ЛИТЕРАТУРА

1. *Позняк, Ю. В.* Компьютерная математика и новые образовательные технологии / Ю. В. Позняк, А. А. Кулешов, А. М. Курлыпо // Информационные сети, системы и технологии : тр. VII Междунар. конф. ICINASTe-2001. – 2001. – Т. 3. – С. 154–163.
2. *Паронджанов, В.* Возможна ли новая революция в образовании? / В. Паронджанов // [Электрон. ресурс]. – Режим доступа : http://m-study.ru/art/?news_id=185.
3. *Позняк, Ю. В.* Виртуальное образовательное пространство университета как фактор интенсификации учебного процесса. Белорусский государственный университет: Кафедра – ключевое звено качества университетского образования / Ю. В. Позняк // Материалы науч.-метод. семинара. – Минск : БГУ, 2004. – С. 81–85.
4. *Позняк, Ю. В.* К вопросу о вычислительном эксперименте в трехмерной теории устойчивости на базе компьютерной технической системы Mathematica / Ю. В. Позняк // Вісн. Дніпропетров. ун-ту. Механика. – 2001. – Випуск 4, т. 1. – С. 139–145.
5. *Позняк, Ю. В.* Создание электронных образовательных ресурсов в БГУ как основы информационно-методического обеспечения образовательного процесса / Ю. В. Позняк // Сб. материалов заседания Ученого совета БГУ 24 июня 2004 года. – Минск : БГУ, 2004. – С. 110–115.
6. *Башмаков, А. И.* Разработка компьютерных учебников и обучающих систем / А. И. Башмаков, А. И. Башмаков. – М. : Филинъ, 2003. – 616 с.
7. Comparison of computer algebra systems // Wikipedia, the free encyclopedia 2006 [Electronic resource]. – Mode of access : http://en.wikipedia.org/wiki/Comparison_of_computer_algebra_systems.
8. *Очков, В.* On-line расчеты в Интернет / В. Очков // MathCad Application Server (MAS) каф. ТВТ МЭИ [Электронный ресурс]. – 2006. – Режим доступа : http://twt.mpei.ac.ru/ochkov/VPU_Book_New/mas.
9. Examples of webMathematica // Examples of webMathematica. Wolfram Research [Electronic resource]. – 2006 – Mode of access : http://www.wolfram.com/products/webmathematica/examples/.

МОДЕЛЬ ТЕСТА С СОВМЕЩЕННОЙ СЛУЧАЙНОЙ И АДАПТИРОВАННОЙ ПОДАЧЕЙ ТЕСТОВЫХ ЗАДАНИЙ

С. В. Поликовский

Белорусский государственный педагогический университет
имени Максима Танка
Минск, Беларусь
E-mail: polfutsol16@mail.ru

В представленной работе, в качестве контроля и мониторинга знаний в образовательной сфере, изучена возможность применения модели теста со случайно-адаптированной подачей тестовых заданий из банка тестовых заданий (БТЗ). Дана методика расчета сравнительной числовой характеристики результата тестирования, отражающей уровень подготовленности тестируемого.

Ключевые слова: случайно-адаптивная генерация заданий, «траектория» тестовых заданий, совокупная трудность заданий, диапазон «разброса».

На данный момент существует большое количество методов и методологических подходов в области контроля и мониторинга знаний обучаемых и обучающихся при помощи тестов [3–7]. На базе данных подходов разрабатываются и практически внедряются при помощи соответствующих программно-аппаратных комплексов различные модели оценивания знаний и тестов. Например, в [3] выделяют такие:

1) простейшая модель, где учитывается только число заданий и число правильных ответов;

2) модель, учитывающая время, затрачиваемое на ответ;

3) модель на основе уровней усвоения, где основным параметром являются число правильно выполненных существенных операций, в сравнении с общим числом существенных операций в заданиях теста;

4) метод линейно-кусочной аппроксимации, где учитывается число заданий, число попыток выполнения заданий, число обращений к справке, граничные значения;

5) модели на основе алгоритма вычисления оценок (АВО), где учитывается число заданий, число попыток, число обращений к справке, точность сравнения;

6) модели на основе вероятностных критериев.

