

ВЫЯВЛЕНИЕ СТРАТЕГИЙ ОБУЧЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ЦИФРОВОГО СЛЕДА В LMS MOODLE

Т.А. Кустицкая, П.А. Ошлакова

Аннотация. Статья посвящена проблеме выявления стратегий, применяемых студентами вузов при работе с учебным материалом. Проводится обзор классических методик определения стратегий обучения с помощью опросников, описываются проблемы их применимости в реальной педагогической практике. Рассматриваются примеры применения альтернативного подхода к выявлению стратегий обучения с помощью анализа цифрового следа обучающихся в электронной образовательной среде методами учебной аналитики. Предлагается методика выявления стратегий обучения с помощью кластеризации агрегированных данных цифрового следа студентов в системе электронного обучения на базе LMS Moodle. Рассматриваются два варианта агрегации данных цифрового следа: количественный и содержательный. При количественном подходе в качестве переменных для кластеризации выступают частоты обращения студентов к разным компонентам электронных курсов, а при содержательном — частоты совершения определенных последовательностей действий в электронном курсе. Было проведено эмпирическое исследование с целью применения предложенной методики для определения стратегий обучения студентов из нескольких учебных групп и изучения взаимосвязи между полученными стратегиями и подходами к обучению по Биггсу, а также академической успеваемостью. Студенты были разделены на 4 кластера, получена содержательная интерпретация этих кластеров с точки зрения образовательного поведения. Также было выявлено, что результаты кластеризаций довольно хорошо согласуются с подходами к обучению по Биггсу. Сильная связь кластеров с итоговыми оценками по дисциплинам позволяет рекомендовать использование выявленной по цифровому следу учебной стратегии в качестве предиктора в задаче прогнозирования успешности обучения.

Ключевые слова: стратегия обучения, учебная аналитика, цифровой след обучающегося, поверхностный подход к обучению, глубинный подход к обучению, LMS Moodle.

Для цитирования: Кустицкая Т.А., Ошлакова П.А. Выявление стратегий обучения с помощью цифрового следа в LMS Moodle // Преподаватель XXI век. 2024. № 3. Часть 1. С. 82–98. DOI: 10.31862/2073-9613-2024-3-82-98

© Кустицкая Т.А., Ошлакова П.А., 2024



Контент доступен по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International License
The content is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

IDENTIFICATION OF LEARNING STRATEGIES USING DIGITAL FOOTPRINT
IN LMS MOODLE

T.A. Kustitskaya, P.A. Oshlakova

Abstract. *The article deals with the problem of identifying strategies used by university students when working with learning material. It reviews classical methods of identifying learning strategies using questionnaires and describes the problems of their relevance in real pedagogical practice. Examples of using an alternative approach to identifying learning strategies by analyzing the digital footprint of learners in the e-learning environment using learning analytics methods are considered. The methodology of identifying learning strategies by means of clustering of aggregated data of students' digital footprints in the e-learning system based on LMS Moodle is proposed. Two variants of digital footprint data aggregation are considered such as quantitative and content-based. In the quantitative approach, the frequencies of students' access to different components of e-courses are used as variables for clustering, while in the content approach, the frequencies of committing certain sequences of actions in the e-course are used as variables for clustering. An empirical study was conducted to apply the proposed methodology to identify the learning strategies of students from several study groups and to examine the relationship between the resulting strategies, Biggs learning strategies, and academic performance. Students were divided into 4 clusters and a meaningful interpretation of these clusters in terms of learning behavior was obtained. It has also been found that the results of the clustering were in fairly good agreement with the Biggs learning approaches. The strong relation of clusters with final grades in disciplines makes it possible to recommend the use of the learning strategy identified from the digital footprint as a predictor of learning success.*

Keywords: *learning strategy, learning analytics, student digital footprint, surface approach to learning, deep approach to learning, LMS Moodle.*

Cite as: Kustitskaya T.A., Oshlakova P.A. Identification of Learning Strategies Using Digital Footprint in LMS Moodle. *Prepodavatel XXI vek. Russian Journal of Education*, 2024, No. 3, part 1, pp. 82–98. DOI: 10.31862/2073-9613-2024-3-82-98

83

Введение

С точки зрения современной педагогики и психологии обучающийся — активный участник образовательного процесса, не только усваивающий поступающую информацию, но и самостоятельно планирующий свое обучение, применяющий различные подходы и способы работы с новым материалом и выполнения учебных заданий [1]. Говоря о разных аспектах познавательной деятельности человека в рамках получения образования, исследователи используют такие термины, как «когнитивный стиль», «стиль учения», «стратегия обучения» («учебная стратегия»), «тактика», «подход» и др.

Так, М.А. Холодная дифференцирует когнитивные стили и стили учения, одновременно связывая понятия стиля учения и учебной стратегии: «Когнитивные стили — это высокоорганизованный механизм регуляции интеллектуальной деятельности, влияние которого обнаруживается в широком спектре ситуаций (в том числе учебных). *Стили*

учения — это, скорее, учебные стратегии, которые характеризуют ответные действия индивидуума на требования конкретной учебной ситуации» [2].

В работе [3] под *стратегией обучения* понимается совокупность процедур для осуществления обучения, при этом отмечается, что если у индивидуума есть склонность использовать одну и ту же стратегию в разных учебных ситуациях, то можно говорить о стиле учения. Автор также отмечает, что образовательное поведение обучающегося определяется как его личными характеристиками (генетика, когнитивные стили и имеющийся опыт), так и характеристиками учебной ситуации, в которой он оказывается, причем на практике разграничить влияние личных характеристик и характеристик ситуации практически невозможно.

