

DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-6-59-67

# О СПОСОБАХ АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ЗНАНИЙ СТУДЕНТОВ ПРИ ДИСТАНЦИОННОМ И СМЕШАННОМ ФОРМАТАХ ОБУЧЕНИЯ

М. А. Савин<sup>1</sup> ✉<sup>1</sup> Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Россия

✉ abins@pstu.ru

## Аннотация

Быстрое развитие дистанционного и смешанного форматов обучения ставит перед преподавателями серьезную проблему объективной и достоверной оценки знаний студентов. Современные системы дистанционного обучения (СДО) часто не предоставляют всесторонней информации о качестве обучения в удобном для преподавателя виде. Краткий обзор СДО, занимающих лидирующие позиции по использованию в вузах Российской Федерации, позволяет в этом убедиться. Проанализированы возможности популярных СДО, их достоинства и недостатки в обработке информации об успеваемости обучающихся. По результатам анализа становится очевидной необходимость дальнейшей пользовательской обработки данных.

Показана методика оценивания качества знаний студентов на примере собственной разработки — системы управления процессом обучения Abins.NET, созданной в Пермском национальном исследовательском политехническом университете. Подтверждена необходимость использования минимум двух независимых критериев оценки качества обучения путем проведения корреляционного анализа между оценкой, временем работы и бонусными баллами.

Проведено сравнение методик начисления бонусных баллов в СДО собственной разработки, iSpring и WebTutor и сделан вывод о необходимости автоматизированного управления бонусами (начисления, списания) по критериям, которые заранее заданы разработчиком. Сформулированы выводы и предложения по выбору значимых критериев и их расчету при работе с любой СДО для оценивания успешности обучения студентов вузов.

**Ключевые слова:** дистанционное обучение, анализ эффективности обучения, LMS, бонусные баллы, статистическая обработка, Moodle, iSpring, WebTutor, Abins.NET.

## Для цитирования:

Савин М. А. О способах анализа качества знаний студентов при дистанционном и смешанном форматах обучения. Информатика и образование. 2023;38(6):59–67. DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-6-59-67.

# ABOUT THE METHODS OF THE STUDENTS COMPETENCES ANALYSIS IN DISTANCE AND BLENDED LEARNING

М. А. Savin<sup>1</sup> ✉<sup>1</sup> Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia

✉ abins@pstu.ru

## Abstract

The rapid development of distance and blended learning formats poses a serious problem for instructors to objectively and reliably assess students' knowledge. Modern learning management systems often do not provide comprehensive information about the quality of learning in a convenient form for the teacher. A brief review of the leading distance learning systems used in universities of the Russian Federation allows us to make sure of this. The capabilities of popular learning management systems, their advantages and disadvantages in processing information about students' progress are analyzed. According to the results of the analysis, the necessity of further custom data processing becomes obvious.

The methodology of evaluating the quality of students' knowledge is shown in the example of an own development — the Abins.NET learning management system created at Perm National Research Polytechnic University. The necessity of using a minimum of two independent criteria for evaluating the quality of learning by conducting a correlation analysis between the grade, work time, and bonus points is confirmed.

The comparison of bonus points accrual methods in own-developed learning management system, iSpring, and WebTutor was carried out and the conclusion was made about the necessity of automated bonus management (accrual, write-off) according to the

criteria that are predetermined by the developer. The conclusions and suggestions on the selection of significant criteria and their calculation when working with any learning management system to assess the success of university students' learning are formulated.

**Keywords:** distance learning, learning effectiveness analysis, LMS, bonuses, statistical processing, Moodle, iSpring, WebTutor, Abins.NET.

**For citation:**

Savin M. A. About the methods of the students competences analysis in distance and blended learning. *Informatics and Education*. 2022;38(6):59–67. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2023-38-6-59-67.

## 1. Введение

Широкое использование дистанционного и смешанного обучения, особенно в период пандемии COVID-19, создало острую необходимость в объективной оценке результатов такого обучения. При дистанционном формате эффективные способы и методики оценивания знаний и навыков, полученных обучающимися, крайне важны, поскольку прямое, «живое» взаимодействие с преподавателем отсутствует. В этом случае основной движущей силой образовательного процесса является собственная мотивация студента, которая должна стимулироваться соревновательным элементом (рейтинговые системы оценивания, геймификация и др.) [1, 2]. Для смешанного обучения анализ активности обучающихся на конкретной образовательной платформе менее актуален — преподаватель может сам оценить уровень знаний студента на очных лабораторных, практических, лекционных занятиях или семинарах. Тем не менее наблюдение за самостоятельной (в том числе дистанционной) работой обучающихся и ее оценивание необходимы для составления полного, объективного представления об уровне их знаний.

Современные программные комплексы предлагают ограниченный набор инструментов анализа учебной деятельности, включающий в себя следующие основные элементы:

- анализ посещаемости образовательной платформы и активности пользователей;
- просмотр оценок, полученных обучающимися, в том числе средних по модулю или дисциплине;
- анализ выполненных тестов (длительность тестирования, ответы студентов, количество попыток и т. д.).

При этом возможностей гибкого и удобного вывода полной статистической информации часто нет. В большинстве образовательных программных комплексов это компенсируется открытостью исходного кода, но далеко не каждый рядовой пользователь готов погружаться в программирование: большинство предпочитает иметь полноценный инструментальный используемой программы «из коробки».

## 2. Обзор систем дистанционного обучения

Сегодня существует множество открытых образовательных платформ и систем дистанционного обучения (СДО), позволяющих организовать учебный процесс любой сложности по той или иной дисциплине [3]. Поскольку для основного дистанционного

и смешанного обучения студентов часто используют именно СДО типа Moodle, iSpring, WebTutor<sup>1</sup> [4], а открытые платформы (Coursera и др.) играют вспомогательную роль, приведем обзор доступных инструментов мониторинга для первых.

