Для исходных дискретных данных $\bar{d} = 1{,}29$. С ростом α среднее линейное отклонение растет, что объясняется асимметрией распределения. При уменьшении α среднее линейное отклонение приближается к значению, рассчитанному по исходным данным.

Отметим, что для оценки дисперсии необходимо выбрать другое представление δ-функции, так как соответствующий интеграл при $\alpha \neq 0$ в интервале $(-\infty,+\infty)$ расходится, или интегрировать на отрезке $[x_{\min}, x_{\max}]$, где находятся фактические данные. Итак, чтобы избежать расходимости интеграла, дисперсию можно оценить по формуле:

$$\sigma^2 \approx \frac{1}{2\alpha n}\sum_{i=1}^{n}\int_{x_{\min}}^{x_{\max}}(x-x_i)^2\left(1+\frac{(x-x_i)^2}{\alpha^2}\right)^{-\frac{3}{2}}dx =$$

$$= \delta^2 + \frac{\alpha^2}{2n}\sum_{i=1}^{n}\left(\begin{array}{l}\ln\dfrac{x_{\max}-x_i+\sqrt{\alpha^2+(x_{\max}-x_i)^2}}{x_{\min}-x_i+\sqrt{\alpha^2+(x_{\min}-x_i)^2}} - \\ -\dfrac{x_{\max}-x_i}{\sqrt{\alpha^2+(x_{\max}-x_i)^2}}+\dfrac{x_{\min}-x_i}{\sqrt{\alpha^2+(x_{\min}-x_i)^2}}\end{array}\right),$$

где δ^2 — дисперсия в дискретном случае.

По-видимому, рассмотренный в данной статье метод позволяет лучше, чем обычная в таких случаях группировка, изучить характер распределения изучаемого признака. Особенно это справедливо, когда число объектов не превышает нескольких десятков. Количество групп изменяется дискретно, это сильно сказывается на виде распределения, так как количество объектов в группах мало.

ЛИТЕРАТУРА

1. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. М., 1998.
2. Владимиров В. С. Уравнения математической физики. М., 1971.

Игорь Николаевич ГЛУХИХ — заведующий кафедрой информационных систем факультета математики и компьютерных наук, доктор технических наук, доцент

УДК 007: 681.3.06

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ ПРОБЛЕМНОГО ОБУЧЕНИЯ: КОНЦЕПЦИЯ, УПРАВЛЕНИЕ И МОДЕЛИ ЗНАНИЙ

АННОТАЦИЯ. Сформулировано общее назначение интеллектуальных систем проблемного обучения. Определены основные виды знаний. Предложены модели знаний для адаптивного управления.

The general-purpose of Intelligent problem-oriented tutoring systems is formulated. The main types of knowledge are determined. The knowledge models for adaptive control in such systems are offered.

Введение. Развитие идеи автоматизированного (ранее — программированного) обучения привело к появлению в 70-90-х гг. прошлого века концепций интеллектуальных обучающих систем (ИОС) и интеллектуальных обучающих сред. Сегодня в связи с резким ростом популярности и доступности мультимедиа, сети Интернет интересы разработчиков информационных образовательных технологий (ИОТ) сместились в сторону создания различных гипертекстовых и мультимедийных учебников, систем для дистанционного обучения, образовательных WWW-ресурсов и т.п. Этому способствовала и трудоемкость построения ИОС, связанная с проблемами формализации и алгоритмизации процессов реального, «живого» обучения. Кроме того, изменилась и сама точка зрения на роль компьютерных технологий в образовании. Компьютер в ИОТ стал рассматриваться не как средство автоматизации управления учебной деятельностью (классическая точка зрения автоматизированного обучения), а как инструмент такой деятельности. В системе «учащийся–компьютер» последний стал приложением к задачам учащегося, который наделен значительной свободой выбора и преобладающей активностью.

