

Н.И. Ходаковский, Б.В. Кузьменко

Использование ассоциативной распределенной памяти в модели фиксирования знаний

Предложено при имитационном моделировании процесса обучения реальную педагогическую систему заменить абстрактной моделью, подобной изучаемой системе. При определенных условиях можно исследовать пути развития системы и определить ее состояние в конце обучения.

During simulation of the learning process, the real pedagogical system is proposed to be replaced by an abstract model that behaves similarly to the investigated system. Under the certain condition we can research the system development and determine its condition at the end of training.

Запропоновано при імітаційному моделюванні процесу навчання реальну педагогічну систему замінити абстрактною моделлю, подібною до досліджуваної системи. За певних умов можна досліджувати шляхи розвитку системи та визначити її стан в кінці навчання.

Введение. При компьютерном моделировании процесса обучения обычно предполагается, что все элементы учебного материала усваиваются одинаково прочно. Согласно сетевой модели память состоит из узлов, соответствующих единицам хранения информации (понятий, образов) и связей между ними. При запоминании устанавливается связь между узлами, а извлечение информации означает активизацию этих связей. Но на практике знания, включенные в учебную деятельность ученика, запоминаются значительно прочнее, чем знания, которые он не использует. С целью более точного исследования дидактических систем исследуется многокомпонентная модель обучения, учитывающая переход непрочных знаний в прочные, а также различие в скорости забывания прочных и непрочных знаний. Среди современных методов исследования педагогических систем особое положение занимают информационно-кибернетический подход к анализу учебного процесса, основанный на рассмотрении дидактической системы *учитель–ученик* с учетом теории управления, а также методы математического и имитационного моделирования. Их сущность состоит в том, что реальная педагогическая система заменяется абстрактной моделью – некоторым идеализированным объектом, который ведет себя подобно изучаемой системе. Изменяя начальные данные и параметры модели, можно исследовать

пути развития системы, определить ее состояние в конце обучения.

Постановка задачи

В статье исследуется имитационная модель процесса фиксирования знаний. В рамках данной модели, зная параметры деятельности учащихся, характеристики используемых методов и распределение учебной информации, актуальна задача установления взаимосвязи между логической предсказательной моделью нейрона и физической моделью, реализующей указанные свойства нейрона на структурах микро-трубочек его цитоскелета при формировании ассоциативной памяти.

Исследование процессов перехода непрочных элементов учебного материала в прочные знания

Для преобразования непрочных фрагментов учебной информации в прочные можно использовать мультиагентное моделирование [1, 2], при котором каждый учащийся заменяется программным агентом, функционирующим независимо. Однако такой подход не учитывает неравномерность усвоения учебного материала учеником. Те элементы учебной информации (ЭУИ), включенные в деятельность ученика, превращаются в прочные знания и забываются медленнее, а те, что не включены, – быстрее. В процессе учебной деятельности непрочные знания постепенно становятся прочными. Проблема состоит в том, чтобы создать имитацион-

Ключевые слова: ассоциативная память, кибернетический подход, имитационное моделирование, фиксирование знаний.

ную модель обучения, учитывающую различие в скорости забывания различных ЭУИ и переход непрочных знаний в разряд прочных. Компьютерная имитация может более точно соответствовать реальному процессу обучения, если учесть, что прочность усвоения различных ЭУИ неодинакова и их следует разделять на несколько категорий. Необходимо также учитывать, что прочные знания забываются существенно медленнее непрочных, а непрочные знания при их использовании учащимся постепенно становятся прочными.

