

$$W_{38}(s) = \frac{\Delta M_{26}(s)}{\Delta M_{21}(s)} = \frac{\Delta M_{26}(s)}{\Delta M_{25}(s)} \cdot \frac{\Delta M_{25}(s)}{\Delta M_{24}(s)} \cdot \frac{\Delta M_{24}(s)}{\Delta M_{23}(s)} \cdot \frac{\Delta M_{23}(s)}{\Delta M_{22}(s)} \cdot \frac{\Delta M_{22}(s)}{\Delta M_{21}(s)} =$$

$$\frac{1}{T_1^{21} \cdot s + 1} \cdot \frac{1}{T_1^{22} \cdot s + 1} \cdot \frac{1}{T_1^{23} \cdot s + 1} \cdot \frac{1}{T_1^{24} \cdot s + 1} \cdot \frac{1}{T_1^{25} \cdot s + 1} \cdot \frac{1}{T_1^{26} \cdot s + 1} \cdot \frac{C_l^{BK}}{(T_l^{BK} \cdot s + 1)^5} = \frac{C_l^{BK}}{(T_l^{BK} \cdot s + 1)^5} \quad (13)$$

где F_1 – расход бражки, F_2 – расход бражного дистиллята, $C_l^{BK} = \frac{F_2}{F_1}$

Действуя аналогично предыдущему случаю, получим дифференциальное уравнение звена в виде:

$$\dot{x}_{38} = -4.45 \cdot 10^{-2} \cdot x_{38} + 8.17 \cdot 10^{-2} \cdot u_2(t - 16.6) \quad (14)$$

Модель звена 39 выражает связь между расходом эюрата на входе в РК и расходом спирта на выходе РК.

$$W_{39}(s) = \frac{\Delta M_{70}(s)}{\Delta M_{64}(s)} = \frac{C_l^{PK}}{(T_1 \cdot s + 1)^7} \quad (15)$$

где F_1 – расход эюрата, F_2 – расход спирта, $C_l^{PK} = \frac{F_2}{F_1}$.

Действуя аналогично предыдущему случаю, получим дифференциальное уравнение звена в виде:

$$\dot{x}_{39} = -3.53 \cdot 10^{-2} \cdot x_{39} + 3.62 \cdot 10^{-2} \cdot u_8(t - 25) \quad (16)$$

Звено 40 будет иметь следующий вид:

$$W_{40}(s) = \frac{\Delta F_{nc}}{\Delta D_3} \quad (17)$$

где F_{nc} – расход нестандартного спирта;

D_3 – расход стандартного спирта.

Подставив параметры технологического режима и переходя к проценту хода исполнительного механизма в коэффициенте передачи, получим:

$$x_{40} = 0.16 \cdot u_7 \quad (18)$$

Выводы

Таким образом, создана многомерная математическая модель БРУ в целом, которая учитывает связи между колоннами и внутренние взаимосвязи колонн, пригодная для синтеза многомерного регулятора установки.

Литература

1. Технология спирта/ под.ред. В.Л.Яровенко.– М.: Колос, 2002.– 464с.
2. Мандельштейн М. Л. Автоматические системы управления технологическим процессом брагоректификации. – М.: Пищевая промышленность, 1975.– 240с.
3. Чермак И., Петерка В., Заворка И. Динамика регулируемых систем в теплоэнергетике и химии. – М.: Мир, 1972.– 624с.

УДК 681.335:004.891

ГРАФО-АНАЛИТИЧЕСКОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СИНЕРГЕТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ОБУЧЕНИЕМ

Мазурок Т.Л., к.т.н., доцент

Одесский национальный политехнический университет

Предложен графо-аналитический метод прогнозирования вектора состояния модели обучаемого в схеме синергетического управления обучением. Разработана и обучена нейросетевая модель определения оптимального соотношения между знаниями и умениями

A graphical-analytical method of predicting the state vector of the learner model in the scheme of synergistic teaching control. Designed and trained neural network model definition optimal balance between knowledge and skills.

Ключевые слова: управление обучением, модель обучаемого, синергетический подход, нейросетевая модель.

