

# ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ ОБРАЗОВАНИЕ

Оригинальная статья / Original paper

doi:10.17853/1994-5639-2025-7-33-71



## Мультимодальная учебная аналитика: библиометрический и онтологический анализ

**Е.Д. Патаракин**

*Московский городской педагогический университет, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Российская Федерация.  
E-mail: patarakined@mgpu.ru*

**А.И. Кутузов**

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,  
Москва, Российская Федерация;  
Тольяттинский государственный университет, Тольятти, Российская Федерация.  
E-mail: aikutuzov@hse.ru*

**И.В. Дворецкая**

*Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,  
Москва, Российская Федерация.  
E-mail: idvoretskaya@hse.ru*

✉ [aikutuzov@hse.ru](mailto:aikutuzov@hse.ru)

**Аннотация.** *Введение.* Мультимодальная учебная аналитика (ММЛА) – новое направление исследований в образовании, интерес к которому растет во всем мире. Актуальность такой аналитики заключается в возможности более комплексного и точного понимания процессов обучения за счет интеграции различных типов данных, таких как цифровые, физические, физиологические, психологические, психометрические и экологические (данные окружающей среды). *Цель* – выйти за рамки описательного анализа текущих практик и перейти к структурному пониманию сущностей и взаимосвязей, формирующих исследовательское поле; уточнить границы ММЛА как научного направления с целью выявления скрытых областей потенциального применения. Особое внимание уделяется коллаборативной аналитике, перспективному направлению изучения данных о совместной деятельности. *Методология, методы и методики.* В качестве основного метода применяется библиометрический анализ. Для онтологического осмысления поля использован метод веерных матриц. *Результаты и научная новизна.* Анализ полученных библиометрических данных позволил проследить основные вехи развития мультимодальной учебной аналитики с момента ее появления до настоящего времени. Определены основные исследовательские группы, содержание их исследований и используемые источники данных. Выделены основные исследовательские темы и проанализирована их динамика. Обнаружен сдвиг исследовательского интереса: от анализа индивидуальных траекторий к анализу групповой динамики в контексте совместного об-

учения. Изучены возможности применения ММЛА для анализа коллективных форм учебной деятельности, таких как совместное решение задач, групповая работа или проектное обучение. Онтологическое осмысление поля ММЛА позволило выделить существующие пространства и подходы и предположить те, которые могут появиться в будущем. *Практическая значимость.* Результаты могут быть использованы для проектирования учебных сред, в том числе ориентированных на формирование навыков коммуникации, сотрудничества и работы в команде, а также междисциплинарных контекстах.

**Ключевые слова:** мультимодальная учебная аналитика, коллаборативная аналитика, ACM, Zotero, VOSviewer, веерная матрица, библиометрический анализ

**Для цитирования:** Патаракин Е.Д., Кутузов А.И., Дворецкая И.В. Мультимодальная учебная аналитика: библиометрический и онтологический анализ. *Образование и наука.* 2025;27(7):33–72. doi:10.17853/1994-5639-2025-7-33-71

## Multimodal learning analytics: a bibliometric and ontological analysis

**E.D. Patarakin**

*Moscow City Pedagogical University, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation.  
E-mail: patarakined@mgpu.ru*

**A.I. Kutuzov**

*National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation;  
Togliatti State University, Togliatti, Russian Federation.  
E-mail: aikutuzov@hse.ru*

**I.V. Dvoretzkaya**

*National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation.  
E-mail: idvoretzkaya@hse.ru*

✉ aikutuzov@hse.ru

**Abstract.** *Introduction.* Multimodal Learning Analytics (MMLA) is an emerging research domain in education that has garnered global attention. Its significance lies in its potential to offer a more comprehensive and accurate understanding of learning processes by integrating diverse data types, including digital, physical, physiological, psychological, psychometric, and environmental data. *Aim.* This research aims to move beyond a descriptive analysis of current practices to develop a structural understanding of the entities and relationships that constitute the research field. This involves refining the boundaries of MMLA as a scientific discipline to identify unexplored areas with potential applications. Particular attention is given to collaborative analytics, a promising area focused on studying data related to joint activities. *Methodology and research methods.* Bibliometric analysis was employed as the primary method. Additionally, fractal matrix table analysis was used to gain an ontological understanding of the field. *Results and scientific novelty.* The bibliometric analysis enabled the tracing of major developmental milestones in MMLA from its inception to the present day. Key research groups were identified, along with their thematic focuses and preferred data sources. Dominant research themes were extracted, and their evolution over time was analysed. Shifts in research interests revealed a transition from analysing individual learning trajectories to studying group dynamics within collaborative learning contexts. The study

also examined the application of MMLA to various forms of collective learning activities, such as collaborative problem solving, group-based tasks, and project-based learning. Ontological modelling of the field facilitated the identification of existing conceptual frameworks and methodological approaches, as well as the projection of emerging directions. *Practical significance.* The research findings can be used to design learning environments that foster communication, collaboration, and teamwork skills, including those in interdisciplinary educational contexts.

**Keywords:** multimodal learning analytics, collaborative analytics, ACM, Zotero, VOSviewer, fractal matrix table, bibliometric analysis

**For citation:** Patarakin E.D., Kutuzov A.I., Dvoretzkaya I.V. Multimodal learning analytics: a bibliometric and ontological analysis. *Obrazovanie i nauka = The Education and Science Journal.* 2025;27(7):33–72. doi:10.17853/1994-5639-2025-7-33-71

## Введение

Выявление факторов эффективности процесса обучения и доказательное совершенствование организационных форм и методов учебной работы в цифровой среде является одной из важнейших задач современной педагогической науки. Современная учебная деятельность по своей сути является мультимодальной, поскольку организуется с использованием цифровых платформ и инструментов, выходящих за пределы исключительно виртуального пространства. Она включает в себя разнообразные формы социального и учебного взаимодействия участников образовательного процесса, опирается на физические условия, в которых находятся учащиеся, а также учитывает разный уровень их подготовки. Учебная работа протекает одновременно в нескольких средах: физической, социальной, физиологической, виртуальной, психометрической и других, – каждая из которых предоставляет свои эмпирические свидетельства. В связи с этим становится особенно важным собрать и систематизировать данные, отражающие специфику взаимодействия учащихся с этими разнородными средами и между собой. Такой комплексный подход позволит глубже понять, как различные модальности влияют на эффективность учебного процесса, способствуют успешному освоению материала и помогают определить оптимальные стратегии организации обучения для обеспечения усвоения содержания всеми учащимися без исключения.

Мультимодальная учебная аналитика (Multimodal Learning Analytics, MMLA) решает задачу комплексного понимания учебных процессов и взаимодействий учащихся. Для этого она интегрирует и анализирует данные из различных источников и модальностей, таких как поведенческие, физиологические, виртуальные и другие виды информации. Такой подход, согласно мнению M. Giannakos et al., позволяет получить более полное и точное представление о том, как учащиеся учатся, взаимодействуют и осваивают материал, что способствует улучшению эффективности образовательных практик и поддержке каждого ученика [1].

В контексте мультимодальной учебной аналитики термин «модальность» используется для обозначения различных типов данных или каналов инфор-

мации, которые применяются для комплексного анализа учебных процессов. Каждая модальность – это специфический способ представления и передачи информации, включающий в себя текстовые данные, аудио- и видеозаписи, а также невербальные проявления, такие как жесты и мимика. Кроме того, к модальностям могут относиться физиологические сигналы, например, показатели сердечного ритма или активности мозга, которые отражают внутреннее состояние обучающегося. Базовое допущение, лежащее в основе мультимодальной аналитики, состоит в том, что каждый тип данных отражает уникальную перспективу процесса обучения. Использование нескольких модальностей позволяет получить более полное и многогранное понимание взаимодействия участников образовательного процесса, поскольку разные типы данных дополняют друг друга, раскрывая как когнитивные, так и эмоциональные аспекты обучения. Таким образом, анализ мультимодальных данных способствует более точной интерпретации поведения и эффективности учебных стратегий в современных образовательных средах.

Актуальность мультимодальной учебной аналитики обусловлена рядом существенных изменений, происходящих в образовании. Во-первых, как отмечают М. Giannakos et al., цифровая трансформация образовательной среды и широкое распространение гибридных форм обучения существенно увеличивают количество доступных для анализа данных и формируют необходимость поиска и применения новых подходов к их обработке [1]. Во-вторых, современное развитие общества предъявляет новые требования к развитию «мягких навыков», таких как коммуникация, коллаборация (сотрудничество), критическое мышление, которые сложно точно измерить традиционными инструментами оценки (М. Worsley, Х. Очоа [2]). В-третьих, как отмечают D. Di Mitri et al., усиливается тенденция к индивидуализации образовательного процесса, требующая глубокого понимания индивидуальных учебных паттернов и состояний учащихся [3]. В-четвертых, N. Fei et al. и A. S. Reddy подчеркивают, что социотехническая трансформация общества приводит к формированию человеко-машинных систем, в которых обучение распределяется между людьми и программными агентами, которые в своем поведении имитируют создание объектов и данных различных модальностей [4; 5].

Мультимодальная учебная аналитика расширяет традиционные исследовательские методы и открывает новые возможности для более объективного и всестороннего изучения учебного процесса. Она позволяет:

- сместить фокус с оценки конечных результатов на анализ самого процесса обучения, рассматривая его как основной объект измерения;
- снизить влияние социально-желательных и других когнитивных искажений, используя данные, собранные без опросов учащихся и преподавателей;
- обеспечить поддержку динамического и формирующего оценивания благодаря постоянному сбору данных, а не только в заранее определенные моменты времени.

Используя новые мультимодальные источники данных, как отмечают W. Febriantoro et al., P. Chejara et al., исследователи и педагоги получают возможность более точно идентифицировать и интерпретировать скрытые факторы вовлеченности, эмоционального состояния, взаимодействия и когнитивной нагрузки учащихся [6; 7]. Данные MMLA, согласно исследованию M. Giannakos и M. Cukurova, активно используются учеными, представляющими различные теоретические подходы, для проверки своих гипотез [8].

Так, в рамках теории когнитивной нагрузки (Cognitive load theory) данные MMLA на основе трекинга глаз, электродермальной активности, гальванической реакции кожи и изменчивости интервалов сердцебиения помогают проследить взаимосвязь между знаниями учащихся и данными об их способности обрабатывать информацию (K. Mangaroska et al. [9]), о нагрузке (C. Larmuseau et al. [10]) и возбуждении (S. Lee-Cultura et al. [11]).

В рамках теории «телесно воплощенного познания» (Embodied cognition), суть которой заключается в том, что разум и познание не существуют отдельно от физического тела, применяются данные MMLA о движении тела, извлекаемые из различных устройств: видеочамер, в том числе с применением методов компьютерного зрения (A. Andrade et al. [12]); специальных устройств распознавания движения – Kinect, RealSense (P. Kosmas et al. [13]); устройств, регистрирующих взаимодействие в 3D- или 2D-пространстве (S. Oviatt et al. [14]) и сенсорных экранов (Z. A. Pardos et al., B. Amos et al. [15; 16]).

В контексте теорий, подчеркивающих социальные аспекты обучения: зона ближайшего развития (L. P. Prieto [17]), совместное обучение (R. Martinez-Maldonado et al. [18]), проксемика, или пространственные условия обучения, (L. Yan et al. [19]) – данные о взаимном расположении участников учебного процесса используются для маркировки социальных взаимодействий и прогнозирования поведения учащихся (M. Cukurova et al. [20]).

В рамках концепции представления обучения как сложной адаптивной системы (CAS), предложенной M. J. Jacobson et al. [21], данные MMLA позволяют анализировать школьные классы как подобные системы, где ученики (агенты) взаимодействуют друг с другом и с учителем, (P. Blikstein et al. [22], B. Knight [23]).

Проведенный анализ существующих обзоров литературы, опубликованных S. Mu et al. [24], S. K. Shankar et al. [25], M. Worsley и R. Martinez-Maldonado [26], показывает, что они, как правило, ограничиваются описанием тематических направлений и методологических подходов. Существенным пробелом является отсутствие работ, которые бы предлагали теоретическое осмысление пространства MMLA, идентификацию его концептуальных границ, оценку перспективных направлений, а также выявление новых областей возможного применения.

В настоящее время наблюдается сдвиг исследовательских интересов от анализа индивидуальных образовательных траекторий к анализу групповой динамики в средах совместного обучения. Как отмечают А. И. Кутузов и

А. В. Богданова, командная работа и способность к эффективному взаимодействию с другими является одной из ключевых компетенций XXI века, отраженной в образовательных стандартах, а разработка инструментов мониторинга и оценки этих навыков – одной из важнейших задач образования [27]. Мультимодальные данные (видеоаналитика, речевые паттерны, физиологическая синхронизация, пространственное поведение в учебной среде и др.) открывают новые возможности для анализа динамики взаимодействия в учебной группе, выявления распределенных форм внимания, координации и совместной генерации знаний. Однако эти аспекты еще не исследованы в существующих обзорах по теме MMLA. На сегодня отсутствуют обзорные работы, систематизирующие эмпирические данные о применении MMLA в «коллаборативной аналитике» – аналитике совместного обучения и сотрудничества. В связи с этим теоретическое (онтологическое) осмысление MMLA должно учитывать не только индивидуальные, но и социальные аспекты учебной деятельности, что важно для проектирования учебных сред, ориентированных на формирование навыков коммуникации, сотрудничества и работы в команде.

Этот пробел может быть устранен с помощью метода библиометрического анализа, подробно описанного N. Donthu et al. [28], который позволяет работать с большими массивами данных и использовать сочетание количественных и качественных методов для обеспечения целостного и обоснованного обзора области. Библиометрический анализ позволяет собрать открытые данные, проанализировать их и выявить текущие тренды в исследуемой области. Однако стоит отметить, что этот метод позволяет обнаружить только те темы, о которых уже активно пишут. По мнению H. Jeong, это связано с феноменом предпочтительного присоединения, при котором более популярные области привлекают еще больше внимания [29].

