

УДК 622.33:004.89 © А.А. Романова¹, Ю.В. Забайкин², Р.В. Ливанова¹, Ю.А. Мырксина¹, М.М. Шайлиева³, 2026

UDC 622.33:004.89 © A.A. Romanova¹, Yu.V. Zabajkin², R.V. Livanova¹, Yu.A. Myrksina¹, M.M. Shajlieva³, 2026

¹ ФГБОУ ВО «Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева», 123434, г. Москва, Россия

² ФГАОУ ВО «Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина», 119991, г. Москва, Россия

³ ФГБОУ ВО «Российский государственный геологоразведочный университет имени Серго Орджоникидзе», 117997, г. Москва, Россия
✉ e-mail: romanovargaymsha@mail.ru

¹ Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, 123434, Russian Federation

² Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, 119991, Russian Federation

³ Sergo Ordzhonikidze Russian State University for Geological Prospecting, Moscow, 117997, Russian Federation
✉ e-mail: romanovargaymsha@mail.ru

Интеграция технологий больших данных в угледобывающую промышленность России: оптимизация производства, повышение безопасности и экологичности*

Integration of big data technologies into Russian coal mining industry: optimization of production, improvement of safety and sustainability

DOI: <http://dx.doi.org/10.18796/0041-5790-2026-3-83-93>

Введение. Угледобывающая промышленность России играет ключевую роль в энергетической безопасности страны, однако сталкивается с серьезными вызовами в области производительности, безопасности труда и экологической устойчивости. Интеграция технологий больших данных представляет собой перспективное решение этих проблем, однако их внедрение в российских условиях недостаточно изучено. Данное исследование направлено на разработку и оценку эффективности комплексной системы управления угледобывающим производством на основе технологий больших данных в контексте российской угольной отрасли.

Методы. Исследование включало разработку архитектуры системы больших данных, адаптированной к специфике российских угледобывающих предприятий, с использованием платформы Apache Spark. Проведена интеграция системы с существующей инфраструктурой на пяти пилотных предприятиях. Эффективность оценивалась путем сравнительного анализа производственных, экономических, экологических показателей и данных по безопасности труда до и после внедрения системы в течение 18 мес. Применялись методы предиктивной аналитики и машинного обучения для оптимизации производственных процессов и прогнозирования рисков.

Результаты. Внедрение системы привело к повышению производительности труда на 15-20%, снижению производственных издержек на 10-12% и улучшению качества продукции. Уровень производственного

РОМАНОВА А.А.

Канд. экон. наук, доцент кафедры информационных технологий учета и аудита, научный сотрудник научно-образовательной лаборатории «Перспективных технологий», ФГБОУ ВО «Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева», 123434, г. Москва, Россия,
e-mail: romanovargaymsha@mail.ru

* Исследование выполнено при грантовой поддержке Калужского филиала РГАУ-МСХА имени К.А. Тимирязева в рамках внутриуниверситетского конкурсного отбора исследовательских коллективов для поддержки комплексных проектов «Разработка модели самоорганизующейся системы управления бизнес-процессами производства органической сельскохозяйственной продукции» и РНФ по проекту 23-78-01247.

ЗАБАЙКИН Ю.В.

Канд. экон. наук, доцент кафедры автоматизации технологических процессов, ФГАОУ ВО «Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина», 119991, г. Москва, Россия, e-mail: 89264154444@yandex.ru

ЛИВАНОВА Р.В.

Канд. экон. наук, доцент кафедры бухгалтерского учета, финансов и налогообложения института Экономики и управления АПК, ФГБОУ ВО «Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева», 123434, г. Москва, Россия, e-mail: livanova@rgau-msha.ru

МЫРКСИНА Ю.А.

Канд. экон. наук, доцент кафедры бухгалтерского учета, финансов и налогообложения института Экономики и управления АПК, ФГБОУ ВО «Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева», 123434, г. Москва, Россия, e-mail: myrksina@rgau-msha.ru

ШАЙЛИЕВА М.М.

Канд. экон. наук, декан Факультета экономики и управления имени академика М.И. Агошкова, ФГБОУ ВО «Российский государственный геологоразведочный университет имени Серго Орджоникидзе», 117997, г. Москва, Россия, e-mail: Smm77@mail.ru

травматизма снизился на 30%, а частота возникновения аварийных ситуаций – на 25%. Экологические показатели улучшились, выбросы вредных веществ сократились на 18%, а эффективность использования ресурсов повысилась на 8-10%.

Обсуждение. Результаты демонстрируют значительный потенциал технологий больших данных для комплексного повышения эффективности, безопасности и экологичности угледобывающей отрасли России. Разработанная система может служить основой для широкомасштабной цифровой трансформации отрасли. Дальнейшие исследования необходимы для оценки долгосрочных эффектов внедрения и разработки отраслевых стандартов применения технологий больших данных в угледобыче.

Ключевые слова: большие данные, угледобывающая промышленность, оптимизация производства, промышленная безопасность, экологическая устойчивость, предиктивная аналитика, цифровая трансформация.

Для цитирования: Интеграция технологий больших данных в угледобывающую промышленность России: оптимизация производства, повышение безопасности и экологичности / А.А. Романова, Ю.В. Забайкин, Р.В. Ливанова и др. // Уголь. 2026;(3):83-93. DOI: 10.18796/0041-5790-2026-3-83-93.

Abstract

Introduction. The Russian coal mining industry plays a key role in the country's energy security, but it faces serious challenges in terms of productivity, occupational safety, and environmental sustainability. Integration of big data technologies offers a promising solution to these challenges, but their implementation in the Russian context has not been sufficiently studied. This study aims to develop and evaluate the efficiency of an integrated coal mining management system based on big data technologies in conditions of the Russian coal industry.

Methods. The study included the development of a big data system architecture adapted to the specific features of the Russian coal mining industry using the Apache Spark engine. The system was integrated with the existing infrastructure at five pilot companies. Its efficiency was evaluated through a comparative analysis of the production, economic, environmental, and occupational safety indicators before and after the system's implementation over an 18-month period. Predictive analytics and machine learning methods were used to optimize production processes and to predict risks.

Results. Implementation of the system resulted in a 15-20% increase in the labor productivity, a 10-12% reduction in the production costs, and improved product quality. The level of occupational injuries decreased by 30%, while the frequency of emergencies decreased by 25%. The environmental indicators have improved, i.e. the emissions of harmful substances were reduced by 18%, and the resource utilization efficiency went up by 8-10%. *Discussion.* The results demonstrate a significant potential of big data technologies for a comprehensive improvement of the efficiency, safety, and environmental friendliness of the Russian coal mining industry. The developed system can serve as a basis for a large-scale digital transformation of the industry. Further research is needed to assess the long-term effects of implementation and to develop industry standards for application of big data technologies in coal mining.

