

**РАЗРАБОТКА АГЕНТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБУЧАЮЩЕЙ СИСТЕМЫ  
НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ТАКАГИ-СУГЕНО-КАНГА**

© 2015

**Н.Г. Семенова**, доктор педагогических наук, кандидат технических наук, профессор,  
заведующий кафедрой «Теоретическая и общая электротехника»

**И.Б. Крылов**, начальник отдела информационных технологий научной библиотеки, соискатель  
Оренбургский государственный университет, Оренбург (Россия)

*Ключевые слова:* интеллектуальная обучающая система; агентно-ориентированный подход; алгоритм функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента; нечеткая нейронная сеть Такаги-Сугено-Канга.

*Аннотация:* Одними из основных требований к распределенным обучающим системам являются: минимальное взаимодействие между их компонентами, расположенными на различных компьютерах; обеспечение вариативности технологий компьютерного обучения. В связи с этим обосновано, что разработка интеллектуальных обучающих систем должна основываться на синкретичном решении задач из областей вычислительной техники и дидактической.

В представленной работе доказана целесообразность применения агентно-ориентированного подхода при разработке интеллектуальных обучающих систем нового поколения, позволяющего реализовать определенные алгоритмы взаимодействия отдельных компонентов интеллектуальных обучающих систем при неопределенном алгоритме работы системы в целом.

На основе проведенного анализа математических методов, используемых при разработке обучающих систем, был выбран метод, основанный на интеграции нескольких математических методов, а именно нечеткая нейронная сеть Такаги-Сугено-Канга, обучение в которой проводится с помощью генетического алгоритма.

Представлена методология разработки алгоритмов функционирования интеллектуальных агентов, включающая следующие операционные действия: определение входных и выходных переменных; выбор модели вывода и формирование базы правил; выбор функции фаззификации и определение параметров обучающей выборки; определение принадлежности элементов обучающей выборки к нечетким правилам; настройка параметров слоя фаззификации; настройка параметров слоя заключения. Разработан алгоритм функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента корректировки индивидуальной образовательной траектории. Разработанный алгоритм реализует изменение степени свободы выбора индивидуальной образовательной траектории обучаемого в зависимости от результатов текущего контроля, уровня сложности решенных задач и количества предоставленных подсказок при решении задач. Представлены фрагменты настройки и тестирования разработанного алгоритма.

На основании разработанного алгоритма функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента создана интеллектуальная обучающая система по дисциплине «Основы теории управления», которая успешно прошла апробацию у студентов в Оренбургском государственном университете.

На сегодняшний день в системе образования повсеместно используются разработки в области информационных технологий. Все большая роль отводится системам, поддерживающим технологии удаленного сетевого обучения, что приводит к значительному увеличению нагрузки на аппаратное обеспечение при росте числа пользователей. В связи с этим возникает необходимость разработки распределенных обучающих систем, в которых взаимодействие между их компонентами, расположенными на различных компьютерах, должно быть сведено к минимуму. В то же время все большую практическую значимость приобретают интеллектуальные обучающие системы (ИОС), основанные на комбинации вариативных видов технологий компьютерного обучения [1]: построение последовательности курса обучения; интеллектуальный анализ ответов обучаемого; интерактивная поддержка в решении задач; помощь в решении задач, основанная на примерах. В работе [2] нами отмечено, что ИОС, разрабатываемая на основе интеграции вышеперечисленных технологий обучения, реализует адаптивное управление учебно-познавательной деятельностью.

Под адаптивным управлением учебно-познавательной деятельностью посредством ИОС понимаем управление, обеспечивающее формирование и корректировку индивидуальной образовательной траектории обучения за счет изменения степени свободы выбора индивиду-

альной образовательной траектории, осуществляемую с учетом следующих факторов: начального уровня знаний обучающегося для изучения дисциплины (раздела, темы); анализа текущего обучения; предметных особенностей изучаемой дисциплины (раздела, темы); психологических особенностей обучающегося [3; 4]; результатов текущего и итогового контролей.

Из вышесказанного очевидно следующее: разработка ИОС нового поколения основывается на одновременном (синкретичном) решении задач как из области вычислительной техники, так и из дидактической; задача по созданию распределенных ИОС, основанных на интеграции инвариантных технологий обучения посредством программной реализации определенных алгоритмов взаимодействия отдельных компонентов ИОС при неопределенном алгоритме работы системы в целом, в настоящее время является значимой и актуальной.

В качестве методологической основы создания ИОС нами был выбран агентно-ориентированный подход [5; 6], основополагающими концепциями которого являются понятия «агент» и его «ментальное поведение». Агенты – это автономные объекты, которые могут самостоятельно реагировать на внешние события и выбирать соответствующие действия. Важным свойством агентно-ориентированного подхода является наличие внешней среды, с которой агент способен взаимодействовать, но не

обладает возможностью ее контролировать [7], что позволяет реализовать определенные алгоритмы взаимодействия отдельных компонентов ИОС при неопределенном алгоритме работы системы в целом. При разработке ИОС в качестве внешней среды выступает обучаемый [8; 9].

В процессе разработки *агентно-ориентированной ИОС*, под которой понимаем ИОС, создаваемую посредством агентно-ориентированного подхода, необходимо решить ряд задач, основными из которых являются следующие: разработка архитектуры агентно-ориентированной ИОС; разработка архитектуры интеллектуальных агентов; разработка алгоритмов функционирования интеллектуальных агентов.

Первая и вторая задачи нами рассмотрены в работах [10; 11]. В данной статье более подробно остановимся на решении третьей задачи.

