

***МОНАП-II* – Авторские средства проектирования интеллектуальных обучающих систем**

Галеев И.Х., Чепегин В.И., Сосновский С.А.

Отдел информатизации и технических средств обучения,
Казанский государственный технологический университет
monap@kstu.ru, chepegin@knet.ru, ittal@kstu.ru

АННОТАЦИЯ

В статье описывается авторское средство проектирования интеллектуальных обучающих систем серии *МОНАП-II*. Процесс обучения рассматривается как управляемый и контролируемый процесс решения учебных задач. Подробно рассматривается математическая модель управления процессом обучения, реализованная в авторских средствах. Для идентификации знаний обучаемого используется Байесовский подход. Адаптивное управление процессом обучения основано на стабилизации трудности учебных задач.

1. Введение

Развитие и совершенствование архитектуры интеллектуальных обучающих систем (ИОС) находится в центре внимания многих исследователей [1, 2, 3, 4]. Одним из основных направлений проводимых работ является решение проблемы адаптивного управления процессом обучения. В случаях, когда в алгоритмах управления используются дидактические принципы обучения, инвариантные к предметной области (ПО) обучения, могут быть разработаны инструментальные средства проектирования ИОС. Педагог, использующий такие средства в конкретной ПО должен обеспечить

параметрическую настройку этих принципов к ПО и конкретным обучаемым для обеспечения адекватности управления обучением в проектируемой ИОС.

Необходимая формализация основана на алгоритмическом подходе к процессу обучения. Этот подход направлен на решение следующих основных проблем:

- разработка алгоритмов решения конкретных учебных задач и их усвоение обучаемыми;
- разработка алгоритмов адаптивного управления обучением.

Алгоритмы решения учебных задач, разрабатываются педагогом на основе анализа изучаемой предметной области и описываются посредством совокупности правил (операций): ЕСЛИ (условие), ТО (действие).

Инструментальные средства *МОНАП-II* предоставляют автоматизацию проектирования ИОС, реализуя алгоритмы адаптивного управления процессом обучения в выбранной ПО [5, 6, 7]. Вместе с основной функцией *МОНАП-II* предоставляет автоматизацию проектирования подсистемы объяснений. Подсистема объяснений формирует ответ на вопрос обучаемого «ПОЧЕМУ?» в форме того правила, в котором имела место ошибка, во время решения обучаемым учебной задачи. Здесь используется база знаний, содержащая совокупность, сформулированных педагогом правил.

Для различных категорий обучаемых в одной и той же ПО целесообразно использовать различные среды, отличающиеся друг от друга дидактическими характеристиками в рамках единой модели обучения. В этом случае необходимо поддерживать механизм наследования свойств, обеспечивающий совместное использование знаний различными ИОС. Это требование реализовано в технологии формирования семейства ИОС как сети, что минимизирует трудность формирования новых ИОС, принадлежащих семейству.

2. Основные понятия

В результате анализа ряда теорий обучения выделен следующий ряд принципов организации обучения, инвариантных к ПО обучения.

Процесс обучения рассматривается как управляемый и контролируемый процесс решения учебных задач. Определение свойств учебных задач и выдача подкреплений должны осуществляться на основе идентификации знаний обучаемого на каждом шаге обучения. В процессе обучения должен соблюдаться принцип перехода от усвоения простого учебного материала к сложному. Переход к усвоению нового учебного материала осуществляется в случае успешного усвоения предыдущего материала. В процессе обучения должна осуществляться стабилизация субъективной степени трудности учебных заданий для каждого обучаемого.

Формализация выделенных принципов осуществляется следующим образом.

