения – неотъемлемая часть учебного процесса, плохо формализуемая алгоритмическими системами. Вслед-

ствие этого учебный процесс как таковой является крайне нестабильной системой с непрогнозируемой обратной связью [5–7].

Исследование учебного процесса с прикладной точки зрения позволяет путем упрощения выделить отдельные элементы с ограниченным функционалом, выполняющие строго определенные учебные процедуры, взаимодействие которых позволяет алгоритмизировать учебный процесс.

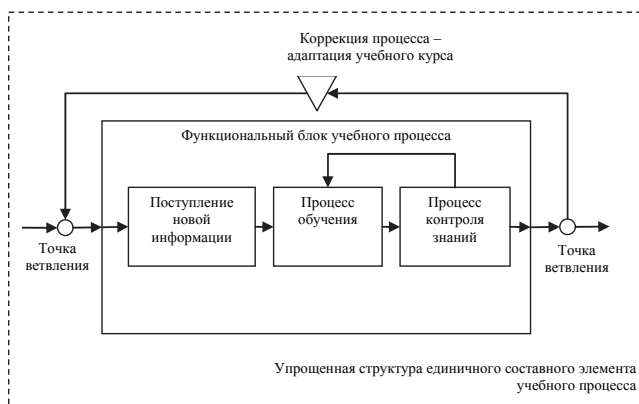


Рис. 1. Обобщенная структура учебного процесса

Если проанализировать суть учебного процесса, то его можно представить в виде последовательных сравнительно простых функциональных элементов, в итоге дающих конечный результат – овладение студентом знаниями и навыками в учебном процессе.

Точкой ветвления (см. рис. 1) является вспомогательный процесс, определяющий готовность студента приступить к текущей или следующей порции информации (учебных мате-

риалов). Точка ветвления – процесс контроля знаний студента по обобщенному объему учебного материала, пройденного за время обучения.

Управление учебным процессом – сложная комплексная задача, состоящая из идентичных по функциональности процессов.

Данная функциональная модель определяет необходимость процедуры имитации преподавателя по определению ситуации достаточности текущего уровня знаний и навыков студента и готовности перехода к следующему этапу учебного процесса, изучению нового учебного материала.

Следовательно, исходя из функциональной структуры учебного процесса, кибернетическое моделирование поведения преподавателя заключается в имитации функций и процедур по обучению студента новому учебному материалу и контролю его усвоения, с целью определения уровня и качества закрепления знаний.

### Имитация функции обучения

Функция обучения – сложная интеллектуальная задача, доступная только при взаимодействии преподавателя и студента. Однако, упростив модель обучения, можно привести ее к простой алгоритмической модели, когда студенту предоставляется (преподносится) специальным образом подготовленный учебный материал, для усвоения которого нет необходимости в дополнительном участии преподавателя. Таким образом, студент, обладая доступно изложенным учебным материалом, способен самостоятельно осуществить процедуру обучения.

Информационные материалы разбиты на учебные фрагменты, каждый из которых представляет собой некий целостный фрагмент знаний, требуемый к усвоению студентом. По каждому такому фрагменту составителями учебных курсов представлен исчерпывающий учебный материал, достаточный для самостоятельного усвоения студентом. Таким образом, процедура обучения, имитируемая преподавателя, сводится к последовательной выдаче студенту учебных фрагментов при выполнении условия усвоения предыдущего материала.

Кибернетическая имитация поведения преподавателя в процессе обучения сводится к переводу от вербального объяснения учебного материала студенту (или группе студентов) к индивидуальной подаче в информационном виде, сопровождаемой пояснительными материалами и ответами по наиболее часто задаваемым вопросам [8].

Данное упрощение позволяет исключить человеческий фактор преподавателя в способе представления и пояснения учебного материала и гарантировать доступность студенту необходимого и достаточного объема знаний по текущей теме.