В процессе разработки алгоритма функционирования интеллектуальных агентов нами был проведен анализ применяемых в ИОС математических методов [11–13], основными из которых являются: экспертные системы; сети Петри; нечеткие множества [14; 15]; математический аппарат теории распознавания образов; эволюционные методы; методы, основанные на теории графов [16]; нейронные сети [17; 18]. В связи с тем что в работе поставлена задача разработки ИОС, обладающей определенными алгоритмами взаимодействия ее отдельных компонентов при неопределенном алгоритме работы системы в целом, а также формирующей адаптивное управление учебно-познавательной деятельностью, нами были сформулированы следующие требования к выбираемому математическому методу: представление входных параметров в нечетком виде; накопление знаний для их последующего использования; проведение расчетов и принятие решения на основе накопленных знаний; корректировка как входных, так и промежуточных параметров.

В результате был выбран метод, основанный на комбинировании нескольких математических методов, а именно нечеткая нейронная сеть Такаги-Сугено-Канга [19], обучение в которой проводится с помощью генетического алгоритма.

Степень свободы выбора индивидуальной образовательной траектории  $S$  определяется совокупностью следующих величин: возможность перехода к новому этапу обучения, возможность выбора уровня обучения и выражается формулой:

$$S = (V_p, V_o),$$

где  $V_p$  – возможность перехода к новому этапу обучения,  $V_o$  – возможность выбора уровня обучения.

Возможность перехода к новому этапу обучения  $V_p$  принимает одно из значений множества  $\{0, 1\}$ , где 0 – отсутствие возможности перехода, возврат к повторному прохождению текущей темы с более низким уровнем сложности, 1 – наличие возможности перехода.

Возможность выбора уровня обучения  $V_o$  принимает одно из значений множества:  $\{E_0, E_1, E_2\}$ .  $E_0$  – отсутствие выбора (обучаемый не имеет права выбора),  $E_1$  – ограниченный выбор (обучаемый имеет право начать обучение с низкого или среднего уровня сложности),  $E_2$  – полный выбор (обучаемый имеет право самостоятельно выбрать уровень сложности обучения).

В результате степень свободы выбора индивидуальной образовательной траектории может быть представлена одной из следующих пар:  $(0, \text{«отсутствие выбора»})$ ,  $(1, \text{«отсутствие выбора»})$ ,  $(1, \text{«ограниченный выбор»})$ ,  $(1, \text{«полный выбор»})$ .

Для разработки алгоритма функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента, реализующего функцию управления учебно-познавательной деятельностью с помощью нечеткой нейронной сети Такаги-Сугено-Канга, нами выделены следующие операционные действия:

### 1. Определение входных и выходных переменных.

В качестве входных лингвистических переменных были выделены следующие: «количество предоставленных подсказок при решении задач», «сложность решенных задач», «результат текущего контроля». Выходной лингвистической переменной нами выбрана «степень свободы выбора индивидуальной образовательной траектории», которую можно представить в виде следующего терм-множества значений: «отсутствие выбора», что соответствует паре  $(0, \text{«отсутствие выбора»})$ ; «минимальный», что соответствует паре  $(1, \text{«отсутствие выбора»})$ ; «средний», что соответствует паре  $(1, \text{«ограниченный выбор»})$ ; «максимальный», что соответствует паре  $(1, \text{«полный выбор»})$ .

Лингвистические переменные «количество предоставленных подсказок при решении задач», «сложность решенных задач» представлены следующим терм-множеством значений: «небольшое», «среднее», «большое». В качестве области определения представленных лингвистических переменных выступает множество действительных чисел, заданное на отрезке от 0 до 1. Лингвистическая переменная «результат текущего контроля» представлена следующим терм-множеством значений: «неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично». В качестве области определения заданной лингвистической переменной выступает множество действительных чисел, заданное на отрезке от 0 до 3.

Нормированные значения входных переменных: «количество предоставленных подсказок при решении задач» –  $x_1$ , «сложность решенных задач» –  $x_2$ , «результат текущего контроля» –  $x_3$ , рассчитываются следующим образом:

$$x_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_T} L_i}{N_T},$$

где  $L_i$  – количество предоставленных подсказок по задаче  $i$ ;

$L_i$  – максимально возможное количество подсказок при решении задачи  $i$ ;

$N_T$  – общее количество задач, которые необходимо решить в текущей теме.

$$x_2 = \frac{\sum_{i=1}^n k_i}{N},$$

где  $k_i$  – коэффициент сложности решенной задачи,  $k \in [1, 2]$ ;  
 $N$  – количество задач, представленных для решения;  
 $n$  – количество решенных задач.

$$x_3 = \frac{r_t}{R_t} + \frac{r_p}{R_p} + \frac{r_l}{R_l},$$

где  $r_t, r_p, r_l$  – количество правильно решенных заданий текущего контроля по теоретическому блоку, блокам практических заданий и лабораторных работ, соответственно;

$R_t, R_p, R_l$  – общее количество представленных заданий текущего контроля по теоретическому блоку, блокам практических заданий и лабораторных работ, соответственно.

**2. Выбор модели вывода. Формирование базы правил.** В качестве модели вывода была выбрана модель Такаги-Сугено-Канга, поскольку она позволяет представить функцию заключения в виде полинома, параметры которого можно настроить автоматически с использованием различных алгоритмов. В этом случае функция заключения нечеткой нейронной сети представляет собой совокупность из  $M \times N \times K$  нечетких правил, где  $M, N, K$  – количество терм-множеств в каждой из трех входных нечетких переменных. В результате общее количество правил получилось равным 36.

Примеры разработанных нечетких правил:

ЕСЛИ ( $x_1$  – небольшое) И ( $x_2$  – небольшое) И ( $x_3$  – неудовлетворительно),

$$\text{ТО } y = p_0^1 + p_1^1 \cdot x_1 + p_2^1 \cdot x_2 + p_3^1 \cdot x_3;$$

...  
 ЕСЛИ ( $x_1$  – большое) И ( $x_2$  – большое) И ( $x_3$  – отлично),

$$\text{ТО } y = p_0^{36} + p_1^{36} \cdot x_1 + p_2^{36} \cdot x_2 + p_3^{36} \cdot x_3.$$

В данном случае  $x_1$  – количество предоставленных подсказок при решении задач,  $x_2$  – сложность решенных задач,  $x_3$  – результат текущего контроля,  $p_0^i, p_1^i, p_2^i, p_3^i$  – параметры функции заключения.

