

На правах рукописи



Киселева Екатерина Игоревна

**РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ОБУЧАЮЩЕЙ СИСТЕМЫ И
АЛГОРИТМОВ ОПТИМИЗАЦИИ ЕЕ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ С
ПОМОЩЬЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ**

специальность 05.13.17 – теоретические основы информатики

Автореферат диссертации

на соискание ученой степени
кандидата физико–математических наук

ВОРОНЕЖ – 2018

Работа выполнена на кафедре педагогики и методики дошкольного и начального образования Воронежского государственного педагогического университета.

Научный руководитель: доктор технических наук,
профессор Астахова Ирина Федоровна

Официальные оппоненты: Сухомлин Владимир Александрович,
доктор технических наук, профессор,
ФГБОУ ВО «Московский государственный
университет», лаборатория открытых
информационных технологий, заведующий

Дуденков Владимир Михайлович,
кандидат физико-математических наук,
ООО «ТН» (г. Воронеж), отдел интернет-
разработок, руководитель группы
программистов

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Вологодский государственный
университет»

Защита состоится «5» декабря 2018 г. в 15 часов 10 минут на заседании диссертационного совета Д 212.038.20 при ФГБОУ ВО «Воронежский государственный университет» по адресу: 394018, г. Воронеж, Университетская пл.,1, главный корпус, ауд. 333.

С диссертацией можно ознакомиться в научной библиотеке Воронежского государственного университета, а также на сайте http://www.science.vsu.ru/dissertations/6438/Диссертация_Киселева_Е.И..pdf

Автореферат разослан « » 2018 г.

Ученый секретарь
диссертационного
совета Д 212.038.20



С.А. Шабров

Общая характеристика работы

Введение

Актуальность. Развитие компьютерных технологий предоставляет большие возможности для модернизации процесса обучения. В современную практику вошло множество новых понятий: единое образовательное пространство, единая образовательная информационная среда, виртуальный университет, массовые открытые онлайн курсы.

В разработке и реализации алгоритмов функционирования обучающих систем с применением компьютерных технологий приняли участие Г.А. Балл, Е.И. Машбиц, Л.В. Зайцева, Л.П. Новицкий, Л.А. Растрин, Эренштейн М.Х., Ю.И. Лобанов А.Д. Селиванов, В.В. Съедин, Токарева В.С., Е.Н. Пасхин, А.Н. Печников. Развитие сетевых технологий и распространение сети Интернет открыло новые образовательные возможности, создав предпосылки для развития дистанционного обучения и интеллектуальных обучающих систем. Появились и вошли в практику образования массовые открытые онлайн курсы и платформы, предоставляющие возможности для разработки программ дистанционного обучения.

Одними из современных средств обучения с применением компьютерных технологий являются сетевые банки практических заданий, которые широко используются при подготовке школьников к ОГЭ и ЕГЭ. Однако решение всех заданий, содержащихся в подобном банке, требует больших временных затрат из-за большого количества однотипных заданий. В настоящее время отсутствуют алгоритмы выбора оптимального набора заданий, достаточного для достижения поставленных целей.

Интенсивное развитие электронного образования (Electronic learning, E-learning) обусловлено его доступностью, гибкостью, разнообразием используемых средств. Созданы системы, позволяющие организовать и управлять процессом электронного обучения (Learning management systems, LMS – системы управления обучением).

Среди таких обучающих систем можно выделить систему КАДИС, которая используется в настоящее время в некоторых высших учебных заведениях, систему АОСМИКРО, которая предоставляет возможность удаленного доступа, возможность автоматического анализа ответов, позволяет собирать и обрабатывать статистику работы в системе.

Широкую известность получили информационные решения Blackboard Learn, программные продукты E-Learning Server 4G, которые позволяют создавать учебные курсы, тесты, учебные модули, проводить вебинары и видеоконференции, мотивировать обучающихся, отслеживать их активность.

Системы такого рода независимы от конкретной предметной среды обучения. Однако их универсальность не позволяет учитывать индивидуальные особенности учащихся и преподавателей при организации занятий. Разработка обучающих курсов и поддержание работы системы требуют значительных временных и финансовых затрат. Эффективность созданных курсов зависит от

возможностей его разработчиков и может быть исследована только в процессе их функционирования.

