

УДК 378.147+001.891.57

Д. Х. Имаев, Е. Е. Котова

Модели и алгоритмы принятия решений о распределении дидактических ресурсов в среде обучения

Предлагаются динамические модели процесса обучения как системы управления с обратной связью, алгоритмы принятия решений, компьютерные модели и пример имитации влияния возмущений на процесс обучения.

Процесс обучения, модель обучаемого, дидактический ресурс, алгоритмы управления, траектории обучения

Проблема управления процессом обучения стала актуальной в связи с внедрением программированного обучения и кибернетических методов в структуры педагогических процессов примерно с 60-х гг. прошлого столетия и постепенно стала занимать внимание не только отечественных и зарубежных психологов и педагогов [1]–[4], но и специалистов в области управления техническими системами [5]–[8]. Общность законов управления, действующих в системах различной природы (технических, биологических, социальных, экономических и др.), распространяется и на учебные процессы, охватывающие сферы овладения знаниями и получения профессионального образования.

Наряду с психолого-педагогическим направлением исследований в области управления процессами обучения можно выделить формирующееся с начала 60-х гг. кибернетическое направление. В практике и теории педагогики высшей школы помимо эмпирических исследований (наблюдения, эксперимента, измерения) стали применяться строгие формальные методы, связанные с математическим моделированием учебного процесса и его составляющих. Алгоритмам обучения и вопросам программированного обучения посвящены труды Л. Н. Ланды [6], кибернетическим методам исследования в применении к педагогике – А. И. Берга, Э. Я. Кольмана [5], вопросам научной организации обучения и плани-

рования учебного процесса — Э. Д. Мерзона [2]. В 70-е гг. в работах Ю. А. Гастева, А. А. Фельдбаума, Л. А. Растригина [4], [7], [8] и др. были высказаны идеи применения методов кибернетики к задачам обучения. Ю. А. Гастев процесс обучения представлял как «классический образец процесса управления». А. А. Фельдбаум представлял обучаемого, «свойства, качества, характеристики которого нужно изменять в целесообразном направлении путем обучения». Л. А. Растригин представлял моделирование процесса обучения с использованием адаптивной модели и модели ученика.

Как в направлении психолого-педагогических исследований, так и в области математического моделирования систем обучения был обозначен ряд проблем: выявление организационно-педагогических условий процесса обучения, поиск методов и средств активизации учебно-познавательной деятельности студентов, имитация различных аспектов учебного процесса и др., которые, несомненно, актуальны и сегодня. Особенностью образовательного процесса в настоящее время является возрастающая дифференциация и разнородность контингента обучаемых, различие в уровне подготовки, что необходимо учитывать при разработке инновационных учебных программ, учебных материалов, методов и форм обучения. В связи с изменениями и реформированием образовательного процесса, внедрением современных информационных технологий требуются и новые способы решения проблем управления учебным процессом. В частности, многократные компьютерные имитационные эксперименты в «быстром» времени помогут проектировать сценарии учебной работы по новым специальностям, выбирать и планировать различные виды помощи учащимся, распределять бюджет времени, нагрузку преподавателя и т. д. Практическое применение математического моделирования и компьютерной имитации позволит исследовать процесс обучения во многих его существенных проявлениях.

Целью статьи является рассмотрение моделей и алгоритмов принятия решений о распределении дидактических ресурсов в системе управления учебным процессом. Разработки по математическому и компьютерному моделированию процесса обучения базируются на концепциях динамичности процесса обучения, подверженного возмущениям среды, уровневой дифференциации контингента обучаемых, разделения дидактических ресурсов на основную и дополнительную части, адаптации процессов дополнительного обучения к индивидуальным характеристикам обучающихся.