Левая часть правил описывает нечеткие условия, а правая – функцию заключения в виде полинома первого порядка.

**3. Выбор функции фаззификации, определение параметров обучающей выборки.** В качестве функций фаззификации, определяющих принадлежность входного значения к соответствующему нечеткому множеству для всех правил, выбрана обобщенная функция Гаусса:

$$\mu_{A_i}^k(x_i) = \frac{1}{1 + \left( \frac{x_i - c_k^i}{\sigma_k^i} \right)^{2b_k^i}},$$

где  $c_k^i, \sigma_k^i, b_k^i$  – обучаемые параметры обобщенной функции Гаусса,  $i = \overline{1, 3}, k = \overline{1, 36}$ .

Выбор обобщенной функции Гаусса, относящейся к группе П-образных функций, обусловлен возможностью непрерывного представления нечеткой переменной и удобством настройки параметров функции фаз-

зификации с помощью генетического алгоритма. В результате необходимо обучить 9 параметров функции фаззификации  $c_k^0, \sigma_k^0, b_k^0, \dots, c_k^2, \sigma_k^2, b_k^2$  для каждого правила  $k$ , а также 4 параметра функции заключения  $p_0^k, p_1^k, p_2^k, p_3^k$  для каждого правила  $k$ . Генерация обучающей выборки осуществляется с помощью блока «Модель обучаемого».

**4. Определение принадлежности элементов обучающей выборки к нечетким правилам.** После формирования обучающей выборки необходимо определить принадлежность каждого элемента выборки к соответствующему правилу. Данная операция проводится экспертным путем, в качестве эксперта выступает преподаватель, разрабатывающий данный учебный курс.

**5. Настройка параметров слоя фаззификации.** В качестве алгоритма настройки параметров слоя фаззификации был выбран непрерывный генетический алгоритм, поскольку он является наиболее универсальным и обеспечивает результаты лучше, чем алгоритм обратного распространения ошибки. Обучаемые параметры  $c_k^0, \sigma_k^0, b_k^0, \dots, c_k^2, \sigma_k^2, b_k^2$  были закодированы в хромосоме с 9 генами. Общий вид хромосомы для первого правила представлен на рис. 1.

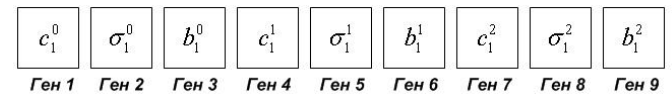


Рис. 1. Общий вид хромосомы

В качестве функции приспособленности использовалась сумма квадратов отклонений выходов второго слоя сети Такаги-Сугено-Канга от желаемых значений функции принадлежности по всей обучающей выборке соответствующего правила:

$$Fit = \sum_{i=1}^{pk} (w_k - \mu_g^k(\bar{x}_i))^2,$$

где  $pk$  – количество примеров в обучающей выборке для правила с номером  $k$ ,

$w_k$  – вычисленное сетью значение уровня активации для правила с номером  $k$ ,

$\mu_g^k(\bar{x}_i)$  – желаемое значение функции принадлежности для  $i$ -го элемента обучающей выборки.

**6. Настройка параметров слоя заключения.** В ходе обучения слоя заключения выполнялась настройка коэффициентов  $p_0^k, p_1^k, p_2^k, p_3^k$ . Для обучения также использовался непрерывный генетический алгоритм. В качестве функции приспособленности использовалась сумма квадратов отклонений вычисленных выходных значений от их желаемых значений по всей обучающей выборке:

$$Fit = \sum_{i=1}^p (y_i - d_i)^2,$$

где  $p$  – число элементов в обучающей выборке,  
 $y_i$  – вычисленное значение выхода,  
 $d_i$  – желаемое значение выхода.

Из вышеизложенного следует, что функционирование подсистемы интеллектуального поведения агента обеспечивает работу в двух режимах: обучение подсистемы интеллектуального поведения агента; определение степени свободы выбора индивидуальной образовательной траектории на основе накопленных знаний. Алгоритмы названных режимов представлены на рис. 2, 3.

На основании разработанных алгоритмов и их программной реализации усовершенствована ранее созданная ИОС [20] по дисциплине «Основы теории управления», которая успешно прошла апробацию в

Оренбургском государственном университете у студентов 3-го курса специальности «Программное обеспечение вычислительной техники и автоматизированных систем».

Интерфейс администратора для настройки алгоритма в режиме обучения для агента корректировки индивидуальной образовательной траектории представлен на рис. 4, 5 и 6, тестирование – на рис. 7.

Полученные значения параметров слоя фаззификации в результате обучения для первых 10 правил представлены в таблице 1.

Полученные значения параметров слоя заключения в результате обучения для первых 10 правил представлены в таблице 2.

