

DOI: 10.29141/2218-5003-2023-14-6-1

EDN: YVQVIE

JEL Classification: C81, C89

Мультимодальная бизнес-аналитика: концепция и перспективы использования в экономической науке и практике

П.А. Михненко

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, г. Москва, РФ

Аннотация. Одной из проблем бизнес-анализа являются получение и обработка все возрастающего объема данных экономического, финансового, организационного и политико-правового содержания. Мультимодальная бизнес-аналитика представляет новую методологию, сочетающую классический бизнес-анализ с технологиями больших данных, интеллектуальной бизнес-аналитики, мультимодального слияния данных, искусственных нейросетей и глубокого машинного обучения. Статья посвящена разработке концептуальных основ феномена мультимодальной бизнес-аналитики и обоснованию перспектив ее использования в экономической науке и практике. Методологической базой исследования выступает системный подход, позволяющий изучить это уникальное интегральное явление, включающее несколько компонентов и взаимосвязи между ними. Использовались методы сбора и оценки динамики количества релевантных публикаций и их сегментации по предметным областям. Информационную базу исследования составили научные статьи, включенные в базы данных Scopus и eLibrary за период 2000–2022 гг., посвященные проблеме мультимодальной бизнес-аналитики. Результатами исследования стали тезаурус и онтология ключевых понятий, составляющих рассматриваемый феномен. Сделан вывод, что использование этой концепции позволяет расширить спектр данных, выявить скрытые взаимосвязи организационно-экономических явлений и синтезировать принципиально новую информацию, необходимую для принятия эффективных бизнес-решений.

Ключевые слова: мультимодальная бизнес-аналитика; бизнес-анализ; интеллектуальный анализ данных; слияние данных; нейросети; машинное обучение.

Финансирование. Статья подготовлена в рамках государственного задания МГТУ им. Н.Э. Баумана в 2023 г. на тему «Поисковые исследования в области создания алгоритмического, программного и аппаратного обеспечения высокопроизводительных гибридных интеллектуальных систем для мультимодального слияния и аналитической обработки разнородных данных о территориально распределенных объектах промышленной инфраструктуры».

Информация о статье: поступила 14 августа 2023 г.; доработана 11 сентября 2023 г.; одобрена 3 октября 2023 г.

Ссылка для цитирования: Михненко П.А. (2023). Мультимодальная бизнес-аналитика: концепция и перспективы использования в экономической науке и практике // Управленец. Т. 14, № 6. С. 2–18. DOI: 10.29141/2218-5003-2023-14-6-1. EDN: YVQVIE.

Multimodal business analytics: The concept and its application prospects in economic science and practice

Pavel A. Mikhnenko

Bauman University, Moscow, Russia

Abstract. One of the problems of business analysis is obtaining and processing an ever-increasing volume of economic, financial, organizational, political and legal data. Multimodal business analytics is a new methodology combining the methods of classical business analysis with big data technologies, intelligent business analytics, multimodal data fusion, artificial neural networks and deep machine learning. The purpose of the study is to determine the conceptual foundations of the phenomenon of multimodal business analytics and substantiate the prospects for its use in economic science and practice. Methodologically, the study rests on the systems approach, i.e., multimodal business analytics is examined as a unique integrated phenomenon comprised of several interrelated components. The evidence base covers research studies of 2000–2022 on multimodal business analytics from Scopus and the Russian online database eLibrary.ru. Empirical methods were used to collect and evaluate the dynamics of the number of relevant publications and their segmentation by subject areas. We have proposed own thesaurus and ontology of the key terms that make up the phenomenon of multimodal business analytics. It is shown that the use of the concept allows expanding the range of data, exposing hidden interrelations of organizational and economic phenomena and synthesizing fundamentally new information needed for effective decision-making in business.

Keywords: multimodal business analytics; business analysis; data mining; data fusion; neural networks; machine learning.

Funding: The article was prepared as part of the state assignment of Bauman University in 2023 on the topic “Exploratory research in providing algorithmic, software and hardware solutions for high-performance hybrid intelligent systems for multimodal merging and analytical processing of heterogeneous data on geographically distributed industrial objects”.

Article info: received August 14, 2023; received in revised form September 11, 2023; accepted October 3, 2023

For citation: Mikhnenko P.A. (2023). Multimodal business analytics: The concept and its application prospects in economic science and practice. *Upravlenets/The Manager*, vol. 14, no. 6, pp. 2–18. DOI: 10.29141/2218-5003-2023-14-6-1. EDN: YVQVIE.

ВВЕДЕНИЕ

Бизнес-анализ в настоящее время представляет собой сложившуюся методологию и обширный инструментарий исследования бизнес-процессов и явлений, а также практику, направленную на обеспечение изменений на предприятиях. Он позволяет предприятию формулировать потребности и обосновывать необходимость изменений, а также разрабатывать решения, повышающие эффективность бизнеса¹.

В контексте темы данного исследования понятие «бизнес-анализ» рассматривается в широкой трактовке, объединяющей цели, задачи, методы и инструменты организационно-экономического, финансового, отраслевого и конкурентного анализа, а также анализа отдельных аспектов деятельности предприятий, таких как корпоративная культура, кадровый потенциал и др.

Среди широко распространенных и хорошо зарекомендовавших себя методов бизнес-анализа сегодня выделяются статистический и финансовый анализ, математическое моделирование, а также разнообразные качественные методы. Результаты бизнес-анализа позволяют делать обоснованные выводы о ключевых факторах, определяющих состояние и тенденции финансово-хозяйственной деятельности предприятий, и принимать рациональные бизнес-решения.

Одной из ключевых проблем современного бизнес-анализа являются получение и обработка возрастающего объема данных экономического, финансового, организационного, политико-правового и иного содержания. Большой объем данных разной природы в сочетании с очевидными успехами в сфере машинного обучения и интеллектуального анализа данных открывает широкие возможности для значительного повышения качества и эффективности бизнес-анализа.

Цель исследования состоит в определении концептуальных основ феномена мультимодальной бизнес-аналитики и обосновании перспектив ее использования в экономико-управленческой науке и практике. Для достижения цели были поставлены и решены следующие задачи: проведен статистический анализ динамики и предметных областей научных публикаций в направлении интеллектуальной бизнес-аналитики; разработаны тезаурус ключевых понятий и онтология предметной области «Мультимодальная бизнес-аналитика»; приведены типовые задачи бизнес-анализа, типы используемых данных и виды информации, генерируемой мультимодальными нейросетями.

¹ A Guide to the Business Analysis Body of Knowledge (BABOK Guide) Version 3.0. International Institute of Business Analysis. 2017.

Информационную базу исследования составили публикации российских и иностранных авторов, а также метаданные научных статей, включенных в базы данных Scopus (более 1,9 млн статей) и eLibrary (более 21 тыс. статей), посвященных проблеме использования в бизнесе мультимодальной бизнес-аналитики, вопросам интеграции и слияния данных, технологий больших данных и машинного обучения.

Методологической базой исследования выступает системный подход, предполагающий исследование мультимодальной бизнес-аналитики как уникального интегрального явления, изучение взаимосвязи его компонентов. Применялись эмпирические методы анализа литературных источников, статистический анализ публикаций, методы оценки динамики количества релевантных публикаций и их сегментации по предметным областям, а также синтез – воссоздания целостной картины посредством разработки тезауруса и онтологии изучаемого феномена на основе логико-смысловой взаимосвязи ключевых понятий.

ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ ОБЗОР

Как отмечают С.В. Смирнов и С.С. Смирнов [2022], современная экономическая жизнь характеризуется не только экспоненциальным ростом объемов информации, но и радикальным сокращением времени, отводимого на принятие решений. Все более насущной становится потребность в оперативных и обобщенных экономических индикаторах. А.Н. Олейник [2021] обсуждает статус количественных и качественных данных в экономических науках, а также методы их преобразования в информацию и знание в контексте развития онлайн-платформ для контент-анализа и банков качественных данных. Автор утверждает, что объем данных, используемых в рамках экономического анализа деятельности предприятий, ежегодно возрастает.

Несмотря на наличие релевантных источников, данные часто оказываются бесполезными. Решением проблемы становится интеграция технологий бизнес-аналитики (business intelligence, BI) и больших данных (big data) в процессы экономического анализа [Митрович, 2017]. Большие данные, обладающие потенциалом для получения ценной информации для улучшения процесса принятия решений, в последнее время вызвали значительный интерес как у ученых, так и у практиков. Аналитика больших данных

все чаще становится популярной практикой, которую внедряют многие компании с целью получения новой бизнес-информации [Sivarajah et al., 2017].

Цифровая экономика – это новая экономическая формация, использующая данные в качестве важнейшего производственного фактора, а цифровые и интеллектуальные технологии – в качестве движущей силы преобразований. Основная идея цифровой экономики заключается в извлечении и объединении знаний, содержащихся в данных [Liu et al., 2023].

Сегодня имеется большое количество работ, посвященных проблеме анализа данных разной природы во всех сферах экономики [Федорова и др., 2020; Brennan, Merkl-Davies, 2013; Skouloudis, Evangelinos, Kourmousis, 2010; Davis, Searcy, 2010]. Современные технологии анализа позволяют обрабатывать большие объемы данных, выделять неявную информацию, принимать рациональные решения в сложных производственных средах и повышать конкурентоспособность предприятий [Li, Chen, Shang, 2022]. Гибридные модели анализа, построенные на ансамблевых машинных алгоритмах предварительной обработки, отбора и классификации признаков, заметно превосходят по производительности классические аналитические модели [Nalić, Martinović, Žagar, 2020]. Бизнес-аналитика, предполагающая системное использование больших данных для формирования показателей и интеллектуальных платформ управления бизнесом, нередко рассматривается в качестве базы для разработки стратегии развития и повышения конкурентоспособности компании [Duque, Godinho, Vasconcelos, 2022].

