Марков Владимир Васильевич – e-mail: v_v_mar@mail.ru; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

Kravchenko Yury Alekseevich – Federal State-Owned Autonomous Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”; e-mail: krav-jura@yandex.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; associate professor.

Markov Vladimir Vasilyevich – e-mail: v_v_mar@mail.ru; the department of computer aided design; associate professor.

УДК 002.53:004.89

В.В. Бова

МОДЕЛЬ ПОИСКА И АНАЛИЗА РЕШЕНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ЗНАНИЯМИ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ*

Предложен подход к созданию моделей принятия решений в информационных системах управления знаниями на основе методов математического моделирования. Моделирование процессов управления знаниями, рассматривается как совокупность процессов поиска, анализа, оптимизации и использования разнородных знаний. Разработанная методика моделирования процессов управления знаниями на основе взвешенных графов может применяться при исследовании, проектировании и реализации механизмов адаптации и управления в информационных системах. Предложен алгоритм, повышающий эффективность поиска решений и оптимизации проектных переменных из опытных и эвристических знаний.

Интеллектуальные системы; оптимизация; математическое моделирование; управление знаниями; принятие решений.

V.V. Bova

MODEL SEARCH AND ANALYSIS OF SOLUTIONS FOR KNOWLEDGE MANAGEMENT IN INTELLIGENT INFORMATION SYSTEMS

This paper proposes an approach to the creation of models of decision-making in information systems knowledge management based on mathematical modeling methods. Modeling of processes of knowledge management is seen as a set of processes of search, analysis, optimization and use of heterogeneous knowledge. The developed technique for modeling processes of knowledge management on the basis of weighted graphs can be used in the study, design and implementation of adaptation mechanisms and management information systems. The algorithm improves the efficiency of finding solutions and optimize the design variables of experienced and heuristic knowledge.

Intelligent systems; optimization; mathematic modeling; knowledge management; decision supports.

Введение. Актуальность разработки моделей управления знаниями обусловлена как научными целями расширения теоретических представлений о процессах передачи знаний и обучения, так и практическими целями создания более эффективных информационных обучающих систем [1]. Задачи управления обучением в силу сложности описания близки к задачам нечеткой оптимизации и принятия решений в условиях неопределенности [2].

* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект № 12-07-00058).

Поэтому процесс управления знаниями необходимо рассматривать, используя методы и модели теории управления и принятия решений в интеллектуальных системах [3, 4]. В статье предложен подход к созданию моделей принятия решений в информационных системах управления знаниями на основе методов математического моделирования. Моделирование процессов управления знаниями, рассматривается как совокупность процессов поиска, анализа, оптимизации и использования разнородных знаний.

1. Задачи оптимального обучения. Обучение определяют как управление познавательной деятельностью с целью формирования у обучающихся определенных знаний, умений и навыков, развития личностных качеств [5]. Исходя из такого определения, можно сформулировать две задачи оптимального обучения: ***максимизация уровня обученности*** при ограничениях (сверху) на время обучения, ***минимизация времени обучения*** при ограничениях (снизу) на уровень обученности.

Введем функцию уровня обученности $Q = Q(Y)$ и функцию времени обучения $T = T(Y)$, где Y – вектор, компоненты которого можно разделить на три следующие группы.

$Y^1 = (Y_1^1, Y_2^1, \ldots, Y_n^1)$ – параметры, характеризующие исходное состояние обучаемого, например: начальный уровень обученности, интеллект, психофизиологические параметры и т.п. Они могут быть измерены путем тестирования с последующей обработкой результатов.

$Y^2 = (Y_1^2, Y_2^2, \ldots, Y_m^2)$ – параметры, характеризующие исходное состояние учебного материала: объем учебного материала, его структура, целевые показатели уровня представления и уровня усвоения и т.п. Значения этих параметров могут быть получены путем экспертных оценок и детерминированных вычислений.

$Y^3 = (Y_1^3(Y^1, Y^2), Y_2^3(Y^1, Y^2), \ldots, Y_k^3(Y^1, Y^2))$ – группа варьируемых параметров (проектных переменных) процесса обучения: форма представления учебного материала, сложность учебного материала, вид и количество упражнений, форма представления и интенсивность помощи и т.п.

Первая задача оптимального обучения состоит в максимизации функции $Q(Y)$ на множестве Z допустимых значений вектора Y^3 при ограничении на время $T(Y)$:

$$\begin{cases} Q(Y) \to \max(Y^3) \in Z, \\ T(Y) \le T_{0,} \end{cases}$$

где T_0 – заданное время обучения.