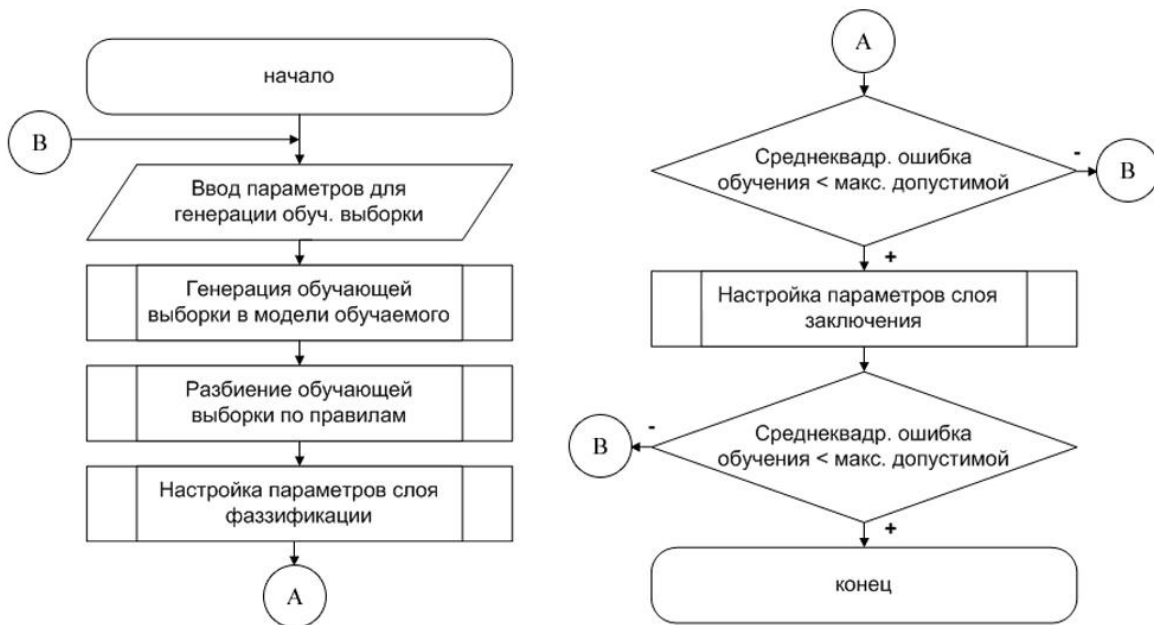


Рис. 2. Алгоритм функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента в режиме обучения



Рис. 3. Алгоритм функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента в режиме определения степени свободы выбора индивидуальной образовательной траектории

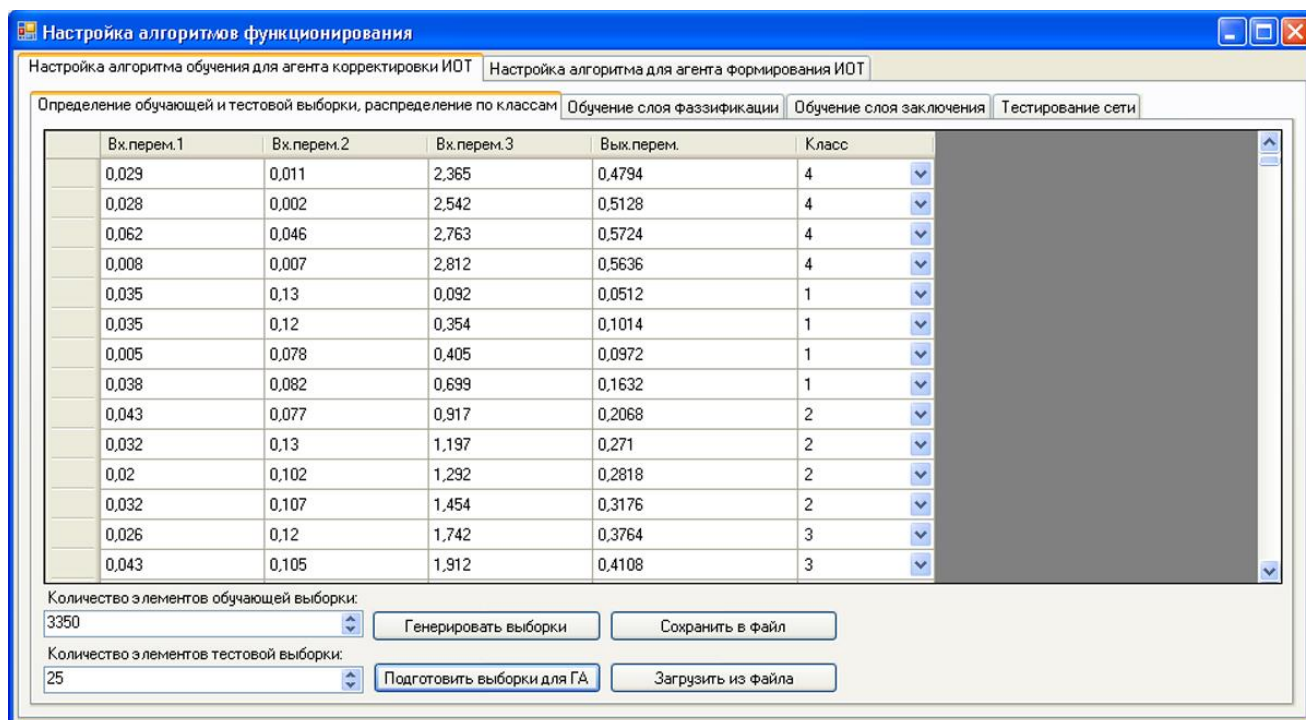


Рис. 4. Скриншот программы на этапе формирования выборки и определения принадлежности к нечетким правилам