Процедура объединения в общей матрице выглядит привлекательной для того чтобы рассмотреть разнообразные формы интеграции данных различных модальностей. Это позволит не только выявить доминирующие кластеры тем и подходов, но и сформировать обоснованные прогнозы относительно будущих точек роста и интеграции MMLA в образовательную практику. Такая процедура тщательно разработана в работах С. Г. Кордонского и С. В. Чебанова, предложивших веерные матрицы как инструмент, позволяющий систематизировать и визуализировать знания, методы и процессы [30; 31]. Метод веерных матриц основан на научных принципах системного анализа, что обеспечивает его надежность и обоснованность применения для исследований в области социологии и педагогики, как показано в работах Е. Д. Патаракина [32].

В нашей работе мы проводим не только библиометрическое картирование поля мультимодальной учебной аналитики, но и его онтологическое осмысление при помощи метода веерных матриц.

В этой статье рассматриваются следующие ключевые вопросы:

1. Как развивается исследовательская область мультимодальной учебной аналитики? Как с помощью анализа связей между авторами и основными по-

нениями можно выявить важные этапы ее развития и определить актуальные тенденции?

2. Какие важные аспекты поведения и взаимодействия участников учебного процесса остаются незамеченными, если использовать данные только одной модальности?

3. Как соотносятся индивидуальные и коллективные аспекты в существующих исследованиях в области мультимодальной учебной аналитики?

4. Какие перспективные направления в области мультимодальной учебной аналитики пока недостаточно изучены, хотя обладают большим потенциалом для дальнейших исследований?

### **Методология, материалы и методы**

Для достижения поставленных целей был применен библиометрический подход – широко распространенный и точный метод изучения и анализа больших объемов научных данных, позволяющий выявлять взаимосвязи между публикациями и обобщать ситуацию по исследуемой теме. Мы руководствовались принципами проведения библиометрического анализа, изложенными в работе N. Donthu et al. [28]. В качестве инструмента визуализации и анализа тенденций в библиометрических данных мы использовали VOSviewer, который позволяет создавать карты взаимосвязей на основе сети авторов и ключевых слов. Процедура такого анализа разработана, например, в трудах D. N. Effendi et al. [33]. На последних стадиях библиометрического анализа мы уделили большее внимание работам, в которых приводились примеры конкретного использования собираемых данных. При этом нас интересовали прежде всего данные нижнего уровня, поскольку именно они составляют основу мультимодальной учебной аналитики. В качестве источника данных мы использовали цифровую библиотеку ACM (ACM Digital Library) – один из профильных ресурсов в области компьютерных наук и вычислительной техники. Выбор этой библиотеки является обоснованным и репрезентативным, поскольку именно там сосредоточена основная и исторически значимая научная информация о конференциях «Learning Analytics and Knowledge» (LAK). Ключевые публикации и первые упоминания термина «Multimodal Learning Analytics» связаны именно с этой конференцией. ACM является официальным издателем материалов LAK.

Ученые, в частности В. А. Малахов, отмечают преимущества библиометрического анализа, который предлагает воспроизводимый и структурированный подход к поиску и анализу научных публикаций, обеспечивающий максимальный охват существующих исследований по заданной теме, и предоставляет возможность выявить общие тенденции, противоречия и пробелы в существующих знаниях при помощи доступного инструментария [34]. Последовательность получения и отбора данных представлена на рис. 1.

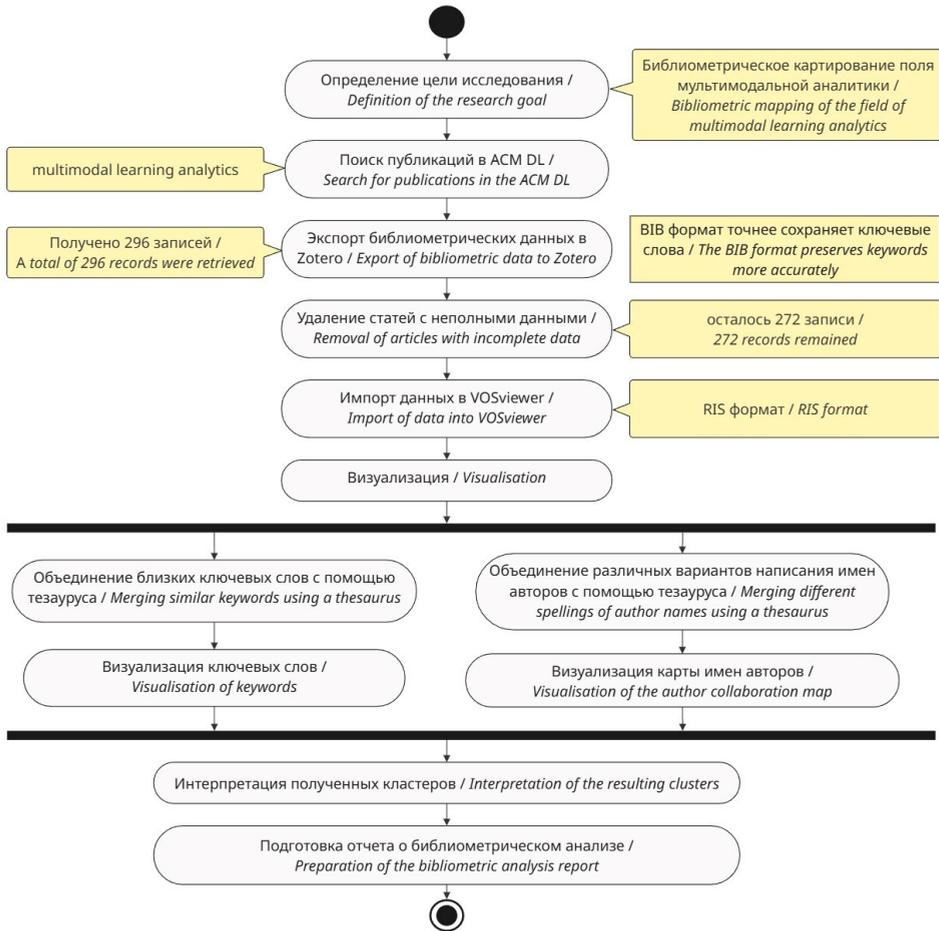


Рис. 1. Схема отбора данных для библиометрического анализа

Fig. 1. Scheme of data selection for bibliometric analysis

На поисковый запрос «multimodal learning analytics» мы получили 296 записей. Запрос не ограничивался временными рамками, поскольку само понятие было сформулировано только в 2012 году. Полученные по запросу данные были выгружены в двух широко используемых при работе с библиографической информацией форматах экспорта и обмена данными – EndNote и BIB. Для дальнейшей обработки был выбран формат BIB, поскольку он точнее сохраняет ключевые слова.

На первом этапе анализа полученные данные были обработаны в библиографическом менеджере Zotero, на этом этапе были удалены 24 записи, для которых не было указано авторство. После фильтрации записей в Zotero они были сохранены в формате RIS и загружены в среду VOSviewer.

Текстовое представление данных позволило обнаружить различное написание для одних и тех же авторов и ключевых слов. Для объединения этих записей мы использовали файл тезауруса, который позволяет VOSviewer объединять авторов, по-разному записанных при публикации документов. Было объединено 16 записей. Этот же инструмент тезауруса был использован для объединения ключевых слов, обозначающих одни и те же понятия. Всего таких записей было обнаружено и объединено 31.

В результате анализа мы получили карты взаимосвязей ключевых слов и команд исследователей. Также был сформирован граф ключевых понятий MMLA, отражающий изменение интереса к ним в динамике по годам. Он в сочетании с тематическим анализом самых цитируемых публикаций в соответствующие годы, подходы к которому представлены, в частности, у Е. Рыжковой [35], позволил проследить основные вехи развития MMLA.

На втором шаге мы приступили к построению веерной матрицы, следуя предложенной С. В. Чебановым [31] процедуре, согласно которой в начале берется некоторая ось, построенная из однородных категорий, отличающихся друг от друга по какому-то основанию. В случае изучения аналитики различных модальностей мы в качестве таких категорий выбрали категории пространств, в которых собираются данные: физическое, экологическое, психологическое, цифровое.

Вторая ось представляет собой те же концепции, но рассмотренные в ином аспекте, например, как подходы или способы мышления: физический, экологический, психологический, вычислительный. В данном случае мы используем допущение, что существует профессиональная специфика стилей мышления, а значит, физики, экологи, психологи и программисты думают по-разному. Здесь для нас важно, что когда ученые будут рассматривать несвойственные им пространства, то они смогут увидеть в них неожиданные и нетривиальные вещи.

Сформированные оси располагаются ортогонально друг другу, образуя заголовки столбцов и строк квадратной таблицы. Элементы, находящиеся на главной диагонали, где пересекаются идентичные модальности (например, физическое пространство и физический подход, экологическое пространство и экологический способ мышления, цифровое пространство и вычислительное мышление), заполняются тривиальным образом, отражая базовые определения соответствующих областей и свойственные этим областям способы измерения.

В первой ячейке главной диагонали будут представлены исследования ученых-физиков, основанные на данных, собранных с датчиков, измеряющих физические движения, жесты и положения тел. Во вторую ячейку главной диагонали попадают исследования ученых-экологов, основанные на данных о показателях окружающей среды, которые могут влиять на обучение – температура, освещенность, характеристики воздуха и т. п. В третьей ячейке главной диагонали веерной матрицы будут представлены исследования психологов и психометриков, основанные на методах физиологических измерений и самоотчетов. В четвер-

той ячейке будут представлены исследования исследователей-программистов, основанные на данных о цифровых следах и взаимодействиях, генерируемых в виртуальных образовательных и игровых средах (табл. 1).

Таблица 1

Веерная матрица поля мультимодальной аналитики

Table 1

Fractal matrix table of the multimodal analytics field

Подходы / <i>Approaches</i> Пространство / <i>Space</i>	Физическое / <i>Physical</i>	Экологическое / <i>Environmental</i>	Психологическое / <i>Psychological</i>	Цифровое / <i>Digital</i>
Физический / <i>Physical</i>	Физические данные / <i>Physical data</i>			
Экологический / <i>Environmental</i>		Экологические данные / <i>Environmental data</i>		
Психологический / <i>Psychological</i>			Психологические, психометрические данные / <i>Psychological, psychometric data</i>	
Цифровой / <i>Digital</i>				Цифровые данные / <i>Digital data</i>

Объединение в исследованиях данных различных ячеек главной диагонали уже дает представление о базовых вариантах учебной аналитики, которые возникают в результате взаимодействия исследователей, представляющих различные подходы и использующие различные типы данных. Однако ключевая ценность веерной матрицы заключается в возможности выявления перспективных направлений исследований, находящихся за пределами главной диагонали. Она позволяет прогнозировать возникновение новых направлений на стыке различных дисциплин, когда специалисты в области физики, экологии, психологии и информатики применяют свои специфические подходы в пространствах, которые изначально не являются для них очевидными. Веерная матрица позволяет предполагать возможные варианты исследований, которые будут находиться вне главной диагонали и прогнозировать, что физики или психологи могут использовать свои подходы в новых и неочевидных для себя пространствах, и в результате этого будут возникать новые направления мультимодальной учебной аналитики.

Таким образом, в представленном исследовании реализован комплексный подход к анализу библиометрических данных:

– проведен анализ публикаций за весь период упоминания MMLA с целью выявления ее эволюции и перспектив;

– использованы два уровня анализа: библиометрическое картирование научных трендов и систематизация образовательных конструктов, что позволило увязать теоретическую базу с прикладным применением;

– разработан и применен тезаурус, что минимизировало ошибки в данных и позволило агрегировать разрозненные записи (вариативные написания терминов);

– для онтологического осмысления данных был применен метод веерной матрицы. Этот подход впервые был использован в контексте анализа мультимодальных данных, что расширяет возможности визуализации и прогнозирования перспективных направлений исследований. Особое внимание уделено данным нижнего уровня (физическим, цифровым, экологическим, психологическим), которые традиционно игнорируются в подобных библиометрических исследованиях. В результате мы смогли глубже понять механизмы их сочетания и объединения в контексте исследований мультимодальной аналитики. Впервые произведена идентификация недостаточно изученных областей. Предложена систематизация незаполненных пространств в веерной матрице для прогнозирования перспективных направлений исследований;

– для визуализации данных были использованы VOSviewer и Zotero, что позволило создать интерактивные графы с кластерами авторов и ключевых слов. Эти инструменты обеспечили высокую воспроизводимость результатов.

## Результаты исследования

Статистический анализ количества публикаций по годам демонстрирует рост интереса исследователей к теме мультимодальной аналитики обучения (рис. 2). Учитывая отложенный характер публикации научных статей, в статистический анализ включены работы, ограниченные 2024 годом выхода.