Одной из необратимых тенденций образования в информационном обществе становится отход от детерминированных траекторий обучения в сторону их полной индивидуализации на основе учёта всего спектра индивидуальных особенностей, генетических способностей, целей обучения, располагаемых ресурсов и пр. Реформирование системы высшего образования на основе внедрения индивидуальных траекторий обучения студентов на Украине [1] согласуется как с теоретическим обоснованием дидактической целесообразности индивидуализированного обучения [2], так и с основными целями международных образовательных проектов – Межправительственной программы ЮНЕСКО «Образование для всех» [3], Болонской декларации [4].

Очевидно, что формирование гибких индивидуальных учебных планов, сопровождение процесса их выполнения может быть реализовано только на основе широкого использования средств информационно-коммуникационных технологий (ИКТ). Однако, не смотря на значительные успехи в области применения ИКТ для повышения эффективности обучения, значительная часть их высоких потенциальных возможностей, остаётся нереализованной. Таким образом, существует противоречие между высоким уровнем возможностей ИКТ для индивидуализации обучения и недостаточной степенью их практического использования во всех формах образования. Преодоление данного противоречия, с нашей точки зрения, возможно на основе разработки моделей автоматизированного управления процессом обучения, что требует адаптации современной теории управления к потребностям образования.

Теоретические и методологические положения по вопросам управления обучением с дидактических позиций рассмотрены в работах Талызиной Н.Ф., Беспалько В.П., Печникова А.Н., Башмакова И.А., Маслова С.И. и др.; с кибернетической точки зрения – в работах Растригина Л.А., Эренштейна М.Х. и др. Однако, в отличие от классического кибернетического стиля, предложенного для управления обучением Н. Винером, синергетический вариант управления предполагает возникновение порядка, нового состояния системы только благодаря внутренним тенденциям и свойствам. Процесс обучения представляет собой сложный социотехнический объект, состоящий из большого количества разрозненных подсистем и в общем случае не имеющий адекватного формального описания. Поэтому рассмотрим процесс обучения с позиции теории самоорганизации сложных упорядоченных систем, применив так называемый синергетический подход [5].

Разработка моделей и методов для разработки систем автоматизированного управления индивидуализированным обучением с синергетических позиций представляет собой **нерешённую проблему** и определяет **актуальность** данного исследования.

Система обучения является нелинейной, диссипативной, динамической, что определяет возможность применения для её моделирования и управления синергетических постулатов. Таким образом, учёт в процессе анализа «синергетических» свойств и особенностей, характерных для обучения, даёт возможность определить параметры процесса управления обучением, адаптированного к конкретному обучаемому. Для разработки схемы управления обучением на основе синергетического подхода необходимо разработать структуру учебного материала с учётом логических взаимосвязей внутрипредметного и межпредметного типов, сформировать модель обучаемого, отражающую динамику усвоения учебного материала, построить модель системы формируемых компетенций, разработать механизм оценки достижимости требуемых компетенций на основе прогноза усвоения материала обучаемым. **Целью данного исследования** является разработка метода прогнозирования эффективности управления обучением на основе индивидуальных характеристик усвоения запланированного учебного материала, включая взаимосвязанные понятия.

Математические модели управления обучением [6], [7] могут получить дальнейшее развитие в рамках синергетического подхода [8], если объединить их понятийно-терминологический аппарат. Такое объединение можно сделать при допущении об эквивалентности коэффициентов забывания и умозаключения [6] соответствующим коэффициентам индивидуальных особенностей [7], а также найти связь между двумя параметрами управления: количеством информации S и долей времени, отведённой накоплению знаний U .