Интеллектуальные системы поддержки принятия решений, построенные на основе технологий Интернета вещей (Internet of things, IoT), извлечения и глубокого интеллектуального анализа данных (data mining), позволяют принимать эффективные решения на промышленных предприятиях [Guo et al., 2020]. Технологии data mining помогают также повышать качество интеллектуальных решений по управлению рисками в цепочках поставок на базе обработки неструктурированных данных [Kara, Firat, Ghadge, 2020].

Для оптимизации производственных процессов на предприятиях эффективно используются технологии мультимодального глубокого обучения нейронных сетей с рекуррентной долгосрочной памятью [Kounta et al., 2022]. Наиболее полный обзор проблем, связанных с мультимодальным слиянием данных (МСД), приводится в работе [Lahat, Adali, Jutten, 2015]. Под МСД в указанной и других работах понимается процесс комбинации данных из различных источников или имеющих разную природу для получения более полной и точной информации [Nathan, Safooga, Mostafa, 2022].

Отдельным направлением исследований с применением методов интеллектуального анализа больших данных является изучение влияния качества рас-

крытия нефинансовой информации о деятельности компаний на их инвестиционную привлекательность, финансовую устойчивость и стоимость акций [Батаева, Кокурина, Карпов, 2021; Калабахина, Крикунов, 2018]. Методы анализа текстов нефинансовых отчетов используются для выявления факторов устойчивого развития компаний [Asif et al., 2013; Saber, Weber, 2019; Кузубов, Евдокимова, 2017].

Использование интеллектуальной бизнес-аналитики и МСД может сопровождаться рисками для бизнеса. Интеграция источников в некоторых случаях приводит к ошибкам и неточностям данных. Кроме того, некоторые данные могут отсутствовать или быть недоступными, что снижает качество анализа и ухудшает принимаемые бизнес-решения [Woodall et al., 2019]. Интеграция данных из различных источников зачастую сложна и требует больших затрат на разработку и обслуживание инфраструктуры [Blazquez, Domenech, 2018]. Обращение к различным источникам данных увеличивает риски снижения их безопасности. Некоторые источники являются менее надежными или защищенными, чем другие, что может стать причиной утечек конфиденциальной информации [Keshta, Odeh, 2021; Abouelmehdi et al., 2017]. Использование технологий МСД может потребовать разработки новых законодательных норм и правил, связанных с защитой данных и конфиденциальностью [Menges et al., 2021].

Применение технологий МСД требует уникальных знаний и опыта, поэтому сегодня в этой сфере востребованы высококвалифицированные специалисты, что может стать проблемой для ряда предприятий.

Стремительное развитие цифровых технологий создает благоприятные условия для использования в рамках современного бизнес-анализа новых методов, моделей и инструментов обработки данных разной природы, получаемых из различных источников. Одним из наиболее перспективных методов является мультимодальная бизнес-аналитика (МБА) – новая область знаний и практического опыта, сочетающая методы и технологии больших данных, интеллектуальной бизнес-аналитики, МСД, мультимодальных нейросетей и глубокого машинного обучения.

Как показывает анализ литературных источников, одним из основных мотивов изучения и внедрения методов МБА выступает стремление исследователей предложить эффективные решения наиболее сложных производственных проблем и прикладных бизнес-задач. Вместе с тем значительная часть работ посвящена проблемам расширения функционала и повышения эффективности экономического анализа на уровне предприятий, отраслей и видов экономической деятельности.

Основную задачу использования методов МБА в экономических исследованиях можно определить как расширение состава и контекстное структуриро-

вание факторов текущего состояния и тенденций развития хозяйствующих субъектов посредством учета нефинансовой информации и нечисловых данных, извлекаемых из разнообразных источников с использованием МСД.

Применение МБА позволяет расширить спектр используемых данных, выявить скрытые взаимосвязи организационно-экономических явлений, повысить точность прогнозирования и синтезировать уникальную информацию, необходимую для принятия более эффективных бизнес-решений.

Объектом нашего исследования является феномен МБА. Цель исследования состоит в определении концептуальных основ МБА и обосновании перспектив ее использования в деятельности хозяйствующих субъектов в качестве методологии бизнес-анализа.

Для выявления динамики количества научных статей по обсуждаемой проблеме и распределения их по предметным областям был проведен статистический анализ направлений научных исследований.

МУЛЬТИМОДАЛЬНАЯ БИЗНЕС-АНАЛИТИКА: ВЕКТОРЫ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

В апреле 2023 г. нами был проведен статистический анализ публикационной активности в рамках научной проблемы, объединяемой такими направлениями исследований, как большие данные, интеллектуальная бизнес-аналитика, МСД, машинное обучение и др. Цель анализа – определение количества, динамики и предметных областей научных публикаций, в которых используются термины, в совокупности определяющие понятие «мультимодальная бизнес-аналитика».

В качестве источников информации использовались метаданные статей, включенных в базы данных Scopus и eLibrary. В табл. 1 приведены формулировки

запросов (термины), условия поиска и общее количество статей, отвечающих условиям поиска.

Для визуализации динамики количества статей, доступных в базе Scopus, они были разделены на три группы: а) максимальное; б) среднее; в) малое количество статей (рис. 1).

Как видно, термины data analysis, machine learning и big data используются в современных исследованиях наиболее часто, с умеренной динамикой роста. Термины data management, data integration и data fusion занимают промежуточное положение по частоте использования и показывают заметный рост. Термины business intelligence, business analysis и multi-modal data fusion употребляются заметно реже, при этом частота использования термина multi-modal data fusion начинает расти лишь с 2019 г., в то время как термин business intelligence демонстрирует высокую динамику роста с 2010 г.

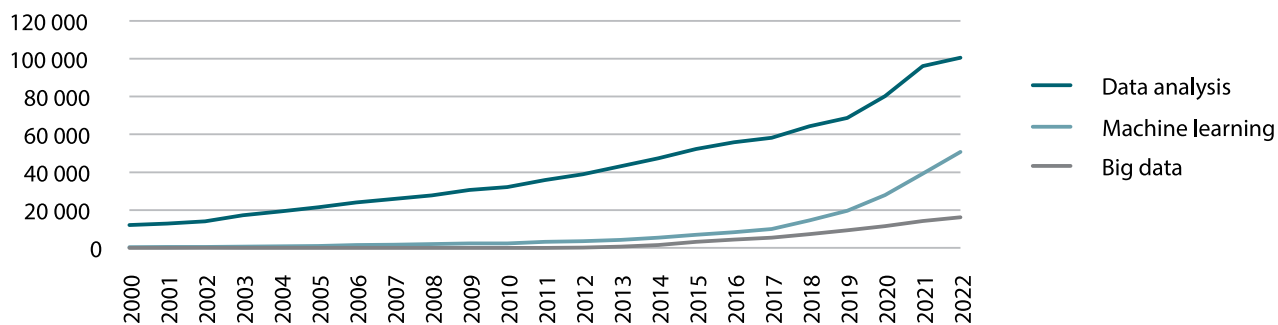
Диаграмма долевого распределения количества статей свидетельствует о большом внимании исследователей к проблемам data analysis и machine learning, в то время как методы и технологии multi-modal data fusion являются предметом исследования в заметно меньшем количестве работ (рис. 2).

Диаграмма распределения количества публикаций, доступных в базе eLibrary, показывает, что российские авторы в основном ориентированы на исследование анализа данных, машинного обучения и больших данных, практически оставляя без внимания такие направления, как слияние данных, интеллектуальная бизнес-аналитика и мультимодальное слияние данных (рис. 3).

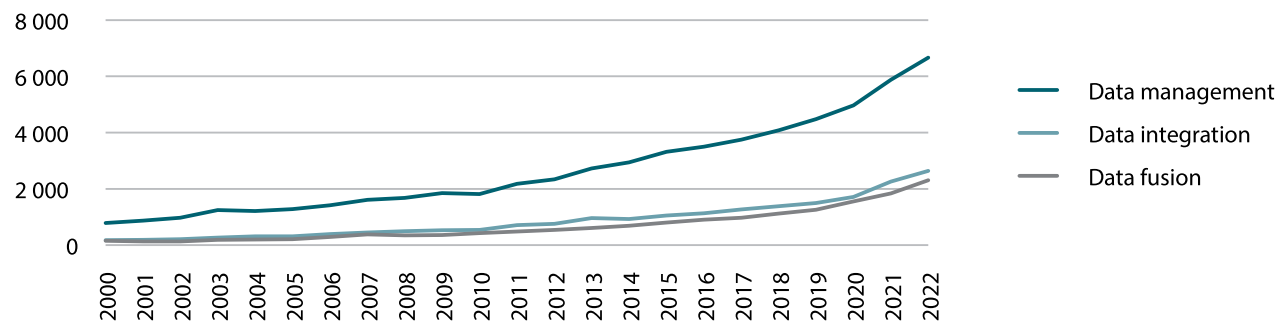
Очевидно, что столь заметное доминирование терминов data analysis и «анализ данных» обусловлено вниманием авторов к проблеме и задачам анализа данных в целом, в том числе вне контекста специ-