Другим недостатком современных автоматизированных обучающих систем является их ориентированность на теоретический материал, недостаточное разнообразие дидактических средств, необходимость привлечения программистов для адаптации и видоизменения системы, что снижает ее доступность и экономическую целесообразность.

Современные адаптивные обучающие системы, основанные на применении интеллектуальных технологий, не обладают этими недостатками, однако они имеют ограниченную сферу применения, так как процесс обучения в различных предметных областях существенно отличается.

В настоящее время существуют исследования, направленные на автоматизацию организации и управления обучением в системе дистанционного образования на основе технологий искусственного интеллекта. Для организации работы обучающих систем широко применяются методы нечеткой логики и искусственных нейронных сетей, генетические алгоритмы. Г. А. Самигулиной разработана экспертная система на основе искусственных иммунных систем, которая позволяет оценивать интеллектуальный потенциал обучающегося, и на этой основе предлагать индивидуальную программу обучения. А.В. Зубовым и Т.С. Денисовой предложена разработка экспертной интернет системы для дистанционного обучения, имеющей возможность анализировать его эффективность на основе тестов, разработанных специалистами в этой области. В.Г. Никитиным и Е.Ю. Бердниковичем разработаны мультимедийные курсы с элементами адаптивного тестирования.

Существующие в настоящее время методы автоматизации разработки и оптимизации обучающих курсов в системах являются недостаточно эффективными и характеризуются узкой направленностью, связанной с конкретной предметной областью. В виду исключительного многообразия практических ситуаций, возникающих при решении задачи создания и оптимизации обучающих курсов, первостепенное значение приобретает исследование системных связей между параметрами с целью построения модели обучающей системы и синтеза информационных технологий, обеспечивающих гибкую настройку для различных предметных областей.

Так же возникают проблемные вопросы разработки алгоритмического и программного обеспечения процедур автоматизации создания и оптимизации учебных курсов в рамках системы с применением компьютерных технологий.

Актуальность исследования определяется необходимостью повышения эффективности решения задачи автоматизации разработки и оптимизации обучающих курсов на основе внедрения новых информационных технологий в различные сферы человеческой жизнедеятельности.

В настоящее время отсутствует единая теория формализации учебного процесса по многим компонентам. Настоящее исследование направлено на решение задачи формализации учебного процесса по нескольким

составляющим с использованием алгоритмов и методов искусственного интеллекта.

Цель работы и основные задачи. Целью работы является разработка и исследование модели формализации учебного процесса с использованием методов и алгоритмов искусственного интеллекта. Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

1. Разработать математическую модель обучающей системы.
2. Создать алгоритмы оптимизации структуры теоретической и содержания практической частей учебного курса и искусственные иммунные системы для их реализации.
3. Разработать специальное программное обеспечение, реализующее разработанные алгоритмы.

Методы исследования. При решении поставленных задач использовались методы дискретной математики, нейронных сетей, искусственной иммунной системы, методы математического моделирования и объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна. Научная новизна исследования заключается в следующем:

1. Разработана математическая модель обучающей системы, отличающаяся формализацией учебного процесса и позволяющая получать новые учебные курсы.
2. Разработаны алгоритмы оптимизации структуры теоретической и содержания практической составляющих учебного курса, отличающиеся использованием искусственной иммунной системы и позволяющие определить их наилучшую структуру.
3. Создано специальное программное обеспечение, отличающееся объединением описанных методов в единую систему, что позволило упростить задачу разработки и оптимизации учебных курсов и оценки результатов тестирования обучающихся.

Личный вклад автора. Основные результаты исследований по теме диссертации были получены лично автором и опубликованы в соавторстве с научным руководителем. Научным руководителем определены основные направления исследования.

Теоретическая и практическая ценность. Работа имеет теоретический и практический характер. В работе создана математическая модель обучающей системы, проведено исследование модели с использованием теории алгебр и бинарных отношений, разработаны алгоритмы оптимизации ее отдельных компонентов.

Практическая ценность работы состоит в возможности использования разработанных алгоритмов в программном обеспечении для обучающей системы на основе интеллектуальных методов. Результаты работы используются и тестируются в процессе организации самостоятельной работы студентов в Воронежском государственном педагогическом университете. По результатам работы получено свидетельство о государственной регистрации

программы для ЭВМ № 2017661540 «Система организации и контроля самостоятельной работы студентов по теме «Элементы теории множеств» от 16 октября 2017 г.