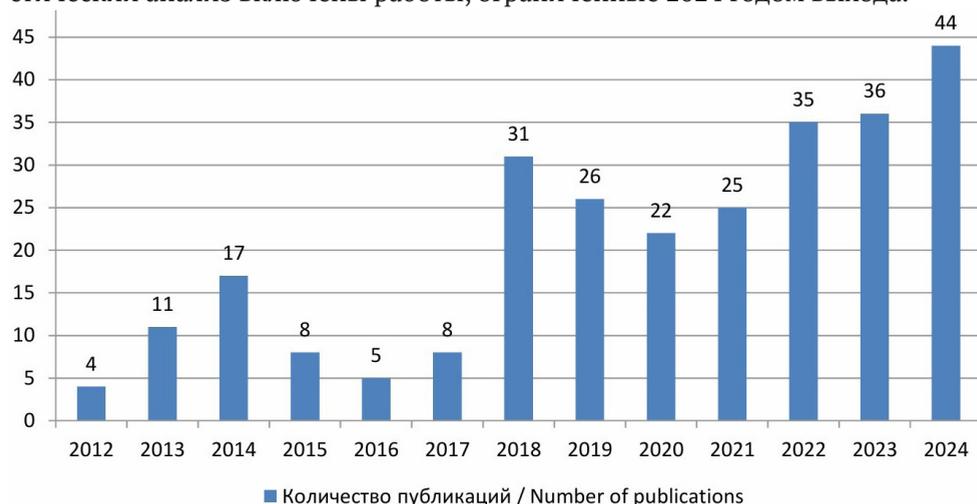


Рис. 2. Количество публикаций по годам

Fig. 2. Number of publications per year

Анализ полученных библиометрических данных позволил проследить основные вехи развития мультимодальной учебной аналитики с момента ее появления до настоящего времени. Мультимодальный анализ обучения зародился в 2011 году. Тогда появились первые исследования, интегрирующие разнородные данные о поведении учащихся. На первой конференции LAK'11 (Learning Analytics and Knowledge) P. Blikstein продемонстрировал подход к оценке навыков программирования на основе данных о действиях студентов в открытых заданиях [36]. В то же время он совместно с M. Worsley начал использовать мультимодальные данные для выявления «маркеров экспертности» в решении инженерных задач [37]. Эти ранние работы показали потенциал объединения разных типов сигналов (лог-файлы, аудио, рукописных заметок и т. п.) для более глубокого понимания процесса обучения.

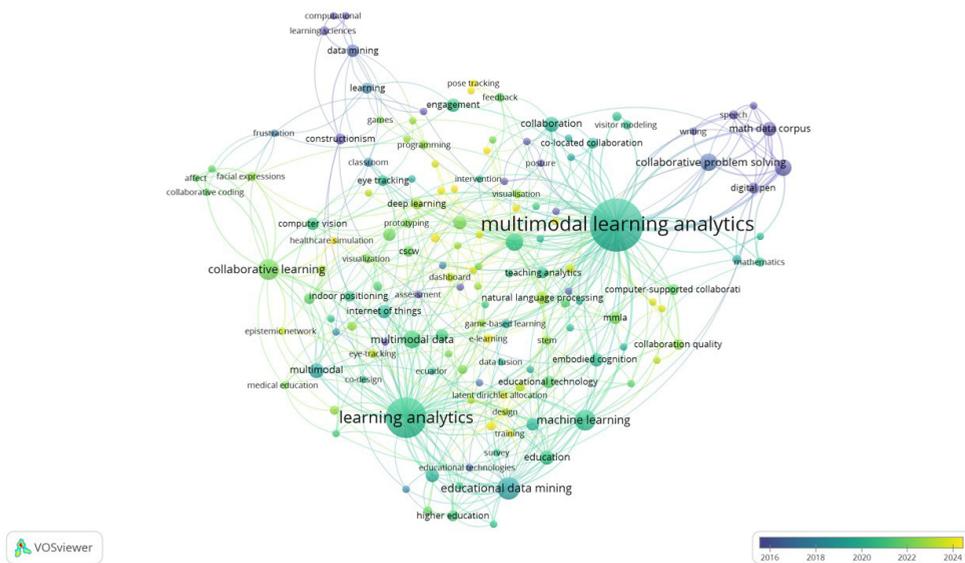


Рис. 3. Граф ключевых понятий ММЛА, отражающий временную динамику

Fig. 3. Graph of MMLA key concepts reflecting the temporal dynamics

С 2012 года мультимодальная учебная аналитика оформляется как отдельное направление. Как отмечают M. Worsley, R. Martinez-Maldonado, на конференции ICMI состоялась первая международная рабочая сессия по мультимодальной учебной аналитике [26]. В ходе этой сессии был заложен фундамент сообщества ММЛА и сформулирована его цель – объединить мультимодальные данные и аналитику обучения для получения «более целостного» взгляда на обучение. Там же M. Worsley представил доклад «Multimodal Learning Analytics:

Enabling the future of learning through multimodal data analysis and interfaces» [38], сформулировав видение будущего, в котором обучение будет анализироваться на основе данных сразу из нескольких каналов. В 2013 году на третьей конференции LAK P. Blikstein дал первое определение MMLA: «набор методов, которые можно использовать для сбора данных из нескольких источников, имеющих высокую временную детализацию (видео, лог-файлы, аудио, жесты, биосенсоры), их синхронизации, кодирования и анализа обучения, происходящего в реалистичных, соответствующих естественным условиям, социальных и мультимедийно насыщенных образовательных контекстах» [39]. Тогда же M. Worsley и P. Blikstein представили подход «мультимодальной оценки на основе действий» (multimodal action-based assessment) [40], демонстрирующий то, как одновременный анализ речи, жестов и действий учащихся позволяет судить о ходе решения инженерных задач.

В последующие годы MMLA начал применяться к новым типам учебных ситуаций и развивать свой инструментарий. Начались исследования социальных аспектов обучения. Эксперименты B. Schneider и R. Pea по отслеживанию взгляда в реальном времени продемонстрировали, что взаимный зрительный контакт (gaze tracking) коррелирует с качеством совместной работы и способствует более слаженному сотрудничеству [41]. На конференции ICMI 2015 были продемонстрированы возможности автоматизированного представления поведения обучающихся и его аналитики с использованием методов компьютерного зрения и распознавания речи, в частности, автоматическое распознавание поз учащихся, жестов и выражения лица во время обучения (M. Worsley [42]). M. Worsley et al. отмечают, что стимулом к распространению методов MMLA стало появление недорогих сенсорных систем для классов, например, устройство Multimodal Selfies, которое объединяет камеру, микрофон и сенсоры для записи действий учеников на уроке [43].

В работе H. Alwahaby et al. отмечено, что исследователи начинают обращать внимание на этические аспекты [44]. Мультимодальные данные (видео, аудио, биометрия) содержат чувствительную информацию, и сообщество начало разрабатывать принципы ответственного сбора и использования таких данных.

В 2016–2020 гг. сформировались теоретические основания MMLA и был введен ряд ключевых концепций. M. Worsley et al. описали подходы, определяющие то, как данные жестов, речи и действий должны интерпретироваться в контексте педагогических целей и теорий [45]. D. Di Mitri et al. опубликовали концептуальную модель «From signals to knowledge» («От сигналов к знанию») [3], в которой описаны четыре фазы преобразования «сырых» мультимодальных данных (сигналов) в осмысленные индикаторы обучения. Эта модель обеспечивает теоретический каркас для будущих исследований MMLA. Группа исследователей во главе с M. J. Rodríguez-Triana предложила подход «teacher in the loop» («учитель в контуре») [46], описывающий процесс вовлечения преподавателя в выбор релевантных датчиков и метрик, что повысило полезность

и понятность аналитики для учителей. Этот подход подчеркивает, что эффективность MMLA возрастает, когда учитывается педагогическая экспертиза. В работе D. Di Mitri et al. представлена система аннотирования мультимодальных данных «Read Between the Lines» («Читайте между строк») – инструмент, позволяющий исследователям синхронно размечать видео, аудио и логи для обучения [47].

Появление таких открытых инструментов значительно упростило обработку сложных датасетов и способствовало воспроизводимости исследований. Одним из ярких методических новшеств стал предложенный R. Martinez-Maldonado et al. подход «layered storytelling» («многослойное повествование»), где комплексные мультимодальные данные представляются в виде слоев истории – от «сырого» уровня (события, жесты, речи) до агрегированных инсайтов, что позволяет исследователю или преподавателю проследить, как из данных рождаются выводы [48]. Такой способ представления улучшает интерпретацию аналитики и связь с педагогическим контекстом. 2020 год продемонстрировал возможности MMLA для предоставления обратной связи в реальном времени. Например, D. Di Mitri et al. представили систему CPR Tutor для обучения реаниматологов, которая в режиме реального времени дает обучаемому обратную связь по качеству компрессий сердца, анализируя мультимодальные сигналы (давление, поза, время) [49]. Эта работа показала, что MMLA-решения могут быть не только диагностическими, но и интерактивными, встраиваясь непосредственно в учебный процесс.

Сформулированы подходы к анализу совместного обучения: как интерпретировать речь, жесты, цифровые действия участников команды, чтобы оценить координацию усилий и вклад каждого учащегося [18]. Для интерпретации мультимодальных данных V. Echeverria et al. предложили новую концепцию «полупрозрачности сотрудничества» (collaboration translucence), в которой мультимодальные данные о групповой работе визуализируются так, чтобы быть понятными и полезными самим обучающимся и наставникам [50]. Все это указывает на движение MMLA в сторону простоты и понятности подачи результатов, к своего рода «рассказу данных». В настоящее время наблюдается устойчивый рост интереса сообщества мультимодальной учебной аналитики к исследованию совместной учебной деятельности, с акцентом на выявление и интерпретацию структур группового взаимодействия.

В начале 2020-х гг. MMLA уже прочно вошла в научную повестку, о чем, по мнению М. Чукурова, свидетельствуют специальные выпуски ведущих журналов в области цифровых технологий в образовании [51]. Примеры применения MMLA к изучению процесса обучения затрагивают различные аспекты: от оценки когнитивной нагрузки студентов по сочетанию движения глаз и действий в онлайн-обучении (например, у С. Larmuseau et al. [10]) до исследований синхронности физиологических реакций участников группы как индикатора вовлеченности в совместную работу (M. Dindar et al. [52]) и сопоставления



В дальнейшем мы удалили из графа узлы «MMLA» и «leaning analytics», поскольку они очевидны, притягивают на себя большинство связей и не позволяют увидеть более мелкие кластеры ключевых слов<sup>1</sup>.

При изучении этого графа следует обратить внимание на то, что сразу три различных кластера, расположенных в центре сети, содержат в своем составе крупные узлы, связанные с совместной деятельностью. Это узлы «collaborative problem solving», «collaborative learning», «collaboration analytics». Вторая особенность графа в том, что на нем практически не представлены слова, позволяющие судить о данных, которые использовались при проведении мультимодальных аналитических исследований.

Для выявления наиболее значимых исследовательских тем и анализа их динамики мы объединили ключевые слова публикаций по их семантической близости. После удаления дубликатов 393 уникальных ключевых слова из файла RIS были сгруппированы в 6 категорий, имеющих наибольшее количество упоминаний в публикациях. Из анализа были удалены 94 ключевых слова, относившихся к общим понятиям мультимодальной учебной аналитики и 203 ключевых слова, которые не были категоризированы. Полученные категории представлены в табл. 2.

Таблица 2

Категории ключевых слов в публикациях на тему мультимодальной аналитики

Table 2

Keyword categories in multimodal analytics publications

Категория / Category	Включенные в категорию ключевые слова / Keywords included in the category
Применение методов искусственного интеллекта / <i>Application of Artificial Intelligence methods</i>	«machine learning», «natural language processing», «deep learning», «artificial intelligence», «artificial intelligence in education», «ai and education», «ai»
Коллаборация и совместное обучение / <i>Collaboration and cooperative learning</i>	«collaborative learning», «collaborative problem solving», «cscsl», «collaboration analytics», «collaboration», «collaboration quality», «co-located collaboration», «teamwork», «cscw», «peer learning», «computer-supported collaborative learning», «group work», «collaborative learning environment», «collaborative game-based learning», «collaboration indicators», «collaborative coding», «team collaboration»
Теории обучения / <i>Learning theories</i>	«embodied cognition», «constructionism», «self-regulated learning», «constructionist», «self-determination theory», «spatial pedagogy», «constructivist pedagogy», «problem-based learning», «game-based learning», «constructivism»

<sup>1</sup> Интерактивный виджет, на котором представлен этот сокращенный граф с возможностью влиять на способ представления данных. Режим доступа: [https://app.vosviewer.com/?json=https://drive.google.com/uc?id=1v3QA6RB6dnuUocz\\_FnSR\\_n3\\_Wcw18Lyx](https://app.vosviewer.com/?json=https://drive.google.com/uc?id=1v3QA6RB6dnuUocz_FnSR_n3_Wcw18Lyx) (дата обращения: 02.06.2025).

Этические вопросы применения ММЛА / <i>Ethical considerations of using MMLA</i>	«ethics», «privacy»
Изучение сетей / <i>Network analysis</i>	«social network analysis», «social networks», «epistemic network», «network analysis», «social network», «temporal networks», «localisation graphs», «influence graphs»
Прогнозирование процессов обучения / <i>Prediction of learning processes</i>	«prediction of cognitive state», «predictive modelling», «predictive data and models», «predictive analytics», «prediction of domain expertise», «prediction methodology», «predictive systems», «predicting student performance», «predictive student modelling», «early prediction», «engagement prediction»

На рис. 5 представлена частотность упоминания в публикациях выделенных категорий ключевых слов. Из графиков видно, что растет популярность обсуждения тем «Применение методов искусственного интеллекта», «Коллаборация и совместное обучение», «Изучение сетей». Также отметим, что работы по теме совместного обучения преобладают в количественном выражении. Изучение ММЛА в контексте категории «Теории обучения» освещается в литературе почти каждый год, наблюдается рост интереса к данной теме. Категория «Прогнозирование процессов обучения» обсуждается в отдельных публикациях, однако тенденция к росту популярности данной темы не прослеживается. Вопросы этики использования мультимодальных данных для аналитики обучения пока мало представлены в научной литературе.