Таблица 1 – Условия анализа источников
Table 1 – Source analysis conditions

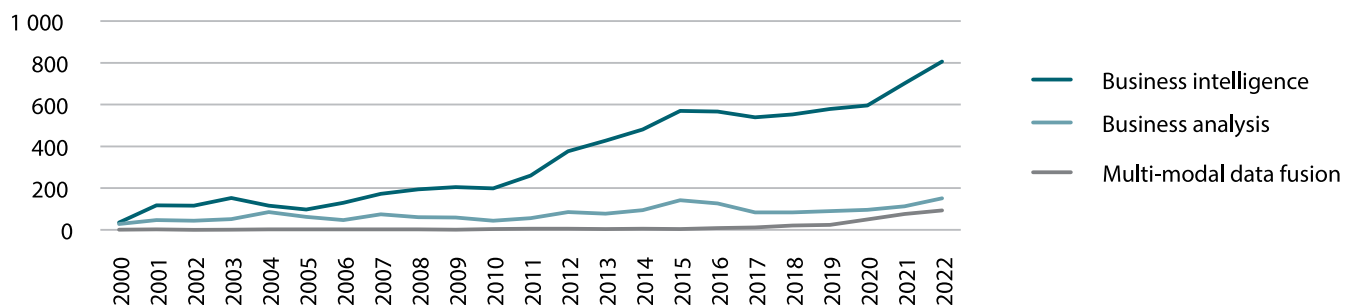
Параметр	Scopus	eLibrary
Формулировки запроса	Data analysis; machine learning; big data; data management; data integration; data fusion; business intelligence; business analysis; multi-modal data fusion	Анализ данных; машинное обучение; большие данные; управление данными; интеграция данных; объединение данных; слияние данных; интеллектуальная бизнес-аналитика; мультимодальное слияние данных
Условия поиска	Статьи в журналах; поиск по ключевым фразам; сортировка по годам и предметной области; годы публикации: 2000–2022; дата обращения: 20.04.2023	Статьи в журналах; в названии публикации, аннотации, ключевых словах; с учетом морфологии; годы публикации: 2000–2022; дата обращения: 21.04.2023
Количество статей	1 925 950	21 416



а) максимальное количество статей



б) среднее количество статей



в) малое количество статей

Примечание: data analysis – анализ данных; machine learning – машинное обучение; big data – большие данные; data management – управление данными; data integration – интеграция данных; data fusion – объединение данных; business intelligence – слияние данных; business analysis – интеллектуальная бизнес-аналитика; multi-modal data fusion – мультимодальное слияние данных.

Рис. 1. Динамика роста количества статей
Fig. 1. Growth dynamics of the number of articles

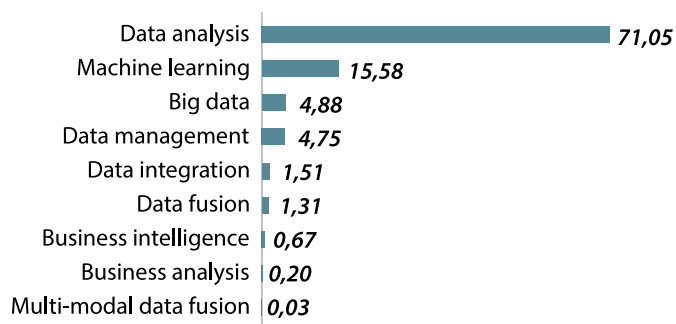


Рис. 2. Распределение статей по формулировкам запроса (терминам) в Scopus, %

Fig. 2. Distribution of articles by search requests (terms) in Scopus, %



Рис. 3. Распределение статей по формулировкам запроса (терминам) в eLibrary, %

Fig. 3. Distribution of articles by search requests (terms) in eLibrary, %

фической методологии и инструментария анализа данных с применением информационных технологий и бизнес-анализа.

Распределение научных работ по предметным областям указывает на заметное доминирование области Medicine and Dentistry в использовании выбранных терминов (рис. 4).

При этом предметные области, связанные с экономикой, организацией, бизнесом и принятием решений, имеют пока низкие показатели использования обсуждаемых терминов: Decision Sciences (науки о принятии решений / исследование операций) – 0,84 %; Business Management and Accounting (бизнес, менеджмент и бухгалтерский учет) – 0,19 %; Economics, Econometrics and Finance (экономика, эконометрика и финансы) – 0,03 %.

Детально познакомиться с направлениями использования рассматриваемых терминов позволяют диаграммы их распределения по предметным областям (рис. 5).

Сфера использования большинства терминов очерчена достаточно узко. Например, почти треть статей, в которых упоминается термин data management, и столько же использующих термин data analysis посвящены тематике Medicine and Dentistry (рис. 5, б, г). Использование термина business intelligence сконцентрировано в областях Computer Science и Business, Management and Accounting (рис. 5, д).

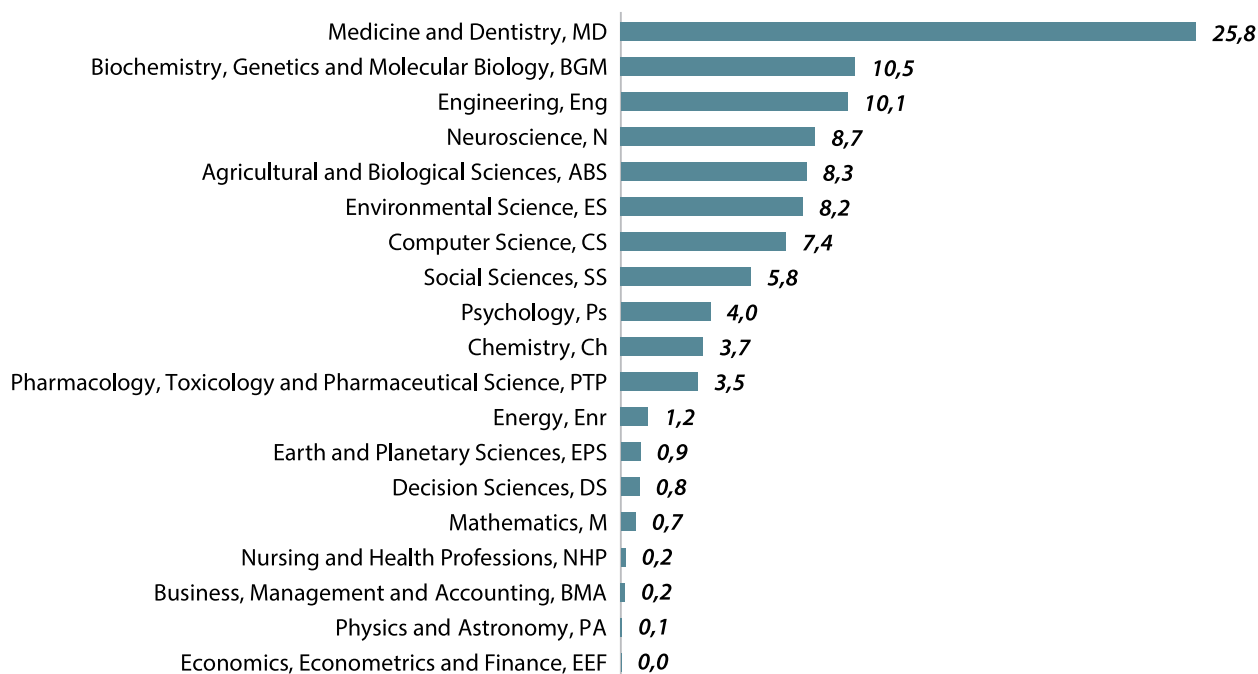
В работах, посвященных компьютерным наукам, часто используется термин big data (рис. 5, в), а в статьях по бизнесу, менеджменту и бухгалтерскому учету – термин business analysis (рис. 5, и). Термины multi-source data fusion и data integration используются наиболее широко (рис. 5, ж, к), однако по общему количеству они заметно уступают другим терминам.

Анализ литературных источников позволяет выделить направления использования методов и инструментов МБА для получения новой информации об аспектах хозяйственной деятельности предприятий. Для выявления концептуальных основ МБА, определения содержания, роли и места этого феномена в современном бизнес-анализе нами разработан тезаурус ключевых понятий и получены результаты онтологического анализа.

КОНЦЕПЦИЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНОЙ БИЗНЕС-АНАЛИТИКИ

Тезаурус ключевых понятий

Мультимодальная бизнес-аналитика – широкое понятие, отражающее новый тренд в развитии методологии бизнес-анализа – является частью методологии анализа, осуществляемого за счет объединения и слияния данных разных типов, получаемых из различных источников. Примером МБА выступает анализ данных, получаемых из социальных медиа, где комбинируются текстовые сообщения, изображения и видео для



Примечание: MD – Медицина и стоматология; BGM – Биохимия, генетика и молекулярная биология; Eng – Инженерия; N – Нейронауки; ABS – Сельскохозяйственные и биологические науки; ES – Науки об окружающей среде; CS – Компьютерные науки; SS – Социальные науки; Ps – Психология; Ch – Химия; PTP – Фармакология, токсикология и фармацевтическая наука; Enr – Энергетика; EPS – Науки о Земле; DS – Науки о принятии решений; M – Математика; NHP – Сестринское дело; BMA – Бизнес, менеджмент и бухгалтерский учет; PA – Физика и астрономия; EEF – Экономика, эконометрика и финансы.