Апробация работы. Результаты, представленные в диссертации, докладывались и обсуждались на XI Международной научно-практической конференции "Современные информационные технологии и ИТ-образование", (Москва, 2016), на III международной конференции «Информационные технологии и нанотехнологии», (Самара, 2017), на XII Международной научно-практической конференции "Современные информационные технологии и ИТ-образование", (Москва, 2017).

Публикации. Результаты диссертации опубликованы в 7 работах. 3 работы опубликованы в журналах, индексируемых в ВАК. Получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Из совместных работ в диссертацию вошли только результаты, принадлежащие лично диссертанту.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, 4 глав, разбитых на параграфы, заключения, списка используемой литературы из 113 источников, 2 приложений. Общий объем диссертации 113 страниц. Работа содержит 24 рисунка и 15 таблиц.

Область исследования. Диссертационная работа соответствует следующим пунктам паспорта специальности 05.13.17 – Теоретические основы информатики:

1. Исследование, в том числе с помощью средств вычислительной техники, информационных процессов, информационных потребностей коллективных и индивидуальных пользователей.

13. Применение бионических принципов, методов и моделей в информационных технологиях.

На защиту выносятся:

1. Математическая модель формализации учебного процесса.
2. Алгоритмы оптимизации структуры теоретической и содержания практической составляющих курса.

3. Программный комплекс, реализующий разработанные алгоритмы в обучающей системе.

Краткое содержание работы

Во введении обоснованы цели и задачи исследования, его научная новизна, представлена теоретическая и практическая ценность работы, обосновано соответствие паспорту специальности.

Первая глава содержит обзор существующих методов и разработок, направленных на решение поставленных задач (производится сравнительный анализ существующих обучающих средств с использованием компьютерных технологий). В работе присутствует общая классификация обучающих средств, проводится анализ существующих разработок в этой области, выявляются слабые стороны и трудности их применения. Определенное место в

исследовании занимает анализ интеллектуальных моделей и методов, применяемых в обучении с использованием компьютерных технологий.

Во второй главе описаны структурная и математическая модели обучающей системы.



Рисунок 1 Структурная модель обучающей системы

Основой для создания структурной модели обучающей системы (рис.1) являлась модель учебного процесса. Целевой компонент определяет деятельность преподавателя в системе, которая выражается в построении содержания и методов обучения. Содержательный компонент включает в себя теоретический и практический материал, который составляет содержание курсов в системе. Компонент контроля позволяет определить, достигнуты ли цели обучения. Компонент сбора и анализа статистики позволяет сохранять сведения о работе обучающихся в образовательной системе. Собранные данные используются для оптимизации содержания и методов обучения.

Математическую модель обучающей системы можно представить следующим образом:

$$URS = \langle K, C, PP, PO \rangle, \quad (1)$$

где K – множество учебных курсов обучающей системы, C – множество компетенций, формируемых у обучающихся в результате освоения курсов системы, PP – множество профилей преподавателей, PO – множество профилей обучающихся в системе.

$$\text{Пусть множество учебных курсов } K = \{K_i\}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (2)$$

где K_i – учебный курс, который представлен кортежем

$$K_i = \langle G_i, CT_i, EM_i, Q_i \rangle, \quad i = 1, \dots, n, \quad (3)$$

где G_i – множество компетенций, формируемых в результате изучения курса, CT_i – граф содержания курса, EM_i – учебный контент курса, Q_i – фонд оценочных средств.

$$\text{Множество компетенций } G_i = \{g_{ij}\}, \quad i = 1, \dots, n; \quad j = 1, \dots, m, \quad (4)$$

формируемых в результате изучения i -го курса, является подмножеством множества C компетенций и включает g_{ij} – компетенции, формируемые в процессе изучения i – го курса, n – количество учебных курсов в системе, m – количество компетенций, формируемых в процессе изучения курса с номером i . Множество компетенций формируется при проектировании учебного процесса, реализуемого обучающей системой.

Граф учебного содержания может быть представлен следующим образом:

$$CT_i = \langle CTN_i, CTR_i \rangle, \quad (5)$$

где CTN_i – множество вершин графа, каждая из которых соответствует дидактической единице данного курса, CTR_i – множество ребер графа, отражающих связи между дидактическими единицами курса. Элемент $(ctn_{ir}, ctn_{it}) \in CTR_i$ указывает на наличие непосредственной связи между дидактическими единицами ctn_{ir} и ctn_{it} .