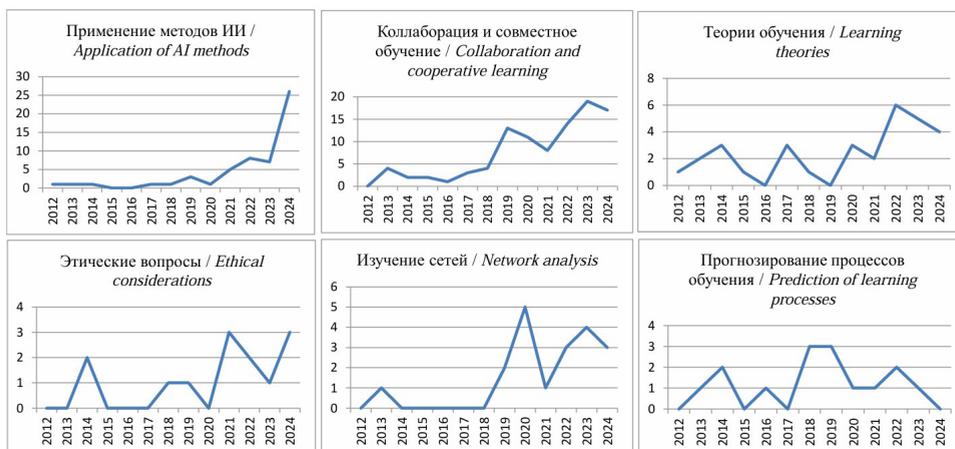


Рис. 5. Частотность упоминания категорий ключевых слов в публикациях

Fig. 5. Frequency of keyword categories mentioned in publications

Для изучения научного поля мы провели визуализацию исследовательских групп. Результаты представлены на рис. 6<sup>1</sup>.

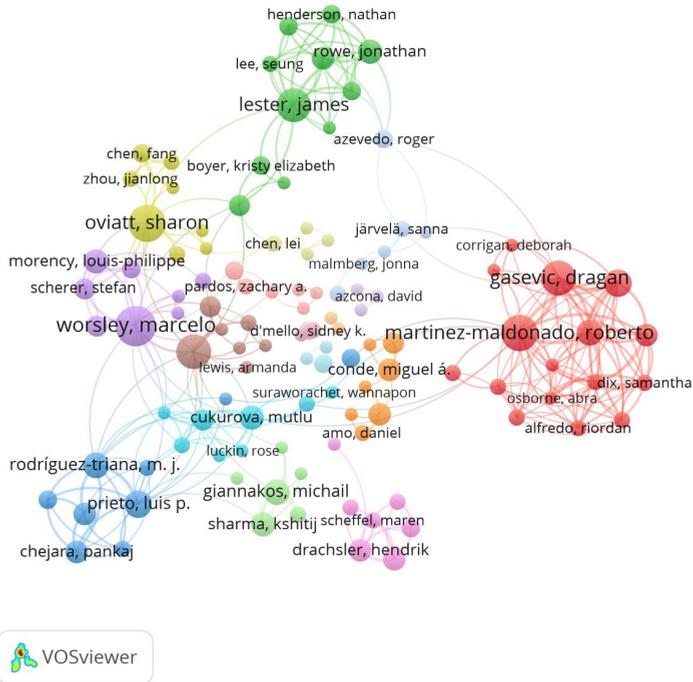


Рис.6. Кластеры исследовательских групп

Fig.6. Clusters of research groups

Исследовательские группы явно делятся на кластеры и дают возможность проведения более структурированного анализа поля MMLA. Для картирования исследовательского поля связали наиболее крупные кластеры исследовательских команд с содержанием, которое определяет направление исследований, и используемыми данными. Кластеры с описанием их тематики представлены в табл. 3. Для каждого кластера мы провели дополнительное исследование наиболее цитируемых публикаций авторов по теме мультимодальной аналитики и постарались определить типы данных, на которые прежде всего ориентированы исследования этой группы авторов.

<sup>1</sup> Режим доступа: <https://app.vosviewer.com/?json=https://drive.google.com/uc?id=15h32E-v08FZbo5eCseoT6l18NCiY9wC0> (дата обращения: 02.06.2025).

Так, для красного кластера, содержание которого связано с проксемикой класса, изучающей пространственные условия обучения, наиболее значимыми являются работы D. Gašević [55; 19] и R. Martinez-Maldonado [56; 57], где обсуждаются отношения учителя и учеников на основании данных с видеочапер и носимых датчиков.

Для зелёного кластера, содержание которого связано с предсказанием успешности учеников в обучении, наиболее значимыми являются публикации J. Lester, J. Rowe, A. Emerson [58; 59; 60], где обсуждается такой конструкт, как вовлечённость учеников, на основании данных об их перемещении по территории музея или в среде компьютерной экологической игры.

Для синего кластера, содержание которого связано с изучением совместной деятельности, наиболее значимыми являются публикации M. J. Rodríguez-Triana и L. P. Prieto [18; 46; 61], где отслеживается взаимодействие учеников на основании данных натальных датчиков и ай-трекинга.

Для фиолетового кластера, содержание которого связано с анализом конструкционистского подхода и созданием учениками компьютерных программ и инженерных конструкций, наиболее значимы публикации P. Blikstein и M. Worsley [62; 63], где для анализа поведения учеников используются лог-файлы, ай-трекинг и видеозаписи из учебных аудиторий.

В коричневом кластере, содержание которого связано с педагогическим конструктом самодетерминации, субъектности, самоконтроля и рефлексии учеников, ключевую роль играют публикации X. Ochoa [64; 65], где источником первичных данных для оценивания этого конструкта служат видеозаписи, содержащие информацию о положении тела и жестах учеников в аудитории.

В голубом кластере, содержание которого связано с педагогическим конструктом коллаборации и формирования коллективного субъекта, наиболее значимы работы M. Sukurova et al. [6; 20; 66], где данные видеозаписей дополняются психомоторными данными с различных датчиков и подчеркивается потенциал интеграции физиологических показателей с другими источниками данных, такими как речь, взгляд и выражение лица, для выявления психофизиологических реакций и сопутствующих социальных и контекстуальных процессов, связанных с совместным обучением.

В розовом кластере, содержание которого связано с использованием аналитических дашбордов для самоконтроля и рефлексии учеников, ключевое значение имеют работы D. Di Mitri и H. Drachsler [3; 67].

В светло-зеленом кластере, содержание которого связано с педагогическим конструктом мотивации и вовлеченности при программировании компьютерных игр, наиболее значимы работы K. Sharma и M. Giannakos [68; 69], основанные на изучении ай-трекинга в процессе программирования.

Таблица 3

## Кластеры мультимодальной учебной аналитики

Table 3

## Clusters of multimodal learning analytics

Цвет кластера, авторы / <i>Cluster color, authors</i>	Содержание исследований / <i>Research focus</i>	Ключевые публикации / <i>Key publications</i>	Основные источники данных MMLA / <i>Primary MMLA data sources</i>	Используемые методы анализа / <i>Analytical methods used</i>
Красный, Gasevic, Martinez-Maldonado (Проксемика) / <i>Red, Gasevic, Martinez-Maldonado (Proxemics)</i>	Учебная аналитика в учебной аудитории, проксемика класса и данные, которые помогают анализировать экосистему класса / <i>Learning analytics in physical classrooms; classroom proxemics; multimodal data for analysing classroom ecosystems</i>	Yan et al., 2022, 2021, Martinez-Maldonado et al., 2020; Martinez-Maldonado et al., 2022	Видео, носимые датчики, сверхширокополосная сенсорная система (UWB) / <i>Video recordings, wearable sensors, Ultra-Wideband (UWB) positioning systems</i>	Визуализации, тепловые карты, временной анализ, сетевой анализ (SNA) / <i>Visualisations, heatmaps, temporal analysis, social network analysis (SNA)</i>
Зеленый, Lester, Rowe, Emerson (Моделирование и прогнозирование) / <i>Green, Lester, Rowe, Emerson (Modelling and prediction)</i>	Моделирование действий учеников, предсказание успешности на основе анализа взаимодействия с интерактивными объектами и поведения в компьютерных обучающих играх (Crystal Island) / <i>Modelling student behaviour and predicting learning success based on interaction with digital objects and behaviour in game-based environments (e.g. Crystal Island)</i>	Emerson et al., 2023, 2021; Lester, 2021	Носимые датчики. Данные о движениях тела (поза, выражение лица, взгляда). Лог-файлы журналов взаимодействия с объектами и учебными материалами / <i>Wearable sensors; body movement data (posture, facial expressions, gaze); interaction logs with digital learning objects</i>	Линейное прогнозирование, моделирование, анализ главных компонент (PCA), алгоритмы машинного обучения (ML) и глубокого обучения (DL) / <i>Linear predictive modelling, principal component analysis, machine learning, deep learning</i>
Синий, Prieto, Rodriguez-Triana (Сотрудничество) / <i>Blue, Prieto, Rodriguez-Triana (Collaboration)</i>	Использование данных для повышения качества коллаборации в аудитории и в компьютерной среде / <i>Using multimodal data to enhance collaboration quality in physical classrooms and computer-supported environments</i>	Prieto et al., 2018; Rodríguez-Triana et al., 2018; Schwendemann et al., 2017	Носимые датчики, аудиовизуальные данные, ай-трекинг, самоотчеты и опросы (анкетные данные) / <i>Wearable sensors, audiovisual recordings, eye-tracking, self-reports, and questionnaire-based survey data</i>	Машинное обучение, анализ временных рядов, кросс-валидация. Визуализация и анализ взаимодействия участников на основе сетевого анализа (графы оркестровки, «orchestration graphs») / <i>Machine learning, time series analysis, cross-validation, visual analytics, orchestration graphs (SNA-based)</i>

Цвет кластера, авторы / Cluster color, authors	Содержание исследований / Research focus	Ключевые публикации / Key publications	Основные источники данных MMLA / Primary MMLA data sources	Используемые методы анализа / Analytical methods used
Фиолетовый, Worsley, Blikstein (Мониторинг процесса обучения) / Purple, Worsley, Blikstein (Monitoring learning processes)	Анализ учебных процессов в практической деятельности (при создании программ, цифровых объектов, инженерных конструкций) / Analysis of learning processes during hands-on activities (e.g. programming, creating digital objects, engineering design tasks)	Blikstein and Worsley, 2016; Worsley, 2022; Worsley et al., 2016; Worsley and Blikstein, 2018	Лог-файлы LMS и образовательных приложений, log-файлы систем программирования и создания артефактов, аудиовизуальные данные, текстовые данные / LMS logs and application data, programming and artifact creation logs, audiovisual recordings, textual and speech data	Анализ временных рядов, машинное обучение, анализ траекторий, кросс-валидация, анализ текстов и речи / Time series analysis, machine learning, trajectory analysis, cross-validation, text and speech analytics
Коричневый, Очоа (Саморегуляция) / Brown, Ochoa (Self-regulation)	Внедрение студент-ориентированной аналитики обучения, наделение студентов агентностью в использовании аналитических инструментов / Implementation of student-centred learning analytics; empowering learners with agency through the use of analytic tools	Ochoa, 2022; Ochoa et al., 2017, 2021	Аудиовизуальные данные, физиологические данные, данные о жестах / Audiovisual data, physiological data, gesture-based interaction data	Анализ временных рядов, анализ текстов и речи, машинное обучение / Time series analysis, text and speech analytics, machine learning
Голубой, Cukurova, Luckin (Сотрудничество на нейропсихологических данных) / Light Blue, Cukurova, Luckin (Collaboration with neuropsychological data)	Изучение процессов сотрудничества и совместного решения проблем на основе нейропсихологических данных и аудиовизуальных данных / Investigating collaborative processes and joint problem solving using neuropsychological and audiovisual data	Cukurova et al., 2020; Febriantoro et al., 2023; Zhou et al., 2023	Видео данные, аудио данные, психомоторные данные / Video data, audio data, psychomotor data	Анализ говорящих, анализ зрительного внимания, процессный анализ, машинное обучение и глубокое обучение / Speaker diarisation, gaze analysis, process analytics, machine learning, deep learning
Розовый, Drachsler, Di Mitry (Саморегуляция) / Pink, Drachsler, Di Mitri (Self-regulation)	Использование данных и дашбордов для самоконтроля учащихся для поддержки саморегулируемого обучения / Use of data and learning dashboards to support student self-monitoring and promote self-regulated learning	Di Mitri et al., 2018, 2017	Физиологические данные, log-файлы использования ПО и веб-ресурсов, климатические данные, анкеты самооценки / Physiological data, software and web usage logs, environmental (climate) data, self-assessment questionnaires	Анализ временных рядов, линейные смешанные модели, регрессионный анализ / Time series analysis, linear mixed models, regression analysis

Цвет кластера, авторы / <i>Cluster color, authors</i>	Содержание исследований / <i>Research focus</i>	Ключевые публикации / <i>Key publications</i>	Основные источники данных MMLA / <i>Primary MMLA data sources</i>	Используемые методы анализа / <i>Analytical methods used</i>
Светло-зеленый, Sharma, Giannakos (Вовлеченность и сотрудничество) / <i>Light Green, Sharma, Giannakos (Engagement and collaboration)</i>	Изучение вовлеченности и сотрудничества в игровых задачах по программированию и робототехнике / <i>Investigating engagement and collaboration in game-based programming and robotics activities</i>	Sharma et al., 2019a, 2019b; Sharma and Giannakos, 2020	Ай-трекинг / <i>Eye-tracking data</i>	Корреляционный анализ / <i>Correlational analysis</i>

Соотнесем выделенные кластеры с пространствами мультимодальной учебной аналитики на основе представленной в работе S. Mu et al. [24] классификации (табл. 4).

