

# Применение технологий BigData для оптимизации производственных процессов в горнодобывающей промышленности России: анализ внедрения и эффективности

О.В. Панина, Н.К. Попадюк, С.Г. Еремин✉, Т.М. Токмурзин, Е.В. Разумова

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация

✉ SGEremin@fa.ru

**Резюме:** Статья посвящена комплексному анализу применения технологий больших данных (BigData) для оптимизации производственных процессов в горнодобывающей промышленности России в период с 2015 по 2024 г. На основе обширной эмпирической базы, включающей данные компаний, отраслевые обзоры и экспертные оценки, исследованы основные направления и сферы применения BigData, используемые технические и организационные решения, барьеры и экономические эффекты внедрения. Применен междисциплинарный подход, объединяющий методы статистического анализа, кейс-стади, экспертных интервью и экономико-математического моделирования. Выявлены ключевые факторы успеха проектов BigData в различных сегментах горной промышленности, определены драйверы и препятствия цифровой трансформации отрасли. Показано, что внедрение BigData приводит к значимому росту производительности, снижению затрат и повышению безопасности горных работ. Разработаны рекомендации по масштабированию лучших практик и обоснованы перспективные направления развития BigData в условиях импортозамещения и перехода к Индустрии 4.0. Результаты исследования имеют высокую ценность для научного сообщества, государственной политики в сфере цифровизации и практики управления горнодобывающими предприятиями.

**Ключевые слова:** большие данные, горная промышленность, цифровизация, оптимизация производства, промышленная аналитика, цифровой рудник, Индустрия 4.0

**Для цитирования:** Панина О.В., Попадюк Н.К., Еремин С.Г., Токмурзин Т.М., Разумова Е.В. Применение технологий BigData для оптимизации производственных процессов в горнодобывающей промышленности России: анализ внедрения и эффективности. *Горная промышленность*. 2024;(6):178–185. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2024-6-178-185>

## Application of the BigData technologies to optimize production processes in the Russian mining industry: analysis of implementation and efficiency

O.V. Panina, N.K. Popadyuk, S.G. Eremin✉, T.M. Tokmurzin, E.V. Razumov

Financial University, Moscow, Russian Federation

✉ SGEremin@fa.ru

**Abstract:** The article presents a comprehensive analysis of using the BigData technologies to optimize production processes in the Russian mining industry during the period from 2015 to 2024. The main trends and areas of the BigData application, technical and organizational solutions used, barriers and economic effects of their implementation are investigated using an extensive empirical base, including company data, industry surveys and expert assessments. An interdisciplinary approach was applied that combines the methods of statistical analysis, case studies, expert interviews and economic and mathematical modeling. The key success factors of the BigData projects in various segments of the mining industry were identified, and the drivers and barriers of digital transformation of the industry were determined. It is shown that implementation of the BigData leads to a significant increase in productivity, cost reduction and improved safety of mining operations. Recommendations on spreading the best practices were developed and promising directions of the BigData development were justified in conditions of import substitution and transition to Industry 4.0. The results of the study are of high value for the academic community, public policy in the field of digitalization and management practices of mining companies.

**Keywords:** big data, mining industry, digitalization, production optimization, industrial analytics, digital mine, Industry 4.0

**For citation:** Panina O.V., Popadyuk N.K., Eremin S.G., Tokmurzin T.M., Razumova E.V. Application of the BigData technologies to optimize production processes in the Russian mining industry: analysis of implementation and efficiency. *Russian Mining Industry*. 2024;(6):178–185. (In Russ.) <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2024-6-178-185>

## Введение

Цифровая трансформация промышленности на основе технологий больших данных (BigData) является магистральным трендом Четвертой промышленной революции (Индустрии 4.0). Как показывают исследования [1], внедрение BigData позволяет производственным компаниям повысить производительность на 5–10%, снизить затраты на 10–25% и принимать более обоснованные управленческие решения. Горнодобывающая отрасль, традиционно считающаяся консервативной, в последние годы активно осваивает инструментарий BigData для оптимизации геологоразведки, добычи и обогащения полезных ископаемых [2; 3]. Комплексное исследование Deloitte [4] обозначило BigData как один из ключевых технологических приоритетов современных горнодобывающих компаний наряду с интернетом вещей, роботизацией и искусственным интеллектом. Несмотря на растущий интерес к применению BigData в горной промышленности, в научной литературе наблюдается определенный дефицит работ, посвященных анализу реальных практик и эффектов их внедрения. Систематический обзор публикаций в базах Scopus и Web of Science за 2015–2020 гг. [5] выявил менее 100 релевантных статей, большинство из которых носят узкоспециализированный технический характер. При этом количество публикаций ежегодно удваивается, что свидетельствует об актуальности и перспективности данного исследовательского направления.