В диссертации определены элементарные операции над курсами.

Операция объединения курсов определяется следующим образом:

$$K_{un} = K_i \cup K_j = \langle G_i \cup G_j, CT_i \cup CT_j, EM_i \cup EM_j, Q_i \cup Q_j \rangle. \quad (6)$$

Операция выполняется как объединение соответствующих множеств для компонентов модели, представляющих множества. Операция объединения учебных курсов используется при создании интегрированных учебных курсов, а так же расширении содержания существующего курса. Для графов учебного содержания операция осуществляется на основе определения операции объединения графов следующим образом:

$$\begin{aligned} CTN_{un} &= CTN_i \cup CTN_j, \\ CTR_{un} &= CTR_i \cup CTR_j, \end{aligned}$$

где CTN_i, CTN_j – множества вершин соответствующих графов, CTR_i, CTR_j – множества ребер соответствующих графов.

На основе операции объединения курсов введено понятие интегрированного курса.

Интегрированным учебным курсом $K_{int}(K_i, K_j)$, созданным на базе курса K_i путем присоединения курса K_j , назовем курс, полученный с помощью операции объединения курсов K_i, K_j .

Утверждение 1 Интегрированный курс $K_{int}(K_i, K_j)$, созданный на базе курса K_i путем присоединения курса K_j , совпадает с интегрированным курсом $K_{int}(K_j, K_i)$, созданным на базе курса K_j , путем присоединения курса K_i , то есть $K_{int}(K_i, K_j) = K_{int}(K_j, K_i)$.

Операция пересечения курсов определена следующим образом:

$$K_{sec} = K_i \cap K_j = \langle G_i \cap G_j, CT_i \cap CT_j, EM_i \cap EM_j, Q_i \cap Q_j \rangle$$

Для компонентов модели G_i, EM_i, Q_i операция пересечения представляет пересечение соответствующих множеств. Пересечение компонентов CT_i и CT_j определяется на основании операции пересечения графов:

$$CTN_{sec} = CTN_i \cap CTN_j,$$

$$CTR_{sec} = CTR_i \cap CTR_j,$$

где CTN_{sec} – множество вершин графа курса, полученного пересечением курсов i и j , CTR_{sec} – множество ребер этого графа.

Утверждение 2 Операция пересечения курсов обладает свойствами коммутативности и ассоциативности.

Операция пересечения позволяет выделить повторяющиеся разделы и исключить их из рассмотрения в одном из курсов в целях оптимизации процесса обучения.

Третья глава посвящена проблеме оптимизации структуры и содержания учебного курса, а так же оценке результатов тестирования с применением искусственной нейронной сети.

Рассмотрим граф содержания i -го учебного курса $CT_i = \langle CTN_i, CTR_i \rangle$, где $CTN_i = \{ctn_{ij}\}$, индекс j определяет номер дидактической единицы в данном курсе.

Задача заключается в определении оптимальной последовательности изучения дидактических единиц. Особенностью задачи является необходимость учета взаимосвязей, определяемых ребрами графа CT_i .

Для формализации задачи будем считать, что порядок изучения элементов содержания курса можно представить в виде вектора:

$$A = (A_1, \dots, A_l),$$

где A_i – i -ая дидактическая единица, l – количество дидактических единиц (вершин графа). Заметим, что если дидактическая единица A_i предшествует A_j и между ними существует связь, то $i < j$.

Данная задача относится к классу задач комбинаторной оптимизации, поэтому для ее решения предлагается использовать бионические системы в виде искусственной иммунной системы.

Искусственная иммунная система представляет идеализированный вариант естественного аналога и воспроизводит ключевые составляющие природного процесса: отбор лучших антител популяции в зависимости от степени их аффинитета (близости) к антигену, клонирование антител, мутация антител.

Схему алгоритма функционирования искусственной иммунной системы можно представить следующим образом.

1. Формирование первоначальной популяции антител.
2. Вычисление аффинитета каждого антитела текущей популяции и отбор в текущей популяции антител, имеющих наилучшие показатели аффинитета и получение некоторого количества их копий (клонирование).
3. Мутация клонов антител, заключающаяся во внесении случайным образом изменений в их структуру и вычисление аффинитета клонов антител.
4. Формирование новой популяции путем присоединения клонов антител к текущей популяции и удалении части антител с худшими показателями аффинитета.
5. Генерация новых случайно сформированных антител и их присоединение к популяции до восстановления ее численности.