Таблица 4  
Пространства и исследовательские кластеры мультимодальной учебной аналитики

Table 4  
Spaces and research clusters of multimodal learning analytics

Пространство / <i>Space</i>	Описание / <i>Description</i>	Источники данных / <i>Data sources</i>	Кластеры / <i>Clusters</i>
Цифровое / <i>Digital</i>	Цифровые следы, собираемые на учебных платформах, инструментах и сервисах / <i>Digital traces collected from educational platforms, tools, and services; focused on learners' interactions with software environments and digital learning artifacts</i>	Log-файлы действий и взаимодействий / <i>Interaction logs</i> ; log-файлы использования ПО и веб-ресурсов / <i>software and web usage logs</i> ; log-файлы систем программирования и создания артефактов / <i>programming and artifact creation logs</i> ; учебные артефакты (текстовые данные, программный код, цифровые изображения и объекты и др.) / <i>learning artifacts (textual data, code, images, digital objects)</i> ;  сообщения в чатах, обсуждения на форумах / <i>chat messages, forum discussions</i> ; данные с интерактивных досок, AR/VR-устройств, планшетов / <i>data from interactive whiteboards, AR/VR devices, tablets</i>	Проксемика / <i>Proxemics</i> ; Моделирование и прогнозирование / <i>Modelling and prediction</i> ; Сотрудничество / <i>Collaboration</i> ; Мониторинг процесса обучения / <i>Monitoring learning processes</i>

Пространство / Space	Описание / Description	Источники данных / Data sources	Кластеры / Clusters
Физическое / Physical	Данные, полученные с помощью различных датчиков и сенсоров / <i>Data collected via various sensors and tracking devices, focusing on bodily movements, spatial positioning, and physical interaction with the environment</i>	Геометрия тела и позы / <i>Body geometry and posture</i> ; Жесты, движение тела / <i>Gestures and bodily movements</i> ; Перемещение в пространстве / <i>Spatial positioning and mobility data</i> ; Данные взаимодействия с физическими устройствами (физическая активность, усилие) / <i>Interaction with physical devices (activity, exertion)</i> ; Ай-трекинг / <i>Eye-tracking</i> ; Микродвижения (легкие колебания) / <i>Micro-movements</i> ; Анализ речи (тон и громкость голоса, скорость и паузы в речи) / <i>Speech analysis (tone, volume, tempo, pauses)</i>	Моделирование и прогнозирование / <i>Modelling and prediction</i> ; Сотрудничество / <i>Collaboration</i> ; Саморегуляция / <i>Self-regulation</i> ; Сотрудничество на нейропсихологических данных / <i>Collaboration with neuropsychological data</i> ; Вовлеченность и сотрудничество / <i>Engagement and collaboration</i>
Физиологическое / Physiological	Данные, связанные с внутренним физиологическим состоянием человека, объективно отражающие состояние учащегося / <i>Data related to learners' internal physiological states, objectively reflecting their cognitive and emotional conditions</i>	Сердечно-сосудистая активность / <i>Cardiovascular activity</i> ; Электродермальная активность / <i>Electrodermal activity (EDA)</i> ; Дыхательная активность / <i>Respiratory activity</i> ; Температура тела / <i>body temperature</i>	Саморегуляция / <i>Self-regulation</i> ; Сотрудничество на нейропсихологических данных / <i>Collaboration with neuropsychological data</i>
Психологическое, психометрическое / Psychological, psychometric	Данные психометрических инструментов, субъективно отражающие психическое состояние учащегося / <i>Data from psychometric instruments that subjectively reflect learners' psychological states and self-perceptions</i>	Тесты (замеры знаний) / <i>Tests (knowledge assessments)</i> ; Опросники (шкалы замера различных психологических конструктов) / <i>Questionnaires (scales measuring psychological constructs)</i> ; Самоотчеты / <i>Self-reports</i> ; Само- и взаимные оценки / <i>Peer- self-evaluations</i>	Саморегуляция / <i>Self-regulation</i> ; Сотрудничество / <i>Collaboration</i>
Экологическое / Environmental	Данные об учебной среде, в которой физически находился учащийся / <i>Data related to the physical learning environment in which the learner is situated</i>	Температура окружающей среды / <i>Ambient temperature</i> ; Уровень шума / <i>Noise level</i> ; Уровень освещенности / <i>Lighting conditions</i> ; Уровень влажности / <i>Humidity</i> ; Качество воздуха (углекислый газ, влажность) / <i>Air quality (e.g. CO<sub>2</sub> concentration, moisture)</i>	Саморегуляция / <i>Self-regulation</i>

Как видно из табл. 4, для решения конкретных задач исследовательскими группами могут собираться и объединяться данные различных модальностей – пространств ММЛА, в рамках каждого из которых существует широкий спектр источников данных.

Исследования показывают, что с помощью ММЛА можно выявлять и оценивать важные для исследования процессов обучения психологические конструкты: критическое мышление, цифровую грамотность, вовлеченность в обучение, креативность, самостоятельность, уровень стресса, способность к сотрудничеству и т. п. Эти психологические конструкты обучающихся невозможно точно измерить с помощью традиционных инструментов, но их количественная оценка средствами ММЛА позволяет преодолеть субъективность измерений и предоставить практически непрерывную информацию в режиме реального времени. Среди исследований в этом направлении можно выделить работы G. M. Fernandez-Nieto, M. Worsley, X. Ochoa, M. Cukurova [2; 6; 70; 71]. В них отмечается, что после обнаружения и моделирования учебных конструктов на их основе можно разработать инструменты обратной связи и адаптивные системы.

В рамках ответа на исследовательский вопрос № 3 установлено, что коллективные аспекты учебной деятельности по-прежнему освещаются в мультимодальной учебной аналитике в меньшей степени, чем индивидуальная учебная работа. Однако мы наблюдаем устойчивый рост интереса сообщества ММЛА к вопросам изучения коллаборации, сегодня именно анализ совместной работы представляет собой одно из наиболее перспективных направлений. Это особенно актуально в контексте современной образовательной повестки, ориентированной на развитие навыков коммуникации, командной работы и социального взаимодействия. Интеграция различных типов данных открывает возможность лучше анализировать характер совместной учебной работы: выявлять динамику, координацию и распределение ролей в команде, описывать фазы продуктивного и неэффективного взаимодействия. Все это необходимо для результативного формирования навыков совместной работы у учащихся.

Для ответа на исследовательский вопрос № 4 мы использовали веерную матрицу пространств и подходов (табл. 1), разместив внутри нее обнаруженное в рамках библиометрического обзора разнообразие данных и подходов. Мы начали заполнение матрицы с ячеек главной диагонали. В результате была получена следующая веерная матрица (табл. 5).

Таблица 5

Веерная матрица пространств и подходов

Table 5

Fractal matrix table of spaces and approaches

Подходы / Approaches Пространство / Space	Физическое / Physical	Экологическое / Environmental	Психологическое / Psychological	Цифровое / Digital
Физический / Physical	Данные о жестах, данные с носимых датчиков, аудио-визуальные данные / <i>Gesture data, wearable sensor data, audiovisual recordings</i>	Действия при создании физических конструкций / <i>Actions during the construction of physical artifacts</i>	Ай-трекинг, данные электродермальной активности / <i>Eye-tracking, electrodermal activity data</i>	Действия при создании программ и цифровых объектов / <i>Actions during the creation of programs and digital objects</i>
Экологический / Environmental		Климатические данные / <i>Environmental data (e.g. climate variables)</i>		
Психологический / Psychological	Анализ говорящих, анализ зрительного внимания / <i>Speaker diarisation, gaze analysis</i>		Физиологические данные, анкеты самооценки, нейропсихологические данные / <i>Physiological data, self-assessment questionnaires, neuropsychological data</i>	
Цифровой / Digital		Тепловые карты / <i>Heatmaps</i>	Графы оркестровки / <i>Orchestration graphs</i>	log-файлы / <i>Log files</i>

Матрица демонстрирует свойства и возможности мультимодальной учебной аналитики в изучении различных аспектов обучения. При ее обсуждении важно отметить, что многие ячейки этой матрицы остаются пока незаполненными. Например, мы видим отсутствие подходов MMLA на пересечении экологического и психометрического пространств, что говорит об отсутствии в настоящее время исследований, использующих одновременно данные, субъективно отражающие психическое состояние учащегося и данные окружающей среды. Мы можем только предполагать, как это было с ячейками периодической системы Менделеева, что исследования в этих направлениях будут сделаны в будущем.

### Обсуждение

Используя многосоставной дизайн науковедческого исследования, мы смогли проследить эволюцию MMLA от экспериментальных исследований к

оформлению в самостоятельную научную область с атрибутами научной институционализации – специализированными конференциями, научными журналами и рабочими группами. Наблюдается прикладное использование мультимодальных данных в реальных образовательных средах, что поднимает вопросы методологического и практического характера: учет контекста обучения, формулирование этических принципов, подходов к разметке и хранению данных.

Мы провели подробное изучение статей, затрагивающих темы, исследовательский интерес к которым растет в рамках MMLA: применение методов искусственного интеллекта; коллаборация и совместное обучение; изучение социальных сетей.

Анализ литературы на тему применения искусственного интеллекта (ИИ) в исследованиях MMLA позволяет сделать вывод о том, что основное приложение методов ИИ заключается в обучении моделей на мультимодальных данных для их интерпретации и извлечения ценной информации. Также ИИ применяется для предварительной обработки и очистки данных, в том числе для борьбы с шумом, выявления недостающих и ошибочных значений, преобразования данных в пригодные для анализа форматы, определения признаков, по которым можно анализировать мультимодальные данные, маркировки данных соответствующими метками. Что касается методов ИИ, применяемых на этапе сбора данных, мы обнаружили их использование для распознавания лиц, определения выражения лица, распознавания речи, определения пространственного положения, идентификации направления взгляда.

При изучении темы коллаборации и совместного обучения важно отметить основные принципы: активное участие всех студентов, взаимодействие и обмен знаниями, совместная ответственность за результаты обучения. Все эти параметры возможно изучать с помощью мультимодальной аналитики. MMLA дает средства анализа динамики взаимодействия между студентами, позволяет проводить анализ сотрудничества, изучать роль и вклад каждого участника, дает инструментарий для выявления паттернов коллективного решения задач и факторов, способствующих эффективности совместного обучения.

Тема сетей в обучении тесно связана с темой коллаборации, так как методы анализа социальных сетей (SNA) позволяют изучать структуру и характеристики связей между студентами и (или) преподавателями напрямую или посредством различных продуктов совместной деятельности. SNA используются в исследованиях MMLA для обработки и визуализации данных: построения графов взаимодействия и сотрудничества на основе физических (перемещение в пространстве на основе анализа данных сенсоров или компьютерного зрения; аудиоданные устной коммуникации, обработанные методом распознавания речи) и цифровых данных (письменная коммуникация в чатах и форумах). Результаты такой обработки данных могут применяться для различных исследовательских целей: картирования паттернов взаимодействия и количественной оценки структурных свойств учебных групп; прогнозиро-

вания успешности групповой работы; поддержки «выпадающих» студентов с ограниченным участием и взаимодействием; предоставления обратной связи; оценки вклада участников в групповую работу. В качестве отдельного перспективного направления сетевого анализа можно отметить изучение темпоральных характеристик совместной деятельности (того, как она разворачивается во времени).

Изучив модальности используемых в кластерах MMLA данных, посвященных изучению совместного обучения, мы обнаружили, что они используют все пространства данных, за исключением экологических: физические, цифровые, психологические, физиологические. Нам не удалось обнаружить работы, основанные на распознавании и анализе речи, текстовых сообщений при создании продуктов совместной деятельности, несмотря на то что в образовании все чаще применяются инструменты управления задачами (трекеры), позволяющие собирать данные для такого анализа.

Используя онтологическое осмысление библиометрических данных, мы выявили сдвиг исследовательских интересов от анализа индивидуальных траекторий к анализу групповой динамики в средах совместного обучения. Растущий интерес к потенциалу коллективных форм учебной деятельности для эффективного освоения содержания образования делает наработки мультимодальной аналитики в части понимания взаимодействий в группах значимыми как для теоретического осмысления, так и для практического проектирования учебных сред и планирования учебной работы. В этой связи репертуар современного педагога может быть расширен инструментами визуализации и анализа мультимодальных данных.

Следует отметить ограничения данного исследования. Во-первых, в качестве единственного источника данных для библиометрического анализа использована цифровая библиотека АСМ. Выбор этой базы обусловлен ее содержательной релевантностью тематике исследования: именно в АСМ сосредоточена основная и исторически значимая научная документация, связанная с конференциями ЛАК, в рамках которых была сформулирована идея MMLA. Однако такое ограничение источников может повлиять на полноту охвата междисциплинарных публикаций, представленных в других базах. Во-вторых, выборка статей ограничена концом 2024 года и может не отражать новейших тенденций в области мультимодальной учебной аналитики.

## **Заключение**

Проведенный библиометрический анализ демонстрирует значительный рост интереса за последние 12 лет к мультимодальной учебной аналитике (MMLA) как методу всестороннего изучения процесса обучения. Интерес к мультимодальности базируется на признании того, что обучение – это сложный процесс, включающий когнитивные, эмоциональные, социальные и физические аспекты. Сбор данных из разных модальностей позволяет получить более полную картину поведения и взаимодействия учащихся и осветить

сложные аспекты обучения, которые остаются скрытыми при использовании исключительно одномодальных данных.

Наиболее популярные направления исследований включают прогнозирование эффективности обучения и изучение коллабораций с применением мультимодальных данных и методов сетевого анализа. Их актуальность обусловлена необходимостью предоставления студентам качественной и своевременной обратной связи о процессе индивидуального и группового обучения. С учетом того, что сегодня во ФГОС разных уровней образования входят командные компетенции и схожая картина наблюдается в других системах образования, коллаборативная мультимодальная аналитика представляет собой перспективный инструмент. Были выявлены барьеры, встречающиеся при проведении исследований, использующих данные, собираемые в процессе коллективной деятельности по созданию и редактированию образовательных артефактов, а также данные от других модальностей. Такие практики имеют малую распространенность в реальном образовательном контексте из-за ограниченного доступа педагогических работников к данным о действиях студентов, сложности и трудоемкости их анализа и интерпретации из-за отсутствия четко описанных методик и протоколов. Однако растущий интерес к анализу отдельных видов совместного обучения, таких как процесс совместного написания и редактирования текстов в онлайн-редакторах, говорит о перспективности данного направления исследований.