Рассмотрим возможности многокомпонентной модели обучения при формировании прочных знаний. Обозначим через U уровень требований, предъявляемый учителем и равный количеству Z_0 сообщаемых ЭУИ. Пусть Z – суммарные знания ученика, включающие в себя знания первой, второй, третьей и четвертой категорий: $Z = Z_1 + Z_2 + Z_3 + Z_4$. При этом Z_1 – самые непрочные знания первой категории с высоким коэффициентом забывания γ_1 , а Z_4 – самые прочные знания четвертой категории с низким γ_4 ($\gamma_4 < \gamma_3 < \gamma_2 < \gamma_1$). Коэффициенты усвоения α_i характеризуют быстроту перехода знаний $(i - 1)$ -й категории в знания i -й категории [3]. При этом четырехкомпонентная модель обучения может быть представлена системой уравнений:

$$dZ_1/dt = k\alpha_1(U - Z)Z^b - k\alpha_2 Z_1 - \gamma_1 Z_1; \quad (1)$$

$$dZ_2/dt = k\alpha_2 Z_1 - k\alpha_3 Z_2 - \gamma_2 Z_2; \quad (2)$$

$$dZ_3/dt = k\alpha_3 Z_2 - k\alpha_4 Z_3 - \gamma_3 Z_3; \quad (3)$$

$$Z = Z_1 + Z_2 + Z_3 + Z_4. \quad (4)$$

Пока происходит обучение ($k = 1$), скорость увеличения непрочных знаний ученика пропорциональна разности уровня требований учителя U и общим уровнем знаний Z или количеству уже имеющихся знаний Z в степени b . Последнее объясняется тем, что наличие знаний способствует установлению новых ассоциативных связей и запоминанию новой информации. Если прирост знаний ученика существенно меньше их общего количества, то $b = 0$. Когда обучение прекращается ($k = 0$), Z уменьшается за счет забывания. Коэффициент забыва-

ния $\gamma = 1/\tau$, где τ – время, в течение которого количество знаний i -й категории уменьшается в $e = 2,72$ раза [3]. Результат обучения характеризуется суммарным уровнем приобретенных знаний $Z = Z_1 + Z_2 + Z_3 + Z_4$ и коэффициентом прочности:

$$Pr = (Z_2/4 + Z_3/2 + Z_4)/Z. \quad (5)$$

Если все приобретенные во время обучения знания непрочные ($Z_1 = Z$, $Z_2 = Z_3 = Z_4 = 0$), то коэффициент прочности $Pr = 0$. Надо стремиться к ситуации, когда все приобретенные знания прочные:

$$Z_4 = Z, Z_1 = Z_2 = Z_3 = 0, \quad (6)$$

и тогда $Pr = 1$. При длительном изучении одной темы уровень знаний Z увеличивается до U , затем происходит повышение доли прочных знаний Z_4 , растет прочность Pr .

Использование модели обучения с разным временем объяснения учебного материала

Проанализируем несколько ситуаций, возникающих в процессе обучения.

В первом случае учитель проводит три урока, уровень требований U_i в течение i -го урока задан ($i = 1, 2, 3$). Проанализируем процесс обучения ученика с помощью четырехкомпонентной модели. Результаты моделирования представлены во время обучения общее количество знаний Z ученика растет, часть непрочных знаний становится более прочной. Во время перерывов и после обучения уровень непрочных знаний Z_1 быстро уменьшается, а прочные знания Z_4 забываются существенно медленнее.

Во втором случае учитель проводит три урока, уровень требований $U(t)$ в течение i -го урока растет по закону [3]:

$$U_i = a_i(t_i - t_{i0}) + b_i, i = 1, 2, 3. \quad (7)$$

Проанализируем процесс обучения с помощью двухкомпонентной модели.

Двухкомпонентная модель обучения выражается уравнениями:

$$dZ_1/dt = k\alpha_1(U - Z) - k\alpha_2 Z_1 - \gamma_1 Z_1; \quad (8)$$

$$dZ_2/dt = k\alpha_2 Z_1 - \gamma_2 Z_2; \quad (9)$$

$$Z = Z_1 + Z_2. \quad (10)$$

На каждом уроке учитель требует от учащихся владения материалом, изученным на

предыдущих уроках, и усвоения новой информации. Во время обучения непрочные знания становятся прочными и после обучения забываются существенно медленнее.

