

4844645

**НАЗОЙКИН ЕВГЕНИЙ АНАТОЛЬЕВИЧ**

**МУЛЬТИАГЕНТНОЕ ИМИТАЦИОННОЕ  
МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО  
ПРОЦЕССА НАКОПЛЕНИЯ ЗНАНИЙ**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование,  
численные методы и комплексы программ

Автореферат  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

28 АПР 2011

Москва 2011

Работа выполнена в ГОУ ВПО Московский государственный университет прикладной биотехнологии на кафедре «Компьютерные технологии и системы».

Научный руководитель - доктор технических наук,  
профессор Ивашкин Ю.А.

Официальные оппоненты - доктор технических наук,  
профессор Свиридов А.П.

- член-корреспондент РАСХН,  
доктор технических наук,  
профессор Большаков О.В.

Ведущая организация Национальный исследовательский  
ядерный университет «МИФИ»

Защита состоится «18» мая 2011 г. в 14 час. 15 мин. на заседании совета по защите докторских и кандидатских диссертаций Д 212.149.04 при Московском государственном университете прикладной биотехнологии по адресу: 109316, Москва, ул. Талалихина, 33, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Московского государственного университета прикладной биотехнологии.

Автореферат разослан «15» апреля 2011 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета  
к.т.н., доцент



Потапов А.С.

**Актуальность темы.** Федеральная целевая программа развития образования. (в ред. Федерального закона от 22.08.2004 N 122-ФЗ), направленная на реформирование и совершенствование системы подготовки профессиональных кадров, в сложившихся экономических условиях являются одной из важнейших государственных и социальных проблем страны.

В условиях перехода на уровневую подготовку принятие ответственных решений в задачах управления, интенсификации и оптимизации образовательной системы вуза требует использования интеллектуальных компьютерных технологий идентификации и прогнозирования состояния образовательной системы на основе математических методов и имитационного моделирования различных форм и стратегий процесса обучения.

Состояние системы образования в большинстве случаев непредсказуемо и не может быть прогнозируемо изначально аналитически или путем логического анализа, так как оно является результатом многошагового взаимодействия множества активных элементов системы и среды обучения.

Применяемые аналитические методы анализа и оценки эффективности учебного процесса в своей основе используют *рейтинговую или статистическую оценку* состояния системы без учета динамики состояния, поведения и взаимодействия активных элементов (преподавателей и учащихся) при заданных и изменяющихся условиях и стратегиях управления.

Изучение динамики накопления знаний и навыков в процессе информационного взаимодействия преподавателя и учащихся с учетом влияния различных факторов среды обучения в заданной предметной области; форм, стратегий и технологий образовательного процесса, а также личностных характеристик учащихся и преподавателей на общую успеваемость и качество подготовки специалиста возможно с помощью *агентно-ориентированной имитации* взаимодействия активных элементов – *интеллектуальных агентов (ИА)*, варьирующих свои свойства и поведение в зависимости от состояния других элементов и образовательной среды.

Однако сложность задачи *идентификации и прогнозирования* возможного состояния образовательной системы с множеством слабо формализованных временных и условных событий и состояний, возникающих в результате пошагового взаимодействия обучаемых и обучающих ИА, обуславливает необходимость построения специализированной мультиагентной имитационной модели для поиска оптимальных решений в управлении образовательной системой с учетом информационных, психофизиологических и социальных факторов обучения, способов представления информации и усвоения знаний в учебном процессе.

В связи с этим разработка мультиагентной имитационной модели образовательного процесса накопления знаний, как инструмента системного анализа и принятия ответственных управленческих решений по реорганизации учебного процесса образовательного учреждения и

образовательной системы в целом является чрезвычайно актуальной и социально значимой задачей.

**Цель диссертационной работы** заключалась в разработке мультиагентной имитационной модели образовательной системы накопления знаний с учетом когнитивных, эмоциональных, социальных и персональных факторов взаимодействия преподавателя и обучающихся с целью идентификации и прогнозирования состояния образовательной системы и принятия оптимальных стратегий повышения качества подготовки специалистов.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

1. Формализация принципов организации и функционирования образовательной системы передачи и накопления знаний в концепции агентной имитации взаимодействия обучающего и обучаемых агентов;
2. Разработка функциональной и структурно-параметрической моделей состояния агентов с учетом социальных, когнитивных, эмоциональных и психофизиологических факторов;
3. Разработка математических моделей и алгоритмов поведения и взаимодействия интеллектуальных агентов (обучающих и обучаемых), в процессе накопления знаний в активной образовательной системе;
4. Создание имитационных моделей состояния и динамики поведения агентов в зависимости от изменения состояния других агентов и среды на объектно-ориентированном языке моделирования;
5. Создание мультиагентной имитационной модели образовательного процесса в универсальной системе имитационного моделирования;
6. Разработка диалоговых алгоритмов и процедур планирования имитационного эксперимента для нахождения оптимальных вариантов организации и планирования учебного процесса.

#### **Научная новизна**

1. Предложена концепция мультиагентного имитационного моделирования образовательной системы накопления знаний для идентификации, прогнозирования и управления качеством подготовки обучаемых;
2. Разработана функциональная и структурно-параметрическая модели состояния агентов с учетом социальных, когнитивных, эмоциональных и психофизиологических факторов;
3. Разработаны новые математические модели и алгоритмы поведения и взаимодействия интеллектуальных агентов (преподавателя и обучаемых) в процессе накопления знаний, учитывающие динамику изменения состояния других агентов и среды;
4. Впервые разработана мультиагентная имитационная модель процесса обучения с множеством взаимодействующих агентов класса – “Обучаемый” и класса – “Преподаватель”, позволяющая объективно оценить и оптимизировать стратегию и условия накопления знаний;

5. Разработаны диалоговые алгоритмы и процедуры планирования имитационного эксперимента для нахождения оптимальных вариантов организации учебного процесса.

#### **Практическая значимость работы.**

1. Разработан комплекс моделей и программ мультиагентной имитации образовательного процесса в ВУЗе в универсальной системе имитационного моделирования *Simplex3* с описанием агентов на объектно-ориентированном языке моделирования *Simplex-MDL*, с внешними процедурами и *EDL* описанием экспериментов в среде экспериментирования

2. Разработаны программы имитационного эксперимента и поиска оптимальных решений на языке *Simplex-EDL* в различных условиях передачи и представления информации с процедурами накопления знаний и распределения учебной нагрузки;

3. Разработан пользовательский интерфейс, обеспечивающий диалоговый режим работы с имитационной моделью для проведения эксперимента с различными параметрами состояния и стратегиями поведения агентов;

4. Разработаны рекомендации и учебно-методические материалы по имитационному моделированию и повышению качества образовательного процесса в ВУЗе.

