

К ВОПРОСУ ОБ ИЗМЕРЕНИИ И ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ МОТИВАЦИОННО-ВОЛЕВОГО КОМПОНЕНТА МОДЕЛИ ОБУЧАЕМОГО

Н. В. Смирнова¹, А. Ю. Шварц²

¹*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*

Москва, Российская Федерация

E-mail: smirnovanatalia2008@gmail.com

²*Московский государственный университет им. М.В. Ломоносова*

Москва, Российская Федерация

E-mail: shvarts.anna@gmail.com

В докладе описывается метод измерения мотивационно-волевого компонента (МВК) модели обучаемого, характеризующего изменяющееся психическое состояние студента во время решения задач. Модель обучаемого, включающая данный компонент, может быть использована для выявления плохо проработанных мест учебного курса, для анализа качественного состава студентов, обучающихся по конкретному предмету, для интеллектуального управления учебным процессом в обучающей системе и т.д. Задача параметрической идентификации МВК рассматривается как задача частичного обучения, в которой необходимо подобрать коэффициенты логистической функции.

Ключевые слова: автоматизированная обучающая система, интеллектуальная обучающая система, модель обучаемого, машинное обучение, частичное обучение.

1. Введение

Одним из ключевых направлений исследований по индивидуализации обучающих систем стали исследования по моделированию обучаемых. Под моделью обучаемого понимается совокупность набора характеристик обучаемого, важных для процесса обучения и методов (правил) обработки этого набора. Описываемые в статье рассуждения относятся к задаче параметрической идентификации мотивационно-волевого компонента (МВК) модели обучаемого, характеризующего изменяющееся психическое состояние студента и степень рациональности организации его познавательной деятельности во время решения задач в обучающей среде.

Разрабатываемая модель обучаемого создается с ориентацией на использование в следящих интеллектуальных обучающих системах, т.е. таких обучающих системах, которые сравнивают шаги найденного решения, найденного самой системой, с шагами решения, получаемого обучаемым, для проверки хода решения обучаемого на завершенность и правильность. К следящим ИОС относится система «Волга», разрабатываемая в Институте проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН в сотрудничестве с Казанским государственным техническим университетом им. А.Н. Туполева и

психологическим факультетом Московского государственного университета им. М.В. Ломоносова [1–2]. Между тем, описываемые далее результаты могут быть без значительных трудозатрат адаптированы для обучающих систем других типов.

2. Теоретический базис для выбора методов измерения показателей МВК модели обучаемого

Исследования различных аспектов поведения студентов на основе анализа истории их деятельности в обучающей программе были начаты еще в 90-е годы прошлого века. Исследователями были предложены различные списки формулировок «значимых» для оценки поведения студентов событий во время обучения и способы их анализа. Наиболее часто среди параметров фиксации «значимых» событий у разных коллективов исследователей выделяются параметры, характеризующие взаимодействие студента с подсказками, заложенными в обучающей системе [3–7], и прогресс в выполняемом студентом задании [3–9]. Методы измерения и анализа поведения студентов варьируются от представления показателей в виде линейно изменяющихся величин с эмпирически заданными коэффициентами прироста [3] до байесовских сетей [6–8]. Отметим, что наиболее близкими к описываемым далее результатам являются работы [3, 5–6].

Целью исследования является разработка подхода к моделированию обучаемого, удовлетворяющего следующим требованиям: глубокая опора на существующие психологические и педагогические исследования, высокий уровень интерпретируемости и наглядности измеряемых значений показателей, сравнительно низкая стоимость параметрической идентификации.