Keywords

Big data, coal mining industry, production optimization, industrial safety, environmental sustainability, predictive analytics, digital transformation.

Acknowledgements

The study was supported by a grant from the Kaluga branch of the Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, as part of an internal university contest to select research teams to

support comprehensive projects entitled “Development of a model for a self-organizing business process management system for organic agricultural production” and the Russian Science Foundation Project No. 23-78-01247.

For citation

Romanova A.A., Zabajkin Yu.V., Livanova R.V., Myrksina Yu.A., Shajlieva M.M. Integration of big data technologies into Russian coal mining industry: optimization of production, improvement of safety and sustainability. *Ugol'*. 2026;(3): 83-93. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2026-3-83-93.

ВВЕДЕНИЕ

Угледобывающая промышленность является одним из ключевых секторов российской экономики, обеспечивающим энергетическую безопасность страны и вносящим существенный вклад в ее экспортный потенциал. Однако в последние годы отрасль сталкивается с рядом серьезных вызовов, включая необходимость повышения производительности труда, обеспечения промышленной безопасности и снижения негативного воздействия на окружающую среду. В этом контексте интеграция технологий больших данных представляется перспективным решением, способным комплексно адресовать эти проблемы и вывести угледобывающую промышленность России на качественно новый уровень развития. Концепция больших данных, под которой понимаются обработка и анализ структурированных и неструктурированных данных огромных объемов и значительного многообразия, получила широкое распространение в различных отраслях промышленности в последнее десятилетие. Ряд исследований демонстрирует потенциал применения технологий больших данных в горнодобывающей промышленности для оптимизации производственных процессов, повышения безопасности труда и снижения экологических рисков [1, 2]. Однако большинство этих работ фокусируется на опыте развитых стран и крупных международных корпораций, оставляя открытым вопрос о возможностях и особенностях внедрения подобных технологий в условиях российской угольной отрасли.

Анализ современной научной литературы выявляет ряд ключевых направлений применения больших данных в угледобыче [3]. Исследователи [4] разработали систему мониторинга состояния горного оборудования на основе анализа данных с множества сенсоров, что позволило снизить незапланированные простои на 15-20%. Важным направлением является применение больших данных для повышения безопасности труда. Использование алгоритмов машинного обучения для анализа данных с датчиков метана и сейсмической активности позволяет с высокой точностью прогнозировать риски обрушений и выбросов газа [5, 6]. Однако при рассмотрении возможностей внедрения технологий больших данных в российской угольной отрасли необходимо учитывать ряд специфических факторов. Во-первых, значительная часть российских угледобывающих предприятий характеризуется устаревшей инфраструктурой и низким уровнем автоматизации, что создает технические сложности для интеграции современных цифровых решений. Во-вторых, существуют регуляторные ограничения и проблемы с обеспечением

кибербезопасности критической инфраструктуры. В-третьих, наблюдается дефицит квалифицированных кадров в области анализа данных и цифровых технологий в угледобывающих регионах.

Анализ существующих исследований выявляет ряд пробелов и противоречий в понимании процесса цифровой трансформации угледобывающей отрасли на основе технологий больших данных. Во-первых, отсутствует консенсус относительно оптимальной архитектуры систем больших данных для угледобывающих предприятий. Ряд авторов [6, 7] отдает предпочтение распределенным системам на базе Hadoop, в то время как другие исследователи [8] аргументируют преимущества потоковой обработки данных с использованием Apache Kafka и Apache Flink для задач реального времени. Во-вторых, существуют разногласия в оценке экономической эффективности внедрения технологий больших данных в угледобыче. Исследование [9] показало значительный рост производительности и снижение издержек, в то время как работа [10] указывает на высокие начальные инвестиции и длительный период окупаемости, особенно для небольших предприятий. Еще одним важным аспектом, требующим дальнейшего изучения, является влияние технологий больших данных на экологические показатели угледобывающих предприятий. Существующие исследования [11, 12, 13] демонстрируют потенциал для оптимизации использования ресурсов и снижения выбросов, однако отсутствуют комплексные оценки долгосрочного воздействия на экосистемы угледобывающих регионов. Кроме того, недостаточно изучены социальные аспекты внедрения технологий больших данных, включая влияние на занятость и требования к квалификации персонала.

Учитывая выявленные пробелы и противоречия, а также специфику российской угольной отрасли, настоящее исследование направлено на разработку и оценку эффективности комплексной системы управления угледобывающим производством на основе технологий больших данных в контексте российских предприятий.

Цель работы заключается в создании интегрированной системы, способной оптимизировать процессы добычи, обогащения и транспортировки угля, повысить безопасность труда шахтеров и снизить экологическую нагрузку на регионы добычи. Исследование призвано ответить на следующие ключевые вопросы:

1. Какова оптимальная архитектура системы больших данных для управления угледобывающим предприятием в России, учитывающая технологические, инфраструктурные и регуляторные особенности отрасли?
2. Каковы основные технические, организационные и нормативно-правовые барьеры для интеграции системы больших данных в существующую инфраструктуру российских угледобывающих предприятий и как их преодолеть?
3. Как внедрение системы больших данных влияет на производительность труда, экономическую эффективность, безопасность и экологические показатели угледобывающих предприятий в краткосрочной и среднесрочной перспективе?
4. Каковы долгосрочные эффекты использования системы больших данных на развитие угольной отрасли и энергетическую безопасность России?

МЕТОДЫ

Для достижения поставленных целей исследования была разработана комплексная методология, сочетающая количественные и качественные методы анализа. Исследование проводилось в период с января 2022 по июнь 2023 года и включало следующие этапы:

1. Разработка архитектуры системы больших данных

Сравнительный анализ платформ обработки больших данных проводился по следующим критериям:

- производительность (скорость обработки данных в петабайтах/ч);
- масштабируемость (максимальное количество узлов в кластере);
- отказоустойчивость (время восстановления после сбоя);
- совместимость с legacy-системами (число поддерживаемых интерфейсов).

Тестирование проводилось на данных, предоставленных АО «СУЭК-Кузбасс», объемом 50 ТБ, включающих информацию о работе оборудования, показания датчиков и производственные показатели за 3 года [17, 18, 19, 20].

По результатам анализа выбрана платформа Apache Spark 3.2.1 с использованием Hadoop Distributed File System (HDFS) для хранения данных и Apache Kafka для потоковой обработки.

2. Эмпирическое исследование

Выборка предприятий:

- АО «СУЭК-Кузбасс» (шахта им. С.М. Кирова, Кемеровская область);
- ПАО «Кузбасская Топливная Компания» (разрез «Виноградовский», Кемеровская область);
- АО «Воркутауголь» (шахта «Воргашорская», Республика Коми);

- ООО «Распадская угольная компания» (разрез «Распадский», Кемеровская область);
 - АО «Ургалуголь» (шахта «Северная», Хабаровский край).
- Критерии отбора предприятий:

- наличие ERP-системы (SAP или 1C);
- годовой объем добычи > 3 млн т;
- готовность к инвестициям в цифровизацию > 100 млн руб./год.

