

Т.Л. Мазурок

**Интеллектуальное управление процессом усвоения межпредметных знаний**

Предложена модель обучаемого, позволяющая учитывать характеристики памяти и формирования межпредметных ассоциативных взаимосвязей. Взаимосвязь между векторами интеллекта обучаемого, вектором его состояния и вектором управления реализована в виде обученной нейронной сети, осуществляющей управление индивидуализированным межпредметным обучением.

A model of a student is suggested, which takes into account the characteristics of memory and the formation of interdisciplinary associative relationships. The relationship between the vectors of the intelligence trainee, the vector of its state and the vector of control is implemented as a trained neural network, which controls the individualized interdisciplinary learning.

Запропоновано модель учня, яка дозволяє враховувати характеристики пам'яті і формування міжпредметних асоціативних взаємозв'язків. Взаємозв'язок між векторами інтелекту учня, вектором його стану, вектором управління реалізовано у вигляді навченої нейронної мережі, що здійснює управління індивідуалізованим міжпредметним навчанням.

**Введение.** Становление общества знаний затрагивает все слои населения. При этом образование как непрерывный процесс становится основополагающим принципом образовательной системы и участия в ней человека на протяжении всей жизни [1]. В связи с углублением процесса междисциплинарности знаний, являющегося отражением интегративных процессов, существующих современному состоянию науки в целом, актуальна проблема построения междисциплинарных и мультидисциплинарных программ обучения [2]. В условиях непрерывного образования эффективность решения данной проблемы может быть повышена за счет автоматизации процесса управления индивидуализацией согласованного межпредметного обучения.

Одна из особенностей освоения межпредметных знаний – необходимость учета самоорганизации знаний индивидуального характера. В качестве основной модели управления принят синергетический подход [3], который в отличие от кибернетического, акцентирует внимание на согласованном взаимодействии частей при образовании структуры как единого целого [4]. Кроме того, для управления педагогической системой чрезвычайно важен один из основополагающих принципов синергетического управления о недопустимости навязывания сложным системам пути их развития, включении естественных свойств процессов в контекст задачи управления.

Таким образом, устранение противоречия между потребностью в автоматизированных системах, реализующих синергетическое управ-

ление индивидуализацией межпредметного обучения и отсутствием моделей и методов их построения, представляет собой нерешенную *проблему* и определяет *актуальность* данного исследования.

*Анализ исследований и публикаций* по рассмотрению обучения как управляемого процесса показывает, что начат он работами Винера Н., Скиннера Б.Ф. Дальнейшее совершенствование кибернетического взгляда на управление обучением связано с работами Растригина Л.А., Эренштейна М.Ч., Соловова А.П. Повышение адаптивности систем управления обучением за счет применения методов искусственного интеллекта отражено в работах Брусиловского П., Галеева И.Х., Краснопоясовского С.А., Петрушина В.А., Савельева А.Я., Шароновой Н.В.

Обоснование целесообразности применения синергетического подхода с философских позиций рассмотрено в работах Князевой Е.Н., Курдюмова С.П., Рабоша В.А. Методологические вопросы разработки синергетических методов управления сложными системами освещены в работах Летова А.М., Калмана Р., Колесникова А.А., Красовского А.А. Взаимосвязь между эволюционными, синергетическими и гомеостатическими методами оптимизации рассмотрена Курейчиком В.В. и его учениками. Однако при решении проблемы применения синергетического подхода к управлению обучением возникает необходимость адаптации методов современной теории управления к потребностям образования, что является нерешенной задачей.

*Постановка задачи* состоит в разработке модели управления согласованным межпредметным обучением.

### Задача рассматриваемого исследования

Для индивидуализации обучения необходимо исследовать процессы накопления и диссипации межпредметных знаний, построить модель учёта индивидуальных характеристик на основе совершенствования модели обучаемого, разработать модель интеллектуального управления согласованным межпредметным обучением.