Согласно классическим работам многих педагогов и педагогических психологов (П.Я. Гальперина, Д.Н. Богоявленского, Б.П. Есипова, И.Я. Лернера) познавательная самостоятельность учащихся является одним из наиболее существенных факторов в достижении высоких результатов обучения. Анализируя работы различных исследователей (Т.И. Шамова, Н.А. Половникова, П.И. Пидкасистого), можно говорить, что в основе самостоятельности лежат содержательно-операционные, мотивационные и волевые компоненты, которые не могут быть рассмотрены как независимые, а являются взаимообусловленными (Пустовойтов В.Н., 2002) [10]. Опорой для построения системы отслеживания фрустрационного поведения стали исследования, проведенные в школе К. Левина (работы Т. Дембо, Р. Баркера) [11], а для мотивационных параметров работы студентов – закон Йеркса-Додсона [12]. В таблице 1 приведены определения показателей МВК.

Параметр «Усилия» не может быть оценен только на основе такого наблюдаемого показателя, как успешность продвижения студента в многошаговом процессе выполнения задания: одинаковое продвижение двух студентов, для одного из которых задание является простым, в то время как

второй студент справляется с заданием с трудом, очевидно, свидетельствует о разных затраченных усилиях и, вообще говоря, о разных уровнях мотивации. Кроме того, для психологической оценки ситуации фрустрационного поведения также недостаточно объективных показателей, поскольку одни и те же действия могут свидетельствовать как о том, что студент устал, так и о том, что студент «ищет в системе обходные пути-лазейки для экономии усилий или для собственного развлечения» [13]. Поэтому целесообразно ввести еще один параметр субъективной трудности, отражающий субъективное состояние студента. Система перед началом решения каждой задачи запрашивает у студента субъективную оценку трудности для него решаемой задачи (например, по 10-ти балльной шкале). При проявлении фрустрационного поведения в ходе решения задачи система также запрашивает эту оценку трудности.

Таблица 1 — показатели MBK модели обучаемого

№	Показатель	Что отражает показатель
1	«Самостоятельность»	способность студента продвигаться в чтении теории и решении задач без помощи со стороны системы
2	«Усилия»	фактический уровень умственных и моральных сил студента, затрачиваемых на решение задачи. Данный показатель косвенно является отражением степени мотивированности студента на работу в программе.
3	«Фрустрационное поведение»	внешние проявления эмоционального состояния фрустрации (то есть переживания принципиальной невозможности реализации деятельности). Высокий уровень фрустрационного поведения может быть следствием как действительной фрустрации, так и ненадлежащего использования системы вследствие скуки или любопытства.

Предполагается, что оценка уровня фрустрационного поведения справедлива лишь в пределах текущего сеанса работы с системой, в то время как оценки таких показателей, как усилия и самостоятельность, характеризуют «стиль работы студента» и являются более долгосрочными.

Для каждого показателя MBK разработан список «значимых» событий, факты появления которых нужно отслеживать в процессе анализа истории взаимодействия студента и обучающей системы (про «значимые» события подробнее см. в [14]). На практике в большинстве случаев достаточно качественных оценок показателей MBK, поэтому наиболее подходящей для показателей MBK является следующая шкала: {низкий уровень, средний уровень, высокий уровень, неопределенное значение}.

Рассмотрим особенности измерения текущих и итоговых значений показателей MBK на следующем примере (см. Рис. 1).

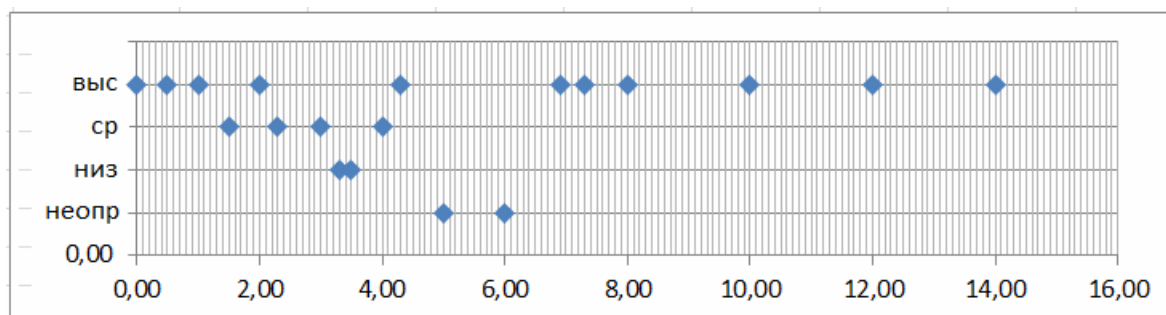


Рис. 1 — Динамика изменения текущих значений показателя «Самостоятельность» у некоторого (в целом самостоятельного) студента в течение сеанса работы