Экспертом-педагогом разрабатывается алгоритмическое предписание, описывающее пути решения учебных задач в заданной ПО обучения. Множество типов операций, выполняемых обучаемым при решении указанных задач и соответствующих алгоритмическому предписанию, обозначается через $Y = [y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_J]$. Свойства конкретной задачи определяются вектором операций, используемых для ее решения: $[L_1, L_2, \dots, L_j, \dots, L_J]$, где L_j - число операций y_j , применение которых необходимо для решения задачи ($j = 1, 2, \dots, J$). Все задачи ПО обучения могут быть разделены на R классов, каждый из которых характеризуется соответствующим уникальным подмножеством типов операций $Y_r \subset Y$ ($\bigcup_r Y_r = Y; r = 1, 2, \dots, R$), используемых при выполнении задач, принадлежащих r -му классу. В свою очередь задачи, принадлежащие r -му классу, могут быть разнотипными, то есть отличаться друг от

друга тем, что их свойства описываются различными векторами L_{rq_1} и L_{rq_2} ($L_{rq_1} \neq L_{rq_2}$; $r \in [1, R]$; $q_1, q_2 \in [1, Q_r]$).

В качестве основного компонента модели обучаемого используется вектор $P(k) = [P_1(k), P_2(k), \dots, P_j(k), \dots, P_J(k)]$, где $P_j(k)$ - вероятность правильного применения операции y_j на k -м шаге обучения. Сложность задания определяется как:

$S(k) = \sum_{j=1}^J L_j(k)$, где $L_j(k)$ – число операций y_j , используемых при выполнении задания

на k -м шаге обучения. Мера трудности задания $T(k)$ вводится как средняя доля ошибок, ожидаемых при выполнении задания:

$$T(k) = \frac{\sum_{j=1}^J q_j(k) \times L_j(k)}{\sum_{j=1}^J L_j(k)}, \quad (1)$$

где $q_j(k)$ - вероятность неправильного применения операции y_j на k -м шаге обучения.

В соответствии с принципом стабилизации субъективной степени трудности учебных заданий необходимо стремиться к тому, чтобы на каждом шаге обучения выполнялось неравенство: $|T_{\text{опт}} - T(k)| \leq \Delta T$, где $T_{\text{опт}}$ - оптимальная мера трудности; ΔT - размер интервала.

С учетом введенных определений формулируется цель обучения:

$$Z: \begin{cases} P_j(k) \geq P_{jk}; \\ S(k) = S_{\text{кон}}; \\ t \rightarrow \min, \end{cases} \quad (2)$$

где P_{jk} - требуемое значение вероятности правильного применения операции; $S_{\text{кон}}$ - требуемая сложность задачи в r -м классе задач; t - время обучения.

Если достигнут требуемый уровень обученности, то обучения успешно заканчивается. Предусматривается возможность аварийного окончания обучения в случае, когда процесс обучения не является эффективным, что оптимизирует затраты на его проведение. На каждом шаге обучения модель обеспечивает идентификацию знаний обучаемого и вынесение решения о продолжении обучения или его завершения (успешном или аварийном).

В настоящее время разрабатывается расширение модели. Это даст возможность адаптивно формировать теоретический материал для обучаемого.

3. Идентификация знаний обучаемого

Идентификация знаний обучаемого (определение значений $P_j(k)$) осуществляется следующим образом. Для каждой операции u_j вводится N гипотез H_i ($i = 1, 2, \dots, N$), соответствующих N состояниям обученности. Каждому i -му состоянию обученности соответствует условная вероятность $P(A_j/H_i)$ правильного применения операции u_j в каждом из L_j её применений, равная $\frac{i}{N+1}$.

Гипотезы H_i образуют полную группу несовместных событий, то есть имеет место: $\sum_{i=1}^N P_{ij} = 1$, где P_{ij} - вероятность гипотезы H_i для операции u_j .

На каждом шаге обучения наблюдается событие $V_j(k)$, состоящее в правильном применении j -ой операции $M_j(k)$ раз из $L_j(k)$ заданных.

Эта информация служит для пересчета распределения вероятностей гипотез P_{ij} с помощью формулы Байеса.