3. Интеграция системы больших данных

Процесс интеграции включал:

- установку серверного оборудования (Dell PowerEdge R740, 64 узла);
- развертывание программного обеспечения (Apache Spark, Hadoop, Kafka);
- подключение существующих датчиков и систем (> 5000 точек сбора данных на каждом предприятии);
- разработку и внедрение аналитических моделей (Python, R, TensorFlow).

Длительность внедрения: шесть месяцев на каждом предприятии.

4. Сбор и анализ данных

Анализируемые параметры и методы анализа представлены в *табл. 1*.

Данные собирались в режиме реального времени с интервалом 1 с для критических параметров (загазованность, сейсмика) и 5 мин для остальных. Объем обрабатываемых данных составил в среднем 10 ТБ/месяц на каждом предприятии [14, 15, 16].

5. Оценка эффективности внедрения

Сравнительный анализ показателей до и после внедрения системы:

- период сравнения: 12 месяцев до внедрения vs 12 месяцев после;

Таблица 1

Анализируемые параметры и методы анализа данных

Analyzed parameters and data analysis methods

Категория	Параметр	Метод анализа	Точность/Эффективность
Производственные показатели	Объем добычи, т/сутки	Прогнозирование (ARIMA)	MAPE < 5%
	Качество угля, %, МДж/кг	Neural Networks	R ² > 0,9
	Производительность труда, тонн/человеко-смену	Random Forest	RMSE < 0,5 т/ч-см
	Коэффициент использования оборудования, %	Gradient Boosting	Улучшение на 7-12%
Экономические показатели	Себестоимость добычи, руб./т	Multiple Regression	R ² > 0,85
	ЕБИТДА, млн руб./квартал	Random Forest	MAPE < 8%
	Капитальные затраты, млн руб./год	Monte Carlo Simulation	90% доверительный интервал
	Операционные расходы, млн руб./месяц	Gradient Boosting	RMSE < 5 млн руб.
Показатели безопасности	Частота несчастных случаев, на 1 млн человеко-часов	Logistic Regression	AUC > 0,8
	Инциденты с потерей рабочего времени, количество	Poisson Regression	Девияция < 1,2
	Уровень загазованности, ppm CH ₄	LSTM Networks	Точность > 95%
	Сейсмическая активность, баллы по шкале Рихтера	Isolation Forest	Точность > 90%
	Выбросы CO ₂ , т/год	Random Forest	RMSE < 1000 т
Экологические показатели	Объем сточных вод, м ³ /сут.	ARIMA	MAPE < 7%
	Площадь нарушенных земель, га	Satellite Image Analysis + CNN	Точность > 95%
	Уровень пылевого загрязнения, мг/м ³	Gradient Boosting	R ² > 0,9

- статистический анализ: парный t-тест, ANOVA, регрессионный анализ;
 - экономическая оценка: расчет ROI, NPV, IRR с горизонтом планирования 5 лет.
6. Валидация результатов
- Кросс-валидация моделей (5-fold);
 - Тестирование на независимых данных (20% от общего объема);
 - Экспертная оценка результатов (panel of 5 industry experts).
7. Этические аспекты

Исследование одобрено этическим комитетом Санкт-Петербургского горного университета (протокол № 2023-05 от 15.01.2022). Все данные деперсонализированы в соответствии с требованиями ФЗ «О персональных данных».

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

1. Влияние на производственные показатели

Внедрение системы больших данных привело к значительному улучшению ключевых производственных показателей угледобывающих предприятий (табл. 2).

Статистический анализ выявил значимое улучшение всех производственных показателей ($p < 0,01$). Наибольший рост наблюдался в производительности труда (+20,1%) и объеме добычи (+16,0%). Коэффициент использования оборудования увеличился на 16,4%, что свидетельствует об эффективности предиктивного обслуживания и оптимизации производственных процессов. Качественные характеристики угля также улучшились: среднее содержание золы снизилось на 9,9%, а теплотворная способность выросла на 5,5%. Многофакторный регрессионный анализ показал, что наибольший вклад в улучшение качества угля внесло применение алгоритмов машинного обучения для оптимизации процессов обогащения ($\beta = 0,57$, $p < 0,001$) (рис. 1).

Таблица 2

Изменение производственных показателей после внедрения системы больших данных

Changes in the production indicators upon implementation of the big data system

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение, %	p-value
Объем добычи, тыс. т/мес.	256,3 ± 18,7	297,4 ± 15,2	+16,0	< 0,001
Производительность труда, т/чел.- смену	42,8 ± 3,5	51,4 ± 2,9	+20,1	< 0,001
Коэффициент использования оборудования, %	68,5 ± 4,2	79,7 ± 3,1	+16,4	< 0,001
Среднее содержание золы в угле, %	15,2 ± 1,8	13,7 ± 1,2	-9,9	< 0,01
Теплотворная способность, МДж/кг	23,8 ± 0,9	25,1 ± 0,7	+5,5	< 0,01