Рис. 4. Процентное соотношение количества статей по предметным областям (Scopus), %

Fig. 4. Percentage of the number of articles by subject areas (Scopus), %

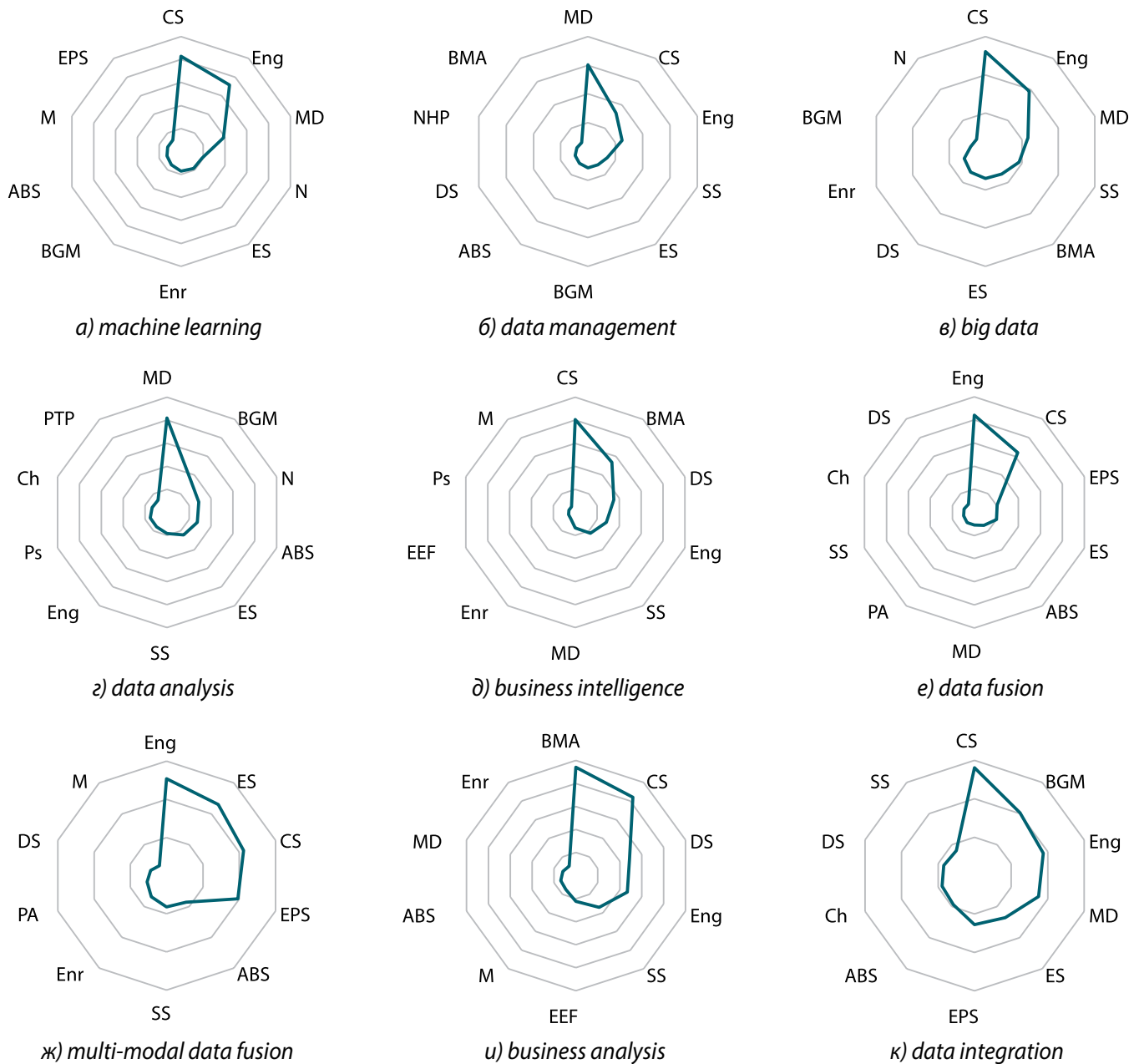


Рис. 5. Распределение терминов по предметным областям

Fig. 5. Distribution of terms by subject areas

выявления настроений пользователей, мнений о продуктах или услугах, мониторинга и анализа репутации брендов и т. п.

Модальность (от лат. *modus* – мера, способ) – это семантическая категория, которая в общем случае отражает отношение коммуниканта к содержанию высказывания, целевую установку коммуникации и отношение содержания высказывания к действительности. Сегодня слово «мультимодальный» часто используется в бизнес-информатике и обозначает использование нескольких типов представления информации и сенсорных каналов ее получения (текст, число, звук, изображение, видео, температура, давление и т. п.) в рамках одного коммуникативного или аналитического контекста.

Преимуществом МБА является возможность осуществлять более глубокую интерпретацию данных, выявлять скрытые взаимосвязи и неочевидные тренды, а также принимать решения на основе новой информации. МБА сегодня используется для прогнозирования рыночных тенденций, оптимизации бизнес-процессов, выявления проблем и возможностей, а также разработки стратегических целей и стратегий предприятий.

Для формулировки авторского определения понятия «мультимодальная бизнес-аналитика» на основе изучения актуальных литературных источников был разработан тезаурус ключевых понятий в области интеллектуального анализа данных, бизнес-анализа и машинного обучения. При разработке тезауруса ис-

пользовался следующий подход к объяснению взаимосвязи понятий «анализ» и «аналитика» в общенаучном контексте. Понятие «анализ» обычно применяется для описания процессов изучения и интерпретации данных в целях выявления закономерностей, трендов, паттернов или выводов. Анализ обычно фокусируется на конкретных вопросах, задачах или гипотезах, и его целью является получение полезной информации и выводов из доступных данных. Аналитика, обычно понимаемая как совокупность анализа, синтеза, обобщения и прогноза, выступает связующей нитью между сбором и получением данных и эффективным принятием решений. Аналитика является важнейшим понятием методологии науки, прикладной экспертной и профессиональной деятельности [Понкин, 2019].

Тезаурус включает следующие понятия и определения.

1. *Данные (data)* – фактическая информация, наблюдения или значения, собранные из различных источников в различных форматах и структурах. Данные могут быть получены в результате наблюдений или экспериментов и представляют собой числа, текст, изображения и другие типы информации. Анализ и интерпретация данных в определенном контексте позволяют извлекать новую информацию и принимать обоснованные решения.

2. *Большие данные (big data)* – структурированные и неструктурированные данные огромных объемов и значительного многообразия, эффективная обработка которых возможна только с применением масштабируемых программных инструментов. В широком смысле большие данные – это социально-экономический феномен, связанный с появлением новых технологических возможностей для анализа огромных массивов данных.

Применение больших данных приобретает все большее значение в академических исследованиях и управленческой практике. Технологии больших данных рассматриваются компаниями в качестве движущей силы, побуждающей их к использованию множества источников данных для определения направлений развития [Pedota, 2023]. Например, включение анализа больших данных в бизнес-процессы промышленных предприятий положительно влияет на внедрение «зеленых» инноваций [Gao, Cheng, Sun, 2023]. Однако для того, чтобы эффекты от применения больших данных превосходили затраты на их получение, компании должны иметь четкое представление о целях и способах их использования [Acciarini et al., 2023].

В качестве характеристик больших данных, как правило, выделяют: объем (volume) – величину физического объема данных; скорость (velocity) – как в контексте прироста данных, так и в контексте необходимости высокоскоростной обработки данных; многообразие (variety) – возможность одновременной обработки различных типов данных.

Объемы больших данных могут заметно различаться в разных отраслях и контекстах. Сегодня используются следующие единицы измерения объема: терабайты (базы данных, веб-логи крупных компаний, архивы видеопотоков или геномные данные), петабайты (данные социальных медиасайтов, медицинские данные, облачные хранилища, данные научных исследований), эксабайты (перспективные объемы, например, потоки данных IoT).

3. *Наука о данных (data science)* – междисциплинарная область, объединяющая различные методы, инструменты и подходы для интерпретации данных и формирования нового знания. Она включает сбор, обработку, анализ и интерпретацию данных с целью извлечения нового знания, выявления закономерностей и принятия обоснованных решений.

4. *Анализ данных (data analysis)* – процесс изучения и преобразования данных с целью получения полезной информации и использования ее для принятия решений. Одним из разделов анализа данных является анализ свойств данных (data property analysis) – процесс изучения и описания свойств данных, таких как формат, качество, точность, полнота, ценность и др.

5. *Глубинный анализ данных (извлечение данных) (data mining)* – обобщенный термин, используемый сегодня для описания совокупности методов обнаружения в большом объеме данных практически значимой и доступной для интерпретации информации, необходимой для принятия решений в различных сферах деятельности. Включает методы обнаружения связей, закономерностей и трендов в данных. Понятие data mining объединяет различные методы статистики, машинного обучения, искусственного интеллекта и баз данных и находит применение в маркетинге, финансах, медицине, науке о принятии решений и др.

6. *Бизнес-анализ (business analysis)* – понятие, объединяющее процессы изучения бизнес-проблем, определения потребностей и формирования требований, разработки бизнес-моделей и бизнес-решений о реализации изменений в организационной структуре, бизнес-процессах и системах с целью повышения эффективности бизнеса.

7. *Бизнес-аналитика (business analytics)* – более широкое понятие, обозначающее совокупность методов, предназначенных для извлечения, анализа и интерпретации бизнес-данных с целью получения полезной информации и принятия эффективных бизнес-решений. Бизнес-аналитика применяется в маркетинге, финансах, управлении операциями и рисками и других областях для достижения конкурентного преимущества бизнеса [Duong, Eduard, Teuteberg, 2022; Shi, Cui, Liu, 2022]. Понятия «бизнес-анализ» и «бизнес-аналитика» часто рассматриваются как взаимосвязанные и даже взаимозаменяемые. Например, профессия «бизнес-аналитик» трактуется как деятельность по использованию методов бизнес-анализа для исследова-

ния потребностей организаций с целью определения проблем бизнеса и их решения. В последние годы в литературе все чаще отмечается, что бизнес-аналитика предполагает использование методов data science, в таком контексте это понятие применяется в нашей статье.

8. *Интеллектуальная бизнес-аналитика (business analytics, business intelligence, BI)* – понятие, охватывающее широкий спектр методов, процессов и инструментов сбора, анализа и представления данных, имеющих отношение к бизнесу. В начале 1990-х гг. термины business intelligence и business analytics были введены в академический дискурс для описания преимуществ использования в бизнесе растущего объема взаимосвязанных данных в связи с развитием информационных технологий и вычислительной техники [Foley, Guillemette, 2010].

В то время как классические аналитические методы базируются главным образом на статистических методах, основу интеллектуальной бизнес-аналитики наряду со статистическими методами составляет управление базами данных [Chen, Chiang, Storey, 2012]. Интеллектуальная бизнес-аналитика фокусируется на использовании информации для выявления тенденций, моделей и понимания прошлой и текущей производительности бизнеса. Применение технологий BI помогает руководителям принимать решения и разрабатывать стратегии развития бизнеса.

В современной литературе также используется другое определение, акцентирующее внимание на том, что BI – это комплекс специального программного обеспечения, предназначенного для обработки бизнес-данных и представления результатов в удобной для пользователя форме [Chen, Chiang, Storey, 2012].