Учитель должен обучить ученика решать N задач возрастающей сложности $\theta_1 = i\Delta\theta$, которая считается равной количеству знаний Z , требующихся для решения i -й задачи. Учитель располагает задачи в порядке возрастания сложности и задает их ученику через равные промежутки времени Δt . Если ученик не решил i -ю задачу, то учитель его обучает в течение времени Δt , а затем снова предлагает эту же или аналогичную задачу той же сложности θ_i . Если уровень знаний ученика Z больше θ_i , то ученик, вероятнее всего, решит задачу в течение Δt . При этом Z не увеличится, но часть непрочных знаний станет прочной. После этого учитель предъявляет ему $(i + 1 + 1)$ -ю задачу с более высоким уровнем сложности θ_{i+1} . Если у ученика знаний недостаточно, то с большой вероятностью он не сможет решить задачу сразу [3]. Учитель в течение времени Δt объясняет материал либо ученик занимается по учебнику; уровень требований $U = \theta_i$, знания Z_1 и Z_2 растут. Затем ученик снова пробует решить задачу. Занятия длительностью $T_3 \gg \Delta t$ чередуются переменами продолжительностью $T_{\Pi} \gg \Delta t$.

Обобщенная модель обучения

Рассмотрим эту модель обучения. Пусть Z – суммарные знания ученика, Z_1 – самые непрочные знания первой категории с высоким коэффициентом забывания γ_1 , Z_2 – знания второй категории с меньшим коэффициентом забывания γ_2 , ..., а Z_n – самые прочные знания n -й категории с низким γ_n ($\gamma_1 > \gamma_2 > \dots > \gamma_n$). Коэффициенты усвоения a_i характеризуют быстроту перехода знаний $(i - 1)$ -й категории в более прочные знания i -й категории [3]. Коэффициент забывания $\gamma = 1/\tau$, где τ – время, уменьшения знаний в 2,72 раза. Коэффициент сложности S ($0 \leq S \leq 1$) позволяет учесть субъективную сложность усвоения i -го ЭУИ.

Обучение характеризуется количеством приобретенных знаний Z и коэффициентом прочности:

$$Pr = \left(\frac{Z_2}{2^{n-2}} + \dots + \frac{Z_{n-1}}{2} + Z_n \right) / Z. \quad (11)$$

При изучении одной темы сначала растет уровень знаний Z , затем происходит увеличение доли прочных знаний Z_n и повышается прочность Pr , что показано в уравнениях (12–14) [3].

$$dZ_1/dt = r(1 - S)(\alpha_1 FZ^b - \alpha_2 Z_1) - \gamma_1 Z_1; \quad (12)$$

$$dZ_2/dt = r(1 - S)(\alpha_2 Z_1 - \alpha_3 Z_2) - \gamma_2 Z_2; \quad (13)$$

$$dZ_n/dt = r(1 - S)(\alpha_n Z_{n-1} - \gamma_n Z_n), \quad (14)$$

где r и F – коэффициенты, учитывающие субъективные компоненты прироста и сложности усвоения знаний соответственно.

Использование предложенной модели позволяет проанализировать различные ситуации, встречающиеся в педагогической практике, и учесть влияние сложности изучаемого материала и других факторов на результат обучения.

Роль ассоциативной распределенной памяти в многокомпонентной модели обучения

Логику работы мозга можно представить как непрерывное во времени предсказание событий окружающей среды с одновременным тотальным контролем акцептором правильности сделанных предсказаний [4, 5]. Формальная модель нейрона определяет функцию нейтрона как осуществление семантического вероятностного вывода правил, предсказывающих по его входным возбуждениям выходное возбуждение аксона [4]. На всех этапах своей работы от нейронного уровня до уровня принятия решений мозг решает одну задачу – организацию непрерывного процесса предсказания и контроля его правильности. Поэтому весьма актуальна задача установления взаимосвязи между логической предсказательной моделью нейрона и физической моделью, реализующей указанные свойства нейрона на структурах микротрубочек цитоскелета нейрона.