#### **На защиту выносятся:**

1. Мультиагентная имитационная модель образовательной системы с учетом динамического взаимодействия активных элементов в процессе обучения и накопления знаний;

2. Математические модели и алгоритмы динамики изменения состояния интеллектуальных агентов классов – “Преподаватель” и “Обучаемый” в процессе накопления знаний;

3. Алгоритмы и диалоговые процедуры организации имитационного эксперимента с мультиагентной моделью для нахождения оптимальных вариантов организации учебного процесса.

#### **Апробация работы**

Результаты работы представлены на международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях - ММТТ-21», Саратовский государственный технический университет, Саратов, 2008 г.; международном конгрессе по интеллектуальным системам и информационным технологиям “AIS-IT’09” Дивноморское, 2009 г.; Европейском конгрессе по моделированию и имитации "International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation", Brno, Чехия, 2009 г., международной конференции "Информационные технологии в образовании, технике и медицине". Волгоград, 2009 г., а также опубликованы в журналах: "Информационные технологии моделирования и управления" и "Программные продукты и системы".

**Публикации.** По материалам диссертации опубликовано 9 печатных работ в статьях и материалах международных конференций, в т.ч. одна на английском языке.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения и приложения и содержит 125 страницы основного текста, 22 рисунков, 23 таблиц и листингов, список литературы из 109 наименований и 98 страниц приложения.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении отмечается актуальность детальных исследований систем профессионального обучения с помощью агентных технологий моделирования образовательного процесса накопления знаний с учетом когнитивных, эмоциональных, психофизиологических и социальных факторов. Сформулированы цели и задачи исследований, научная новизна и практическая значимость работы.

В первой главе образовательный процесс рассматривается как сложная многофакторная социальная система, представляющая собой упорядоченное множество ситуаций, событий и действий, обеспечивающих передачу и усвоение учебной информации с накоплением профессиональных знаний, умений и формированием персональных качеств обучаемых.

Проведенный в главе литературный обзор показал, что используемые методы анализа эффективности образовательной системы связаны с экспертными и статистическими оценками состояния отдельных ее элементов и подсистем без учета динамики поведения каждого активного элемента и его прямого влияния на состояние других элементов системы на каждом этапе обучения.

Далее в главе излагается концептуальная модели образовательного процесса накопления знаний, связанная с использованием агентных технологий имитации взаимодействия интеллектуальных агентов классов "преподаватель" и "студент" в сложных ситуациях с нечеткой информацией и конфликтными состояниями по аналогии с интеллектуальным поведением человека в подобных условиях.

Концептуальная схема системы обучения, отражающая процесс обучения в вузе (рис.1) включает три основных блока: обучаемый интеллектуальный агент *AgStud*, имитирующий процесс накопления знаний; интеллектуальный агент *AgTeacher*, передающий знания обучаемому агенту и оценивающий степень их накопления; объектный блок «Среда обучения», отражающий условия обеспечения учебного процесса (расписание занятий, учебно-методические указания, оснащенность аудиторий и т.п.).

Дается описание информационных и психологических характеристик обучаемого и обучающего, а также структурных составляющих процесса обучения: обучаемый субъект (учащийся, студент и т.п.); преподаватель (учитель); цели, инновации и формы обучения; средства информационного и

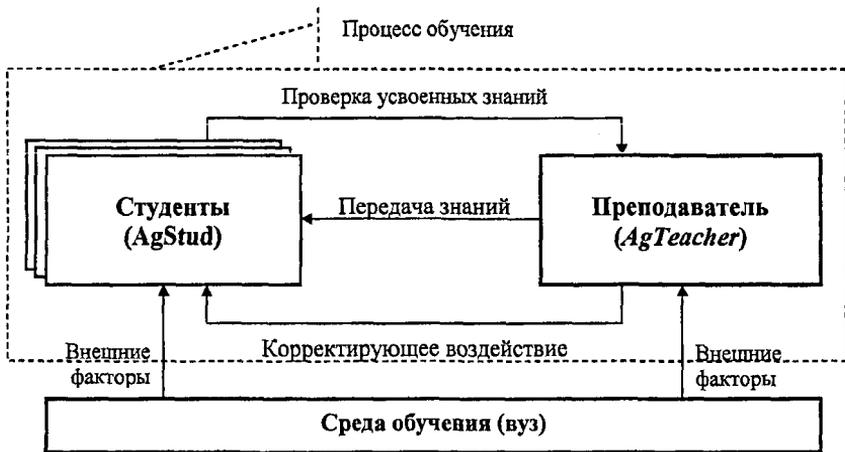


Рис. 1. Концептуальная схема процесса обучения

методического взаимодействия; организация учебного процесса; уровень профессиональной подготовки.

Отмечается, что динамика состояния образовательной системы не может быть прогнозируема изначально аналитически или путем логического анализа, так как она является результатом многошагового взаимодействия множества активных элементов системы и среды обучения.

В связи с этим предлагается разработка мультиагентной имитационной модели образовательной системы накопления знаний как инструмента идентификации и прогнозирования ее состояния на основе математического моделирования процессов представления и передачи учебной информации, ее восприятия обучаемыми агентами, алгоритмизации поведения и взаимодействия агентов и диалоговых алгоритмов поиска оптимальных стратегий повышения качества обучения и уровня знаний в конкретных условиях.

Во второй главе излагается структурно-параметрическое описание интеллектуальных агентов классов «преподаватель» и «обучаемый»

Интеллектуальный агент *AgStud* может быть описан переменными и параметрами когнитивного *Co*, личностного *Ps*, эмоционального *Em* и социального *So* состояний в виде кортежа векторов:

$$AgStud = \{ Co, Ps, Em, So \},$$

где:  $Co_i = \{c_{i1}, \dots, c_{i7}\}$  – вектор параметров когнитивного состояния *i*-го агента, включающий:  $c_{i1}$  - интеллект по IQ;  $c_{i2}$  - внимание;  $c_{i3}$  - способность к восприятию;  $c_{i4}$  - уровень априорных знаний  $J_0$ ;  $c_{i5}$  - коэффициент эффективности переработки информации  $R$ ;  $c_{i6}$  - скорость восприятия информации  $\lambda$ ;  $c_{i7}$  - текущий уровень знаний  $J$ ;

$Em_i = \{e_{i1}, e_{i2}, e_{i3}\}$  – вектор параметров эмоционального состояния *i*-го агента:  $e_{i1}$  - психотип личности;  $e_{i2}$  - степень удовлетворенности обучением;

$e_{i3}$  – эмоциональная реакция;

$Pc_i = \{p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}\}$  – вектор персональных характеристик агента:  $p_{i1}$  – сознательность;  $p_{i2}$  – трудолюбие;  $p_{i3}$  – быстрота утомляемости;

$So_i = \{s_{i1}, s_{i2}\}$  – вектор параметров социального состояния:  $s_{i1}$  – индекс социометрического статуса;  $s_{i2}$  – уровень взаимодействия.

