

УДК 378

DOI: [10.26102/2310-6018/2022.36.1.015](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2022.36.1.015)

## Модель с латентными параметрами для пошаговой процедуры оценивания результатов обучения

В.В. Братищенко

*Байкальский государственный университет,  
Иркутск, Российская Федерация*

**Резюме:** Актуальность работы обусловлена важностью исследования результатов обучения для повышения качества учебного процесса. Для этого предлагается модель оценки знаний в виде последовательности заданий. Вероятность успешного выполнения задания зависит от латентных параметров: подготовленности обучающегося и трудности задания. Модель аналогична Partial Credit Model, применяемой в Item Response Theory для анализа результатов тестирования. На основе метода максимального правдоподобия разработана процедура оценки параметров численными методами по оценкам обучающихся. Обоснована сходимость процедуры оценивания. Предложены проверки адекватности модели с применением дисперсионного анализа, корреляционного анализа, критериев Infit и Outfit на основе хи-квадрат распределения. Для оценки полезности модели предлагается использовать коэффициент детерминации. Приведены сведения о применении модели для анализа массива оценок студентов академической группы. По итогам анализа модель прошла проверки адекватности и позволила существенно уточнить характеристики итогов обучения и процедур оценивания знаний. Для повышения точности моделирования предлагается использовать оценки текущей успеваемости. Практическая ценность предложенной модели заключается в выявлении процедур оценивания с характеристиками, существенно отличающимися от средних, для дальнейшего содержательного анализа и улучшения.

**Ключевые слова:** модель оценки знаний, латентные параметры, метод максимального правдоподобия, дисперсионный анализ, корреляционный анализ, Infit-статистика, Outfit-статистика, коэффициент детерминации.

**Для цитирования:** Братищенко В.В. Модель с латентными параметрами для пошаговой процедуры оценивания результатов обучения. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2022;10(1). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1118> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.36.1.015

## Model with latent parameters for step-by-step procedure for evaluating learning outcomes

V.V. Bratischenko

*Baikal State University,  
Irkutsk, Russian Federation*

**Abstract:** The relevance of the research is due to the importance of studying learning outcomes to improve the quality of educational process. For this, a knowledge assessment model is proposed in the form of a task sequence. The probability of successful completion of the task depends on the latent parameters: the ability of the student and the difficulty of the task. The model is similar to the Partial Credit Model used in Item Response Theory to analyze test results. In reliance on the maximum likelihood method, a procedure has been developed for estimating parameters by numerical methods according to students' grades. The convergence of the estimation procedure has been substantiated. Adequacy verification of the model by the means of variance analysis, correlation analysis, Infit and

Outfit criteria, based on the chi-square distribution, is put forward. To evaluate the usefulness of the model, it is suggested to utilize the coefficient of determination. Information on the application of the model for the analysis of students' grade array in the academic group is given. Following on from the results of the analysis, the model passed the adequacy tests and made it possible to significantly clarify the characteristics of the learning outcomes and knowledge assessment procedures. To enhance the accuracy of modeling, it is recommended to employ grades of current academic performance. The practical value of the model lies in the identification of assessment procedures with characteristics that differ notably from the average for further meaningful analysis and upgrade.

**Keywords:** knowledge assessment model, latent parameters, maximum likelihood method, variance analysis, correlation analysis, Infit statistics, Outfit statistics, coefficient of determination.

**For citation:** Bratischenko V.V. Model with latent parameters for step-by-step procedure for evaluating learning outcomes. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2022;10(1). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1118> DOI: 10.26102/2310-6018/2022.36.1.015 (In Russ).

## Введение

Управление качеством обучения основывается на измерении его результатов. Такими измерителями являются оценки, получаемые обучающимися по итогам изучения дисциплин и выполнения других учебных работ. Исследование таких оценок позволяет решать актуальную для всех учебных заведений задачу повышения качества обучения.