9. *Управление данными (data management)* – совокупность методов и инструментов управления данными начиная с этапа создания или идентификации их источников до архивирования и удаления. Управление данными включает выявление источников, сбор, хранение, организацию, интеграцию, обновление, обеспечение качества, защиту, обеспечение доступа к данным и др. Цель управления данными состоит в обеспечении их эффективного использования и максимизации ценности в контексте бизнеса, научных исследований или других областей применения.

В зависимости от контекста понятие data management может распадаться на различные подпонятия: хранение данных (data storage), поиск и извлечение данных (data retrieval), очистка данных (data cleaning), преобразование данных (data transformation), конфиденциальность и безопасность данных (data privacy and security), управление качеством данных (data quality management), управление жизненным циклом данных (data lifecycle management) и др.

10. *Интеграция данных (data integration)* – процесс объединения данных из разных источников в единый

набор, который может быть использован для анализа и принятия решений [Doan, Halevy, Ives, 2012]. К этому понятию примыкает понятие «объединение данных на основе модели» (model-based data fusion) – совокупность методов и инструментов объединения данных на основе математических, статистических или экономических моделей их связей и взаимодействия. Такие модели могут создаваться путем предварительного анализа данных или на базе экспертных знаний.

Интеграция данных из различных источников может помочь компаниям лучше понимать потребности и предпочтения своих клиентов, что может привести к улучшению клиентского опыта и увеличению лояльности клиентов¹.

11. *Слияние данных (data fusion)* – процесс комбинации данных из различных источников или имеющих разную природу с целью получения более полной и точной информации. Если объединение данных состоит в приведении их к единой форме для последующего анализа, то слияние – это синтез новой информации путем создания единой системы данных с целью выявления скрытых связей и повышения точности анализа. Поэтому data fusion может рассматриваться как частная категория по отношению к более общему понятию data integration [Dai et al., 2023].

В процессе слияния данные агрегируются и обрабатываются с помощью различных методов и алгоритмов. Этот процесс может включать сопоставление данных, устранение дубликатов, обработку пропущенных значений и другие техники [Fernandez-Vazquez, Moreno, 2017]. Слияние данных позволяет выявлять скрытые взаимосвязи, обнаруживать паттерны, идентифицировать тренды и играет важную роль в бизнес-анализе, научных и медицинских исследованиях, финансовом анализе и других областях, где необходимо получить максимально полную и точную информацию для принятия решений [Ze, Yuchao, Sichao, 2018]. Этот процесс требует применения математических, статистических и других методов для выявления взаимосвязей между разнородными данными.

Использование технологий МСД может уменьшить время, затрачиваемое на анализ данных, и сократить затраты на обработку информации и анализ.

12. *Мультиресурсное слияние данных (multi-source data fusion)* – слияние данных, полученных из различных источников, для синтеза новой информации об объекте исследования. К этому понятию примыкают термины «объединение данных, снимаемых с сенсоров» (fusion of multi-sensor data) и «объединение данных, полученных в разное время» (fusion of multi-temporal data), оказывающиеся полезными в обла-

¹ Marr B. How to Understand Your Customers and Their Needs with the Right Data // Forbes. February 3, 2022. <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2022/02/03/how-to-understand-your-customers-and-their-needs-with-the-right-data>.

сти обработки геопространственных данных, таких как снимки со спутников или аэрофотоснимки [Zhang et al., 2022].

13. *Мультимодальное слияние данных (multi-modal data fusion)* – процесс слияния данных разной модальности. Употребление этого термина оправдано в тех случаях, когда необходимо подчеркнуть важность слияния данных разной модальности, что сопряжено с техническими трудностями и требует различных методов обработки и анализа [Li et al., 2021]. Например, мультимодальные данные, используемые для распознавания речи, могут объединять в себе аудиозаписи и тексты, что позволяет применять контекст речи и текстовую информацию для более точного распознавания и понимания сказанного. Следует отметить, что в ряде литературных источников термины multi-source data fusion и multi-modal data fusion используются как синонимы.

МСД широко применяются в области компьютерного зрения, обработки естественного языка, машинного обучения и других сферах, где более полное понимание информации различных модальностей является важным условием для достижения наилучших результатов и принятия обоснованных решений.

В контексте бизнес-анализа и экономических исследований технологии МСД могут использоваться для синтеза новой экономической информации путем совместного анализа разнообразных данных, представленных в форме текста, числовых данных, изображений, видео, звуков, сигналов, снимаемых с различных устройств и датчиков и т. п. Например, этот метод может применяться для анализа финансовой отчетности компаний совместно с данными из социальных медиа для выявления тенденций и настроений в отношении продуктов или брендов, а также для предсказания спроса на товары и повышения качества принятия решений в бизнесе.

МСД может помочь компаниям идентифицировать новые возможности для развития продуктов и услуг на основе данных, что приводит к увеличению доходов и прибыли¹. Компании, использующие МСД, могут иметь конкурентное преимущество на рынке, так как они лучше понимают потребности клиентов и принимают более обоснованные бизнес-решения².

14. *Машинное обучение (machine learning)* – дисциплина, исследующая и создающая алгоритмы и модели, способные извлекать новые знания и использовать их для принятия решений. Основным признаком таких алгоритмов является способность обучаться без явно запрограммированных инструкций. Машинное обуче-

ние составляет основу многих приложений и технологий, таких как распознавание речи, компьютерное зрение, рекомендательное моделирование, обработка естественного языка и многое другое.

15. *Глубокое обучение (deep learning)* – раздел машинного обучения, который фокусируется на разработке и использовании искусственных нейронных сетей с многослойной архитектурой, способных автоматически извлекать данные разных уровней абстракции. В отличие от классических моделей машинного обучения, имеющих только несколько слоев, глубокое обучение позволяет создать модели с десятками и сотнями слоев. Эта технология дает возможность извлекать абстрактные признаки и находить сложные зависимости между данными.

16. *Мультимодальное глубокое обучение (multi-modal deep learning)* – обучение нейронных сетей с использованием данных разных модальностей. Оно может включать комбинацию текста, изображений, аудио, видео и других типов данных для обучения моделей, способных понимать и обрабатывать информацию из разных источников одновременно [Ahmad et al., 2022].

17. *Нейронная сеть (neural network)* – алгоритм машинного обучения, построенный по аналогии с биологическими нейронными сетями, используемый для анализа данных и решения различных задач, включая классификацию, регрессию, кластеризацию, обработку сигналов, распознавание образов, обработку естественного языка и многое другое.

18. *Мультимодальная нейронная сеть (multi-modal neural network)* – нейронная сеть, использующая данные разных модальностей для обучения и принятия решений. Такие сети имеют широкий спектр применения, включая распознавание образов и речи, системы восприятия, взаимодействия и рекомендаций. Они позволяют моделировать сложные взаимосвязи и зависимости между разными модальностями данных, что делает их мощным инструментом для решения задач, связанных с анализом и объединением множества типов информации [Liu et al., 2023].

Онтология предметной области

Составленный тезаурус позволил разработать авторский вариант онтологии, отражающий современное представление академического и профессионального сообщества о логико-смысловой взаимосвязи ключевых понятий предметной области «мультимодальная бизнес-аналитика» (рис. 6).

В контексте темы данного исследования понятие data science представлено совокупностью таких составляющих, как machine learning, data mining, big data и data analysis. При этом data mining рассматривается как часть более общего понятия – machine learning, поскольку data mining использует алгоритмы машинного обучения для поиска закономерностей в больших наборах данных.

¹ Bughin J., LaBerge L., Mellbye A. The case for digital reinvention // McKinsey Quarterly. February 9, 2017. <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-case-for-digital-reinvention>.

² Hagiu A., Wright J. When Data Creates Competitive Advantage // Harvard Business Review. January – February 2020. <https://hbr.org/2020/01/when-data-creates-competitive-advantage>.