Дж. Биггс [4] рассматривает стратегии обучения в комплексе с ценностной составляющей принятия решений обучающимися: 1) как студенты подходят к решению задачи — стратегия; 2) почему студенты предпочитают одну стратегию другой — мотив. Автор определяет *подход к обучению* как некоторый компромисс между мотивом и стратегией. Так, для *поверхностного подхода* характерна низкая мотивация (обучающийся не интересуется предметом, его цель — выполнить формальные требования) и поверхностная стратегия (заучивание без осмысления информации и связей с другими областями); для *глубинного подхода* — высокая мотивация (цель — понять для себя, досконально разобраться) и глубинная стратегия (исследование принципов, лежащих в основе идей и теорий, самостоятельный анализ).

П. Рамсден в дополнение к поверхностному и глубинному подходу выделяет третью категорию — *стратегический подход*, для которого характерна высокая мотивация (цель — получить максимальную возможную оценку) и соответствующая стратегия, направленная на учебные достижения (тайм-менеджмент, внимательная организация самостоятельной работы, расстановка приоритетов) [5].

Характерное для обучающегося образовательное поведение во многом определяет качество его обучения: глубину понимания материала, способность применять полученные знания и проводить анализ получаемых на практике результатов. В конечном итоге стратегии обучения влияют на сформированность компетенций, что отражается и на таком формальном показателе, как успеваемость. Представляется, что выявление учебных стратегий может помочь прогнозированию успеваемости и способствовать повышению успешности обучения при правильной организации педагогического содействия.

Классические инструменты и методики определения стратегий обучения

Исторически первыми инструментами для выявления стратегий обучения стали опросники. В 1973 г. Р. Голдман и Р. Уоррен [6] разработали опросник для выявления различий в учебных стратегиях студентов с высокой и низкой успеваемостью. Методами дискриминантного анализа они выявили две тактики, использование которых было характерно для успешных студентов (они назвали их привычкой усердно учиться и активным стилем учения).

Предложенный в 1977 г. в работе [7] опросник имеет четыре шкалы для измерения разных видов деятельности по обработке информации, которую используют студенты при изучении учебного материала (шкала детальности проработки информации, шкала обработки фактов, шкала использование традиционных приемов обучения, шкала синтеза-анализа).

В некоторых работах рассматривались стратегии, применяемые обучающимися для отдельных видов когнитивной деятельности. Например, в [8] описывается опросник, направленный на выявление способов, используемых обучающимися для запоминания.

Для выявления подходов к обучению в соответствии с концепцией Дж. Бигса в [9] был разработан опросник, содержащий 20 вопросов с ответами по пятибалльной шкале. Вопросы разделены на четыре группы: глубинный мотив (DM), глубинная стратегия (DS), поверхностный мотив (SM) и поверхностная стратегия (SS). Переменная глубинного подхода (DA) вычисляется как сумма переменных DM и DS, а переменная поверхностного подхода (SA) — как сумма переменных SM и SS. После чего студенту приписывается тот подход, по которому он набрал большее количество баллов.

Создание подобных инструментов, безусловно, важно для изучения и описания феномена обучения, однако практическая применимость таких опросников как инструментов диагностики весьма ограничена. К. Вайнштейн и В. Андервуд [10] отмечают следующие недостатки опросников:

1) опросники чаще всего не защищены от нечестных ответов респондентов. Если студент хочет произвести впечатление человека, использующего эффективные стратегии, он может отвечать на вопросы соответствующим образом;

2) большинство опросников не проходило эмпирической валидации, а значит, получение высоких баллов по такому опроснику еще не будет означать использование действительно эффективных стратегий;

3) так как большая часть исследований, в которых создаются подобные опросники, направлена на прогнозирование академической успеваемости с помощью выявленных стратегий обучения, то эффективность этих стратегий часто измеряется лишь через высокие оценки студентов, хотя они отражают результаты обучения не в полной мере.

Добавим, что упомянутое выше влияние характеристик учебной ситуации на применяемые обучающимися стратегии весьма затруднительно отследить через опросники. Выбирая наиболее характерные для себя тактики и подходы, обучающиеся, скорее всего, будут иметь в виду либо определенные дисциплины, либо конкретный момент учебного процесса, в котором они сейчас находятся (скорее всего, учебные стратегии, применяемые студентами перед сессией и в начале семестра, будут заметно отличаться).

Отметим также, что при использовании классических методов определения психометрических характеристик студентов с помощью опросников возникают также сложности организационного характера. Одной из основных проблем является низкое участие обучающихся в анкетировании, что чревато сужением области освещения индивидуальных подходов к обучению.

Опыт применения методов учебной аналитики для выявления когнитивных характеристик обучающихся

С ростом уровня цифровизации образования все большую популярность приобретают альтернативные методы выявления подходов к обучению (без привлечения опросных методов), которые предполагают систематическое наблюдение за активностью студентов в электронной образовательной среде [11; 12]. Такое наблюдение позволяет выявлять предпочитаемые студентами способы участия в образовательном процессе в разных контекстах (для разных дисциплин, на разных этапах обучения).

Для выявления тактик и стратегий обучения методами учебной аналитики исследователи зачастую сопоставляют выявляемые особенности цифрового следа студента с типом стратегии, определенной для того же студента с помощью опросника. Так, в исследовании [13] была проведена кластеризация студентов по данным цифрового следа. Сопоставление результатов кластеризации и баллов, полученных студентами по опроснику Биггса, показало, что студенты из первого и второго кластеров используют глубинный подход, а студенты из третьего и четвертого кластеров — поверхностный подход.

Сравнение групп глубинного и поверхностного подходов, выявленных по данным цифрового следа, также выявило значительные различия в успеваемости как на промежуточных контрольных точках, так и на экзамене по дисциплине. Студенты с глубинным подходом получали более высокие баллы.