В качестве начального значения показателя принимается его наиболее благоприятное для обучения значение (в данном случае – высокий уровень). Появление одного «значимого» события в истории действий студента необязательно приводит к изменению значения показателя. Например, в промежутке $[0;1]$ мин могли происходить события, свидетельствующие о повышении уровня показателя, но так как значение показателя уже находится на максимально возможном уровне, то его значение не изменяется. На 3-ей минуте произошло некоторое «значимое» событие, но одного этого события было недостаточно, чтобы значение показателя изменилось в ту или иную сторону.

Предполагается, что за итоговое значение показателя за сеанс работы студента должно приниматься значение, которому соответствует наибольший процент времени работы. Рассмотрим пример вычисления итогового значения показателя МВК, динамика изменений текущих значений которого представлена на рисунке 1. На рисунке 2 представлена зависимость значения показателя от времени, построенная на основе данных, изображенных на рисунке 1.

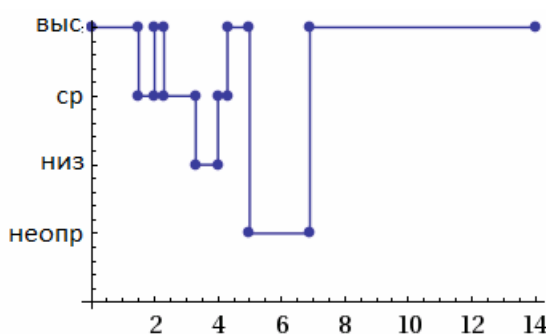


Рис. 2 — Динамика текущих значений показателя «Самостоятельность»

В таблице 2 представлены соотношения временных промежутков, в течение которых текущее значение показателя соответствовало некоторому уровню. Уровень, которому соответствует наибольший временной промежуток, принимается за преобладающее значение показателя в течение сеанса работы студента.

Из рисунка 2 и таблицы 2 видно, что превалирующее значение показателя «Самостоятельность» соответствует высокому уровню, несмотря на то, что в работе студента наблюдался период значительного понижения текущего значения. Периоды понижения показателя могут быть связаны с тем, что на некотором этапе решения задачи студент столкнулся с затруднениями из-за пробелов в знаниях учебного материала или правил ввода данных, знание которых необходимо для правильного ввода этого этапа.

Таблица 2 — вычисление итогового значения показателя

№	Уровень	Время, мин	%
1	Высокий уровень	7.2	51
2	Средний уровень	4.2	30
3	Низкий уровень	0.7	5
4	Неопределенное значение	1.9	14

3. Измерение показателей МВК модели обучаемого

С учетом вышеизложенного для измерения показателей МВК было решено использовать логистическую функцию [15]. Логистическая функция имеет следующий вид:

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}},$$

Типичный график логистической функции показан на рисунке 3. По оси абсцисс — управляющий параметр z (вход), по оси ординат $f(z)$ — отклик. Логистическая функция полезна, потому что она может принимать любые входные значения, тогда как ее отклик ограничен диапазоном $[0; 1]$. Переменная z является мерой полного вклада всех признаков, используемых в модели, в то время как $f(z)$ представляет вероятность конкретного исхода при заданном наборе значений признаков.