### Модель процесса накопления и диссипации межпредметных знаний

В связи с тем, что специфика обучения естественным образом согласуется с основной концепцией синергетики – не «навязывание сверху» управляющих воздействий, а объективное управление на основе внутренней динамики объекта, то для разработки модели такого управления необходимо рассмотреть наиболее существенные свойства объекта управления – модели обучаемого. Одна из определяющих характеристик модели обучаемого – устойчивость памяти. Согласованное изучение некоторого учебного материала в виде параллельного изучения по различным учебным дисциплинам либо оптимально выбранная последовательность изучения материала из разных учебных дисциплин на основе учета системы межпредметных связей способствует улучшению показателей продуктивности обучения – устойчивости памяти и скорости умозаключений. Рассмотрим формальную постановку задачи управления межпредметным обучением.

Пусть за некоторый период обучения  $[0; T]$  обучаемый должен изучить  $N$  различных, но взаимосвязанных учебных дисциплин  $D_1, D_2, \dots, D_N$ . По каждой из дисциплин имеется  $L_{D_1}, L_{D_2}, \dots, L_{D_N}$  учебных элементов (УЭ), необходимых для изучения. Разобьем период обучения  $T$  на равные промежутки времени  $\{\tau_i\}$ , отведённые на изучение одного УЭ, где  $i = 1, 2, \dots, D_N \times L_{D_N}$ . В каждый момент времени  $t \in [0, T]$  обучаемым усвоено некоторое количество УЭ  $LU_{D_1}, LU_{D_2}, \dots, LU_{D_N}$ , причем  $LU_{D_k} \leq L_{D_k}$ , где  $k = 1, 2, \dots, D_N$ .

Рассмотрим динамику процессов приобретения и рассеивания знаний, их основные этапы и особенности. Результаты исследований, приведенных в [5], показывают, что время приобретения знаний подчинено экспоненциальному закону:

$$f(t) = 1 - e^{-\mu t}. \quad (1)$$

В процессе формирования знаний можно выделить несколько стадий, соответствующих отдельным участкам зависимости (1) (рис. 1): участок  $OA$  соответствует временному отрезку  $t_1$  – на этом этапе происходит понимание обучаемым существа отдельных понятий учебного материала; участок  $AB$  соответствует временному отрезку  $t_2$  – на этом этапе происходит понимание обучаемым существа сложных понятий, явлений, процессов и т.д.; точка  $B$  – момент времени, при котором достигается полное понимание обучаемым учебного вопроса, так называемое состояние «момента истины».

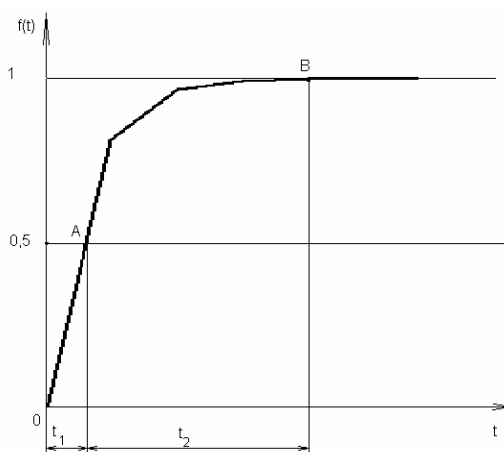


Рис. 1. График динамики приобретения знаний

Вслед за процессом получения знаний начинается процесс забывания или рассеивания знаний, описываемый зависимостью Г. Эббенагауза, характеризующей забывание как логарифмическую функцию времени:

$$V(t) = b(c \log t), \quad (2)$$

где  $V$  – объем сохраняемого учебного материала,  $b, c$  – экспериментальные константы.

Известно, что при изучении любой учебной дисциплины можно идентифицировать пару точек  $\tau^{(1)}$  и  $\tau^{(2)}$ , однозначно определяющих ста-

дии процесса диссипации (рассеивания, забывания) знаний (рис. 2) [6].