Исследователи также сравнили тех студентов, кто прошел анкетирование, и тех, кто не заполнял анкету. Сравнение показало, что студенты, прошедшие опрос, имели значительно более высокие баллы на экзамене и значительно более высокий уровень вовлеченности. Результаты промежуточных контрольных точек при этом существенно не различались. Также была выявлена значимая связь между переменной, указывающей, ответил ли студент на опросник, и кластером, к которому был отнесен студент. Заметно чаще анкетирование проходили студенты, отнесенные по цифровому следу к кластеру глубинного подхода к обучению.

Авторы исследования полагают, что предложенная ими методика выявления подхода к обучению по цифровому следу может использоваться в качестве инструмента для анализа процесса обучения. Преподаватели могли бы составлять конкретные рекомендации для своих студентов в отношении стратегий, которым они должны следовать, а также подбирать корректирующие меры для оптимизации подходов студентов к обучению.

В работе [14] изучается цифровой след 137 студентов в двух электронных курсах по медицине, реализуемых в учебном плане последовательно. Обучение по дисциплинам проходит с применением проблемно-ориентированного подхода, поэтому для исследователей было важно обнаружить в цифровом следе студентов признаки разного участия в решении задач профессиональной деятельности. Взаимодействие с преподавателями у студентов происходило исключительно в формате консультаций, а значит, планировать свое обучение они должны были самостоятельно. Поэтому одной из целей исследования было оценить эффективность применения формата саморегулируемого обучения.

Из цифрового следа электронных курсов были выделены разные типы действий (просмотр курса, прохождение формирующего оценивания, просмотр учебных ресурсов, прохождение инструктажа, социальное взаимодействие, обращение в службу поддержки, а также действия, направленные на изучение материалов для решения задач профессиональной деятельности и обсуждение этих задач с другими участниками). С помощью технологий анализа последовательностей были выделены учебные сессии, затем с помощью кластеризации определены тактики работы в электронном курсе. Процесс обучения студента представлялся в виде последовательности применения различных тактик. На основании этих последовательностей обучающиеся были разделены на четыре кластера, представляющие две облегченные стратегии обучения (разнород-

ную и ориентированную на изучение учебных материалов), и две интенсивные (разнородную и ориентированную на решение задач).

В первом учебном курсе ни один из студентов не использовал интенсивную, ориентированную на решение задач стратегию. Применявшие другую интенсивную стратегию (разнородную интенсивную) в большинстве переходили в новом курсе либо к облегченной разнородной, либо (значительно чаще) к интенсивной, ориентированной на решение задач. Переходы от облегченных стратегий к интенсивным происходили редко. При этом наиболее высокие итоговые баллы по курсам получали студенты, применявшие интенсивные стратегии (что ожидаемо). Авторы пришли к выводу, что для повышения эффективности обучения необходимо усилить методическую поддержку студентов, более детально структурировать работу над проектами, добавить больше офлайн-взаимодействия студентов между собой и с тьюторами. Таким образом, практическая ценность проведенного исследования стратегий обучения заключалась в выявлении проблем методического характера.

Выявление стратегий обучения по цифровому следу в LMS Moodle

В Сибирском федеральном университете большая часть учебных дисциплин реализуется в смешанном формате, при этом электронное обучение ведется на платформе ЕКурсы на базе LMS Moodle. Цифровой след пользователя в LMS Moodle фиксируется в журнале событий, что позволяет использовать данные цифрового следа для решения задач учебной аналитики. В литературе можно найти немало исследований, посвященных прогнозированию успешности обучения по данным цифрового следа LMS Moodle. Примерами таких исследований в отечественной педагогической практике являются работы [15; 16]. При этом отмечается, что для увеличения точности прогнозирования целесообразно включить в состав предикторов показатели, характеризующие мотивацию студентов, их когнитивные характеристики и применяемые ими учебные стратегии. В связи с этим создание методики определения стратегии обучения по цифровому следу важно не только для понимания процесса обучения, его индивидуализации и выработки методических рекомендаций для преподавателей и студентов, но и для улучшения систем прогнозирования успешности обучения.

В данной работе для выявления стратегий обучения по цифровому следу LMS Moodle мы используем два способа агрегации данных цифрового следа, по-разному описывающих образовательное поведение студентов и методы кластеризации для выделения групп студентов, демонстрирующих похожее поведение. Также мы используем переведенный на русский язык опросник Биггса для того, чтобы сопоставить выявленные в исследовании стратегии с подходами к обучению по Биггсу.

Данные цифрового следа получены с платформы ЕКурсы для 291 студента бакалавриата и содержат более 342 тысяч логов: записей о действиях пользователей, совершенных в электронной среде. Набор данных содержит информацию по 5 различным учебным курсам за 3 семестра 2022 и 2023 гг. Каждая запись о действии пользователя включает следующую информацию: ФИО пользователя, дату и время действия, описание действия: к какому компоненту обратился пользователь (например, тест, файл или форум) и какое событие с этим компонентом произошло (например, просмотр или отправка ответа на проверку). Данные логов собраны по всем студентам, обращавшимся к выбранным электронным курсам в указанные семестры, и среди них есть и те, кто уже закончил обучение по дисциплине.

Набор данных о результатах обследования обучающихся с помощью опросника Биггса содержит информацию о 188 студентах, 113 из которых были отнесены к категории использующих глубинный подход, а 75 — к категории использующих поверхностный подход. При этом около трети студентов проигнорировало анкетирование.

Для тех же студентов получен набор данных с результатами промежуточной аттестации по выбранным для исследования дисциплинам.

