

## КОМПЬЮТЕРНОЕ ОБУЧЕНИЕ ПРЕДМЕТА «СТРОИТЕЛЬНЫЕ МАТЕРИАЛЫ» НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

*Макалада «Курулуш материалдары» предметин компьютердик технологиялардын жардамы менен окутуу тууралуу баяндалат.*

*В статье описаны компьютерные технологии обучения предмета «Строительные материалы».*

*In the article is described computer technologies of the learning the subject «Building materials».*

Специфика подготовки специалиста естественно-научного профиля требует создания определенной модели обучения. Под моделью обучения мы понимаем совокупность модели обучаемого, базы знаний предметной области (ПО) и модели концепции обучения [1]. Рассматривая такие области знаний, как математика, информатика, физика, строительные материалы и другие естественнонаучные дисциплины, мы сталкиваемся с четко определенными понятиями и правилами ПО, которые характеризуются высокой степенью формализации. Подобные области знаний описываются набором определений, понятий и правил, устанавливающих взаимосвязи между ними. В качестве модели представления знаний таких ПО, нами предлагается семантическая сеть. Не останавливаясь на процессе структурирования и формализации знаний, будем исходить из предположения, что знания уже представлены семантической сетью, узлы которой содержат концепты ПО, а дуги – отношения между ними.

Основной особенностью компьютеризированной системы обучения является оптимизация процесса обучения. На сегодняшний день не существует универсальной методики обучения, поэтому преподаватель выбирает наиболее приемлемый способ обучения исходя из собственного опыта, что не всегда бывает оптимально. Здесь в качестве критерия эффективности мы рассматриваем глубину освоения предмета обучаемым, полноту и прочность усвоенных им знаний, уровень изучения теоретического материала и приобретения практических навыков. Учет в модели компьютеризированной системы обучения свойств самого обучаемого позволяет наиболее эффективно достигнуть поставленной цели обучения.

В процессе исследования свойств и характеристик обучаемого нами были выделены следующие параметры, составляющие ядро модели обучаемого (МО): а) тип мышления обучаемого; б) воспринимаемая форма представления знаний; в) свойство уверенности при ответе; г) уровень усвоения знаний обучаемым; д) оптимальная стратегия получения знаний обучаемым.

Воспринимаемая форма представления знаний обучаемым может быть представлена двумя значениями: интуитивным и теоретически-методологическим мышлением; в редких случаях может быть отнесена только к одному типу. Поэтому для более точного отображения в МО свойств обучаемого предлагается использовать коэффициенты предпочтения для каждого значения параметра. Не снижая общности дальнейших построений, значений таких коэффициентов можно выбирать из отрезка от 0 до 1 (очевидно, что простое нормирование приводит любой набор коэффициентов в отрезок  $[0,1]$ ). В общем случае значения таких коэффициентов на отрезке  $[0,1]$  могут

меняться непрерывно, однако, на практике всегда можно считать, что эти значения меняются дискретно с некоторым фиксированным шагом, величина которого определяется с одной стороны семантикой параметра (смысловым содержанием параметра), а с другой стороны требуемой точностью представления в МО свойств обучаемого. Выделим следующие основные, на наш взгляд, формы представления знаний: аналитическая (аналитические выражения, математические модели, алгоритмы, формализованные описания и т.д.), образная (схемы, рисунки, видеофрагменты), эвристическая (практические методы и рекомендации, эвристические описания).

Для представления знаний по определенной теме предмета «Строительные материалы» выбираем  $m$  вопросов. Каждый вопрос объясняем аналитически, либо образно, либо эвристическим путем. Допустим, данный предмет преподает  $n$  преподавателей. Для нашего примера возьмем  $m = 3$  вопроса, например, вопрос 1 – приготовление смесей при производстве цемента; вопрос 2 – обобщенная структура смесительного технологического комплекса; вопрос 3 – оптимизация рецепта многокомпонентных смесей;  $n=2$  преподавателя. Введем обозначение:  $V = \{v_i\}$ ,  $i = \overline{1, m}$  - количество вопросов;  $\Pi = \{\pi_i\}$ ,  $i = \overline{1, n}$  - количество преподавателей; лингвистические переменные соответственно: аналитические

$$A = \{ \text{"выражения"}, \text{"модели"}, \text{"алгоритмы"}, \text{"словесное"} \} = \{a_1, a_2, a_3, a_4\};$$