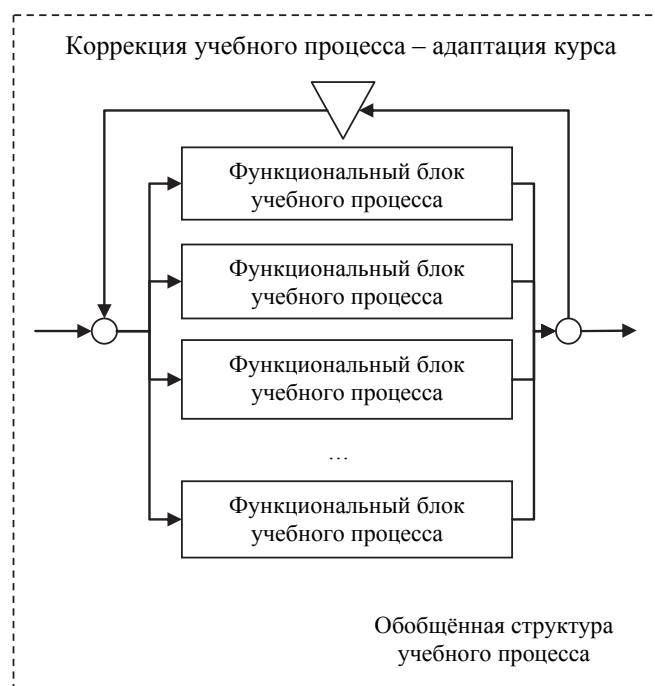


Рис. 2. Обобщенная структура учебного процесса

### Имитация процедуры контроля знаний

Процедура контроля знаний также сложная интеллектуальная задача, решаемая в большинстве случаев только при взаимодействии преподавателя и студента обычной процедурой классического тестирования. Однако, если для имитации функции обучения потребовалось упростить модель, то в случае процедуры контроля знаний, для получения эффективного и качественного результата, требуется максимально точно имитировать поведение преподавателя.

Преподаватель, опрашивающий студента, в отличие от шаблонных процедур тестирования,

никогда не будет последовательно задавать вопросы, так как это долгий и не эффективный процесс, скорее ответ на каждый вопрос будет для преподавателя индикатором знаний студента в той или иной области изучения текущего учебного материала, и каждый следующий вопрос он будет задавать с прогрессирующей сложностью или упрощением [6]. Таким образом, при обычном опросе преподавателю достаточно задать несколько вопросов, чтобы определить полный объем знаний по текущему учебному материалу. Кроме того, каждый неверный ответ никогда не остается без внимания преподавателя, так как это показатель пробела в знаниях студента, на что обязательно делается акцент при повторе учебного материала, в то же время и студент осознает какие из учебных материалов были им плохо усвоены [9].

Кибернетическая имитация поведения преподавателя в процессе контроля знаний сводится к имитации интеллектуального способа определения объема знаний студента, путем экспертной выборки вопросов и индивидуального анализа с последующей реакцией системы по результатам каждого ответа в отдельности. База вопросов специально составляется экспертами по каждому курсу с целью выявления усвоения учебной информации и уровня закрепления знаний и навыков применения их на практике [10, 11].

### **Процедура коррекции – учет субъективных экспертных мнений**

Сложность поставленной задачи не позволяет приступить к строгому описанию системы в виде математических моделей, поэтому представление информационной модели как результат аналитического моделирования – альтернативный способ, позволяющий перейти к следующим этапам проектирования – моделированию внутренних узлов [12].

При моделировании системы функционирования информационных элементов определим следующие методы:

- определение первостепенных (определяющих) и второстепенных (корректирующих) параметров системы;

- определение и формализация внутренних ключевых состояний системы;
- реакция системы на поступление внешних данных;
- определение ключевых информационных потоков, влияющих на изменение состояний системы;
- определение охвата корректными реакциями модели, пространства ситуаций в реальной системе.

