Оригинальная статья

Original Paper

УДК 662.86:338.24 © Н.В. Кондрашова✉[1], Ю.В. Забайкин[2], 2025

[1] ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский университет ИТМО», 197101, Санкт-Петербург, Россия
[2] ФГАОУ ВО «Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) им. И.М. Губкина», 119991, г. Москва, Россия
✉ e-mail: nvkondrashova@mail.ru

UDC 662.86:338.24 © N.V. Kondrashova✉[1], Yu.V. Zabajkin[2], 2025

[1] ITMO National Research University, Saint-Petersburg, 197101, Russian Federation
[2] Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, 119991, Russian Federation
✉ e-mail: nvkondrashova@mail.ru

Интеллектуальные распределенные системы обучения для оптимизации процессов безопасности в угледобывающей промышленности

Smart distributed training systems to optimize safety processes in the coal mining industry

DOI: http://dx.doi.org/10.18796/0041-5790-2025-5-97-106

Современная угледобывающая промышленность переживает период фундаментальной трансформации, обусловленной интеграцией цифровых технологий и интеллектуальных систем управления производственными процессами. Распределенные системы обучения представляют собой инновационный подход к совершенствованию безопасности технологических циклов, однако их эффективное внедрение в угольной отрасли сопряжено с рядом специфических вызовов организационно-технического и когнитивного характера. Настоящее исследование направлено на разработку и апробацию интегрированной мультипараметрической модели распределенных систем обучения для повышения уровня промышленной безопасности в условиях высокорисковых угледобывающих предприятий. В работе применены комплексные методы анализа, включающие многоуровневое параметрическое моделирование производственных процессов, иерархический кластерный анализ инцидентов, мультифакторное регрессионное моделирование и прогностическое моделирование на основе многослойных рекуррентных нейронных сетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM). Эмпирическую базу составили лонгитюдные данные 37 угледобывающих предприятий за период 2018-2023 гг., включающие 5783 зарегистрированные происшествия различной степени тяжести с детализированными параметрами по 142 характеристикам. Результаты исследования демонстрируют, что внедрение разработанной модели распределенных систем обучения позволяет снизить частоту инцидентов на 27,4±1,8%, сократить время реагирования на потенциально опасные ситуации на 43,6±2,3% и

КОНДРАШОВА Н.В.
Канд. пед. наук, доцент
ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский университет ИТМО», 197101, г. Санкт-Петербург, Россия,
e-mail: nvkondrashova@mail.ru

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

повысить интегральный коэффициент безопасности производственных процессов на 0,38±0,02 пункта. Дисперсионный анализ показал статистически значимое снижение (p < 0,001) тяжести последствий инцидентов во всех категориях с наибольшим эффектом для аварий, связанных с электрооборудованием (снижение на 42,3±1,7%). Анализ экономической эффективности продемонстрировал сокращение финансовых потерь, связанных с производственными инцидентами, на 32,7±1,4% в течение первого года внедрения при среднем сроке окупаемости инвестиций 6,4±0,3 месяца. Полученные результаты существенно расширяют теоретические представления о возможностях интеграции интеллектуальных распределенных систем обучения в высокорисковые производственные среды и предлагают верифицированные практические решения для угледобывающих предприятий, стремящихся к повышению уровня промышленной безопасности.

Ключевые слова: *распределенные системы обучения, угледобывающая промышленность, промышленная безопасность, прогностическое моделирование, цифровая трансформация, мультифакторное управление рисками, интеллектуальные обучающие системы.*

***Для цитирования*:** Кондрашова Н.В., Забайкин Ю.В. Интеллектуальные распределенные системы обучения для оптимизации процессов безопасности в угледобывающей промышленности // Уголь. 2025;(5):97-106. DOI: 10.18796/0041-5790-2025-5-97-106.