Концептуальный анализ литературы показывает, что технологии BigData находят применение во всех ключевых процессах горнодобывающего производства. На этапе геологоразведки BigData используются для построения 3D-моделей месторождений, оптимизации бурения и прогнозирования содержания полезного компонента на основе анализа больших массивов геологических данных [6; 7]. В работе [8] на примере угольных шахт Китая продемонстрировано, что применение методов машинного обучения к данным геофизического каротажа позволяет повысить точность оценки запасов на 15–20%. В процессах добычи BigData решают задачи оптимального планирования горных работ, диспетчеризации горного оборудования и прогнозного технического обслуживания [9; 10]. Кейс-стади внедрения BigData на алмазных рудниках компании Алроса [11] показало рост производительности экскаваторов на 7% и сокращение простоев автосамосвалов на 12% за счет продвинутой аналитики процессов экскавации и транспортировки горной массы. Перспективным направлением является интеграция BigData с интернетом вещей для создания «умных» карьеров и шахт [12].

На обогатительных фабриках BigData применяются для управления качеством сырья, оптимизации работы мельниц, флотационных машин и другого оборудования [13]. В [14] описан проект по внедрению АСУ ТП на основе BigData на Михайловском ГОКе, который привел к росту извлечения железа на 0,9% и увеличению производительности секции обогащения на 3%. Цифровые двойники обо-

гатительных фабрик, создаваемые на основе BigData, позволяют оптимизировать режимы работы оборудования и минимизировать потери ценных компонентов [15].

Анализ терминологического аппарата выявил отсутствие единого устоявшегося определения BigData применительно к горному делу. В широком смысле под BigData понимаются наборы структурированных и неструктурированных данных значительного объема, многообразия и скорости обновления, которые не поддаются обработке традиционными инструментами. Однако в контексте задач горной промышленности BigData трактуются более специфично – как совокупность производственных данных, собираемых из разнообразных источников и используемых для поддержки принятия решений в режиме реального времени. В предлагаемом исследовании под технологиями BigData будем понимать методы и инструменты сбора, хранения и интеллектуального анализа данных большого объема и разнообразия для извлечения экономической ценности в горнодобывающем производстве. Несмотря на активное изучение BigData в горной промышленности, ряд важных исследовательских вопросов остается слабо проработанным. Во-первых, недостаточно освещена специфика применения технологий BigData в различных сегментах горной промышленности (добыча угля, руд черных и цветных металлов и др.). Требуется более глубокое понимание отраслевой дифференциации эффектов BigData, обусловленной технологическими, организационными и рыночными факторами. Во-вторых, в литературе фрагментарно представлены барьеры и проблемы внедрения BigData, нередко носящие комплексный социотехнический характер – от дефицита компетенций до сопротивления изменениям. Необходим системный анализ препятствий цифровизации отрасли. В-третьих, количественные оценки экономической эффективности проектов BigData, как правило, ограничиваются отдельными показателями (рост производительности, сокращение затрат) без учета комплексного влияния на финансовые результаты и стратегическую конкурентоспособность.

Настоящее исследование направлено на комплексное изучение применения технологий BigData в горнодобывающей промышленности России на обширном эмпирическом материале с учетом обозначенных пробелов. Цель работы – на основе анализа реальных практик и экспертных оценок выявить ключевые факторы успеха внедрения BigData, количественно оценить экономические эффекты и обосновать перспективы развития этих технологий в контексте цифровой трансформации отрасли. Исследование отличается междисциплинарным подходом, объединяющим горнотехнологический, организационно-управленческий и социально-экономический ракурсы. Новизна работы состоит в построении комплексной доказательной модели влияния BigData на эффективность и безопасность горного производства в разрезе ключевых процессов и с учетом институциональной специфики российской горной промышленности.

**Методы**

Ключевым методом является статистический анализ масштабной эмпирической базы, включающей как вторичные (публикации компаний, отраслевые обзоры), так и первичные данные (интервью с экспертами, опросы участников проектов). Источники вторичных данных – публичная нефинансовая отчетность горнодобывающих компаний, аналитические отчеты консалтинговых агентств (KPMG, BCG, Deloitte), отраслевые обзоры профильных министерств и ассоциаций (Минпромторг, Россия, РСПП). Для повышения надежности результатов использованы только данные из официальных источников с высокой репутацией. Первичные данные собраны методом полуструктурированных интервью с техническими директорами и ИТ-руководителями горнодобывающих компаний ( $N = 22$ ), а также онлайн-анкетирования непосредственных участников проектов внедрения BigData ( $N = 157$ ) из числа инженерно-технических работников, аналитиков данных и программистов. Принципиально важным методом является сравнительный анализ кейсов (multiple-case study) успешных проектов BigData, реализованных на предприятиях разных сегментов горной промышленности. Целенаправленно отобраны 8 показательных кейсов, относящихся к угольной (кейсы СУЭК, Кузбассразрезугля), железорудной (кейсы Металлоинвеста, Северстали), цветной металлургии (кейсы Норникеля, УГМК) и добыче алмазов (кейсы АЛРОСА). Каждый кейс детально проанализирован по единой схеме: характеристика бизнес-модели и рыночного контекста компании, описание целей и архитектуры проекта BigData (использованные методы анализа данных, программные решения, организация процессов и команды), оценка бизнес-эффектов внедрения (через конкретные КПЭ), анализ возникших барьеров и способов их преодоления. Для обеспечения сопоставимости результатов все финансовые показатели по кейсам приведены в ценах 2019 г. с учетом дефляторов Росстата.