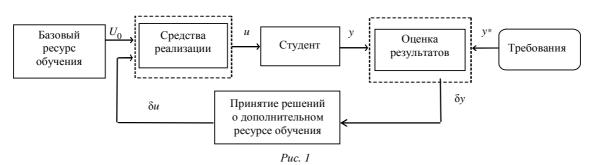
Процесс обучения чрезвычайно сложен для формализации. Выбор типов, классов и структур математических моделей остается за специалистами, имеющими опыт преподавания по конкретным методикам и отражает их опыт и традиции школы. Таким образом, предлагая различные модели обучаемого, разработчики помимо объективных сторон процесса отражают и свой субъективный взгляд на проблему.

усвоения материала в процентах к заданному объему знаний. Целью системы управления является уменьшение отклонения δy фактического уровня знаний от заданного y.

Ресурс обучения представлен двумя составляющими: постоянной базовой U_0 и дополнительной δu , зависящей от времени. Базовая часть рассчитана на так называемого «среднего» студента и подразумевает групповую форму организации занятий. Дополнительная часть ресурса подразумевает индивидуальную форму организации занятий для «отстающих» студентов. Текущая успеваемость y(t) сравнивается с «программной траекторией» $y^*(t)$. Если выявлено положительное значение $\delta y(t)$, т. е. студент отстает от графика, то следует затратить дополнительный ресурс $\delta u(t)$. При «аддитивной» форме организации дополнительных занятий ресурс δu складывается с базовым $u(t) = U_0 + \delta u$. В этом случае преподаватель, например, повторяет материал, изложенный в базовой части.

Концептуальная модель процесса обучения включает также подсистемы оценки знаний, реализации дидактических ресурсов и принятия решений о дополнительных ресурсах.

Модели обучаемых как объектов управления учебным процессом. Идеализация подсистемы оценки результатов (рис. 1) означает, что уровень знаний обучаемого оценивается в любое время с любой точностью. Переменные y(t) и $\delta y(t) =$



Концептуальная модель системы управления процессом обучения с разделением дидактических ресурсов [10] изображена на рис. 1. Студент — объект управления — интерпретируется как преобразователь управляющего воздействия u — дидактического ресурса, выраженного в объемах информации за условную единицу времени в управляемую переменную y, — текущий уровень

 $y^*(t)-y(t)$ оказываются функциями непрерывного времени, где $y^*(t)$ — заданный уровень знаний. Идеализация средств реализации дидактических ресурсов означает, что информация от преподавателя к обучаемому передается с любой степенью «дозировки» и может корректироваться в любой момент времени.

Допущение о непрерывности переменных приводит к динамическим моделям обучаемых в форме дифференциальных уравнений, типы и порядки которых могут варьироваться с целью учета различных представлений о динамике процесса и характеристик обучаемых. Далее рассматриваются модели в форме обыкновенных дифференциальных уравнений второго порядка. Линейная модель

$$\tau \psi \frac{\mathrm{d}^2 y}{\mathrm{d}t^2} + (\tau + \psi) \frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t} + y = \kappa \psi u \tag{1}$$

содержит τ – фактор вовлеченности обучаемого в учебный процесс (инерцию восприятия знаний); ψ – фактор памяти; κ – коэффициент, определяющий темп восприятия информации (усвоения знаний). Учет фактора мотивации в виде зависимости $\kappa = \kappa_0 + \mu F(y)$ от оценки уровня знаний у дают нелинейные модели вида

$$\tau \psi \frac{d^2 y}{dt^2} + (\tau + \psi) \frac{dy}{dt} + y = [\kappa_0 + \mu F(y)] \psi u; y_0, \dot{y}_0, (2)$$

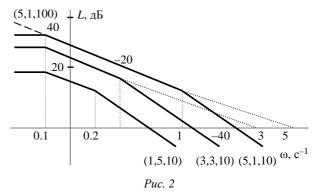
где μ – коэффициент мотивации. Функция F(y) может иметь «прогрессивный» или «регрессивный» характер. Нелинейная модель может отражать зависимость фактора $\kappa(\delta y) = \kappa_0 + \mu \delta y$ отклонения уровня знаний от программы индивидуальных занятий.