Наблюдается рост применения методов ИИ в исследованиях MMLA на этапах сбора, анализа, визуализации и интерпретации данных. Инструменты на основе ИИ позволяют значительно снизить операционную и технологическую сложность и трудоемкость анализа больших объемов мультимодальных данных, в том числе в контексте аналитики совместной деятельности.

В связи с необходимостью пересмотра образовательной политики и практики, ориентированных на формирование у студентов навыков сотрудничества и умения работать в команде, полученные результаты могут быть использованы для разработки инструментов оценки и анализа групповой деятельности на основе мультимодальных данных, а также улучшения систем обратной связи для студентов и преподавателей. Для дальнейшего развития MMLA важно расширять использование данных различных модальностей, включая цифровые, экологические и психометрические, внедрять мультимодальную аналитику в системы управления обучением, разрабатывать специфический дизайн учебных курсов, опирающийся на возможности MMLA.

### Список использованных источников

1. Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R. Introduction to multimodal learning analytics. In: *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer International Publishing; 2022:3–28. doi:10.1007/978-3-030-65604-1\_1

2. Worsley M., Ochoa X. *Towards Collaboration Literacy Development through Multimodal Learning Analytics*. Accessed June 05, 2025. [https://tiilt.northwestern.edu/assets/papers/towards\\_collaboration\\_literacy\\_2020.pdf](https://tiilt.northwestern.edu/assets/papers/towards_collaboration_literacy_2020.pdf)
3. Di Mitri D., Schneider J., Specht M., Drachler H. From signals to knowledge: a conceptual model for multimodal learning analytics. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2018;34:338–349. doi:10.1111/jcal.12288
4. Fei N., Lu Z., Gao Y., Yang G., Huo Y., Wen J., et al. Towards artificial general intelligence via a multimodal foundation model. *Nature Communications*. 2022;13(1):3094. doi:10.1038/s41467-022-30761-2
5. Reddy A.S. Multimodal gen AI: integrating text, image, and video analysis for comprehensive claims assessment. *ESP International Journal of Advancements in Computational Technology*. 2024;2(2):133–141. doi:10.56472/25838628/IJACT-V2I2P117
6. Febriantoro W., Gauthier A., Cukurova M. The promise of physiological data in collaborative learning: a systematic literature review. In: *European Conference on Technology Enhanced Learning*. Cham: Springer Nature Switzerland; 2023:75–88. doi:10.1007/978-3-031-42682-7\_6
7. Chejara P., Prieto L.P., Dimitriadis Y., Rodríguez-Triana M.J., Ruiz-Calleja A., Kasepalu R., et al. The impact of attribute noise on the automated estimation of collaboration quality using multimodal learning analytics in authentic classrooms. *Journal of Learning Analytics*. 2024;11(2):73–90. doi:10.18608/jla.2024.8253
8. Giannakos M., Cukurova M. The role of learning theory in multimodal learning analytics. *British Journal of Educational Technology*. 2023;54(5):1246–1267. doi:10.1111/bjet.13320
9. Mangaroska K., Sharma K., Giannakos M., Trætterberg H., Dillenbourg P. Gaze-driven design insights to amplify debugging skills: a learner-centred analysis approach. *Journal of Learning Analytics*. 2018;5(3):98–119. doi:10.18608/jla.2018.53.7
10. Larmuseau C., Cornelis J., Lancieri L., Desmet P., Depaep F. Multimodal learning analytics to investigate cognitive load during online problem solving. *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1548–1562. doi:10.1111/bjet.12958
11. Lee-Cultura S., Sharma K., Giannakos M. Children’s play and problem-solving in motion-based learning technologies using a multi-modal mixed methods approach. *International Journal of Child-Computer Interaction*. 2022;31:100355. doi:10.1016/j.ijcci.2021.100355
12. Andrade A., Danish J.A., Maltese A.V. A measurement model of gestures in an embodied learning environment: accounting for temporal dependencies. *Journal of Learning Analytics*. 2017;4(3):18–46. doi:10.18608/jla.2017.43.3
13. Kosmas P., Ioannou A., Retalis S. Moving bodies to moving minds: a study of the use of motion-based games in special education. *TechTrends*. 2018;62(6):594–601. doi:10.1007/s11528-018-0294-5
14. Oviatt S., Lin J., Sriramulu A. I know what you know: what hand movements reveal about domain expertise. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*. 2021;11(1):1–26. doi:10.1145/3423049
15. Pardos Z.A., Rosenbaum L.F., Abrahamson D. Characterizing learner behavior from touchscreen data. *International Journal of Child-Computer Interaction*. 2022;31:100357. doi:10.1016/j.ijcci.2021.100357
16. Amos B., Ludwiczuk B., Satyanarayanan M. Openface: a general-purpose face recognition library with mobile applications. *CMU School of Computer Science*. 2016;6(2):20. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/85057925/OpenFace\\_A\\_general\\_purpose\\_face\\_recognition\\_library\\_with\\_mobile\\_applications](https://www.academia.edu/85057925/OpenFace_A_general_purpose_face_recognition_library_with_mobile_applications)
17. Prieto L.P., Sharma K., Kidzinski Ł., Rodríguez-Triana M.J., Dillenbourg P. Multimodal teaching analytics: automated extraction of orchestration graphs from wearable sensor data. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2018;34:193–203. doi:10.1111/jcal.12232

18. Martinez-Maldonado R., Kay J., Buckingham Shum S., Yacef K. Collocated collaboration analytics: principles and dilemmas for mining multimodal interaction data. *Human-Computer Interaction*. 2019;34(1):1–50. doi:10.1080/07370024.2017.1338956
19. Yan L., Martinez-Maldonado R., Zhao L., Deppeler J., Corrigan D., Gašević D. How do teachers use open learning spaces? Mapping from teachers' socio-spatial data to spatial pedagogy. In: *LAK22: 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2022:87–97. doi:10.1145/3506860.3506872
20. Cukurova M., Zhou Q., Spikol D., Landolfi L. Modelling collaborative problem-solving competence with transparent learning analytics: Is video data enough? *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2020:270–275. doi:10.1145/3375462.3375484
21. Jacobson M.J., Levin J.A., Kapur M. Education as a complex system: conceptual and methodological implications. *Educational Researcher*. 2019;48(2):112–119. doi:10.3102/0013189X19826958
22. Blikstein P., Abrahamson D., Wilensky U. The classroom as a complex adaptive system: an agent-based framework to investigate students' emergent collective behaviors. In: Kanselaar G., Jonker V., Kirschner P.A., Prins F.J., eds. *International Perspectives in the Learning Sciences: Creating a learning world. Proceedings of the Eighth International Conference for the Learning Sciences – ICLS 2008, Vol. 3*. Utrecht, The Netherlands: International Society of the Learning Sciences; 2008:12–13. doi:10.22318/icls2008.3.12
23. Knight B. The classroom as a complex adaptive system (CAS): credible framing, useful metaphor or mis-designation? *International Journal of Complexity in Education*. 2022;3(1). doi:10.26262/ijce.v3i1.9457
24. Mu S., Cui M., Huang X. Multimodal data fusion in learning analytics: a systematic review. *Sensors*. 2020;20(23):6856. doi:10.3390/s20236856
25. Shankar S.K., Prieto L.P., Rodríguez-Triana M.J., Ruiz-Calleja A. A review of multimodal learning analytics architectures. In: *IEEE 18th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*. Mumbai, India; 2018:212–214. doi:10.1109/ICALT.2018.00057
26. Worsley M., Martinez-Maldonado R. Multimodal learning analytics' past, present, and potential futures. *CrossMMLA@LAK*. 2018;2.
27. Кутузов А.И., Богданова А.В. Инструменты оценки групповой и командной работы студентов в высшем образовании: систематический обзор литературы. *Высшее образование в России*. 2025;34(4):118–143. doi:10.31992/0869-3617-2025-34-4-118-143
28. Donthu N., Kumar S., Mukherjee D., Pandey N., Lim W. M. How to conduct a bibliometric analysis: an overview and guidelines. *Journal of Business Research*. 2021;133:285–296. doi:10.1016/j.jbusres.2021.04.070
29. Jeong H., Néda Z., Barabási A.L. Measuring preferential attachment in evolving networks. *Europhysics Letters*. 2003;61(4):567. doi:10.1209/epl/i2003-00166-9
30. Кордонский С. *Веерные матрицы как инструмент построения онтологий*. Вашингтон: Издательство «Юго-Восток»; 2011. 66 с. Режим доступа: <https://relteam.ru/projgit/fractal-matrix.pdf> (дата обращения: 23.04.2025).
31. Чебанов С.В. Когнитивная графика как способ изображения идей. *МЕТОД: Московский ежегодник трудов из общественных дисциплин*. 2020;10:309–376. doi:10.31249/metod/2020.10.16
32. Патаракин Е.Д. Игровое поле вычислительной дидактики. Современная «цифровая» дидактика. В книге: *Современная «цифровая» дидактика*. / Отв. ред.: Б. Б. Ярмахов. М.: ООО «Грин Принт», 2022. С. 35–70. Режим доступа: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/854781314.pdf> (дата обращения: 05.06.2025).

33. Effendi D.N., Anggraini W., Jatmiko A., Rahmayanti H., Ichsan I.Z., Rahman M.M. Bibliometric analysis of scientific literacy using VOS viewer: analysis of science education. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1796(1):012096. doi:10.1088/1742-6596/1796/1/012096
34. Малахов В.А. Библиометрический анализ как метод науковедческих исследований: возможности и ограничения. *Науковедческие исследования*. 2022;(1):212–227. doi:10.31249/scis/2022.01.10
35. Рыжкова Е. [Рец.] Практики анализа качественных данных в социальных науках. Отв. ред. Е. В. Полушина. М.: Издательский Дом ВШЭ, 2023. *Путь России*. 2024;2(1):267–271. Режим доступа: <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/810942174.pdf> (дата обращения: 23.04.2025).
36. Blikstein P. Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks. In: *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York: The Association for Computing Machinery; 2011:110–116. doi:10.1145/2090116.2090132
37. Worsley M., Blikstein P. What's an expert? Using learning analytics to identify emergent markers of expertise through automated speech, sentiment and sketch analysis. In: *EDM 2011 – Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining*. Eindhoven, The Netherlands; 2011:234–239. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/23019716/Whats\\_an\\_Expert\\_Using\\_learning\\_analytics\\_to\\_identify\\_emergent\\_markers\\_of\\_expertise\\_through\\_automated\\_speech\\_sentiment\\_and\\_sketch\\_analysis](https://www.academia.edu/23019716/Whats_an_Expert_Using_learning_analytics_to_identify_emergent_markers_of_expertise_through_automated_speech_sentiment_and_sketch_analysis)
38. Worsley M. Multimodal learning analytics: enabling the future of learning through multimodal data analysis and interfaces. In: *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '12)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2012:353–356. doi:10.1145/2388676.2388755
39. Blikstein P. Multimodal learning analytics. In: *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2013:102–106. doi:10.1145/2460296.2460316
40. Worsley M., Blikstein P. Towards the development of multimodal action based assessment. In: *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2013:94–101. doi:10.1145/2460296.2460315
41. Schneider B., Pea R. The effect of mutual gaze perception on students' verbal coordination. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2014)*. 2014:138–144. Accessed June 05, 2025. [http://life-slc.org/docs/LSLC\\_rp\\_A206-Schneider-Pea\\_EDM-2014-Full.pdf](http://life-slc.org/docs/LSLC_rp_A206-Schneider-Pea_EDM-2014-Full.pdf)
42. Worsley M., Scherer S., Morency L.-P., Blikstein P. Exploring behavior representation for learning analytics. In: *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '15)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2015:251–258. doi:10.1145/2818346.2820737
43. Worsley M., Martinez-Maldonado R., D'Angelo C. A new era in multimodal learning analytics: twelve core commitments to ground and grow MMLA. *Journal of Learning Analytics*. 2021;8(3)10–27. doi:10.18608/jla.2021.7361
44. Alwahaby H., Cukurova M., Papamitsiou Z., Giannakos M. The evidence of impact and ethical considerations of multimodal learning analytics: a systematic literature review. In: Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R., eds. *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer; 2022:289–325. doi:10.1007/978-3-031-08076-0\_12
45. Worsley M., Abrahamson D., Blikstein P., Grover S., Schneider B., Tissenbaum M. Workshop: situating multimodal learning analytics. In: Looi C.-K., Polman J. L., Cress U., Reimann P., eds. *Transforming Learning, Empowering Learners*, *Proceedings of the International Conference of the Learning Sciences (ICLS 2016)*. Vol. 3. Singapore: International Society of the Learning Sciences; 2016:1346–1349. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/83862566/Context\\_aware\\_Multimodal\\_Learning\\_Analytics\\_Taxonomy](https://www.academia.edu/83862566/Context_aware_Multimodal_Learning_Analytics_Taxonomy)