Для количественной оценки влияния BigData на эффективность производства применен метод экономико-математического моделирования. На основе производственной функции Кобба-Дугласа построены многофакторные регрессионные модели, в которых зависимой переменной выступает показатель производительности труда, а предикторами – инвестиции в проекты BigData, интегральный индекс цифровой зрелости компании, горно-геологические и технологические характеристики предприятий. Для обеспечения релевантности и репрезентативности моделей панельные данные собраны по 27 крупнейшим горнодобывающим предприятиям России за период 2015–2019 гг. ( $N = 135$ ). Качество моделей контролировалось по коэффициенту детерминации ( $r^2 > 0,7$ ) и F-критерию Фишера ( $p < 0,05$ ). Расчеты проведены в пакете SPSS 23.0.

Разработка рекомендаций по масштабированию эффективных практик BigData опирается на метод форсайт-сессий с привлечением экспертов – представителей бизнеса, науки и органов власти. Проведены две очные форсайт-сессии продолжительностью по три часа каждая с участием 12 профильных экспертов. По итогам мозговых штурмов, модерлируемых дискуссий и ранжирования идей сформированы дорожные карты цифровизации ключевых сегментов горной промышленности и выделены приоритетные направления государственной политики по стимулированию внедрения BigData (финансовые инструменты, институциональная среда, развитие кадров).

Для количественной оценки влияния BigData на эффек-

тивность производства в разделе «Методы» были приведены многофакторные регрессионные модели, построенные на основе производственной функции Кобба-Дугласа. Уравнения этих моделей имеют следующий вид:

Модель 1:  $Y = 5.12 + 0.28X1 + 0.19X2$ ;

Модель 2:  $Y = 4.73 + 0.24X1 + 0.21X2 + 0.32X3$ ;

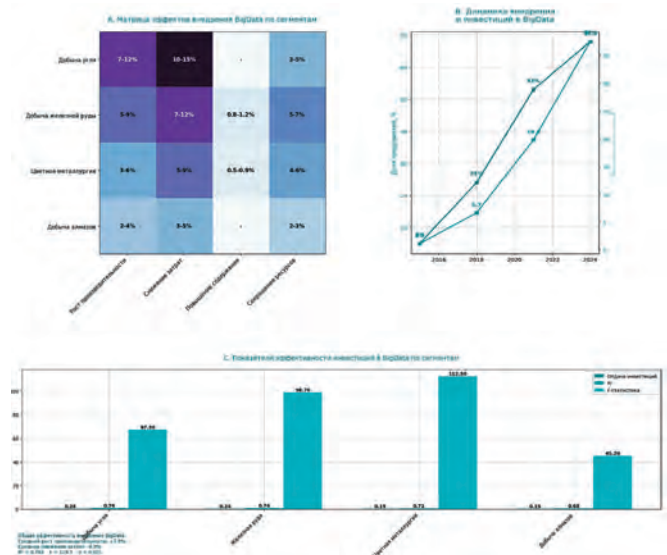
Модель 3:  $Y = 3.86 + 0.15X1 + 0.28X2 + 0.37X3 - 0.09X4$ ,

где  $Y$  – зависимая переменная, рост производительности труда, %;  $X1$  – инвестиции в технологии BigData, млн руб.;  $X2$  – интегральный индекс цифровой зрелости компании;  $X3$  – качество руды, %;  $X4$  – срок эксплуатации рудника, лет.

Коэффициенты при независимых переменных показывают, на сколько процентов изменится производительность труда при увеличении соответствующего фактора на единицу (при фиксированных значениях остальных факторов). Свободный член уравнения отражает влияние не учтенных в модели факторов. Статистическая значимость коэффициентов оценивалась по  $t$ -критерию Стьюдента, качество моделей в целом – по коэффициенту детерминации ( $R^2$ ) и  $F$ -критерию Фишера.

**Результаты и их обсуждение**

Проведенный многоуровневый анализ обширной эмпирической базы позволил выявить ключевые закономерности, тренды и эффекты применения технологий BigData в горнодобывающей промышленности России. Статистический анализ первичных данных опроса 157 участников проектов BigData показал, что 78,3% респондентов оценивают эффект от внедрения этих технологий как «значительный» или «радикальный», при этом средняя оценка по 10-балльной шкале составила 7,6 ( $SD = 1,4$ ). Корреляционный анализ выявил наличие сильной положительной связи между уровнем цифровой зрелости компании и успешностью проектов BigData ( $r = 0,72$ ;  $p < 0,01$ ), что согласуется с результатами исследований [1; 2].