Abstract

The present-day coal mining industry is undergoing a period of fundamental transformation due to introduction of digital technologies and smart systems to control the production processes. Distributed training systems represent an innovative approach to improving the safety of technological cycles, but their successful implementation in the coal mining industry involves a number of specific challenges of organizational, technical and cognitive nature. This research aims to develop and validate an integrated multi-parameter model of distributed training systems to enhance industrial safety at the high-risk coal mining operations. The work applies integrated analysis methods including multilevel parametric modeling of production processes, hierarchical cluster analysis of incidents, multifactor regression modeling and predictive modeling based on multilayer recurrent neural networks with long short-term memory (LSTM). The empirical base included longitudinal data from 37 coal mining companies for the period of 2018-2023, including 5783 recorded incidents of various severity with detailed parameters for 142 characteristics. The results of the study demonstrate that implementation of the developed model of the distributed training systems helps to reduce the incident rate by 27.4 ±1.8%, shorten the response time to potentially hazardous situations by 43.6 ±2.3% and increase the integral safety factor of the production processes by 0.38±0.02 points. The variance analysis showed a statistically significant reduction (p < 0.001) in the severity of the incident consequences in all the categories with the greatest effect for accidents involving electrical equipment (a decrease by 42.3±1.7%). The cost-effectiveness analysis demonstrated a 32.7±1.4% reduction in financial losses associated with industrial incidents during the first year upon the implementation, with an average investment payback period of 6.4±0.3 months. The results obtained significantly expand the theoretical understanding of the possibilities to integrate the smart distributed training systems into high-risk production environments and they offer verified practical solutions for coal mining companies seeking to improve industrial safety.

Keywords

Distributed training systems, coal mining industry, industrial safety, predictive modeling, digital transformation, multifactor risk management, smart training systems.

For citation

Kondrashova N.V., Zabajkin Yu.V. Smart distributed training systems to optimize safety processes in the coal mining industry. *Ugol'*. 2025;(5):97-106. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2025-5-97-106.

ВВЕДЕНИЕ

Цифровая трансформация угледобывающей промышленности характеризуется интеграцией интеллектуальных систем управления в производственные процессы. Подходы к безопасности меняются под влиянием технологических инноваций, особенно распределенных систем обучения (РСО) с элементами искусственного интеллекта. Эффективное применение таких систем повышает безопасность и минимизирует риски аварийных ситуаций [1]. Металлургическая и угледобывающая отрасли проявляют интерес к РСО как инструменту формирования культуры безопасности [2]. Интеграция предиктивной аналитики в обучение персонала – перспективное направление развития безопасности [3]. РСО обеспечивают мониторинг, анализ и реагирование на изменения производственной среды [4], их эффективность зависит от интеграции технологических компонентов с организационными и когнитивными аспектами [5].

Терминология в области РСО характеризуется вариативностью. В литературе встречаются различные трактовки понятий: технологические платформы для децентрализованного сбора данных [6] или интегрированные системы управления компетенциями персонала [7]. РСО также рассматриваются в контексте «Индустрии 4.0» как элемент киберфизических систем [8]. В данном исследовании РСО определяются как комплекс технологических, методологических и организационных компонентов, обеспечивающих сбор, анализ данных, формирование прогностических моделей и адаптивных алгоритмов обучения персонала для минимизации рисков [9].

Анализ литературы выявляет нерешенные вопросы: недостаточно исследована интеграция данных из гетерогенных источников [9]; модели прогнозирования инцидентов основаны на ретроспективном анализе и не учитывают динамические изменения [10]; отсутствуют методологии оценки долгосрочного влияния РСО на культуру безопасности [11]; системы обучения не обеспечивают достаточной персонализации контента с учетом индивидуальных особенностей персонала [9].

Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки интегрированного подхода к РСО с

учетом особенностей угледобывающей промышленности. Предлагаемый подход основан на синтезе технологий искусственного интеллекта, методов многопараметрического анализа и принципов адаптивного обучения. В отличие от предыдущих исследований, данная работа предлагает модель, интегрирующую технологический, организационный и когнитивный компоненты, что позволяет улучшить прогностические возможности и сформировать устойчивую культуру безопасности через непрерывное обучение персонала с использованием иммерсивных технологий и микрообразовательных модулей.