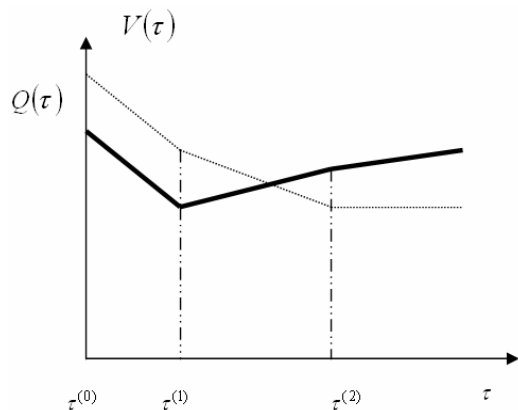


Рис. 2. Зависимость объема  $V(\tau)$  и качества  $Q(\tau)$  остаточных знаний от времени  $\tau$

На первой стадии, характеризующейся временным отрезком  $[\tau^{(0)}; \tau^{(1)}]$ , наступающим сразу после изучения дисциплины  $D_i$ , интенсивность диссипации наибольшая – объем усвоенного материала резко падает. При этом наблюдается и спад качества владения материалом, который остается в памяти. Эта стадия соответствует состоянию «внутреннего хаоса» – память интенсивно освобождается от всего формального, незакрепленного. На второй стадии, соответствующей временному интервалу  $[\tau^{(1)}; \tau^{(2)}]$ , процесс диссипации несколько замедляется – материал, который запомнился, структурируется, закрепляются новые содержательные взаимосвязи. Качество владения материалом начинает возрастать. На третьей стадии  $\tau > \tau^{(2)}$  процесс диссипации значительно замедляется, завершается окончательная структуризация информации, ее сохранение в долговременной памяти.

Для повышения эффективности обучения наибольший интерес представляет вторая стадия процесса забывания, во время которой согласно результатам системных экспериментальных исследований, с помощью использования различных форм интегрированного обучения, возможно предотвращение дальнейшего рассеивания знаний. Поэтому, определив персональные характеристики процесса приобретения и по-

тери знаний по каждому из параллельно изучаемых учебных предметов, можно определить временной интервал, наилучшим образом способствующий сохранению в памяти взаимосвязи между отдельными учебными элементами, образованию ассоциаций.

Однако при составлении модели динамики обучения необходимо учесть эффект самоорганизации знаний, состоящий в ускорении процесса получения знаний в зависимости от количества уже усвоенной информации.

### **Модель обучаемого, как объекта синергетического управления**

Возможность индивидуализации процесса управления обучением основывается на использовании межпредметных связей на основе учёта индивидуальных характеристик обучаемого, определяющих память и скорость формирования направленных ассоциаций. Соотношение между этими характеристиками определяет вектор интеллекта, который выражает продуктивность обучения с помощью двух коэффициентов:  $f$  – коэффициента забывания;  $c$  – коэффициента умозаключения.

Для определения внутреннего содержания вектора интеллекта разделим всю информацию, подлежащую усвоению, на два блока: блок учебных элементов (УЭ) –  $A$ , блок комплексов –  $B$ . Причем под блоком комплексов будем понимать множество бинарных отношений взаимосвязи между УЭ, принадлежащих к разным учебным дисциплинам. Каждый элемент блока УЭ  $a_i$  имеет свой номер  $i$  в соответствии с моментом времени  $t_i$ , в который обучаемый получает информацию об этом УЭ. Следовательно, множество  $A$  имеет отношение порядка, определяемое однозначно на основе теоремы Геделя, согласно которой в любой системе знаний можно поставить задачу, требующую для её решения введения нового элемента.

Блок комплексов  $B$  содержит результаты умозаключений, основанных на сформированных внутрипредметных и межпредметных ассоциациях. Каждый комплекс имеет не менее двух элементов множества  $A$ . Построим граф индивидуальной траектории обучения ГТ, в кото-

ром вершинами служат элементы блока  $A$ . Соединим ребром элементы  $a_i$  и  $a_j$ , если они принадлежат хотя бы одному комплексу. Обозначим это ребро  $b_{ij}$  и его вес  $q_{ij}$ , равный количеству комплексов, в которые входят элементы  $a_i$  и  $a_j$ .

Вес вершины  $a_i$  обозначим  $q_i$  и примем его равным числу единиц в  $i$ -й строке матрицы смежности. Построенный таким образом граф имеет линейную укладку, показанную на рис. 3, где  $N$  – число УЭ.