Ранжирование студентов. Концепция «среднего» студента. Ранжирование позволяет распределить студентов по группам в зависимости от индивидуальных характеристик обучаемости, количественно выражаемых факторами к, т, у, ц. Далее предлагается выбрать для ранжирования факторы к, т [1], [5] и оценивать их в интервале условных единиц. Пусть параметры гипотетически «среднего» студента относятся к середине интервала: $(\kappa_{cp} \, / \, \tau_{cp}) = (3 \, / \, 3)$. Группа студентов с минимальной скоростью усвоения знаний, максимальной инерционностью вовлечения в учебный процесс и показателями (κ / τ) = (1/5), названа «слабой»; для них необходимы дополнительные занятия. «Сильные» - высокопродуктивные в учебной деятельности студенты - имеют максимальную скорость усвоения знаний и минимальную инерционность вовлечения в учебный процесс, т. е. образуют группу с показателями (κ / τ) = (5/1).

Представление модели обучаемого как преобразователя потока информации в уровень знаний естественно приводит к рассмотрению частотных характеристик. Наглядным способом сопоставле-

ния индивидуальных характеристик обучаемых являются логарифмические амплитудно-частотные характеристики (ЛАЧХ), которые способствуют ранжированию студентов с целью выбора стратегии обучения и тактики дополнительных занятий. Графики ЛАЧХ позволяют учитывать три фактора ($\kappa/\tau/\psi$) линейной модели (1).

Асимптотические ЛАЧХ в области низких частот определяются значением $\kappa\psi$, равным максимальному уровню усвоения материала студентом. Выше этого уровня наступает «динамическое равновесие» – усвоенный за единицу времени учебный материал равняется объему забываемой за то же время части. На рис. 2 сравниваются ЛАЧХ студентов с различными факторами κ и τ при одном и том же значении ψ = 10 . Прерывистой линией показана низкочастотная асимптота ЛАЧХ модели с параметрами (5, 1, 100). При $\psi \rightarrow \infty$, студентом ничего не забывается.



Как следует из сравнения ЛАЧХ, способности обучаемых с различными факторами (κ , τ , ψ) можно интегрально оценить в виде «полосы пропускания частот»: чем шире полоса частот, тем лучше характеристики обучаемого. Сильный студент с параметрами (κ , τ , ψ) = (5, 1, 10) имеет наибольшую полосу частот, а слабый студент (κ , τ , ψ) = (1, 5, 10) – наименьшую. Студенты со средними способностями имеют ЛАЧХ, располагающиеся между ними.

Траектория обучения «среднего» студента и расчет интенсивности базового ресурса. В соответствии с принятой стратегией обучения базовая часть дидактического ресурса U_0 затрачивается равномерно во времени для всех студентов. Базовый ресурс рассчитывается из условия достижения гипотетическим студентом со средними способностями 100% уровня знаний в кон-

це периода обучения, т. е. y(T) = 100 %. Такая организация учебного процесса соответствует так называемому разомкнутому принципу управления.

Решение линейного дифференциального уравнения (1) при нулевых начальных условиях и $u=U_0$ имеет вид

$$y(t) = \kappa \psi \left[1 + \frac{\tau}{\psi - \tau} \exp\left(\frac{-t}{\tau}\right) + \frac{\psi}{\tau - \psi} \exp\left(\frac{-t}{\psi}\right) \right] U_0.$$
 (3)

Так как условием успешной организации учебного процесса является равномерное распределение во времени дополнительного ресурса $\delta u(t)$, задачу терминального управления предлагается решать в режиме слежения за заданной траекторией y*(t), которая представляет собой график накопления знаний средним студентом в условиях получения базовой части дидактического ресурса U_0 .