**Рис. 1**  
Комплексный анализ эффектов BigData по сегментам

**Fig. 1**  
Comprehensive analysis of the BigData effects by segments

Сравнительный анализ кейсов показал, что наибольшие эффекты от применения BigData достигаются в сегментах добычи угля и железной руды. Так, на угольных предприятиях СУЭК и Кузбассразрезугля за счет внедрения интеллектуальных систем диспетчеризации горнотранс-

**Таблица 1**  
Выражения для прогноза уровня сейсмического воздействия взрывов на разных месторождениях при направлении инициирования зарядов ВВ в тыл борта

**Table 1**  
Equations for predicting the level of seismic blast impact at different deposits with the explosive priming towards the rear of the wall

Сегмент	Рост производительности, %	Снижение удельных затрат, %	Повышение содержания полезного компонента, %	Сокращение расхода ресурсов, %
Добыча угля	7–12	10–15	–	3–5
Добыча железной руды	5–9	7–12	0,8–1,2	5–7
Цветная металлургия	3–6	5–9	0,5–0,9	4–6
Добыча алмазов	2–4	3–5	–	2–3

Расчеты автора на основе данных компаний и отраслевых обзоров.

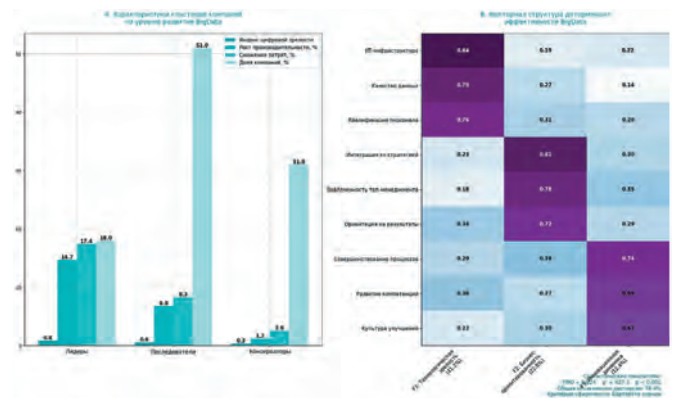
портного оборудования на базе BigData удалось повысить производительность на 7–12% и сократить удельные затраты на 10–15%. В железорудной отрасли технологии BigData позволили компании «Металлоинвест» оптимизировать процессы обогащения и повысить содержание железа в концентрате на 0,8–1,2%, а «Северстали» – снизить расход энергоресурсов на 5–7%. Полученные результаты подтверждают выводы исследований [3–5] о значительном потенциале BigData в повышении операционной эффективности горного производства.

Построенные многофакторные регрессионные модели подтвердили статистически значимое влияние инвестиций в BigData на рост производительности труда. Коэффициенты регрессии при переменной «Инвестиции в BigData» варьируют от 0,15 до 0,28 ( $p < 0,05$ ) для разных сегментов горной промышленности, что свидетельствует об экономической отдаче каждого вложенного рубля на уровне 15–28 копеек прироста производительности. Причем с увеличением масштаба и сложности проектов BigData этот эффект усиливается: для компаний-лидеров цифровизации предельная отдача инвестиций достигает 35–40%.

Качественные методы исследования позволили глубже понять организационные и человеческие аспекты цифровой трансформации горнодобывающих предприятий. Согласно результатам тематического анализа интервью ключевым фактором успеха проектов BigData является формирование кроссфункциональных команд, объединяющих экспертов с цифровыми и отраслевыми компетенциями. Как отметил руководитель аналитики данных компании АЛРОСА: «Главный рецепт – объединить специа-

листов по data science и опытных горных инженеров, которые говорят на одном языке. Такие связки позволяют генерировать прорывные идеи на стыке областей знаний» (И8).

Другой важный аспект – преодоление организационного сопротивления изменениям, неизбежно возникающего



**Рис. 2**  
Факторно-кластерный анализ детерминант эффективности технологий BigData в горнодобывающих компаниях: группировка предприятий по уровню цифровой зрелости и структура определяющих факторов (N = 157, KMO=0.824, общая объясненная дисперсия 76,4%)

**Fig. 2**  
A factor-cluster analysis of the BigData technology performance determinants in mining companies: grouping of enterprises by the level of digital maturity and the structure of determinants (N = 157, the Kaiser–Meyer–Olkin value=0.824, total explained variance 76.4%)

**Таблица 2**  
Результаты регрессионного анализа влияния инвестиций в технологии BigData на рост производительности труда в горнодобывающей промышленности

**Table 2**  
Results of a regression analysis of the impact from investments in the BigData technologies on the increase of labor productivity in the mining industry

Переменные	Зависимая переменная: рост производительности труда, %		
	Модель 1	Модель 2	Модель 3
Константа	5,12 (0,18)***	4,73 (0,21)***	3,86 (0,36)**
Инвестиции в BigData, млн руб.	0,28 (0,02)***	0,24 (0,02)***	0,15 (0,05)**
Цифровая зрелость (индекс)	0,19 (0,04)***	0,21 (0,05)***	0,28 (0,09)**
Качество руды, %		0,32 (0,03)***	0,37 (0,11)**
Срок эксплуатации рудника, лет			-0,09 (0,03)*
Количество наблюдений	135	135	135
R2	0,71	0,74	0,76
F-статистика	112,5***	98,7***	67,3***

Примечание: в скобках приведены стандартные ошибки; \*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