Несмотря на сложившееся положение вещей и не всегда удачный опыт применения автоматизированных обучающих систем, идеи автоматизированного обучения полезны и на современном этапе, особенно в определенных областях профессиональной деятельности. К таким областям прежде всего следует отнести оперативно-диспетчерское управление сложными техническими и организационно-техническими объектами (энергообъектами, технологическими процессами добычи, переработки, транспорта газа и нефти; воздушным движением и т. п.). Характерным для них является значительная регламентация профессиональной деятельности специалистов, подготовка которых, как следствие, задается достаточно жесткими рамками учебного процесса и базируется на последовательном освоении определенных фрагментов деятельности, на решении заданного круга задач, выполнении определенных упражнений. Сегодня для подготовки оперативно-диспетчерского персонала (ОДП) используются различные виды технических средств обучения: традиционные; полунатурные и натурные тренажеры и стенды; компьютерные системы обучения, контроля и тренировки.

В рамках последнего вида целесообразно внедрение ИОС. К перспективным и актуальным в свете задач подготовки ОДП можно отнести интеллектуальные системы проблемного обучения (ИС ПО), предназначенные для подготовки персонала к принятию решений — для формирования опыта анализа проблем, принятия решений в малознакомых и уникальных ситуациях. Условно говоря, ИС ПО должна последовательно провести обучаемого через возрастающие по сложности ситуации, каждая из которых представляет для него проблему (однако вполне разрешаемую для этого обучаемого). Для выполнения такой задачи важным является организация, представление знаний в ИС ПО и разработка алгоритмов управления. При этом особенностями ИС ПО как интеллектуальной обучающей (читай — управляющей) системы являются следующие:

— отсутствие жесткого алгоритма обучения и изначально заданной последовательности обучающих воздействий (ОВ). Эта последовательность должна генерироваться непосредственно в процессе обучения с учетом потребностей и особенностей обучаемого;

— возможность корректировать свои знания об обучаемом по результатам анализа его решений;

— возможность корректировать свои знания о процессе обучения по результатам анализа групп обучаемых.

К перечисленным добавим следующее требование к ИС ПО, позволяющее сделать ее более гибкой и приспособленной для реального применения. Это — возможность регулирования уровня активности управляющей компоненты, которая подразумевает использование ИС ПО в нескольких режимах:

— режим ручного пользовательского управления — выбор заданий (обучающих воздействий) осуществляется самим пользователем-обучаемым;

— режим ручного управления с выбором заданий преподавателем;

— режим автоматического управления — выбор заданий осуществляется системой по заданным правилам и критериям;

— режим советующей системы — система отбирает некоторое подмножество заданий. Окончательный выбор делает обучаемый в соответствии с собственными предпочтениями.

На концептуальном уровне ИС ПО может быть представлена как система управления, где объектом управления является обучаемый или, говоря точнее, учебная деятельность обучаемого в среде системы [1] (в более узком смысле, говоря об управлении в автоматизированной обучающей системе, имеют в виду управление выбором ОВ). Сложность объекта управления обусловливает применение специальных экспертных знаний и алгоритмов ситуационного управления на их основе. Для успешного функционирования ИС ПО целесообразно выделить следующие функциональные виды знаний:

— управляющие (дидактические) знания, включающие в себя знания о процессе обучения и знания об обучаемом;

— экспертные знания предметной области, предназначенные для решения моделируемых задач;

— знания для диагностирования обучаемого.

В предлагаемой статье приводятся результаты разработки моделей и алгоритмов для представления и использования управляющих знаний ИС ПО.

Представление управляющих знаний

Главной задачей применения дидактических знаний является формирование адаптивной последовательности ОВ в соответствии с заданными условиями обучения. В качестве ОВ в ИС ПО выступают определенные задания, которые предлагается выполнить обучаемому. В общем случае некоторое задание D представляется тройкой:

$$D = \langle C, S, R \rangle,$$

где C — дидактическая цель задания; S — моделируемая ситуация, под которой понимается некоторое сложившееся положение дел в изучаемой системе (предметной области ИС ПО), выраженное в наличии рассогласования между ее текущим и желаемым состоянием и требующее вмешательства со стороны ОДП; R — ресурсы, которые предоставляются пользователю-обучаемому для воздействия на ситуацию.