46. Rodríguez-Triana M.J., Prieto L., Martínez-Monés A., Asensio-Pérez J., Dimitriadis Y. The teacher in the loop: customizing multimodal learning analytics for blended learning. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '18)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2018:417–426. doi:10.1145/3170358.3170364
47. Di Mitri D., Schneider J., Klemke R., Specht M., Drachsler H. Read between the lines: an annotation tool for multimodal data for learning. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK '19)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019:51–60. doi:10.1145/3303772.3303776
48. Martínez-Maldonado R., Echeverría V., Fernández G., Buckingham Shum S. From data to insights: a layered storytelling approach for multimodal learning analytics. In: *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '20)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2020:1–15. doi:10.1145/3313831.3376148
49. Mitri D., Schneider J., Trebing K., Sopka S., Specht M., Drachsler H. Real-time multimodal feedback with the CPR tutor. In: *Artificial Intelligence in Education: 21st International Conference, AIED 2020. Proceedings. Part I*; July 6–10, 2020; Ifrane, Morocco. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2020:141–152. doi:10.1007/978-3-030-52237-7\_12
50. Echeverría V., Martínez-Maldonado R., Buckingham Shum S. Towards collaboration translucence: giving meaning to multimodal group data. In: *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019:1–16. doi:10.1145/3290605.3300269
51. Cukurova M., Giannakos M., Martínez-Maldonado R. The promise and challenges of multimodal learning analytics. *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1441–1449. doi:10.1111/bjet.13015
52. Dindar M., Järvelä S., Haataja E. What does physiological synchrony reveal about metacognitive experiences and group performance? *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1577–1596. doi:10.1111/bjet.12981
53. Dindar M., Malmber J., Jaervelae S., Haataja E., Kirschner P.A., et al. Matching self-reports with electrodermal activity data: investigating temporal changes in self-regulated learning. *Education and Information Technologies*. 2020;25:1785–1802. doi:10.1007/s10639-019-10059-5
54. Ouhaichi H., Spikol D., Vogel B. Rethinking MMLA: design considerations for multimodal learning analytics systems. In: *Proceedings of the Tenth ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '23)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2023:354–359. doi:10.1145/1234567890
55. Yan L., Martínez-Maldonado R., Córdoba B.G., Deppeler J., Corrigan D., Nieto G.F., Gašević D. Footprints at school: modelling in-class social dynamics from students' physical positioning traces. In: *LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2021:43–54. doi:10.1145/3448139.3448144
56. Martínez-Maldonado R., Schulte J., Echeverría V., Gopalan Y., Buckingham Shum S. Where is the teacher? Digital analytics for classroom proxemics. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2020;36:741–762. doi:10.1111/jcal.12444
57. Martínez-Maldonado R., Yan L., Deppeler J., Phillips M., Gašević D. Classroom analytics: telling stories about learning spaces using sensor data. In: Gil E., Mor Y., Dimitriadis Y., Köppe C., eds. *Hybrid Learning Spaces, Understanding Teaching-Learning Practice*. Cham: Springer International Publishing; 2022:185–203. doi:10.1007/978-3-030-88520-5\_11
58. Emerson A., Henderson N., Min W., Rowe J., Minogue J., Lester J. Multimodal trajectory analysis of visitor engagement with interactive science museum exhibits. In: *Artificial Intelligence in Education: 22nd International Conference, AIED 2021. Proceedings, Part II*; June 14–18, 2021; Utrecht, the Netherlands. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2021:151–155. doi:10.1007/978-3-030-78270-2\_27
59. Emerson A., Min W., Rowe J., Azevedo R., Lester J. Multimodal predictive student modeling with multi-task transfer learning. In: *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowl-*

- edge Conference. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2023:333–344. doi:10.1145/3576050.3576101
60. Lester J. AI and the future of education. In: *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia, MM '21*. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2021:3642. doi:10.1145/3474085.3475715
  61. Schwendimann B.A., Rodríguez-Triana M.J., Vozniuk A. L., Prieto P., Shirvani Boroujeni M., Holzer A., et al. Perceiving learning at a glance: a systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2017;10:30–41. doi:10.1109/TLT.2016.2599522
  62. Blikstein P., Worsley M. Multimodal learning analytics and education data mining: using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics*. 2016;3:220–238. doi:10.18608/jla.2016.32.11
  63. Worsley M. Framing the future of multimodal learning analytics. In: Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R., eds. *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer; 2022:359–369. doi:10.1007/978-3-031-08076-0\_14
  64. Ochoa X. Multimodal learning analytics: Rationale, process, examples, and direction. In: Lang C., Siemens G., Wise A., Gašević D., Merceron A., eds. *Handbook of Learning Analytics*. Vancouver, BC: SoLAR; 2022:54–65. doi:10.18608/hla22.006
  65. Ochoa X., Lang A.C., Siemens G. Multimodal learning analytics. In: Lang C., Siemens G., Wise A., Gašević D., eds. *Handbook of Learning Analytics*. Vancouver, BC: SoLAR; 2017;1:129–141. doi:10.18608/hla17
  66. Zhou Q., Suraworachet W., Cukurova M. Detecting non-verbal speech and gaze behaviours with multimodal data and computer vision to interpret effective collaborative learning interactions. *Education and Information Technologies*. 2023;29:1071–1098. doi:10.1007/s10639-023-12315-1
  67. Di Mitri D., Scheffel M., Drachslers H., Börner D., Ternier S., Specht M. Learning pulse: a machine learning approach for predicting performance in self-regulated learning using multimodal data. In: *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, LAK '17*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2017:188–197. doi:10.1145/3027385.3027447
  68. Sharma K., Giannakos M. Multimodal data capabilities for learning: what can multimodal data tell us about learning? *British Journal of Educational Technology*. 2020;51:1450–1484. doi:10.1111/bjet.12993
  69. Sharma K., Papamitsiou Z., Giannakos M. Building pipelines for educational data using AI and multimodal analytics: a “grey-box” approach. *British Journal of Educational Technology*. 2019;50:3004–3031. doi:10.1111/bjet.12854
  70. Fernandez-Nieto G.M., Echeverria V., Buckingham Shum S., Mangaroska K., Kitto K., Palominos E., Martinez-Maldonado R. Storytelling with learner data: guiding student reflection on multimodal team data. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2021;14(5):695–708. doi:10.1109/TLT.2021.3131842.3
  71. Ochoa X., Wise A.F. Supporting the shift to digital with student-centered learning analytics. *Educational Technology Research and Development*. 2021;69(1):357–361. doi:10.1007/s11423-020-09882-2
  72. Parandekar S., Patarakin E., Yayla G. A modern aspect of instrumental literacy: coding. In: Dobryakova M., Froumin I., Barannikov K., Moss G., Remorenko I., Hautamäki J., eds. *Key Competences and New Literacies: From Slogans to School Reality. UNIPA Springer Series*. Cham: Springer; 2023:367–390. doi:10.1007/978-3-031-23281-7\_13

## References

1. Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R. Introduction to multimodal learning analytics. In: *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer International Publishing; 2022:3–28. doi:10.1007/978-3-030-65604-1\_1

2. Worsley M., Ochoa X. *Towards Collaboration Literacy Development through Multimodal Learning Analytics*. Accessed June 05, 2025. [https://tiilt.northwestern.edu/assets/papers/towards\\_collaboration\\_literacy\\_2020.pdf](https://tiilt.northwestern.edu/assets/papers/towards_collaboration_literacy_2020.pdf)
3. Di Mitri D., Schneider J., Specht M., Drachler H. From signals to knowledge: a conceptual model for multimodal learning analytics. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2018;34:338–349. doi:10.1111/jcal.12288
4. Fei N., Lu Z., Gao Y., Yang G., Huo Y., Wen J., et al. Towards artificial general intelligence via a multimodal foundation model. *Nature Communications*. 2022;13(1):3094. doi:10.1038/s41467-022-30761-2
5. Reddy A.S. Multimodal gen AI: integrating text, image, and video analysis for comprehensive claims assessment. *ESP International Journal of Advancements in Computational Technology*. 2024;2(2):133–141. doi:10.56472/25838628/IJACT-V2I2P117
6. Febriantoro W., Gauthier A., Cukurova M. The promise of physiological data in collaborative learning: a systematic literature review. In: *European Conference on Technology Enhanced Learning*. Cham: Springer Nature Switzerland; 2023:75–88. doi:10.1007/978-3-031-42682-7\_6
7. Chejara P., Prieto L.P., Dimitriadis Y., Rodríguez-Triana M.J., Ruiz-Calleja A., Kasepalu R., et al. The impact of attribute noise on the automated estimation of collaboration quality using multimodal learning analytics in authentic classrooms. *Journal of Learning Analytics*. 2024;11(2):73–90. doi:10.18608/jla.2024.8253
8. Giannakos M., Cukurova M. The role of learning theory in multimodal learning analytics. *British Journal of Educational Technology*. 2023;54(5):1246–1267. doi:10.1111/bjet.13320
9. Mangaroska K., Sharma K., Giannakos M., Trætterberg H., Dillenbourg P. Gaze-driven design insights to amplify debugging skills: a learner-centred analysis approach. *Journal of Learning Analytics*. 2018;5(3):98–119. doi:10.18608/jla.2018.53.7
10. Larmuseau C., Cornelis J., Lancieri L., Desmet P., Depaep F. Multimodal learning analytics to investigate cognitive load during online problem solving. *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1548–1562. doi:10.1111/bjet.12958
11. Lee-Cultura S., Sharma K., Giannakos M. Children’s play and problem-solving in motion-based learning technologies using a multi-modal mixed methods approach. *International Journal of Child-Computer Interaction*. 2022;31:100355. doi:10.1016/j.ijcci.2021.100355
12. Andrade A., Danish J.A., Maltese A.V. A measurement model of gestures in an embodied learning environment: accounting for temporal dependencies. *Journal of Learning Analytics*. 2017;4(3):18–46. doi:10.18608/jla.2017.43.3
13. Kosmas P., Ioannou A., Retalis S. Moving bodies to moving minds: a study of the use of motion-based games in special education. *TechTrends*. 2018;62(6):594–601. doi:10.1007/s11528-018-0294-5
14. Oviatt S., Lin J., Sriramulu A. I know what you know: what hand movements reveal about domain expertise. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*. 2021;11(1):1–26. doi:10.1145/3423049
15. Pardos Z.A., Rosenbaum L.F., Abrahamson D. Characterizing learner behavior from touchscreen data. *International Journal of Child-Computer Interaction*. 2022;31:100357. doi:10.1016/j.ijcci.2021.100357
16. Amos B., Ludwiczuk B., Satyanarayanan M. Openface: a general-purpose face recognition library with mobile applications. *CMU School of Computer Science*. 2016;6(2):20. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/85057925/OpenFace\\_A\\_general\\_purpose\\_face\\_recognition\\_library\\_with\\_mobile\\_applications](https://www.academia.edu/85057925/OpenFace_A_general_purpose_face_recognition_library_with_mobile_applications)
17. Prieto L.P., Sharma K., Kidzinski Ł., Rodríguez-Triana M.J., Dillenbourg P. Multimodal teaching analytics: automated extraction of orchestration graphs from wearable sensor data. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2018;34:193–203. doi:10.1111/jcal.12232

18. Martinez-Maldonado R., Kay J., Buckingham Shum S., Yacef K. Collocated collaboration analytics: principles and dilemmas for mining multimodal interaction data. *Human-Computer Interaction*. 2019;34(1):1–50. doi:10.1080/07370024.2017.1338956
19. Yan L., Martinez-Maldonado R., Zhao L., Deppeler J., Corrigan D., Gašević D. How do teachers use open learning spaces? Mapping from teachers' socio-spatial data to spatial pedagogy. In: *LAK22: 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2022:87–97. doi:10.1145/3506860.3506872
20. Cukurova M., Zhou Q., Spikol D., Landolfi L. Modelling collaborative problem-solving competence with transparent learning analytics: Is video data enough? *Proceedings of the Tenth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2020:270–275. doi:10.1145/3375462.3375484
21. Jacobson M.J., Levin J.A., Kapur M. Education as a complex system: conceptual and methodological implications. *Educational Researcher*. 2019;48(2):112–119. doi:10.3102/0013189X19826958
22. Blikstein P., Abrahamson D., Wilensky U. The classroom as a complex adaptive system: an agent-based framework to investigate students' emergent collective behaviors. In: Kanselaar G., Jonker V., Kirschner P.A., Prins F.J., eds. *International Perspectives in the Learning Sciences: Cre8ing a learning world. Proceedings of the Eighth International Conference for the Learning Sciences – ICLS 2008, Vol. 3*. Utrecht, The Netherlands: International Society of the Learning Sciences; 2008:12–13. doi:10.22318/icls2008.3.12
23. Knight B. The classroom as a complex adaptive system (CAS): credible framing, useful metaphor or mis-designation? *International Journal of Complexity in Education*. 2022;3(1). doi:10.26262/ijce.v3i1.9457
24. Mu S., Cui M., Huang X. Multimodal data fusion in learning analytics: a systematic review. *Sensors*. 2020;20(23):6856. doi:10.3390/s20236856
25. Shankar S.K., Prieto L.P., Rodríguez-Triana M.J., Ruiz-Calleja A. A review of multimodal learning analytics architectures. In: *IEEE 18th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*. Mumbai, India; 2018:212–214. doi:10.1109/ICALT.2018.00057
26. Worsley M., Martinez-Maldonado R. Multimodal learning analytics' past, present, and potential futures. *CrossMMLA@LAK*. 2018;2.
27. Kutuzov A.I., Bogdanova A.V. Assessment tools for students' group and teamwork in higher education: a systematic literature review. *Vysshee obrazovanie v Rossii = Higher Education in Russia*. 2025; 34(4):118–143. (In Russ.) doi:10.31992/0869-3617-2025-34-4-118-143
28. Donthu N., Kumar S., Mukherjee D., Pandey N., Lim W. M. How to conduct a bibliometric analysis: an overview and guidelines. *Journal of Business Research*. 2021;133:285–296. doi:10.1016/j.jbusres.2021.04.070
29. Jeong H., Néda Z., Barabási A.L. Measuring preferential attachment in evolving networks. *Europhysics Letters*. 2003;61(4):567. doi:10.1209/epl/i2003-00166-9
30. Kordonsky S. *Veernye matricy kak instrument postroeniya ontologii = Fractal Matrix Tables as a Tool for Ontologies' Creation*. Washington: South Eastern Publishing House; 2011. 66 p. (In Russ.) Accessed April 23, 2025. <https://relteam.ru/projgit/fractal-matrix.pdf>
31. Chebanov S.V. Cognitive graphics as a way of representing ideas. *METOD: Moskovskij ezhegodnik trudov iz obshchestvovedcheskikh discipline = METHOD: Moscow Annual of Works from Social Science Disciplines*. 2020;10:309–376. (In Russ.) doi:10.31249/metod/2020.10.16
32. Patarakin E.D. Igrovoe pole vychislitel'noj didaktiki = The playing field of computational didactics. In: Yarmakhov B.B., ed. *Sovremennaja "cifrovaja" didaktika = Modern "Digital" Didactics*. Moscow: Publishing House Green Print LLC; 2022:35–70. (In Russ.) Accessed June 05, 2025. <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/854781314.pdf>