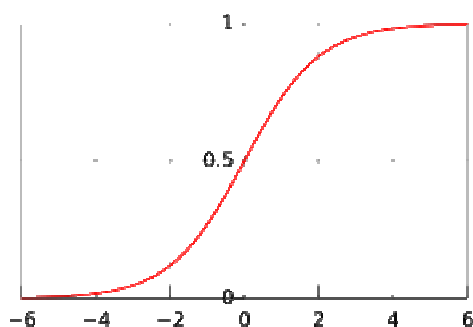


Рис. 3 — Логистическая функция, z на горизонтальной оси и $f(z)$ на вертикальной

Переменная z имеет следующий вид:

$$z = f(X) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_kx_k,$$

где $X = (x_1, \dots, x_k), x_i \in (-\infty, +\infty)$ — признаки, используемые в модели, а $W = (w_1, w_k), w_i \in [0, 1]$ — регрессионные коэффициенты, описывающие размер

вклада соответствующего признака по отношению к другим признакам (насколько он уменьшает или увеличивает вероятность конкретного исхода).

Каждому показателю MBK ставятся в соответствие 3 набора регрессионных коэффициентов W' , W'' и W''' . Вектор, с помощью которого происходит определение текущего значения показателя, имеет следующий вид: $(f_{W'}(X), f_{W''}(X), f_{W'''}(X))$. Каждый компонент вектора вычисляется с помощью логистической функции (1) и выражает вероятности того, что текущее значение показателя подпадает под каждую из следующих категорий: «высокий уровень», «средний уровень», «низкий уровень». В качестве текущего значения показателя используется категория, которой соответствует максимальная координата вектора. Например, если вектор имеет вид (0.1, 0.6, 0.3), то уровень текущего значения показателя — средний, а если вектор имеет вид (0.6, 0.2, 0.2), то — высокий.

В число признаков каждого показателя входят признаки, отражающие количество фактов появления каждого события из списка событий, «значимых» для показателя. Кроме того, показателю «Усилия» соответствуют два дополнительных признака: субъективная трудность задачи (по 10-балльной шкале) и объективная сложность задачи (эта оценка предоставляется преподавателем).

Наборы регрессионных коэффициентов для каждого показателя MBK должны быть подобраны с помощью экспериментальных данных, собранных в ходе наблюдений за поведением студентов, решающих задачи в обучающей среде. Часть данных будет получена от экспертов, которые на основе наблюдений за поведением студентов предоставят оценки текущих и/или итоговых значений показателей MBK. Другая часть наблюдений будет в виде истории взаимодействия студента и системы (как на Рис. 4).

Вид действия		Параметры действия			
139	STUDENT	EDIT_STEP	REPEATED_FIXES	UNDEFINED	UNDEFINED 16.0 1/1
140	STUDENT	ASK_HELP	THEORETICAL	UNDEFINED	UNDEFINED 0 1/1
145	SYSTEM	PROVIDE_HELP	THEORETICAL	ABSTRACT_HINT	INITIATOR_STUDENT 0.0 1/1

Рис. 4 — Фрагмент истории взаимодействия студента и системы.

В следующем разделе описывается план эксперимента по параметрической идентификации MBK.

4. План проведения эксперимента по параметрической идентификации МВК модели обучаемого

4.1. Сбор экспериментальных данных

В качестве участников эксперимента планируется использовать студентов психологического факультета МГУ, изучающих курс линейной алгебры. Им будет предложено пройти обучение правилам ввода данных, а затем попытаться решить задачи из 1 или 2 группы. 1 группа включает одну задачу высокой сложности, 2 группа — одну задачу средней сложности и одну простую задачу. Как показало пилотажное тестирование системы, ранее проведенное с помощью других студентов этого факультета, обучение вводу данных в среднем занимает 20–25 мин. Во время работы студента, помимо фиксации его деятельности в журнале действий системы, будет производиться запись видео с экрана студента, а также видео с веб-камеры ноутбука студента.