Хранение оценок в информационных системах позволяет применять компьютерные технологии обработки данных. Статистические методы [1-8] связаны с применением дисперсионного анализа, построением регрессионных зависимостей, исследованием корреляций и распределений вероятностей оценок. Применение средних значений и других числовых характеристик к оценкам не вполне корректно, так как оценки измеряются в порядковых, а не в метрических шкалах [8]. Более обоснованным является подход, в котором изучаются распределения вероятностей значений оценок.

В работах [1-6] изучается влияние на оценки разных факторов (результаты ЕГЭ, пол, источники финансирования обучения, проживание, ...), но при этом не учитывается зависимость оценок от характеристик обучающихся, дисциплин и преподавателей. Однако, такие зависимости, несомненно, есть [7, 8], и их изучение позволяет выявить дисциплины со значимыми отклонениями в распределении оценок. Конечно, такие отклонения могут быть вызваны объективными причинами, но чаще всего они связаны с недостатками в системе преподавания и методике оценивания.

Для исследования влияния особенностей, экзаменуемых и экзаменов, требуется в распределении оценок учитывать соответствующие числовые параметры. В данной работе предлагается модель оценки, использующая для описания вероятностей латентные параметры подготовленности студента и трудности испытания по аналогии с параметрами, применяемыми в Item Response Theory [9, 10] для анализа оценок тестирования.

## Материалы и методы

Оценивание знаний является сложной и многоплановой процедурой, на которую влияет большое количества факторов: от соответствия знаний, умений и навыков студента некоторому эталону до межличностных отношений. Оценка измеряется в некоторой шкале. Разные экзаменаторы интерпретируют шкалу по-разному, поэтому определение сводных характеристик успеваемости требует иных подходов, отличных от традиционных процедур усреднения. В данной работе предполагается, что основными факторами, влияющими на оценку, являются подготовленность обучающегося и

трудность экзамена. Все остальные факторы относятся к случайным воздействиям. Это оправдано еще и потому, что все прочие факторы, как правило, не измеряются и не фиксируются. Предлагаемая модель процедуры оценивания аналогична РСМ (Partial Credit Model) модели, применяемой в ИРТ (Item Response Theory) [10] для анализа оценок тестирования.

Получение оценки, принимающей значение из множества  $\{0, 1, \dots, k\}$ , можно представить в виде последовательности  $k$  шагов. В случае «неудачи» на  $l$ -м шаге ( $l = 1, \dots, k$ ) с вероятностью  $1 - p_l$  оценка принимается равной  $l - 1$ , в случае «успеха» с вероятностью  $p_l$  испытание продолжается на следующем шаге. Успешно выполнив все шаги, обучающийся получает максимальный балл  $k$ . Предполагается независимость шагов. Случайная величина  $X$  – итоговая оценка – будет иметь следующее распределение вероятностей

$$P\{X = x\} = (1 - p_{x+1}) \prod_{l=0}^x p_l, \quad x = 0, \dots, k,$$

где для удобства полагается  $p_0 = 1, p_{k+1} = 0$ .

Математическое ожидание  $X$  можно вычислить в виде следующей суммы

$$M[X] = \sum_{h=1}^k \prod_{l=1}^h p_l.$$

Пусть имеется набор оценок, где оценка  $x_{ij}$  получена  $i$ -м обучающимся ( $i = 1, \dots, n$ ) в  $j$ -м испытании ( $j = 1, \dots, m$ ). Будем полагать, что вероятность на  $l$ -м шаге зависит от уровня  $\theta_i$  подготовленности  $i$ -го обучающегося и трудности  $\delta_{jl}$   $l$ -го шага  $j$ -го испытания. Пусть также вероятность успеха  $i$ -го обучающегося на  $l$ -м шаге  $j$ -го испытания будет равна

$$p_{ijl} = \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}} = \frac{\exp(\theta_i - \delta_{jl})}{1 + \exp(\theta_i - \delta_{jl})}$$