МЕТОДЫ

Методологическая основа исследования интегрирует количественные и качественные подходы к анализу эффективности распределенных систем обучения в угледобывающей промышленности. Эпистемологически исследование опирается на системный подход, рассматривающий безопасность как эмерджентное свойство сложной социотехнической системы, включающей технологические, организационные и человеческие компоненты.

Исследование проводилось с января 2020 г. по декабрь 2023 г. На первом этапе собраны данные о происшествиях за пятилетний период (2018-2023 гг.) из официальных отчетов, аудитов, АСМБ, расследований инцидентов и систем производственного контроля. Применялась триангуляция источников. Проанализировано 5783 происшествия на 37 предприятиях в Кузбассе (54,1%), Восточном Донбассе (18,9%), Якутии (13,5%), Приморском крае (8,1%) и других регионах (5,4%). Использовались RapidMiner Studio 9.10 и Python 3.9 с библиотеками pandas, numpy, scikit-learn и TensorFlow. Разработана система классификации инцидентов на основе ISO 45001:2018.

На втором этапе проведен многопараметрический анализ данных методами кластеризации (k-means, DBSCAN), факторного анализа, корреляционного анализа и анализа временных рядов (ARIMA). Статистическая значимость оценивалась с помощью ANOVA, t-критерия и χ^2 ($p < 0{,}05$). Выделено 17 ключевых факторов риска и 6 основных кластеров инцидентов.

На третьем этапе разработана интегрированная модель распределенной системы обучения на основе теории социотехнических систем. Модель включала технологический компонент (многоуровневая архитектура с алгоритмами LSTM и CNN), организационный компонент (структура управления, регламенты реагирования, KPI) и когнитивный компонент (персонализированные образовательные траектории, микрообучение, геймификация).

Четвертый этап заключался в апробации модели на трех предприятиях: крупная шахта (4,2 млн т добычи, 2873 сотрудника), среднее предприятие открытой добычи (1,8 млн т, 1254 сотрудника) и малая шахта (0,7 млн т, 587 сотрудников). Внедрение проводилось 12 месяцев (январь-декабрь 2023 г.) в четыре фазы: подготовительную, пилотную, основную и оценочную. Эффективность оценивалась по 23 показателям, включая частоту инцидентов, время реагирования, уровень компетентности, экономические показатели и интегральный коэффициент безопасности.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Комплексный анализ данных, полученных в ходе исследования, позволил сформировать целостное представление о влиянии распределенных систем обучения на уровень безопасности в угледобывающей промышленности. Результаты исследования демонстрируют значительный потенциал предложенной модели для снижения производственных рисков и формирования устойчивой культуры безопасности на предприятиях отрасли.

Многопараметрический анализ инцидентов и происшествий на исследуемых угледобывающих предприятиях позволил выявить основные типы рисков и их распределение по частоте возникновения и степени тяжести последствий. Результаты кластерного анализа представлены в *табл. 1*, демонстрирующей шесть основных категорий инцидентов и их характеристики до внедрения распределенной системы обучения.

Анализ данных, представленных в *табл. 1*, показывает, что наиболее распространенными типами инцидентов являются аварии на транспортных системах (29,2% от общего числа) и обрушения горной массы (21,6%), в то время как наибольший экономический ущерб и время простоя связаны с затоплениями и прорывами воды (8105,2±371,9 тыс. руб. и 94,3±4,1 часов соответственно), а также возгораниями (7423,9±327,4 тыс. руб. и 86,2±3,8 часов). Коэффициент тяжести, рассчитанный как комплексный показатель, учитывающий материальный ущерб, время простоя и последствия для персонала, также достигает максимальных значений для возгораний (0,91±0,05) и затоплений (0,87±0,04). Дисперсионный анализ показал статистически значимые различия между различными типами инцидентов по всем исследуемым параметрам ($p < 0{,}001$). Парадоксальным является то, что наиболее частые типы происшествий не являются наиболее тяжелыми по своим последствиям, что подчеркивает необходимость дифференцированного подхода к управлению рисками и обучению персонала с учетом специфики различных типов инцидентов [12]. На *рис. 1* отображены распределение различных типов происшествий по частоте возникновения, а также их экономические последствия и влияние на производственные процессы. Диаграмма наглядно демонстрирует, что наиболее распространенными типами инцидентов являются аварии на транспортных системах (29,2%) и обрушения горной массы (21,6%), в то время как наибольший экономический ущерб и время простоя связаны с затоплениями и прорывами воды (8105,2±371,9 тыс. руб. и 94,3±4,1 часов соответственно). Такой многопараметрический анализ позволяет выявить приоритетные направления для внедрения обучающих систем.