Параметры состояния определялись в результате экспериментальных психологических тестов в группе студентов с последующим нормированием и приведением к универсальному виду условной стеновой шкалы, используемой в теории профессионального подбора персонала.

**Эмоциональная реакция**  $Q_i$  студента на процесс обучения (удовольствие, ожидание, обучение, стремление, безразличие, отрицание и т.п.) зависит от его эмоционального состояния в точке эмоционального гиперпространства с координатами  $q_j$ ;  $j = 1, 15$  (счастье, грусть, злость, скука, сомнение, надежда, страх, интерес, презрение, отвращение, разочарование, удивление, гордость, стыд, чувство вины) и может быть определена множественной регрессией ее конкретного вида от значений координат:

$$Q_i = w_{i0} + \sum_{j=1}^{m_i} w_{ij} q_j; \quad i = 1, 6, \quad (1)$$

где  $q_j$  – балльная субъективная оценка уровня эмоции ( $j$ -й координаты);

$m_i$  – число эмоций, имеющих сильную корреляционную связь с областью  $i$ -й эмоциональной реакции агента ( $i = 1, 6$ ).

При известных или задаваемых оценках координат вектора эмоционального состояния агента в 15-и мерном эмоциональном пространстве после очередного события, определяется область наиболее интенсивной эмоциональной реакции, обуславливающей дальнейшие действия агента.

**Коэффициент психологической напряженности** агента определяется отношением абсолютного количества антагонистических связей к общему количеству взаимодействующих агентов.

**Социальное состояние** агента определяется **индексом социометрического статуса**  $C_i$ , характеризующим степень общительности студента и его отношения к коллективу в целом и рассчитывается с помощью экспертного опроса по формуле:

$$C_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (S_{ij} + S_{ji}); \quad i = 1, N, \quad (2)$$

где  $S_{ij}, S_{ji}$  – количество прямых и обратных связей  $i$ -го агента с другими агентами  $AgStud_j$  в группе с оценками сотрудничества (+1), антагонизма (-1) и безразличия (0) во взаимодействии;  $N$  – число студентов в группе.

Объем новых накапливаемых знаний  $J(t)$  агентом *AgStud* в зависимости от объема представляемой информации  $I_t$  и ее избыточности определяется уравнением:

$$J(t) = R \cdot I_t \cdot \left(1 - \frac{J_0}{I_t}\right) + J_0, \quad (3)$$

где  $R = \frac{J}{I_t}$  – усредненный коэффициент эффективности обучения,

изменяющийся от 1 до 0;

$J_0$  – количественная оценка априорных знаний.

Из формулы (3) следует, что при  $J_0 = I_t$   $J(t)$  остается на уровне априорных знаний  $J_0$ .

Динамику накопления знаний в первом приближении можно описать дифференциальным уравнением первого порядка:

$$T \cdot \frac{dJ(t)}{dt} = R_t \cdot \left(1 - \frac{J_0}{I_t}\right) \cdot I_t - (J(t) - J_0), \quad (4)$$

где  $R_t$  – коэффициент эффективности усвоения информации в текущий момент времени  $t$ ;

$T$  – постоянная времени усвоения единицы новой информации, сек;

Постоянная времени  $T$  обратно пропорциональна *пропускной способности* агента  $\lambda$ , [*ед. информации / ед. времени*], определяющей время переходного процесса и скорость накопления знаний при единичном скачке входной информации в начальный момент времени, т.е.

$$T = \frac{1}{\lambda_0} \quad (5)$$

Пропускная способность зависит в первую очередь от исходного когнитивного состояния обучаемого агента, его априорных знаний, эмоционального состояния и эмоциональной реакции и изменяется в процессе обучения в зависимости от объема воспринятой информации  $J(t)$ , способа представления  $I_t$ , степени тренированности и других факторов.

В общем случае исходное значение  $\lambda_{i0}$   $i$ -го агента – «обучаемого» можно выразить уравнением регрессии от исходных параметров когнитивного и эмоционального, социального состояний и персональных характеристик  $i$ -го агента на основе корреляционного и регрессионного анализа экспериментальных данных в виде:

$$\lambda_{i0} = \alpha_{i0} + \sum_{j=1}^{n_j} \alpha_{ij} c_{ij} + \sum_{k=1}^{n_k} \alpha_{ik} e_{ik} + \sum_{l=1}^{n_l} \alpha_{il} p_{il} + \sum_{r=1}^{n_r} \alpha_{ir} s_{ir}; \quad i=1, N, \quad (6)$$

где  $\alpha_{ij}$  – коэффициенты линейной множественной регрессии;

$c_{ij}$ ,  $e_{ik}$ ,  $p_{il}$ ,  $s_{ir}$  – параметры когнитивного, эмоционального,

персонального и социального состояний  $i$ -го агента, соответственно.

В первом приближении будем считать, что  $\lambda_i$  не изменяется в процессе восприятия текущей информации и зависит главным образом от уровня априорных знаний, эмоционального состояния и персональных характеристик агента.

Тогда *эффективность процесса накопления* знаний  $i$ -м агентом, оцениваемая коэффициентом эффективности переработки представляемой информации  $R_i$  как отношение воспринятой им информации к представленной может быть записана в виде:

$$R_i = \frac{\lambda_{i0} \cdot t}{I_i} = \frac{t}{I_i} \cdot (\alpha_{i0} + \sum_{j=1}^{n_j} \alpha_{ij} c_{ij} + \sum_{k=1}^{n_k} \alpha_{ik} e_{ik} + \sum_{l=1}^{n_l} \alpha_{il} p_{il}); \quad i=1, N, \quad (7)$$

где  $\lambda_{i0}$  – пропускная способность  $i$ -го агента в начальный момент времени.

*Общая эффективность* учебного процесса в группе из  $N$  студентов рассчитывается как:

$$R_{cp} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N R_j. \quad (8)$$

В соответствии с уравнениями (3)-(5) и экспериментальными данными нормированный процесс накопления знаний аппроксимируется функцией вида:

$$J(t) = I_t \cdot (1 - e^{-\lambda t}), \quad (9)$$

где  $I_t$  – объем информации, предъявляемый преподавателем в установленное время обучения  $t$ ;  $\lambda$  – пропускная способность агента - обучаемого, обусловленная психофизиологическими возможностями и состояниями агента в заданных условиях.