Траектории обучения y*(t) среднего студента $(\kappa_{\rm cp}/\tau_{\rm cp})=(3/3)$ с различными факторами памяти ψ и длительностью обучения (T, y. e.) изображены на рис. 3: $(\kappa/\tau/\psi)=(3/3/0)$; $(\kappa/\tau/\psi)=(3/3/25)$ при единичном уровне базовых занятий $U_0=1.0$ и длительности обучения T=36 и T=58 у. е. Для сравнения там же приведены траектории слабого студента с параметрами $(\kappa/\tau/\psi)=(5/1/50)$.

Из условия y*(T)=100 % усвоения учебного материала студентом со средними способностями $(\kappa_{\rm cp}/\tau_{\rm cp})=(3/3)$ с удовлетворительной оценкой к концу заданного периода обучения получим аналитическое выражение для базовой части дидактического ресурса:

дивидуальном режиме организовано по принципу обратной связи (см. рис. 1). Системы так называемого замкнутого управления позволяют достигать цели в условиях неполной определенности характеристик обучаемых, разницы в уровнях начальной подготовки и возмущений, о которых недостаточна априорная или текущая информация.

Дополнительный ресурс формируется по отклонению $\delta y(t)$ в соответствии с выбранным алгоритмом R:

$$\delta u(t) = \begin{cases} R[\delta y(t)], \text{ если } \delta y > 0\\ 0, \text{ если } \delta y \le 0. \end{cases}$$
(4)

Вторая строка (4) отражает тот факт, что нельзя применять к студенту отрицательные дидактические усилия, т. е. невозможно искусственно уменьшить объем усвоенных им знаний.

Простейшая тактика $\delta u = R[\delta(y)] = k_{\rm P} \delta y$ заключается в пропорциональности дидактических усилий на степень отставания студента от графика $y^*(t)$. Недостатком так называемого Р-алгоритма является установившаяся ошибка. Это приводит к тому, что в конце периода обучения студент может не набрать необходимого объема знаний.

Если принять так называемый І-алгоритм $R[\delta(y)] = k_{\rm I} \int \delta y \, \mathrm{d}t$, то дидактические усилия пропорциональны «накопленной» неуспеваемости, что обеспечивает нулевую установившуюся ошибку. Однако система, образованная астатическим объектом и І-регулятором, является структурно неустойчивой.

Наиболее часто используемый в практике управления техническими объектами PI-алгоритм [9]

$$\delta u = R[\delta(y)] = k_{P}\delta y + k_{I}\int \delta y \, dt$$

учитывает как текущую, так и интегральную со-

$$U_{0} = \frac{100}{\kappa_{\rm cp} \psi \left[1 + \tau_{\rm cp} \exp \left(-T / \tau_{\rm cp} \right) / \left(\psi - \tau_{\rm cp} \right) + \psi \exp \left(-T / \psi \right) / \left(\tau_{\rm cp} \psi \right) \right]}.$$

Если решить нелинейное уравнение

$$100 = \kappa_{cp} \psi \left(1 + \frac{\tau_{cp}}{\psi - \tau_{cp}} \exp \left(-\frac{T}{\tau_{cp}} \right) + \frac{\psi}{\tau_{cp} - \psi} \exp \left(-\frac{T}{\psi} \right) U_0 \right)$$

при условии $U_0 = 1.0$, то можно определить, чему равен требуемый период обучения T.

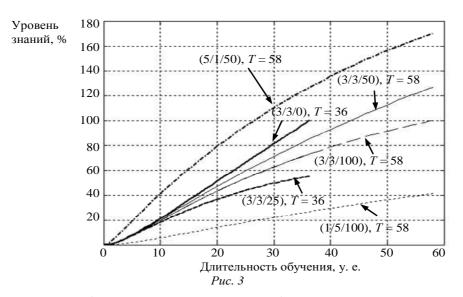
Алгоритмы принятия решений о дополнительных дидактических ресурсах. Управление процессом обучения проблемных студентов в инставляющие неуспеваемости со своими весовыми коэффициентами. Методы теории управления позволяют получить условие устойчивости: $k_{\rm I} < k_{\rm P} / \tau$. Область устойчивости на плоскости параметров настройки $(k_{\rm P}, k_{\rm I})$ находится ниже прямой, проходящей через начало координат с наклоном $1/\tau$.