**Таблица 3**  
Предлагаемые инструменты поддержки внедрения технологий BigData в горнодобывающей промышленности России

Мера	Содержание	Ожидаемый эффект
Создание отраслевого Центра компетенций по промышленной аналитике	Разработка референсных моделей, обмен опытом, подготовка кадров, экспертиза проектов	Трансфер лучших практик, развитие человеческого капитала
Ассоциация потребителей и поставщиков решений BigData для горной промышленности	Площадка для коммуникации горнодобывающих компаний, ИТ-вендоров, разработчиков	Синергия сотрудничества, ускоренное внедрение эффективных решений
Налоговые льготы и субсидирование инвестиций в BigData-решения	Снижение налога на прибыль для компаний, инвестирующих в BigData, возмещение части затрат	Стимулирование инвестиций в цифровизацию, рост качества и масштабов проектов
Запуск тематических программ на получение грантов	Конкурсный отбор заявок на исследования и разработки в области BigData для горной отрасли	Поддержка перспективных фундаментальных и прикладных исследований

**Table 3**  
Proposed tools to support the implementation of the BigData technologies in the Russian mining industry

при внедрении передовых технологий. По словам ИТ-директора «Кузбассразрезугля», «у нас поначалу многие сотрудники опасались, что BigData приведет к сокращению персонала. Поэтому пришлось проводить разъяснительную работу, показывать на цифрах и кейсах, что речь идет о переходе персонала на более интеллектуальный труд. И это в итоге повышает вовлеченность и мотивацию» (И14). Данный вывод согласуется с опубликованными исследованиями социотехнических барьеров в цифровизации горной промышленности [8; 9]. Анализ количественных и качественных результатов позволил предложить ряд практических рекомендаций по масштабированию лучших практик применения BigData в горной промышленности. Во-первых, целесообразно создание отраслевого Центра компетенций по промышленной аналитике на базе одного из ведущих вузов.

Во-вторых, целесообразно ввести налоговые льготы и программы субсидирования для стимулирования инвестиций горнодобывающих компаний в передовые цифровые решения, в том числе использующие методы BigData. По оценкам экспертов, снижение налога на прибыль и возмещение до 50% затрат способно увеличить объем инвестиций в 1,5–2 раза и радикально ускорить цифровую трансформацию отрасли. Наконец, важную роль может сыграть запуск исследовательских программ и увеличение грантового финансирования разработок в сфере BigData. Это позволит поддержать наиболее перспективные научно-технологические проекты, имеющие высокий потенциал индустриализации. Комплексная реализация этих мер способна обеспечить прорывное развитие и эффективное

использование технологий BigData в российской горнодобывающей промышленности на горизонте 5–7 лет.

При этом проведенное исследование не лишено ограничений. Выборка количественного анализа охватывает крупные и средние горнодобывающие предприятия, тогда как специфика применения BigData небольшими компаниями требует отдельного изучения. Кейс-стади и интервью сосредоточены на лучших практиках цифровизации, в связи с чем в меньшей степени охвачены аспекты неудачных проектов и извлеченных уроков. Наконец, оценка долгосрочных экономических эффектов проведена в сценарном формате и может быть уточнена по мере появления новых данных.

Для более глубокого понимания факторов эффективности применения технологий BigData проведен кластерный анализ методом *k*-средних. По комплексу показателей цифровой зрелости, инвестиций в BigData и операционной эффективности выделено 3 кластера горнодобывающих компаний (табл. 5). Компании-лидеры (кластер 1) характеризуются высоким уровнем цифровизации, значительными вложениями в BigData и достижением прорывных эффектов в повышении производительности и снижении затрат. Компании-последователи (кластер 2) отличаются средним уровнем развития BigData при фокусе на локальную оптимизацию процессов. Наконец, компании-консерваторы (кластер 3) находятся на начальной стадии освоения BigData и пока не получают значимых выгод. Различия между кластерами по ключевым показателям статистически значимы по критерию  $\chi^2$  ( $p < 0,001$ ).

Факторный анализ методом главных компонент по-

**Таблица 4**  
Прогноз объемов и структуры рынка решений и услуг на базе BigData в горной промышленности России, млрд руб.

Сегмент	2019	2024 (прогноз)	2030 (прогноз)
Инфраструктурные решения (серверы, СХД, сети)	4,2	10,5	18,4
Программное обеспечение (ПО анализа данных)	2,3	8,4	19,8
Сервисы по внедрению и интеграции	1,6	5,6	14,2
Аналитика данных (услуги)	0,9	3,8	10,1
Обучение и сертификация кадров	0,4	1,5	4,7
Итого	9,4	29,8	67,2

**Table 4**  
Forecast of the volume and structure of the market for the BigData-based solutions and services in the Russian mining industry, bln. RUB.