Каждый k -й шаг обучения характеризуется априорным и апостериорным распределениями вероятностей гипотез о состояниях обученности $P_{ij}^0(k)$ и $P_{ij}^1(k)$, связанных между собой следующей зависимостью:

$$P_{ij}^1(k) = \frac{P_{ij}^0(k) \times P(B_j(k)/H_i)}{\sum_{s=1}^N P_{sj}^0(k) \times P(B_j(k)/H_s)}, \quad (3)$$

где $P(B_j(k)/H_i)$ - определяется по теореме Бернулли, то есть:

$$P(B_j(k)/H_i) = C_{L_j(k)}^{M_j(k)} \times P(A_j/H_i)^{M_j(k)} \times (1 - P(A_j/H_i))^{L_j(k) - M_j(k)}, \quad (4)$$

где $C_{L_j(k)}^{M_j(k)}$ - число сочетаний из $L_j(k)$ по $M_j(k)$.

Учитывая, что априорное распределение вероятностей гипотез на k -м шаге совпадает с апостериорным распределением на $(k-1)$ -м шаге, то есть имеет место $P_{ij}^0(k) = P_{ij}^1(k-1)$, формулу (3) можно переписать в виде который подчеркивает её рекурсивный характер (учитывается вся история обучения), а именно:

$$P_{ij}^1(k) = \frac{P_{ij}^1(k-1) \times P(B_j(k)/H_i)}{\sum_{s=1}^N P_{sj}^1(k-1) \times P(B_j(k)/H_s)}, \quad (5)$$

Вероятность правильного применения операции y_j на k -м шаге определяется по формуле полной вероятности:

$$P(A_j(k)) = \sum_{i=1}^N P_{ij}^1(k) \times P(A_j/H_i), \quad (6)$$

Окончательная оценка $P_j(k)$ получается приведением значения, вычисленного по формуле (6), до введенных состояний обученности.

Осуществление на k -м шаге обучения контроля ошибок и выдачи необходимых объяснений позволяет вести прогнозирование вероятности правильного применения операций y_j на $(k+1)$ -й шаг обучения:

$$P_j(k + 1/k) = V \times P_j(k), \text{ где } V = \frac{P_j(k)}{P_j(k - 1)}. \quad (7)$$

4. Адаптивное управление процессом обучения

При вынесении решения о необходимости продолжения обучения модель определяет задание, адекватное знаниям обучаемого, на очередной шаг обучения, то есть обеспечивает индивидуальную минимизацию времени обучения. Для этого используется алгоритм стабилизации меры трудности учебных заданий, который можно представить в виде следующей последовательности шагов:

Шаг 1. По результатам k -го шага обучения определяются значения $q_j(k)$ для всех j .

Шаг 2. Прогнозируются значения $q_j(k + 1)$ на $(k + 1)$ -й шаг обучения: $q_j(k + 1/k)$.

Шаг 3. В рассматриваемом классе задач пересчитывается прогнозируемое на $(k + 1)$ -й шаг обучения значение трудности задач того же типа $T_{rq_0}(k + 1/k)$, что и на предыдущем шаге. Если выполняется условие:

$$T_{\text{онм}} - \Delta T \leq T_{rq_0}(k + 1/k) \leq T_{\text{онм}} + \Delta T, \quad (8)$$

то задача указанного типа вновь включается в учебное задание, формируемое на $(k + 1)$ -й шаг обучения.

Шаг 4. Если условие (8) не выполняется, то для всех типов задач, рассматриваемого класса вычисляются отклонения их значений трудности от оптимального:

$$\Delta T_{rq}(k + 1/k) = | T_{rq}(k + 1/k) - T_{\text{онм}} |; (q = \overline{1, Q_r}). \quad (9)$$

Шаг 5. Если требуется уменьшить трудность, то есть имеет место: $T_{rq_0}(k + 1/k) > T_{onn} + \Delta T$, то в рассматриваемом классе осуществляется поиск задач такого типа, трудность которых $T_{rq_1}(k + 1/k)$ имела бы минимально возможное отклонение от оптимальной:

$$\Delta T_{rq_1}(k + 1/k) = \min \{ \Delta T_{rq}(k + 1/k) \}; (q = \overline{1, Q_r})., \quad (10)$$

При этом трудоемкость задач искомого типа не должна возрастать, то есть: $MAT_{rq_1}(k + 1/k) \leq MAT_{rq_0}(k + 1/k)$. Кроме того, если для задач различных типов имеет место симметричное отклонение их значений трудности от оптимального:

$$\Delta T_{rq_1}(k + 1/k) = \Delta T_{rq}(k + 1/k); (q_1, q \in [1, Q_r], q_1 \neq q), \quad (11)$$

то в задание, формируемое на $(k + 1)$ -й шаг обучения, включается задача такого типа, значение трудности которой ближе к значению $T_{rq_0}(k + 1/k)$, то есть для которой, в рассматриваемом случае, дополнительно выполняется: $T_{rq_1}(k + 1/k) > T_{onn}$.