Более точное нахождение  $\lambda_{i0}$  достигается использованием алгоритма обучения искусственной нейронной сети, показанной на рис. 2 для наиболее значимых факторов состояния агента  $c_i$ ,  $e_k$  и  $p_l$ .

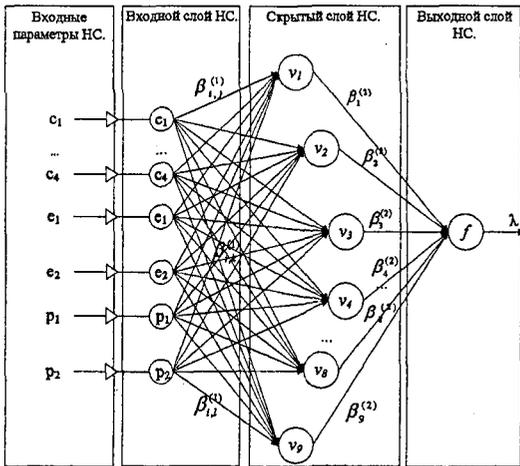


Рис. 2. Нейронная сеть типа многослойный перцептрон для расчета  $\lambda$ .

Для реализуемой сети выходной сигнал  $i$ -го нейрона скрытого слоя представляется функцией:

$$v_i = f \left( \sum_{j=1}^4 \beta_{i,j}^{(1)} \cdot c_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{i,k}^{(1)} \cdot e_k + \sum_{l=1}^2 \beta_{i,l}^{(1)} \cdot p_l \right) \quad i=1,2 \quad (10)$$

где  $c_j, e_k, p_l; \beta_{i,j}, \beta_{i,k}, \beta_{i,l}$  - входные параметры нейронной сети и их весовые коэффициенты.

Тогда выходной слой, где формируется значение пропускной способности обучаемого агента  $\lambda$ , будет иметь вид:

$$\lambda = f \left( \sum_{i=1}^9 \beta_i^{(2)} \cdot v_i \right) \quad (11)$$

В ходе обработки экспериментальных данных, а также проведения экспериментов с различными типами НС наилучшей функцией активации нейрона на обоих слоях была выбрана сигмоидальная униполярная форма, дающая наименьшее отклонение от искомого значения  $\lambda$  в процессе обучения сети.

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (12)$$

В соответствии с этим имеем:

$$v_i = \frac{1}{1 + \exp \left( - \left( \sum_{j=1}^4 \beta_{i,j}^{(1)} \cdot c_j + \sum_{k=1}^2 \beta_{i,k}^{(1)} \cdot e_k + \sum_{l=1}^2 \beta_{i,l}^{(1)} \cdot p_l \right) \right)}$$

После обучения НС функция нахождения  $\lambda$  при известных весовых коэффициентах  $\beta_{ij}$  примет вид:

$$\lambda = \frac{1}{1 + \exp \left( - \sum_{i=1}^9 \beta_i^{(2)} \cdot v_i \right)} \quad (13)$$

В качестве алгоритма обучения сети был выбран наиболее эффективный метод обратного распространения ошибки с целевой функцией в виде суммы квадратов разностей между фактическими  $\lambda_r$  и ожидаемыми расчетными  $\lambda_r^p$  значениями выходных сигналов на  $r$ -м шаге обучения

$$E(\beta) = \sum_{r=1}^q (\lambda_r - \lambda_r^p)^2 \quad (14)$$

Уточнение весовых коэффициентов обучения производится по формуле:

$$\beta_{ir}^{(2)} = \beta_{ir}^{(2)} + \Delta \beta_{ir}^{(2)}; \quad i=1,2,$$

где  $\Delta \beta_{ir}^{(2)}$  - изменение весов  $i$ -го нейрона выходного слоя на  $r$ -м шаге обучения, определяемое как:

$$\Delta \beta_{ir}^{(2)} = -\eta \delta_r^{(2)} v_{ir},$$

где:  $\eta, \delta_r^{(2)}$  - шаг обучения ( $0 < \eta < 1$ ) и ошибка сети для выходного слоя, соответственно.

Полученная в работе ошибка обучения нейронной сети MLP-7-9-1 равнялась 0,03 при средней квадратичной ошибке 0,07. Обучающая выборка составила 130 человек.

На основании результатов эксперимента была проведена кластеризация агентов "студент" по четырем уровням усвоения знаний: *отлично, хорошо, удовлетворительно, плохо* (таблицы 1, 2) с использованием алгоритма k-means (k-средних).

Таблица 1

Средние значения показателей принадлежности кластеру

Уровень обучения	c1	c2	c3	c4	e2	p1	p2	% студентов, принадлежащих кластеру
отлично	0.88	0.56	0.77	0.87	0.81	0.87	0.86	16.15
хорошо	0.65	0.39	0.41	0.67	0.65	0.63	0.67	36.15
удовлетворительно	0.36	0.30	0.24	0.47	0.42	0.34	0.34	30.77
плохо	0.14	0.23	0.09	0.24	0.33	0.21	0.15	16.92

Таблица 2

Дисперсии разброса показателей принадлежности кластеру

Уровень обучения	c1	c2	c3	c4	e2	p1	p2
отлично	0.044	0.119	0.159	0.072	0.075	0.146	0.156
хорошо	0.097	0.035	0.074	0.093	0.099	0.123	0.128
удовлетворительно	0.084	0.018	0.050	0.092	0.151	0.159	0.117
плохо	0.039	0.027	0.077	0.150	0.080	0.229	0.187

Алгоритм сводится к минимизации на каждой итерации среднеквадратичного отклонения для каждого кластера с вычислением центра масс и повторением разбиения на кластеры в соответствии с тем, какой из новых центров оказался ближе по выбранной метрике. Алгоритм завершается, когда на очередной итерации не происходит изменения кластеров.

По методу k-средних кластеризация сводится к минимизации среднеквадратичного отклонения на точках каждого кластера:

$$V_k = \sum_{i=1}^4 \sum_{x_j \in c_j, e_j, p_j} (x_j - \mu_j)^2,$$

где  $k$ -количество оцениваемых параметров,  $x_j$  значение параметра (когнитивного, эмоционально, персонального),  $\mu_j$  - центр масс  $i$ -го кластера.

Для оценки уровня накопленных знаний на основе общепринятой пятибалльной системы применяется аппарат нечетких множеств с лингвистической переменной "Оценка", характеризуемой уровнем знаний  $i$ -го студента ( $U_i = [0, 1]$ ) и терм-множеством  $T = \{ "Отлично", "Хорошо", "Удовлетворительно", "неудовлетворительно" \}$  с функцией принадлежности:

$$\mu_{\tau}(u) = \exp \left[ - \left( \frac{x-c}{\delta} \right)^2 \right]$$

где,  $c$  – центр нечеткого множества;

$\delta$  – параметр, отвечающий за крутизну функции.