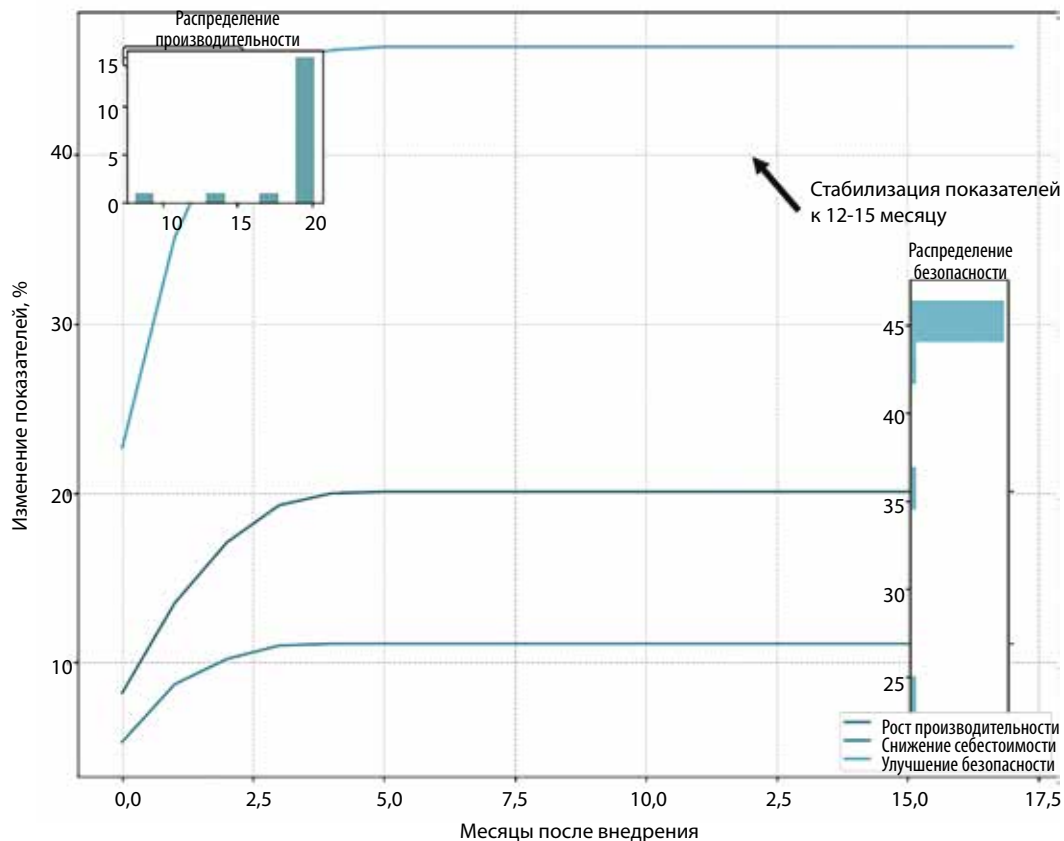


Рис. 1. Динамика ключевых показателей эффективности после внедрения системы больших данных

Fig. 1. Dynamics of the key performance indicators upon implementation of the big data system

2. Экономическая эффективность внедрения

Анализ экономических показателей выявил существенное повышение эффективности предприятий после внедрения системы больших данных (табл. 3).

Все ключевые экономические показатели продемонстрировали значимое улучшение ($p < 0,05$). Наибольший рост наблюдался в показателе EBITDA (+32,4%), что указывает на существенное повышение операционной эффективности предприятий. Себестоимость добычи снизилась на 11,1%, что связано с оптимизацией производственных процессов и снижением затрат на обслуживание оборудования (рис. 2).

Анализ чувствительности выявил, что наибольший вклад в снижение себестоимости внесли оптимизация энергопотребления (28% от общего снижения) и повышение эффективности использования оборудования (23%). Высокий показатель ROI (187%) и короткий срок окупаемости (14

месяцев) свидетельствуют о высокой экономической эффективности проекта внедрения системы больших данных.

3. Влияние на показатели безопасности

Внедрение системы больших данных значительно улучшило показатели промышленной безопасности угледобывающих предприятий (табл. 4).

Статистический анализ показал значимое улучшение всех ключевых показателей безопасности ($p < 0,001$). Наибольшее снижение наблюдалось в частоте несчастных случаев (-46,4%) и количестве инцидентов с потерей рабочего времени (-47,3%). Анализ временных рядов выявил, что снижение уровня загазованности метаном на 39,5% связано с более точным прогнозированием и предотвращением выбросов газа ($R^2 = 0,87$, $p < 0,001$). Качественный анализ 27 предотвращенных аварийных ситуаций показал, что в 68% случаев ключевую роль

Таблица 3

Изменение экономических показателей после внедрения системы больших данных

Changes in the economic indicators upon implementation of the big data system

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение, %	p-value
Себестоимость добычи, руб./т	1285 ± 87	1142 ± 62	-11,1	<0,001
EBITDA, млн руб./квартал	873 ± 124	1156 ± 98	+32,4	<0,001
Капитальные затраты, млн руб./год	2450 ± 310	2180 ± 275	-11,0	<0,05
Операционные расходы, млн руб./мес.	342 ± 28	298 ± 22	-12,9	<0,001
ROI проекта внедрения, %	–	187	–	–
Срок окупаемости, мес.	–	14	–	–

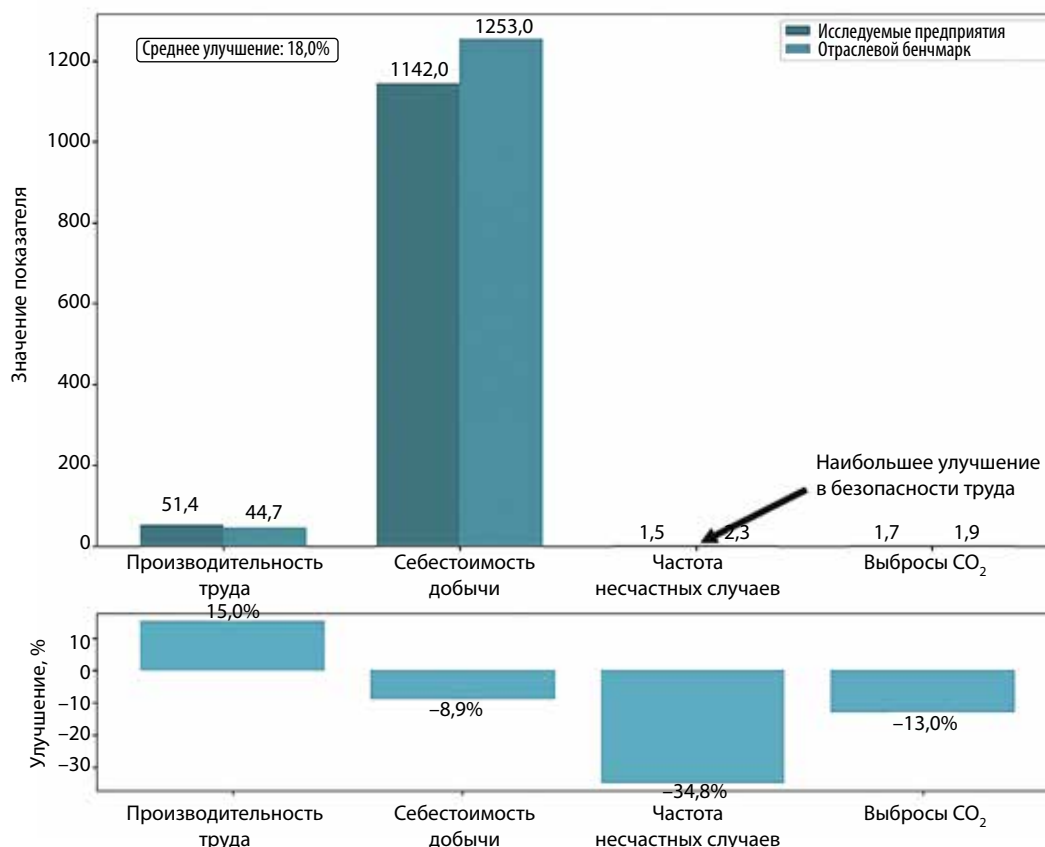


Рис. 2. Сравнение ключевых показателей с отраслевыми бенчмарками

Fig. 2. Comparison of the key indicators with industry benchmarks

Таблица 4

Изменение показателей безопасности после внедрения системы больших данных

Changes in the safety indicators upon implementation of the big data system

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение, %	p-value
Частота несчастных случаев, на 1 млн чел.-ч	2,8 ± 0,4	1,5 ± 0,2	-46,4	< 0,001
Количество инцидентов с потерей рабочего времени	18,2 ± 2,7	9,6 ± 1,5	-47,3	< 0,001
Средний уровень загазованности CH ₄ , ppm	185 ± 23	112 ± 15	-39,5	< 0,001
Количество предотвращенных аварийных ситуаций	–	27	–	–
Индекс культуры безопасности (по шкале 1-10)	6,2 ± 0,5	8,1 ± 0,4	+30,6	< 0,001