Адаптация подачи тестовых заданий – есть реализация того случая, когда задания тестируемому из БТЗ подбираются в зависимости от его ответов на предыдущие задания. При этом оперируют такой характеристикой задания, как его сложность или трудность, а также учитывается уровень подготовленности испытуемого. Тест будет мало информативен, в случае, когда заведомо «сильный» отвечает только на легкие задания, а «слабый» – только на самые трудные. В первом случае получим правильные ответы практически на все задания, во втором – большая вероятность неверного выполнения всех трудных заданий. Задача адаптивного тестирования: определить порог или уровень обученности (полученных знаний и умений) тестируемого, при использовании минимального количества заданий с разным набором трудностей. Это даст нам возможность определить правильно ли отвечает тестируемый на следующее задание, отличающееся по трудности от предыдущего. В итоге каждый тестируемый вырабатывает свой «индивидуальный» тест со своим уникальным набором заданий и соответственно уникальной совокупностью трудностей заданий, по сути, зависящей от подготовленности и уровня обученности данного тестируемого.

В этой ситуации можно использовать так называемый пирамидальный адаптивный тест, где все испытуемые начинают задания средней трудности. В случае, если испытуемый ответил правильно, то ему предъявляется следующее по степени трудности задание, если ответ неверен, то следующее по степени легкости [1]. Таким образом, у тестируемого будет образован своего рода маршрут или «траектория» движения по тестовым заданиям.

В предлагаемой модели для каждого испытуемого генерируется уникальный набор заданий, в результате чего минимизируется возможность подсказок, запоминания и передачи информации по тестовым заданиям другим лицам. Сложность реализации этой модели теста заключается в одновременном совмещении случайной подачи и генерации последовательности заданий зависящей от их трудности и подготовленности тестируемого.

В данной модели, во-первых: задания разбиваются на группы G_i, где $i = 1, 2, \ldots, n$, которые характеризуют темы или разделы проверяемого учебного материала, причем количество заданий пропорционально «информационному объему» и значимости темы в контексте всего курса. Во-вторых: задания в каждой группе G_i сортируются по трудности, которая определяется в данной ситуации эмпирическим путем опробования задания, по формуле:

$$T_j = H_j / C_j ,$$

т. е. отношение числа неправильных ответов на данное задание H_j к общему числу реализаций C_j данного задания в тестах, где j – номер задания [2]. В третьих: группа G_i делится на несколько подгрупп g_k с возрастающей трудностью заданий. Введем для них некоторые ограничения:

- количество подгрупп k должно быть равным числу X заданий, выдаваемых испытуемому, т. е. $k = X$;
- количество заданий в первой подгруппе должно быть максимально возможным (не менее чем X), т. к. эта подгруппа будет «стартующей», причем задания необходимо подобрать с минимальными значениями трудности T;
- количество заданий в остальных подгруппах заданий g_{k+1} не должно быть меньше $X / 2$, т. е. $x \geq X / 2$.

Тестирование, после которого рассчитывались трудности заданий, проводилось на выборке испытуемых, состоящих из 200 учащихся. Полученный результат для первой группы G_1, состоящей из $M = 16$ заданий и 4 подгрупп, представлен в таблице.

Заметим однако, что у данного разбиения на подгруппы есть и свой недостаток, связанный с тем, что задания из 2-й и 4-й подгруппы будут чаще задействоваться в тестах чем из других подгрупп, что может привести к их быстрейшему запоминанию и копированию тестируемыми. Поэтому желательно, чтобы количество заданий в каждой из подгрупп было равным и максимальным.

№ Задания	Правильный, P_j	Неправильный, H_j	Всего, C_j	Трудность, T_j
16	24	38	62	**0,613**
15	27	35	62	**0,565**
		g_4		
14	34	23	57	**0,404**
13	35	17	52	**0,327**
12	44	21	65	**0,323**
11	38	18	56	**0,321**
10	46	21	67	**0,313**
9	47	20	67	**0,299**
		g_3		
8	42	11	53	**0,208**
7	48	11	59	**0,186**
		g_2		
6	50	9	59	**0,153**
5	54	8	62	**0,129**
4	60	8	68	**0,118**
3	62	8	70	**0,114**
2	66	8	74	**0,108**
1	59	7	66	**0,106**
		g_1		

Итак, в случае правильного ответа испытуемого на задание, ему случайным образом отбирается следующее по степени трудности из подгруппы g_{k+1}, находящейся выше; если ответ неправилен, то из подгруппы g_{k-1}, находящейся ниже. Если ответ неверен на задание первой подгруппы, то следующее задание отбирается из этой же подгруппы g_1, но отличное от предыдущего. Естественно задания, которые были задействованы для данного испытуемого, более не должны попадать к нему в тест. Все это нетрудно предусмотреть в компьютерной реализации данной модели.

Таким образом, каждый из тестируемых имеет возможность достигнуть самой верхней подгруппы заданий с максимальной трудностью, передвигаясь по ним, в зависимости от текущих ответов. При этом минимизируется влияние случайности выбора заданий на итоговый результат.