6. Проверка условия остановки алгоритма. Если условие выполнено, то решением является антитело с наилучшим показателем аффинитета, если не выполнено, то осуществляется переход к шагу 2.

Реализация приведенной схемы осуществляется следующим образом.

Для характеристики системы связей были предложены следующие показатели (Васекин С.В.):

$$P(A_i, A_j) = j - i \text{ – длина связи } A_i A_j; \quad (7)$$

$$p_{cp}(A) = \frac{\sum P(A_i, A_j)}{m1} \text{ – средняя длина связи для данного вектора } A; \quad (8)$$

где $\sum P(A_i, A_j)$ – сумма длин всех существующих связей, а $m1$ – количество связей.

$$E(A) = \frac{100}{p_{cp}} \% \text{ – эффективность системы связей вектора } A. \quad (9)$$

Тогда требуется определить вектор A , такой, что $E(A) \rightarrow \max$, при ограничениях, заданных графом содержания.

Алгоритм оптимизации структуры теоретической части учебного курса с использованием искусственной иммунной системы

1. Определение антигена. В качестве антигена Ag рассматривается ориентированный граф содержания курса, в котором ориентация ребер осуществлена экспертом. Если знакомство с дидактической единицей курса A_i необходимо для изучения A_j , то в графе существует ребро (A_i, A_j) .

2. Формирование популяции антител. Антитело $Ab = (Ab_1, \dots, Ab_l)$ представляет вектор элементов содержания курса, пронумерованных в порядке изучения. При генерации антитела порядок изучения элементов формируется случайным образом, с учетом требований к последовательности изучения элементов, заданной графом содержания курса (антигеном). Размерность популяции Np определяется экспертом.

3. Вычисление аффинитета Aff антител. Аффинитет показывает соответствие антитела антигену. Мерой аффинитета Aff антитела антигену (целевой функцией) является эффективность системы связей, вычисляемая по формулам (7)-(9):

$$Aff(Ab) = E(Ab) \quad (10)$$

4. Отбор антител с наилучшими показателями аффинитета и их клонирование (создание копий). Выбирается $k1$ антител ($k1 < Np$) и создается $p1$ копий каждого экземпляра.

5. Оператор мутации. В диссертации предложен оператор мутации, заключающийся в изменении порядка изучения отдельных элементов курса. С этой целью выбираются два компонента антитела, между которыми отсутствует связь в антигене и меняются местами их значения (изменяется порядок изучения дидактических единиц курса). Этим достигается соответствие полученных антител ограничениям задачи. Оператор мутации применяется к клонам антител. Для каждого из вновь полученных экземпляров вычисляется аффинитет.

б. Формирование новой популяции. Полученные на предыдущем шаге клоны антител присоединяются к популяции. Затем удаляется $r1$ ($k1 \cdot p1 < r1 < Np$) антител с наихудшими показателями аффинитета. Для восстановления численности генерируется и присоединяется к популяции $r1 - k1 \cdot p1$ новых антигенов.

Шаги 3-6 повторяются. Условием окончания алгоритма является стабилизация популяции на протяжении некоторого количества циклов. Если условие выполнено, решением является антитело с наилучшим показателем аффинитета, то есть вектор дидактических единиц курса с наибольшей эффективностью системы связей.

Наилучшие результаты работы алгоритма для учебного курса, содержащего 17 дидактических единиц, были получены при $Np = 100$, $k1 = 30$, $p1 = 2$, $r1 = 70$. В этом случае стабилизация популяции была достигнута на 20 шаге алгоритма.

В работе проведено сравнение результатов оптимизации структуры содержания четырех учебных тем, выполненных вручную различными авторами, с результатами выполнения алгоритма оптимизации на основе искусственных иммунных систем. Во всех случаях при использовании искусственных иммунных систем были получены структуры теоретического содержания, обладающие большей эффективностью системы связей по сравнению с аналогичными, найденными различными авторами с использованием других алгоритмов.