Рассмотрим возможности цитоскелета нейрона по управлению информационными процессами при запоминании. Базовыми элементами структуры цитоскелета есть микротрубочки, представляющие собой полые цилиндрические трубки с внешним диаметром 25 и внут-

ренним – около 14 нм, длиной 1 – 10 мкм, организованные в более крупные трубкообразные волокна. На каждую микротрубочку приходится по 13 рядов димеров тубулина. Размеры димера – $8 \times 4 \times 4$ нм, а его молекулярный вес около 110 килодальтон [4]. Димер тубулина может существовать в двух различных геометрических конфигурациях, называемых конформациями. Конформации эти обусловлены тем, что в центре димера в его *безводной части* имеется электрон, который может занимать одно из двух возможных положений. На способность молекул димера переключаться из одной конформации в другую влияют силы Ван-дер-Ваальса. Для того чтобы произошло *переключение* из одной конформации в другую, достаточно, чтобы один электрон *перескочил с места на место*.

Ассоциативная память на основе функционирования динамической системы цитоскелета нейрона

Рассмотрим реализацию динамической системы с ассоциативной памятью в виде дипольной псевдоспиновой системы микротрубочек цитоскелета нейрона. Тенденцию к понижению энергии E при эволюции системы псевдоспинов микротрубочки можно описать уравнением релаксационной динамики [4]:

$$S_i^z = h_i, \quad h_i = -\delta H / \delta S_i^z = \sum_{j \neq i}^N J_{ij} S_j^z, \quad (15)$$

где h_i – локальное самосогласованное поле, действующее на псевдоспин S_j^z со стороны остальных псевдоспинов; точка обозначает дифференцирование по времени. Система псевдоспинов (15) – система с непрерывным временем. Это удобно для аналоговой реализации, но для моделирования процесса эволюции на цифровых компьютерах необходимо построить схему, функционирующую в дискретном времени шаг за шагом. В рамках модели эволюции системы псевдоспинов с дискретным временем система микротрубочки цитоскелета должна осуществлять преобразование входной конфигурации S_j^z так, чтобы выходная конфигурация $S_j'^z$ была ближе к картине-этalonу,

представляющая правильный ответ. Преобразования системы псевдоспинов будем искать в следующем виде [4]:

$$S_i'^z(t+1) = \text{sgn} \left[\sum_{j=1, j \neq i}^N J_{ij} S_j^z(t) \right]. \quad (16)$$

Дипольная система микротрубочки обладает памятью, хранящей некоторый заданный набор образов-эталонных, которая пытается вспомнить один из них, если ей предъявляется какой-либо из этих образов, искаженный помехами. В результате завершения процесса обучения в системе псевдоспинов входной образ ассоциируется с одним из запомнившихся ранее образов-эталонных, и можно говорить, что дипольная система микротрубочки выступает в роли распределенной структуры с ассоциативной памятью.

Набор хранящихся в дипольной системе микротрубочки цитоскелета картин-образов случаен. Необходимо так выбирать коэффициенты связи J_{ij} для системы псевдоспинов, чтобы устойчивыми оказались картины, которые хотелось бы сохранить в памяти в качестве образов-эталонных [6]. Пусть необходимо записать образ, характеризующийся своей определенной ориентацией $S_i^z = \xi_i$ для каждого псевдоспина i . Выберем коэффициенты связи J_{ij} так, чтобы $J_{ij} = \xi_i \xi_j$. Записанная псевдоспиновая конфигурация автоматически отвечает минимуму энергии E , т.е. устойчива притягивающей пространственной картиной. При этом для всякой выбранной пары псевдоспинов энергия взаимодействия $\delta E_{ij} = -J_{ij} \xi_i \xi_j = -\xi_i^2 \xi_j^2 = -1$, т.е. достигает наименьшего возможного значения.