Предполагается варьирование условий работы с участниками эксперимента (формулировок инструкций, стимулирующих/не стимулирующих к самостоятельной работе, трудности предлагаемых задач, предоставлении ложной информации о сложности задачи). Несмотря на то, что экспериментаторы будут воздействовать на группу участников эксперимента вариацией условий, эти воздействия не будут учитываться при оценке поведения участников. Оценка поведения и психических состояний участников будет произведена экспертами на основе видеозаписей на следующем этапе эксперимента. Данные о том, в каких условиях работали участники (т.е. данные об их инструкциях) экспертам предоставлены не будут. Варьирование условий позволит собрать данные, в которых будет присутствовать большее разнообразие поведения и динамики проявления и смен психических состояний испытуемых. Инструкция для каждого участника эксперимента будет выбираться случайным образом.

Поскольку при фиксации части «значимых» для показателей МВК событий учитываются случаи взаимодействия студента с системой (такие как согласие или отказ от предлагаемой системой помощи), то во время эксперимента у всех участников будет включен простой алгоритм управления учебным процессом. Ниже алгоритм управления описывается более подробно.

Алгоритм управления учебным процессом действует без учета уровней показателей МВК и опирается только на наличие/отсутствие прогресса в задаче (изменение количества правильно введенных шагов). Он может предлагать помощь студенту или отказывать в помощи. Алгоритм управления запускается один раз в 5 мин, если в браузере есть активная вкладка с интерфейсом решения задачи (не по вводу данных). В табл. 3 приведены виды предлагаемой системой помощи в зависимости от прогресса в задаче. В табл. 3 под теоретической и схематической помощью понимаются краткие текстовые подсказки, подводящие студента к нужному шагу, а также ссылки на

релевантный теоретический материал. Под конкретными подсказками понимаются подсказки вида «Вам нужно ввести следующую формулу ...», непосредственно указывающие на то, каким должен быть текущий шаг студента.

Таблица 3 — виды предлагаемой системой помощи
в зависимости от прогресса в задаче

№	Количество правильно введенных шагов за последние 5 мин (т.е. прогресс в задаче)	Последний правильный введен	Предлагаемая помощь
1	2-3	>2 мин назад	Предложить перейти к теоретическому материалу
2	1	<= 2 мин назад	Предложить взять помощь (теоретическую или схематическую) по текущему шагу или по плану решения
3	1	> 2 мин назад	1. Предложить помощь по интерфейсу – переключиться на легкий интерфейс 2. Предложить конкретную подсказку 3. Предложить перейти к теоретическому материалу 4. Предложить перейти к более простой задаче
	0		

Отказ в помощи происходит в силу следующих ограничений:

- интервал между выдачей конкретных подсказок должен составлять не менее 2 минут,
- если студент получил 4 любые подсказки по своему запросу меньше чем за минуту, то при запросе пятой подсказки вводится ограничение на получение подсказок на 2 минуты.

4.2. Сбор экспертных оценок поведения студентов

Как уже отмечалось ранее, эксперты будут оценивать психическое состояние студентов на основе их деятельности, зафиксированной посредством видеозаписей. Каждая видеозапись будет состоять из 2 частей. В первой части будет показано обучение студента вводу данных с решением соответствующих задач. При просмотре эта часть будет ускорена в 1.5 раза. Во второй части будет показано решение студентом задач. От экспертов потребуется предоставить оценки психического состояния студента только в течение второй части видеозаписи. Видеозаписи будут предварительно обработаны таким образом, чтобы эксперту одновременно были доступны как запись с экрана студента, так и запись студента с веб-камеры ноутбука.

Перед тем как переходить к оцениванию реальных видеозаписей, созданных во время эксперимента, каждый эксперт оценит одну пробную

видеозапись. Это позволит экспертам отработать механизм оценивания психического состояния студента и освоить интерфейс программы для оценивания.

В течение сеанса работы студента возможна регистрация достаточно большого числа фактов появления событий из списков событий, «значимых» для того или иного показателя МВК. Просить эксперта оценить психическое состояние студента при каждом факте появления такого события нецелесообразно, поскольку частые запросы оценок могут привести к усталости эксперта и, как следствие, к значительному уменьшению точности его оценок. Более рациональными являются просьбы в количестве не более 5-6 оценок за один сеанс работы студента.