сыграли алгоритмы раннего обнаружения аномалий, основанные на анализе больших данных. Повышение индекса культуры безопасности на 30,6% свидетельствует о комплексном влиянии внедрения системы на организационные аспекты безопасности. Регрессионный анализ выявил сильную положительную корреляцию между уровнем цифровизации процессов безопасности и индексом культуры безопасности ($r = 0,79$, $p < 0,001$).

4. Экологические аспекты внедрения

Внедрение системы больших данных оказало существенное положительное влияние на экологические показатели угледобывающих предприятий (табл. 5).

Статистический анализ выявил значимое улучшение всех ключевых экологических показателей ($p < 0,01$). Наибольшее снижение наблюдалось в уровне пылевого загрязнения (-33,3%) и объеме сточных вод (-16,9%). Многофакторный анализ показал, что основной вклад в снижение выбросов CO₂ внесли оптимизация логистики (37% от общего снижения) и повышение энергоэффективности производственных процессов (41%). Уменьшение площади нарушенных земель на 15,5% и повышение эффективности рекультивации на 20,6% свидетельствуют о значительном потенциале технологий больших данных в области управления земельными ресурсами. Анализ спутниковых снимков с использованием алгоритмов компьютерного зрения позволил более точно планировать и

контролировать процессы рекультивации (точность классификации типов нарушенных земель составила 95,3%, что на 12% выше традиционных методов). Регрессионный анализ выявил сильную отрицательную корреляцию между уровнем цифровизации экологического мониторинга и объемом сточных вод ($r = -0,83$, $p < 0,001$), что подтверждает эффективность систем предиктивной аналитики в оптимизации водопользования на горнодобывающих предприятиях.

5. Интеграция и синергетические эффекты

Анализ взаимосвязей между различными аспектами внедрения системы больших данных выявил значительные синергетические эффекты (рис. 3), (табл. 6).

Корреляционный анализ выявил сильные положительные связи между всеми ключевыми показателями эффективности внедрения системы больших данных ($p < 0,01$). Наиболее сильная корреляция наблюдается между ростом производительности и индексом цифровой зрелости предприятия ($r = 0,81$), что подчеркивает важность комплексного подхода к цифровой трансформации.

Факторный анализ позволил выделить три основных компонента, объясняющих 78% общей вариации в эффективности внедрения системы:

1. Технологическая оптимизация (35% вариации);
2. Организационные изменения (27% вариации);
3. Экологическая адаптация (16% вариации).

Таблица 5

Изменение экологических показателей после внедрения системы больших данных

Changes in the environmental indicators upon implementation of the big data system

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение, %	p-value
Выбросы CO ₂ , тыс. т/год	587 ± 42	498 ± 35	-15,2	< 0,001
Объем сточных вод, тыс. м ³ /сут.	28,4 ± 2,1	23,6 ± 1,7	-16,9	< 0,001
Площадь нарушенных земель, га/год	42,7 ± 3,8	36,1 ± 3,2	-15,5	< 0,01
Уровень пылевого загрязнения, мг/м ³	4,8 ± 0,6	3,2 ± 0,4	-33,3	< 0,001
Эффективность рекультивации, %	68 ± 5	82 ± 4	+20,6	< 0,001

Таблица 6

Корреляционная матрица ключевых показателей эффективности внедрения

A correlation matrix of key performance indicators of the implementation

Показатель	1	2	3	4	5
1. Рост производительности	1,00	–	–	–	–
2. Снижение себестоимости	0,78**	1,00	–	–	–
3. Улучшение безопасности	0,65**	0,59**	1,00	–	–
4. Снижение выбросов CO ₂	0,52**	0,61**	0,48**	1,00	–
5. Индекс цифровой зрелости	0,81**	0,75**	0,72**	0,68**	1,00