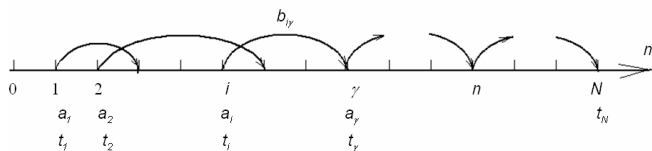


Рис. 3. Линейная укладка графа обучения  $ГТ(A, B)$

Придавая направления ребрам графа, получаем, как показано на рис. 3, ориентированный граф, у которого направление дуг принимается по правилу: если  $i < j$ , то дуга  $b_{ij}$  имеет начало в вершине  $a_i$ , а конец в вершине  $a_j$ . Для любого момента времени  $t$  существует такое натуральное число  $n_t$ , зависящее от  $t$ , когда справедливо неравенство (рис. 4):

$$t_{n_t} \leq t \leq t_{n_t+1}. \quad (3)$$

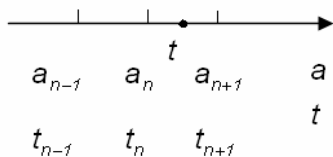


Рис. 4. Определение числа вершин  $n(t)$  за время обучения  $t$

Если ввести невесомые дуги, число которых равно числу нулей в матрице смежности, то общее число дуг за время  $t$  будет равно:

$$m_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij}. \quad (4)$$

Теперь можно ввести понятие подграфа обучения  $Г_t$ , который состоит из  $n_t$  вершин и  $m_t$  дуг, а также определить цикломатическое число:

$$K_t = m_t - n_t + l_t, \quad (5)$$

где  $l_t$  – число компонент связности графа  $Г_t$ .

Отметим, что все вершины графа обучения могут быть двух видов. Некоторые из них считаются первоначальными и не подлежат определению (например, точка, прямая и плоскость). Второй тип вершин вводится при помощи логических определений (например, биссектриса, окружность, парабола). Существование вершин второго типа показывает, что блок памяти  $A$  имеет корреляцию с блоком умозаключений  $B$ . Кроме того, каждая дуга блока умозаключений  $B$  отражает некоторую мыслительную операцию. Поэтому исчезновение из памяти какой-либо из вершины блока  $A$  влечет разрушение одной или нескольких дуг блока  $B$ , что соответствует удалению одной или нескольких мыслительных операций. Отсюда также следует логическая связь между коэффициентами  $f$  и  $c$  в уравнениях состояния [7]:

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= fuy, \\ \frac{dy}{dt} &= c(1-u)xy, \end{aligned} \quad (6)$$

где  $x$  – относительный объем накопленных знаний, что равносильно относительному числу вершин в блоке  $A$ ;  $y$  – относительный объем накопленных умений, что равносильно относительному числу дуг в блоке  $B$ ;  $u$  – доля времени, отведённая накоплению знаний;  $f$  – коэффициент забывания;  $c$  – коэффициент умозаключения.

Логической связи между коэффициентами  $f$  и  $c$  можно придать аналитическую форму, если зафиксировать значение  $u$  и ввести отношение

$$\operatorname{tg} \varphi = \frac{c}{f} \quad (\varphi \text{ – фаза интеллекта}).$$

Формула этой связи следует из системы (6):

$$\frac{2uy}{x^2(1-u)} = \frac{c}{f} \quad (7)$$

Отношение  $\frac{c}{f}$  связывает эвристическую

способность личности с качеством памяти. Согласно [8] эвристические рассуждения часто основываются на индукции, дедукции и аналогии. Блок  $B$ , как и любая другая модель мыс-

лительной деятельности, не может полностью отражать эвристические способности, так как часто на результаты умственной работы влияет подсознательная деятельность. Но, чтобы вызвать подсознательную деятельность, совершенно необходимо сознательное усилие и напряжение [8]. Умение сознательно удерживать напряжение при решении сложных задач может быть принято третьей компонентой вектора интеллекта, так как он отражает фактор мотивации, тесно связанный с обучением. Однако в данной статье рассматривается двумерный вектор интеллекта.