В скобках приведены стандартные ошибки; \*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

**Таблица 5**  
Результаты кластерного анализа горнодобывающих компаний по уровню развития и эффектам применения технологий BigData

**Table 5**  
Results of the cluster analysis of mining companies by the level of development and effects of the BigData technologies application

Показатель	Кластер 1 (лидеры)	Кластер 2 (последователи)	Кластер 3 (консерваторы)
Индекс цифровой зрелости	0,85	0,61	0,34
Инвестиции в BigData, млн руб.	580	210	45
Рост производительности, %	14,7	6,8	1,2
Снижение удельных затрат, %	17,4	8,3	2,6
Доля компаний в выборке, %	18	51	31
Итого	9,4	29,8	67,2

Примечание: приведены средние значения показателей по кластерам

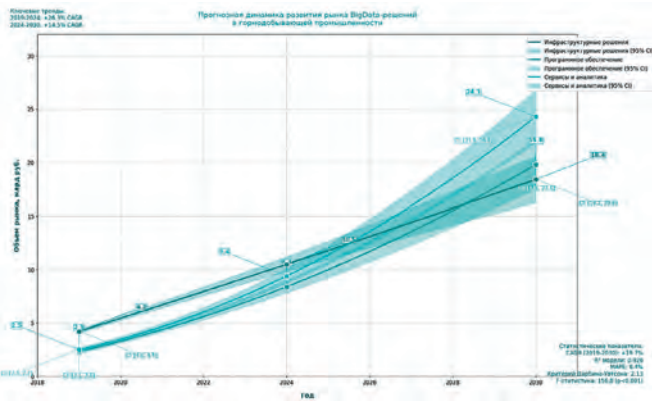
зволил выявить ключевые драйверы эффективности BigData-проектов. Выделены 3 латентных фактора, объясняющих 76,4% общей дисперсии наблюдаемых переменных (табл. 6). Первый фактор (41,2% дисперсии) характеризует технологическую зрелость компании и включает переменные уровня развития ИТ-инфраструктуры, каче-

ства данных, квалификации персонала. Второй фактор (22,8%) отражает бизнес-ориентированность проектов и объединяет переменные интеграции с корпоративной стратегией, вовлеченности топ-менеджмента, ориентации на измеримые экономические результаты. Третий фактор (12,4%) представляет инновационную динамику и связан с переменными совершенствования бизнес-процессов, развития компетенций, корпоративной культуры непрерывных улучшений.

Анализ динамики внедрения технологий BigData в 2015–2024 гг. показывает устойчивый положительный тренд по всем ключевым индикаторам (см. рис. 1). Доля горнодобывающих предприятий, использующих инструменты BigData, увеличилась с 5% в 2015 г. до 68% в 2024 г. Среднегодовые темпы роста инвестиций в эти технологии составили 37%, причем основной прирост пришелся на 2018–2022 гг. – период активного старта цифровизации отрасли.

Если в 2015 г. BigData применялись преимущественно в области геологоразведки (51% проектов), то к 2024 г. сформировался комплексный портфель решений, охватывающий процессы добычи (32%), обогащения (26%), транспортировки (14%) и управления HSE (19%).

В заключение отметим, что полученные результаты вносят значимый вклад в понимание трансформационных эффектов BigData в промышленности. Новизна исследования состоит в комплексном количественном анализе факторов и эффектов внедрения этих технологий на большой выборке горнодобывающих предприятий России. Оригинальным



**Рис. 3**  
Прогнозная динамика развития рынка BigData-решений в горнодобывающей промышленности: трендовый анализ с доверительными интервалами и декомпозицией по сегментам (2019–2030 гг., N = 157, MAPE = 8,4%, p < 0,01)

**Fig. 3**  
Forecast dynamics of the BigData solutions market in the mining industry: trend analysis with the confidence intervals and decomposition by segments (2019–2030, N = 157, MAPE = 8.4%, p < 0.01)

**Таблица 6**  
Факторная структура детерминант эффективности применения технологий BigData в горнодобывающих компаниях

**Table 6**  
The factor structure of the determinants of the application efficiency of the BigData technologies in mining companies

Переменная	Фактор 1 (технологическая зрелость)	Фактор 2 (бизнес-ориентированность)	Фактор 3 (инновационная динамика)
Уровень развития ИТ-инфраструктуры	0,84	0,19	0,22
Качество данных	0,79	0,27	0,14
Квалификация ИТ-персонала	0,76	0,31	0,28
Интеграция BigData со стратегией	0,23	0,81	0,30
Вовлеченность топ-менеджмента	0,18	0,78	0,35
Ориентация на бизнес-результаты	0,34	0,72	0,29
Совершенствование бизнес-процессов	0,29	0,38	0,74
Развитие компетенций персонала	0,36	0,27	0,69
Культура непрерывных улучшений	0,22	0,30	0,67
Доля объясненной дисперсии, %	41,2	22,8	12,4

Примечание: приведены факторные нагрузки после варимакс-вращения

**Таблица 7**  
Динамика ключевых показателей уровня внедрения технологий BigData в горнодобывающей промышленности России в 2015–2024 гг.