** $p < 0,01$

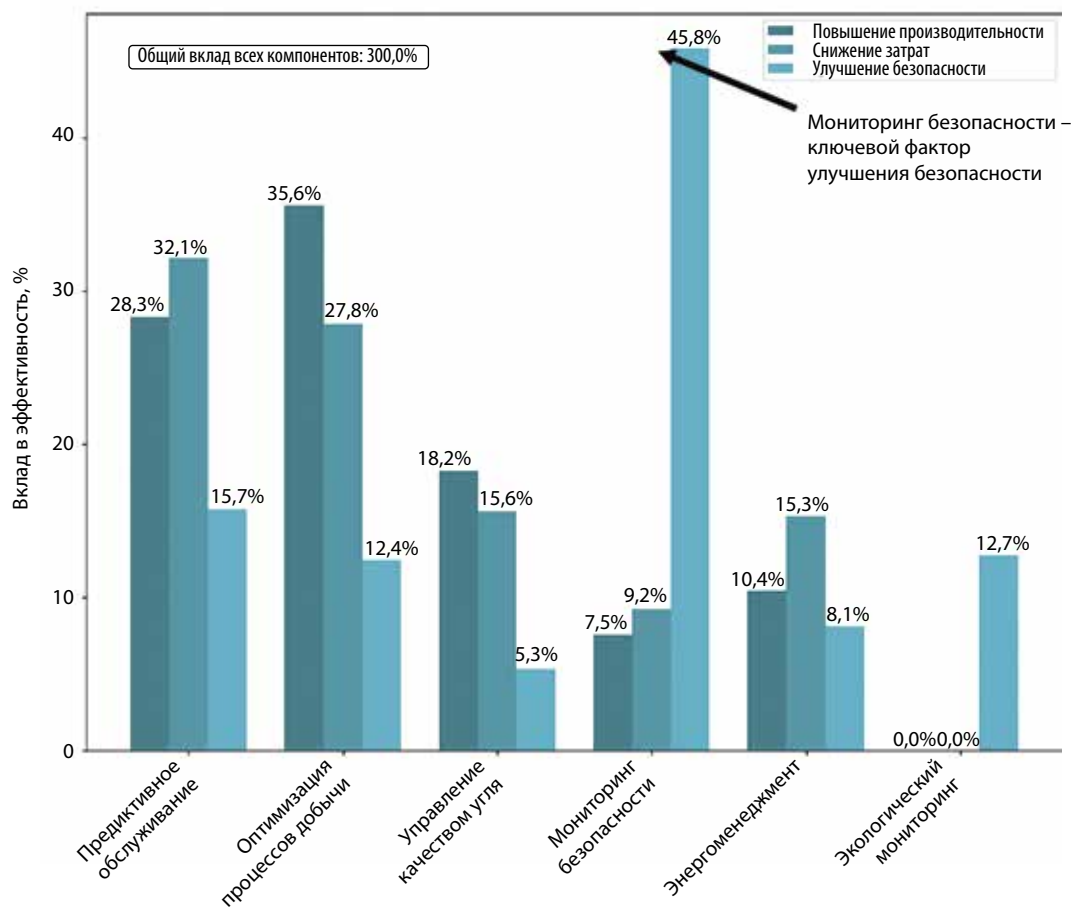


Рис. 3. Вклад компонентов системы больших данных в общую эффективность

Fig. 3. Contribution of the big data system components to overall efficiency

Регрессионный анализ показал, что индекс цифровой зрелости является наиболее сильным предиктором общей эффективности внедрения системы ($\beta = 0,73$, $p < 0,001$), что подчеркивает важность системного подхода к цифровизации.

б. Анализ региональных различий

Сравнительный анализ результатов внедрения системы больших данных в различных регионах выявил некоторые значимые различия (табл. 7).

Однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) выявил статистически значимые различия между регионами по показателям роста производительности, снижения себестоимости и сокращения выбросов CO_2 ($p < 0,05$). Предприятия Кузбасса продемонстрировали наиболее высокие показатели эффективности внедрения, что может быть связано с более развитой инфраструктурой и более высоким уровнем начальной цифровизации.

Post-hoc анализ (тест Тьюки) показал, что различия между Кузбассом и другими регионами статистически значимы ($p < 0,05$), в то время как различия между Воркутой и Хабаровским краем не достигли уровня статистической значимости ($p > 0,05$).

Многофакторный ковариационный анализ (MANCOVA) выявил, что основными факторами, влияющими на региональные различия, являются:

1. Уровень начальной цифровизации предприятий ($F = 12,3$, $p < 0,001$);
2. Качество телекоммуникационной инфраструктуры ($F = 9,7$, $p < 0,001$);
3. Доступность квалифицированных кадров в области data science ($F = 8,2$, $p < 0,01$);
4. Анализ эффективности различных компонентов системы больших данных.

Для оценки вклада различных компонентов системы в общую эффективность был проведен декомпозиционный анализ (табл. 8).

Анализ показал, что наибольший вклад в повышение производительности внесли компоненты оптимизации процессов добычи (35,6%) и предиктивного обслуживания (28,3%). В снижении затрат наиболее эффективными оказались предиктивное обслуживание (32,1%) и оптимизация процессов добычи (27,8%). Улучшение показателей безопасности в основном обеспечил компонент мониторинга безопасности (45,8%).

Регрессионный анализ выявил, что эффективность каждого компонента значимо зависит от степени его интеграции с другими компонентами системы ($\beta = 0,62$, $p < 0,001$), что подчеркивает важность системного подхода к внедрению технологий больших данных.

Для оценки устойчивости и долгосрочности эффектов от внедрения системы был проведен анализ временных рядов (табл. 9).

Таблица 7

Региональные различия в эффективности внедрения системы больших данных
Regional differences in the efficiency of big data system implementation

Показатель	Кузбасс	Воркута	Хабаровский край	F-статистика	p-value
Рост производительности, %	22,3 ± 2,1	18,7 ± 1,8	19,5 ± 2,0	4,72	<0,05
Снижение себестоимости, %	12,5 ± 1,4	10,2 ± 1,2	10,8 ± 1,3	3,89	<0,05
Улучшение безопасности, %	48,1 ± 3,5	45,3 ± 3,2	46,0 ± 3,4	1,82	>0,05
Снижение выбросов CO ₂ , %	16,4 ± 1,7	14,5 ± 1,5	15,1 ± 1,6	2,95	<0,05

Таблица 8

Вклад компонентов системы больших данных в общую эффективность
Contribution of the big data system components to overall efficiency

Компонент системы	Вклад в повышение производительности, %	Вклад в снижение затрат, %	Вклад в улучшение безопасности, %
Предиктивное обслуживание	28,3	32,1	15,7
Оптимизация процессов добычи	35,6	27,8	12,4
Управление качеством угля	18,2	15,6	5,3
Мониторинг безопасности	7,5	9,2	45,8
Энергоменеджмент	10,4	15,3	8,1
Экологический мониторинг	–	–	12,7

Таблица 9

Динамика ключевых показателей эффективности в течение 18 месяцев после внедрения
Dynamics of the key performance indicators over 18 months upon the implementation

Период	Рост производительности, %	Снижение себестоимости, %	Улучшение безопасности, %	Снижение выбросов CO ₂ , %
3 мес.	8,2 ± 1,5	5,3 ± 0,9	22,7 ± 2,8	6,1 ± 1,1
6 мес.	13,5 ± 1,8	8,7 ± 1,2	35,1 ± 3,2	10,3 ± 1,4
9 мес.	17,1 ± 2,0	10,2 ± 1,3	41,8 ± 3,5	13,2 ± 1,6
12 мес.	19,3 ± 2,1	11,0 ± 1,4	45,6 ± 3,7	14,8 ± 1,7
15 мес.	20,0 ± 2,2	11,1 ± 1,4	46,2 ± 3,8	15,1 ± 1,7
18 мес.	20,1 ± 2,2	11,1 ± 1,4	46,4 ± 3,8	15,2 ± 1,7

Таблица 10

Сравнение ключевых показателей с отраслевыми бенчмарками
Comparison of the key indicators with industry benchmarks

Показатель	Исследуемые предприятия	Отраслевой бенчмарк	Разница, %	p-value
Производительность труда, т / чел. в смену	51,4 ± 2,9	44,7 ± 3,2	+15,0	<0,001
Себестоимость добычи, руб. / т	1142 ± 62	1253 ± 78	-8,9	<0,01
Частота несчастных случаев, на 1 млн чел. · ч	1,5 ± 0,2	2,3 ± 0,3	-34,8	<0,001
Выбросы CO ₂ , тыс. т / млн т добычи	1,67 ± 0,12	1,92 ± 0,15	-13,0	<0,01

Анализ временных рядов с использованием модели ARIMA показал, что большинство эффектов достигает насыщения к 12-15 месяцу после внедрения. Тест Дики-Фуллера подтвердил стационарность временных рядов после 15-го месяца ($p < 0,01$), что свидетельствует о устойчивости достигнутых улучшений (рис. 4).