### 2.1. Moodle

Самый распространенный инструмент оценки деятельности пользователя в любом программном продукте (информационно-аналитические системы, СДО, социальные сети и пр.) — это мониторинг активности. Moodle не является исключением и поэтому предоставляет возможность генерации полного отчета по пользователю. В этот отчет включена информация о количестве входов в систему, количестве просмотров того или иного материала, времени работы с образовательным ресурсом и т. п. [5, 6]. Единственным параметром, в некоторой степени характеризующим успешность обучения, является средний балл по дисциплине, выводимый в том же отчете.

Очевидно, что для объективной оценки процесса обучения этого недостаточно, тем более что учебные дисциплины содержат, как правило, более одного модуля и предусматривают неоднократный промежуточный контроль знаний. Поэтому в Moodle, помимо отчетов, существуют журналы оценок. Оценки, баллы (по умолчанию от 0 до 100) в этих журналах формируются в соответствии с учебными курсами и их модулями по сложным и запутанным алгоритмам<sup>2</sup>. Оценки могут быть взаимозависимыми либо подчиняться иерархической структуре дисциплины. В результате родительский балл начинает формироваться по весовым коэффициентам дочерних баллов и т. п.

Но в конечном итоге расчет оценок, каким бы сложным он ни был, зависит от шкалы оценивания, выбранной по умолчанию или определенной преподавателем, а также от количества правильных ответов обучающегося в выполняемом им тесте. Иначе говоря, такой расчет просто-напросто нормирует оценку.

Обычных инструментов Moodle недостаточно для получения некоторых комплексных и статистически значимых данных о результатах промежуточных и рубежных контрольных мероприятий и, самое главное, о знаниях студентов. Это объясняется тем,

<sup>1</sup> Обзор девяти платформ и сервисов для онлайн-обучения: возможности и решаемые бизнес-задачи. *iSpring. Российский продукт № 1 для онлайн-обучения*. 19.02.2022. <https://www.ispring.ru/elearning-insights/platform-onlain-obucheniya>

<sup>2</sup> Grades. Moodle. <https://docs.moodle.org/402/en/Grades>

что по умолчанию можно оценить рейтинг обучающихся либо по агрегированной оценке (баллу), либо по средней. Такой подход не отражает полной картины работы обучающегося с каждым модулем дисциплины.

Для более точного анализа необходимо вникать в пользовательский расчет оценок, который, помимо административного доступа, требует элементарных навыков программирования, знания синтаксиса языка, на котором ведется программирование в Moodle, базовых формул, функций и методов [7]. Или же необходимо разрабатывать собственные модули аналитики и представления результатов различной сложности [8]. С одной стороны, пользовательское программирование — это несомненный плюс, но с другой — не каждый пользователь на это способен. Это значит, что объективность оценивания начинает вновь зависеть от экзаменатора и перестает быть основным преимуществом дистанционного обучения [9].

Помимо результатов тестирования (оценок, анализа ответов обучающихся и т. д.), Moodle предлагает использовать оценку компетенций по параметрам, которые заранее заданы преподавателем. По сути это «взгляд» с другой стороны на все те же результаты выполнения тестов и заданий. Отчасти такой подход способствует составлению полной картины знаний обучающегося и помогает соотнести их с рабочей программой дисциплины и картой ее компетенций [10, 11].

Еще одним важным компонентом LMS Moodle являются развитые модели аналитики, в том числе основанные на машинном обучении. Эти модели призваны прогнозировать вероятность отчисления обучающегося<sup>1</sup>, темпы его успеваемости по курсу и другие параметры, анализ которых целесообразен.

Аналитика формируется на заданных преподавателем индикаторах достижения целей и в общем отображает прогресс обучающегося в освоении дисциплины. Прогнозы об отчислении строятся на анализе результатов тестирования, результатах выполнения тех или иных заданий и данных о темпах их выполнения. Стоит отметить, что большинство моделей аналитики обучения не включены в Moodle по умолчанию — это может говорить об избыточности данного функционала либо его непопулярности. Например, в статье «**Development of learning analytics dashboard based on Moodle Learning Management System**» [12] O. K. Xin и D. Singh делают подробный обзор инструментов аналитики Moodle с целью создания собственных, более удобных форм отображения данных.

## 2.2. iSpring

В СДО iSpring реализован схожий с Moodle функционал мониторинга за действиями пользователя<sup>2</sup>. По каждому обучающемуся и по всей группе в целом

<sup>1</sup> Using analytics. Moodle. [https://docs.moodle.org/402/en/Using\\_analytics](https://docs.moodle.org/402/en/Using_analytics)

<sup>2</sup> Документация по iSpring Learn. iSpring. <https://docs.ispring.ru/pages/viewpage.action?pageId=14712961>

возможно составление отчетов успеваемости, которые отображают процент завершенности каждой темы (модуля) дисциплины, количество начатых и завершенных курсов.

По каждому, пройденному студентом тесту доступна аналогичная Moodle статистика о верных и неверных ответах, времени, затраченном на тест, и т. д. Каждый тест так или иначе входит в мероприятие, учитываемое при подсчете «процента обученности». При этом сам процент рассчитывается обычным образом: число завершенных материалов (мероприятий) делится на общее количество назначенных материалов (мероприятий).

Чтобы получить больше информации о качестве обучения, необходимо часть данных обрабатывать вручную. Например, для расчета посещаемости курса, как одного из критериев качества обучения, авторы руководства СДО iSpring предлагают разделить общее количество пользователей, записанных на сессии, на число пользователей, их посетивших<sup>3</sup>.