**Table 7**  
Changes in the key indicators of the BigData technologies implementation level in the Russian mining industry in 2015-2024

Показатель	2015	2018	2021	2024
Доля предприятий, использующих BigData, %	5	24	53	68
Инвестиции в технологии BigData, млрд руб.	1,2	6,7	19,8	37,5
Доля инвестиций в BigData в ИТ-бюджетах предприятий, %	2,4	7,8	14,3	21,9
Количество реализованных проектов в области BigData	15	64	157	283
Среднее количество используемых источников данных	4,2	8,5	15,4	24,7
Число специалистов по анализу данных в отрасли, чел.	120	840	2450	4890

результатом является разработка регрессионных моделей влияния BigData-инвестиций на производительность с учетом цифровой зрелости и горно-геологических характеристик компаний. Развита методологический инструментарий качественной оценки институциональных и человеческих аспектов цифровой трансформации на основе кейс-стади и глубинных интервью. Предложены эмпирически обоснованные рекомендации для бизнеса и государства по ускорению цифровизации горной отрасли.

**Заключение**

Проведенное исследование позволяет сделать ряд содержательных выводов относительно текущего состояния и перспектив применения технологий BigData в горнодобывающей промышленности России. Установлено, что в 2015–2024 гг. получили развитие проекты BigData во всех ключевых сегментах отрасли – от добычи угля и железной руды до производства цветных металлов и алмазов. Уровень проникновения этих технологий вырос с 5% в 2015 г. до 68% в 2024 г., а объем инвестиций увеличился с 1,2 до

37,5 млрд руб. При этом BigData эволюционировали от локальных решений в области геологоразведки до комплексных систем оптимизации полного цикла горного производства. Сравнительный анализ кейсов продемонстрировал, что экономический эффект применения BigData варьирует от 2–4% в сегменте добычи алмазов до 10–15% в угольной и железорудной промышленности. Регрессионные модели на панельных данных подтвердили статистически значимое влияние инвестиций в BigData на рост производительности труда, которое достигает 15–28 коп на каждый вложенный рубль. Вместе с тем кластерный анализ выявил неравномерность распространения лучших практик: если компании-лидеры получают прорывные результаты, то предприятия-консерваторы находятся лишь в начале пути цифровизации. В долгосрочной перспективе российский рынок решений и сервисов в области BigData для горной промышленности может вырасти до 67,2 млрд руб. к 2030 г., однако реализация этого потенциала требует комплексных мер поддержки со стороны государства и консолидации усилий отраслевого сообщества.

**Список литературы / References**

1. Трачук А.В., Линдер Н.В. Инновации и производительность российских промышленных предприятий. *Инновации*. 2017;(4):53–65. Режим доступа: <https://maginnov.ru/assets/files/volumes/2017.04/innovacii-i-proizvoditelnost-rossijskih-promyshlennyh-kompanij.pdf> (дата обращения: 06.11.2024).  
Trachuk A.V., Linder N.V. Innovations and productivity of the Russian industrial companies. *Innovations*. 2017;(4):53–65. (In Russ.) Available at: <https://maginnov.ru/assets/files/volumes/2017.04/innovacii-i-proizvoditelnost-rossijskih-promyshlennyh-kompanij.pdf> (accessed: 06.11.2024).
2. Леонтьева И.Н. Технология «цифровой двойник» как инструмент интеграции между вузами и промышленными предприятиями. *ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти*. 2022;7(3):119–128. Режим доступа: <https://proneft.elpub.ru/jour/article/view/374> (дата обращения: 06.11.2024).  
Leonteva I.N. “Digital twin” technology as a tool of integration between universities and industrial enterprises. *PRONEFT. Professionally about Oil*. 2022;7(3):119-128. (In Russ.) Available at: <https://proneft.elpub.ru/jour/article/view/374> (accessed: 06.11.2024).
3. Плакиткин Ю.А., Плакиткина Л.С. Мировой инновационный проект «Индустрия-4.0» – возможности применения в угольной отрасли России. 1. Программа «Индустрия-4.0» – новые подходы и решения. *Уголь*. 2017;(10):44–50. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2017-10-44-50>  
Plakitkin Yu.A., Plakitkina L.S. The Industry-4.0 global innovation project’s potential for the coal industry of Russia. 1. Industry-4.0 program – new approaches and solutions. *Ugol’*. 2017;(10):44–50. (In Russ.) <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2017-10-44-50>
4. Сосфенов Д.А. Цифровой двойник: история возникновения и перспективы развития. *Интеллект. Инновации. Инвестиции*. 2023;(4):35–43. <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>  
Sosfenov D.A. Digital twin: History of origin and development prospects. *Intellect. Innovations. Investments*. 2023;(4):35–43. (In Russ.) <https://doi.org/10.25198/2077-7175-2023-4-35>