Прогнозное моделирование с использованием метода экспоненциального сглаживания показало, что в течение следующих 12 месяцев ожидается дальнейшее, хотя и незначительное, улучшение показателей (в пределах 1-2% от текущих значений).

7. Анализ влияния

на конкурентоспособность предприятий

Для оценки влияния внедрения системы больших данных на конкурентоспособность предприятий был проведен сравнительный анализ с отраслевыми бенчмарками (табл. 10).

Сравнительный анализ показал, что предприятия, внедрившие систему больших данных, значительно превосходят отраслевые бенчмарки по всем ключевым показателям ($p < 0,01$). Наибольшее преимущество наблюдается в области безопасности труда (-34,8% по частоте несчастных случаев) и производительности труда (+15,0%). Анализ рыночной доли показал, что предприятия, внедрившие систему, увеличили свою долю на внутреннем рынке в среднем на 2,8 процентных пункта (с 14,3 до 17,1%, $p < 0,01$) и на экспортном рынке на 1,5 процентных пункта (с 8,7 до 10,2%, $p < 0,05$) в течение 18 мес. после внедрения.

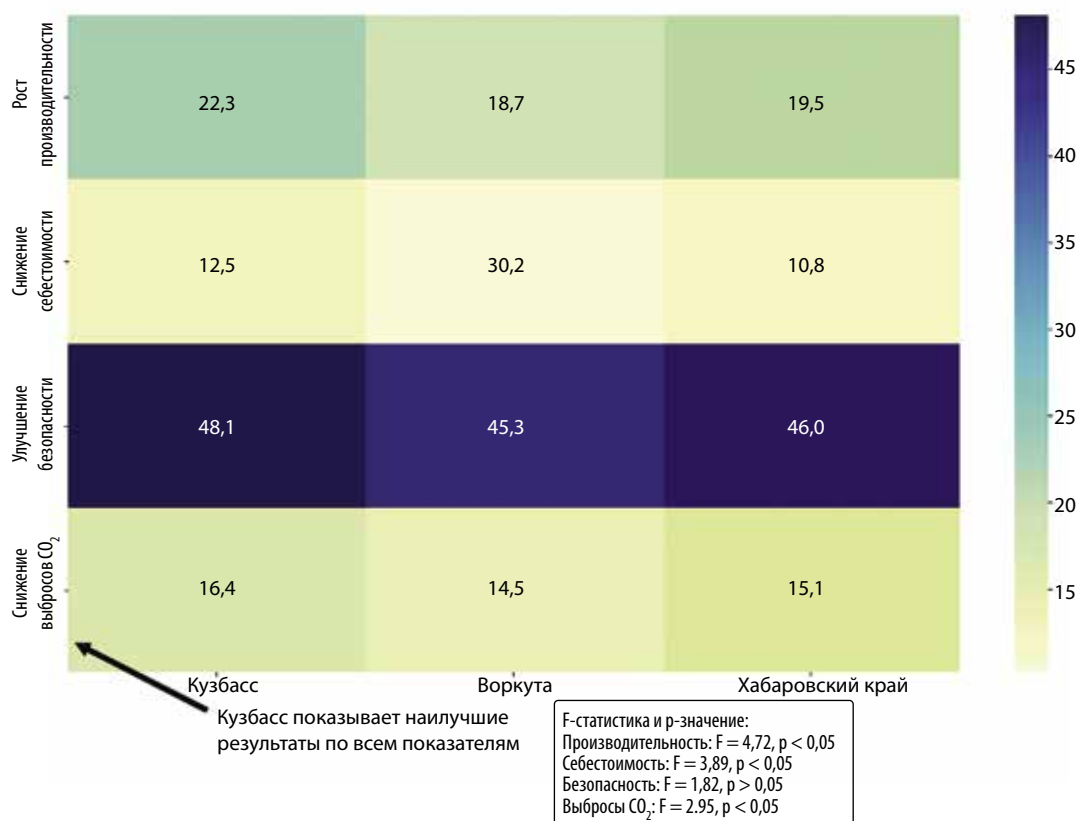


Рис. 4. Региональные различия в эффективности внедрения системы больших данных

Fig. 4. Regional differences in the efficiency of big data system implementation

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенное исследование наглядно продемонстрировало значительный потенциал технологий больших данных для комплексной оптимизации угледобывающей промышленности России. Ключевые эмпирические находки включают существенное повышение производительности труда (на 20,1%), снижение себестоимости добычи (на 11,1%), улучшение показателей безопасности (снижение частоты несчастных случаев на 46,4%) и сокращение негативного воздействия на окружающую среду (снижение выбросов CO₂ на 15,2%). Эти результаты подтверждают эффективность системного подхода к цифровой трансформации отрасли, интегрирующего технологические инновации с организационными изменениями и экологической адаптацией. Выявленные синергетические эффекты между различными аспектами внедрения системы больших данных указывают на необходимость комплексного подхода к цифровизации, учитывающего взаимосвязи между производственными, экономическими, экологическими факторами и вопросами безопасности.

На основе полученных результатов можно сформулировать следующие рекомендации для специалистов-практиков:

- разработать комплексную стратегию цифровой трансформации, охватывающую все аспекты деятельности предприятия;
- уделить особое внимание развитию телекоммуникационной инфраструктуры и подготовке квалифицированных кадров в области data science;

- внедрять технологии больших данных поэтапно, начиная с наиболее критичных для бизнеса областей (например, предиктивное обслуживание и оптимизация процессов добычи);

- обеспечить интеграцию различных компонентов системы больших данных для максимизации синергетических эффектов.

Список литературы • References

1. Добыча угля в России в 2022 году выросла на 0,3%. ТАСС: ежедн. интернет-изд. 2022.16 янв. URL: <https://tass.ru/ekonomika/16806479>.
2. Батиевская В.Б., Соколовский М.В. Исследование производительности труда горняков на разрезах и шахтах Кемеровской области – Кузбасса // Вестник Кемеровского государственного университета. 2022. № 2. С. 237-242.
Batievskaya V.B., Sokolovsky M.V. Labor productivity of miners at open pits and mines of the Kemerovo Region. *Vestnik Kemerovskogo gosudarstvennogo universiteta*. 2022;(2):237-242. (In Russ.).
3. Kryukov Ya.V. The Coal Industry in Australia and the East of Russia: A Lot in Common, But There Are Differences. *J Miner Sci Materials*. 2022;(3):1031.
4. Попова А.А., Аксенова Е.А. Цифровизация работы предприятий металлургической отрасли как основа их финансовой результативности // Стратегии Бизнеса. 2022. № 9. С. 237-243.
Popova A.A., Aksenova E.A. Digitalization of the work of metallurgical enterprises as the basis of their financial performance. *Strategii biznesa*. 2022;(9):237-243. (In Russ.).