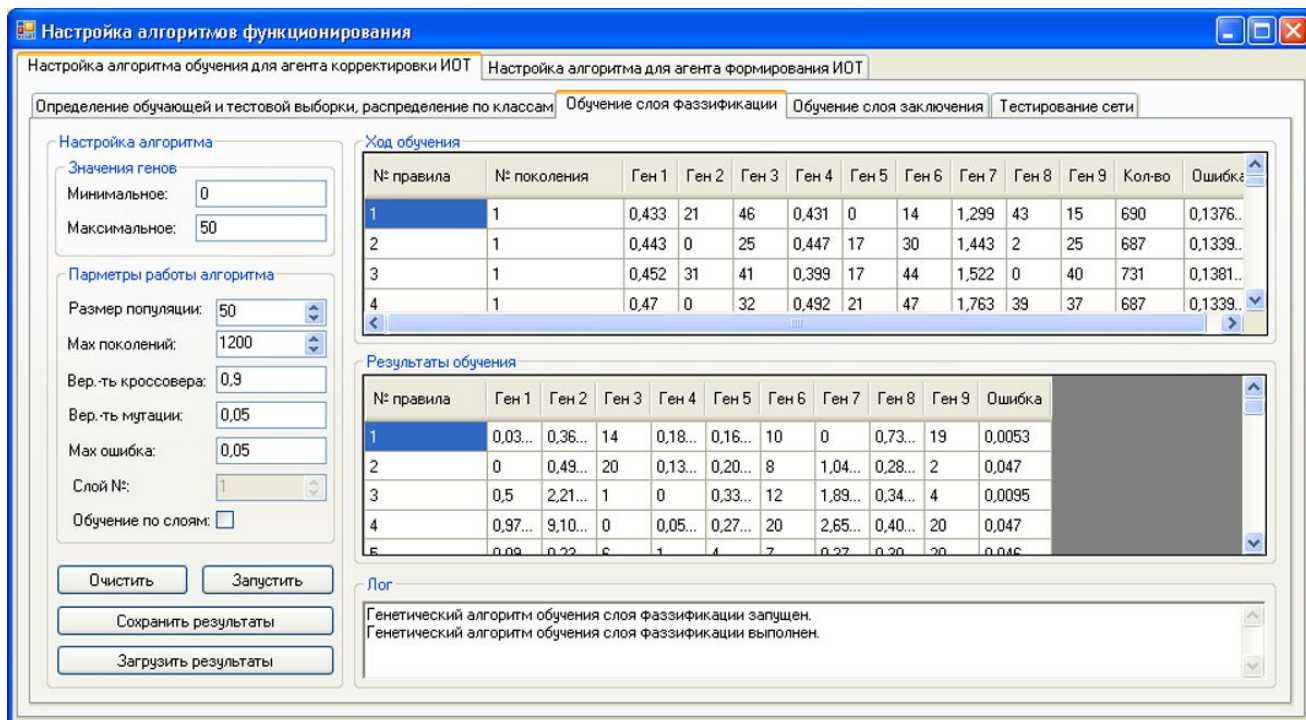


Рис. 5. Скриншот программы на этапе обучения слоя фаззификации

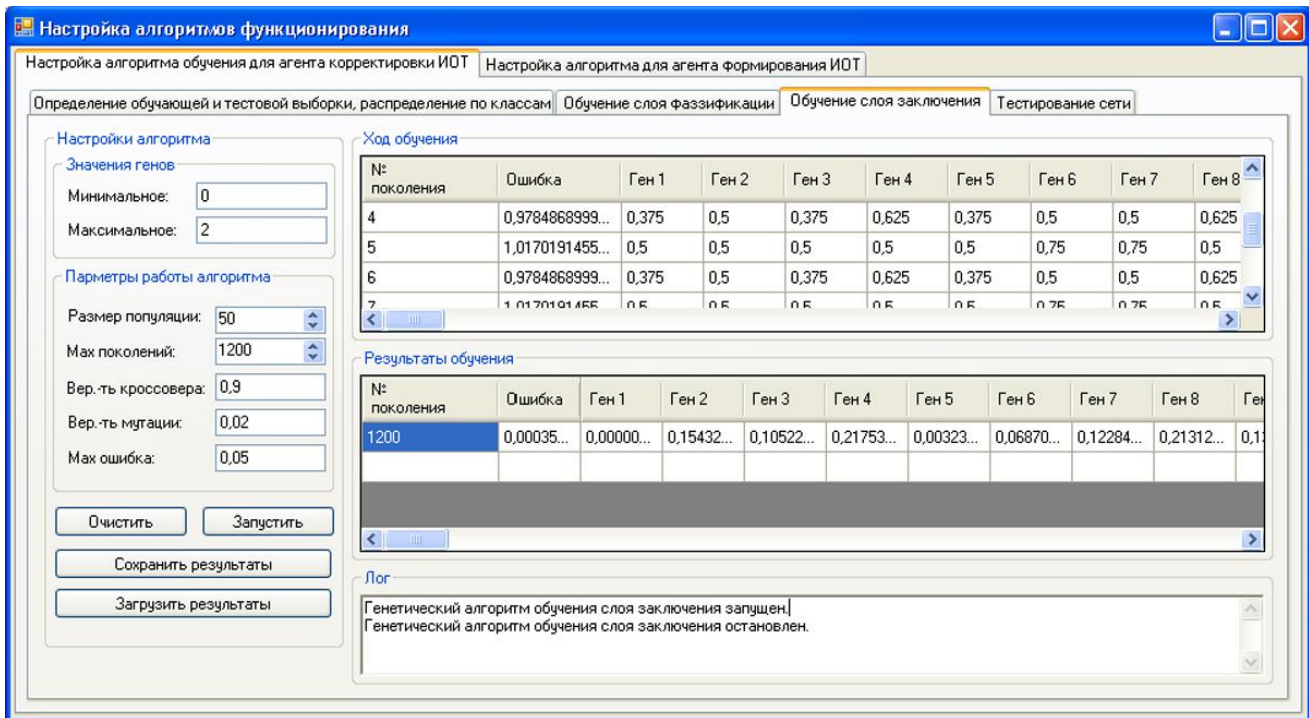


Рис. 6. Скриншот программы на этапе обучения слоя заключения

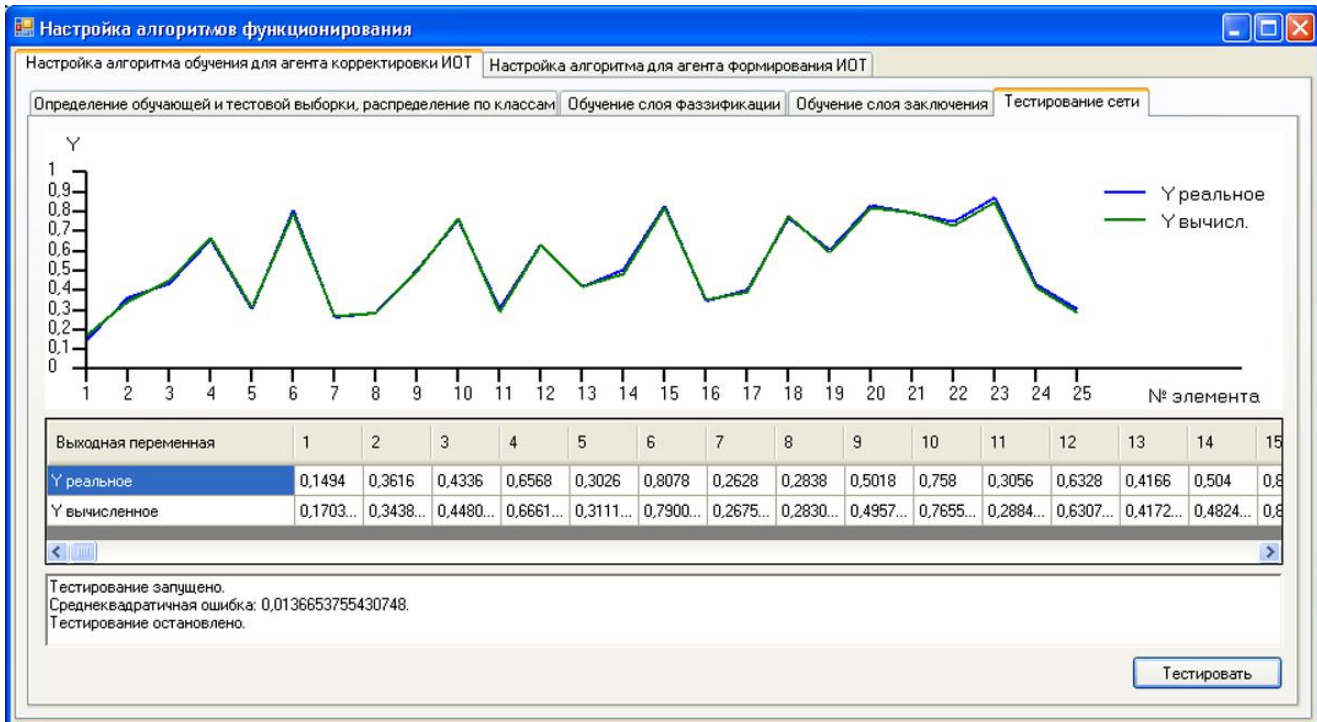


Рис. 7. Скриншот программы на этапе тестирования обученной сети



Таблица 1. Значения параметров слоя фаззификации для первых 10 правил

№ правила, $k$	$c_k^0$	$\sigma_k^0$	$b_k^0$	$c_k^1$	$\sigma_k^1$	$b_k^1$	$c_k^2$	$\sigma_k^2$	$b_k^2$
1	0,0301	0,3617	14	0,1843	0,1678	10	0	0,7392	19
2	0	0,4946	20	0,1315	0,2022	8	1,0425	0,2860	2
3	0,5	2,2114	1	0	0,3303	12	1,8910	0,3499	4
4	0,9702	9,1020	0	0,0553	0,2766	20	2,6583	0,4073	20
5	0,0937	0,2393	6	1	4	7	0,3716	0,3081	20
6	0	0,3738	18	0,4832	0,2234	16	1,0758	0,4065	16
7	0,0126	0,3262	16	0,4160	0,2670	14	1,8507	0,3754	10
8	0,0153	0,3069	3	0,4973	0,1591	12	3	0,5897	2
9	0,1600	0,1753	20	1	0,3702	20	0,3500	0,4656	2
10	0,0730	0,2589	50	1	0,2990	4	0,0078	20,2732	0

Таблица 2. Значения параметров слоя заключения для первых 10 правил

№ правила, $k$	$p_0^k$	$p_1^k$	$p_2^k$	$p_3^k$
1	6,5E-09	0,1543	0,1052	0,2175
2	0,0032	0,0687	0,1228	0,2131
3	0,1340	0,1572	0	0,1669
4	0,2333	0,4294	0,1466	0,1028
5	0,1294	0,0843	0,0351	0,0948
6	0,1549	0,1041	0,1096	0,1108
7	0,1203	0,3098	0,2077	0,1248
8	0,1925	0,2324	0,2147	0,1195
9	0,1833	0,0059	0,1141	0,0963
10	0,1591	0,3143	0,0911	0,0813