В iSpring и некоторых других СДО возможно формирование рейтинга обучающегося. Он возникает при использовании «геймификации» и состоит из баллов, начисляемых автоматически по заданной шкале или вручную за просмотр или выполнение задания, а также за достижения. Несмотря на то, что, с одной стороны, рейтинг позволяет оценить заинтересованность студента в выполнении заданий, с другой стороны, он не дает представления о качестве их выполнения, так как баллы начисляются при достижении проходного балла тестирования либо при полном завершении задания. Условно говоря, два студента, получивших оценки «3» и «5» при проходной оценке «3», получают одинаковое количество баллов рейтинга.

## 2.3. WebTutor

Похожие элементы (рейтинг, «геймификация»), позволяющие оценить успешность обучения того или иного пользователя, есть и в СДО WebTutor. Здесь предусмотрены отчеты по тестам, курсам и тренингам, в основном предоставляющие данные о завершенности того или иного мероприятия в процентах, информацию об оценке и бонусных баллах.

При этом СДО WebTutor значительно меньше подходит для классического обучения, хотя иногда используется и в нем<sup>4</sup>. Ориентированный прежде всего на обучение, повышение квалификации и переподготовку сотрудников предприятий и организаций, WebTutor обладает схожим со многими другими СДО функционалом для мониторинга качества обучения, неизбежно включающим в себя следующие сведения:

- данные об активности обучающегося;
- время, предоставленное и потраченное на выполнение заданий;

<sup>3</sup> Отчет «Детали по сессиям». iSpring. <https://docs.ispring.ru/pages/viewpage.action?pageId=28279679>

<sup>4</sup> Обзор СДО WebTutor: возможности и решаемые бизнес-задачи. LmsList.ru. Системы дистанционного обучения. <https://lmslist.ru/sdo/obzor-webtutor/>

- результаты опросов;
- данные о написании статей;
- полученные оценки<sup>1</sup>.

Информацию об успехах обучающихся можно получить из соответствующих отчетов, но набор вариантов расчета оценок и баллов в них ограничен: расчет по сумме (агрегированные значения), по среднему и по минимальным и максимальным величинам. В общих отчетах по дистанционному обучению и вовсе выводится только средний балл. Для компенсации такой жесткой системы внедрено (по аналогии с Moodle) оценивание, основанное на компетенциях и их профилях, поведенческих индикаторах и ключевых показателях эффективности. Это еще сильнее усложняет анализ уровня знаний обучающегося, так как требует предварительного заполнения и настройки громоздких карт компетенций, индикаторов и пр., но в какой-то мере позволяет опираться не только на результаты тестов.

Отличительной особенностью WebTutor является модуль аналитики для вопросов тестов, включающий в себя анализ корреляции уровня сложности вопроса с частотой верных ответов на него, дисперсию ответов пользователей и т. п.

\*\*\*

Необходимо отметить, что во всех рассмотренных СДО организован экспорт значимых для оценки успеваемости параметров в табличные файлы CSV или XML, что позволяет осуществить внешнюю, пользовательскую обработку данных при необходимости повысить объективность и качество оценивания [13–17]. Если для бесплатных продуктов такой подход — практически норма, то в отношении платных продуктов это вызывает вопросы, так как любой пользователь, приобретая программный продукт, надеется получить весь желаемый и заявленный разработчиком функционал в удобном виде.

Таким образом, в качестве инструментов объективного оценивания деятельности студентов в рассмотренных СДО можно выделить лишь модули автоматического сбора статистики как по тестам и заданиям, так и по посещаемости и просмотрам учебных материалов. *Рейтинговую систему, построенную на бонусных баллах (iSpring, WebTutor), нельзя считать объективной*, так как, во-первых, в начисление баллов вмешивается преподаватель, а во-вторых, автоматически начисляемые баллы не зависят от качества выполнения задания.

*Карты компетенций также в полной мере не решают проблему объективности оценки уровня знаний*, поскольку для разных учебных специальностей могут использоваться разные компетенции и индикаторы достижения целей по одной и той же дисциплине.

Поэтому в нашей работе представлена попытка разработки бонусной, балльно-рейтинговой системы

в СДО с целью ее использования в качестве дополнительного инструмента оценки знаний студентов и качества обучения.

### 3. Материалы и методы пользовательского анализа данных об успеваемости

Еще до широкого внедрения в процесс обучения крупных образовательных платформ типа Moodle (начало 2000-х годов) сотрудниками кафедры «Теплотехника» Пермского государственного технического университета (сейчас — Пермского национального исследовательского политехнического университета) разрабатывались собственные программы, позволяющие усовершенствовать образовательную деятельность.

На их основе в 2019 году удалось создать **авторский программный продукт Abins.NET<sup>2</sup>**, имеющий широкий спектр возможностей для организации и проведения учебных занятий со студентами очных и заочных отделений [18], например:

- тестирование по различным алгоритмам с набором закрытых и открытых вопросов трех уровней сложности;
- выполнение студентами расчетных, курсовых и лабораторных работ, в том числе дистанционных лабораторных;
- осуществление самостоятельной подготовки студентов с помощью изучения тестовых вопросов в «обозревателе»: студенту предоставляется произвольная выборка из некоторого количества вопросов (не более 30) по текущей теме, на которые он может ответить неограниченное число раз. При ошибочном ответе студент получает комментарий с разъяснениями и ссылкой на теоретический материал. Если вопрос для студента остается нерешенным, он может сохранить его в своем списке закладок и обратиться к преподавателю;
- выполнение тренировочных тестов, игровых заданий (дать определение понятий, верно составить пары из предложенных утверждений и т. д.), чтение лекционного и дополнительного материала;
- ведение автоматических журналов групп со сбором статистики по каждому студенту, ведение собственных электронных журналов;
- редактирование, добавление и удаление вопросов тестов, редактирование самих тестов, тем и учебных дисциплин.