Вторую часть каждой видеозаписи эксперты смотрят в обычном режиме. Каждые 5 мин экран затемняется и появляется форма ввода оценок психического состояния. Расположение элементов интерфейса для ввода оценок на форме для каждого показателя базируется на следующей схеме вопросов (см. Рис. 5). После выставления оценок просмотр видеозаписи возобновляется. Если в некоторый момент времени эксперт считает, что произошло явственное изменение одного или нескольких показателей МВК, то эксперт может самостоятельно вызвать форму ввода оценок. Эксперту разрешается проставлять оценки в течение просмотра видеозаписи по своей инициативе неограниченное количество раз.

Представляется полезным после обучения экспертов и перед сбором всех экспертных оценок, предназначенных для непосредственной параметрической идентификации, организовать сбор оценок на небольшом количестве видеозаписей. На основе предварительных оценок планируется определить согласованность мнений экспертов, это необходимо как для отбора экспертов, так и для уточнения списка «значимых» событий для каждого показателя МВК.



Рис. 5 — Схема вопросов к эксперту для выставления оценки уровня показателя МВК

4.3. Параметрическая идентификация и оценка точности полученной модели

Параметрическая идентификация для логистической функции происходит следующим образом. На основе экспериментальных данных строится обучающая выборка, представляющая собой совокупность пар вида $(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})$, где m — количество строк в данных, полученных от внешних наблюдателей, а $x^{(i)}, i = \overline{1, m}$ — векторы, компонентами которых являются значения признаков модели к моменту очередной оценки наблюдателем соответствующего показателя. Векторы вида $x^{(i)}$ вычисляются на основе истории взаимодействия студента и системы и списка событий, «значимых» для показателя. Отдельные компоненты векторов вида $x^{(i)}$ будем обозначать посредством $x_j^{(i)}, j = \overline{1, k}$.

Переменные $y^{(i)}$ принимают значения из $\{0, 1\}$ и зависят не только от оценки внешнего наблюдателя, но и от того, какая категория выражается с помощью рассматриваемого набора регрессионных коэффициентов. Например, если строится обучающая выборка для W , то, поскольку W определяет вероятность того, что текущее значение показателя соответствует среднему уровню, в тех парах обучающей выборки, которые соответствуют оценкам «средний», переменная $y^{(i)}$ принимается равной 1. В остальных парах $y^{(i)}$ принимается равной 0 (эта техника называется «one vs all», см. [15]).

Искомые значения набора регрессионных коэффициентов W будут значения регрессионных коэффициентов, минимизирующие $J(W)$, где

$$J(W) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{Cost}(f_W(x^{(i)}), y^{(i)})$$

В силу свойств логистической функции и вида функции стоимости $J(W)$ ($J(W)$ задается как сумма произведений, каждое из которых включает некоторый логарифм, см. [15]) алгоритм минимизации $J(W)$ значительно упрощается. Обозначим $z_W(x^{(i)}) = \sum_{j=0}^k x_j^{(i)} \cdot w_j$ ($x_0^{(i)}$ вводится для удобства обозначения, $x_0^{(i)} = 1$). Тогда шаг метода градиентного спуска принимает следующий вид:

$$w_j := w_j - \alpha \sum_{i=1}^m (z_W(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \quad (1)$$

Шаг (1) одновременно выполняется для всех $w_j, j = \overline{1, k}$.

В данном исследовании, поскольку от экспертов не требуется переоценка показателей после каждого появления одного из «значимых» для того или иного показателя событий (см. раздел 4.2. данной статьи), имеет место *задача частичного обучения* (semi-supervised learning, подробнее см.,

например, [16, 17]). Действительно, на основе экспериментальных данных строится обучающая выборка, включающая как пары $L = \{(x^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (x^{(k)}, y^{(k)})\}$, так и отдельные значения $U = \{x^{(k+1)}, \dots, x^{(m)}\}$. Пары из L получаются на основе оценок эксперта (размеченные данные), значения из U соответствуют значениям признаков, для которых не было получено оценок эксперта (неразмеченные данные).