По результатам кластеризации были выявлены параметры  $c$  и  $\delta$  как математическое ожидание и дисперсия, разброса среднего бала за период обучения (таблица 3)

Таблица 3

Математическое ожидание и дисперсия среднего бала успеваемости студентов.

Параметры $c$ и $\delta$	Отлично	Хорошо	Удовлетворительно	Неудовлетворительно
Математическое ожидание	0.877	0.720	0.532	0.337
Дисперсия	0.035	0.044	0.076	0.063

Тогда в графическом виде функция принадлежности имеет следующий вид (рис.3):

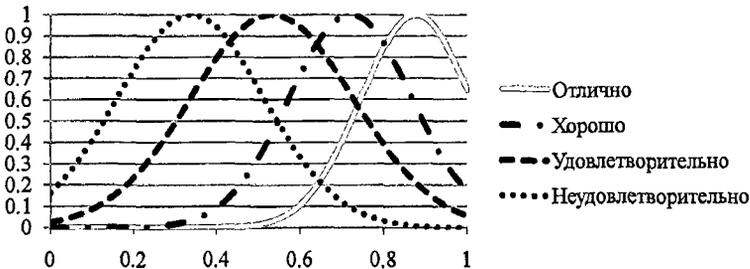


Рис 3. Функция принадлежности уровня знаний студента к оценке.

Тогда в качестве значения лингвистической переменной (оценки) следует принять тот терм, чья функция принадлежности достигает максимального значения.

Формализованный выше подход к определению оценки позволяет настраивать модель по уровню лояльности преподавателя к предъявляемым студентом знаниям, обеспечивая тем самым гибкость модели накопления знаний.

Математические модели (1)-(7) и продукционные правила поведения агентов позволяют составить описание состояния и поведения агентов в зависимости от ситуации взаимодействия с другими агентами и средой.

Агент “преподаватель” *AgTeach* характеризуется главным образом кортежем состояния:

$$AgTeach = \{ Co, Em \},$$

где  $Co = \{c_1, c_2, c_3\}$  - вектор когнитивного состояния, включающий:  
 $c_1$  - базу знаний,  $c_2$  - уровень умений,  $c_3$  - степень владения предметной областью;

$Em = \{e_1, e_2\}$  - вектор переменных эмоционального состояния, характеризующий:  $e_1$  - нервно-психологическую устойчивость;  $e_2$  - психотип личности;  $e_3$  - степень удовлетворенности результатами обучения и др.

Основные события, связанные с поведением агента *AgTeach*, сводятся к следующему:

1. Передача знаний студентам в соответствии с учебным планом в течение аудиторных занятий. При этом качество транслируемой информации определяется когнитивным и эмоциональным состоянием преподавателя и оснащенностью аудиторий.

2. Промежуточный контроль успеваемости, аттестация и рейтинговая оценка студентов.

3. Итоговый контроль знаний (зачет, экзамен, переход к следующему этапу обучения).

В третьей главе описывается построение имитационных моделей интеллектуальных агентов классов «студент» и «преподаватель» на объектно-ориентированном языке описания моделей *Simplex-MDL (Model Description Language)* в виде базисных MDL-компонентов с декларированием переменных состояния, сенсорных связей и описанием динамики поведения агентов в процессе обучения в виде алгебраических и дифференциальных уравнений (3)-(4) и последовательности событий.

Базисные MDL - компоненты, описывающие состояние и динамику ИА *AgStud*, объединяются с помощью структурного компонента HIGH LEVEL COMPONENT *AgStud*, задающего структуру взаимосвязей между базисными компонентами состояния в виде *Emotion.EmReaction --> Behaviour. EmReaction* и т.п., указывающим в данном случае на передачу переменной *EmReaction* из базисного компонента *Emotion* в компонент *Behaviour* для формирования стратегии поведения агента.

Фрагмент описания структурного MDL -компонента имеет вид:

```

HIGH LEVEL COMPONENT AgStud
SUBCOMPONENTS
  Cognition,
  Emotion,
  Personality,
  Social,
  Behaviour
# Компоненты состояния агента:
# когнитивное состояние
# эмоциональное состояние
# персональное состояние
# социальное состояние
# поведение агента

INPUT CONNECTIONS
  Time[k] --> Behaviour. Time[k]
  V[k] --> Behaviour.V[k]
  I --> Cognition.I;
# Входные переменные
# Time[k] - время начала k-го цикла
# аудиторных занятий,
# V[k] -характеристики среды обучения
# Количество входной информации

OUTPUT EQUIVALENCES
# Выходные переменные

```

J := Behaviour.J;

# Количество усвоенной информации

.....  
COMPONENT CONNECTIONS # Описание связей между субкомпонентами *AgStud*  
Emotion.EmReaction --> Behaviour.EmReaction;  
Social.SocNeed --> Behaviour.SocAkt;  
Social.SocActual --> Behaviour.SocBed;  
Behaviour.PresAction --> (Cognition.PresAction, Personality.PresAction,  
Social.PresAction, Emotion.PresAction);  
Behaviour.TimeRelax --> Personality.TimeRelax;

.....  
END OF *AgStud*

Описание агента *AgTeach* в соответствии с параметрической моделью состоит из трех независимых боков: поведение (Behavior), когнитивное состояние (Cognition) и эмоциональное состояние (Emotion) и аналогично по своей структуре *AgStud*.

Далее в главе рассматривается общий алгоритм моделируемого учебного процесса с фазами активного обучения с преподавателем, самостоятельной работы и свободного времени (рис. 4).

В начале цикла моделирования задаются характеристики агентов *AgStud* и *AgTeacher* и рассчитываются исходные значения параметров и переменных векторов эмоционального, когнитивного, социального и персонального состояний.

Далее агенту сообщается расписание лекционных, практических и лабораторных занятий и свободное время, в которое он может заниматься самостоятельно или с другими агентами *AgStud*, консультациями с преподавателем *AgTeacher* или просто отдыхать.

В зависимости от уровня эмоциональной напряженности, когнитивного состояния и других факторов происходит процесс накопления знаний в соответствии с математическим описанием (1) – (10), представленным во второй главе.

После проведения занятий, агент *AgStud* оценивает уровень полученных знаний и при неудовлетворенной оценке переходит в фазу самостоятельного пополнения базы знаний с индивидуальной или кооперативной стратегиями.

Оценка уровня полученных знаний в большинстве случаев связана с переговорным процессом и достижением согласия путем интерактивного обмена информацией в форме вопросов и ответов, на основе которого выставляется рейтинговая оценка *Ball*.