<sup>1</sup> Документация. WebTutor. [https://webtutor.ru/\\_wt/docs\\_web](https://webtutor.ru/_wt/docs_web)

<sup>2</sup> Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019614120 Российская Федерация. ABINS.NET: № 2019612632: заявлено 14.03.2019; опубликовано 28.03.2019 / Савин М. А., Селянинов Ю. А.; правообладатель ФГБОУ ВО «Пермский национальный исследовательский политехнический университет». Зарегистрировано в реестре программ для ЭВМ. EDN: XEFFFQJ. Режим доступа: <https://www1.fips.ru/ofpstorage/Doc/PrEVM/RUNWPR/000/002/019/614/120/2019614120-00001/DOCUMENT.PDF>

Программный комплекс позволяет работать в круглосуточном режиме и с любого устройства благодаря реализации в виде веб-приложения. Говоря о способах оценки деятельности студентов и способах ее контроля, следует отметить, что в Abins.NET реализована сложная система мониторинга, учитывающая следующие факторы:

- время работы с каждым заданием;
- оценки по тестам;
- статистику ответов на вопросы во всех режимах тестирования и обучения;
- правильность расчетов в рамках практических заданий и историю работы с ними;
- количество входов и продолжительность каждого сеанса;
- начисление и списание бонусных баллов;
- статистику работы с игровыми заданиями и пр.

В целом проводится мониторинг практически тех же самых элементов, что и в других современных СДО.

В действительности анализ всей информации, связанной с решением задач, выполнением тестов, самостоятельной подготовкой к контрольным мероприятиям, часто является избыточным и утомительным в любой СДО. Поэтому в ходе длительного исследования и поиска методологии оценивания в Abins.NET были выделены и запрограммированы **ключевые параметры успешности дистанционного и смешанного обучения для конкретного студента**:

- результаты тренировочных и контрольных тестов (оценки, количество тестов, время);
- результаты работы с «обозревателем» (время и процент верных ответов);
- суммарное время работы с системой;
- количество посещений;
- общее количество бонусных баллов.

**По этим данным формируется глобальный рейтинг студента** — условное место обучающегося внутри его учебной группы. Максимальный балл в рейтинге равен числу студентов. Балл каждого студента является относительной величиной, меняющейся от нуля до максимального балла, и в пределе, при выполнении абсолютно всеми студентами группы одинакового количества заданий и тестов на одинаковые оценки с одинаковым временем и т. д., он будет иметь величину, равную нулю. В этом случае в группе нельзя будет выделить аутсайдера и лидера: минимум и максимум любого параметра успеваемости равны, и, соответственно, их разность, по которой формируется относительный критерий рейтинга, равна нулю. Это же справедливо для всех параметров, составляющих рейтинг, так как они приводятся к относительным величинам аналогично.

В отличие от большинства рейтингов в крупных программных продуктах, строящихся на основании средней оценки или абстрактного бонусного балла, здесь оценка вычисляется независимо, а рейтинг вынесен в отдельную категорию. Это сделано с целью более детального отслеживания текущей успеваемости.

**Расчет величин параметров для глобального рейтинга жестко привязан к медианным значениям кумулятивных параметров** (максимальный бонус, максимальное время и т. д.) и не допускает их расчета по среднему. При расчете рейтинга по средним значениям неоднократно возникали ситуации, когда обучающиеся выбирали наиболее простую для себя тему дисциплины и принимали на ней свой рейтинг, полностью игнорируя другие темы и разделы дисциплины. Это, конечно же, не имеет большого значения при смешанном формате обучения, так как в конце семестра возникает необходимость проведения зачетных или экзаменационных мероприятий, включающих в себя общение со студентом.

В случае полностью дистанционного формата обучения это становится серьезной проблемой, решить которую в той или иной мере помогает медианный расчет параметров рейтинга. Он вынуждает студента ознакомиться минимум с 50 % материала дисциплины (в противном случае медианное значение будет равно нулю), на основании чего преподаватель может делать выводы о качестве самостоятельной подготовки (обучения) студента.

Необходимо отметить, что подобный подход в соответствии с определением понятия «медиана» [19] призван улучшить качество обработки данных для студентов, слабо заинтересованных в учебном процессе либо в работе с образовательным ресурсом.

В таблице показан разброс ошибки в данных при вычислении среднего количества вопросов, изученных студентом при подготовке к промежуточной аттестации, по отношению к медианному количеству вопросов (дисциплина «Термодинамика» профиля «Проектирование авиационных двигателей и энергетических установок» направления подготовки 24.05.02 «Проектирование авиационных и ракетных двигателей»).

В таблице показан крайний вариант, когда студенты игнорируют по тем или иным причинам часть тем (первые четыре столбца), и общий вариант, обычно соответствующий работе 30–40 % студентов группы (последние четыре столбца). Таким образом, если студент ответственно подходит к изучению дисциплины, то он имеет схожие показатели от темы к теме и разница между расчетом параметров по среднему и по медиане крайне мала. В противном случае необходим медианный расчет.

При смешанном формате обучения, когда глобальный рейтинг играет второстепенную роль в оценке качества знаний, **одним из основных показателей успешности работы студента становится количество бонусных баллов, начисляемых при работе в Abins.NET.**

С одной стороны, **бонусы дополнительно мотивируют студента**, внося в обучение игровой момент, в том числе могут быть списаны преподавателем по просьбе студента на любые нужды, начиная от дополнительных попыток к контрольным тестам и заканчивая полным закрытием отдельной темы учебного модуля.