Пусть $G_i = \{g_{ij}\}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m$ – множество компетенций, формируемых в результате изучения i -го курса, $EPS_i = \{eps_{ij}\}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, N1$ – множество практических заданий i -го курса, $N1$ – количество практических заданий курса, причем каждое задание может быть направлено на формирование нескольких компетенций.

Каждое практическое задание учебного курса характеризуется следующими показателями.

Вес задания вычисляется по формуле:

$$\mu_k = n1/m, \quad (11)$$

где $n1$ – количество компетенций учебного курса, формированию которых способствует успешное выполнение данного задания, m – общее количество компетенций данного учебного курса.

Согласно классической теории тестирования, каждое задание eps_{ij} характеризуется трудностью δ_j :

$$\delta_j = Ne_j/Nt_j, j = 1, \dots, N1, \quad (12)$$

где Ne_j – количество обучающихся, выполнивших задание неверно, Nt_j – количество обучающихся, выполнявших это задание, j – номер задания.

Требуется найти оптимальный набор заданий, выбранных из каждого класса, позволяющий покрыть все компетенции.

Множество практических заданий класса может быть подвергнуто дискретной кластеризации. В один класс включаются задания, направленные на

формирование одинаковых компетенций курса. Затем внутри каждого из классов может быть проведена интервальная кластеризация на основе показателя трудности заданий. После выполнения этих процедур множество заданий будет разделено на классы, близких по трудности заданий, направленных на формирование одинаковых компетенций курса.

Каждый класс характеризуется:

- 1) количеством заданий ke ,
- 2) весом заданий μ_i , вычисленным по формуле (11),
- 3) коэффициентом средней трудности заданий, определяемым по формуле:

$$\delta_{lmid} = (\sum_1^{ke} \delta_i) / ke, \quad (13)$$

где ke – количество заданий данного класса, δ_i – трудность i задания этого класса, вычисляемая по формуле (12).

Для формулировки целевой функции и ограничений использовалась модель Г. Марковица. Требуется определить долю заданий каждого класса в общем количестве практических заданий, предлагаемых обучающемуся и отвечающих условиям:

$$R(X) = \sum_{i=1}^{N2} \sum_{j=1}^{N2} \sigma_{ij} x_i x_j \rightarrow \min, \quad D(X) = \sum_{i=1}^{N2} \mu_i x_i \rightarrow \max, \quad (14)$$

$$\text{при ограничениях } \sum_{i=1}^{N2} x_i = 1, \quad x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, \quad i = 1, \dots, N2, \quad (15)$$

где $N2$ – число классов заданий, которые доступны в учебном курсе; μ_i – вес заданий класса i ; σ_{ij} – ковариация коэффициентов средней трудности заданий классов i и j ; x_i^{\min} – нижнее ограничение на долю заданий, выбираемых из класса i , x_i^{\max} – верхнее ограничение на долю заданий, выбираемых из класса i , x_i – доля от общего объема заданий, выбранная из данного класса i .

Переменными модели являются x_i – доля ($0 \leq x_i \leq 1$) от общего количества заданий, выбранная из класса i ($i = 1, \dots, N2$).

Алгоритм оптимизации содержания практических заданий с использованием искусственной иммунной системы.

1. Определение антигена. В качестве антигена Ag рассматривается вектор $Ag = (R^*(X), D^*(X))$, компоненты которого являются оптимальными значениями соответствующих функций, найденными по отдельности, при переводе второй функции в ограничения.

2. Формирование популяции антител. Антителом в данной задаче является вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_{N2})$, $x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max}, i = 1, \dots, N2$. Популяция антител имеет размерность W , определяемую экспертом. Генерация антитела происходит следующим образом: каждой компоненте вектора присваивается допустимое минимальное значение, а затем выбирается случайным образом $z1$ различных компонент, значение которых увеличивается на $(1 - \sum_1^{N2} x_i) / z1$, с учетом ограничений $x_i \leq x_i^{\max}$.

3. Оценка аффинитета антител к антигену. Для каждого антитела X в популяции вычисляется вектор $F(X) = (R(X), D(X))$, к ним применяется процедура ранжирования. В текущей популяции находятся, выделяются в отдельное множество и временно исключаются из рассмотрения все

недоминируемые по Парето антитела. Затем эта процедура повторяется. Элементы, принадлежащие последнему рассмотренному множеству, получают ранг 1, предпоследнему – ранг 2. Недоминируемые решения, исключенные первыми, получают наивысший ранг r , соответственно равный количеству проведенных процедур исключения. Для каждого антитела X вычисляется евклидово расстояние d между векторами $F(X)$ и Ag .