33. Effendi D.N., Anggraini W., Jatmiko A., Rahmayanti H., Ichsan I.Z., Rahman M.M. Bibliometric analysis of scientific literacy using VOS viewer: analysis of science education. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1796(1):012096. doi:10.1088/1742-6596/1796/1/012096
34. Malakhov V.A. Bibliometric analysis as a method of scientific research: opportunities and limitations. *Naukovedcheskie issledovaniya = Science Studies*. 2022;(1):212–227. (In Russ.) doi:10.31249/scis/2022.01.10
35. Ryzhkova E. Praktiki analiza kachestvennyh dannyh v social'nyh naukah. Otv. red. E. V. Poluhina. M.: Izdatel'skij Dom VSHE; 2023 = Practices of qualitative data analysis in social sciences. Ex. ed. E.V. Polukhina. Moscow: HSE Publishing House, 2023. *Puti Rossii = The Journal of Russian Social Research and Ethnography*. 2024;2(1):267–271. (In Russ.) Accessed April 23, 2025. <https://publications.hse.ru/pubs/share/direct/810942174.pdf>
36. Blikstein P. Using learning analytics to assess students' behavior in open-ended programming tasks. In: *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York: The Association for Computing Machinery; 2011:110–116. doi:10.1145/2090116.2090132
37. Worsley M., Blikstein P. What's an expert? Using learning analytics to identify emergent markers of expertise through automated speech, sentiment and sketch analysis. In: *EDM 2011 – Proceedings of the 4th International Conference on Educational Data Mining*. Eindhoven, The Netherlands; 2011:234–239. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/23019716/Whats\\_an\\_Expert\\_Using\\_learning\\_analytics\\_to\\_identify\\_emergent\\_markers\\_of\\_expertise\\_through\\_automated\\_speech\\_sentiment\\_and\\_sketch\\_analysis](https://www.academia.edu/23019716/Whats_an_Expert_Using_learning_analytics_to_identify_emergent_markers_of_expertise_through_automated_speech_sentiment_and_sketch_analysis)
38. Worsley M. Multimodal learning analytics: enabling the future of learning through multimodal data analysis and interfaces. In: *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '12)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2012:353–356. doi:10.1145/2388676.2388755
39. Blikstein P. Multimodal learning analytics. In: *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2013:102–106. doi:10.1145/2460296.2460316
40. Worsley M., Blikstein P. Towards the development of multimodal action based assessment. In: *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2013:94–101. doi:10.1145/2460296.2460315
41. Schneider B., Pea R. *The effect of mutual gaze perception on students' verbal coordination*. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Educational Data Mining (EDM 2014)*. 2014:138–144. Accessed June 05, 2025. [http://life-slc.org/docs/LSLC\\_rp\\_A206-Schneider-Pea\\_EDM-2014-Full.pdf](http://life-slc.org/docs/LSLC_rp_A206-Schneider-Pea_EDM-2014-Full.pdf)
42. Worsley M., Scherer S., Morency L.-P., Blikstein P. Exploring behavior representation for learning analytics. In: *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction (ICMI '15)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2015:251–258. doi:10.1145/2818346.2820737
43. Worsley M., Martinez-Maldonado R., D'Angelo C. A new era in multimodal learning analytics: twelve core commitments to ground and grow MMLA. *Journal of Learning Analytics*. 2021;8(3)10–27. doi:10.18608/jla.2021.7361
44. Alwahaby H., Cukurova M., Papamitsiou Z., Giannakos M. The evidence of impact and ethical considerations of multimodal learning analytics: a systematic literature review. In: Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R., eds. *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer; 2022:289–325. doi:10.1007/978-3-031-08076-0\_12
45. Worsley M., Abrahamson D., Blikstein P., Grover S., Schneider B., Tissenbaum M. Workshop: situating multimodal learning analytics. In: Looi C.-K., Polman J. L., Cress U., Reimann P., eds. *Transforming Learning, Empowering Learners*, *Proceedings of the International Conference of the Learning Sciences (ICLS 2016)*. Vol. 3. Singapore: International Society of the Learning Sciences; 2016:1346–

1349. Accessed April 23, 2025. [https://www.academia.edu/83862566/Context\\_aware\\_Multimodal\\_Learning\\_Analytics\\_Taxonomy](https://www.academia.edu/83862566/Context_aware_Multimodal_Learning_Analytics_Taxonomy)
46. Rodríguez-Triana M.J., Prieto L., Martínez-Monés A., Asensio-Pérez J., Dimitriadis Y. The teacher in the loop: customizing multimodal learning analytics for blended learning. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (LAK '18)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2018:417–426. doi:10.1145/3170358.3170364
  47. Di Mitri D., Schneider J., Klemke R., Specht M., Drachsler H. Read between the lines: an annotation tool for multimodal data for learning. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge (LAK '19)* New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019:51–60. doi:10.1145/3303772.3303776
  48. Martínez-Maldonado R., Echeverría V., Fernández G., Buckingham Shum S. From data to insights: a layered storytelling approach for multimodal learning analytics. In: *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '20)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2020:1–15. doi:10.1145/3313831.3376148
  49. Mitri D., Schneider J., Trebing K., Sopka S., Specht M., Drachsler H. Real-time multimodal feedback with the CPR tutor. In: *Artificial Intelligence in Education: 21st International Conference, AIED 2020. Proceedings. Part I*; July 6–10, 2020; Ifrane, Morocco. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2020:141–152. doi:10.1007/978-3-030-52237-7\_12
  50. Echeverría V., Martínez-Maldonado R., Buckingham Shum S. Towards collaboration translucence: giving meaning to multimodal group data. In: *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019:1–16. doi:10.1145/3290605.3300269
  51. Cukurova M., Giannakos M., Martínez-Maldonado R. The promise and challenges of multimodal learning analytics. *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1441–1449. doi:10.1111/bjet.13015
  52. Dindar M., Järvelä S., Haataja E. What does physiological synchrony reveal about metacognitive experiences and group performance? *British Journal of Educational Technology*. 2020;51(5):1577–1596. doi:10.1111/bjet.12981
  53. Dindar M., Malmber J., Jaervelae S., Haataja E., Kirschner P.A., et al. Matching self-reports with electrodermal activity data: investigating temporal changes in self-regulated learning. *Education and Information Technologies*. 2020;25:1785–1802. doi:10.1007/s10639-019-10059-5
  54. Ouhaichi H., Spikol D., Vogel B. Rethinking MMLA: design considerations for multimodal learning analytics systems. In: *Proceedings of the Tenth ACM Conference on Learning @ Scale (L@S '23)*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2023:354–359. doi:10.1145/1234567890
  55. Yan L., Martínez-Maldonado R., Córdoba B.G., Deppeler J., Corrigan D., Nieto G.F., Gašević D. Footprints at school: modelling in-class social dynamics from students' physical positioning traces. In: *LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2021:43–54. doi:10.1145/3448139.3448144
  56. Martínez-Maldonado R., Schulte J., Echeverría V., Gopalan Y., Buckingham Shum S. Where is the teacher? Digital analytics for classroom proxemics. *Journal of Computer Assisted Learning*. 2020;36:741–762. doi:10.1111/jcal.12444
  57. Martínez-Maldonado R., Yan L., Deppeler J., Phillips M., Gašević D. Classroom analytics: telling stories about learning spaces using sensor data. In: Gil E., Mor Y., Dimitriadis Y., Köppe C., eds. *Hybrid Learning Spaces, Understanding Teaching-Learning Practice*. Cham: Springer International Publishing; 2022:185–203. doi:10.1007/978-3-030-88520-5\_11
  58. Emerson A., Henderson N., Min W., Rowe J., Minogue J., Lester J. Multimodal trajectory analysis of visitor engagement with interactive science museum exhibits. In: *Artificial Intelligence in Education: 22nd International Conference, AIED 2021. Proceedings, Part II*; June 14–18, 2021; Utrecht, the Netherlands. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag; 2021:151–155. doi:10.1007/978-3-030-78270-2\_27

59. Emerson A., Min W., Rowe J., Azevedo R., Lester J. Multimodal predictive student modeling with multi-task transfer learning. In: *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2023:333–344. doi:10.1145/3576050.3576101
60. Lester J. AI and the future of education. In: *Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia, MM '21*. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2021:3642. doi:10.1145/3474085.3475715
61. Schwendimann B.A., Rodríguez-Triana M.J., Vozniuk A. L., Prieto P., Shirvani Boroujeni M., Holzer A., et al. Perceiving learning at a glance: a systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2017;10:30–41. doi:10.1109/TLT.2016.2599522
62. Blikstein P., Worsley M. Multimodal learning analytics and education data mining: using computational technologies to measure complex learning tasks. *Journal of Learning Analytics*. 2016;3:220–238. doi:10.18608/jla.2016.32.11
63. Worsley M. Framing the future of multimodal learning analytics. In: Giannakos M., Spikol D., Di Mitri D., Sharma K., Ochoa X., Hammad R., eds. *The Multimodal Learning Analytics Handbook*. Cham: Springer; 2022:359–369. doi:10.1007/978-3-031-08076-0\_14
64. Ochoa X. Multimodal learning analytics: Rationale, process, examples, and direction. In: Lang C., Siemens G., Wise A., Gašević D., Merceron A., eds. *Handbook of Learning Analytics*. Vancouver, BC: SoLAR; 2022:54–65. doi:10.18608/hla22.006
65. Ochoa X., Lang A.C., Siemens G. Multimodal learning analytics. In: Lang C., Siemens G., Wise A., Gašević D., eds. *Handbook of Learning Analytics*. Vancouver, BC: SoLAR; 2017;1:129–141. doi:10.18608/hla17
66. Zhou Q., Suraworachet W., Cukurova M. Detecting non-verbal speech and gaze behaviours with multimodal data and computer vision to interpret effective collaborative learning interactions. *Education and Information Technologies*. 2023;29:1071–1098. doi:10.1007/s10639-023-12315-1
67. Di Mitri D., Scheffel M., Drachslers H., Börner D., Ternier S., Specht M. Learning pulse: a machine learning approach for predicting performance in self-regulated learning using multimodal data. In: *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, LAK '17*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2017:188–197. doi:10.1145/3027385.3027447
68. Sharma K., Giannakos M. Multimodal data capabilities for learning: what can multimodal data tell us about learning? *British Journal of Educational Technology*. 2020;51:1450–1484. doi:10.1111/bjet.12993
69. Sharma K., Papamitsiou Z., Giannakos M. Building pipelines for educational data using AI and multimodal analytics: a “grey-box” approach. *British Journal of Educational Technology*. 2019;50:3004–3031. doi:10.1111/bjet.12854
70. Fernandez-Nieto G.M., Echeverria V., Buckingham Shum S., Mangaroska K., Kitto K., Palominos E., Martinez-Maldonado R. Storytelling with learner data: guiding student reflection on multimodal team data. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2021;14(5):695–708. doi:10.1109/TLT.2021.3131842.3
71. Ochoa X., Wise A.F. Supporting the shift to digital with student-centered learning analytics. *Educational Technology Research and Development*. 2021;69(1):357–361. doi:10.1007/s11423-020-09882-2
72. Parandekar S., Patarakin E., Yayla G. A modern aspect of instrumental literacy: coding. In: Dobryakova M., Froumin I., Barannikov K., Moss G., Remorenko I., Hautamäki J., eds. *Key Competences and New Literacies: From Slogans to School Reality. UNIPA Springer Series*. Cham: Springer; 2023:367–390. doi:10.1007/978-3-031-23281-7\_13

**Информация об авторах:**

**Патаракин Евгений Дмитриевич** – доктор педагогических наук, доцент, профессор департамента информатики, управления и технологий Московского городского педагогического университета, профессор Института образования национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», Москва, Российская Федерация; ORCID 0000-0002-1216-5043. E-mail: patarakined@mgpu.ru

**Кутузов Антон Игоревич** – аспирант Института образования национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», Москва, Российская Федерация; директор центра Тольяттинского государственного университета, Тольятти, Российская Федерация; ORCID 0009-0007-8712-6018. E-mail: aikutuzov@hse.ru

**Дворецкая Ирина Владимировна** – кандидат наук об образовании (PhD HSE), научный сотрудник, доцент департамента образовательных программ Института образования национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», Москва, Российская Федерация; ORCID 0000-0003-2970-512X. E-mail: idvoretzkaya@hse.ru

**Вклад соавторов.** Авторы внесли равный вклад в сбор библиометрических данных, их обработку и написание статьи.

**Информация о конфликте интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 12.05.2025; поступила после рецензирования 28.07.2025; принята в печать 06.08.2025.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

**Information about the authors:**

**Evgeny D. Patarakin** – Dr. Sci. (Education), Associate Professor, Professor, Department of Informatics, Management and Technology, Moscow City Pedagogical University, Moscow, Russian Federation; Professor, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation; ORCID 0000-0002-1216-5043. E-mail: patarakined@mgpu.ru

**Anton I. Kutuzov** – PhD Student, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation; Director of the Centre, Togliatti State University, Togliatti, Russian Federation; ORCID 0009-0007-8712-6018. E-mail: aikutuzov@hse.ru

**Irina V. Dvoretzkaya** – PhD (Education), Research Fellow, Associate Professor, Institute of Education, National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russian Federation; ORCID 0000-0003-2970-512X. E-mail: idvoretzkaya@hse.ru

**Contribution of the authors.** The authors contributed equally to the collection and processing of bibliometric data, as well as to the writing of the manuscript.

**Conflict of interest statement.** The authors declare that there is no conflict of interest.

Received 12.05.2025; revised 28.07.2025; accepted for publication 06.08.2025.

The authors have read and approved the final manuscript.