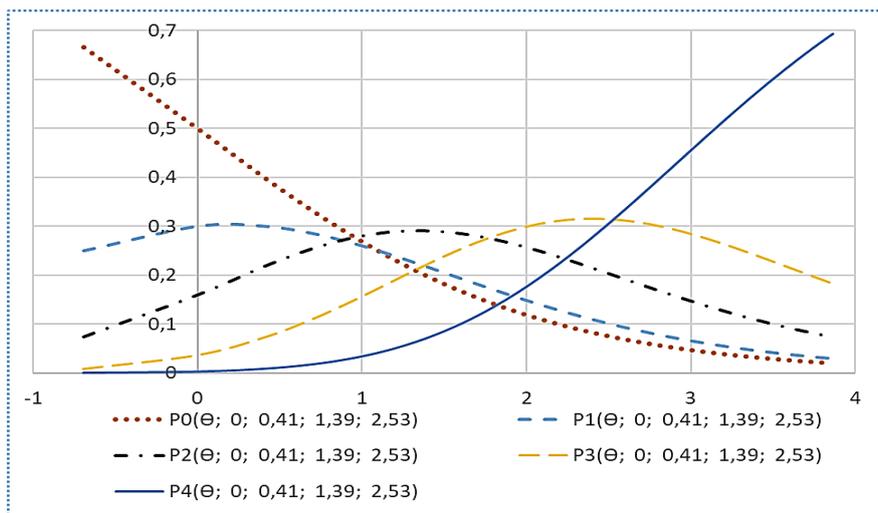


Рисунок 1 – Графики вероятностей  $P_l(\theta, \delta_1, \dots, \delta_4)$  получить оценку  $l = 0, \dots, 4$  в зависимости от уровня подготовленности  $\theta$

Figure 1 – Probability graphs  $P_l(\theta, \delta_1, \dots, \delta_4)$  to receive a grade  $l = 0, \dots, 4$  depending on the level of ability  $\theta$

Применение экспоненты продиктовано традициями IRT, в которой такое преобразование вводит специальную шкалу логитов для измерения подготовленности и трудности. Другая причина заключается в том, что шкала логитов соответствует всей вещественной оси и для вычисления параметров нет ограничений неотрицательности.

Графики вероятностей  $P_l(\theta, \delta_1, \dots, \delta_k)$  получить оценку  $l = 0, \dots, 4$  в зависимости от уровня подготовленности  $\theta$  при фиксированных параметрах трудности шагов (0; 0,41; 1,39; 2,53) представлены на Рисунке 1 и демонстрируют возрастание вероятности более высокой оценки при увеличении уровня подготовленности.

Влияние параметра подготовленности на распределение оценки при фиксированных параметрах трудности шагов (0; 0,41; 1,39; 2,53) представлено на Рисунке 2. Как и следовало ожидать, большее значение подготовленности увеличивает вероятности высоких оценок.

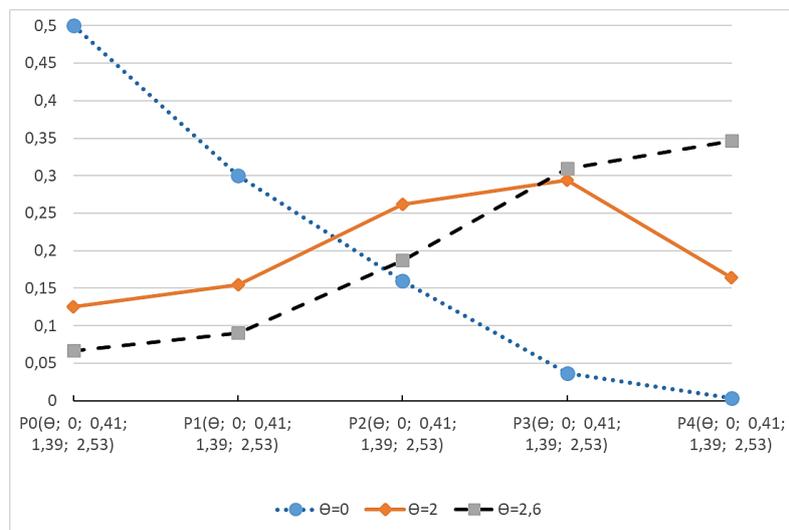


Рисунок 2 – Распределения вероятностей оценок студентов с уровнями подготовленности  $\theta = 0, \theta = 2, \theta = 2,6$  при фиксированных уровнях трудности шагов