К цифровому следу применяется два способа анализа: количественный и содержательный. Это необходимо для более широкого взгляда на кластеризацию студентов по цифровому следу и лучшей интерпретации полученных результатов.

Из цифрового следа выделяется 5 компонентов:

- клики по элементам курса;
- работы с материалами для чтения;
- работа с тестами;
- работа с заданиями с прикреплением ответа;
- взаимодействие с форумами.

В случае количественной оценки цифрового следа учитывается количество обращений студентов к указанным компонентам за каждый месяц обучения.

В случае содержательной оценки цифрового следа из него выделяются отдельные учебные сессии (последовательности действий в электронной среде), между которыми проходит не более 30 минут (аналогичный подход был применен в [13]), а затем подсчитывается количество сессий, в которых студент сочетал обращение к ранее выделенным 5 компонентам курса в различных вариациях, а также суммарное количество учебных сессий в семестре, их средняя длина и среднее количество действий, совершенных за одну учебную сессию. При данном подходе также учитывается количество следующих сочетаний:

- чтение лекционного материала и выполнение тестов;
- чтение лекционного материала и выполнение заданий с прикреплением ответа;
- выполнение тестов и выполнение заданий с прикреплением ответа;
- только чтение лекционного материала;
- только выполнение тестов;
- только выполнение заданий с прикреплением ответа.

Кластеризация и оценка ее качества

Данные о цифровом следе студентов, агрегированные как с помощью количественного, так и содержательного подходов, были проанализированы на возможность выделения групп студентов, схожих по своему образовательному поведению. Анализ проводился методами кластеризации: методом k средних и методом иерархической кластеризации. Кластеры, полученные методом k средних, оказались менее сбалансированными и хуже согласованными с подходами к обучению по Биггсу, поэтому в дальнейшем будем описывать только результаты иерархической кластеризации.

На рис. 1 показана дендрограмма кластеризации цифрового следа одного из учебных семестров по учебным сессиям, судя по которой оптимальным числом кластеров является два либо четыре. Результаты для остальных семестров и подходов к агрегации цифрового следа аналогичны.

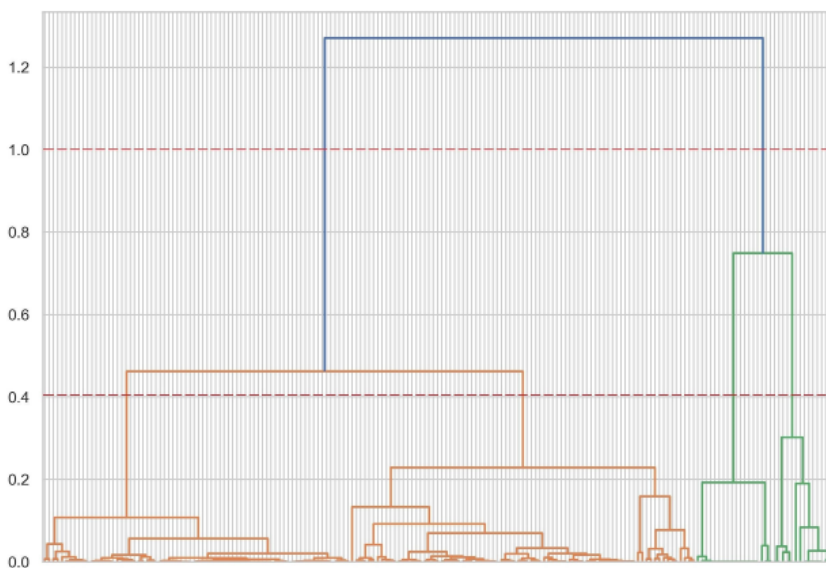


Рис. 1. Дендрограмма результатов кластеризации студентов по учебным сессиям

Метрики согласованности кластеризаций по количеству и содержанию учебной активности оказались достаточно низкими (индекс Рэнда равен 0.476, индекс Фулкса-Мэллоуса равен 0.465), из чего можно сделать вывод, что количественный и содержательный способ агрегации цифрового следа характеризуют разные стороны образовательного поведения, анализировать которые необходимо отдельно.

Метрики согласованности кластеров выделенных в обоих случаях подходах к обучению по Биггсу и классов успеваемости (два класса: «аттестован», «не аттестован», четыре класса: «отлично», «хорошо», «удовлетворительно», «неудовлетворительно или не аттестован») приведены в табл. 1. Видно, что кластеры студентов, выделенные при помощи содержательного подхода к анализу цифрового следа, лучше согласуются с классами подходов к обучению по Биггсу, чем кластеры, полученные при использовании количественного подхода.

Таблица 1

Согласованность кластеров с подходами к обучению и с успеваемостью студентов

Метрика согласованности	Количество сопоставляемых кластеров, подходов к обучению и классов успеваемости	Количественная агрегация		Содержательная агрегация	
		подходы к обучению	успеваемость	подходы к обучению	успеваемость
индекс Рэнда	2	0.505	0.558	0.553	0.751
	4	0.481	0.499	0.510	0.477
индекс Фулкса-Мэллоуса	2	0.537	0.652	0.733	0.862
	4	0.446	0.388	0.556	0.465

На рис. 2 и 3 представлены статистические характеристики *количественных показателей активности* студентов в электронной среде для одного из семестров обучения. Здесь к кластеру 1 было отнесено 22 студента, ко второму — 26 студентов, к третьему — 75, а к четвертому — 68 студентов. Всего в семестре обучался 191 человек. Видно, что кластеры студентов достаточно сильно отличаются по общему числу кликов в курсах и числу обращений к тестовым элементам.