В дальнейшем изложении полагаем, что имеется множество целей **C** и множество заданий **D**, причем $\mathbf{C} \Leftrightarrow \mathbf{D}$; множество целей может быть связано отношением частичного упорядочения; по результатам выполнения задания можно оценить степень достижения цели.

Управляющие знания ИС ПО представляются декларативными моделями знаний о процессе обучения (МПО) и обучаемом (МО), процедурная составляющая — правилами и алгоритмами вывода и принятия решений. Построение таких правил и алгоритмов обусловлено особенностью функционирования ИС ПО как системы проблемного обучения [2]. Здесь целесообразно отметить следующие положения. Уровень проблемности складывающейся ситуации зависит от комбинации условий:

— отсутствуют сведения о параметрах ситуации и их взаимосвязях (неопределенность данных);

— нет сведений о ресурсах, имеющихся в распоряжении лица, принимающего решение (неопределенность возможностей);

— нет сведений о критериях эффективности и влиянии на них параметров ситуации (неопределенность цели);

— неизвестен способ решения (неопределенность способа действий).

Моделирование первых двух «неопределенностей» более целесообразно для тренировки лиц, уже имеющих знания о ситуациях и способах действий в них при освоении особой задачи — принятия решений в условиях недостатка информации и риска. Моделирование последних двух неопределенностей в ИС ПО основывается на предъявлении обучаемому таких ситуаций, которые являются для него новыми и требуют продуктивного поиска ответа на вопросы «что и как сделать?». Это положение может служить основой при разработке системы целей и, соответственно, заданий.

Инвариантная предметной области МПО оперирует дескрипторами целей (заданий) и отношениями между ними. Пусть на множестве целей C экспертным путем установлено отношение частичного упорядочения. Тогда можно ввести орграф МПО с выделенной корневой вершиной:

$$G(C, V, Pv),$$

где C — множество вершин (каждая соответствует конкретной цели); V — множество ребер, причем дуга $v(c_k, c_j)$ означает, что достижение цели c_j базируется на достижении цели c_k. Другая интерпретация: успешное выполнение i-го задания свидетельствует в пользу успешного выполнения j-го задания; Pv — множество весов дуг графа, вес $p(c_k / c_j)$ трактуется как степень уверенности эксперта в том, что после достижения c_k будет достигнута c_j. Отметим, что $p(c_k / c_j)$ не является коэффициентом относительной важности целей и допустимо соотношение:

$$\sum_{k=1}^{nj} p(c_k / c_j) \le 1,$$

где k — индекс вершин, соединенных дугой с c_j; n_j — полустепень захода c_j.

Линейный путь L (c, c_j) на графе G будем называть путем достижения цели c_j (однако это не есть фактическая последовательность заданий).

В качестве модели обучаемого применима оверлейная модель, которая в связи с данной МПО выражается простым вектором весов вершин в МПО — оценок степени достижения целей:

$$P = (pi \mid i = \overline{1,N}), \quad p_i \in [0,1],$$

где N = |C|.

При этом на каждом шаге обучения можно вычислить :

$$p_j = p_k \cdot p(c_k / c_j).$$

При $n_j > 1$ возможно вычисление двумя способами, применяемыми в практике построения экспертных систем:

$$а)\ p_j = \max_{k=\overline{1,nj}} p_{jk} = \max_{k=\overline{1,nj}} \{p_k \cdot p(c_k / c_j)\};$$

$$б)\ p_j = 1 - \prod_{k=1}^{nj} (1 - p_{jk}),$$

где вместо n_j можно поставить число путей, входящих в c_j; $\prod_{k=1}^{nj} (1 - p_{jk})$ — есть оценка степени уверенности в том, что при данном состоянии МО цель c_j не будет достигнута ни по одному из путей, входящих в c_j. Соответственно оба выражения интерпретируются как степень уверенности в том, что цель будет достигнута хотя бы по одному из путей.