Figure 2 – Probability distributions of students' grades with levels of ability  $\theta = 0, \theta = 2, \theta = 2,6$  at fixed levels of difficulty of steps

Для поиска параметров воспользуемся методом максимального правдоподобия

$$L = \prod_i \prod_j (1 - p_{ij}(x_{ij+1})) \prod_{l=0}^{x_{ij}} p_{ijl}$$

$$\lambda = \ln(L) = \sum_i \sum_j \left( \ln(1 - p_{ij}(x_{ij+1})) + \sum_{l=0}^{x_{ij}} \ln(p_{ijl}) \right) =$$

$$= \sum_i \sum_j \left( \ln \left( 1 - \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_j(x_{ij+1})}} \right) + \sum_{l=0}^{x_{ij}} \ln \left( \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}} \right) \right) =$$

$$= \sum_i \sum_j \left( \begin{cases} \delta_{j(x_{ij}+1)}, 0 \leq x_{ij} < k \\ 0, x_{ij} = k \end{cases} + x_{ij} \theta_i - \begin{cases} \sum_{l=1}^{x_{ij}+1} \ln(e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}), 0 \leq x_{ij} < k \\ \sum_{l=1}^{x_{ij}} \ln(e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}), x_{ij} = k \end{cases} \right)$$

В процессе преобразования использовалось  $p_{ij0} = 1$ ,  $\delta_{j0} = -\infty$ ,  $p_{ij(k+1)} = 0$ ,  $\delta_{j(k+1)} = \infty$ . При вычислении сумм по  $i$  и  $j$  необходимо учитывать, что обучающиеся могут не иметь оценки по некоторым испытаниям, поэтому пределы суммирования не указаны – предполагается, что в сумму попадают имеющиеся оценки.

Для поиска параметров традиционно [10] применяют частные производные

$$\begin{aligned} \frac{\partial \lambda}{\partial \theta_i} &= \sum_j x_{ij} - \sum_j \left( \begin{cases} \sum_{l=1}^{x_{ij}+1} \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}}, 0 \leq x_{ij} < k \\ \sum_{l=1}^{x_{ij}} \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}}, x_{ij} = k \end{cases} \right) = \\ &= \sum_j x_{ij} - \sum_j \left( \sum_{l=1}^{x_{ij}+1} p_{ijl} \right) \\ \frac{\partial^2 \lambda}{\partial \theta_i^2} &= - \sum_j \left( \begin{cases} \sum_{l=1}^{x_{ij}+1} \frac{e^{\theta_i} e^{\delta_{jl}}}{(e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}})^2}, 0 \leq x_{ij} < k \\ \sum_{l=1}^{x_{ij}} \frac{e^{\theta_i} e^{\delta_{jl}}}{(e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}})^2}, x_{ij} = k \end{cases} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \lambda}{\partial \delta_{jl}} &= \sum_{i:x_{ij}=l-1} 1 - \sum_{i:x_{ij} \geq l-1} \frac{e^{\delta_{jl}}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}} = \sum_{i:x_{ij}=l-1} 1 - \sum_{i:x_{ij} \geq l-1} \left( 1 - \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}} \right) = \\ &= \sum_{i:x_{ij} \geq l-1} \frac{e^{\theta_i}}{e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}}} - \sum_{i:x_{ij} \geq l} 1 \\ \frac{\partial^2 \lambda}{\partial \delta_{jl}^2} &= - \sum_{i:x_{ij} \geq l-1} \frac{e^{\theta_i} e^{\delta_{jl}}}{(e^{\theta_i} + e^{\delta_{jl}})^2} \end{aligned}$$

Для поиска максимума логарифма функции правдоподобия первые производные приравнивают нулю, а вторые производные используют для поиска параметров методом касательных

$$x^{(l+1)} = x^{(l)} - \frac{f(x^{(l)})}{f'(x^{(l)})}$$

Сходимость процедуры поиска обеспечивается монотонностью первых производных. Особенностью модели является то, что смещение латентных параметров на одну и ту же величину не изменяет вероятности. Смещение можно выбрать так, чтобы средняя трудность первого шага равнялась нулю.