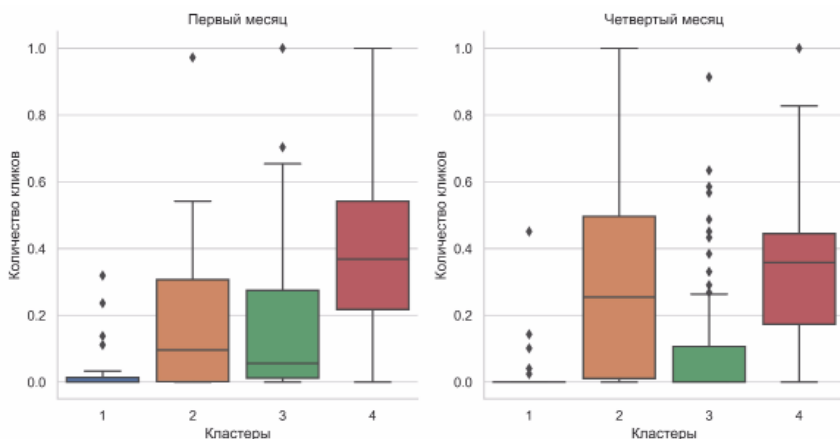


Рис. 2. Диаграммы размаха для количества кликов в начале и конце семестра

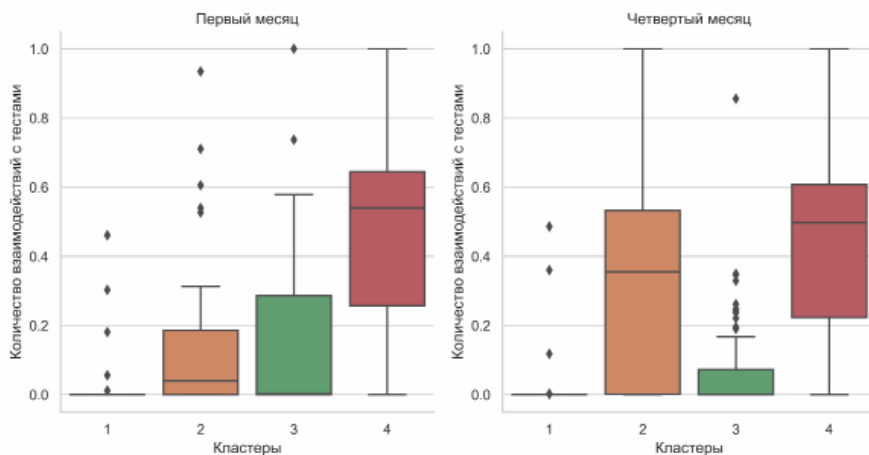


Рис. 3. Диаграммы размаха для количества обращения к тестовым заданиями в начале и конце семестра

Студенты кластера 1 (назовем их «неактивные») характеризуются чрезвычайно низкой активностью на протяжении всего семестра, часто близкой к нулю. Весомую долю их деятельности в электронной среде занимают взаимодействие с форумами и клики по главной странице курса. На втором месяце обучения присутствует незначительная работа с заданиями на прикрепление ответа и с материалами для чтения. Среди студентов 1-го кластера 23% прошло анкету на определение подхода к обучению по Биггсу:

14% — приверженцы глубинного подхода к обучению, а 9% — приверженцы поверхностного подхода (см. рис. 3а). При этом 21% студентов кластера 1 успешно прошел итоговую аттестацию, а 17% не смогли сдать зачеты и экзамены (см. рис. 3б). Остальные студенты не подлежали аттестации.

Студенты кластера 2 («активизирующиеся к сессии») имеют стабильно хорошую активность в начале и середине семестра, а под конец их активность резко возрастет: они мобилизуют силы в преддверии сессии. В начале семестра они активнее всего работают с материалами для чтения, в середине в их цифровом следе преобладают действия с заданиями и тестами, а под конец абсолютно все показатели становятся высокими. Даже во время сессии студенты кластера 2 продолжают интересоваться форумами и заданиями, но уже в меньшей степени. Среди представителей 2-го кластера 61% прошедших анкетирование по Биггсу: 46% придерживается глубинного подхода к обучению, 15% — поверхностного (см. рис. 3в). При этом 64.5% данных студентов успешно сдало сессию, а 6.5% было отправлено на пересдачу (см. рис. 3г).

Студенты кластера 3 («устающие к сессии») довольно активны первые два месяца, а затем их активность снижается и к сессии становится близкой к нулю. Вначале эти студенты сосредоточены на прочтении материала и выполнении тестов, к середине семестра их фокус смещается на выполнение заданий с прикреплением ответа, затем активность резко падает. Среди студентов 3-го кластера 52% прошло анкетирование: 40% — приверженцы глубинного подхода, 12% — приверженцы поверхностного подхода (см. рис. 3д). При этом успешно сдало сессию 40% студентов, а неуспешными оказались 25% (см. рис. 3е).

Студенты кластера 4 («стабильно активные») имеют высокую активность, которая сохраняется на протяжении всего семестра. По большинству показателей данные студенты обгоняют всех остальных. Этим студентов также отличает сосредоточенность при выполнении тестовых заданий на протяжении всего семестра и самая высокая активность даже в период сессии, когда все остальные студенты уже не слишком интересуются работой с электронной средой. Среди представителей 4-го кластера 72% прошли анкетирование по Биггсу: 46% придерживается глубинного подхода к обучению, 26% — поверхностного (см. рис. 3ж). При этом 88% данных студентов успешно сдало сессию, а 3% было отправлено на пересдачу (см. рис. 3з). Доля успешных студентов в данном кластере значительно выше, чем во всех остальных.