## Количество изученных вопросов по темам дисциплины «Термодинамика»

## Number of issues studied by topics of "Thermodynamics" discipline

Вид работы	Сту- дент 1	Сту- дент 2	Сту- дент 3	Сту- дент 4	Сту- дент 5	Сту- дент 6	Сту- дент 7	Сту- дент 8
Задачи	1	61	170	105	267	284	8	119
Курсовая по газотурбинным установкам	20	10	20	0	402	254	2	58
Лабораторная работа № 1 «Политропные процессы»	0	0	0	0	99	143	452	83
Лабораторная работа № 2 «Поршневой компрессор»	54	17	0	55	289	227	294	204
Лабораторная работа № 3 «Влажный воздух»	0	0	0	0	79	231	150	147
<b>Всего</b>	<b>75</b>	<b>88</b>	<b>190</b>	<b>160</b>	<b>1136</b>	<b>1139</b>	<b>906</b>	<b>611</b>
Среднее	15,0	17,6	38,0	32,0	227,2	227,8	181,2	122,2
Медиана	1,0	10,0	0,0	0,0	267,0	231,0	150,0	119,0
Отклонение от медианы, %	1400,0	76,0	∞	∞	14,9	1,4	20,8	2,7

С другой стороны, *бонусы информируют преподавателя об общем уровне знаний студента по дисциплине*. Благодаря возможности списания за любые ошибки и начисления за верные ответы на вопросы и верно решенные практические и другие задания бонусные баллы имеют высокую корреляцию с оценками, получаемыми студентом в тестах или при устном опросе.

Предложенная система бонусов является динамической, с заранее определенной системой ранжирования на уровне исходного кода системы, в отличие от таких же решений в iSpring и WebTutor. Каждое задание, каждый вопрос имеют здесь свою цену, и свою же цену имеют ошибки, допущенные в этих заданиях. При этом списание бонусов, выполняемое преподавателем, влияет лишь на так называемую «активную» их часть, но не на общее количество бонусов по дис-

циплине, формируемое автоматически. «Активная» часть бонусов — это часть, доступная для списания преподавателем и обязательно превосходящая среднее значение общего количества бонусов в учебной группе.

На рисунках 1 и 2 показаны диаграммы рассеяния бонусов для семестровых курсов «Термодинамика» и «Основы теории тепловых двигателей» (профиль «Проектирование авиационных двигателей и энергетических установок», направление подготовки 24.05.02 «Проектирование авиационных и ракетных двигателей»). Величины бонусов и средних оценок представлены в логарифмах для более точного сравнения. Средняя оценка складывалась из оценок за каждую тему дисциплины по пятибалльной шкале (значение логарифма оценки «5» равно 0,69897).

Таким образом, чем больше бонусных баллов набрал студент, выполняя задания в системе обучения,

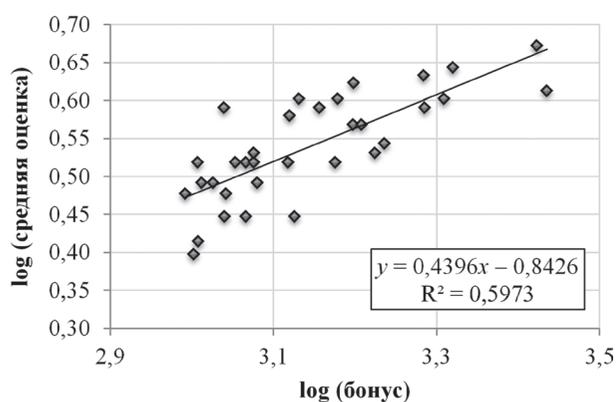


Рис. 1. Корреляция между бонусом и оценкой в дисциплине «Термодинамика» ( $r = 0,7659$ ,  $n = 33$ )

Fig. 1. Correlation between bonus and grade for "Thermodynamics" discipline ( $r = 0,7659$ ,  $n = 33$ )

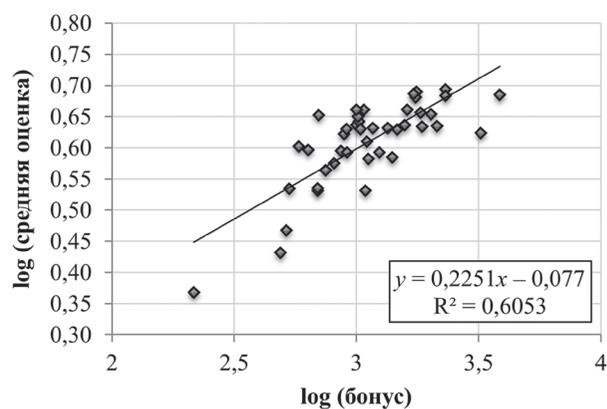


Рис. 2. Корреляция между бонусом и оценкой в дисциплине «Основы теории тепловых двигателей» ( $r = 0,7780$ ,  $n = 42$ )

Fig. 2. Correlation between bonus and grade for "Basics of the heat engines theory" discipline ( $r = 0,7780$ ,  $n = 42$ )