Принятие решения о выборе в качестве текущей на данном шаге цели c_j выполняется путем сравнения p_j с заданными пороговыми значениями $p1, p2 \in [0,1]$, где $p1 < p2$. При $p_j > p2$ цель считается условно достигнутой, при $p_j < p1$ — недостижимой на данном шаге; при $p_j \in [p_1, p_2]$ цель может быть выбрана в качестве текущей на данном шаге обучения.

Для идентификации вектора P на первом шаге обучения можно предложить несколько способов:

— экспертная оценка по «среднему» обучаемому в группе весов терминальных вершин с аналитическим расчетом весов остальных вершин;

— разработка специальных тестовых заданий и последовательное их предъявление с тем, чтобы опытным путем идентифицировать веса терминальных вершин в G путем оценки выполнения заданий;

— сопоставление тестовых вопросов терминальным (и не только) вершинам и по результатам тестирования оценка весов этих вершин (в частности с помощью формулы Раша [3]).

Первые два пути представляются более реальными, т.к. они значительно менее трудоемки (при условии, что количество терминальных вершин достаточно мало). Последний требует серьезных педагогических измерений, однако с достаточной точностью позволяет оценить уровень теоретической подготовленности обучаемого, его фоновые знания на начало работы с ИС ПО.

Двухпараметрическая модель обучаемого для ИС ПО

Вектор P в МО отражает уровень текущей подготовленности (УТП) обучаемого на множестве целей МПО. Для организации проблемного обучения в модель обучаемого ИС ПО целесообразно ввести второй параметр, который бы характеризовал способности обучаемого к продуктивному мышлению, поиску решений в незнакомых ситуациях, что в общем назовем уровнем развития творческого мышления (УРТМ). Обозначим такой параметр, как W. Для определения значения W обучаемого экспертным путем его удобно интерпретировать как коэффициент усиления для оценки возможности достижения цели за счет УРТМ. Можно также задавать $\neg W = 1-W$ и $\neg p_j = 1- p_j$, тогда $\neg W$ — коэффициент ослабления для оценки уверенности в том, что обучаемый не сможет выполнить задание.

С учетом сказанного имеем итоговую оценку:

$$p(c_j) = p_j;$$
$$\neg p(c_j) = \neg p_j \cdot \neg W = (1- p_j)(1- W),$$

которая выражается интервалом

$$\tilde{p}(c_j) = [p(c_j)^{min}, p(c_j)^{max}] = [p_j, 1-(1-p_j)(1-W)] = [p_j, p_j + W - p_j W]$$

Интервальные представления

Очевидно, экспертная оценка УРТМ не будет, во-первых, точна; во-вторых, можно предположить изменение УРТМ в процессе работы. Налицо значительная неопределенность, которую необходимо учитывать. Работа с неопределенностью является одним из характерных качеств интеллектуальных систем. Одним из методов является интервальный подход (см., например, [4]), в рамках которого будет предложена дальнейшая модификация модели. Пусть эксперт выражает оценку УРТМ обучаемого в виде интервала $\tilde{W} = [W^{min}, W^{max}]$, ширина которого отражает степень неопределенности экспертной оценки. Тогда в итоговом значении $\tilde{p}(c_j)$ верхняя граница интервала определяется следующим образом:

$$p(c_j)^{max} = a(p_j + W^{min} - p_j W^{min}) + (1-a)(p_j + W^{max} - p_j W^{max}),$$

где $a \in [0,1]$.

Для выбора задания на данном шаге обучения необходимо оценить степень соответствия интервалов $\tilde{p}(c_j)$ и $[p1, p2]$.