Вторая задача формулируется следующим образом: минимизировать функцию времени $T(Y)$ на множестве Z допустимых значений вектора Y^3 при ограничении на $Q(Y)$:

$$\begin{cases} T(Y) \to \min(Y^3) \in Z, \\ Q(Y) \ge Q_{0,} \end{cases}$$

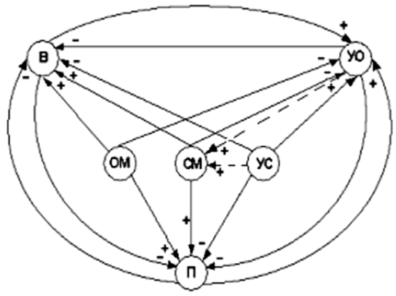
где Q_0 – заданный уровень обученности.

Сформулированные задачи можно трактовать как задачи оптимального проектирования процесса обучения и как задачи оптимального управления. Решение задач оптимального обучения базируется на адаптации, важным компонентом которой являются математические модели процессов управления знаниями, позволяющие прогнозировать результаты и оптимизировать саму процедуру (алгоритм) обучения [6, 7].

2. Орграфы как модели описания процессов управления обучением. Применим аппарат взвешенных орграфов [8] к описанию процессов управления обучением (УО). Модель УО будем строить следующим образом: наиболее существенные факторы-переменные УО будем считать вершинами орграфа D; от вершины u_i (переменная u_i) к вершине u_j (переменная u_j) проводим дугу, если изменение переменной u_i оказывает непосредственное воздействие на переменную u_j.

Этой дуге будем приписывать знак «плюс», если воздействие является «усилением» (т.е. увеличение переменной u_i приводит к увеличению переменной u_j, уменьшение u_i приводит к уменьшению u_j), и знак «минус», если воздействие является «торможением» (т.е. увеличение переменной u_i приводит к уменьшению переменной u_j, уменьшение u_i приводит к увеличению u_j).

Рассмотрим структурную модель УО, представленную орграфом *D* (рис. 1). В него включены такие переменные процесса УО (вершины графа), как объем изучаемой порции учебного материала (ОМ), сложность материала (СМ), уровень способностей обучающихся (УС). Их величины, характеризующие исходные показатели моделируемого процесса можно нормировать к интервалу [0,1].



$A(D_3) =$

	В	УО	П	ОМ	СМ	УС
В		+1	−1			
УО	−1		−1		+1	
П	−1	+1				
ОМ	+1	−1	+1			
СМ	+1	−1	+1			
УС	−1	+1	−1		+1	

Рис. 1. Знаковый орграф D

Наиболее простое предположение об их связях – влияние лишь на вершины уровня контроля – вопросы (В), уровня обученности (УО) и уровень помощи (П) – отображено на графе *D* сплошными дугами. Однако это базовое предположение может быть расширено: уровень сложности материала может варьироваться, следует добавить дополнительные связи в виде дуг (УО, СМ) и (УС, СМ) (соответствующие штриховые стрелки на графе *D*).

Статическая модель УО в виде знакового орграфа предполагает все воздействия переменных (вершин) друг на друга одинаковыми по силе, поскольку величина веса каждой дуги равна единице. Более точную, параметрическую модель можно построить, приписывая дугам орграфа различные числовые значения (веса), что приводит к взвешенному орграфу. Такой вес интерпретируется как относительная сила воздействия и может быть положительным (для усиливающих воздействий) или отрицательным (для ослабляющих воздействий) [9].

Чтобы сформулировать правило изменения значений вершин в ходе временного (импульсного) процесса, рассмотрим орграф, вершины которого представлены совокупностью $u_1, u_2, ..., u_n$. Предположим, что каждая вершина u_i в ходе импульсного процесса принимает значение $v_i(t)$ по шагам импульсного процесса t = 0, 1, 2, ... и т.д. Здесь начальный шаг выделен особо (t=0) в силу, как будет показано ниже, его особой значимости. Будем считать, что значение $v_i(t+1)$ определяется значением $v_i(t)$ и информацией о том, увеличили или уменьшили свои значения другие вершины u_j, смежные с u_i, на шаге t. Для определения значений вершин будем использовать следующую формулу из [5]:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + \sum_{j=1}^{n} x(u_j, u_i) p_j(t), \tag{1}$$

где $x(u_j, u_i)$ – вес дуги из вершины u_j в вершину u_i, при этом $x(u_j, u_i) = 0$, если дуга (u_j, u_i) отсутствует; $p_j(t)$ – изменение в вершине u_j на шаге t.

В соответствии с этой формулой, если, например, имеется дуга из u_j в u_i с весом x и значение вершины u_j возрастает на шаге t на некое число z, то значение вершины u_i на шаге t+1 возрастает на величину zx.