Если обучаемый успешно ответил на вопросы и согласен с полученной оценкой, процесс заканчивается. В противном случае диалог продолжается с предъявлением дополнительных вопросов до наступления согласия, либо выставления неудовлетворительной оценки.

**Четвертая глава** посвящена построению мультиагентной модели образовательной системы накопления знаний

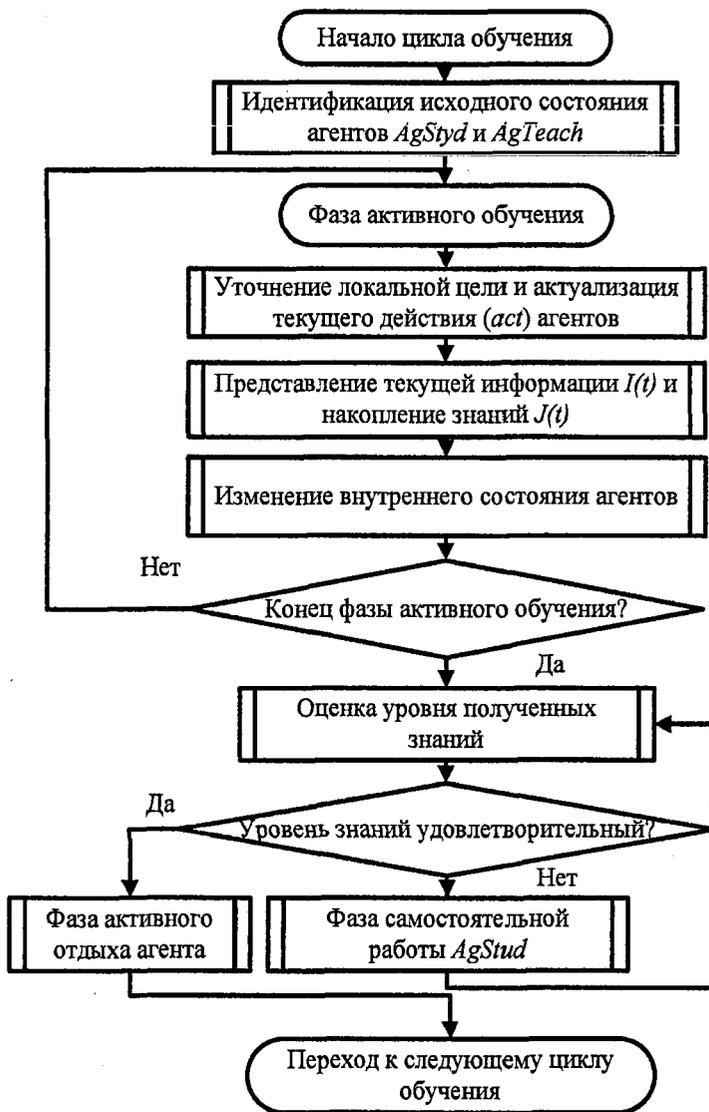


Рис. 4. Общий алгоритм учебного процесса накопления знаний

В соответствии с концептуальной схемой (рис.1) мультиагентная имитационная модель *Learning* включает пять базисных компонентов (рис. 5): *AgStud*, *AgTeach*, компонент *Area* - «среда обучения»; компонент *Statistic* - «текущая успеваемость и оценка эффективности», компонент *Connexion* - для адресного обмена сообщениями между агентами *AgStud* и *AgTeach*.

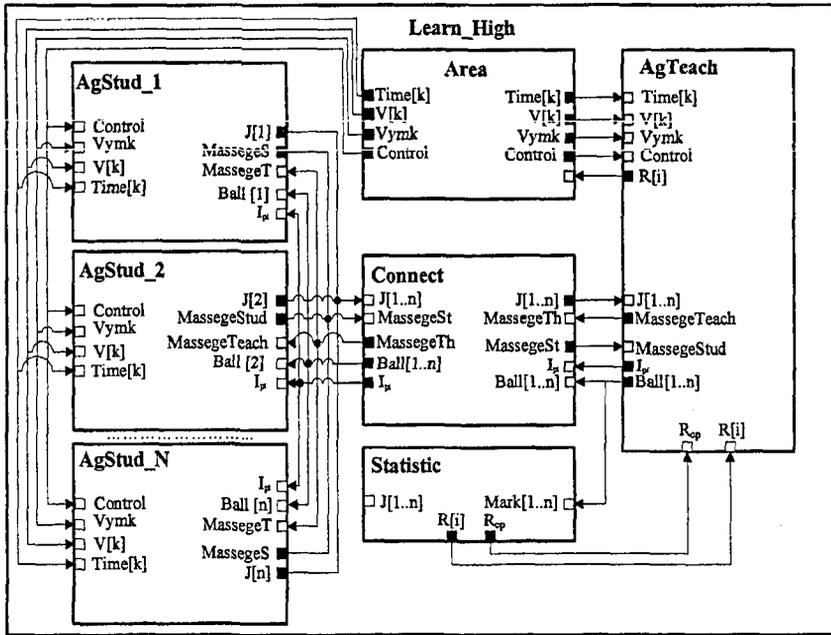


Рис. 5. Мультиагентная имитационная модель *Learning*

$Time[k]$  – время начала  $k$ -го цикла аудиторных занятий,  $k=1..3$ ;  $V[k]$  – характеристики среды обучения (оснащенность компьютерами, мультимедийными средствами, интернет и т.п.);  $V_{ymk}$  – учебные планы и графики лекционных, практических и лабораторных занятий на семестр;  $Control$  – информация о времени проведения и виде контроля;  $J[i]$  – информация о накопленных знаниях  $i$ -го агента;  $I_{pi}$  – поток информации от преподавателя,  $MassegeStud$  – мобильный компонент с сообщениями от агентов *AgStud*,  $MassegeTeach$  – мобильный компонент сообщений от агента *AgTeach*,  $Ball[i]$  – оценка  $i$ -го студента.

Обмен сообщениями между агентами обеспечивается с одной стороны **мобильным компонентом *MessageStud***, передающим информацию от агентов *AgStud*, агенту *AgTeach* об эмоциональной реакции, социальной потребности, запрос о помощи; и с другой стороны **мобильным компонентом *MessageTeach*** с оценкой  $Ball[i]$   $i$ -у студенту и персональной информацией (дополнительный контроль, поощрение или порицание, дополнительные занятия и т.п.).