Для проверки адекватности модели предлагается использовать дисперсионный анализ, который позволяет проверить принадлежность оценок обучающихся одной

генеральной совокупности. Для этого сравниваются усредненные выборочные дисперсии по студентам

$$M_2 = \frac{1}{n(m-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (x_{ij} - \bar{x}_{i*})^2, \quad \bar{x}_{i*} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_{ij}$$

с межгрупповой дисперсией

$$M_1 = \frac{m}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{i*} - \bar{x}_{**})^2, \quad \bar{x}_{**} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m x_{ij}.$$

В случае отсутствия влияния обучающегося на оценку,  $M_1$  и  $M_2$  являются разными оценками дисперсии одной и той же случайной величины. Статистика  $F = M_1/M_2$ , при условии одинакового нормального распределения и независимости вариаций среди оценок, будет иметь распределение Фишера со степенями свободы  $n - 1$  и  $nm - n$ . В исследованиях по статистике отмечается, что дисперсионный анализ устойчив по отклонению от нормальности, однородности дисперсии, асимметрии распределения. В работе [7] по данным анализа массива оценок дисперсионный анализ подтверждает в общем-то очевидный факт: оценки разных обучающихся имеют разные распределения и не принадлежат одной генеральной совокупности.

По такой же схеме можно проверить гипотезу о независимости остатков  $x'_{ij} = x_{ij} - M[X_{ij}]$ . Если модель правильно описывает процесс получения оценки, то дисперсионный анализ должен подтвердить данную гипотезу. Аналогично проверяется влияние экзаменов на оценки.

Другие методики проверки используются в IRT [9, 10]. Одна из них заключается в использовании оценок коэффициента корреляции между рядом оценок экзамена и соответствующим рядом значений математических ожиданий экзаменуемых. С учетом того, что распределения для разных значений подготовленности и трудностей шагов будут существенно разными, следует ожидать широкого разброса значений. Имитационные эксперименты показывают, что коэффициенты корреляции для различных комбинаций латентных параметров, в основном, лежат в интервале от 0,2 до 0,6. Аналогичные выводы можно сделать в отношении коэффициентов корреляции рядов оценок обучающихся и соответствующих математических ожиданий.

При обработке результатов тестирования применяют статистики Infit и Outfit. Статистики определяются по стандартизованным отклонениям

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - M[X_{ij}]}{\sqrt{D[X_{ij}]}}$$

Статистика Outfit определяется для студента

$$U_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m z_{ij}^2$$

или для экзамена

$$U'_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_{ij}^2$$

и является усреднением квадратов стандартизованных отклонений и случайной величиной, распределенной по закону хи-квадрат и деленной на число степеней свободы. Считается [10], что данная статистика чувствительна к выбросам. Поэтому наряду с ней используют статистику Infit для студента

$$V_i = \sum_{j=1}^m z_{ij}^2 / \sum_{j=1}^m D[X_{ij}]$$

или для задания

$$V_j' = \sum_{i=1}^n z_{ij}^2 / \sum_{i=1}^n D[X_{ij}].$$

Эта статистика учитывает отклонение с весом, равным доле дисперсии отклонения в сумме дисперсий всех отклонений. Взвешивание уменьшает влияние менее информативных ответов с малой дисперсией. Считается, что статистика Infit имеет Хи-квадрат распределение, деленное на число степеней свободы, равное сумме дисперсий. В Таблице 1 приведены рекомендации использования статистик по итогам тестирования

Таблица 1 – Правила интерпретации значений Infit и Outfit статистик  
Table 1 – Rules for interpreting Infit and Outfit statistics

Значение	Интерпретация
<0.5	Малопродуктивное тестовое задание. Может ошибочно породить ощущение высокой надёжности заданий
0.5 – 1.5	Задание может быть использовано для измерения
1.5 – 2.0	Задание малопродуктивно для измерения, но может быть использовано без редактирования.
>2	Задание нарушает систему измерений. Допустимо 1-2 таких задания на весь тест

Кроме Infit и Outfit статистик можно просто использовать критерий хи-квадрат и, очевидно, что в этом случае будут получены аналогичные статистические выводы.