$$\text{логическая функция } f_a = a_1 \vee a_2 \vee a_3 \vee a_4 = 1, a_i \in [0,1];$$

$$O = \{ \text{"схемы"}, \text{"рисунки"}, \text{"графика"}, \text{"видеофрагменты"} \} = \{o_1, o_2, o_3, o_4\};$$

$$\text{логическая функция } f_o = o_1 \vee o_2 \vee o_3 \vee o_4 = 1, o_i \in [0,1];$$

$$E = \{ \text{"эвристическое описание"}, \text{"практические методы"}, \text{"рекомендации"} \} = \{e_1, e_2, e_3\};$$

$$\text{логическая функция } f_e = e_1 \vee e_2 \vee e_3 = 1, e_i \in [0,1].$$

Кортеж значений параметра форм представления знаний содержит 12 элементов, т.е.  $Z = \{A, O, E\} = \{a_1, a_2, a_3, a_4, o_1, o_2, o_3, o_4, e_1, e_2, e_3, 0\}$ . Первые четыре элемента соответствуют значению коэффициента для аналитической формы представления знаний, следующие четыре – для образной формы и последние четыре – для эвристической. Таким образом, для каждого подкортежа, состоящего из 4 элементов, хотя бы один элемент равен 1, что соответствует некоторому значению коэффициента для каждой формы представления знаний. Например, кортеж  $(0,0,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0)$  несет следующую смысловую нагрузку: обучаемый в лучшей степени воспринимает образную форму изучаемого материала и ему более доступны словесные описания предлагаемого материала, чем его формальная постановка в виде математических закономерностей.

Подобным образом составляются кортежи значений для всех других параметров МО.

Объединение кортежей позволяет получить матрицу  $N \times M$ , где  $N$  – это количество параметров МО, а  $M$  – длина кортежа значений. Все кортежи необходимо привести к единому значению  $M$ , заполнив отсутствующие элементы нулями. Таким образом, мы получаем матрицу, состоящую из нулей и единиц, описывающую состояние модели конкретного обучаемого в некоторый момент обучения.

Предлагаемая адаптивная система обучения, используя сформированную матрицу коэффициентов значений параметров обучаемого должна предложить некоторую эффективную методику обучения. Однако, в процессе обучения, на основе сбора информации о субъекте обучения, происходит изменение МО, что безусловно влияет на методику обучения, которая прежде всего отвечает за формирование предоставляемого обучаемому материала. Задача выбора оптимальной методики обучения сводится к задаче классификации обучаемых, другими словами следует установить соответствие между

обучаемым и методикой обучения. При этом, на наш взгляд, важно учитывать не только значения параметров обучаемого в различные моменты времени, но и динамику их изменения. В простейшем случае такую динамику характеризует скорость изменения параметров (производная функции параметра). Другой важный аспект МО, влияющий на эффективность процесса обучения – отношения типа субъект – субъект. Такие отношения, в конечном итоге, определяют взаимовлияние субъектов обучения. Сюда можно отнести конкуренцию, взаимопомощь и т.п.

Итак, используя наполненную МО необходимо отнести обучаемого к некоторому классу, которому соответствуют определенные методы обучения и формы преподнесения информации, позволяющие максимально быстро и полно донести до конкретного обучаемого основные принципы, понятия и правила изучаемой предметной области.

В качестве математического аппарата, решающего задачу классификации обучаемого нами предлагается нейронная сеть (НС). Нейронные сети достаточно эффективно решают задачу распознавания образов и задачу классификации [2, 3]. Рассмотрим процесс проектирования соответствующей НС.

В последние десятилетия интенсивно происходит интеллектуализация многих сфер деятельности, в том числе сферы образования. Одно из направлений – автоматизация процессов обучения и контроля уровня знаний обучаемых в целях, прежде всего, интенсификации процесса обучения, повышения качества обучения, коррекции программ обучения.

Эффективность применения интеллектуальных систем во-многом зависит от того, как обучена сама система для решения той или иной задачи. Уже сложились подходы к обучению нейросетевых структур, получено много практических результатов. Однако при этом не менее важно и другое направление исследований – использование методов, методик и способов обучения, накопленных в самой педагогике, в передаче опыта для организации обучения искусственных нейронных систем, широко используемых практически во всех областях науки и техники.