Представим элементы системы в виде аналитической модели синтетического метода проектирования. Определим переменную  $P$  множеством, элементы которого представляют собой различные параметры системы,  $X$  – множеством, элементы которого представляют собой различные внешние воздействия. Опишем функцию, характеризующую реакцию системы на поступление внешних данных в зависимости от внутреннего состояния параметров системы как  $F_p(X)$ , а результат представим в виде множества реакций системы  $Y = F_p(X)$ .

Определение соответствия данной модели функционированию реальной эталонной системы и есть задача кибернетического моделирования. Соответственно, последовательное сближение реакции системы  $Y = F_p(X)$  к эталонной модели  $E: Y^E = F_p^E(X^E)$ .

Условием успешности поиска данного функционального соответствия есть обеспечение корректности представления внутренних состояний системы  $P$  и критерием однообразности поступающих данных  $X$ . В условиях проектирования учебной системы добиться подобной однообразности практически невозможно в силу нечеткости данных и не точным определением внутренних параметров. Нельзя забывать реальные условия функционирования системы. Основной характеристикой успешности является соответствие усвоенных студентом знаний, обучаемым интеллектуальной информационной системой обучения и контроля знаний (ИИСОКЗ). Анализ данной ситуации показывает, что человеческий фактор – источник неопределенности и информационного шума, затрудняющий

функциональное математическое моделирование системы.

Следовательно, в системе после аналитического моделирования, должны быть заложены элементы коррекции, определяющие соответствие реакции системы на «необъяснимые», субъективные оценки реакции, определяемые человеческим фактором. В решении данных ситуаций применена технология искусственных нейронных сетей (ИНС) [12, 14, 15].

Нейронные сети, являясь математическим «черным ящиком», используются в качестве корректирующего элемента, так как после обучения экспертом способны преобразовывать результат в соответствии с субъективными пожеланиями преподавателей. Необходимо отметить, что подобная корректировка так же представляет собой элемент с риском повышения нестабильности выдаваемых результатов и должен быть использован только после тщательного анализа причинно-следственных связей, доказывающих положительный эффект [15, 17].

ИНС как совокупность нейронов (в качестве совокупности пороговых функций) и синапсов (в качестве однонаправленных связей) после обучения позволит разделить все пространство входных сигналов, поступающих извне на группы хорошо локализуемых множеств (рис. 3). Результатом работы ИНС будет получение значений из согласованного пространства результатов, составленного экспертами в процессе обучения.

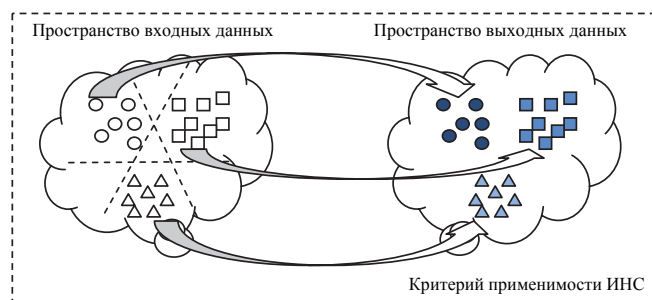


Рис. 3. Критерий применимости ИНС – кластеризация данных

Таким образом, требование возможного деления пространства входных данных на отдельные множества (кластеризация данных) определяет применимость ИНС в решении той или иной проблемы, и кластеры, с их некоторой

центральной областью, аккумулируют группы объектов или ситуаций со схожим смыслом. При выполнении данного условия применением ИНС в работе решается задача по определению и приведению в соответствие информационной модели  $F_p$  и эталонным функционированием  $F_p^E$ .

В простом виде это представляет собой минимизацию различий в процессе функционирования:

$$\Delta \varepsilon = \sum_{x \in X} \|F_p^E(x) - F_p(x)\|, \quad (1)$$

где в качестве входных данных  $x \in X$  используются экспериментальные ситуации (обучающая выборка), полностью идентичные по способу доступа источники как для эксперта, так и для системы, чтобы на мнение эксперта не влияли факторы не доступные системе.