При сравнении полученных стратегий с подходами обучения по Биггсу, получаем следующее:

- студентов кластера 4 можно считать яркими приверженцами глубинного подхода к обучению;
- студенты кластера 1 проявили все черты применения поверхностного подхода;
- студенты кластеров 2 и 3 больше всего похожи на тех, кто применяет стратегический подход. Причем студенты кластера 2 находятся скорее ближе к глубинному, а студенты кластера 3 — ближе к поверхностному подходу.

Интересно, что среди студентов кластера 1 наибольшая доля тех, кто посещал электронную среду, но в семестре не учился и аттестации не подлежал. Визуализация распределения подходов к обучению и успешности на сессии студентов разных кластеров представлена на рис. 4.



Рис. 4. Распределение подходов к обучению по Биггсу и успеваемости у студентов разных кластеров

Рассмотрим результаты кластеризации данных обучающихся на основании показателей *содержательного подхода* к агрегации цифрового следа.

В табл. 2 представлены некоторые статистические характеристики кластеров, выделенных по учебным сессиям студентов.

Таблица 2

**Статистические показатели для кластеров,
выделенных по учебным сессиям**

	1-й кластер (14 человек)	2-й кластер (81 человек)	3-й кластер (18 человек)	4-й кластер (72 человека)
Число сессий	Медиана: 1 [Q1,Q3]=[1,1]	Медиана: 90 [Q1,Q3]=[70,109]	Медиана:1 [Q1,Q3]=[1,1.75]	Медиана: 7 [Q1,Q3]=[3,18.25]
Среднее число действий за сессию	Медиана: 2.5 [Q1,Q3]=[2.5,3.75]	Медиана:12.872 [Q1,Q3]=[10.57,16.39]	Медиана: 1 [Q1,Q3]=[1,1]	Медиана: 6.5355 [Q1,Q3]=[3.9,11.88]
Средняя длина сессии, мин.	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана:14.7 [Q1,Q3]=[12.8, 18.57]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана:8.625 [Q1,Q3]=[1.79,14.3]
Тесты	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 375 [Q1,Q3]=[302,620]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 5.5 [Q1,Q3]=[0,100.5]
Чтение	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 202 [Q1,Q3]=[118,309]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 2 [Q1,Q3]=[0,35.25]
Задания	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,1.75]	Медиана: 37 [Q1,Q3]=[27,79]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 2 [Q1,Q3]=[0,7]
Чтение — тест	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 28 [Q1,Q3]=[18,41]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 1 [Q1,Q3]=[0,6]
Тест — чтение	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 29 [Q1,Q3]=[21,42]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,0]	Медиана: 0 [Q1,Q3]=[0,4]

Студенты кластеров 1 и 3 характеризуются близкой к нулю активностью в электронной среде. Студенты же кластеров 2 и 4 более активны, причем студенты кластера 2 по большинству показателей активности превосходят студентов кластера 4.

По числу учебных сессий студенты разных кластеров значительно отличаются: студенты кластера 1 совершали всего одну учебную сессию за семестр, студенты кластера 3 — от 1 до 5 сессий, в то время как студенты кластеров 2 и 4 показали высокую активность: от 32 до 179 сессий и от 1 до 91 сессий за семестр соответственно.

Средняя длина сессий у студентов кластеров 1 и 3 равна нулю, что говорит о том, что студенты данных кластеров в основном совершали одиночные действия в электронной информационно-образовательной среде, время между которыми превышает 30 минут, либо совершали несколько действий в течение 1 минуты и больше не были активны. Половина же студентов кластера 2 занималась в среднем более 15 минут, а половина студентов кластера 4 — более 8 минут; центральные части распределения

средней длины сессий для данных кластеров пересекаются, но медиана кластера 2 значительно больше.

Если рассматривать среднее число действий за учебную сессию, то студенты кластеров 1 и 3 отличаются низкой продуктивностью (менее 5 активных действий за сессию), в то время как половина студентов кластеров 2 и 4 совершала в среднем более 13 и 7 действий за одну учебную сессию соответственно.

Характерной особенностью кластера 4, которая отличает его от кластера 2, является практически полное отсутствие сессий, в которых студенты читали теоретический материал и после этого выполняли задание.

Среди студентов 2-го кластера 86% прошло анкету на определение подхода к обучению по Биггсу: 62% — приверженцы глубинного подхода, 25% — приверженцы поверхностного подхода (см. рис. 4а). При этом среди студентов кластера 4 лишь 47% не проигнорировали опросник (29% используют глубинный подход к обучению, а 18% — поверхностный подход — см. рис. 4в).

Среди студентов 2-го кластера 95% успешно прошло итоговую аттестацию в конце семестра (см. рис. 4б), а среди студентов кластера 4 — лишь 42% (см. рис. 4г).

Характерным же различием между кластерами 1 и 3 является то, что студенты кластера 1 все без исключения провели лишь одну учебную сессию с количеством действий больше одного, а студенты кластера 3 проводили больше сессий, но в каждой совершали лишь одно действие.

Среди студентов 3-го кластера 11% прошло анкету на определение подхода к обучению по Биггсу, и всех этих студентов опросник определил как применяющих глубинный подход, в то время как среди студентов кластера 1 анкету не заполнил никто. По учебному поведению студентов, не проходивших анкетирование, можно предположить, что они придерживаются поверхностного подхода к обучению.

Среди студентов кластера 3 лишь 10% успешно прошло итоговую аттестацию в конце семестра, остальные либо получили неудовлетворительные оценки, либо вообще не изучали дисциплину в этом семестре и не подлежали аттестации. Все студенты кластера 1 не подлежали аттестации (это могли быть студенты, готовящиеся к передаче по дисциплине, которую они изучали в прошлом семестре, либо студенты, которым информация из курса понадобилась для изучения последующих дисциплин учебного плана).