Следуя терминологии [7], запишем

$$x = \frac{a}{A}, \quad y = \frac{b}{B}, \quad (1)$$

где a – объём накопленных знаний,
 A – полный объём знаний,
 b – объём накопленных умений,
 B – полный объём умений,

x, y – нормированные объёмы знаний и умений соответственно. Нормируя количество информации и разделяя её на два класса (знания и умения), получим:

$$S = \frac{a+b}{A+B}$$

или с учётом (1)

$$S = \frac{Ax + By}{A+B},$$

что равносильно

$$S = \frac{A/B}{1+A/B}x + \frac{1}{1+A/B}y. \quad (2)$$

Согласно принятым обозначениям и определению U получим

$$U = \frac{A}{A+B},$$

откуда из (2) находим

$$S = Ux + (1-U)y. \quad (3)$$

Это равенство совместно с допущением об эквивалентности двух пар коэффициентов даёт объединение двух моделей, полученных в [6] и [7], т.е.

$$\begin{aligned} S &= Ux + (1-U)y, \\ \frac{dS}{dt} &= \frac{h(t)}{1+r} + \frac{c-f}{1+r}S, \\ \frac{dx}{dt} &= fUy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-U)xy, \end{aligned} \quad (4)$$

где $h(t)$ – скорость выдачи информации,

g – коэффициент сопротивления дидактическому процессу,

f – коэффициент забывания,

c – коэффициент умозаключения,

U – доля времени, отведённая на накопление знаний,

S – нормированное количество информации ($0 < S < 1$),

x – нормированный объём накопленных знаний ($0 < x < 1$),

y – нормированный объём накопленных умений ($0 < y < 1$).

Исключая S из системы (4), получим двухклассовую модель («знай и умей») управления обучением с вектором состояния (x, y) и вектором обучения (h, U) :

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= fUy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-U)xy, \\ \frac{d}{dt}(Ux + (1-U)y) &= \frac{h(t)}{1+r} + \frac{c-f}{1+r}(Ux + (1-U)y). \end{aligned} \quad (5)$$

Решая третье уравнение системы (5), получим инвариантное многообразие в фазовом пространстве синергетического метода управления сложными системами [8], в котором связаны координаты состояния и управления, т.е.

$$(1+r)e^{\alpha t}(Ux + (1-U)y) = \beta + \int e^{-\alpha t} h(t) dt, \quad (6)$$

где $\alpha = \frac{c-f}{1+r}$, β – произвольные постоянные.

Интерес представляет частный случай, при котором скорость выдачи информации постоянна ($h(t) = h_0$), а уравнение (6) после интегрирования принимает вид:

$$Ux + (1-U)y = \frac{e^{-\alpha t}}{1+r} \left(\beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha t} \right),$$

откуда следует

$$y = \frac{1}{1-U} \left(-Ux + \frac{e^{-\alpha}}{1+r} \left(\beta - \frac{h_0}{\alpha} e^{-\alpha} \right) \right) \quad (7)$$

Тогда подстановка (7) в первое уравнение (5) приводит задачу управления к аналитическому конструированию скалярного регулятора [8].

Для формирования оптимальной индивидуализированной стратегии достижения соответствующего уровня обученности необходимым является прогнозирования результата применения очередного управляющего воздействия. Поэтому рассмотрим графо-аналитический метод прогнозирования, основанный на совместном использовании параметров двухклассовой модели обучаемого [9] и последовательности управляющих воздействий в виде учебных элементов, предъявляемых обучаемому.

Данный метод прогноза основан на понятии графа обучения (ГО), у которого вершины соответствуют основным понятиям определённой учебной дисциплины (тезаурусу T). Каждая вершина имеет номер i и соответствует некоторому моменту времени t_i первого появления i -го термина в плане обучения (ПО). Вес i -й вершины равен:

$$p_i = \sum_{v=1}^{n_i} \frac{k_v}{m_v} \quad (8)$$

где n_i – количество предикатов, содержащих i -й термин;

v – номер предиката в порядке изучения учебной программы;

k_v – количество информации в v -м предикате;

m_v – количество вершин в v -м предикате.

Формула (8) показывает, что количество информации одного предиката делится поровну между вершинами, которые он содержит. Две вершины назовём смежными, если они содержатся в одном из пяти элементов обучения: определение, правило, закон, формула, теорема. Смежные вершины образуют матрицу смежности. Если рёбрам задать направление, то получим дуги ориентированного графа, для которого существует матрица инцидентности. Для её построения будем выбирать направление дуги по правилу: если смежные вершины имеют номера i и j , то при $t_i < t_j$ дуга направлена в сторону j -й вершины; при $t_i > t_j$ дуга направлена в сторону i -й вершины. Вес дуги, соединяющей смежные вершины, определим по формуле

$$p_{ij} = \frac{p_i}{s_i} + \frac{p_j}{s_j}, \quad (9)$$

где s_i, s_j – соответствующие степени вершин ГО.