Критерием оценки отклонения  $\Delta \varepsilon$  является максимальное совпадение в плане функциональности эталонной и информационной модели. Величина ошибки характеризует разницу реакции информационной и эталонной модели, так как отклик эталонной модели  $Y$  на все экспериментальные данные  $X$ , участвующие в обучении ИНС, заранее известен [18–20].

При условии функционирования влияющих на процессы выполнения ключевых модулей, таких как человеческий фактор, отсутствие абсолютно точного определения множества характеристик и нечеткость параметров, величина оценки  $\Delta \varepsilon$  практических информационных моделей всегда будет значительно больше нуля.

Суммарное значение всех отклонений ( $\Delta \varepsilon$ ), деленное на количество экспериментальных ситуаций, является критерием определения неадекватности системы:

$$K_{F_p} = \frac{\Delta \varepsilon}{|X|} = \frac{\sum_{x \in X} \|F_p^E(x) - F_p(x)\|}{|X|}, \quad (2)$$

где  $|X|$  – количество обработанных экспериментальных ситуаций.

Так, обозначив в качестве параметра активирующей функции  $Y = F_p(X)$  взвешенную сумму входов, получим вид:

$$Y = F \left( \sum_{i_1} A_{i_1}^{P_1} x_{i_1} + \sum_{i_1 < i_2} A_{i_1, i_2}^{P_{i_1, i_2}} x_{i_1} x_{i_2} + \dots \right. \\ \left. \dots + \sum_{i_1 < i_2 < \dots < i_m} A_{i_1, i_2, \dots, i_m}^{P_{i_1, i_2, \dots, i_m}} x_{i_1} x_{i_2} \dots x_{i_m} \right), \quad (3)$$

где  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  – множество входных сигналов,  $A$  – пороговая функция,  $P$  – состояние системы [21–23].

В данном случае, каждый элемент выполняет задачу разбиения всего множества входных данных на кластеры при помощи определения пороговой функции нескольких аргументов  $A$  [20].

Определимся, что критерием качества подобной ИНС есть совпадение результатов, полученных с помощью системы коррекции и экспертным решением, являющимся эталонной моделью. Любые отличия реакции системы и эксперта в ходе анализа экспериментальных данных, – свидетельство неполного соответствия информационной модели, заложенной в модуль коррекции.

Коррекция информационной модели традиционно проводится добавлением в выборку экспериментальных данных ситуаций, при обработке которых ИНС выдает неточные или просто неверные результаты. В данном случае в выборке экспериментальных данных может возникнуть риск конфликта или противоречия между различными экспериментальными данными, что создает эффект шума как результат небольших ошибок, возникающих по результатам обучения из-за взаимного влияния обучающей выборки. Вследствие высокой сложности процессов обучения и контроля знаний ИНС, обучаемая по объемной экспериментальной базе, не может не содержать шум в том или ином виде, однако задача минимизировать его результирующее влияние на конечный результат вполне выполнима [24].

В частности, для решения этой проблемы в ходе создания выборки экспериментальных данных необходимо структурировать входы по назначению, чтобы избежать случайности в подаче данных на входы и, как следствие, облегчить отладку ИНС или повысить контроль над экспериментальными выборками и их досто-

верность. В условиях нечеткости и неполноты данных учебного процесса, довольно часто возникают ситуации с отсутствием тех или иных составляющих входных данных, которые при непосредственном обучении ИНС внесут в нее недопустимо высокий уровень зашумленности. Однако после предварительной нормализации, когда недостающие данные заполняются шаблонными значениями по умолчанию, а нечеткие данные проходят процедуру дефаззификации, значительно уменьшается риск зашумления ИНС и повышается достоверность выдаваемых результатов.

Если, например, система оценки знаний выдала результат в виде лингвистической переменной «очень-очень хорошо», который соответствует, на основании ключевой характеристики «хорошо» в функции принадлежности, диапазону [60%; 90%] (рис. 4), функция дефаззификации принимает значение 86.25%.