Более сложным типовым алгоритмом управления является PID-алгоритм

$$\delta u = R[\delta(y)] = k_{\text{P}} \delta y + k_{\text{I}} \int \delta y \, dt + k_{\text{D}} \, d\delta y / dt, (5)$$

в соответствии с которым дидактические усилия учитывают также прогресс или регресс процесса усвоения материала студентом. Условие $k_{\rm I} < (1 + \kappa k_{\rm D}) k_{\rm P} / \tau$ для PID-алгоритма расширяет область устойчивости.

плине; неточная оценка преподавателем уровня подготовки; ошибки в формировании тактики дополнительного обучения; ошибки в исполнении решений – неточная реализация ресурса, рассчитанного в соответствии с принятой стратегией и тактикой; недостаточно адекватная идентифика-

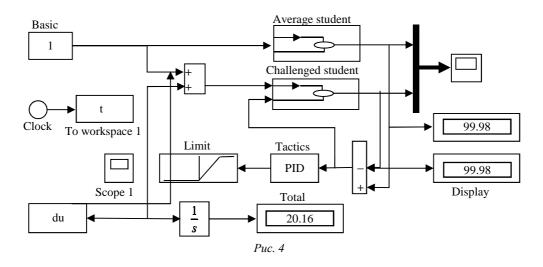


Реализация принципа обратной связи и оптимальная настройка алгоритмов принятия решений обеспечивают устойчивое слежение за заданной траекторией обучения $y^*(t)$, т. е. достижение цели обучения при желаемом характере изменения во времени дополнительных ресурсов $\delta u(t)$.

Пример компьютерной имитации процесса обучения. Неизбежные нарушения, возникающие в ходе реального учебного процесса, приводят к отклонениям процесса от расчетной траектории. Перечислим некоторые важнейшие нарушения: пропуск занятий базового цикла; различие в уровне исходной подготовки студентов по дисци-

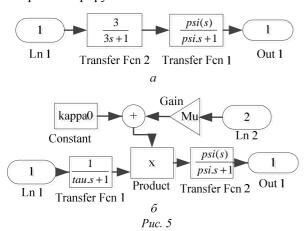
ция объекта управления — неверная оценка способностей студента, выражаемых в виде $(\kappa/\tau/\psi/\mu)$ -факторов. С целью качественной и количественной оценки влияния среды на процесс обучения необходимо выявить источники основных возмущений и разработать их математические и компьютерные модели.

Приведем для примера анализ зависимости результатов обучения от вариации индивидуальных характеристик (κ/τ) «слабых» студентов. Компьютерная модель построена по математической модели обучаемого на языке графического редактора Simulink (рис. 4). Подсистемы моделей студентов («среднего» Average student и «слабо-



го» Challenged student) в раскрытом виде изображены на рис. 5, a и δ . Нелинейная модель «слабого» студента отражает зависимость фактора $\kappa(\delta y) = \kappa_0 + \mu \delta y$ от отклонения уровня знаний от программы индивидуальных занятий.

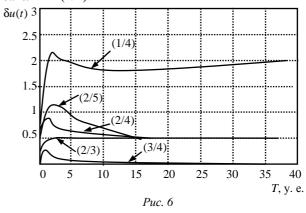
В качестве задающего воздействия замкнутой системы управления дополнительным обучением принимается траектория успеваемости «среднего» студента $y^*(t)$. Дополнительные дидактические усилия $\delta u(t)$ в соответствии с PID-алгоритмом (5) формируются блоком PID, который суммирует пропорциональную, интегральную и дифференциальную составляющие с соответствующими коэффициентами $k_{\rm P}, k_{\rm I}, k_{\rm D}$. Дополнительные усилия согласно выбранной аддитивной форме организации занятий суммируются с базовыми $U_0=1$, который генерирует блок Basic.