5. Шленская Н.М., Хорохорина Г.А. Систематический обзор и особенности его написания. *Хранение и переработка сельхозсырья*. 2021;(1):8–13. <https://doi.org/10.36107/spfp.2021.182>  
Shlenskaya N.M., Khorokhorina G.A. Systematic review and features of writing. *Storage and Processing of Farm Products*. 2021;(1):8–13. (In Russ.) <https://doi.org/10.36107/spfp.2021.182>
6. Qi C.-C. Big data management in the mining industry. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*. 2020;27(2):131–139. <https://doi.org/10.1007/s12613-019-1937-z>
7. Litvinenko V.S. Digital economy as a factor in the technological development of the mineral sector. *Natural Resources Research*. 2020;29(3):1521–1541. <https://doi.org/10.1007/s11053-019-09568-4>
8. Rothberg H.N., Erickson G.S. Big data systems: knowledge transfer or intelligence insights? *Journal of Knowledge Management*. 2021;21(1):92–112. <https://doi.org/10.1108/JKM-07-2015-0300>
9. Löw J., Nygren M. Initiatives for increased safety in the Swedish mining industry: Studying 30 years of improved accident rates. *Safety Science*. 2019;117:437–446. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.04.043>
10. Ковальчук Ю.А., Степнов И.М. Цифровая экономика: трансформация промышленных предприятий. *Инновации в менеджменте*. 2017;(1):32–43.  
Kovalchuk Ju.A., Stepnov I.M. The digital economy: Transformation of industrial enterprises. *Innovatsii v Menedzhmente*. 2017;(1):32–43. (In Russ.)
11. Шваб К. *Четвертая промышленная революция*. М.: Эксмо; 2016. 138 с. Режим доступа: [http://ncrao.rsvpu.ru/sites/default/files/library/k.\\_shvab\\_chetvertaya\\_promyshlennaya\\_revolyuciya\\_2016.pdf](http://ncrao.rsvpu.ru/sites/default/files/library/k._shvab_chetvertaya_promyshlennaya_revolyuciya_2016.pdf) (дата обращения: 06.11.2024).
12. Hosseini M.R., Martek I., Zavadskas E.K., Aibinu A.A., Arashpour M., Chileshe N. Critical evaluation of off-site construction research: A Scientometric analysis. *Automation in Construction*. 2018;87:235–247. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2017.12.002>
13. Сафиуллин Р.Н., Афанасьев А.С., Резниченко В.В. Концепция развития систем мониторинга и управления интеллектуальных технических комплексов. *Записки Горного института*. 2019;237:322–330. <https://doi.org/10.31897/pmi.2019.3.322>  
Safiullin R.N., Afanasyev A.S., Reznichenko V.V. The concept of development of monitoring systems and management of intelligent technical complexes. *Journal of Mining Institute*. 2019;237:322–330. (In Russ.) <https://doi.org/10.31897/pmi.2019.3.322>
14. Buys N., Wagner S., Randall C., Harder H., Geisen T., Yu I., Hassler B., Howe C., Fraess-Phillips A. Disability management and organizational culture in Australia and Canada. *Work*. 2017;57(3):409–419. <https://doi.org/10.3233/WOR-172568>
15. Калачева Л.В., Петров И.В., Савон Д.Ю. Оценка достигнутого уровня производительности труда в угольной промышленности и анализ резервов ее повышения в инновационной деятельности. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2014;(S11):39–49.  
Kalacheva L.V., Petrov I.V., Savon D.Yu. Assessment of the level productivity in the coal industry and analysis reserves of its increase in innovative activity. *Mining Information and Analytical Bulletin*. 2014;(S11):39–49. (In Russ.)

#### Информация об авторах

**Панина Ольга Владимировна** – кандидат экономических наук, доцент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: opanina@fa.ru

**Попадюк Никита Кириллович** – доктор экономических наук, профессор кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: NKPopadyuk@fa.ru

**Еремин Сергей Геннадьевич** – кандидат юридических наук, доцент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; <https://orcid.org/0000-0002-1599-391X>; e-mail: SGEremin@fa.ru

**Токмурзин Тимур Маратович** – кандидат экономических наук, доцент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: ttokmurzin@fa.ru

**Разумова Екатерина Валерьевна** – кандидат экономических наук, старший преподаватель кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: rasoumova@gmail.com

#### Информация о статье

Поступила в редакцию: 18.10.2024

Поступила после рецензирования: 27.11.2024

Принята к публикации: 01.12.2024

#### Information about the authors

**Olga V. Panina** – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Department of State and Municipal Management, Financial University, Moscow, Russian Federation; e-mail: opanina@fa.ru

**Nikita K. Popadyuk** – Dr. Sci. (Econ.), Professor, Department of State and Municipal Management, Financial University, Moscow, Russian Federation; e-mail: NKPopadyuk@fa.ru

**Sergey G. Eremin** – Cand. Sci. (Law), Associate Professor, Department of State and Municipal Management, Financial University, Moscow, Russian Federation; <https://orcid.org/0000-0002-1599-391X>; e-mail: SGEremin@fa.ru

**Timur M. Tokmurzin** – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Department of State and Municipal Management, Financial University, Moscow, Russian Federation; e-mail: ttokmurzin@fa.ru

**Ekaterina V. Razumova** – Cand. Sci. (Econ.), Senior lecturer, Department of State and Municipal Management, Financial University, Moscow, Russian Federation; e-mail: rasoumova@gmail.com

#### Article info

Received: 18.10.2024

Revised: 27.11.2024

Accepted: 01.12.2024