Результаты тестирования обученной нечеткой нейронной сети, представленные на графике, а также полученное значение среднеквадратичной ошибки  $\varepsilon \approx 0,0137$ , определяемой по вычисленным и реальным значениям выходной переменной, свидетельствуют об успешном обучении сети, что позволяет адекватно принимать решение по выбору индивидуальной образовательной траектории.

### РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

1. Для разработки ИОС технической дисциплины, основанной на интеграции инвариантных технологий обучения посредством программной реализации определенных алгоритмов взаимодействия отдельных компонентов ИОС при неопределенном алгоритме работы системы в целом, обосновано применение агентно-ориентированного подхода.

2. Представлена новая методология и математическая модель функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента ИОС технической дисциплины, включающая в себя следующие операционные действия: определение входных и выходных переменных; выбор модели вывода и формирование базы правил; выбор функции фаззификации и определение параметров обучающей выборки; определение принадлежности элементов обучающей выборки к нечетким правилам; настройка параметров слоя фаззификации; настройка параметров слоя заключения.

3. В качестве входных лингвистических переменных алгоритма функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента, реализующего управление

учебно-познавательной деятельностью путем изменения степени свободы выбора индивидуальной образовательной траектории, предложено использовать следующие переменные: количество предоставленных подсказок при решении задач, сложность решенных задач, результат текущего контроля.