Линейная укладка графа обучения (рис. 3) имеет различные временные интервалы  $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$ , зависящие от календарных планов обучения различным учебным дисциплинам. Априорно до составления календарного плана последовательность  $\{t_i\}$  в терминах теории случайных процессов может интерпретироваться как пуассоновский поток событий [9] с плотностью вероятности показательного закона распределения промежутков времени между двумя схожими событиями:

$$g(\Delta t) = \lambda e^{-\lambda \Delta t}. \quad (8)$$

Соответствующая функция распределения равна:

$$G(\Delta t) = 1 - e^{-\lambda \Delta t}, \quad (9)$$

а параметр  $\lambda$  имеет оценку:

$$\lambda = \frac{N}{t_N}, \quad (10)$$

где  $N$ ,  $t_N$  – соответственно число элементов блока  $A$  и время обучения.

Распределение числа вершин также имеет вероятностную природу. Действительно, к моменту времени  $t$  число вершин, изучаемых по календарному плану, равно  $n_t$ , а число вершин, усвоенных студентом, есть случайное число  $a_t$ . Поэтому отношение  $x_t = a_t / n_t$  можно интерпретировать как статистическое определение вероятности: отношение числа благоприятных исходов к числу испытаний. Аналогично получим вероятность усвоения числа ребер  $b_t$  подграфа  $\Gamma_t$ :

$$y_t = \frac{b_t}{m_t}, \quad (11)$$

где  $m_t$  – число ребер подграфа обучения,  $b_t$  – число ребер, соответствующих блокам, усвоенным студентом.

Итак, получена вероятностная интерпретация вектора интеллекта  $(x_t, y_t)$  с координатами:  $x_t$  – вероятность усвоения элементов, соответствующих вершинам подграфа обучения  $\Gamma_t$ ;  $y_t$  – вероятность усвоения блоков, соответствующих ребрам подграфа обучения  $\Gamma_t$ .

Для вычисления этих вероятностей сформулируем гипотезу забывания: уменьшение объема  $\Delta M$  усвоенного учебного материала пропорционально объему  $M$  и приращению времени  $\Delta t$ , т.е.

$$\Delta M = -\gamma M \Delta t, \quad (12)$$

иначе

$$dM = -\gamma M dt, \quad (13)$$

откуда следует

$$M = M_0 e^{-\gamma t}, \quad (14)$$

где  $M_0$  – начальный объем усвоенного материала. Придавая отношению  $M / M_0$  смысл вероятности сохранения изученного материала, запишем:

$$p(t) = e^{-\gamma t}. \quad (15)$$

Формула (15) определяет вероятность сохранения информации в памяти за время  $t$  после её подачи. Здесь параметр  $\gamma$  зависит от коэффициента забывания  $f$ . Используя линейную укладку подграфа  $\Gamma_t$  и весовые коэффициенты его вершин, из (15) находим

$$x_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} q_i \right)}. \quad (16)$$

Чтобы получить формулу для  $y_t$  заметим, что вероятность сохранения в памяти ребра  $p_{i\gamma}$  подграфа  $\Gamma_t$  связана теоремой умножения с веро-

яностями сохранения его концов  $p_i$  и  $p_j$ . Поэтому аналогично (16) запишем с учетом (4):

$$y_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(t-t_i)} e^{-\gamma(t-t_j)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)}$$

или

$$y_t = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} \right)}{\left( \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} \right)}. \quad (17)$$

Формулы (16), (17) дают возможность экспериментального определения  $x_t$  и  $y_t$  по двум источникам (графу индивидуальной траектории обучения и календарному плану занятий).