В соответствии с представленным выше описанием, кластеры можно назвать следующим образом: кластер 1 — *«случайные посетители курса»*, кластер 2 — *«интенсивно учащиеся»*, кластер 3 — *«неактивные»*, кластер 4 — *«настроенные на выполнение тестов»*.

Сравнение этих кластеров с группами подходов к обучению по Биггсу дает следующие результаты:

- студентов кластера 2 можно считать яркими представителями приверженцев глубинного подхода к обучению,
- студенты кластеров 1 и 3 проявили все черты приверженцев поверхностного подхода;
- студенты кластера 4 больше всего похожи на тех, кто применяет стратегический подход.

Визуализация распределения подходов к обучению и успеваемости в сессию студентов разных кластеров представлена на рис. 5.



Рис. 5. Распределения подходов к обучению по Биггсу и успеваемости студентов разных кластеров

Можно заметить, что в кластерах с большей долей студентов с глубинным подходом к обучению, находится больше успешно аттестованных студентов, чем в других, что согласовывается с выводами о связи подходов к обучению и успеваемостью, сделанными в [13] и [14].

Заключение

В исследовании удалось разбить студентов на группы, схожие по своему цифровому следу в электронной образовательной среде и хорошо разделяемые между собой. Кластеризация проведена двумя способами: по количественным характеристикам цифрового следа (количественный подход) и по учебным сессиям (содержательный подход). В обоих случаях поведение студентов, принадлежащих разным кластерам, значительно отличается, и кластеры можно интерпретировать как группы студентов, применяющих разные учебные стратегии. Было выявлено, что эти учебные стратегии довольно сильно связаны с успеваемостью студентов в сессию, что позволяет рекомендовать использование переменной «применяемая стратегия обучения» в качестве предиктора в моделях прогнозирования успеваемости.

Также кластеры оказались довольно хорошо согласованы с группами студентов, применявших глубинный и поверхностный подходы к обучению согласно опроснику Биггса, однако не настолько, чтобы можно было отказаться от проведения опроса и выявлять студентов, применяющих глубинный и поверхностный подход исключительно по рассмотренным в исследовании характеристикам цифрового следа. Следует продолжить работу над нахождением характеристик

цифрового следа значимых с точки зрения дифференциации глубинного и поверхностного подходов к обучению. Это позволит в дальнейшем выявлять подход к обучению исключительно по данным цифрового следа в электронной среде обучения. По результатам такого анализа можно будет рекомендовать студентам с поверхностным подходом техники глубинного подхода к обучению, предлагая им конкретные учебные действия.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Wittrock, M.C.* The Cognitive Movement in Instruction // *Educational Psychologist*. 1978.
2. *Холодная, М.А.* Когнитивные стили. О природе индивидуального ума. 2-е изд. СПб.: Питер, 2004. 384 с.
3. *Schmeck, R.R.* An Introduction to Strategies and Styles of Learning // *Learning Strategies and Learning Styles*. Boston, MA: Springer US, 1988. P. 3–19.
4. *Biggs, J.B.* Student Approaches to Learning and Studying. Hawthorn, 1987.
5. *Entwistle, N., Ramsden, P.* Understanding Student Learning. London: Croom Helm, 1983.
6. *Goldman, R.D., Warren, R.* Discriminant Analysis of Study Strategies Connected with College Grade Success in Different Major Fields // *Journal of Educational Measurement*. 1973. Vol. 10. No. 1. P. 39–47.
7. *Schmeck, R.R., Ribich, F., Ramanaiah, N.* Development of a Self-Report Inventory for Assessing Individual Differences in Learning Processes // *Applied Psychological Measurement*. 1977. Vol. 1. No. 3. P. 413–431.
8. *Weinstein, C.E.* Design and Development of the Learning Activities Questionnaire (Tech. Rep. No. 459) / C.E. Weinstein, F.W. Wicker, W.E. Cubberly, L.K. Roney, V.L. Underwood. Alexander, VA: U.S. Army Research Institute for the Behavioral and Social Sciences, 1980.
9. *Biggs, J.B., Kember, D., Leung, D.Y.P.* The Revised Two Factor Study Process Questionnaire: R-SPQ-2F // *British Journal of Educational Psychology*. 2001. Vol. 71. P. 133–149.
10. *Weinstein, C.E., Underwood, V.L.* Learning Strategies: The How of Learning // *Thinking and Learning Skills*. Routledge, 2014. P. 241–258.
11. *Uzir, N.A.A.* Analytics of Time Management and Learning Strategies for Effective Online Learning in Blended Environments / N.A.A. Uzir, D. Gašević, J. Jovanović, W. Matcha, L.A. Lim, A. Fudge // *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*. 2020. P. 392–401.
12. *Есин, Р.В.* Цифровая образовательная история как составляющая цифрового профиля обучающегося в условиях трансформации образования / Р.В. Есин, Т.В. Зыкова, Т.А. Кустицкая, А.А. Кытманов // *Перспективы науки и образования*. 2022. № 5 (59). С. 566–584.
13. *Gasevic, D.* Detecting Learning Strategies with Analytics: Links with Selfreported Measures and Academic Performance / D. Gasevic, J. Jovanovic, A. Pardo, S. Dawson // *Journal of Learning Analytics*. 2017. Vol. 4 (2). P. 113–128.
14. *Saqr, M.* Transferring Effective Learning Strategies Across Learning Contexts Matters: A Study in Problem-Based Learning / M. Saqr, W. Matcha, N. Ahmad Uzir, J. Jovanovic, D. Gašević, S. López-Pernas // *Australasian Journal of Educational Technology*. 2023. Vol. 39 (3). P. 35–57.