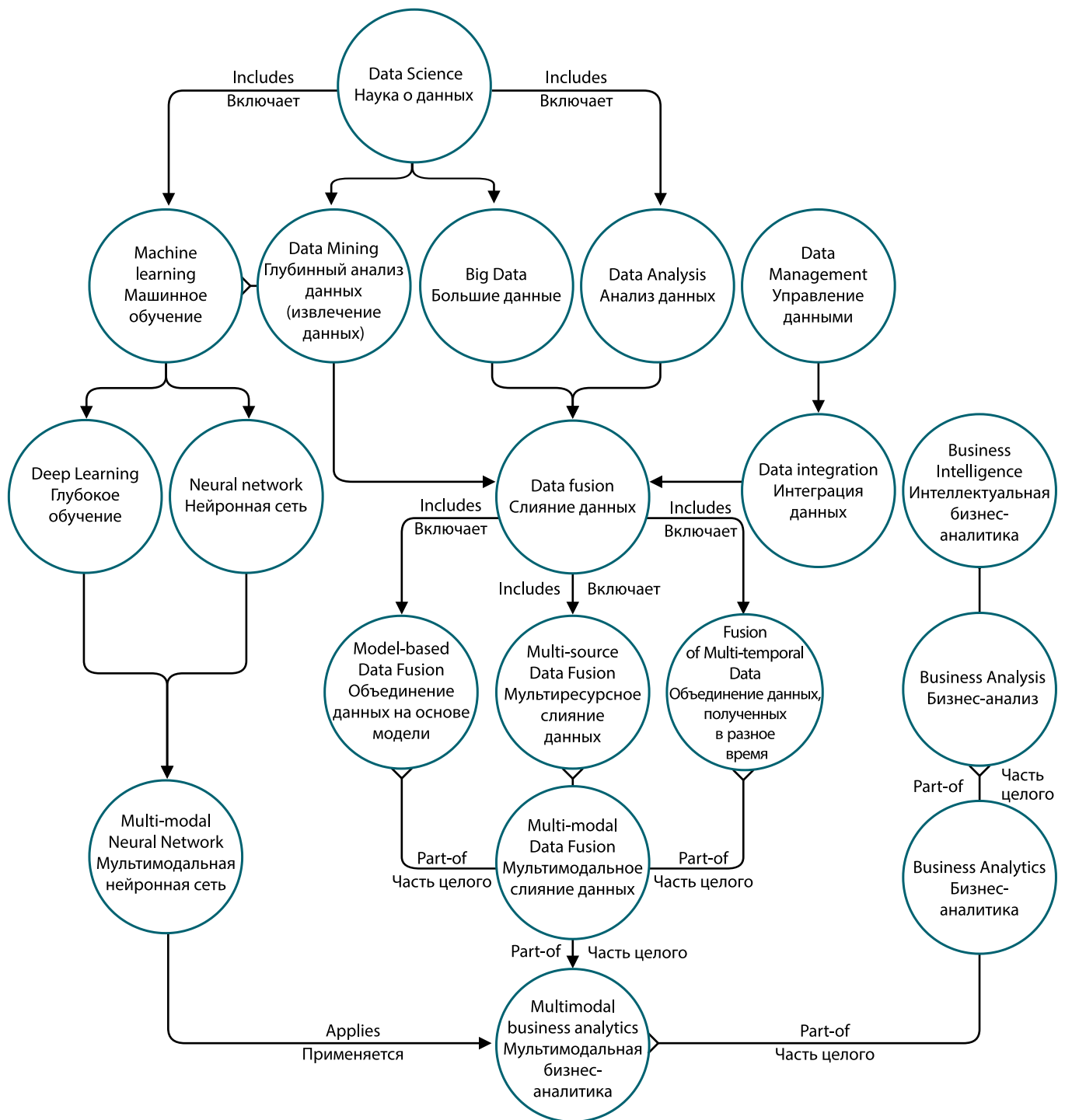


Рис. 6. Онтология предметной области «мультимодальная бизнес-аналитика»

Fig. 6. Ontology of the subject area "Multimodal business analytics"

На основе тезауруса и онтологии было сформулировано развернутое авторское толкование предметной области: мультимодальная бизнес-аналитика – это широкая область знаний и новая сфера практической деятельности, сочетающая в себе концепции, методы и технологии интеллектуальной бизнес-аналитики, МСД и мультимодальных нейросетей.

Основной целью МБА является синтез новой информации, необходимой для принятия эффективных бизнес-решений, на основе интеллектуального анализа данных различных модальностей (числа, текст, изо-

бражения, звук, видео и др.). Под интеллектуальным анализом данных здесь понимается анализ, осуществляемый с использованием технологий нейросетей и машинного обучения, часто объединяемых понятием «искусственный интеллект» (artificial intelligence, AI).

Детальнее феномен МБА можно интерпретировать по трем направлениям.

1. Будучи усовершенствованным вариантом интеллектуальной бизнес-аналитики, МБА использует методы классической бизнес-аналитики с применением специального программного обеспечения, ориентированно-

го на решение задач бизнес-анализа и представление результатов в удобной для пользователей форме.

2. Использование в МБА технологий МСД значительно повышает аналитическую и прогнозную эффективность интеллектуальной бизнес-аналитики за счет анализа данных разных модальностей, полученных из различных источников и в разное время.

3. Применение технологий мультимодальных нейросетей обеспечивает высокую эффективность решения сложных бизнес-задач за счет специализации таких нейросетей на обработке и объединении разных типов информации из различных источников. Однако использование мультимодальных нейросетей не является неизменным атрибутом МБА, поскольку для решения указанных задач могут применяться комбинации нейросетей другой архитектуры и назначения.

Центральным элементом феномена МБА, отличающим ее от совокупности классических методик бизнес-анализа, выступает МСД – технология создания единой системы данных и синтеза новой информации, позволяющей выявлять скрытые связи производственных, экономических и других процессов и явлений и повышать точность бизнес-анализа.

Таким образом, МБА как перспективная предметная область интеллектуальной бизнес-аналитики представляет интерес для научных исследований и разработки практических рекомендаций, методик и алгоритмов ее применения для решения сложных задач бизнес-анализа и расширения его методологии в целом.

Для обоснования перспектив расширения методологии экономического анализа за счет использования МБА в статье сформулированы виды информации, генерируемой мультимодальными нейросетями, в контексте ее использования в бизнес-анализе совместно с «классическими» данными.

МУЛЬТИМОДАЛЬНОЕ СЛИЯНИЕ ДАННЫХ: НОВАЯ ИНФОРМАЦИЯ В БИЗНЕС-АНАЛИЗЕ

Содержание типовых задач бизнес-анализа, типы используемых данных и виды информации, генерируемой мультимодальными нейросетями, представлены в табл. 2¹.

¹ Во избежание излишне большого объема текста в таблице приведены лишь некоторые задачи, примеры данных и генерируемой информации, поэтому она не претендует на полноту описания задач бизнес-анализа.

Таблица 2 – Задачи бизнес-анализа, типы данных и виды экономической информации, генерируемой мультимодальными нейросетями

Table 2 – Objectives of business analysis, data types and types of economic data generated by multimodal neural networks

Задачи анализа	Типы данных	Генерируемая информация	Основные исследования
Отраслевой, рыночный и конкурентный анализ	Финансовые данные: годовые финансовые отчеты конкурентов. Тексты: описание бизнес-моделей, продуктов и услуг, демографических данных клиентов. Социальные сети конкурентов: подписчики, комментарии. Изображения торговых марок и товаров конкурентов. Видео и аудио: реклама, интервью руководителей, отзывы клиентов	Интерпретация финансовых результатов конкурентов; определение эффективных маркетинговых стратегий конкурентов; прогноз поведения потребителей; выявление успешных продуктов и услуг конкурентов; определение тенденций и изменений в отрасли	Lahat, Adali, Jutten, 2015; Кузубов, Евдокимова, 2017; Федорова и др., 2020; Duque, Godinho, Vasconcelos, 2022
Анализ организационной структуры управления, корпоративной культуры и кадрового потенциала компании	Тексты: должностные инструкции, штатное расписание, приказы и распоряжения, корпоративные кодексы, статьи о компании. Изображения: организационные структуры, схемы бизнес-процессов, фотографии рабочих мест. Видео и аудио: интервью с сотрудниками, видеопротоколы совещаний, реклама компании. Числовые данные: численность сотрудников и заработная плата. Данные из СМИ и социальных сетей: профили сотрудников, комментарии	Выявление ошибок в должностных инструкциях; качество управленческих решений; выводы о соответствии компетенций должностным обязанностям; прогноз структурных изменений; оценка качества коммуникации; прогноз обновления кадров; признаки корпоративной культуры	Yager, 2004; Lahat, Adali, Jutten, 2015
Анализ бизнес-процессов и информационной структуры компании	Тексты: описание процессов, документация, сообщения. Изображения: диаграммы процессов, фотографии рабочих мест и оборудования, схемы логистики, архитектура КИС. Видео: интервью с сотрудниками, записи рабочих процессов. Аудио: записи звуков работы оборудования. Данные из социальных сетей и СМИ о деятельности компании. Сигналы устройств Интернета вещей	Оценка времени выполнения производственных процессов; оптимизация бизнес-процессов; причины нерационального расходования ресурсов; качество информации КИС; информационные роли сотрудников; классификация документов; оптимизация информационной структуры	Guo et al., 2020; Duque, Godinho, Vasconcelos, 2022

Задачи анализа	Типы данных	Генерируемая информация	Основные исследования
Анализ результатов финансово-хозяйственной деятельности и производственно-экономического потенциала компании	Финансовые данные: годовая финансовая отчетность. Тексты: годовые отчеты, отчеты о ESG-показателях, стратегия. Изображения: фотографии производственных мощностей, авиа- и космические снимки территории предприятия, инфраструктуры региона, природных и климатических изменений. Видео: потоковое видео и архивные записи процессов производства. Сигналы устройств Интернета вещей. Данные о численности и квалификации сотрудников. Данные об изменении нормативных правовых актов	Оценка возможностей предприятия; обоснование инвестиций; прогноз деловых отношений предприятия с контрагентами и финансовых результатов предприятия; оценка эффективности производственного оборудования и технологического потенциала предприятия	Asif et al., 2013; Saber, Weber, 2019; Федорова и др., 2020

Примечание. * КИС – корпоративная информационная система.

Таким образом, расширение функционала бизнес-анализа за счет использования методов и инструментов МБА позволяет получать системные оценки различных аспектов и результатов деятельности предприятий, а также прогнозировать их развитие.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Анализ направлений научных исследований показывает, что терминология в сфере интеллектуальной бизнес-аналитики и МСД активно используется в статьях, посвященных широкому кругу предметных областей. Однако в областях «Экономика, эконометрика и финансы», «Бизнес, менеджмент и бухгалтерский учет» и «Науки о принятии решений» обсуждение этих проблем находится на начальной стадии. Общий вектор исследований указывает на растущий интерес специалистов в сфере экономики и управления к проблеме МБА. По сравнению с другими предметными областями имеется потенциал для расширения спектра научных работ, посвященных МБА, в том числе за счет систематизации результатов исследований, полученных в смежных областях.

Разработка тезауруса ключевых терминов и онтологии понятия «мультимодальная бизнес-аналитика»

позволили определить ее концептуальные основы и место в системе современного бизнес-анализа. МБА – перспективная область интеллектуальной бизнес-аналитики, представляющая значительный интерес для научных исследований и разработки практических методов решения сложных задач бизнес-анализа. Научная проработка и освоение практических инструментов МБА обеспечат расширение функционала бизнес-анализа.

Использование методов и инструментов МБА позволяет получать новую информацию и формировать более точные комплексные оценки в таких видах анализа, как отраслевой, рыночный и конкурентный; анализ организационной структуры управления, корпоративной культуры и кадрового потенциала компаний; анализ бизнес-процессов и информационной структуры компаний; анализ результатов финансово-хозяйственной деятельности и производственно-экономического потенциала компаний и др.