Вычислим производные в системе (16), (17):

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\frac{\gamma}{Q_t} \sum_{i=1}^{n_t} q_i e^{-\gamma(t-t_i)} - \frac{x}{Q_t} \cdot \frac{dQ_t}{dt}; \\ \frac{dy}{dt} &= -\frac{2\gamma}{R_t} \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij} e^{-\gamma(2t-t_i-t_j)} - \frac{y}{R_t} \cdot \frac{dR_t}{dt}; \quad (18) \\ Q_t &= \sum_{i=1}^{n_t} q_i, \quad R_t = \sum_{i=1}^{n_t} \sum_{j=n_t-i}^{n_t} q_{ij}. \end{aligned}$$

Исключив из (18) знаки суммирования, получим

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= -\left( \gamma + \frac{d}{dt} Q_t \right) x; \\ \frac{dy}{dt} &= -\left( 2\gamma + \frac{d}{dt} R_t \right) y. \end{aligned} \quad (19)$$

Равенства (16), (17) и (19) позволяют использовать систему (6) для накопления статистических данных вектора интеллекта  $(f, c)$ :

$$\begin{aligned} f &= \frac{dx}{dt} / u_y; \\ c &= \frac{dy}{dt} / (1-u)xy. \end{aligned} \quad (20)$$

Формулы (16), (17) и (19) содержат интервалы  $\Delta t_i$  и коэффициент  $\gamma$  гипотезы забыва-

ния (15). Так как распределение  $\Delta t_i$  имеет параметр  $\lambda$  в плотности вероятности (8), то компоненты  $f$  и  $c$  зависят от параметров  $\lambda, \gamma, u$ . Очевидно, что параметр  $\lambda$  зависит от скорости подачи учебного материала, так как он связан с календарным планом, составление которого – часть управленческих мероприятий. Параметр  $u$ , представляющий долю времени усвоения тезауруса учебной программы, относится к методике преподавания. Поэтому выбор его значения также является частью управленческих мероприятий. Отсюда получаем треугольник управления обучением (рис. 5).

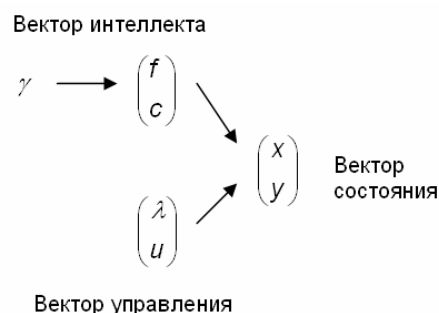


Рис. 5. Треугольник управления обучением

Схема на рис. 5 показывает, что оптимизация управления обучением достигается при условии учета распределения вектора интеллекта. Без учета распределения параметров  $f$  и  $c$  увеличение интенсивности занятий за счет повышения скорости подачи учебного материала (увеличения параметра  $\lambda$ ) может дать обратный эффект: снижение компонент вектора состояния. С другой стороны, выбор значения параметра  $u$  нельзя осуществить без информации о количестве вершин и дуг графа обучения. Оптимизацию управляющих параметров  $\lambda$  и  $u$  с использованием графо-аналитического метода следует осуществлять на основе плотности вероятности  $w(f, c)$ , позволяющей вычислять доверительные вероятности компонент  $x$  и  $y$  вектора состояний знаний и умений. Экспериментальное определение значений  $f$  и  $c$  у конкретного обучаемого надо проводить с помощью специально разработанных тестов. Приведем пример такого теста. Обучаемому предлагается повторить последовательность 10 чи-

сел, которые поочередно показывает генератор случайных чисел; указать цифры, которые появлялись наибольшее и наименьшее число раз. В этом тесте ответ на первый вопрос дает оценку его памяти, а на второй вопрос – оценку скорости комбинаторного мышления, что характеризует качество умозаключений.

Итак, система уравнений (6), (16), (17), (19) образует математическую модель, реализующую графо-аналитический метод синергетического управления процессом обучения. Полученная модель показывает, что оптимизация процесса индивидуальной подачи материала связана с определением параметра  $u$ . Данный параметр, в свою очередь, зависит от значений  $f, c, x, y, \lambda$ .

### Нейросетевая реализация синергетической модели управления

Так как теория синергетического управления является современной концепцией синтеза и анализа систем управления многомерными нелинейными объектами в динамических системах, а одно из универсальных средств формирования управляющих воздействий – нейронные сети, то перспективно объединение концепций синергетического и нейросетевого управления в динамических системах [10].