15. Токтарова, В.И., Попова, О.Г. Анализ образовательных данных взаимосвязи успешности обучения и поведения студентов в цифровой образовательной среде вуза // Информатика и образование. 2022. Т. 37. № 4. С. 54–63.
16. Есин, Р.В., Кустицкая, Т.А., Носков, М.В. Прогнозирование успешности обучения по дисциплине на основе универсальных показателей цифрового следа // Информатика и образование. 2023. Т. 38. № 3. С. 31–41.

REFERENCES

1. Wittrock, M.C. The Cognitive Movement in Instruction, *Educational Psychologist*, 1978, vol. 13, No. 1, pp. 15–29.
2. Holodnaya, M.A. *Kognitivnye stili. O prirode individualnogo uma* [Cognitive Styles. About the Nature of the Individual Mind]. St. Petersburg, Piter, 2004, 384 p. (in Russ.)
3. Schmeck, R.R. An Introduction to Strategies and Styles of Learning. *Learning Strategies and Learning Styles*. Boston, MA, Springer US, 1988, pp. 3–19.
4. Biggs, J.B. *Student Approaches to Learning and Studying*. Hawthorn, 1987.
5. Entwistle, N., Ramsden, P. *Understanding Student Learning*. London, Croom Helm, 1983.
6. Goldman, R.D., Warren, R. Discriminant Analysis of Study Strategies Connected with College Grade Success in Different Major Fields, *Journal of Educational Measurement*, 1973, vol. 10, No. 1, pp. 39–47.
7. Schmeck, R.R., Ribich, F., Ramanaiah, N. Development of a Self-Report Inventory for Assessing Individual Differences in Learning Processes, *Applied Psychological Measurement*, 1977, vol. 1, No. 3, pp. 413–431.
8. Weinstein, C.E., Wicker, F.W., Cubberly, W.E., Roney, L.K., Alexander, V.L. *Underwood Design and Development of the Learning Activities Questionnaire (Tech. Rep. No. 459)*. VA, U.S. Army Research Institute for the Behavioral and Social Sciences, 1980.
9. Biggs, J.B., Kember, D., Leung, D.Y.P. The Revised Two Factor Study Process Questionnaire: R-SPQ-2F, *British Journal of Educational Psychology*, 2001, vol. 71, pp. 133–149.
10. Weinstein, C.E., Underwood, V.L. Learning Strategies: The How of Learning. *Thinking and Learning Skills*. Routledge, 2014, pp. 241–258.
11. Uzir, N.A.A., Gašević, D., Jovanović, J., Matcha, W., Lim, L.A., Fudge, A. Analytics of Time Management and Learning Strategies for Effective Online Learning in Blended Environments. *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 2020, pp. 392–401.
12. Esin, R.V., Zykhova, T.V., Kustickaya, T.A., Kytmanov, A.A. Cifrovaya obrazovatel'naya istoriya kak sostavlyayushchaya cifrovogo profilya obuchayushchegosya v usloviyah transformacii obrazovaniya [Digital Educational History as a Component of a Student's Digital Profile in the Context of Education Transformation], *Perspektivy nauki i obrazovaniya* = Prospects of Science and Education, 2022, No. 5 (59), pp. 566–584. (in Russ.)
13. Gasevic, D., Jovanovic, J., Pardo, A., Dawson, S. Detecting Learning Strategies with Analytics: Links with Selfreported Measures and Academic Performance, *Journal of Learning Analytics*, 2017, vol. 4 (2), pp. 113–128.

14. Saqr, M., Matcha, W., Ahmad Uzir, N., Jovanovic, J., Gašević, D., López-Pernas, S. Transferring Effective Learning Strategies Across Learning Contexts Matters: A Study in Problem-Based Learning, *Australasian Journal of Educational Technology*, 2023, vol. 39 (3), pp. 35–57.
15. Toktarova, V.I., Popova, O.G. Analiz obrazovatelnyh dannyh vzaimosvyazi uspehnosti obucheniya i povedeniya studentov v cifrovoj obrazovatelnoj srede vuza [Analysis of Educational Data on the Relationship between Learning Success and Student Behavior in the Digital Educational Environment of a University], *Informatika i obrazovanie* = Informatics and Education, 2022, vol. 37, No. 4, pp. 54–63. (in Russ.)
16. Esin, R.V., Kustitskaya, T.A., Noskov, M.V. Prognozirovanie uspehnosti obucheniya po discipline na osnove universalnyh pokazatelej cifrovogo sleda [Forecasting the Success of Training in the Discipline Based on Universal Indicators of the Digital Footprint], *Informatika i obrazovanie* = Informatics and Education, 2023, vol. 38, No. 3, pp. 31–41. (in Russ.)

Кустицкая Татьяна Алексеевна, кандидат физико-математических наук, кафедра прикладной математики и анализа данных, Сибирский федеральный университет, tkustitskaya@sfu-kras.ru

Tatiana A. Kustitskaya, PhD in Physics and Mathematics, Associate Professor, Applied Mathematics and Data Analysis Department, Siberian Federal University, tkustitskaya@sfu-kras.ru

Ошлакова Полина Алексеевна, магистрант, кафедра прикладной математики и анализа данных, Сибирский федеральный университет, polina.oshlakova@mail.ru

Polina A. Oshlakova, Master's Degree Student, Applied Mathematics and Data Analysis Department, Siberian Federal University, polina.oshlakova@mail.ru

Статья поступила в редакцию 12.01.2024. Принята к публикации 29.03.2024

The paper was submitted 12.01.2024. Accepted for publication 29.03.2024