Уровнем, который достиг испытуемый в данной группе заданий, будем считать совокупность трудностей заданий полученную испытуемым по формуле:

$$B_{il} = \sum T_1 - \sum (1 - T_0), \qquad (1)$$

где B_{il} – уровень, выраженный в числовой форме совокупной трудности, которой добился испытуемый, i – номер группы заданий, l – номер тестируемого. $\sum T_1$ – сумма трудностей заданий, на который дан верный ответ. $\sum (1 - T_0)$ – сумма трудностей заданий с неверным ответом. Из данной формулы видно, что чем больше трудность заданий, на которые испытуемым даны неверные ответы, тем меньшее значение будет отниматься от суммы трудностей заданий, на которые дан верный ответ. Таким образом, мы учитываем и неравные трудности заданий с неверными ответами. Получив значение B_{il} по каждой группе заданий мы можем установить, на сколько тестируемый подготовлен по каждой теме изученного материала, и на какие темы ему стоит обратить больше внимания [9].

Теперь представим гипотетически две возможные «траектории» тестовых заданий в представленной модели. Они интересны с точки зрения влияния случайности выбора заданий из подгрупп g_k на итоговый результат тестируемого. Такой набор заданий, полученный первым и вторым испытуемыми, отображен на рис. 1.

И тот и другой прошли все 4 подгруппы g_k, однако первый в каждой подгруппе получал задание максимальной трудности, а второй минимальной. Используя формулу (1) получим для первого: $B_{11} = 1{,}377$, для второго: $B_{12} = 1{,}156$. Как видим, разность двух совокупных трудностей данных наборов заданий 0,221. В пределах этой разности можно сказать, что количественная характеристика результатов обоих испытуемых по данной группе заданий приблизительно одинакова.

Показатель B_{il} данного испытуемого показывает уровень, достигнутый испытуемым, по тем темам учебного материала, на базе которых строились группы G_i. Некоторые темы могут нуждаться в повторении или более глубоком изучении при низком показателе достигнутого уровня. Это может явиться неплохим диагностическим инструментом при самостоятельной работе учащихся или в дистанционном (Интернет) образовании. Ведь существует два вида незнания: «когда ты не знаешь» и «когда ты не знаешь, что не знаешь». Причем второе гораздо опаснее, ибо учащийся и не подозревает о своем незнании. В данной ситуации задача теста выявить те огрехи и упущенные моменты в изученном материале, на которые стоит обратить внимание тестируемому. Причем послетестовые комментарии и пожелания станут более «адресными», если каждое задание из БТЗ связать непосредственно с конкретным параграфом, семинаром или лекцией по данному учебному материалу.

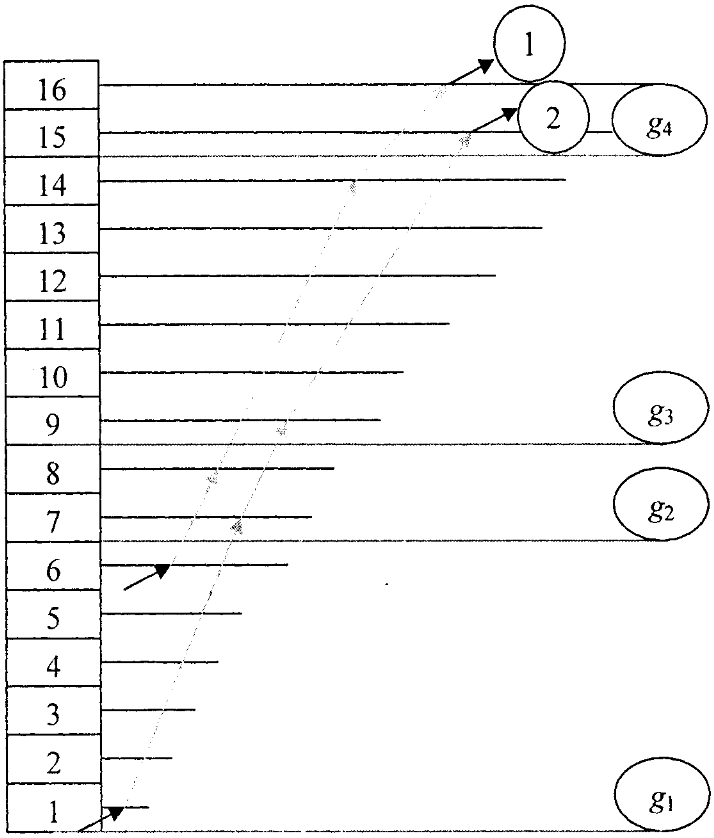

Рис. 1

Преподаватель может сравнивать полученные показатели с теми, которые получили другие тестируемые, или соотнести их расположение на графике с максимально и минимально возможным уровнем, плюс к тем стандартным оценкам, которые можно рассчитать, используя например, аппарат классической теории тестов [8].