Линейную укладку ГО на ось времени (рис. 1) представим с начальной точкой t_0 , изображающей начало занятий:

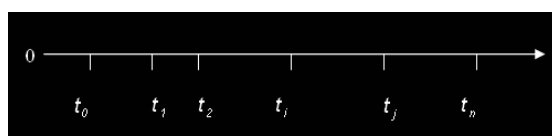


Рис. 1 – Линейная укладка графа обучения

Обозначим n_i – количество вершин, моменты времени изучения которых удовлетворяют неравенству $t_i < t$. Известно, что вероятность сохранения в памяти элемента обучения, соответствующего i -й вершине в момент времени t равна:

$$x_i(t) = e^{-w(t-t_i)}, \quad (10)$$

где w – параметр, характеризующий интеллект обучаемого.

Количество элементов обучения, усвоенных за время t , составляет часть от запланированного количества элементов обучения. Состояние знаний определяет двумерный вектор (x, y) . Здесь $x_i(t)$ – вероятность запоминания учебной информации i -й вершины ГО; $x_{ij}(t)$ – вероятность запоминания взаимосвязи между учебными элементами, соответствующей дуге ГО между вершинами с номерами i и j ($i < j$).

Из равенства (10) с учётом теоремы умножения $x_{ij}(t) = x_i(t) \cdot x_j(t)$, получим

$$x_{ij}(t) = e^{-w(2t-t_i-t_j)} \quad (11)$$

Обозначим вероятность запоминания учебных элементов через $x(t)$, вероятность запоминания взаимосвязей между ними через $y(t)$:

$$x(t) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} p_i x_i(t) \right)}{\sum_{i=1}^{n_t} p_i} \quad (12)$$

Учитывая (11), получим

$$x(t) = \frac{1}{B_t} \sum p_i e^{-w(t-t_i)}, \quad (13)$$

где $B_t = \sum_{i=1}^{n_t} p_i$.

$$y(t) = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} p_{ij} x_i(t) y_j(t) \right)}{\sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} p_{ij}} \quad (14)$$

С учётом (13) получим

$$y(t) = \frac{1}{D_t} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} p_{ij} e^{-2w(t-t_{ij})}, \quad (15)$$

где $D_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} p_{ij}$; $t_{ij} = 0,5(t_i + t_j)$.

Таким образом, получены зависимости, с помощью которых можно определить вероятностные характеристики двумерного вектора (x, y) на основе входных данных алгоритма прогнозирования обученности (рис.2): h, U, T, t, w , где h - скорость подачи учебной информации, U - доля времени на изучение тезауруса, T - тезаурус, t - время, w - тестовый параметр интеллекта, ПО - программа обучения, ГО - граф обучения. Для учёта степени интеграции материала автором разработана нейросетевая модель системы межпредметных связей [10], которая во взаимодействии с моделью системы компетенций [11], совместно с предложенным методом составляет основу интеллектуальной поддержки автоматизированного управления индивидуализированным обучением.

Так как теория синергетического управления является современной концепцией синтеза и анализа систем управления многомерными нелинейными объектами в динамических системах, а одним из универсальных средств формирования управляющих воздействий являются нейронные сети, то перспективным является объединение концепций синергетического и нейросетевого управления в динамических системах [12].

Основной целью нейросетевой реализации является воспроизведение на выходе обучаемой в реальном времени нейросети управления (7). Аппроксимацию нелинейных непрерывных функций, к которым принадлежит и (7) можно выполнить с помощью двухслойной нейросети. Для того, чтобы сконструировать алгоритм обучения нейросети, обеспечивающий требуемое качество процесса на выходе, совместив динамические процессы управления нелинейным объектом и настройки многослойной сети, можно использовать стандартный алгоритм обратного распространения ошибки, подбирая функцию обобщённой ошибки обучения. В общем случае синтез структуры и алгоритмов обучения включает выбор архитектуры сети, функционала обучения и цели управления, составление расширенной системы дифференциальных уравнений, выбор обобщённой ошибки обучения и синтез алгоритма управления.