Коэффициент детерминации

$$R^2 = 1 - \frac{D[X|\theta, \delta]}{D[X]} = 1 - \sum (x_{ij} - M[X_{ij}])^2 / \sum (x_{ij} - \bar{x})^2$$

определяет «долю изменчивости», которую описывает модель. Таким образом, он показывает соотношение выявленной зависимости и «зашумленности» модели. Конечно, к «зашумленности» будут отнесены не только случайные факторы, но зависимости, которые модель игнорирует.

## Результаты

Предложенная модель использовалась для обработки оценок, полученных студентами во время сессий. В расчетах традиционная шкала: «неявка», «неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично» приводилась к шкале 0, ..., 4. Всего было обработано 1037 оценок 23 студентов по 72 аттестациям. Параметры, использованные для построения графиков на Рисунках 1 и 2, примерно соответствуют средним значениям трудностей шагов по всем экзаменам.

Дисперсионный анализ с высоким уровнем доверительной вероятности опроверг гипотезы о принадлежности оценок разных обучающихся (экзаменов) одной генеральной совокупности и подтвердил такие гипотезы для остатков (отклонений оценок от соответствующих математических ожиданий).

Для выбранного массива оценок коэффициент корреляции оценок и математических ожиданий составил 0,74, что свидетельствует о значимой статистической связи предсказанных моделью значений с наблюдениями. Коэффициенты корреляции соответствующих рядов одного студента или одного экзамена дают более пеструю картину. Для 3 студентов из 23 и 22 экзаменов из 72 коэффициент корреляции оказывается меньше 0,5. Такие значимые отклонения свидетельствуют о нестандартных профилях соответствующих студентов и экзаменов.

По итогам вычисления статистики Outfit для экзаменов в первый интервал Таблицы 1 попали 34 экзамена, во второй – 36, в третий – 2. Статистика Outfit распределила студентов следующим образом: в первый интервал попало 6 студентов, во второй – 16, в третий – 1. Данные статистики можно использовать для выделения экзаменов с методиками оценивания, отличающимися от среднестатистических.

Коэффициент детерминации для предложенной модели и массива оценок составил 0,5675. Если в качестве математических ожиданий взять средние по студентам, то он будет равен 0,22, если средние по экзаменам, то – 0,287.

Таким образом, модель в целом соответствует данным наблюдениям и позволяет получать более точные характеристики подготовленности студентов и трудностей экзаменов.

### Обсуждение

Предложенная модель не может считаться достаточной для точного описания такого сложного явления как оценивание знаний. В то же время обобщенные выводы на ее основе являются более точными, чем вычисление усредненных значений и распределений вероятностей. Влияние неизвестных и не учитываемых факторов приводят к значительному разбросу вычисленных характеристик. Тем не менее, модель позволяет выделить крайние случаи подготовленности обучающихся и сложностей экзаменов.

Точность предложенной модели, как и всех статистических методов, существенно зависит от количества наблюдений. Их число можно существенно увеличить в случае использования оценок текущей успеваемости. Для этого необходимо вести соответствующий компьютерный учет. Пример подобной системы приведен в [11]. Аналогичное накопление оценок обеспечивают дистанционные технологии обучения.

### Заключение

Предложенная модель предоставляет инструмент учета особенностей использования шкалы экзамена разными преподавателями для разных видов учебной работы. Прежде всего это связано с трудностями экзаменационных испытаний. Такой учет, естественно, повышает точность определения уровня подготовленности обучающихся.

Практическое использование пошаговой модели целесообразно для выделения экзаменов, отличающихся по трудностям шагов от средних значений по всем экзаменам, с целью более детального анализа и улучшения методик оценивания.

Еще одним направлением применения моделирования является связывание латентных параметров (и оценок) с отдельными характеристиками подготовленности, например, с компетенциями. Это позволит превратить данную модель в инструмент оценивания соответствующих характеристик.

## СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Сосницкий В.Н., Потанин Н.И. Вероятностный подход к анализу успеваемости студентов. *Фундаментальные исследования*. 2014;8:734–738.
2. Лебедева Т.В., Цыпин А.П., Сидоренко В.С. Статистический анализ факторов, влияющих на успеваемость студентов российских вузов. *Интеллект. Инновации. Инвестиции*. 2016;9. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskij-analiz-faktorov-vliyayuschih-na-uspevaemost-studentov-rossijskih-vuzov> (дата обращения: 29.08.2021).
3. Галимова Н.С., Загитова Л.Р. Построение многофакторной модели успеваемости студента. *Международный научно-исследовательский журнал*. 2020;6-3(96). Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-mnogofaktornoj-modeli-uspevaemosti-studenta> (дата обращения: 29.08.2021). DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2020.96.6.080>.
4. Русаков С.В., Русакова О.Л., Посохина К.А. Нейросетевая модель прогнозирования группы риска по успеваемости студентов первого курса. *Современные информационные технологии и ИТ-образование*. 2018;4. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevaya-model-prognozirovaniya-gruppy-riska-po-uspevaemosti-studentov-pervogo-kursa> (дата обращения: 29.08.2021). DOI: 10.25559/SITITO.14.201804.815-822.
5. Канапухин П.А., Коротких В.В., Щекунских С.С. Статистический анализ факторов академической успеваемости (на примере обучающихся экономического факультета ФГБОУ ВО «ВГУ»). *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Экономика и управление*. 2020;2:27–44. DOI: 10.17308/econ.2020.2/2899.
6. Гранков М.В., Аль-Габри В.М., Горлова М.Ю. Анализ и кластеризация основных факторов, влияющих на успеваемость учебных групп вуза. *Инженерный вестник Дона*. 2016;4(43). Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-i-klasterizatsiya-osnovnyh-faktorov-vliyayuschih-na-uspevaemost-uchebnyh-grupp-vuza> (дата обращения: 29.08.2021).
7. Братищенко В.В. Статистический анализ экзаменационных оценок. *Baikal Research Journal*. 2011;3. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskij-analiz-ekzamenatsionnyh-otsenok> (дата обращения: 19.12.2021).
8. Шафоростова Е.Н., Лазарева Т.И. Проблемы внедрения информационной системы контроля качества обучения студентов. *Вестник БГТУ имени В. Г. Шухова*. 2010;3. Доступно по: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-vnedreniya-informatsionnoy-sistemy-kontrolya-kachestva-obucheniya-studentov> (дата обращения: 30.08.2021).
9. Нейман Ю.М., Хлебников В.А. *Введение в теорию моделирования и параметризации педагогических тестов*. М.: Прометей; 2000. 168 с.
10. Wright B. D., Masters G. N. *Rating scale analysis: Rasch measurement*. Chicago, Illinois: MESA Press; 1982. 223 p.
11. Братищенко В.В. Измерение сформированности компетенций студентов по данным текущей успеваемости. *Университетское управление: практика и анализ*. 2019;23(3):69–78. DOI: <https://doi.org/10.15826/umpa.20>.

## REFERENCES

1. Sosnickij V.N., Potanin N.I. Veroyatnostnyj podhod k analizu uspevaemosti studentov. *Fundamental'nye issledovaniya = Fundamental research*. 2014;8:734–738. (In Russ.)
2. Lebedeva T.V., Cypin A.P., Sidorenko V.S. Statisticheskij analiz faktorov, vlijajushhih na uspevaemost' studentov rossijskih vuzov. *Intellekt. Innovacii. Investicii = Intellect. Innovation. Investments*. 2016;9. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskij-analiz-faktorov-vliyayuschih-na-uspevaemost-studentov-rossijskih-vuzov>