4. Впервые разработан алгоритм функционирования подсистемы интеллектуального поведения агента ИОС на основе нечеткой нейронной сети Такаги-Сугено-Канга, выполняющий работу в режимах обучения подсистемы интеллектуального поведения агента и определения степени свободы выбора индивидуальной образовательной траектории на основе накопленных знаний.

5. Результаты тестирования подсистемы интеллектуального поведения агента на основе нечеткой нейронной сети доказывают вычислительную адекватность и устойчивость ее работы. Внедрение полученных результатов позволяет реализовать ИОС с адаптивным управлением учебно-познавательной деятельностью обучающегося.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Brusilovsky P., Rollinger C., Peylo C. Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education // Special Issue on Intelligent Systems and Teleteaching. 1999. № 4. P. 19–25.
2. Семенова Н.Г., Семенов А.М., Крылов И.Б. База знаний интеллектуальной обучающей системы технической дисциплины // Вестник Оренбургского го-

- сударственного университета. 2013. № 9. С. 232–239.
3. Суханова М.В. Интеллектуальная система поддержки обучаемых с учетом психологических особенностей личности : автореф. дис. ... канд. техн. наук. Уфа, 2005. 15 с.
  4. Жуковская Н.К. Исследование и разработка моделей рассуждений в интеллектуальных обучающих системах : автореф. дис. ... канд. техн. наук. Таганрог, 2004. 26 с.
  5. Щедрина А.А. Интеллектуальные агенты как средство автоматизации роли преподавателя // Образовательные технологии и общество. 2002. Т. 5, № 4. С. 187–197.
  6. Удадьцов С.В. Технология разработки адаптивных систем дистанционного обучения на основе интеллектуальных программных агентов : автореф. дис. ... канд. техн. наук. Санкт-Петербург, 1999. 16 с.
  7. Бугайченко Д.Ю., Соловьев И.П. Абстрактная архитектура интеллектуального агента и методы ее реализации // Системное программирование. 2005. Т. 1, № 1. С. 36–67.
  8. Маслобоев А.В. Гибридная архитектура интеллектуального агента с имитационным аппаратом // Вестник Мурманского государственного технического университета. 2009. Т. 12, № 1. С. 113–124.
  9. Лазырин М.Б. Исследование и разработка методов планирования поведения интеллектуальных агентов : автореф. дис. ... канд. техн. наук. Тверь, 2006. 16 с.
  10. Семёнова Н.Г., Крылов И.Б. Архитектура интеллектуального агента корректировки индивидуальной образовательной траектории в агентно-ориентированной интеллектуальной обучающей системе // Энергетика: состояние, проблемы, перспективы: труды VII Всероссийской научно-технической конференции. Оренбург, 2014. С. 432–436.
  11. Semenova N.G., Krylov I.B. The Application of Multi-Agent Approach by the Developing of Intelligent Tutoring System // Innovative information technologies: Materials of the International scientific-practical conference. Prague, 2014. P. 30–34.
  12. Семенова Н.Г., Крылов И.Б. Математические методы, применяемые при разработке интеллектуальных обучающих систем // Электронное периодическое издание «Информационная среда образования и науки». 2013. № 17. С. 79–81.
  13. Вешнева И.В. Математические модели в системе управления качеством высшего образования с использованием методов нечеткой логики. Саратов: Саратовский источник, 2010. 187 с.
  14. Сарвилина И.Ю. Нечеткологический подход к разработке интеллектуальной системы компьютерного обучения // Программные продукты и системы. 2007. № 3. С. 37.
  15. Зар Ни Хлайнг. Методики и алгоритмы интеллектуальной системы поддержки управления процессом обучения основам микроэлектроники : автореф. дис. ... канд. техн. наук. М., 2011. 29 с.
  16. Кравченко Ю.А. Интеграция свойств когнитивных стилей и интеллектуальных агентов как основа создания адаптивных информационных обучающих систем // Открытое образование. 2010. № 4. С. 20–28.
  17. Жуйков В.В. Система оценки качества знаний студентов на основе нейронных сетей : автореф. дис. ... канд. пед. наук. Курск, 2009. 23 с.
  18. Дараган А.Д. О разработке и использовании интеллектуальных систем образовательного назначения // Инновационные информационные технологии: материалы междунар. науч.-практ. конф. Прага, 2012. С. 55–60.
  19. Пятковский О.И., Гунер М.В. Разработка гибридной интеллектуальной системы с нечетко-нейросетевыми компонентами для решения задачи оценки компетентности студентов // Ползуновский альманах. 2012. № 2. С. 120–123.
  20. Семенов А.М., Крылов И.Б. ИОС по дисциплине «Основы теории управления». Зарегистрировано в УФАП № 521. Оренбург: ОГУ, 2009.