Основными проблемами и ограничениями МБА сегодня выступают сложность интеграции данных, риски информационной безопасности и нехватка квалифицированных кадров. ■

Источники

- Батаева Б.С., Кокурина А.Д., Карпов Н.А. (2021). Влияние раскрытия ESG-показателей на финансовые результаты российских публичных компаний // *Управленец*. Т. 12, № 6. С. 20–32. <https://doi.org/10.29141/2218-5003-2021-12-6-2>
- Калабихина И.Е., Крикунов А.С. (2018). Новая методика оценки качества нефинансовой отчетности (на примере энергетических компаний) // *Вестник СПбГУ. Менеджмент*. Т. 17, вып. 3. С. 297–328. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2018.303>
- Кузубов С.А., Евдокимова М.С. (2017). Повышает ли стоимость компании публикация нефинансовых отчетов по стандартам GRI (на примере стран БРИКС)? // *Учет. Анализ. Аудит*. № 2. С. 28–36. <https://doi.org/10.26794/2408-9303-2017-2-28-36>
- Митрович С. (2017). Специфика интеграции технологий бизнес-интеллекта и больших данных в процессы экономического анализа // *Бизнес-информатика*. № 4(42). С. 40–46. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2017.4.40.46>

- Олейник А.Н. (2021). Применение контент-анализа в экономических науках: обзор текущего состояния дел и перспектив // Вопросы экономики. № 4. С. 79–95. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2021-4-79-95>
- Понкин И.В. (2019). Понятие «аналитика» // International Journal of Open Information Technologies. Т. 7, № 10. С. 80–90.
- Смирнов С.В., Смирнов С.С. (2022). Мониторинг российского делового цикла на основе ежедневных данных // Вопросы экономики. № 5. С. 26–50. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-5-26-50>
- Федорова Е.А., Афанасьев Д.О., Нерсисян Р.Г., Ледяева С.В. (2020). Влияние нефинансовой информации на основные показатели российских компаний // Журнал Новой экономической ассоциации. № 2(46). С. 73–96. <https://doi.org/10.31737/2221-2264-2020-46-2-4>
- Abouelmehdi K., Beni-Hssane A., Khaloufi H., Saadi M. (2017). Big data security and privacy in healthcare: A review. *Procedia Computer Science*, no. 113, pp. 73–80. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.292>
- Acciarini C., Capra F., Boccardelli P., Oriani R. (2023). How can organizations leverage big data to innovate their business models? A systematic literature review. *Technovation*, vol. 123, 102713. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102713>
- Ahmad Z., Jindal R., Mukuntha N.S., Ekbal A., Bhattacharyya P. (2022). Multi-modality helps in crisis management: An attention-based deep learning approach of leveraging text for image classification. *Expert Systems with Applications*, vol. 195, 116626. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116626>
- Asif M., Searcy C., Santos P., Kensah D. (2013). A review of Dutch corporate sustainable development reports. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, vol. 20, issue 6, pp. 321–339. <https://doi.org/10.1002/csr.1284>
- Blazquez D., Domenech J. (2018). Big Data sources and methods for social and economic analyses. *Technological Forecasting and Social Change*, no. 130, pp. 99–113. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.07.027>
- Brennan N., Merkl-Davies D. (2013). Accounting narratives and impression management. *The Routledge Companion to Communication in Accounting* (pp. 109–132). London, Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203593493.CH8>
- Chen H., Chiang R.H.L., Storey V.C. (2012). Business intelligence and analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 4, pp. 1165–1188. <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Dai Y., Yan Z., Cheng J., Duan X., Wang G. (2023). Analysis of multimodal data fusion from an information theory perspective. *Information Sciences*, vol. 623, pp. 164–183. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.12.014>
- Davis G., Searcy C. (2010). A review of Canadian corporate sustainable development reports. *Journal of Global Responsibility*, no. 1, pp. 316–329. <https://doi.org/10.1108/20412561011079425>
- Doan A., Halevy A., Ives Z. (2012). *Principles of data integration*. Elsevier.
- Duong T., Eduard O., Teuteberg A.F. (2022). What translates big data into business value? A meta-analysis of the impacts of business analytics on firm performance. *Information & Management*, vol. 59, issue 6, 103685. <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103685>
- Duque J., Godinho A., Vasconcelos J. (2022). Knowledge data extraction for business intelligence: A design science research approach. *Procedia Computer Science*, no. 204, pp. 131–139. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.08.016>
- Fernandez-Vazquez E., Moreno B. (2017). Entropy econometrics for combining regional economic forecasts: A data-weighted prior estimator. *Journal of Geo-graphical Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 349–370. <https://doi.org/10.1007/s10109-017-0259-9>
- Foley É., Guillemette M.G. (2010). What is business intelligence? *International Journal of Business Intelligence Research*, vol. 1, no. 4, pp. 1–28. https://doi.org/10.1007/978-1-4302-3325-1_1
- Gao Q., Cheng Ch., Sun G. (2023). Big data application, factor allocation, and green innovation in Chinese manufacturing enterprises. *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 192, 122567. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122567>
- Guo Y., Wang N., Xu Z., Wu K. (2020). The internet of things-based decision support system for information processing in intelligent manufacturing using data mining technology. *Mechanical Systems and Signal Processing*, no. 142, 106630. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106630>
- Kara M.E., Firat S., Ghadge A. (2020). A data mining-based framework for supply chain risk management. *Computers & Industrial Engineering*, no. 139, 105570. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.12.017>
- Keshta I., Odeh A. (2021). Security and privacy of electronic health records: Concerns and challenges. *Egyptian Informatics Journal*, vol. 22, no. 2, pp. 177–183. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2020.07.003>
- Kounta C.A., Kamsu-Foguem B., Nouredine F., Tangara F. (2022). Multimodal deep learning for predicting the choice of cut parameters in the milling process. *Intelligent Systems with Applications*, no. 16, 200112. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2022.200112>
- Lahat D., Adali T., Jutten C. (2015). Multimodal data fusion: An overview of methods, challenges, and prospects. *Proceedings of the IEEE*, vol. 103, no. 9, pp. 1449–1477. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2015.2460697>
- Li C., Chen Y., Shang Y. (2022). A review of industrial big data for decision making in intelligent manufacturing. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, no. 29, 101021. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.06.001>
- Li M., Wang F., Jia X., Li W., Li T., Rui G. (2021). Multi-source data fusion for economic data analysis. *Neural Computing & Applications*, no. 33, pp. 4729–4739. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05531-0>
- Liu L., Wan X., Gao Z., Zhang X. (2023). An improved MPGA-ACO-BP algorithm and comprehensive evaluation system for intelligence workshop multi-modal data fusion. *Advanced Engineering Informatics*, vol. 56, 101980. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101980>
- Liu S., Gao P., Li Y., Fu W., Ding W. (2023). Multi-modal fusion network with complementarity and importance for emotion recognition. *Information Sciences*, vol. 619, pp. 679–694. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.076>

- Menges F., Latzo T., Vielberth M., Sobola S., Pöhls H.C., Taubmann B., Köstler J., Puchta A., Freiling F., Reiser H.P., Pernul G. (2021). Towards GDPR-compliant data processing in modern SIEM systems. *Computers & Security*, no. 103, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.102165>
- Nalić J., Martinović G., Žagar D. (2020). New hybrid data mining model for credit scoring based on feature selection algorithm and ensemble classifiers. *Advanced Engineering Informatics*, vol. 45, pp. 101130. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101130>
- Nathan G., Safoora Y., Mostafa R. (2022). Multimodal data fusion for systems improvement: A review. *IJSE Transactions*, vol. 54, no. 11, pp. 1098–1116. <https://doi.org/10.1080/24725854.2021.1987593>
- Pedota M. (2023). Big data and dynamic capabilities in the digital revolution: The hidden role of source variety. *Research Policy*, vol. 52, issue 7, 104812. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104812>
- Saber M., Weber A. (2019). Sustainable grocery retailing: Myth or reality? – A content analysis. *Business and Society Review*, vol. 124, issue 4, pp. 479–496. <https://doi.org/10.1111/basr.12187>
- Shi Y., Cui T., Liu F. (2022). Disciplined autonomy: How business analytics complements customer involvement for digital innovation. *The Journal of Strategic Information Systems*, vol. 31, issue 1, 101706. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2022.101706>
- Sivarajah U., Kamal M.M., Irani Z., Weerakkody V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, vol. 70, pp. 263–286. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>
- Skouloudis A., Evangelinos K.I., Kourmoussis F. (2010). Assessing non-financial reports according to the Global Reporting Initiative guidelines: Evidence from Greece. *Journal of Cleaner Production*, no. 18, pp. 426–438. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2009.11.015>
- Woodall P., Giannikas V., Lu W., McFarlane D. (2019). Potential problem data tagging: Augmenting information systems with the capability to deal with inaccuracies. *Decision Support Systems*, no. 121, pp. 72–83. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.04.007>
- Yager R. (2004). A framework for multi-source data fusion. *Information Sciences*, vol. 163, issues 1-3, pp. 75–200. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2003.03.018>
- Ze D., Yuchao P., Sichao M. (2018). Understanding the economic shifting “from real to virtual” from the micro perspective: A literature review of corporate financialization. *Foreign Economics & Management*, vol. 40, no. 11, pp. 31–43.
- Zhang P., Li T., Yuan Z., Luo C., Wang G., Liu J., Du S. (2022). A data-level fusion model for unsupervised attribute selection in multi-source homogeneous data. *Information Fusion*, vol. 80, pp. 87–103. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.10.017>