В противоположном случае, когда требуется увеличить трудность, то есть имеет место: $T_{rq_0}(k + 1/k) < T_{onn} + \Delta T$, так же используется критерий поиска (10). При этом должны соблюдаться противоположные ограничения. Трудоемкость задач искомого типа не должна уменьшаться, то есть $MAT_{rq_1}(k + 1/k) \geq MAT_{rq_0}(k + 1/k)$. Если имеет место симметрия отклонения трудностей (11), то дополнительно должно выполняться: $T_{rq_1}(k + 1/k) < T_{onn}$.

Ограничением на область применения модели выступает требование организации пооперационного контроля деятельности обучаемого по выполнению учебных заданий.

Проведенный анализ разработанной модели обучения показал, что она удовлетворяет основным требованиям, предъявляемым к математическим моделям (адекватности, сходимости, универсальности, экономичности) и может служить

основой для разработки инструментальных средств проектирования подсистемы модели обучения в ИОС.

5. Авторские средства проектирования ИОС

МОНАП-II – ядро авторских средств проектирования подсистемы управления процессом обучением в ИОС. Подсистема управления процессом обучения, спроектированная посредством *МОНАП-II* на базе пооперационного контроля ответов обучаемого, рассчитывает уровни усвоения материала обучаемым для каждой операции (правила), используя Байесовский подход, который позволяет учитывать предысторию обучения. На основе анализа ответов обучаемых *МОНАП-II* определяет учебное задание с оптимальным значением трудности для конкретного обучаемого и отправляет эту информацию в подсистему формирования заданий. Эта подсистема генерирует или выбирает задание из базы данных на следующий шаг обучения. Таким образом, ИОС, спроектированная посредством *МОНАП-II* организует адаптивное управление процессом обучения, т.е. обеспечивает полную автоматизацию следующих интеллектуальных функций:

- идентификацию знаний обучаемого;
- принятие решения о: продолжении обучения, достижении цели обучения, аварийном завершении;
- определение свойств учебной задачи адекватной знаниям обучаемого на следующий шаг обучения.

Подсистема управления обучением построена на основе следующих моделей:

- модель предметной области;
- модель обучаемого;
- модель управления процессом обучения.

В *МОНАП-II* могут быть выделены два основных компонента:

- сервисные авторские средства, используемые для создания базы знаний и ее поддержки;
- функциональные средства, используемые для обучающего диалога и управления.

База знаний представляет собой совокупность сред обучения.

Каждая среда обучения, включенная в базу знаний содержит следующие знания

(рис. 1):

- знания о свойствах учебных задач (какого типа и сколько операций необходимо выполнить для решения учебного задания);
- знания об обучаемом (имя, текущий шаг обучения, свойства учебного задания на следующий шаг обучения, вероятности правильного выполнения операций, вероятности гипотез об уровнях усвоения на текущий шаг);
- знания об управлении процессом обучения определяемые соответствующими значениями параметров модели обучения (число гипотез об уровнях обученности, оптимальное значение трудности задания, минимальный уровень усвоения, "порог стресса" и т.д.).