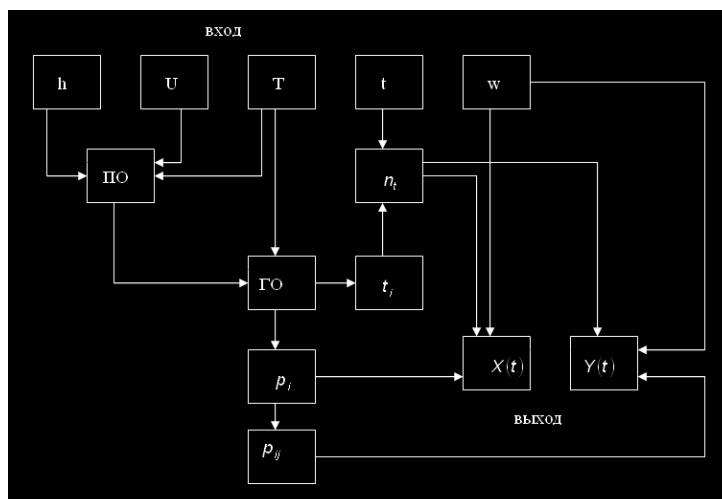


Рис. 2 – Схема алгоритма вычисления вектора состояний

На основе соотношения (7) можно определить, что управление обучения в виде оптимального соотношения между знаниями и умениями для каждого обучаемого определяется пятью параметрами: c, f, r, h, β [9]. Поэтому в качестве элементов входного слоя рассмотрим эти пять переменных. Структура трёхслойной нейросети показана на рис. 3.

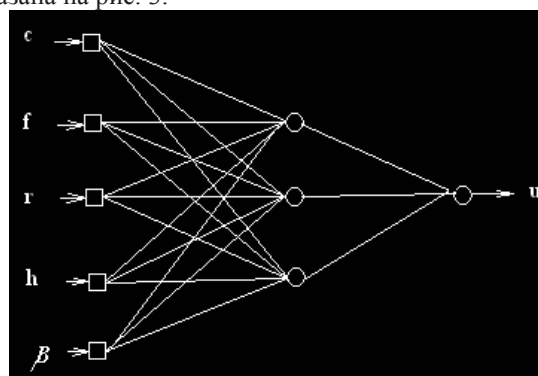


Рис. 3 – Структура нейронной сети управления

При определении количества нейронов промежуточного слоя было применено эвристическое правило [13], на основе которого это количество равняется половине суммарного количества входов и выходов. Функцией активации выбрана гиперболическая тангенциальная. В качестве обучающей функции выбрана функция, реализующая метод обратного распространения (алгоритм Левенберга–Марквардта), которая обеспечивает максимальное быстродействие.

В качестве программных продуктов, реализующего нейросетевую архитектуру, был пакет Neural Networks Toolbox (нейронные сети) математической системы MATLAB, разработанной фирмой Mat Works. В состав пакета входит специальная функция NEWFF для создания многослойных нейронных сетей прямой передачи с заданными функциями обучения и настройки, которые используют метод обратного распространения ошибки [13].

Архитектура нейронной сети: трёхслойная сеть с прямой передачей сигнала; первый слой – 5 нейронов, второй (скрытый) слой – 3 нейрона; выходной слой – 1 нейрон. Функции активации первого и второго слоёв – сигмоидальная нелинейная функция гиперболического тангенса tansig , третьего слоя – линейная тождественная purelin . Тогда формирование многослойной нейронной сети имеет вид:

```
net=newff([0 1; 0 1; 0 1; 20 80; 0 100], [5 3 1], {'tansig', 'tansig', 'purelin'});
gensim(net);
```

На основе моделирования и последующего обучения сети в течение 50 циклов, получена следующая характеристика точности обучения (рис.4): установившаяся среднеквадратичная ошибка составила приблизительно $7,7 \cdot 10^{-33}$, что является удовлетворительным показателем.