В исследованиях искусственных нейронных сетей, предназначенных для решения задач автоматизации обучения и контроля знаний было отмечено, что обобщение опыта обучения людей, фактически обладающих биологической нейронной сетью, может дать много аналогий для организации обучения искусственных нейронных сетей, используемых не только в образовательной сфере. При этом, на нынешнем этапе наиболее важным является исследование психолого-педагогических аспектов обучения, имеющих некоторую аналогию в уже накопившемся опыте обучения искусственных интеллектуальных систем, обладающих определенным уровнем интеллекта.

Нейронные сети являются адаптивными обучающимися системами, извлекающими информацию из реальных процессов, которые динамически промоделировать трудно, т.к. они содержат много скрытых неконтролируемых параметров.

Применение нейронных сетей позволяет решать задачи, которые трудно или невозможно решать традиционными методами в силу отсутствия формализованных математических описаний процессов функционирования.

Нейронные сети в процессе работы накапливают информацию, и эффективность их со временем возрастает.

Использование обучаемых нейронных сетей позволяет сделать диагностический контроль объективным и расширить его применение.

Оценка качества обучения имеет как общие закономерности, так и частные – в зависимости от конкретной области применения. На первый взгляд, подчеркнем, упрощенный взгляд, наиболее распространенная система оценки качества обучения, является система, в которой решается задача классификации, т. е. отнесение результата к

тому или иному классу оценок (например, типичные классы оценок «R1-неудовлетворительно»,

«R2 - удовлетворительно», «R3 - хорошо», «R4 - отлично»).  $R = \{R1 \vee R2 \vee R3 \vee R4\}$ .

Проанализировав и перебрав все возможные ситуации, с учетом одинакового принимаемого решения получим систему логических высказываний – предикатов как основу формализации задачи обучения при построении нейросети:

*if*  $P1 \wedge V1 \wedge (A1 \vee A2 \vee A3 \vee A4) \wedge (O1 \vee O2 \vee O3 \vee O4) \wedge (E1 \vee E2 \vee E3 \vee 0)$  *then*  $(R1 \vee R2 \vee R3 \vee R4)$ ;

*if*  $P1 \wedge (V2 \vee V3) \wedge (A1 \vee A2 \vee A3 \vee A4) \wedge (O1 \vee O2 \vee O3 \vee O4) \wedge (E1 \vee E2 \vee E3 \vee 0)$  *then*  $(R1 \vee R2 \vee R3 \vee R4)$

;

*if*  $P2 \wedge (V1 \vee V2) \wedge (A1 \vee A2 \vee A3 \vee A4) \wedge (O1 \vee O2 \vee O3 \vee O4) \wedge (E1 \vee E2 \vee E3 \vee 0)$  *then*  $(R1 \vee R2 \vee R3 \vee R4)$

;

*if*  $P2 \wedge V3 \wedge (A1 \vee A2 \vee A3 \vee A4) \wedge (O1 \vee O2 \vee O3 \vee O4) \wedge (E1 \vee E2 \vee E3 \vee 0)$  *then*  $(R1 \vee R2 \vee R3 \vee R4)$ .

Тогда, например, первое логическое высказывание означает: «Если преподаватель 1 объясняет вопрос 1 соответственно одному из методов аналитического, образного и эвристического представления знаний, то результатом обучения будет решение R1 либо R2, либо R3, либо R4.

Первым шагом здесь является выбор соответствующей модели сети. Мы остановимся на моделях Хопфилда и Хемминга [2, 3]. Эти модели обычно используются для организации ассоциативной памяти. Следующим шагом – является выбор параметров обучения сети. Входной слой НС, в нашем случае соответствует набору параметров обучаемого, представленному матрицей кортежей.

Далее следует определить топологию сети, т.е. число элементов и их связи. Здесь мы не будем подробно останавливаться на этом вопросе, так как он подробно освещен в большом количестве публикаций.

Следующий этап проектирования – обучение сети. Типичной формой такого обучения является управляемое обучение [2, 3], когда для каждого набора данных, подающегося в процессе обучения на вход сети, соответствующий выходной набор известен. Данные, используемые для обучения нейронной сети, разделяются на две категории: одни данные используются для тестирования сети, а другие для обучения. Реальные качества нейронной сети выявляются только во время тестирования, поскольку успешное завершение обучения сети должно означать отсутствие признаков неправильной работы сети во время ее тестирования. Процесс тестирования следует реализовать так, чтобы в его ходе для данной сети можно было бы оценить ее способность обобщать полученные знания. Обобщение в данном случае означает способность сети правильно решать задачу с данными, которые оказываются аналогичны данным, предъявлявшимся сети в процессе обучения, но отличными от них.