#### REFERENCES

1. Brusilovsky P., Rollinger C., Peylo C. Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education. *Special Issue on Intelligent Systems and Teleteaching*, 1999, no. 4, pp. 19–25.
2. Semenova N.G., Semenov A.M., Krylov I.B. Designing the knowledge base in development of intelligent tutoring systems. *Vestnik Orenburgskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2013, no. 9, pp. 232–239.
3. Sukhanova M.V. *Intellektualnaya sistema podderzhki obuchaemih s uchetom psihologicheskikh osobennostey lichnosti*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [Intelligent system of support of the students taking into account personal psychological constitution]. Ufa, 2005, 15 p.
4. Zhukovskay N.K. *Issledovanie i razrabotka modeley rassuzhdeniy v intellektualnih obuchayushchih sistemah*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [Research and development of discourse patterns within the intelligent training systems]. Taganrog, 2004, 26 p.
5. Shchedrina A.A. Intelligent agents as the means of automation of a teacher's role. *Obrazovatelnie tehnologii i obshchestvo*, 2002, vol. 5, no. 4, pp. 187–197.
6. Udaltsov S.V. *Tehnologiya razrabotki adaptivnih sistem distantsionnogo obucheniya na osnove intellektualnih programm*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [Technology of development of adaptive systems of distance learning on the base of intelligent software agent]. S. Peterburg, 1999, 16 p.
7. Bugaychenko D.Yu., Solovyev I.P. Abstracted organization of intelligent agent and methods of its application. *Sistemnoe programmirovaniye*, 2005, vol. 1, no. 1, pp. 36–67.
8. Masloboev A.V. Simulation-based agent architecture. *Vestnik Murmanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, 2009, vol. 12, no. 1, pp. 113–124.
9. Lazyrin M.B. *Issledovanie i razrabotka metodov planirovaniya povedeniya intellektualnih agentov*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [Research and development of methods of planning of intelligent agents behaviour]. Tver, 2006, 16 p.
10. Semenova N.G., Krylov I.B. Organization of intelligent agent of individual training course correction in the agent-oriented intelligent training system. *Trydi VII Vserossiyskoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii*



- “Energetika: sostoyanie, problemi, perspektivi”. Orenburg, 2014, pp. 432–436.
11. Semenova N.G., Krylov I.B. The Application of Multi-Agent Approach by the Developing of Intelligent Tutoring System. *Materials of the International scientific-practical conference “Innovative information technologies”*. Prague, 2014, pp. 30–34.
  12. Semenova N.G., Krylov I.B. Mathematical methods applied while developing intelligent training systems. *Elektronnoe periodicheskoe izdanie Informatsionnaya sreda obrazovaniya i nauki*, 2013, no. 17, pp. 79–81.
  13. Veshneva I.V. *Matematicheskie modeli v sisteme upravleniya kachestvom vysshego obrazovaniya s ispolzovaniem metodov nechetkoy logiki* [Mathematical models in the system of management control of higher education with the use of fuzzy logic methods]. Saratov, Saratovskiy istochnik publ., 2010, 187 p.
  14. Sarvilina I.Yu. Fuzzy logic approach to the development of intelligent system of computer-aided training. *Programmnie produkti i sistemi*, 2007, no. 3, p. 37.
  15. Zar Ni Khlayng. *Metodiki i algoritmi intellektualnoy sistemi podderzhki upravleniya protsessom obucheniya osnovam mikroelektroniki*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [Methods and algorithms of intelligent system of support of control of the process of principles of microelectronics training]. Moscow, 2011, 29 p.
  16. Kravchenko Yu.A. Cognitive styles and intelligent agents properties integration as the basis of the information adaptive learning systems creation. *Otkrytoe obrazovanie*, 2010, no. 4, pp. 20–28.
  17. Zhuykov V.V. *Sistema otsenki kachestva znaniy studentov na osnove neyronnih setey*. Avtoref. diss. kand. tehn. nauk [System of evaluation of the students knowledge quality on the basis of neural network]. Kursk, 2009, 23 p.
  18. Daragan A.D. About the development and the use of intelligent systems of educational purpose. *Materials of the International scientific-practical conference “Innovative information technologies”*. Prague, 2012, pp. 55–60.
  19. Pyatkovsky O.I., Guner M.V. Development of hybrid intelligent system with fuzzy-neural network components for solution of the problem of the students’ competence evaluation. *Polzunovskiy almanakh*, 2012, no. 2, pp. 120–123.
  20. Semenov A.M., Krylov I.B. *IOS po distsipline “Osnovi teorii upravleniya”* [Intelligent Training System on the discipline “Fundamental management”]. Orenburg, Orenburgskiy gosudarstvenniy universitet publ., 2009.

#### THE DEVELOPMENT OF AGENT-ORIENTED INTELLIGENT TRAINING SYSTEM BASED ON NEURO-FUZZY TAKAGI-SUGENO-KANG SYSTEM

© 2015

*N.G. Semenova*, Doctor of Education, candidate of technical sciences, Professor,  
Head of the Department of Theoretical and General Electrical Engineering  
*I.B. Krylov*, Head of the IT Department of research library, applicant  
*Orenburg State University, Orenburg (Russia)*

**Keywords:** intelligent training system; agent-oriented approach; algorithm of functioning of subsystem of intelligent agent’s behaviour; neuro-fuzzy Takagi-Sugeno-Kang system.

**Abstract:** One of the main requirements to the distributed training systems is the minimal interaction between its components located in various computers; the provision of variations of computer technologies studying. In this respect, the authors proved that the development of intelligent training systems should be based on a syncretical solution of the problems in the sphere of computer technologies and didactics.

This work proved the applicability of agent-oriented approach while developing new generation intelligent training systems that allows to implement specific algorithms of interaction of intelligent training systems separate components in case of the system unspecified algorithm in the whole.

Basing on the analysis of mathematical methods used while developing training systems the authors have chosen the method based on the integration of several mathematical methods, such as neuro-fuzzy Takagi-Sugeno-Kang system. It carries out training using the genetic algorithm.

The authors introduced the methodology of development of functioning algorithms of intelligent agents which includes the following operating actions: the definition of input and output variables; the selection of model for the rule base derivation and formation; the selection of fuzzification function and the definition of training set parameters; the definition of belonging of training set elements to fuzzy rules; the fuzzification layer parameters settings; the conclusion layer parameters settings. The authors developed the functioning algorithm of a subsystem of the intelligent behavior of a correcting agent of individual educational course. The developed algorithm realizes the variations of free choice degree of the learner’s individual educational course depending on the current monitoring results, the solved problems difficulty level and the quantity of prompts given while solving problems. The authors presented the fragments of settings and testing of the developed algorithm.

Basing on the developed algorithm of functioning of subsystem of intelligent agent’s behaviour the authors created the intelligent training system on the discipline “Fundamental management” which efficiency has been proved by the students of Orenburg state university.