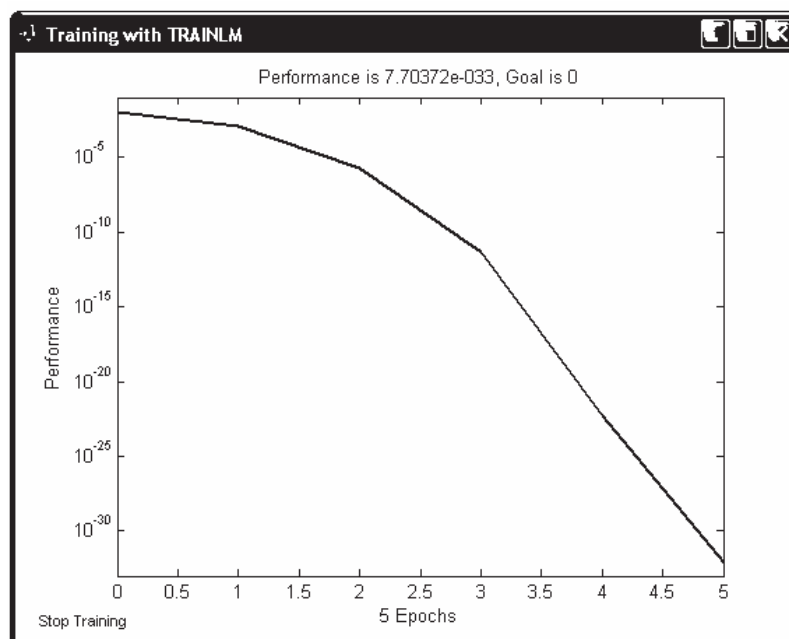


Рис. 4 - График обучения нейронной сети

Выводы. Обученная нейронная сеть позволяет определить значение доли времени, отведённого на накопление знаний, что соответствует определению соотношения между формированием знаний и умений для каждого конкретного обучаемого. Предложенный графо-аналитический метод, использующий полученную характеристику индивидуализации режима обучения, позволяет оценить результативность усвоения учебных элементов и их взаимосвязей на основе учёта индивидуальных характеристик обучаемого, что является основой для выработки оптимального управляющего воздействия. Перспективы дальнейших исследований связаны с реализацией данного подхода в виде синергетического взаимодействия участников процесса обучения в многоагентной среде.

Литература

1. Вакарчук І. Якість освіти і вільна траєкторія студента//Українська правда, 28.04.09.
2. Беспалько В.П. Образование и обучение с участием компьютеров (педагогика третьего тысячелетия). – М.: МПСИ, 2002. – 352 с.
3. Гриценко В.И. Высшее образование в информационную эпоху: вызовы глобализации. – К.: МННЦ ИТ и С НАНУ и МОН, 2009. - 38 с.
4. Півняк Г., Салов В. Стандарти вищої освіти у контексті Болонської декларації //Освіта України. – 2004. - №42-43. – 2 червня – с.6.
5. Князева Е.Н., Курдюмов С.П. Основания синергетики. Человек, конструирующий себя и своё будущее. М.: КомКнига, 2007. – 232 с.
6. Потеев М.И. Практикум по методике обучения во ВТУЗах. - М.: Высшая школа, 1990. – 127 с.
7. Орлов А.И. Менеджмент. Учебник. М.: Издательство "Изумруд", 2003. - 298 с.
8. Колесников А.А. Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза. М.: УРСС. – 2006. - 240 с.
9. Мазурок Т.Л. Модель обучаемого, как объекта автоматизированного управления //Сборник трудов Четвёртой Международной конференции «Новые информационные технологии в образовании для всех: инновационные методы и модели». – К.: МННЦ ИТ и С НАНУ и МОН, 2009. - с. 112-121.
10. Мазурок Т.Л. Нейро-нечёткая модель управления межпредметным обучением //Управляющие системы и машины, 2008, № 1, с. 19-24.
11. Мазурок Т.Л. Эволюционный подход к определению системы компетенций //Вісник ХНТУ. – 2008. – № 2(31). – с. 295-299.
12. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления. – М.: ВШ, 2002. – 183 с.
13. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. Matlab6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.