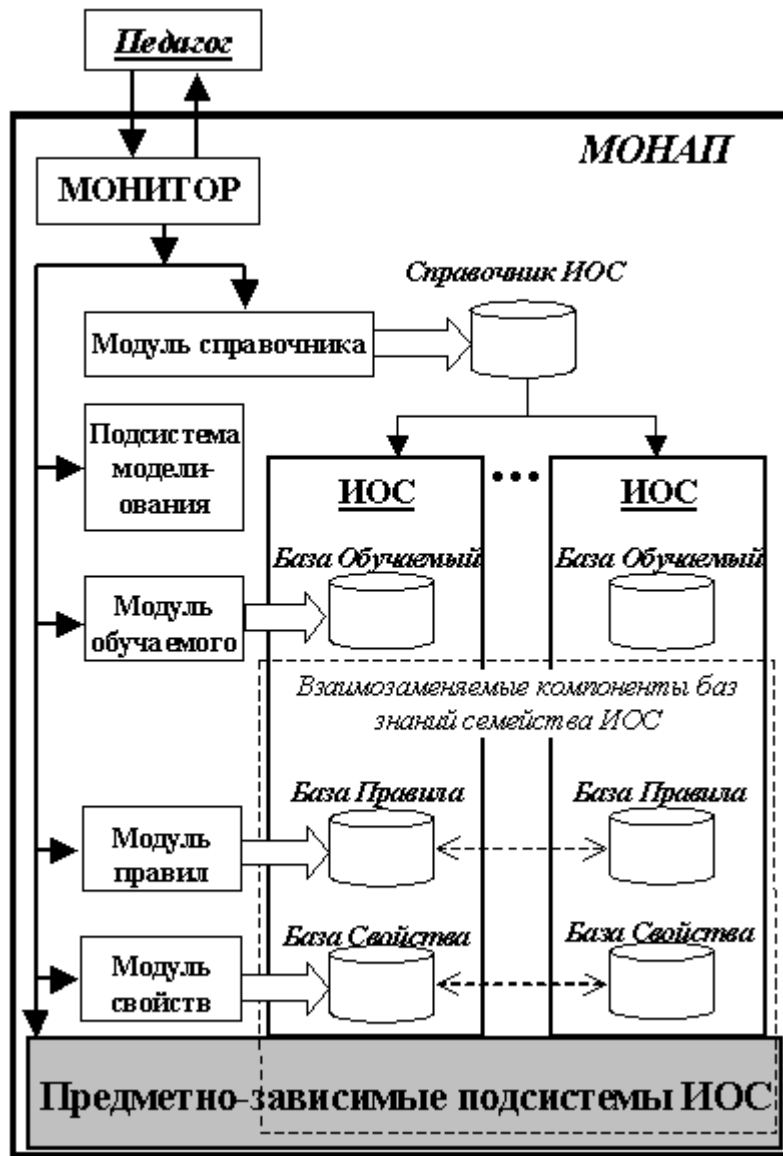
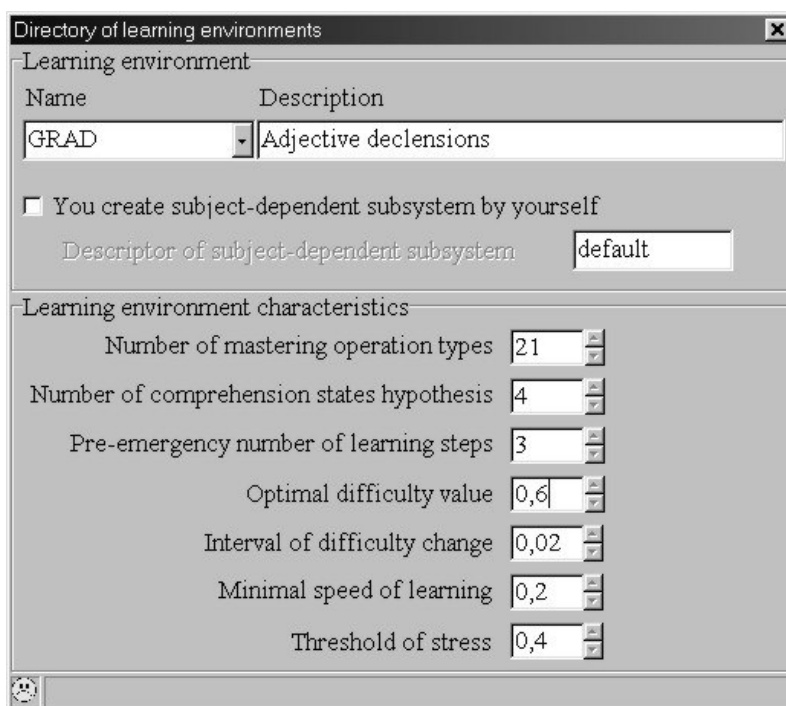