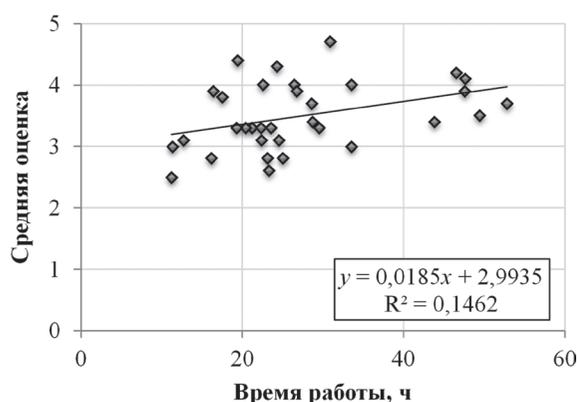


Рис. 3. Корреляция между временем работы и оценкой в дисциплине «Термодинамика» ( $r = 0,3824$ ,  $n = 33$ )

Fig. 3. Correlation between the education time and grade for “Thermodynamics” discipline ( $r = 0,3824$ ,  $n = 33$ )

тем выше его оценка, а, следовательно, и уровень знаний по дисциплине. Если же бонусный балл за данную дисциплину у студента близок к нулю и при этом он много времени провел за заданиями, выполнив большое их количество, то с высокой долей вероятности он усвоил материал дисциплины на оценку не более «3» по пятибалльной шкале.

Если проанализировать зависимость успеваемости студента от времени, проведенного за заданиями, то корреляция с оценками окажется слабой. Это можно объяснить так: во-первых, обучающиеся могут вести самостоятельную подготовку вне предлагаемого для обучения программного комплекса, например, читать учебную или учебно-методическую литературу в библиотеке или интернете. Во-вторых, очные лекционные занятия способствуют глубокому пониманию и усвоению учебного материала, что снижает потребность в дополнительном взаимодействии с электронным обучающим ресурсом.

Эти тезисы подтверждаются корреляционными зависимостями между временем работы с системой и средней оценкой, полученной в тестах по изучаемой дисциплине (рис. 3 и 4). На графиках виден слабый наклон регрессионной прямой, соответствующий коэффициенту корреляции Пирсона 0,4 при доверительном интервале 95 %. Похожие выводы представлены в статье К. D. Stiller, R. Bachmaier [20] о комплексном изучении результатов обучения, полученных не только в различных возрастных группах обучающихся, но и в различных учебных заведениях, а также в работе С. А. Шунайловой [21] об организации контроля успеваемости студентов заочного отделения.

#### 4. Обсуждение и выводы

В результате анализа существующих СДО, их возможностей и методов реализации удалось разработать собственный программный продукт, позволяю-

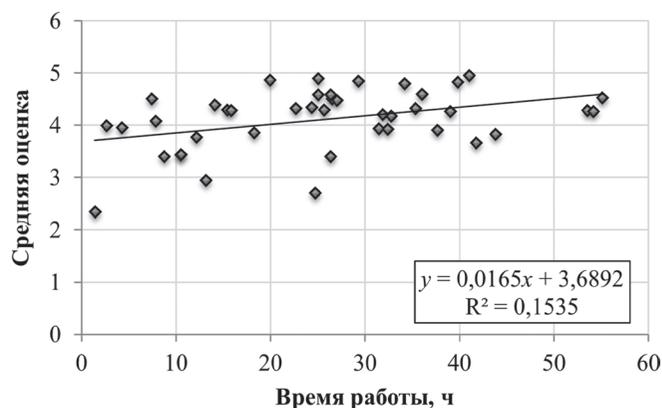


Рис. 4. Корреляция между временем работы и оценкой в дисциплине «Основы теории тепловых двигателей» ( $r = 0,3918$ ,  $n = 42$ )

Fig. 4. Correlation between the education time and grade for “Basics of the heat engines theory” discipline ( $r = 0,3918$ ,  $n = 42$ )

щий повысить эффективность анализа успеваемости и «обученности» студентов.

В ходе наблюдений за процессом обучения в дистанционном и смешанном форматах были установлены параметры, действительно значимые для формирования рейтинга, а также две принципиальные формы их расчета:

- расчет среднего значения для фиксированных параметров (например, оценки за тест);
- расчет медианного значения для кумулятивных параметров (например, бонусы, время работы, количество тестов и т. д.).

Помимо методик расчета параметров и рейтингов, важным для полноценного анализа успешности обучения является, как показала практика, наличие как минимум двух независимых, автоматизированных, простых критериев оценивания. Этими критериями могут быть, например, рейтинг, сформированный из текущих оценок, и рейтинг, сформированный баллами, начисляемыми по определенной разработчиком, общей для всех шкале, учитывающей качество и процент выполнения задания.

Здесь важен именно механизм определения шкалы баллов и оценок. Если шкалу может переопределять каждый преподаватель учебного учреждения, то теряется норма качества обучения и результаты становятся субъективными. Избежать этого можно с помощью системы общепринятых карт компетенций к дисциплинам и индикаторов достижения целей. Такая система реализована почти во всех СДО. Но ее громоздкость, обилие параметров, требующих ручного ввода, и различия в компетенциях одних и тех же дисциплин между учебными направлениями нивелируют преимущества этого механизма анализа.

Сегодня непросто найти или создать СДО, которая отвечала бы всем требованиям и обеспечивала эффективный мониторинг знаний студента, полностью

независимый от преподавателей. Особую трудность в этом контексте создает развитие систем искусственного интеллекта, в частности ChatGPT, способных ментально генерировать связные тексты (эссе, сочинения, диссертации) и максимально точно отвечать на заданные вопросы [22, 23]. Выходов из этой ситуации по-прежнему два: разработка собственного ПО или использование СДО с открытым кодом и возможностями пользовательского программирования. Второй вариант доступнее многим пользователям и сегодня практикуется все чаще.

### Список источников / References

1. Ertan K., Kocadere S. A. Gamification design to increase motivation in online learning environments: A systematic review. *Journal of Learning and Teaching in Digital Age*. 2022;7(2):151–159. DOI: 10.53850/joltida.1020044.