Основная цель нейросетевой реализации – воспроизведение на выходе обучаемой в реальном времени нейросети управления. Аппроксимацию нелинейных непрерывных функций 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 обобщенной ошибки обучения  $\sigma$ . В общем случае синтез структуры и алгоритмов обучения включает выбор архитектуры сети, функционала обучения и цели управления, составление расширенной системы дифференциальных уравнений, выбор обобщенной ошибки обучения  $\sigma$  и синтез алгоритма управления [11].

На основе соотношений (6), (16), (17), (19) можно определить, что управление обучения в виде оптимального соотношения между знаниями и умениями для каждого обучаемого определяется пятью параметрами:  $f, c, x, y, \lambda$ . Поэтому в качестве элементов входного слоя рассмотрим их. Структура трехслойной нейросети показана на рис. 6.

При определении количества нейронов промежуточного слоя было применено эвристическое правило [12], 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), обеспечивающая максимальное быстродействие.

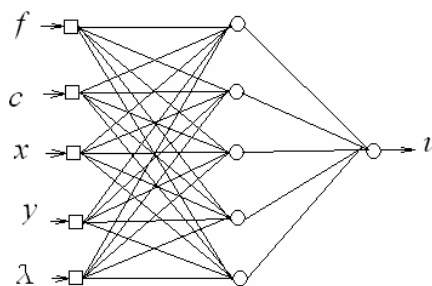


Рис. 6. Структура нейронной сети управления

### Практическая реализация

Существует большое количество программных продуктов, реализующих нейросетевую архитектуру. Простой и доступный – пакет *Neural Networks Toolbox* (нейронные сети) математической системы *MATLAB*, разработанной фирмой *MathWorks*. 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 [12]. Рассмотрим на примере применение данной функции для реализации нейросетевого управления синергетической моделью обучения.

Для уменьшения размерности в приведённом примере ограничимся рассмотрением двух векторов параметров моделей обучаемых.

К входным аргументам функции *newff* относятся: массив входа  $P$ , строки которого представляют собой различные варианты значений параметров модели обучаемого  $f, c, x, y, \lambda$ , полученные на основе опроса экспертов; вектор целей  $T$ ; информация о структуре слоев сети; минимальные и максимальные значения для  $R$  векторов входа. Зададим следующие обучающие последовательности:

$$P = [0.1 \ 0.2; 0.2 \ 0.3; 0.3 \ 0.4; 20 \ 25; 50 \ 30];$$

$$T = [0.3 \ 0.4].$$

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

$$net = newff([0 \ 1; 0 \ 1; 0 \ 1; 20 \ 80; 0 \ 100],$$

$$[5 \ 3 \ 1], \{ 'tansig', 'tansig', 'purelin' \});$$

$$gensim(net).$$

Выполним моделирование сети, определим вектор выходных значений  $Y$  для каждого из вариантов входных данных и построим график выхода:

$$Y = sim(net,P);$$

$$plot(T,Y).$$

Обучим сеть в течение 50 циклов:

$$net.trainParam.epochs = 50;$$

$$net = train(net,P,T).$$

Характеристика точности обучения показана на рис. 7; установившаяся среднеквадратичная ошибка составляет приблизительно  $7,7 \cdot 10^{-33}$ .

Выполним моделирование сформированной трёхслойной сети, используя обучающую последовательность входа:

$$Y = sim(net,P);$$

$$plot(T,Y).$$

Результаты моделирования показаны на рис. 8, где верхняя линия соответствует соотношению между выходами и целями после

обучения, а верхняя – соответственно до обучения, и свидетельствуют о хорошем отображении входной последовательности в выходную последовательность.