Пример мобильного компонента *MessageStud* имеет вид:

MOBILE COMPONENT *MessageStud*

LOCAL DEFINITIONS

VALUE SET

# Тип сообщения: помощь, дополнительная информация, ничего не нужно

```

    MessageType : ('Help', 'NewKnow', 'Nothing')
    # Эмоциональная реакция: удовольствие, ожидание, обучение, стремление,
    # безразличие, отрицание
    StateEmotions : ('Pleasure', 'expectation', 'training', 'Aspiration', '
    indifference', 'negation')
DECLARATION OF ELEMENTS
STATE VARIABLES
DISCRETE
    Sender (INTEGER) := 0,           # индекс отправителя
    Receiver (INTEGER) := 0,        # индекс получателя
    Type (MessageType) := 'Nothing', # тип сообщения
    Em (StateEmotions) := 'expectation', # эмоциональная реакция
    SocNeed (REAL) := 0,            # уровень социальной потребности
    TStamt(REAL) := 0,              # время сообщения

```

END OF *MessageStud*

Структурные и базисные *MDL*-компоненты объединяются в мультиагентную имитационную модель с помощью структурного компонента верхнего уровня *HIGH LEVEL COMPONENT Learning\_High*, задающего структуру взаимосвязей между моделями, сенсорных переменных и накопительных массивов сообщений (*Location*).

HIGH LEVEL COMPONENT *Learning\_High*

DIMENSIONS

NAgS := 20 # Количество агентов *AgStud*

SUBCOMPONENTS

Area, # Внешняя среда  
 ARRAY [NAgS] AgStud, # Массив агентов *AgStud*  
 AgTeach, # Агент *AgTeach*  
 Connect, # Взаимосвязи агентов  
 Statistic # Компонент статистики

COMPONENT CONNECTIONS # Описание связей

Area.Time[k] --> (AgStud{ALL i}.Time[k], AgTeach.Time[k]);

Area.V[k] --> (AgStud{ALL i}.V[k], AgTeach.V[k]);

Area.Control --> (AgStud{ALL i}.Control, AgTeach.Control);

.....  
 AgStud {ALL i}.J --> Statistik.J[i];

AgTeach.Ball{ALL i} --> Statistik.Ball[i];

END OF *Learning\_High*

Из блока *Area* (среда обучения) агентам *AgStud* (студент) и *AgTeach* (учитель) по каналам сенсорных связей передается организационная информация о времени начала лекционных, практических и лабораторных занятий, *Time[k]*;  $k=1..3$ ; характеристики среды обучения *V[k]* (оснащенность компьютерами, мультимедийными средствами, интернет и т.п.); план лекционных, практических и лабораторных занятий на семестр  $V_{умк}$ ;

информация о времени проведения и типе контроля *Control* накопленных знаний –  $J_i$ .

От агента *AgTeach* каждому агенту *AgStud* через компонент *Connect* поступает поток учебной информации  $I$ , программа контроля *ActControl* и оценка, выставляемая преподавателем  $i$ -у студенту *Ball.*

В свою очередь, агент *AgTeach* через компонент *Connect* получает от агентов *AgStud<sub>i</sub>* информацию о накопленных знаниях  $J_i$   $i$ -го агента, социальной потребности его в работе с преподавателем, целях обучения, эмоциональной реакции; вопросы и оценки качества преподавания и др.

В пятой главе рассматривается организация имитационного эксперимента с оценкой результатов мультиагентного моделирования образовательной системы.

Имитационный эксперимент, описанный на специализированном языке *Simplex-EDL* заключался в генерации параметров исходного состояния системы (времени проведения занятий, начальных психологических характеристик агентов) и моделировании ситуаций, возникающих в динамике временных и условных событий изменения состояния и взаимодействия ИА, включающих в себя фазы обучения и контроля.

Для нахождения и прогнозирования оптимальных решений проводятся эксперименты с моделью при изменении стратегии поведения агента «преподаватель» во время проведения занятий и передачи необходимой для обучения информации.

В результате имитационного моделирования на основе исходных данных и параметрических описаний получены графики изменения уровня знаний студента в процессе активной и самостоятельной фаз обучения (рис.6,7).

На графике (рис. 6) отображена тенденция накопления знаний учащихся. Во время моделирования от 0 до 4,5 часов наблюдается рост знаний агентов в активной фазе обучения.

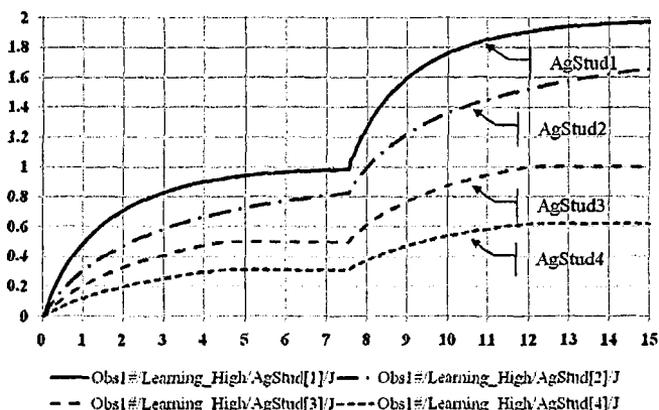


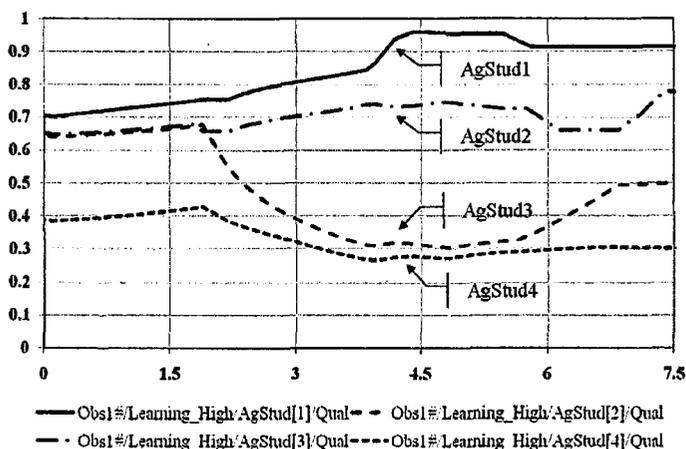
Рис. 6. Графики накопления знаний агентами *AgStud* в фазе активного обучения

Из графика видно, что наиболее успешное накопление знаний показывает агент *AgStud1* за счет высоких когнитивных, эмоциональных, социальных и личностных характеристик и уровня априорных знаний.

Агент *AgStud2* по сравнению с *AgStud1* имеет более низкие когнитивные характеристики и запаздывает в процессе усвоения представляемой информации. Однако за счет высоких личностных характеристик (стремления к обучению) он приближается к уровню знаний агента *AgStud1*.