2. Говоров А. И., Говорова М. М., Валитова Ю. О. Оценка актуальности разработки методов использования средств геймификации и игровых технологий в системах управления обучением. *Компьютерные инструменты в образовании*. 2018;(2):39–54. EDN: VMZCPB.

[Govorov A. I., Govorova M. M., Valitova Yu. O. Assessment of relevance of developing methods for using gamification tools and gaming technology in the management systems of training. *Computer Tools in Education Journal*. 2018;(2):39–54. (In Russian.) EDN: VMZCPB.]

3. Тербушева Е. А., Пиотровская К. Р. Аналитический потенциал платформы Moodle для мониторинга качества персонализированного обучения. *Общество. Коммуникация. Образование*. 2021;12(4):19–34. EDN: WSSBWE. DOI: 10.18721/JHSS.12402.

[Terbusheva E. A., Piotrowska X. R. Analytical potential of the LMS Moodle for monitoring the quality of personification. *Society. Communication. Education*. 2021;12(4):19–34. (In Russian.) EDN: WSSBWE. DOI: 10.18721/JHSS.12402.]

4. Лавриненко И. Ю. Перспективы использования LMS в рамках современного высшего образования. *Научно-методический электронный журнал «Концепт»*. 2023;(1):17–35. EDN: JBMUHS. DOI: 10.24412/2304-120X-2023-11002.

[Lavrinenko I. Yu. Prospects for the LMS use in modern higher education. *Scientific and Methodological Electronic Journal “Koncept”*. 2023;(1):17–35. (In Russian.) EDN: JBMUHS. DOI: 10.24412/2304-120X-2023-11002.]

5. Florian B., Glahn C., Drachsler H., Specht M., Fabregat Gesa R. Activity-based learner-models for learner monitoring and recommendations in Moodle. *Towards Ubiquitous Learning. EC-TEL 2011. Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011;6964:111–124. DOI: 10.1007/978-3-642-23985-4\_10.

6. Горюнова Е. С., Иванова А. С., Степаненко А. А., Фещенко А. В. Опыт применения инструментов оценки и практик управления качеством электронного обучения (кейс Томского государственного университета). *Открытое образование*. 2022;26(4):4–18. EDN: EJTLSQ. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-4-4-18.

[Goryunova E. S., Ivanova A. S., Stepanenko A. A., Feshchenko A. V. Experience in using assessment tools and e-learning quality management practices (case study of Tomsk State University). *Open Education*. 2022;26(4):4–18. (In Russian.) EDN: EJTLSQ. DOI: 10.21686/1818-4243-2022-4-4-18.]

7. Басев И. Н., Голунова Л. В. Мониторинг учебной деятельности студентов в LMS Moodle (на примере дисциплины «Информатика»). *Вестник Сибирского государственного университета путей сообщения: Гуманитарные исследования*. 2019;(2(6)):29–36. EDN: PIVWEL.

[Basev I. N., Golunova L. V. Monitoring of student educational activities in LMS Moodle (on the example of information technology subject). *The Siberian Transport University*

*Bulletin: Humanitarian Research*. 2019;(2(6)):29–36. (In Russian.) EDN: PIVWEL.]

8. Dobashi K. Automatic data integration from Moodle course logs to pivot tables for time series cross section analysis. *Procedia Computer Science*. 2017;112:1835–1844. DOI: 10.1016/j.procs.2017.08.222.

9. Худолей Н. В. Использование LMS Moodle при обучении иностранному языку в вузе (опыт ФГБОУ ВО «Красноярский ГАУ»). *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Информатизация образования*. 2018;15(4):410–423. EDN: YXIMOL. DOI: 10.22363/2312-8631-2018-15-4-410-423.

[Khudolei N. V. Use of LMS MOODLE in training foreign language at institutions of higher education (experience of Krasnoyarsk State Agrarian University). *RUDN Journal of Informatization in Education*. 2018;15(4):410–423. (In Russian.) EDN: YXIMOL. DOI: 10.22363/2312-8631-2018-15-4-410-423.]

10. Лейхтер С. Н., Малыгина О. Г., Бажукова Т. А. Компетентностно-ориентированный экзамен по клинической лабораторной диагностике у студентов, обучающихся по специальности «медицинская биохимия». *Клиническая лабораторная диагностика*. 2020;65(3):197–200. EDN: WPSFUU. DOI: 10.18821/0869-2084-2020-65-3-197-200.

[Leikhter S. N., Malygina O. G., Bazhukova T. A. Competence-oriented exam in clinical laboratory diagnostics for students studying in the specialty “medical biochemistry”. *Clinical Laboratory Diagnostics*. 2020;65(3):197–200. (In Russian.) EDN: WPSFUU. DOI: 10.18821/0869-2084-2020-65-3-197-200.]

11. Великанова Ю. В., Косарева Е. А. Разработка заданий для самоконтроля и анализ их качества с использованием Moodle. *Вектор науки Тольяттинского государственного университета. Серия: Педагогика, психология*. 2021;(1(44)):19–28. EDN: XNTVBT. DOI: 10.18323/2221-5662-2021-1-19-28.

[Velikanova Yu. V., Kosareva E. A. The development of tasks for self-control and analysis of their quality using the Moodle system. *Science Vector of Togliatti State University. Series: Pedagogy, Psychology*. 2021;(1(44)):19–28. (In Russian.) EDN: XNTVBT. DOI: 10.18323/2221-5662-2021-1-19-28.]