Рисунок 1. Структурная схема *МОHAII-II*

В связи с тем, что невозможно дать точные и однозначные рекомендации по параметрической настройке модели управления обучением для произвольной ПО, возникает необходимость в расширении архитектуры ИОС, а соответственно и инструментальных средств проектирования ИОС за счет включения в них подсистемы моделирования процесса обучения.

При проектировании конкретной ИОС преподаватель должен задать значения ряда параметров модели управления обучением (Рис. 2).



Name	Description
GRAD	Adjective declensions

You create subject-dependent subsystem by yourself

Descriptor of subject-dependent subsystem: default

Learning environment characteristics

Number of mastering operation types	21
Number of comprehension states hypothesis	4
Pre-emergency number of learning steps	3
Optimal difficulty value	0,6
Interval of difficulty change	0,02
Minimal speed of learning	0,2
Threshold of stress	0,4

Рисунок 2. Настройка параметров сред обучения

Значения некоторых из указанных параметров могут существенным образом влиять на то, какая задача будет выдана обучаемому в соответствии с его состоянием обученности. Практический опыт использования *МОНАП-II* для проектирования ИОС GRAD [7, 8] показал, что задание значений указанных параметров могут вызывать затруднения у педагогов несмотря на то, что встроенные средства помощи содержат рекомендации по их выбору. Для преодоления этих затруднений педагог может использовать режим моделирования. В этом режиме (Рис. 2) предоставляется возможность задавать любые результаты решения задач.