References

- Bataeva B.S., Kokurina A.D., Karpov N.A. (2021). The impact of ESG reporting on the financial performance of Russian public companies. *Upravlenets / The Manager*, vol. 12, no. 6, pp. 20–32. <https://doi.org/10.29141/2218-5003-2021-12-6-2>. (in Russ.)
- Kalabikhina I.E., Krikunov A.S. (2018). A new method of assessing the quality of non-financial reporting (on the example of energy companies). *Vestnik SPbGU. Menedzhment / Vestnik of St Petersburg University. Management*, vol. 17, issue 3, pp. 297–328. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2018.303>. (in Russ.)
- Kuzubov S.A., Evdokimova M.S. (2017). Does the company value increase through the publication of non-financial reports under GRI guidelines? (On the example of BRICS countries). *Uchet. Analiz. Audit / Accounting. Analysis. Auditing*, no. 2, pp. 28–36. <https://doi.org/10.26794/2408-9303-2017--2-28-36>. (in Russ.)
- Mitrovich S. (2017). Specifics of the integration of Business Intelligence and Big Data technologies in the processes of economic analysis. *Biznes-informatika / Business Informatics*, no. 4(42), pp. 40–46. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2017.4.40.46>. (in Russ.)
- Oleinik A.N. (2021). Uses of content analysis in economic sciences: An overview of the current situation and prospects. *Voprosy Ekonomiki*, no. 4, pp. 79–95. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2021-4-79-95>. (in Russ.)
- Ponkin I.V. (2019). The concept of analytics. *International Journal of Open Information Technologies*, vol. 7, no. 10, pp. 80–90. (in Russ.)
- Smirnov S.V., Smirnov S.S. (2022). Monitoring Russian business cycle with daily indicators. *Voprosy Ekonomiki*, no. 5, pp. 26–50. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-5-26-50>. (in Russ.)
- Fedorova E.A., Afanasev D.O., Nersesyan R.G., Ledyeva S.V. (2020). Impact of non-financial information on key financial indicators of Russian companies. *Zhurnal Novoy ekonomicheskoy assotsiatsii / The Journal of the New Economic Association*, no. 2(46), pp. 73–96. <https://doi.org/10.31737/2221-2264-2020-46-2-4>. (in Russ.)
- Abouelmehdi K., Beni-Hssane A., Khaloufi H., Saadi M. (2017). Big data security and privacy in healthcare: A review. *Procedia Computer Science*, no. 113, pp. 73–80. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.08.292>
- Acciarini C., Cappa F., Boccardelli P., Oriani R. (2023). How can organizations leverage big data to innovate their business models? A systematic literature review. *Technovation*, vol. 123, 102713. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102713>
- Ahmad Z., Jindal R., Mukuntha N.S., Ekbal A., Bhattacharyya P. (2022). Multi-modality helps in crisis management: An attention-based deep learning approach of leveraging text for image classification. *Expert Systems with Applications*, vol. 195, 116626. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116626>
- Asif M., Searcy C., Santos P., Kensah D. (2013). A review of Dutch corporate sustainable development reports. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, vol. 20, issue 6, pp. 321–339. <https://doi.org/10.1002/csr.1284>
- Blazquez D., Domenech J. (2018). Big Data sources and methods for social and economic analyses. *Technological Forecasting and Social Change*, no. 130, pp. 99–113. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.07.027>
- Brennan N., Merkl-Davies D. (2013). Accounting narratives and impression management. *The Routledge Companion to Communication in Accounting* (pp. 109–132). London, Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203593493.CH8>

- Chen H., Chiang R.H.L., Storey V.C. (2012). Business intelligence and analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly*, vol. 36, no. 4, pp. 1165–1188. <https://doi.org/10.2307/41703503>
- Dai Y., Yan Z., Cheng J., Duan X., Wang G. (2023). Analysis of multimodal data fusion from an information theory perspective. *Information Sciences*, vol. 623, pp. 164–183. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.12.014>
- Davis G., Searcy C. (2010). A review of Canadian corporate sustainable development reports. *Journal of Global Responsibility*, no. 1, pp. 316–329. <https://doi.org/10.1108/20412561011079425>
- Doan A., Halevy A., Ives Z. (2012). *Principles of data integration*. Elsevier.
- Duong T., Eduard O., Teuteberg A.F. (2022). What translates big data into business value? A meta-analysis of the impacts of business analytics on firm performance. *Information & Management*, vol. 59, issue 6, 103685. <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103685>
- Duque J., Godinho A., Vasconcelos J. (2022). Knowledge data extraction for business intelligence: A design science research approach. *Procedia Computer Science*, no. 204, pp. 131–139. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.08.016>
- Fernandez-Vazquez E., Moreno B. (2017). Entropy econometrics for combining regional economic forecasts: A data-weighted prior estimator. *Journal of Geo-graphical Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 349–370. <https://doi.org/10.1007/s10109-017-0259-9>
- Foley É., Guillemette M.G. (2010). What is business intelligence? *International Journal of Business Intelligence Research*, vol. 1, no. 4, pp. 1–28. https://doi.org/10.1007/978-1-4302-3325-1_1
- Gao Q., Cheng Ch., Sun G. (2023). Big data application, factor allocation, and green innovation in Chinese manufacturing enterprises. *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 192, 122567. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122567>
- Guo Y., Wang N., Xu Z., Wu K. (2020). The internet of things-based decision support system for information processing in intelligent manufacturing using data mining technology. *Mechanical Systems and Signal Processing*, no. 142, 106630. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2020.106630>
- Kara M.E., Firat S., Ghadge A. (2020). A data mining-based framework for supply chain risk management. *Computers & Industrial Engineering*, no. 139, 105570. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.12.017>
- Keshta I., Odeh A. (2021). Security and privacy of electronic health records: Concerns and challenges. *Egyptian Informatics Journal*, vol. 22, no. 2, pp. 177–183. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2020.07.003>
- Kounta C.A., Kamsu-Foguem B., Nouredine F., Tangara F. (2022). Multimodal deep learning for predicting the choice of cut parameters in the milling process. *Intelligent Systems with Applications*, no. 16, 200112. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2022.200112>
- Lahat D., Adali T., Jutten C. (2015). Multimodal data fusion: An overview of methods, challenges, and prospects. *Proceedings of the IEEE*, vol. 103, no. 9, pp. 1449–1477. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2015.2460697>
- Li C., Chen Y., Shang Y. (2022). A review of industrial big data for decision making in intelligent manufacturing. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, no. 29, 101021. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2021.06.001>
- Li M., Wang F., Jia X., Li W., Li T., Rui G. (2021). Multi-source data fusion for economic data analysis. *Neural Computing & Applications*, no. 33, pp. 4729–4739. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05531-0>
- Liu L., Wan X., Gao Z., Zhang X. (2023). An improved MPGA-ACO-BP algorithm and comprehensive evaluation system for intelligence workshop multi-modal data fusion. *Advanced Engineering Informatics*, vol. 56, 101980. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101980>
- Liu S., Gao P., Li Y., Fu W., Ding W. (2023). Multi-modal fusion network with complementarity and importance for emotion recognition. *Information Sciences*, vol. 619, pp. 679–694. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2022.11.076>
- Menges F., Latzo T., Vielberth M., Sobola S., Pöhls H.C., Taubmann B., Köstler J., Puchta A., Freiling F., Reiser H.P., Pernul G. (2021). Towards GDPR-compliant data processing in modern SIEM systems. *Computers & Security*, no. 103, 102165. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2020.102165>
- Nalić J., Martinović G., Žagar D. (2020). New hybrid data mining model for credit scoring based on feature selection algorithm and ensemble classifiers. *Advanced Engineering Informatics*, vol. 45, pp. 101130. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101130>
- Nathan G., Safoora Y., Mostafa R. (2022). Multimodal data fusion for systems improvement: A review. *IJSE Transactions*, vol. 54, no. 11, pp. 1098–1116. <https://doi.org/10.1080/24725854.2021.1987593>
- Pedota M. (2023). Big data and dynamic capabilities in the digital revolution: The hidden role of source variety. *Research Policy*, vol. 52, issue 7, 104812. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104812>
- Saber M., Weber A. (2019). Sustainable grocery retailing: Myth or reality? – A content analysis. *Business and Society Review*, vol. 124, issue 4, pp. 479–496. <https://doi.org/10.1111/basr.12187>
- Shi Y., Cui T., Liu F. (2022). Disciplined autonomy: How business analytics complements customer involvement for digital innovation. *The Journal of Strategic Information Systems*, vol. 31, issue 1, 101706. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2022.101706>
- Sivarajah U., Kamal M.M., Irani Z., Weerakkody V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, vol. 70, pp. 263–286. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.001>
- Skouloudis A., Evangelinos K.I., Kourmouis F. (2010). Assessing non-financial reports according to the Global Reporting Initiative guidelines: Evidence from Greece. *Journal of Cleaner Production*, no. 18, pp. 426–438. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2009.11.015>
- Woodall P., Giannikas V., Lu W., McFarlane D. (2019). Potential problem data tagging: Augmenting information systems with the capability to deal with inaccuracies. *Decision Support Systems*, no. 121, pp. 72–83. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.04.007>
- Yager R. (2004). A framework for multi-source data fusion. *Information Sciences*, vol. 163, issues 1-3, pp. 75–200. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2003.03.018>

- Ze D., Yuchao P., Sichao M. (2018). Understanding the economic shifting “from real to virtual” from the micro perspective: A literature review of corporate financialization. *Foreign Economics & Management*, vol. 40, no. 11, pp. 31–43.
- Zhang P., Li T., Yuan Z., Luo C., Wang G., Liu J., Du S. (2022). A data-level fusion model for unsupervised attribute selection in multi-source homogeneous data. *Information Fusion*, vol. 80, pp. 87–103. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.10.017>

Информация об авторе**Information about the author****Михненко Павел Александрович****Pavel A. Mikhnenko**

Доктор экономических наук, профессор кафедры бизнес-информатики. **Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана**, г. Москва, РФ. E-mail: pmihnenko@bmstu.ru

Dr. Sc. (Econ.), Professor of Business Informatics Dept. **Bauman University**, Moscow, Russia. E-mail: pmihnenko@bmstu.ru