Рассмотрим подробнее исследуемые нами нейронные сети в применении к задаче адаптивного обучения.

Пусть  $X$  – входной сигнал,  $Y$  – выходной сигнал нейронной сети. Необходимо построить отображение  $X \rightarrow Y$  такое, чтобы на каждый возможный входной сигнал  $X$  формировался правильный выходной сигнал  $Y$ . Отображение задается конечным набором пар (<вход>, <известный выход>). Число таких пар (обучающих примеров) существенно меньше общего числа возможных сочетаний значений входных и выходных сигналов. Совокупность всех обучающих примеров носит название обучающей выборки. В задаче компьютеризованного адаптивного обучения  $X$  – набор параметров модели обучаемого,  $Y$  – код, определяющий методику обучения, соответствующую текущим значениям параметров МО.

В нейронной сети, основанной на модели Хопфилда,  $X$  – набор параметров, представленный матрицей ( $N \times M$ ) конкретного обучаемого. Следовательно, количество нейронов в сети –  $T = N * M$ .  $Y$  – представляет собой образец матрицы ( $N \times M$ ),

соответствующей одной из методик обучения. Известно, что сеть Хопфилда при наличии  $T$  нейронов способна запомнить примерно  $0,15 \cdot T$  образцов. В нашем примере  $T = 5 \cdot 12 = 60$ , и, следовательно, количество образцов равно 9, что позволяет использовать достаточное количество разнообразных методик в процессе обучения. Недостатком сети Хопфилда является то, что на выходе сети получается сам образец, характеризующий методику обучения, что в нашем случае избыточно, достаточно лишь выявить тип рекомендуемой методики. Другим недостатком является большое число нейронов сети, что может влиять на время получения результирующего решения сети. Программная реализация сети Хопфилда обеспечивает эксперимент с параметрами модели обучаемого и определением соответствующих методик обучения.

В нейронной сети Хемминга входные сигналы  $X$  соответствуют набору параметров обучаемого, количество входных сигналов –  $T = N \cdot M$ . Число нейронов сети равно числу образцов, т.е. числу предлагаемых методик. Выходные сигналы  $Y$  соответствуют образцам и представляют собой вектор с одним единичным значением. Сеть Хемминга решает задачу классификации, т.е. соотносит входные сигналы с одним выходным сигналом. Недостатком сети является удачное распознавание только слабо зашумленных наборов входных сигналов.

Практическая реализация сетей обеих моделей позволяет в ходе эксперимента выяснить следующее: какая модель точнее решает задачу выбора предпочтительной методики обучения на основе параметров МО; какой параметр МО несет определяющее влияние при выборе методики обучения; каким образом сеть обрабатывает тупиковые ситуации, т.е. ситуации, в которых невозможно распознать предлагаемый входной набор.

Итак, модели НС Хопфилда и Хемминга позволяют выделить наиболее эффективную методику обучения для конкретного субъекта обучения. Авторами ведется эксперимент, в рамках которого строятся модели обучаемых – студентов 1, 2 курса специальностей «прикладная математика и информатика», «архитектура» Ургенчского государственного университета. Не меньший интерес в реальном учебном процессе представляет использование такой модели нейронной сети как многослойный персептрон. Основным применением этой модели является решение задачи прогнозирования. Например, с использованием модели многослойного персептрона можно решать задачу построения прогноза сдачи сессии студентами некоторой группы. В качестве априорных данных для обучения сети используется информация о сдаче этой группой предыдущих сессий, о сдаче этой сессии другими группами прошлых лет.

Рассмотренные в настоящей работе подходы к моделированию субъектов обучения составляют основу построения адаптивных компьютерных обучающих и контролируемых систем (АКОС).

### Список литературы

1. Кольцов Ю.В., Добровольская Н.Ю., Подколзин В.В. Метамоделю компьютерной системы обучения. //Современные проблемы школьной и вузовской педагогики. – Краснодар: КубГУ, 1998.
2. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. — М.: Финансы и статистика, 2004.—176 с.
3. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: Вильямс, 2001. – 288 с.