Будем различать понятие исходного v_i(*исх.*) – вектор исходных значений вершин u_n и начального $v_i(0)$ значений в каждой вершине u_i. При этом

$$v_i(0) = v_i(\text{исх}) + p_i(0), \tag{2}$$

где $p_i(0)$ – начальный импульс (изменение на шаге t = 0) вершины u_i.

Изменение $p_i(t)$ в вершине u_i при t>0 будем называть импульсом в вершине u_i на шаге t и определять как

$$p_i(t) = v_i(t) - v_i(t-1). \tag{3}$$

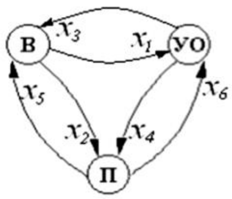
Реализация адаптации процесса УО позволяет моделировать динамику обучения, исследовать и прогнозировать его результаты – конечные значения вершин орграфа во временном процессе. Например, задавая внутренние параметры задачи обучения в орграфе D (рис. 1) в векторе V(*исх.*), а внешние исходные параметры, в том числе исходный уровень обученности обучающегося, – в векторе P(0), можно дать прогноз уровню обученности.

3. Оптимизация параметров модели управления знаниями. В данной работе предлагается подход к подбору параметров абсолютно устойчивых орграфов, основанный на оптимизации значений весов дуг орграфов.

Пусть оптимизируемый орграф УО (рис. 2) задан матрицей смежности A размером (n×n). Вектор проектных переменных – это вектор варьируемых весов дуг орграфа [3, 8].

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, \text{x}_\text{m}). \tag{4}$$

Кроме варьируемых весов x_k в матрице смежности орграфа могут присутствовать и фиксированные веса, которые не входят в вектор проектных переменных. На вес каждой варьируемой дуги наложим ограничения $x_k \in [c_k, d_k]$. Эти ограничения задаются экспертом на основе эвристических соображений о взаимном влиянии различных факторов УО (вершин орграфа) друг на друга.



$$A(D_5) = \begin{array}{c|ccc} & В & УО & П \\ \hline В & 0 & x_1 & x_2 \\ УО & x_3 & 0 & x_4 \\ П & x_5 & x_6 & 0 \end{array}$$

$$X = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6)$$

Рис. 2. Пример взвешенного орграфа D, в котором веса дуг являются проектными переменными задачи оптимизации

С учетом введенных обозначений и указанного выше условия абсолютной устойчивости импульсных процессов в орграфах сформулируем задачу оптимизации: *минимизировать* $f(X)$ *при ограничениях* $x_k \in [c_k, d_k]$.

В основу алгоритма оптимизации положим метод последовательного анализа (проб) случайно выбранных точек в области допустимых проектных переменных [3]. Координаты случайных точек на каждой пробе применительно к поставленной задаче будем вычислять по формуле

$$x_{kp} = c_k + (d_k - c_k)\xi_{kp}, \tag{5}$$

где p – порядковый номер пробы процесса статистических испытаний; ξ_{kp} – случайное число, равномерно распределенное в интервале [0, 1].

Каждая проба – это генерация случайного вектора проектных переменных X, вычисление функции цели $f(X)$ и проверка ограничений. Условный алгоритм оптимизации орграфов УО показан на рис. 3. Здесь шаги алгоритма 1–4, 10–11 выполняются экспертом, а шаги 5–9 реализуются с помощью описанных ниже вычислительных процедур.

Для уменьшения вычислительных затрат процесс оптимизации разделим на этапы с последовательным изменением (обычно уменьшением) области поиска (гиперкуба поиска). Координаты случайных точек на каждом этапе будем вычислять по формуле

$$x_{kp}^{(s)} = x_k^{(s-1)} + (\xi_{kp} - 0{,}5) r_k^{(s)}, \tag{6}$$

где s – порядковый номер этапа поиска, s=1, 2, 3,…; $r_k^{(s)}$– ребро гиперкуба поиска вдоль переменной x_k на этапе s; $x_k^{(s-1)}$ – координата точки лучшей пробы предыдущего этапа. Величина ребра гиперкуба $r_k^{(s)} = r_k^{(s-1)} l^{(s)}$, где $l^{(s)}$ – коэффициент изменения (обычно уменьшения) ребра гиперкуба поиска; $r_k^{(s-1)}$ – величина ребра гиперкуба на этапе поиска (s-1). При этом на первом этапе поиска $r_k^{(1)} = d_k - c_k$. применяя формулу (6) для вычисления каждой проектной переменной, получим вектор