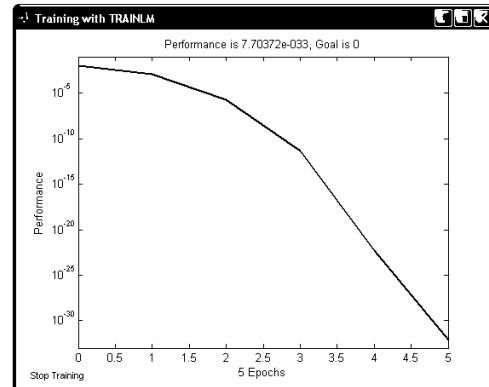


Рис. 7. График обучения нейронной сети

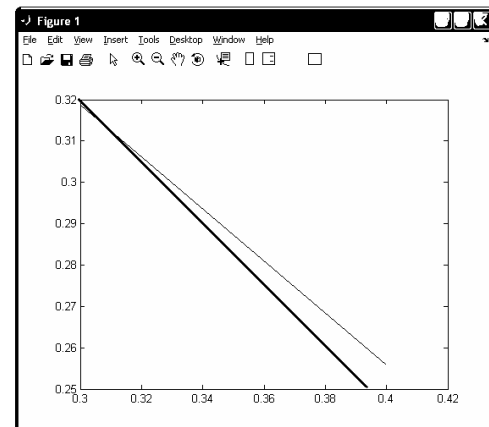


Рис. 8. Графики соответствия выхода и цели до и после обучения

**Заключение.** Таким образом, построена и обучена нейронная сеть, на основе которой можно получить значение доли времени, отведенной на накопление знаний, что соответствует определению соотношения между формированием знаний и умений для каждого конкретного обучаемого. Особенность предложенной схемы управления – применение синергетического подхода, основанного на учете внутреннего развития объекта управления при выборе обучающих воздействий. Научная новизна состоит в разработке синергетической модели управления обучением на основе вектора интеллекта, учитывающего характеристики памяти и образования межпредметных ассоциаций.

Окончание на стр. 46



Практическая целесообразность определяется построением и обучением нейронной сети, на основе которой возможен выбор управляющего воздействия индивидуально для каждого обучаемого, что является базовым элементом для формирования индивидуальной траектории обучения. Дальнейшее перспективное развитие данного подхода, на наш взгляд, – синтез нейронной сети, связывающей индивидуальные характеристики обучаемого с прогнозируемыми значениями уровней достижения компетенций, что позволит осуществлять интеллектуальную поддержку процесса управления обучением.

1. *Gritsenko V.* Higher education in information epoch: challenges of globalization // Proc. of the Fourth International Conf. «New Information Technologies in Education for All: e-education». – Kiev: IRTC, 2009. – P. 11–23.
2. *Гриценко В.И.* Информационно-коммуникационные технологии в образовании для всех – в ракурсе проблем общества знаний. – Киев: МНУЦИТиС, 2007. – 28 с.
3. *Мазурок Т.Л.* Модель обучаемого как объекта автоматизированного управления // Proc. of the Fourth International Conference «New Information Technologies in Education for All: e-education». – Kiev: IRTC, 2009. – P. 112–121.
4. *Александров Г.Н., Молчанова И.А.* Использование кибернетических и синергетических аналогий при разработке новых информационных технологий обучения. – <http://ito.edu.ru/2001/ito/II/4/II-4-19.html>
5. *Белова Л.А., Метешкин К.А., Уваров О.В.* Логико-математические основы управления учебными процессами высших учебных заведений. – Харьков: Вост.-рег. центр гуманит.-образ. инициатив, 2001. – 272 с.
6. *Ясінський В.В.* Системне моделювання процесів накопичення і дисипації знань // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2007. – № 3. – С. 111–121.
7. *Орлов А.И.* Менеджмент: Учебник. – М.: Изумруд, 2003. – 298 с.
8. *Дружинин В.Н.* Структура психометрического интеллекта и прогноз индивидуальных достижений // Интеллект и творчество: Сб. науч. тр. / Ин-т психологии РАН. – Москва, 1999. – С. 5–29.
9. *Скороход А.В.* Элементы теории вероятностей и случайных процессов. – К.: Вища шк., 1980. – 218 с.
10. *Терехов В.А.* Нейросетевые системы управления. – М.: ВШ, 2002. – 183 с.
11. *Колесников А.А.* Синергетические методы управления сложными системами: теория системного синтеза. – М.: УРСС, 2006. – 240 с.
12. *Медведев В.С., Потёмкин В.Г.* Нейронные сети. Matlab 6. – М.: ДИАЛОГ–МИФИ, 2002. – 496 с.

E-mail: [Mazurok62@mail.ru](mailto:Mazurok62@mail.ru)  
© Т.Л. Мазурок, 2010