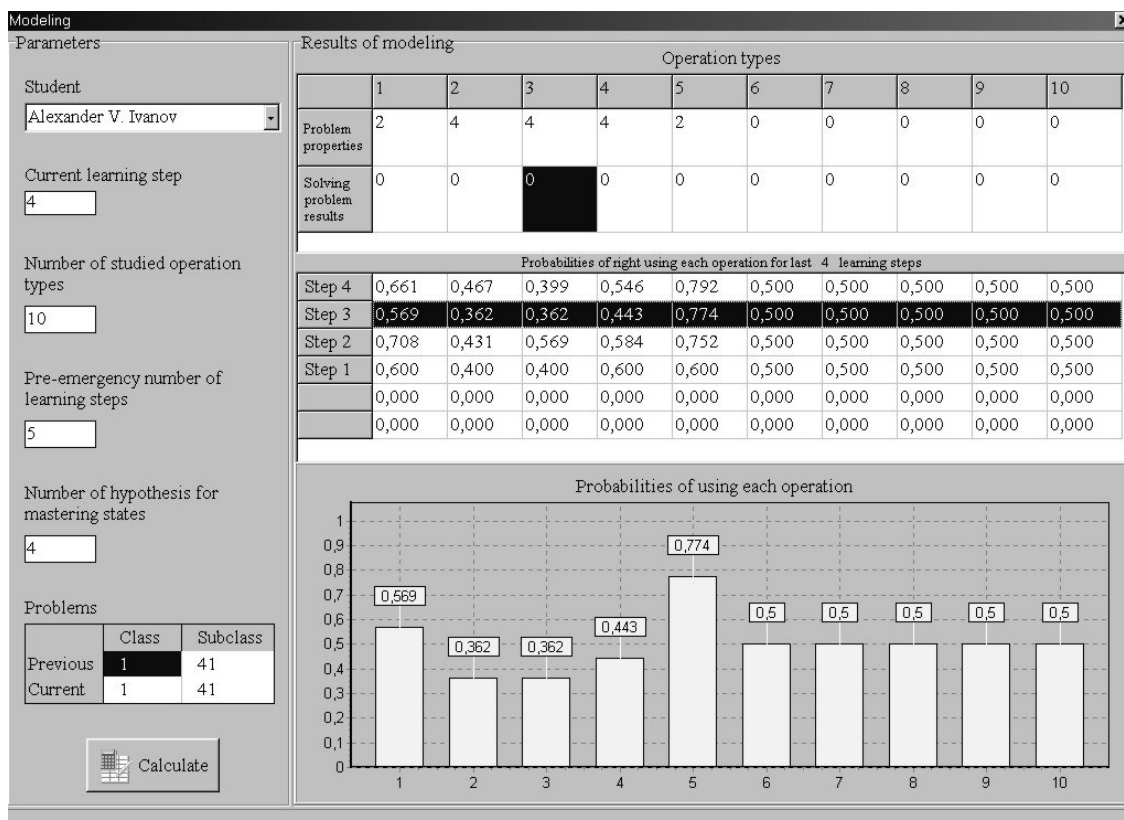


Рисунок 3. Режим моделирования (график 1)

Педагогу наглядно представляются итоги идентификации знаний обучаемого (используется байесовский подход) в цифровой и графической формах, а также тип текущей задачи, которая будет предложена обучаемому для выполнения на следующем шаге обучения в соответствии с его состоянием обученности и заданными значениями параметров модели обучения.

Варьируя результаты решения задач и значения параметров модели, педагог может подобрать такие значения, при которых модель обучения будет управлять процессом обучения оптимально с точки зрения педагога. В режиме моделирования доступны две различные формы графического представления итогов идентификации знаний обучаемого. В числовой форме эти же данные приведены в таблице, расположенной над графиком. Первый тип графика (рис. 3) демонстрирует вероятности правильного применения обучаемым каждой операции на заданном количестве шагов обучения, то есть графически отображает данные, находящиеся в той или иной строке

таблицы. Второй тип графика (рис. 4) демонстрирует историю изменения состояния обученности обучаемого по конкретной операции (графическое изображение того или иного столбца таблицы). Переключиться между этими двумя типами представления графической информации можно щелкнув левой клавишей мыши на соответствующем заголовке строки или столбца цифровой таблицы соответственно.