Для оценки соответствия $\tilde{p}(c_j)$ и $[p1, p2]$ сформулируем задачу определения соответствия интервалов в более общем виде. Пусть имеется интервал $\tilde{Z} = [z^{min}, z^{max}]$ и множество интервалов $\{\tilde{Z}_r \mid \tilde{Z}_r = [z^{min}_r, z^{max}_r]\}$. Задача состоит в выборе такого $\tilde{Z}^* \in \{\tilde{Z}_r\}$, что $\tilde{Z} \cong \tilde{Z}^*$. Для ее решения требуется установление критериев соответствия.

В [4] показано условие включения одного интервала в другой:

$$\tilde{Z} \subseteq \tilde{Z}_r \Leftrightarrow z^{min}{}_r \leq z^{min} \wedge z^{max} \leq z^{max}{}_r.$$

Представим интервал $\tilde{Z}$ множеством $\tilde{P}$ подинтервалов:

$$\tilde{Z} \Leftrightarrow \tilde{P} = \{[z^{min} = z_1, z_2], [z_2, z_3], \ldots [z_{R-1}, z_R = z^{max}] \mid R >> 1\} = \{\tilde{z}_1, \tilde{z}_2, \ldots, \tilde{z}_{R-1}\}$$

и определим нечеткое включение интервалов $\tilde{Z} \overset{v}{\subseteq} \tilde{Z}_r$ со степенью включения ν:

$$\nu(\tilde{Z}, \tilde{Z}_r) = |_{\subseteq}\tilde{P}(\tilde{P}r)| / |\tilde{P}|,$$

где $_{\subseteq}\tilde{P}(\tilde{P}_r) \subseteq \tilde{P} = \{\tilde{z}_s \mid \forall s = 1, 2, .. R\text{-}1;\ \tilde{z}_s \subseteq \tilde{Z}_r\}$; $|\ldots|$ — мощность множества; «/» — операция деления.

Тогда принятие решения о выборе интервала $\tilde{Z}^*$, наиболее соответствующего интервалу $\tilde{Z}$, выполняется с помощью следующего правила:

$$\nu(\tilde{Z}, \tilde{Z}^*) = \max(\nu(\tilde{Z}, \tilde{Z}_r)).$$

Использование этой формулы предполагает наличие компьютерной программы, в которой выполняется разбиение рассматриваемых интервалов на множество подинтервалов. Получаемые при этом результаты согласуются с выбором интервалов на основе визуального анализа их графического представления. В более сложной модели решение принимается по критерию нечеткого равенства интервалов, когда учитывается взаимная близость интервалов, включая и расположение границ, и ширину интервала. Степень нечеткого равенства множеств в соответствии с [5] может быть определена как

$$\tilde{Z} \overset{\upsilon}{=} \tilde{Z}_r, \upsilon = \min(\nu(\tilde{Z}, \tilde{Z}_r), \nu(\tilde{Z}r, \tilde{Z})),$$

а принятие решения о выборе интервала $\tilde{Z}^* \Leftrightarrow \tilde{P}^*$ выполняется по правилу:

$$\upsilon(\tilde{Z}, \tilde{Z}^*) = \max(\upsilon(\tilde{Z}, \tilde{Z}_r)),$$

$$|n(\tilde{Z}, \tilde{Z}^*) - n(\tilde{Z}^*, \tilde{Z}| = \min|\nu(\tilde{Z}, \tilde{Z}_r) - \nu(\tilde{Z}_r, \tilde{Z})|,$$

где второе выражение учитывает степень неопределенности, с которой было найдено нечеткое равенство интервалов.

Адаптация модели обучаемого

Важным качеством ИОС является адаптация МО в процессе работы по результатам решений обучаемого. В двухпараметрической МО это выполняется, во-первых, путем пересчета значений вектора P; во-вторых, путем пересчета W. В обоих случаях предполагается, что существует модель оценки решений (например [2]), на выходе которой выдается оценка выполнения задания в виде $Po \in [0,1]$.