Полученная таким путем система, хранит в своей памяти всего одну картину, которой с течением времени соответствует начальная псевдоспиновая конфигурация. Этот недостаток можно устранить. Допустим, что нам хотелось бы записать M различных образов-эталонных, каждый из которых характеризуется своей конфигурацией псевдоспинов: $\{\xi_i^{(m)}\}$, где $m = 1, 2, \dots, M$, причем различные конфигурации ортогональны, т.е.

$$N^{-1} \sum_{j=1}^N \xi_j^{(m)} \xi_j^{m'} = \delta_{mm'} \quad (17)$$

Выберем коэффициенты связи J_{ij} в виде (правило Хебба [6]):

$$J_{ij} = \sum_{m=1}^M \xi_i^{(m)} \xi_j^{(m)}. \quad (18)$$

Тогда для не слишком большого числа записанных картин-эталонов можно гарантировать, что все они окажутся устойчивыми конфигурациями дипольной системы микротрубочек, т.е. будут отвечать минимуму энергии E .

Чтобы доказать это, энергию системы E можно представить как

$$E = -(1/2) \sum_{i=1}^N h_i S_i^z, \quad h = \sum_j J_{ij} S_j^z. \quad (19)$$

Ясно, что в состоянии с минимумом энергии E все спины должны быть направлены по полю, т.е. знак S_j^z должен совпадать со знаком h_i . Пусть коэффициенты связи J_{ij} даются формулой (18), а конфигурация псевдоспинов микротрубочки отвечает одной из записанных картин-эталонов $\{\xi_i^{(m)}\}$. Проверим выполнение указанного условия [4]:

$$\begin{aligned} h_i S_i^z &= \sum_j \sum_{m=1}^M \xi_i^{(m)} \xi_j^{(m)} \xi_i^{(m)} \xi_j^{(m)} = \\ &= N \xi_i^{(m)} \xi_j^{(m)} = N > 0. \end{aligned} \quad (20)$$

Итак, каждый из M записанного образов действительно отвечает некоторой притягивающей псевдоспиновой конфигурации, т.е. состоянию с минимумом энергии E . Помимо записанных в память образов, характеризующихся набором конфигураций псевдоспинов $\{\xi_i^{(m)}\}$, система всегда имеет некоторое число ложных образов, также отвечающих состояниям с минимумом энергии. В частности, наряду с каждым записанным образом всегда хранится и его зеркальное отражение, т.е. образ с набором ориентаций спинов $\{-\xi_i^{(m)}\}$. Легко проверить, что он отвечает тому же значению энергии E .

Для ортогональных образов матрица J_{ij} , построенная по правилу (17), проективна. Действуя на произвольный вектор с N компонентами четыре, эта матрица проецирует его на

M -мерное пространство, содержащее векторы $\{\xi_i^{(m)}\}$. В пределах такого подпространства действие матрицы на любой вектор сводится к умножению на N . Это означает, что для любого вектора с компонентами $\xi_i = \sum_m C_m \xi_i^{(m)}$,

представляющего собой линейную комбинацию M записанных образов-эталонов, справедливо $h_i \xi_i = (\hat{J} \xi)_i \xi_i = N \xi_i^2 > 0$. При этом не всякая линейная комбинация допустима. Для того чтобы отвечать какому-то образу, все компоненты ξ_i в этой линейной комбинации должны принимать лишь значения ± 1 . Если записанные в память образы таковы, что они позволяют построить линейную комбинацию, являющуюся некоторым новым образом, этот дополнительный ложный образ также отвечает минимуму полной энергии и есть притягивающей псевдоспиновой конфигурацией.

Таким образом, чтобы записать образ, характеризующийся псевдоспиновой конфигурацией ξ_i , необходимо с помощью внешнего воздействия сформировать картину псевдоспиновых связей, характеризующуюся коэффициентами $J_{ij} = \xi_i \xi_j$. Если мы хотим записать M различных образов, система псевдоспиновых связей должна характеризоваться коэффициентами, получаемыми путем суммирования соответствующих координат псевдоспиновых конфигураций для всех этих образов.