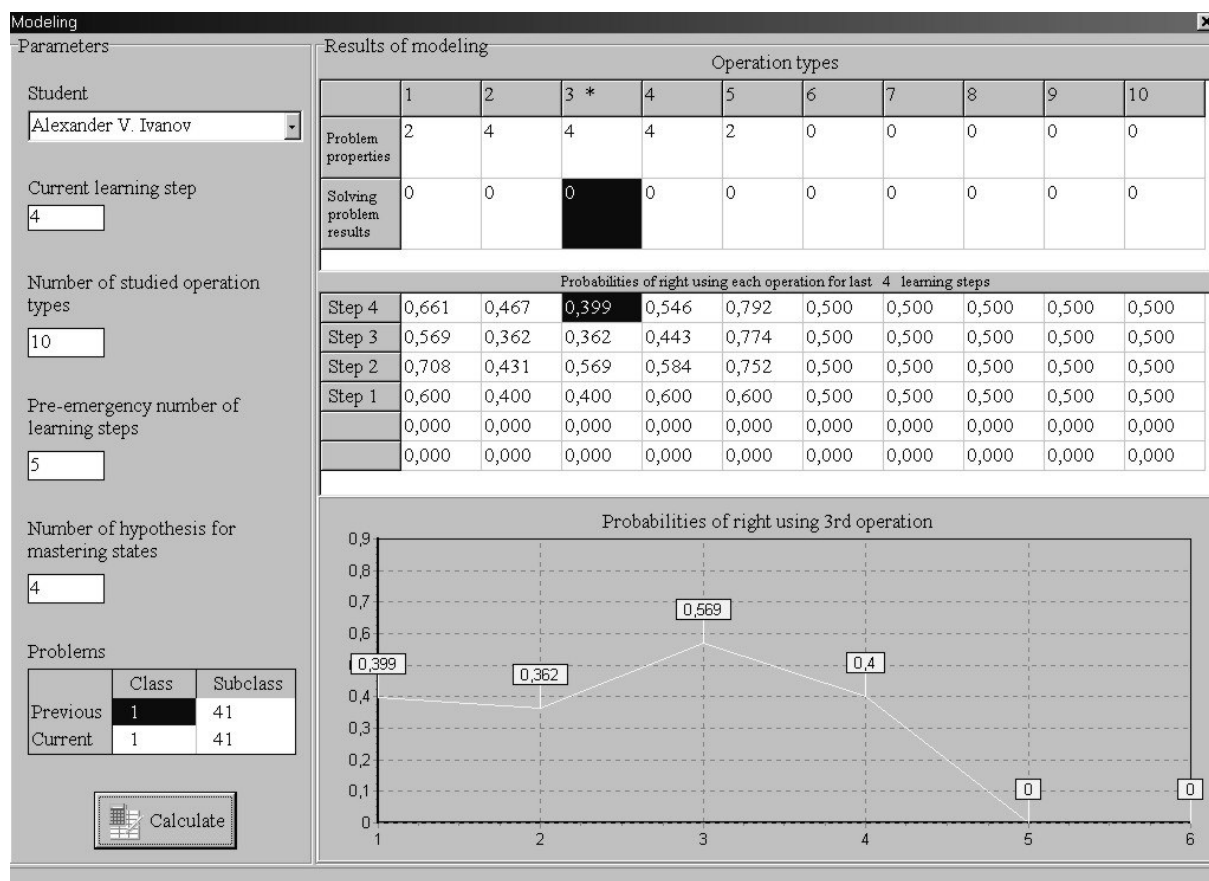


Рисунок 4. Режим моделирования (график 2)

В связи с тем, что процесс обучения является многофакторным, динамическим и слабо формализуемым процессом возникает необходимость в наличие инструментов, обеспечивающих педагогу возможность проведения дидактических экспериментов с целью такой настройки, модели управления обучением в ИОС, которая позволяет учитывать конкретные условия использования. Реализованная в *МОНАП-II* подсистема моделирования отвечает указанным требованиям.

6. Заключение

В настоящее время, ведутся работы по созданию CALL системы по русскому языку в части склонения имени прилагательного посредством *МОНАП-II*. В будущем планируется апробировать предложенный подход в других ПО.

7. Ссылки

1. *Conati, C. & VanLehn, K.*, POLA: A student modeling framework for probabilistic on-line assessment of problem solving performance. In Proceedings of UM-96, Fifth International Conference on User Modeling. Kailua-Kona, HI: User Modeling Inc.
2. *Kinshuk, Patel, A.* "A Conceptual Framework for Internet based Intelligent Tutoring Systems" Knowledge Transfer, volume II, Ed. A. Behrooz, pAce, London, 1997, pp. 117-124
3. *Gertner, A., Conati, C., and VanLehn, K.* Procedural help in Andes: Generating hints using a Bayesian network student model. In: Proceedings of the Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence AAAI-98. Cambridge, MA: The MIT Press. pp.106-111
4. *Yang, J. Ch., Akahory, K.* An Evaluation of Japanese CALL Systems on the WWW Comparing a Freely Input Approach with Multiple Selection // Computer Assisted Languages Learning, 1999, Vol. 12, No. 1, pp. 59-79
5. *Галеев И.Х., Сафин К.А., Сафина Г.М.* Автоматизация проектирования ЭОС на ПЭВМ // УСИМ. - 1991. - N 8. - С.112-118.
6. *Galeev, I.* "Automation of the ITS Design" Educational Technology journal, V. XXXIX, No. 5, September-October 1999, pp. 11-15.

7. *Galeev, I., Chepegin, V., Sosnovsky, S.* MONAP: Models, Methods and Applications. In M Sasikumar, Durgesh Rao, P Ravi Prakash (Eds.) Proceedings of the International Conference KBCS2000, Mumbai, India, 2000, 217-228.
8. *Galeev, I., Ivanov, V., Akhmadullin, M.* ETS GRAD diagnostics organization // East-West International Conference Computer Technologies in Education. EW-ED'94. Proceedings Part 2. Crimea, Ukraine, September, 19-23, 1994. - P.138.