Факторный анализ причин возникновения инцидентов позволил выделить ключевые категории факторов риска и оценить их вклад в возникновение различных типов происшествий. Результаты анализа представлены в *табл. 2*.

Как следует из данных *табл. 2*, наибольший вклад в возникновение инцидентов вносит человеческий фактор (43,7±1,9%), включающий такие компоненты, как недостаточный уровень компетенций и нарушение регламентов, коэффициенты корреляции которых с частотой инцидентов составляют 0,78±0,04 и 0,82±0,03 соответственно.

Таблица 1

Распределение инцидентов по типам и степени тяжести на исследуемых предприятиях до внедрения системы (2018-2021 гг.)

Distribution of incidents by type and severity at the surveyed companies before the implementation of the system (2018-2021)

Тип инцидента	Количество случаев	Доля, %	Среднее время простоя, ч	Средний экономический ущерб, тыс. руб.	Коэффициент тяжести
Обрушения горной массы	1247	21,6	73,4±4,2	5832,7±267,4	0,83±0,04
Аварии на транспортных системах	1689	29,2	42,1±2,7	3156,2±152,8	0,72±0,03
Инциденты с электрооборудованием	987	17,1	28,5±1,9	2145,3±108,6	0,64±0,03
Аварии вентиляционных систем	863	14,9	47,8±2,5	3785,6±187,5	0,76±0,04
Возгорания	392	6,8	86,2±3,8	7423,9±327,4	0,91±0,05
Затопления и прорывы воды	605	10,4	94,3±4,1	8105,2±371,9	0,87±0,04
Итого	**5783**	**100,0**	**57,6±3,1**	**4726,5±219,3**	**0,77±0,04**