Каждое антитело X получает оценку аффинитета $Aff(X)$.

$$Aff(X) = r + 1/d,$$

где r – ранг множества, которому принадлежит данное антитело. Такой метод назначения оценок настраивает алгоритм на поиск недоминируемых решений, имеющих наибольшую близость к оптимальным значениям, вычисленным по каждому из критериев в отдельности.

4. Отбор антител с наилучшими показателями аффинитета и клонирование. Определяется антитело с наилучшим показателем аффинитета, которое считается текущим решением задачи. Выбирается $k2$ ($k2 < W$) антител с наилучшими показателями аффинитета, к которым применяется оператор клонирования, создается $p2$ копий каждого экземпляра.

5. Оператор мутации клонов антител. В диссертации предложен следующий оператор мутации: случайный выбор в антителе двух позиций i и j и обмен их значений. Если при этом нарушались ограничения на максимальный размер доли, например $x_j > x_i^{max}$, то $x_i = x_i^{max}$, $x_j = x_j + x_i - x_i^{max}$, что позволило учесть ограничения (15).

6. Вычисление аффинитета клонов антител.

7. Формирование новой популяции антител. Текущая популяция увеличивается за счет присоединения клонов, затем $r2$ антител с наихудшими показателями аффинитета ($k2 \cdot p2 < r2 < W$) удаляется из популяции. Размер популяции восстанавливается до исходной величины присоединением новых сгенерированных антител.

Начиная с третьего шага, процесс повторяется до тех пор, пока наилучшее значение аффинитета перестает меняться на протяжении некоторого, определённого пользователем, количества повторений цикла.

Решением задачи является текущее решение, полученное в ходе последней итерации алгоритма.

Задача оценки знаний обучающихся представляет классификацию обучающихся на группы, внутри каждой из которых обучающиеся получают одинаковую оценку. Для оценки результатов тестирования использовалась сеть Кохонена.

Четвертая глава посвящена описанию программного комплекса, реализующего разработанные алгоритмы.



Рисунок 2 Функциональная схема программного комплекса

Функциональная схема программного комплекса представлена на рисунке 2. Как показывает функциональная схема, разработанный программный комплекс предназначен для решения следующих задач. Первая часть обучающей системы предназначена для работы пользователя с выбранным учебным курсом в качестве обучающегося. Вторая часть системы обеспечивает работу преподавателя: позволяет создавать и оптимизировать учебные курсы с использованием накопленной статистической информации (рис. 2).

После регистрации в качестве обучающегося пользователь получает возможность работы с некоторым набором учебных курсов, который определяется на основе данных его профиля. Так как система создавалась для организации и контроля самостоятельной работы студентов, то список доступных курсов определялся данными о курсе и группе пользователя. В рамках работы с конкретным учебным курсом пользователь может изучить теоретический материал раздела курса, выполнить набор практических заданий этого раздела, а затем пройти тестирование. Пользователь, зарегистрированный в статусе преподавателя, имеет возможность создавать свои курсы, использовать автоматические средства оптимизации курсов, имеющиеся в системе, просматривать статистику работы обучающихся в системе.