Система обладает ассоциативной памятью, если при подаче на ее вход некоторой картины, она автоматически отбирает и подает на выход наиболее близкую к ней хранящуюся в памяти картину. Иными словами, по достаточно большому фрагменту или искаженному изображению такая система может восстановить полное изображение. Очевидно, что ассоциативная память – частный случай распознавания образов [7, 8].

Следовательно, подавая на вход в качестве начального условия для такой распределенной системы некоторую структуру, мы будем осуществлять ее автоматическое аналоговое распознавание, которое будет параллельным, по-

сколькx оно выполняется в ходе однократного обучения данной динамической системы.

Заключение. Изменяя последовательность изучения различных ЭУИ, длительность занятий и т.д., можно найти оптимальный путь фиксации знаний в конкретном случае.

Одно из направлений использования имитационного моделирования процесса обучения связано с созданием обучающей программы, моделирующей учебный процесс. Она должна допускать изменение параметров деятельности учеников, длительность занятий, распределения учебного материала и стратегии поведения учителя. В процессе ее работы студент, выполняющий роль учителя, изменяет скорость подачи учебной информации, быстро реагирует на вопросы учеников, проводит контрольные работы, ставит оценки, пытаясь добиться наибольшего уровня знаний за заданное время. После окончания обучения на экран выводятся графики, показывающие изменение количества знаний учеников класса и оценки за выполненные контрольные работы.

Для ответа на вопрос о существовании аналоговой ассоциативной памяти в микротрубочках цитоскелета необходимо выделить в ней распределенную динамическую систему, аттракторами которой в ее конфигурационном пространстве представлялись бы типичные картины-образы в виде эталонов. Каждая такая картина будет обладать своей областью притяжения, и всякое начальное условие, представляющее собой допустимую картину, обязано попасть в одну из ее областей притяжения. В ходе обучения эта начальная структура

трансформируется в наиболее близкую из хранящихся в памяти структур-аттракторов, к области притяжения которой она принадлежала.

1. *Ивашкин Ю.А., Назойкин Е.А.* Мультиагентное имитационное моделирование процесса накопления знаний // Программные продукты и системы. – 2011. – № 1. – С. 47–52.
2. *Tang T.Y., Wu A.* The implementation of a multi-agent intelligent tutoring system for the learning of computer programming // Proc. of 16th IFIP World Comp. Congr.-Int. Conf. on Educational Uses of Commun. and Inform. Technol. – 2000. – P. 56–67.
3. *Майер Р.В.* Кибернетическая педагогика: Имитационное моделирование процесса обучения. – Глазов: ГГПИ, 2013. – 138 с.
4. *Слядников Е.Е.* Физическая модель и ассоциативная память дипольной системы микротрубочки цитоскелета // Ж. техн. физики. – 2007. – Т. 77, 7. – С. 2524–2528.
5. *Spalding E., Wilson A.* Demystifying reflection: A study of pedagogical strategies that encourage reflective journal writing // Teachers College Record. – 2002. – 104. – P. 1393–1421.
6. *Витяев Е.Е.* Измерение и модели когнитивных процессов: Сб. тр. ИМ СО РАН «Вычислительные системы». – Новосибирск. – 1998. – Т. 162. – С. 14–40.
7. *Хакен Г.* Принципы работы головного мозга. Синергетический подход к активности мозга, поведению и когнитивной деятельности. – М.: ПЕР СЭ, 2001. – 350 с.
8. *Витяев Е.Е.* Целеполагание как принцип работы мозга // Модели когнитивных процессов: Сб. тр. ИМ СО РАН. «Вычислительные системы». – Новосибирск. – 1997. – Т. 158. – С. 9–52.

Поступила 05.11.2014
Тел. для справок: +38 044 526-0678 (Киев)

E-mail: nhodak@ukr.net
© Н.И. Ходаковский, Б.В. Кузьменко, 2015

Внимание !

**Оформление подписки для желающих
опубликовать статьи в нашем журнале обязательно.**

В розничную продажу журнал не поступает.

Подписной индекс 71008