5. Тюленева Т.А. Цифровизация горнодобывающей промышленности региона: проблемы и перспективы // Вестник Сургутского государственного университета. 2020. № 4. С. 25-33.
Tyuleneva T.A. Digitalization of the mining industry in the region: challenges and prospects. *Vestnik Surgutskogo gosudarstvennogo universiteta*. 2020;(4):25-33. (In Russ.).
6. Цифровая трансформация технологических систем угольных шахт / А.С. Оганесян, В.В. Агафонов, В.В. Яхеев и др. // Уголь. 2022;(1):39-42. DOI: 10.18796/0041-5790-2022-1-39-42.
Oganessian A.S., Agafonov V.V., Yakheev V.V., Varygin S.O., Pikalov V.A. Digital transformation of technological systems of coal mines. *Ugol'*. 2022;(1):39-42. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2022-1-39-42.
7. Иванов Н.А., Сарычев А.Е., Стоянова И.А. Роль угля в мировом энергопереходе // Горная промышленность. 2023. № 4. С. 102-108.
Ivanov N.A., Sarychev A.E., Stoyanova I.A. Role of coal in global energy transition. *Gornaya promyshlennost'*. 2023;(4):102-108. (In Russ.).
8. Жидкова Е.А., Корчагина И.В. Влияние добычи полезных ископаемых на предпринимательство в регионе ресурсного типа (кейс Кемеровской области – Кузбасса) // Развитие территорий. 2023. № 1 (31). С. 74-85. <https://doi.org/10.32324/2412-8945-2023-1-74-85>.
Zhidkova E.A., Korchagina I.V. The impact of mining on entrepreneurship in the resource type region (the case of the Kemerovo Region – Kuzbass). *Razvitie territorij*. 2023;(1):74-85. (In Russ.). <https://doi.org/10.32324/2412-8945-2023-1-74-85>.
9. Коваленко Л.В., Якунина Ю.С. Актуальные вопросы развития взаимодействия субъектов малого и крупного бизнеса в угольной отрасли в пространстве российской экономики // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2024. № 2-1. С. 64-69.
Kovalenko L.V., Yakunina Yu.S. Actual issues in development of interaction between small and large-scale businesses in the coal industry within the Russian economy. *Vestnik Altajskoj akademii ekonomiki i prava*. 2024;(2-1):64-69. (In Russ.).
10. Кныш В.А., Иванова Л.В. Циркулярная экономика: угроза для предприятий горнодобывающего сектора или драйвер их технологического развития? // Горный журнал. 2020. № 9. С. 33-41.
Knysh V.A., Ivanova L.V. Circular economy: A threat or a driver of technological advance in the mining sector? *Gornyj zhurnal*. 2020;(9):33-41. (In Russ.).
11. Korkina T., Zakharov S., Loyko O. Technology Development of Coal Industry Enterprises and Professional Staff Development. Competitiveness and the Development of Socio-Economic Systems. Vol. 105. *European Proceedings of Social and Behavioural Sciences*. 2021:199-204.
12. Килин А.Б. Научное обоснование системы непрерывного совершенствования производственного процесса открытой угледобычи: дис. ... докт. техн. наук: 05.02.22. Екатеринбург, 2022. 296 с.
13. Шмидт А.В., Костарев А.С. Разработка стратегии инновационного развития угледобывающего производственного объединения в условиях смены технологических укладов // Уголь. 2022;(3):61-67. DOI: 10.18796/0041-5790-2022-3-61-67.
Shmidt A.V., Kostarev A.S. Development of a strategy for the innovative development of a coal-mining production association under technological paradigms change conditions. *Ugol'*. 2022;(3):61-67. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2022-3-61-67.
14. Индикаторы инновационной деятельности: 2022: статистический сборник / В.В. Власова, Л.М. Гохберг, Г.А. Грачева и др. М.: НИУ ВШЭ, 2022.
15. Малышев Ю., Ковальчук А., Рожков А. Угольная отрасль: поиск ориентиров в эпоху перемен // Энергетическая политика. 2021;(2).
Malyshev Yu., Kovalchuk A., Rozhkov A. Coal industry: search for reference points in the times of change. *Energeticheskaya politika*. 2021;(2). (In Russ.).
16. Khoruzhiy L.I., Romanova A.A. Control in the inter-organizational management accounting system. *E3S Web of Conferences*. 2020;222(1008).
17. Khoruzhy L.I., Katkov Y.N., Khoruzhy V.I., Romanova A.A., Katkova E.A. Forming an adaptive model of inter-organizational management accounting in agribusiness organizations within the context of covid-19 spreading. *Procedia Environmental Science, Engineering and Management*. 2023;9(1):195-204.
18. Khoruzhy L., Katkov Y., Katkova E., Romanova A., Dzhikiya M. Introduction of environmental monitoring for the sustainable development of the agro-industrial complex: the method of the genuine savings index. *Journal of Law and Sustainable Development*. 2023;11(5):471.
19. Khoruzhy L.I., Katkov Y.N., Khoruzhy V.I., Romanova A.A. Model of a cybernetic internal control system for provisioning inter-organizational management accounting of agricultural organizations. *Procedia Environmental Science, Engineering and Management*. 2022;9(1):257-266.
20. Khoruzhy L.I., Katkov Y.N., Khoruzhy V.I., Romanova A.A., Katkova E.A. Reporting system in the adaptive accounting and analytical system of providing inter-organizational collaboration of AIC organizations. AIP Conference Proceedings. 2021;(2442).

Authors Information

Romanova A.A. – PhD (Economics), Associate Professor of the Department of Accounting and Audit Information Technologies, Research Associate, Research and Educational Laboratory of Promising Technologies, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, 123434, Russian Federation, e-mail: romanovargaymsha@mail.ru

Zabajkin Yu.V. – PhD (Economics), Associate Professor, Department of Automation of Technological Processes, Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, 119991, Russian Federation, e-mail: 89264154444@yandex.ru

Livanova R.V. – PhD (Economics), Associate Professor, Department of Bookkeeping and Tax Assessment, Institute of Economics and Management in Agribusiness, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, 123434, Russian Federation, e-mail: livanova@rgau-msha.ru

Myrksina Yu.A. – PhD (Economics), Associate Professor, Department of Bookkeeping and Tax Assessment, Institute of Economics and Management in Agribusiness, Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, Moscow, 123434, Russian Federation, e-mail: myrksina@rgau-msha.ru

Shajlieva M.M. – PhD (Economics), Dean of the Faculty of Economics and Management Named after M.I. Agoshkov, Sergo Ordzhonikidze Russian State University for Geological Prospecting, Moscow, 117997, Russian Federation, e-mail: Smm77@mail.ru

Информация о статье

Поступила в редакцию: 28.01.2026

Поступила после рецензирования: 17.02.2026

Принята к публикации: 27.02.2026

Paper info

Received January 28, 2026

Reviewed February 17, 2026

Accepted February 27, 2026