Состояние агента *AgStud3* соответствует удовлетворительному уровню, но при хорошей самостоятельной проработке материала и более активном взаимодействии имеет более высокий уровень знаний, чем агент *AgStud4*, состояние которого находится на неудовлетворительном уровне.

На рис. 7 видно, как в цикле учебного процесса с активной (0 - 4,5 ч)



**Рис. 7. Изменения эффективности накопления знаний агентами в фазах активного и самостоятельного обучения**

0 - 4,5 ч - активная фаза лекционных, практических и лабораторных занятий;  
4,5 - 7,5 ч - фаза самообучения, самоконтроля и упражнений

и самостоятельной (4,5-7,5 ч) фазами работы изменяется общая эффективность обучения агентов с учетом изменения их когнитивного  $Co$ , эмоционального  $Q_i$  и социального  $So$  состояний.

На разных этапах активного (0-4,5 ч) и самостоятельного (4,5-7,5 ч) обучения агенты *AgStud* изменяют свое общее состояние в соответствии с показателем эффективности обучения, параметрами когнитивного и эмоционального состояний и социального статуса.

В результате имитационного эксперимента были получены прогнозируемые оценки знаний агентов *AgStud*, приведенные в таблице 4 в сравнении с фактическими экспериментальными данными.

Таблица 4.

## Сравнение результатов моделирования

№ агента	c1	c2	c3	c4	e2	p1	p1	s1	реальная оценка	прогнозируемая оценка
45	0.22	0.27	0.20	0.60	0.33	0.10	0.20	0.00	2	2
7	0.29	0.27	0.2	0.6	0.30	0.20	0.20	0.67	3	2
61	0.50	0.32	0.30	0.80	0.47	0.40	0.50	0.67	3	3
3	0.69	0.41	0.40	0.80	0.73	0.70	0.70	0.33	4	4
11	0.84	0.48	0.60	1.00	0.80	0.90	0.90	0.33	5	5

Как видно из таблицы, модель дает достаточно точные результаты.

В экспериментах с 40 агентами абсолютная погрешность между оценками реальной группы студентов и агентами составила около 11% и обусловлена большим количеством слабо формализованных субъективных факторов и сложностью моделируемого процесса.

В заключении обобщены наиболее существенные результаты исследования и вытекающие из них основные выводы, практические рекомендации по совершенствованию и оптимизации образовательного процесса в ВУЗе.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

1. Предлагаемая мультиагентная имитационная модель взаимодействия активных элементов системы в условиях сложно-формализуемой задачи передачи и накопления знаний дает возможность идентифицировать и прогнозировать состояние образовательной системы, являющееся результатом многошагового взаимодействия множества активных элементов системы и среды обучения.

2. Разработана функциональная модель интеллектуального агента с параметрическим описанием блоков его состояния и цели, динамики поведения и взаимодействия с другими агентами.

3. Разработаны статические и динамические математические модели накопления знаний и нейросетевая технология определения пропускной способности обучаемого агента в процессе усвоения учебной информации в зависимости от параметров его интеллектуального, эмоционального и социального состояний.

4. Предложены математические модели эмоционального состояния и эмоциональной реакции агента в многомерном эмоциональном пространстве в зависимости от представляемой информации о достижении цели.

5. Разработанные математические модели изменения состояния агентов в процессе накопления знаний могут быть реализованы в мультиагентной имитационной модели образовательного процесса в универсальной

имитационной системе *Simplex3* на объектно-ориентированном языке моделирования *Simplex-MDL* и языке описания эксперимента *Simplex-EDL*.

6. Для поиска оптимальных планов и стратегий процесса обучения разработаны алгоритмы и диалоговые процедуры организации имитационного эксперимента с моделью на языке описания эксперимента *Simplex-EDL*.

7. Проведена кластеризация модели обучаемого по психологическим показателям и конечному уровню знаний агента «студент».

8. Разработанный пользовательский интерфейс обеспечивает диалоговый режим работы с имитационной моделью для проведения эксперимента с различными параметрами состояния и стратегиями поведения агентов.

9. Подтверждена адекватность модели прогнозирования мульти-агентной имитационной модели накопления знаний.

10. Произведена оптимизация модели путем увеличения времени познания и алгоритмов поведения агента преподаватель для максимизации среднего балла обучаемых.

## СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ

1. Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А. Имитационная система моделирования и управления качеством образовательного процесса // Вестник Международной Академии Системных Исследования. Информатика, Экология, Экономика. Том 10, часть II, М., 2007. – С.31-39

2. Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А. Агентно-ориентированная имитационная модель образовательного процесса // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям “AIS-IT’09”. М:Физматлит. – 2009. Т.2, с. 301-307

3. Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А. Мультиагентное имитационное моделирование процессов обучения // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям “AIS-IT’10”. М:Физматлит. – 2010. Т.1, с.147-152

4. Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А. Мультиагентное имитационное моделирование процесса накопления знаний // Программные продукты и системы. №1, 2011. – С. 47-52

5. Ivashkin Y.A., Nazoikin E.A. Agent-Based Simulation Model of Educational Process in the Student Group // International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation – Brno, Czech Republic, 2009. – P.132-137

6. Назойкин Е.А. Агентно-ориентированная имитационная модель процесса подготовки студентов / Е.А. Назойкин // Математические Методы в Технике и Технологиях (ММТТ- 21) : сб. тр. XXI Междунар. науч. конф. / Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2008. – С. 170-173.

7. Назойкин Е.А. Имитационная модель образовательного процесса в группе студентов / Е.А. Назойкин // Информационные технологии в

образовании, технике и медицине : материалы междунар. конференции. / Волгоград : ВолгГТУ, 2009. – С. 41–42

8. Назойкин Е.А. Агентно-ориентированные технологии прогнозирования качества образовательного процесса // Информационные технологии моделирования и управления, 1(66), 2011. – С. 19-25

9. Назойкин Е.А. Мультиагентное моделирование учебного процесса передачи и накопления знаний // Системы управления и информационные технологии, 1.1(43), 2011. – С. 159-162

10. Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А. Моделирование систем. Структурно-параметрические и агентно-ориентированные технологии : лабораторный практикум / Ю.А. Ивашкин, Е.А. Назойкин. – М. : МГУПБ, 2010. - 134 с.



Издательство ООО «Франтера»  
ОГР № 1067746281514 от 15.02.2006г.  
Москва, Талалихина, 33

Отпечатано в типографии ООО «Франтера»  
Подписано к печати 12.04.2011г.  
Формат 60x84/16. Бумага «Офсетная №1» 80г/м<sup>2</sup>.  
Печать трафаретная. Усл.печ.л. 1,50. Тираж 100. Заказ 415.

**WWW.FRANTERA.RU**