Блок Limit ограничивает дидактические усилия неотрицательными значениями, что отражает факт передачи знаний только в сторону наращивания. Блок То Workspace служит для передачи результатов имитации в рабочее пространство MATLAB с целью последующей обработки. Блоки Display показывают уровни усвоенных студентами знаний в конце периода обучения. Блоки Scope дают возможность визуализации процессов. Для учета суммарных дидактических усилий, представляющих собой интеграл от $\delta u(t)$, служит блок Integrator, выход с которого подается на дисплей Total.

На рис. 6 приведены графики зависимостей дополнительных дидактических ресурсов от времени для различных индивидуальных характеристик (κ/τ) «слабых» студентов. Кривые получе-

ны при одних и тех же параметрах настройки PID-алгоритма, рассчитанных на студента с показателями (2/4).



Для студентов с другими параметрами обратная связь также обеспечивает достижение цели обучения — 100 % уровня знаний к концу периода. Однако требуемый объем дополнительных усилий различается и зависит от параметров студентов. Для менее способных студентов требуется больший объем дополнительных усилий. Таким образом, реализация принципа обратной связи позволяет достичь цели обучения в условиях неточной идентификации индивидуальных характеристик студента.

Представленная модель процесса обучения с разделением дидактических ресурсов рассматривается как система, реализующая принципы разомкнутого и замкнутого управления. Для количественного анализа процессов обучения предложены математические модели обучаемых как динамических объектов управления в форме линейного и нелинейного дифференциальных уравнений, коэффициенты которых отражают индивидуальные характеристики обучаемых. Компьютерные модели системы управления процессом позволяют имитировать различные сценарии процесса с учетом особенностей обучаемых и возмущений среды, что может помочь в планировании учебного процесса, распределении бюджета времени и нагрузки преподавателей.

Дальнейшие исследования и разработки следует сосредоточить на уточнении моделей подсистем оценки успеваемости, реализации дидактических ресурсов и алгоритмов принятия решений в четкой и нечеткой логике.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Лингарт Й. Процесс и структура человеческого учения. М.: Прогресс, 1970.

2. Мерзон Э. Д. Организация и планирование учебного процесса с учетом индивидуальных особенностей учащихся. Л.: Изд-во Ленингр. ун-та, 1973.

- 3. Якунин В. А. Обучение как процесс управления. Психологические аспекты. Л.: Изд-во Ленингр. ун-та, 1988.
- 4. Гастев Ю. А. О методологических вопросах рационализации обучения. Кибернетика. Мышление. Жизнь / под ред. А. И. Берга, Б. И. Бирюкова и др. М.: Мысль, 1964.
- 5. Возможное и невозможное в кибернетике: сб. статей / под ред. А. Берга, Э. Кольмана. М.: Наука, 1964.
- 6. Ланда Л. Н. Алгоритмизация в обучении. М.: Просвещение, 1966.
- 7. Фельдбаум А. А. Процессы обучения людей и автоматов. Кибернетика. Мышление. Жизнь / под ред. А. И. Берга, Б. И. Бирюкова и др. М.: Мысль, 1964.
- 8. Растригин Л. А. Адаптация сложных систем. Методы и приложения. Рига: Зинатне, 1981.
- 9. Ротач В. Я. Расчет динамики промышленных автоматических систем регулирования. М.: Энергия, 1973.
- 10. Котова Е. Е. Моделирование процесса обучения с использованием управляющих дидактических стратегий // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2011. Вып. 5. С. 109–118.

D. H. Imaev, E. E. Kotova

MODELS AND ALGORITHMS OF DECISION-MAKING ON THE DISTRIBUTION OF DIDACTIC RESOURCES IN THE LEARNING ENVIRONMENT

The learning process is modeled as a dynamic feedback control system. The article proposes computer models and decision-making algorithms for such a system and considers an example of the simulation of the disturbances impact on the learning process.

Learning process, learner model, didactic resource, management algorithms, learning path