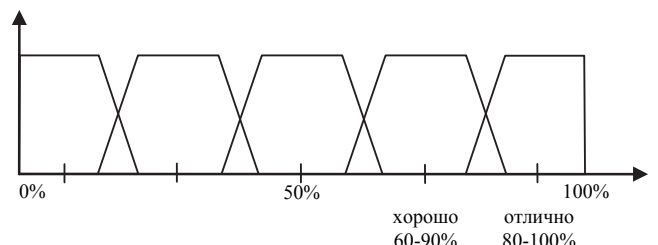


Рис. 4. Пример функции принадлежности оценки знаний

Расчет ведется принципом выбора половины диапазона внутри значения лингвистической переменной. Таким образом, при вычислении положительной поправки к оценке, формула дефаззификации для нашего примера выглядит следующим образом:

$$L_{defuzzy}(\text{очень-очень хорошо}) = \\ = \left( \frac{a+b}{2} + \frac{b-\frac{a+b}{2}}{2} + \frac{b-\frac{a+b}{2}}{2} \right) \% = \quad (4) \\ = \left( \frac{90-60}{2} + \frac{90-\frac{90-60}{2}}{2} + \frac{90-\frac{90-60}{2}}{2} \right) \% = \\ = 86,25\%.$$

Следовательно, если, проанализировав выборку вопросов и результаты ответов данного эксперимента, эксперт в качестве эталонного критерия выставил оценку в 80%, то системой будет внесена поправка к весам участвующих в данном эксперименте вопросам в  $80/86,25 = 0,9275$ .

**Заключение.** Имитация функций и методов преподавателя в учебной среде – высокоинтеллектуальная задача, решение которой позволяет вывести на новый уровень качества и эффективности автоматизированные учебные комплексы.

Предложенные методы решения вопросов обучения и контроля знаний, достаточно легко реализуемые в учебных информационных системах, позволяют составителям учебных курсов задать ограничивающий критерий к объему знаний студента, который будет, безусловно, выполняться блоком принятия решений. Таким образом, студент будет допущен к следующей порции учебных материалов только после доказательства необходимого и достаточного уровня знаний.

Ограничивающий критерий – один из важнейших параметров процедуры контроля знаний. Предложенное алгоритмическое моделирование поведения преподавателя в ходе выполнения контроля знаний студента, позволяет многократно повысить эффективность и качество опроса в сравнении с шаблонным тестированием. Это достигается благодаря целенаправленному поиску заблуждений студента по наиболее распространенным ошибочным представлениям текущего учебного материала в сочетании с пошаговым анализом полученных ответов, где каждый неправильный ответ является индикатором слабого усвоения определенных учебных фрагментов курсов. Следствием процедуры контроля знаний есть регенерация учебного плана студента, с учетом выявленных пробелов в знаниях.

Учебный процесс как интеллектуальная задача крайне сложен в алгоритмизации, поэтому необходим учет возможных непредвиденных ситуаций. Методом применения искусственных нейронных сетей стало возможным

применение тонкой настройки блока принятия решений без необходимости модификации основных функциональных блоков системы. Эксперт, составляющий учебные курсы, способен внести необходимые правки путем обучения нейронной сети, которая будет корректировать решения, выданные блоком принятия решения на основании собственной базы знаний, тем самым влияя на весь ход учебного процесса.