Обозначим индексом t — шаг обучения. Пусть на t-м шаге было задано значение $\tilde{W}_t$, обучаемому было предъявлено j-е задание, за выполнение которого выставлена оценка Po_t. Для уточнения параметра, характеризующего УРТМ, т.е. вычисления $\tilde{W}_{t+1}$, можно предложить следующие выражения, полученные на основе формулы Байеса:

$$W_{t+1}{}^{min} = \frac{W_t{}^{min} e2^{min}}{W_t{}^{min} e2^{min} + \neg W_t{}^{max} e1} Po_t,$$

$$W_{t+1}{}^{max} = \frac{W_t{}^{max} e2^{max}}{W_t{}^{max} e2^{max} + \neg W_t{}^{min} e1} Po_t,$$

где e1 — оценка свидетельства в пользу гипотезы об успешном выполнении задания без учета УРТМ, $e1 = p_j$. Эту оценку можно интерпретировать как оценку субъективной трудности задания с точки зрения УТП обучаемого; e2 — оценка свидетельства в пользу гипотезы об успешном выполнении задания с учетом УРТМ, $e2 = 1 - (1 - p_j)(1 - W)$.

Компьютерное исследование приведенных формул показало, что:

— интервал $\tilde{W}$ последовательно сужается (т.е. повышается определенность в оценке УРТМ) при одинаково успешном выполнении заданий с примерно одинаковым уровнем субъективной трудности;

— увеличение трудности выполненного задания приводит к возрастанию доверия к УРТМ, т. е. перемещению W^{min} в сторону 1, скорость перемещения будет зависеть от того, насколько успешно выполняются задания.

С учетом сделанных наблюдений для принятия решения о достижении цели (успешном выполнении задания) в ИС ПО вместо сравнения Ро с пороговым значением было предложено следующее правило: $W^{min}_{t+1} \geq W^{min}_{t}$.

Заключение. Приведенные результаты позволяют реализовать алгоритм ситуационного управления в ИС ПО. Реализация ситуационного управления основывается на использовании аппарата гиперграфов для представления ситуаций на множестве целей модели ПО [2]. Общая идея алгоритма состоит в последовательном уточнении подмножества целей C_t на графе МПО, рекомендуемых для выбора на t-м шаге обучения. После локализации C_t выбор текущей цели $C^* \in C_t$ может быть сделан, например, по критерию максимального вклада в достижение корневой цели МПО.

ЛИТЕРАТУРА

1. Якунин В. А. Обучение как процесс управления. Л., 1988. 160 с.
2. Глухих И. Н. Методы, алгоритмы обработки и управления в экспертных системах проблемного обучения авиаспециалистов: Автореф. дис. ... канд. тех. наук. Киев, 1994. 16 с.
3. Олейник Г. М. Учебное пособие спецкурсу «Тест как инструмент измерения знаний и трудности заданий в современной технологии обучения». Донецк,1991. 66 с.
4. Шокин Ю. И. Интервальный анализ. Новосибирск, 1981.112 с.
5. Мелихов А. Н., Бернштейн Л. С., Коровин С. Я. Ситуационные советующие системы с нечеткой логикой. М., 1990. 271 с.

Алексей Викторович ТАТОСОВ — доцент кафедры математического моделирования, кандидат физико-математических наук;
Владимир Николаевич КУТРУНОВ — декан факультета математики и компьютерных наук, доктор физико-математических наук, профессор

УДК 621.648

РАСЧЕТ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ТЕЧЕНИЙ ГАЗА В СЛОЖНОЙ СИСТЕМЕ МАГИСТРАЛЬНОГО ТРУБОПРОВОДА

АННОТАЦИЯ. Рассмотрена схема моделирования нестационарного движения газа в разветвленной магистральной сети, частично опирающаяся на методику расчета стационарных потоков.

The modeling scheme of nonstationary gas motion in branchy pipeline is considered.