- [analiz-faktorov-vliyayuschih-na-uspevaemost-studentov-rossijskih-vuzov](#) (accessed on 29.08.2021). (In Russ.)
3. Galimova N.S., Zagitova L.R. Postroenie mnogofaktornoj modeli uspevaemosti studenta. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal = International Research Journal*. 2020;6-3(96). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/postroenie-mnogofaktornoy-modeli-uspevaemosti-studenta> (accessed on 29.08.2021). DOI: <https://doi.org/10.23670/IRJ.2020.96.6.080>. (In Russ.)
  4. Rusakov S.V., Rusakova O.L., Posohina K.A. Nejrosetevaja model' prognozirovaniya gruppy riska po uspevaemosti studentov pervogo kursa. *Sovremennye informacionnye tehnologii i IT-obrazovanie = Modern Information Technologies and IT-Education*. 2018;4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevaya-model-prognozirovaniya-gruppy-riska-po-uspevaemosti-studentov-pervogo-kursa> (accessed on 29.08.2021). DOI: 10.25559/SITITO.14.201804.815-822. (In Russ.)
  5. Kanapuhin P.A., Korotkih V.V., Shhekunskih S.S. Statisticheskij analiz faktorov akademicheskoy uspevaemosti (na primere obuchajushhihsja jekonomicheskogo fakul'teta FGBOU VO «VGU»). *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Serija: Jekonomika i upravlenie = Proceedings of Voronezh St. Univ. Series: Economics and Management*. 2020;2:27–44. DOI: 10.17308/econ.2020.2/2899. (In Russ.)
  6. Grankov M.V., Al'-Gabri V.M., Gorlova M.Ju. Analiz i klasterizacija osnovnyh faktorov, vlijajushhih na uspevaemost' uchebnyh grupp vuza. *Inzhenernyj vestnik Dona = Engineering Journal of Don*. 2016;4(43). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/analiz-i-klasterizatsiya-osnovnyh-faktorov-vliyayuschih-na-uspevaemost-uchebnyh-grupp-vuza> (accessed on 29.08.2021). (In Russ.)
  7. Bratishhenko V.V. Statisticheskij analiz jekzamenacionnyh ocenok. *Baikal Research Journal*. 2011;3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/statisticheskij-analiz-ekzamenatsionnyh-otsenok> (accessed on 19.12.2021). (In Russ.)
  8. Shaforostova E.N., Lazareva T.I. Problemy vnedrenija informacionnoj sistemy kontrolja kachestva obucheniya studentov. *Vestnik BGTU imeni V. G. Shuhova = The Bulletin of BSTU named after V.G. Shukhov*. 2010;3. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/problemy-vnedreniya-informatsionnoj-sistemy-kontrolya-kachestva-obucheniya-studentov> (accessed on 30.08.2021). (In Russ.)
  9. Nejman Ju.M., Hlebnikov V.A. *Vvedenie v teoriju modelirovaniya i parametrizacii pedagogicheskikh testov*. M.: Prometej; 2000. 168 s. (In Russ.)
  10. Wright B.D., Masters G.N. *Rating scale analysis: Rasch measurement*. Chicago, Illinois: MESA Press; 1982. 223 p.
  11. Bratishhenko V.V. Izmerenie sformirovannosti kompetencij studentov po dannym tekushhej uspevaemosti. *Universitetskoe upravlenie: praktika i analiz = University Management: Practice and Analysis*. 2019;23(3):69–78. DOI: <https://doi.org/10.15826/umpa.20>. (In Russ.)

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Братищенко Владимир Владимирович**, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры математических методов и цифровых технологий Байкальского государственного университета, Иркутск, Российская Федерация  
e-mail: [vbrat56@mail.ru](mailto:vbrat56@mail.ru)  
ORCID: [0000-0002-7755-4170](https://orcid.org/0000-0002-7755-4170)

**Bratishchenko Vladimir Vladimirovich**, PhD in Physics and Mathematical Sciences, Associate Professor of the Department of Mathematical Methods and Digital Technologies, Baikal State University, Irkutsk, Russian Federation.

*Статья поступила в редакцию 23.12.2021; одобрена после рецензирования 20.01.2022;  
принята к публикации 18.02.2022.*

*The article was submitted 23.12.2021; approved after reviewing 20.01.2022;  
accepted for publication 18.02.2022.*