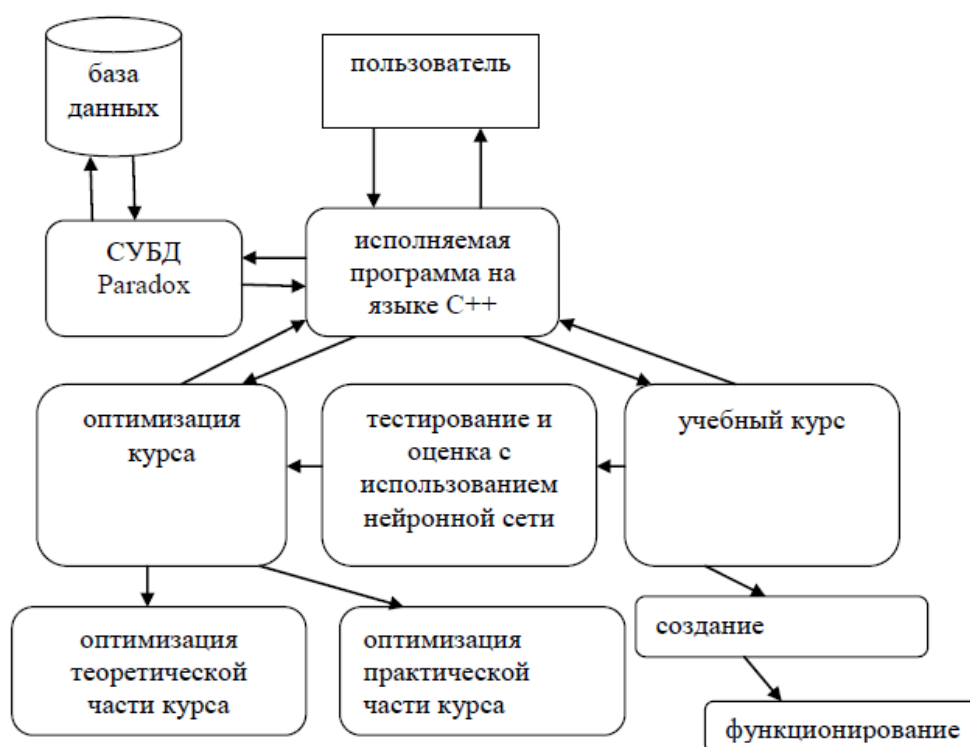


Рисунок 3 Структурная схема программного комплекса

Структурная схема программного комплекса представлена на рисунке 3.

Разработана инструкция по подготовке к запуску и работе пользователей с программным комплексом. Инструкция регламентирует процесс подготовки необходимых для функционирования программного комплекса данных с целью обеспечения унификации их представления.

Заключение отражает основные результаты, полученные в ходе выполнения диссертационной работы.

Основные результаты работы

1. Разработана математическая модель обучающей системы, отличающаяся формализацией процесса обучения, и позволяющая создавать новые учебные курсы.

2. Разработаны алгоритмы оптимизации структуры теоретической и содержания практической частей курса, отличающихся использованием искусственной иммунной системы, позволяющих находить наилучшие составляющие предмета.

3. Создан программный комплекс, реализующий разработанные алгоритмы, что позволило упростить задачу оптимизации учебных курсов и оценки результатов тестирования обучающихся.

4. Алгоритмы сравнивались с аналогичными, предложенными другими авторами. В результате были получены лучшие структуры по оценке показателей.

5. Проводилось тестирование обучающей системы на 1 курсе психолого-педагогического факультета Воронежского государственного педагогического университета при изучении предмета «элементы теории

множеств», что позволило сократить затраты времени на организацию и контроль самостоятельной работы студентов.

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Киселева Е.И. Модель гибридной системы обучения/И.Ф.Астахова, Е.И.Киселева// Современные наукоемкие технологии. – 2016. –№12. – Вып.3. – С. 450-453.
2. Киселева Е.И. Алгоритм использования искусственной иммунной системы для оптимизации целевого компонента информационной образовательной системы. /И.Ф.Астахова, Е.И.Киселева// Вестник Воронежского государственного университета. Серия Системный анализ и информационные технологии. – 2017. –№ 2. – С. 61-65.
3. Киселева Е.И. Использование искусственной иммунной системы при проектировании гибридной обучающей системы. / И.Ф.Астахова, Е.И.Киселева// Современные информационные технологии и ИТ образование. – 2017. –№ 2. –С.119-125.

Прочие публикации автора

4. Киселева Е.И. Использование нейросетевых технологий в гибридной образовательной системе/Е.И. Киселева // Вопросы науки. – Воронеж: Из-во ВГУ, 2016. –№ 1. – С. 49-52.
5. Киселева Е.И. Проектирование автоматизированной обучающей системы на основе гибридных технологий/Е. И. Киселева// Современные информационные технологии и ИТ-образование: Сб. науч. Тр. I Межд. Науч. Конф. – Москва: Московский государственный университет, 2016. – С.87-90.
6. Kiseleva E.I. Mathematical model concept for education progress control system/I.F.Astachova, E.I. Kiseleva// Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2017): сбор. Тр. III межд. Конф. и молодежной школы. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2017. – С.1967-1972.

Свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ

7. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ / Киселева Е.И «Система организации и контроля самостоятельной работы студентов по теме «Элементы теории множеств// Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ № 2017661540. 16.10.2017.