12. Xin O. K., Singh D. Development of learning analytics dashboard based on Moodle Learning Management System. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*. 2021;12(7):838–843. Available at: [https://thesai.org/Downloads/Volume12No7/Paper\\_93-Development\\_of\\_Learning\\_Analytics\\_Dashboard.pdf](https://thesai.org/Downloads/Volume12No7/Paper_93-Development_of_Learning_Analytics_Dashboard.pdf)

13. Nwachukwu U., Hernández-García Á., Cuencas-Enrique C., Del-Río-Carazo L. InDash: An interactions dashboard to analyze Moodle logs. *Proc. of the Learning Analytics Summer Institute Spain 2022*. Salamanca, CEUR Workshop Proceedings; 2022;3238:18–25. Available at: <https://ceur-ws.org/Vol-3238/paper3.pdf>

14. Barsukov N. D., Sysoev I. M., Pereshokova A. A., Nikiforov I. V., Posmetnijs D. Analysis of student activity on the e-learning course based on “OpenEdu” platform logs. *Proc. of the Institute for System Programming of the RAS*. 2020;32(3):91–100. EDN: QYVJBQ. DOI: 10.15514/ISPRAS-2020-32(3)-8.

15. Akçapınar G., Bayazit A. MoodleMiner: Data mining analysis tool for Moodle Learning Management System. *İlköğretim Online*. 2019;18(1):406–415. DOI: 10.17051/ilkonline.2019.527645.

16. Бабанская О. М., Можяева Г. В., Степаненко А. А., Фещенко А. В. Организация системы мониторинга электронного обучения в LMS Moodle. *Открытое и дистанционное образование*. 2016;(3(63)):27–35. EDN: WMEDIP. DOI: 10.17223/16095944/63/4.

[Babanskaja O. M., Mozhaeva G. V., Stepanenko A. A., Feshchenko A. V. The organization of system of monitoring of electronic training in LMS Moodle. *Open and Distance Educa-*

tion. 2016;(3(63)):27–35. (In Russian.) EDN: WMEDIP. DOI: 10.17223/16095944/63/4.]

17. Насыров Н. Ф., Горлушкина Н. Н., Валитова Ю. О., Тартынских П. С. Автоматизация организации взаимопроверки работ обучающихся с использованием разработанного плагина для LMS Moodle. *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2020;(8):88–94. EDN: HTEECO. DOI: 10.37882/2223-2966.2020.08.23.

[Nasyrov N. F., Gorlushkina N. N., Valitova Yu. O., Tartynskikh P. S. Automation of organization of mutual verification of student work using the developed plugin for LMS Moodle. *Modern Science: Actual Problems of Theory and Practice. Series "Natural and Technical Sciences"*. 2020;(8):88–94. (In Russian.) EDN: HTEECO. DOI: 10.37882/2223-2966.2020.08.23.]

18. Савин М. А., Галагин К. С., Ошивалов М. А., Селянинов Ю. А., Вахрамеев Е. И., Ульрих Т. А. Использование интерактивных автоматизированных систем при обучении студентов вузов. *Alma Mater (Вестник высшей школы)*. 2019;(6):54–60. EDN: LLZOWD. DOI: 10.20339/AM.06-19.054.

[Savin M. A., Galyagin K. S., Oshivalov M. A., Selyaninov Yu. A., Vakhrameev E. I., Ulrikh T. A. Usage of interactive computer-aided systems during training of university students. *Alma Mater. Vestnik Vysshey Shkoly*. 2019;(6):54–60. (In Russian.) EDN: LLZOWD. DOI: 10.20339/AM.06-19.054.]

19. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика: учебник для вузов. М.: Издательство Юрайт; 2023. 479 с.

[Gmurman V. E. Probability theory and mathematical statistics: A textbook for universities. Moscow, Yurajt; 2023. 479 p. (In Russian.)]

20. Stiller K. D., Bachmaier R. Using study times for identifying types of learners in a distance training for trainee teachers. *Turkish Online Journal of Distance Education*. 2019;20(2):21–45. DOI: 10.17718/tojde.557728.

21. Шунайлова С. А. Сочетание балльно-рейтинговой системы и дистанционных образовательных технологий как средство повышения качества математической подготовки студентов заочной формы обучения. *Высшее образование сегодня*. 2023;(4):69–73. EDN: MLBHRR. DOI: 10.18137/RNU.HET.23.04.P.069.

[Shunailova S. A. The combination of a point-rating system and distance educational technologies as a means of improving the quality of mathematical training of students of correspondence education. *Higher Education Today*. 2023;(4):69–73. (In Russian.) EDN: MLBHRR. DOI: 10.18137/RNU.HET.23.04.P.069.]

22. Nisar S., Aslam M. Sh. Is ChatGPT a good tool for T&CM students in studying pharmacology? *SSRN*. 2023:1–16. DOI: 10.2139/ssrn.4324310.

23. Rahman M., Watanobe Yu. ChatGPT for education and research: Opportunities, threats, and strategies. *Applied Sciences*. 2023;13(9):5783. DOI: 10.3390/app13095783.

#### Информация об авторе

Савин Максим Анатольевич, канд. тех. наук, доцент кафедры «Сварочное производство, метрология и технология материалов», механико-технологический факультет, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-9373-6804>; *e-mail*: [abins@pstu.ru](mailto:abins@pstu.ru)

#### Information about the author

Maksim A. Savin, Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor at the Department of Welding Production, Metrology and Technology of Materials, Mechanical Engineering Faculty, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0002-9373-6804>; *e-mail*: [abins@pstu.ru](mailto:abins@pstu.ru)

*Поступила в редакцию / Received*: 25.05.23.

*Поступила после рецензирования / Revised*: 25.08.23.

*Принята к печати / Accepted*: 05.09.23.