Проанализируем возможный результат в виде графика распределения B_{il} уровня обученности тестируемого по группам тестовых заданий G_i. Предварительно построим линии на графике, характеризующие максимально и минимально возможные уровни совокупной трудности заданий в каждой подгруппе, с поправкой на влияние случайности генерации набора предъявляемых заданий из БТЗ (рис. 2).

Методика расчета максимальных и минимальных значений совокупных трудностей заданий каждой группы G_i, основывается на использовании формулы (1). При расчете максимума используется только первая часть формулы (1):

$$D_{\max i} = \sum T_1 ,$$

причем получаем два значения (учитывается, что задания из каждой подгруппы g_k могут выбираться как с максимальным значением трудности, так и с минимальным). Для расчета минимума используется вторая часть формулы (1):

$$D_{\min i} = \sum (1 - T_0),$$

где также получаем два значения. Разность двух значений и в том и в другом случае – есть диапазон «разброса» или отклонение «случайно-адаптивной» подачи заданий (для каждой группы G_i они могут принимать разные значения). На рис. 2 эти диапазоны обозначены двумя горизонтальными линиями: сверху (max) и снизу (min). Это прямоугольные области, ширина которых локализует истинный уровень достижений испытуемого и учитывает случайность генерации тестовых заданий.

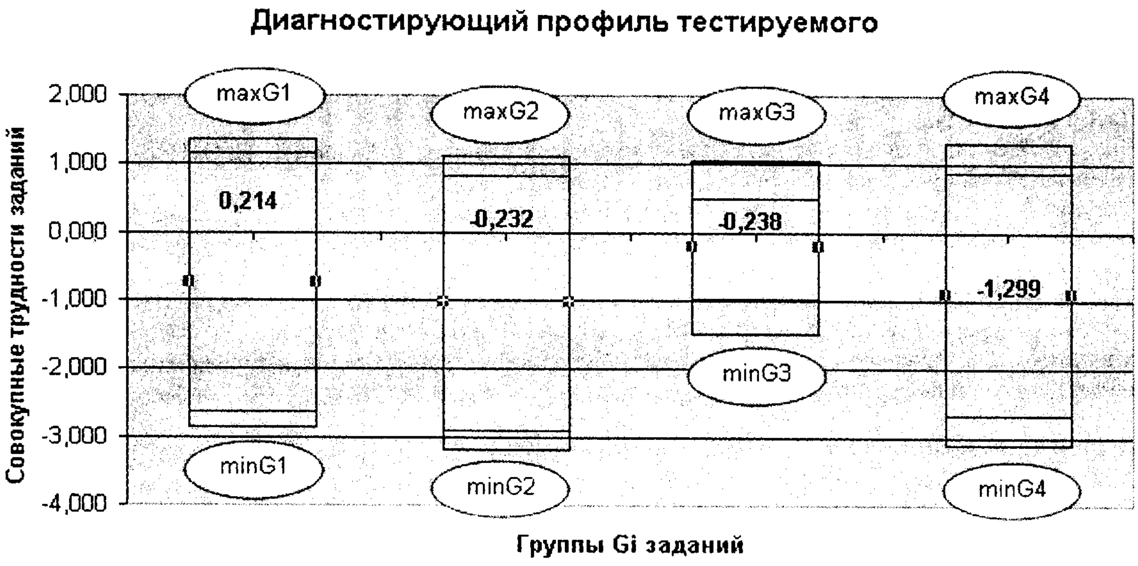

Рис. 2

Из данного рисунка видно, что результаты испытуемого по первым двум группам заданий ближе к максимальному значению, чем к минимальному. В третьей группе уровень, достигнутый тестируемым находится приблизительно посередине. В четвертой группе заданий результат хуже всего и уровень находится ближе к минимальному значению, что говорит о недостаточной проработке данной темы или раздела учебного материала. Если в первых двух группах заданий тестируемый не ответил по одному заданию из четырех, в третьем на одно из двух предложенных, то в четвертом два неправильно выполненных задания из четырех. Среднее значение уровня подготовленности вычисляется по формуле:

$$\overline{B_l} = (\sum_{i=1}^{n} B_{il}) / n,$$

где n – количество групп G_i в тесте. В нашем примере для $n = 4$: $\overline{B_l} = -0{,}389$. Данный показатель можно сравнить с показателями других тестируемых, тем самым определить рейтинг испытуемого на совокупной выборке учащихся. При выставлении рейтинга следует учитывать среднее значение диапазона «разброса» или отклонения по всем группам заданий. Если разность между средними значениями уровневых показателей двух сравниваемых испытуемых меньше среднего значения диапазона «разброса», то нельзя однозначно утверждать, что рейтинг одного выше другого. Их рейтинги в этой ситуации приблизительно одинаковы. Этот же результат можно сопоставить со средним арифметическим значением максимума и минимума, заранее рассчитанным по всему тесту.

Предложенная модель случайно-адаптивной генерации заданий и методика определения уровня подготовленности и обученности учащихся, может явиться гибким и объективным инструментом оценивания и контроля знаний при различных формах обучения на дневном и заочном отделении; при самообразовании, Интернет- и дистанционном образовании, при повышении квалификации и т. п. Важно, что учащийся используя тест, построенный по данной модели, сможет сам определить и оценить свой уровень подготовленности, сравнить их с возможным максимальным и минимальным результатом и сделать соответствующие выводы на текущий момент своего обучения и знания учебного материала. Предлагаемая технология, помимо непосредственно контроля и мониторинга знаний, может стать неплохой диагностирующей и стимулирующей функцией обучения в современном образовании.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Анастази, А.* Психологическое тестирование / А. Анастази, С. Урбина. – СПб. : Питер, 2005. – 688 с.
2. *Бурлачук, Л. Ф.* Словарь-справочник по психодиагностике / Л. Ф. Бурлачук, С. М. Морозов. – СПб. : Питер, 2006. – 528 с.
3. *Зайцева, Л. В.* Модели и методы адаптивного контроля знаний / Л. В. Зайцева, Н. О. Прокофьева // Educational Technology & Society. – 2004. – № 4. – С. 265–277.
4. *Грушецкий, С. В.* Адаптивное тестирование в автоматизированных системах контроля знаний / С. В. Грушецкий // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.klgtu.ru/ru/magazine/2004_5/26.php.
5. *Шмелев, А. Г.* Адаптивное тестирование знаний в системе «ТЕЛЕТЕСТИНГ» / А. Г. Шмелев // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://ito.bitpro.ru/1999/II/6/6148.html.
6. *Шухардина, В. А.* Концептуальная модель адаптивного тестового контроля знаний учащихся / В. А. Шухардина // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.gimn13.tl.ru/ped/doclad/shuhard.html.
7. *Иванова, О. Н.* Адаптивное тестирование в практике диагностики способностей и знаний / О. Н. Иванова, О. Н. Кононов // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.ht.ru/press/articles/?view=art129.
8. *Каракозов, С. Д.* Информационно-математические модели тестирования результатов единого государственного экзамена / С. Д. Каракозов, К. В. Головишников // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://ege2004.uni-altai.ru/pub/karakozov.doc.
9. *Поликовский, С. В.* Состояние теории тестирования на современном этапе развития педагогики / С. В. Поликовский // Методология и технологии образования в XXI веке: материалы междунар. науч.-практ. конф. / Белорус. гос. пед. ун-т имени Максима Танка. – Минск, 2006. – С. 128–131.

ОБУЧЕНИЕ МАТЕМАТИКЕ В ДИСТАНЦИОННОЙ ШКОЛЕ ДЛЯ ДЕТЕЙ С ОГРАНИЧЕННЫМИ ВОЗМОЖНОСТЯМИ

Л. Н. Посицельская, К. А. Николаева, Н. А. Горбачева

Центр образования «Технологии обучения»
Москва, Россия
E-mail: posicelskaja@do.tochka.ru

В статье рассказывается об опыте преподавания математики в дистанционной школе для детей с ограниченными возможностями, не посещающих школу по состоянию здоровья. Эффективность обучения обеспечивается мультимедийными интерактивными учебными курсами, для создания которых используются современные информационные технологии.

Ключевые слова: дистанционная школа, интерактивные модели, дети с ограниченными возможностями.

Уже три года, с апреля 2003 г., в Москве работает школа дистанционной поддержки образования детей с ограниченными возможностями (http://www.home-edu.ru/). Учащиеся школы – это дети, имеющие инвалидность, которым показано надомное обучение. Обязательным условием участия ребенка в программе является сохранность интеллекта. Необ-