В задаче *частичного обучения* при обучении используются как размеченные, так и не размеченные данные. При этом обычно имеется небольшое количество размеченных и значительный объем неразмеченных данных. Одно из предположений, которое чаще всего используется при построении методов решения задач *частичного обучения*, таково: любые две точки, которые находятся в одном кластере, скорее всего, обладают одинаковыми метками. Соответствующий метод *частичного обучения* включает следующие этапы:

- 1) разделение точек $x^{(1)}, \dots, x^{(m)}$ на кластеры,
- 2) присвоение метки каждой точке неразмеченных данных $x^{(i)}, i = \overline{k+1, m}$ при этом метка вычисляется как среднее значение среди меток размеченных точек, находящихся в том же кластере, что и точка $x^{(i)}$,
- 3) решение задачи обучения на получившейся полностью размеченной выборке данных стандартными способами.

В [18] проведен теоретический анализ методов *частичного обучения* в задачах восстановления регрессии. По результатам исследования в [18] отмечается, что данный метод является одним из наиболее предпочтительных для использования.

Заключение

В данной статье предложен метод измерения мотивационно-волевого компонента модели обучаемого, использующегося во время решения задач. Модель обучаемого, включающая данный компонент, может быть использована для выявления плохо проработанных мест учебного курса, для анализа качественного состава студентов, обучающихся по конкретному предмету, для интеллектуального управления учебным процессом в обучающей системе и т.д.

Гипотеза о том, что психическое состояние студента во время решения задач можно охарактеризовать с помощью значений трех показателей, является существенным огрублением. Более точной является характеристика психического состояния студента посредством вектора вида $S = (s_1^{(i)}, s_2^{(i)}, s_3^{(i)}, \dots, s_k^{(i)})$, где $s_1^{(i)}$ соответствует текущему уровню усталости в i -ый момент времени, $s_2^{(i)}$ - скуки, $s_3^{(i)}$ - любопытства, и т.д. При этом считается, что $s_j^{(i)}, j = \overline{1, k}$ зависит от $s_1^{(i-1)}, s_2^{(i-1)}, s_3^{(i-1)}, \dots, s_k^{(i-1)}$. Между тем, параметрическая

идентификация такого метода измерения требует гораздо большего количества ресурсов и объема выборки. Поэтому в данном исследовании используется более простой метод измерения МВК.

Также в данной статье был предложен план проведения эксперимента по параметрической идентификации МВК. Авторы полагают, что достоинством этого плана является более высокая корректность организации работы с экспертами (ср. с протоколом исследований из [19]), что должно привести к повышению точности экспертных оценок. Результаты параметрической идентификации будут изложены в другой статье.