$$x_p^{(s)} = (x1_p^{(s)}, x2_p^{(s)}, \dots, xk_p^{(s)}, \dots, xm_p^{(s)}).$$

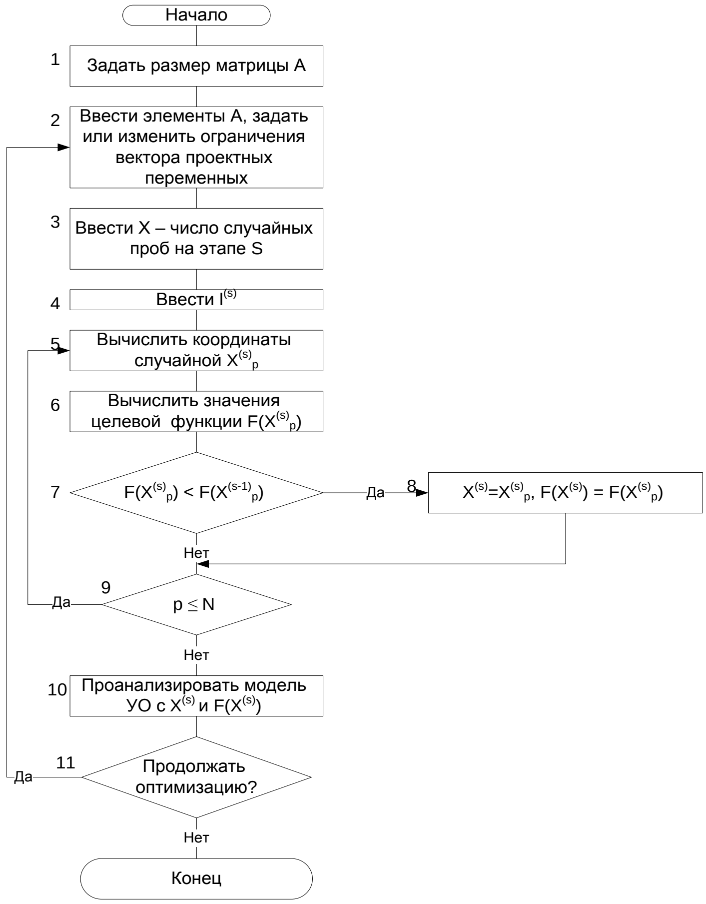


Рис. 3. Схема алгоритма процесса оптимизации

Критерием окончания оптимизации служит величина ребра гиперкуба, которую уменьшают в ходе оптимизации. Если величина целевой функции для полученного в результате оптимизации вектора проектных переменных превышает единицу, то необходимо пересмотреть исходные ограничения на величины проектных переменных или пересмотреть структуру орграфа.

Заключение. Предлагаемый подход к моделированию процессов УО с помощью взвешенных орграфов, в которых вершины отображают характеристики УО, а ориентация, знаки и значения весов дуг определяют взаимовлияние этих характеристик, обладает высокой степенью наглядности, удобен для обсуждения и коллективного анализа, позволяет моделировать динамику процесса управления знаниями и прогнозировать его результаты разработчикам и исследователям интеллектуальных обучающих систем.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Бова В.В.* Методы поддержки принятия решений в построении адаптивных моделей образовательных процессов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 4 (81). – С. 221-225.
2. *Марков В.В.* Методика извлечения и оценки знаний на основе нечеткой модели экзаменатора // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 137-141.
3. *Бова В.В., Гладков Л.А., Курейчик В.В. и др.* Модели и методы представления знаний в интеллектуальных системах поддержки принятия решений. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2010.
4. *Курейчик В.М.* Особенности построения систем поддержки принятия решений // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 7 (132). – С. 92-98.
5. *Бова В.В.* Модели предметных знаний на основе системно-когнитивного анализа // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). С. 146-153.
6. *Бова В.В., Курейчик В.В., Нужнов Е.В.* Проблемы представления знаний в интегрированных системах поддержки управленческих решений // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 107-113.
7. *Кравченко Ю.А.* Метод создания математических моделей принятия решений в многоагентных подсистемах // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 141-145.
8. *Родзин С.И.* Вычислительный интеллект: немонотонные логики и графическое представление знаний // Программные продукты и системы. 2002. – № 1. – С. 20-22.
9. *Кравченко Ю.А.* Применение метода анализа иерархий в алгоритме принятия решений с учетом ряда параметров адаптации // Известия ЮФУ. Технические науки. 2012. – № 7 (132). – С. 247–253.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Ю.А. Гатчин.

Бова Виктория Викторовна – Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Южный федеральный университет»; e-mail: vvbova@yandex.ru; 347928, г. Таганрог, Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; старший преподаватель.

Bova Victoria Victorovna – Federal State-Owned Autonomy Educational Establishment of Higher Vocational Education "Southern Federal University"; e-mail: vvbova@yandex.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; senior teacher.