1. *Агапанов С.В.* Средство дистанционного обучения // СПб: Б.и., 2003. – С. 103–294.
2. *Джордж Ф. Люгер Ф.* Искусственный интеллект. – Москва–С.-Петербург–Киев, 2005. – С. 369–512.
3. *Нильсон Н.Дж.* Принципы искусственного интеллекта. – М.: Радио и связь, 1995. – С. 111–132.
4. *Уотерман Д.* Руководство по экспертным системам. – М.: Мир, 1998. – 119 с.
5. *Осуга С.* Обработка знаний. – М.: Мир, 1989. – 97 с.
6. *Осуга С.* Приобретение знаний. – М.: Мир, 1990. – 85 с.
7. *Шахбазова Ш.Н.* Создание интеллектуальной информационной системы обучения и тестирования // Изв. НАН Азербайджана. Сер. физико-техн. и матем. наук // Информатика и проблемы управления. – 2001. – № 3. – С. 91–95.
8. *Shahbazova Sh.N., Bonfig K.W.* Technology of creation distance learning system with the application of complex intelligence information system of tutoring and testing // Sixth Inter. Conf. on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing. – Barcelona, Spain, September 28–30, 2004. – P. 116–123.
9. *Шахбазова Ш.Н.* Динамическая генерация учебного плана и математическое моделирование учебного процесса // Изв. Бакинского гос. ун-та. Сер. физ.-мат. наук. – 2006. – № 2. – С. 67–71.
10. *Zadeh L.A.* Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes / IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973. – 3. – P. 28–44.
11. *Nikraves M., Zadeh L.A., Kacprzyk J.* Soft Computing for Information Proc. and Analysis. – Springer, 2005.
12. *ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System J.S.R. Jang* // IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics, 1993. – 23(5/6). – P. 665–685.
13. *Бир С.* Кибернетика и управление производством. – М.: Наука, 1965. – 391 с.
14. *Власов А.И.* Аппаратная реализация нейровычислительных управляющих систем // Приборы и системы управления. – 1999. – № 2. – С. 61–65.
15. *Галушкин А.И.* Нейрокомпьютеры // Науч. сер. «Нейрокомпьютеры и их применение», Кн. 3. – М.: ИПРЖР, 2000. – 75 с.



16. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия, Телеком, 2001. – 242 с.
17. *Шахбазова Ш.Н.* Исследование применения гибридных нейросетевых экспертных систем контроля знаний // Ученые записки АзГУ, 2005. – № 2. – С. 39–43.
18. *Горбань А.Н., Сенашова М.Ю.* Погрешности в нейронных сетях. – Красноярск: ВЦ СО РАН, 1997. – 38 с. – Деп. в ВИНТИ 5.07.97, № 2509-В97.
19. *Anguita D., Ridella S., Rovetta S.* Limiting the effects of weight errors in feed forward networks using interval arithmetic // Proc. of Intern. Conf. on Neural Networks (ICNN'96). – USA, Washington, 1996. – 1, 3–6 June 1996. – P. 414–417.
20. *Edwards P., Murray A.* Modelling weight- and input-noise in MLP learning // Proc. of Intern. Conf. on Neural Networks (ICNN'96). – USA, Washington, 1996. – 1, 3–6 June 1996. – P. 78–83.
21. *Алюшин М.В.* Аппаратная реализация быстродействующих нейросетей на основе программируемой логики фирм *AMD, ALTERA, XILINX* // Нейроинформатика–99. – М.: МИФИ, 1999. – Ч. 2. – С. 18–24.
22. *Аскеров Т.М., Шахбазова Ш.Н.* Разработка математического аппарата нейросети для применения в обучении и тестировании // Информационные технологии в управлении организационными системами. – М., 2005. – С. 62–73.
23. *Барский А.Б.* Обучение нейросети методом трассировки // Тр. VIII всерос. конф. «Нейрокомпьютеры и их применение». – 2002. – С. 196–201.
24. *Shahbazova Sh.N.* Application of the Hybrid Neuro-Fuzzy expert Monitoring knowledge system // Fifth Intern. Conf. on Application of Fuzzy Systems and Soft Computing. – Milan, Italy, 2002. – 17–18 Sept. 2002. – P. 141–145.
25. *Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П.* Принятие решений на основе нечетких моделей. Примеры использования. – Рига: Зинатне, 1990. – С. 67–72.

Поступила 11.01.2012  
 E-mail: shahbazova@gmail.com  
 © Ш.Н. Шахбазова, 2012