Литература

1. Васильев С.Н. Adaptive Approach to Developing Advanced Distributed E-Learning Management System for Manufacturing / С.Н. Васильев, Г.Л. Дегтярев, В.В. Козлов, Н.Н. Маливанов, Р.А. Сабитов, Ш.Р. Сабитов, Р.Т. Сиразетдинов // 13th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing / – Moscow: ICS RAS, 2009. – pp. 2198-2201.
2. Васильев С.Н. Интеллектуальная обучающая система / С.Н. Васильев // Материалы X Международной научно-технической конференции / – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. – 294 с.
3. Soldato T. Formalization and Implementation of Motivational Tactics in Tutoring Systems / T. Soldato, B. de Boulay // Journal of Artificial Intelligence in Education / 1995. – Vol. 6. – № 4. – pp. 337-378.
4. Integrating Domain-Independent Strategies into an Emotionally Sound Affective Framework for an Intelligent Learning Environment [Электронный ресурс] / M. Yusoff, B. de Boulay // – Режим доступа: <http://www.cogs.susx.ac.uk/users/bend/papers/aisb2005.pdf> – Дата доступа: 09.07.2011.
5. Aleven V. Toward Meta-cognitive Tutoring: A Model of Help-Seeking with a Cognitive Tutor / V. Aleven, B. McLaren, I. Roll, K. Koedinger // International Journal of Artificial Intelligence in Education / 2006. – № 16. – pp. 101-130.
6. Baker et al. Developing a Generalizable Detector of When Students Game the System / R. S. J. d. Baker, A. T. Corbett, I. Roll, K. R. Koedinger // User Modeling and User-Adapted Interaction / Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. – Vol. 18. – № 3. – pp. 287-314.
7. Mavrikis M. Data-driven Modelling of Students' Interactions in an ILE. In Proceedings of the 1st International Conference on Educational Data Mining. [Электронный ресурс] / M. Mavrikis/ // – Режим доступа: <http://www.educationaldatamining.org/EDM2008/index.php?page=proceedings>. – Дата доступа: 09.07.2011.
8. Hernandez Y. A. Probabilistic Model of Affective Behavior for Intelligent Tutoring Systems / Y. Hernandez, J. Noguez, E. Sucar, G. Arroyo-Figueroa; Berlin: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005. – pp. 1175-1184.
9. Hershkovitz A. Developing a Log-based Motivation Measuring Tool / A. Hershkovitz, R. Nachmias // Interdisciplinary Journal of E-Learning and Learning objects / Santa Rosa, USA: Informing Science Institute, 2009. – Vol. 5. – pp. 197-214.
10. Пустовойтов В.Н. Развитие познавательной самостоятельности учащихся старших классов (на материале математики и информатики) : дис. ... канд. пед. наук : 13.00.01 / В.Н. Пустовойтов. – Брянск, 2002. – 250 с.

11. Нюттен Ж. Экспериментальные исследования фрустрации. Психология мотивации и эмоций: учеб. пособие для вузов [сборник] / Ж. Нюттен; под. ред. Ю.Б. Гиппенрейтер и М.В. Фаликман. – М.: МПСИ, 2002.
12. Фресс П. Оптимум мотивации / П. Фресс, Ж. Пиаже // Экспериментальная психология / Под ред. П. Фресса и Ж. Пиаже. – М.: Прогресс, 1975. – Вып. 5. – с.119-125.
13. Baker R.S. Detecting Student Misuse of Intelligent Tutoring Systems / R.S. Baker, A.T. Corbett, K.R. Koedinger // Lecture Notes in Computer Science / 2004. – Vol. 3220. – pp. 54-76.
14. Смирнова Н.В. Мотивационно-волевой компонент модели обучаемого в следящих интеллектуальных системах. Часть 1 / Н.В. Смирнова, А.Ю. Шварц // "Искусственный интеллект и принятие решений" / М., 2012. – №. 1. – с. 95-110.
15. Лекция «Logistic Regression Classification» [Электронный ресурс] / Andrew Ng // –Режим доступа: <http://s3.amazonaws.com/mlclass-resources/docs/slides/Lecture6.pdf> – Дата доступа: 16.01.2012.
16. К.В. Воронцов. Лекции по алгоритмам кластеризации и многомерного шкалирования [Электронный ресурс] // – Режим доступа: www.ccas.ru/voron/download/Clustering.pdf – Дата доступа: 21.11.2012.
17. Частичное обучение [Электронный ресурс] // – Режим доступа: http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Частичное_обучение – Дата доступа: 21.11.2012.
18. Statistical analysis of semi-supervised regression [Электронный ресурс] // – Режим доступа: http://books.nips.cc/papers/files/nips20/NIPS2007_0293.pdf – Дата доступа: 21.11.2012.
19. Baker R.S.J.d. Labeling Student Behavior Faster and More Precisely with Text Replays / R.S.J.d Baker, A. de Carvalho // First International Conference on Educational Data Mining / 2008. – pp. 10-19.