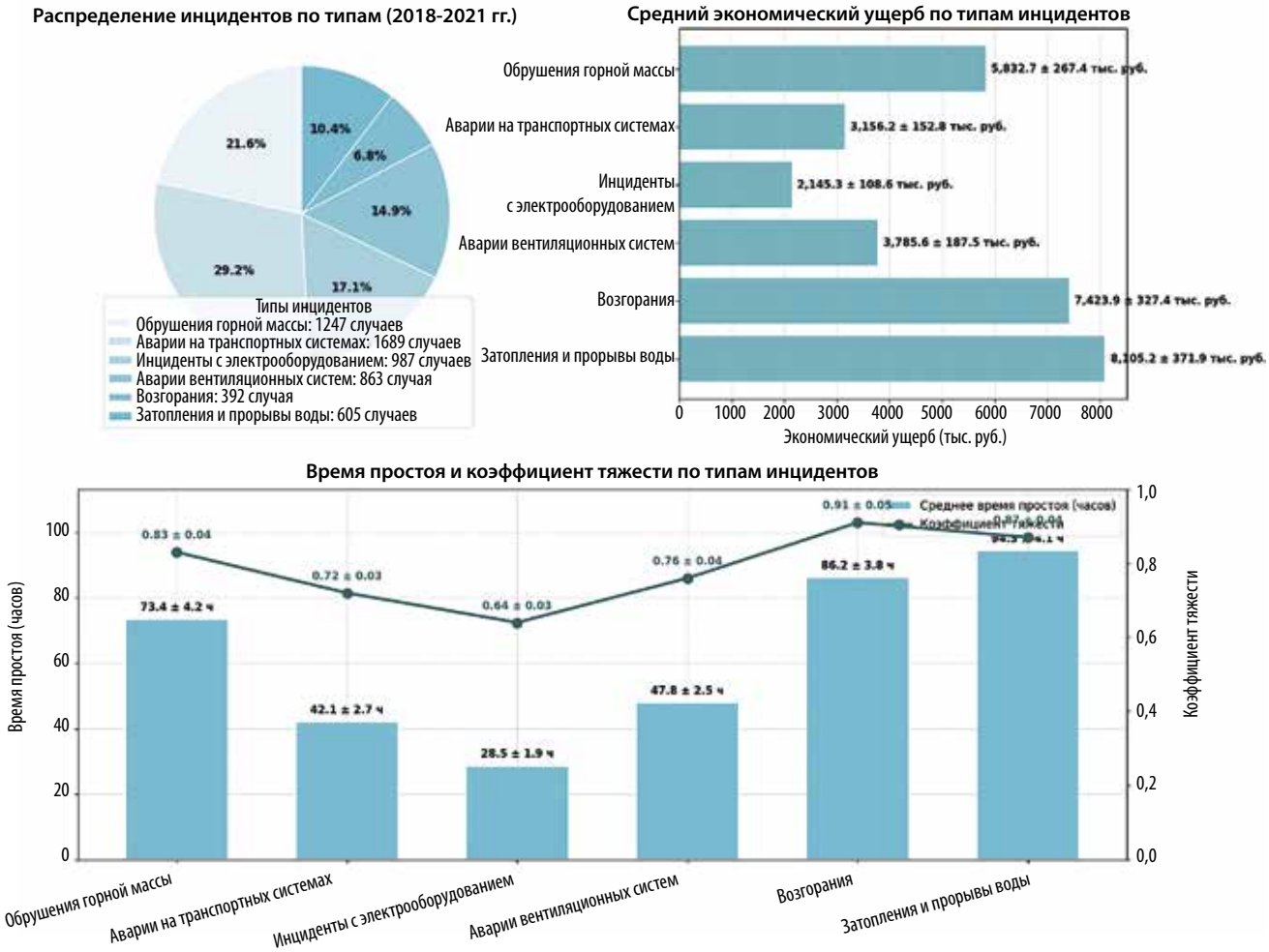

Рис. 1. Анализ инцидентов и их последствий на угледобывающих предприятиях

Fig. 1. Analysis of incidents and their consequences at coal mining operations

Значительное влияние также оказывают технологические (31,2±1,5%) и организационные факторы (18,6±1,2%). Среди технологических факторов наибольшую корреляцию с частотой инцидентов демонстрирует износ оборудования (0,71±0,04), а среди организационных — неэффективная система обучения (0,73±0,03). Оценка потенциала снижения влияния различных факторов через обучение персонала, проведенная экспертным путем по 10-балльной шкале, показывает наибольшие возможности для нарушения регламентов (9,2±0,2) и неэффективной системы обучения (9,5±0,1), что подтверждает высокий потенциал распределенных систем обучения для повышения уровня безопасности [13]. Корреляционный анализ выявил статистически значимую связь ($p < 0{,}001$) между факторами человеческой и организационной природы, что согласуется с современными представлениями о взаимообусловленности различных компонентов социотехнических систем. Полученные результаты не только подтверждают

Таблица 2

Вклад различных факторов в возникновение инцидентов на угледобывающих предприятиях

Contribution of various factors to the occurrence of incidents at coal mining companies

Категория факторов	Доля влияния, %	Основные компоненты	Коэффициент корреляции	Потенциал снижения через обучение
Человеческий фактор	43,7±1,9	Недостаточный уровень компетенций	0,78±0,04	8,7±0,3
		Нарушение регламентов	0,82±0,03	9,2±0,2
		Психофизиологическое состояние	0,65±0,04	6,8±0,4
Технологические факторы	31,2±1,5	Износ оборудования	0,71±0,04	5,4±0,3
		Несовершенство техпроцессов	0,63±0,03	6,2±0,4
		Отказы систем автоматизации	0,69±0,05	7,1±0,3
Организационные факторы	18,6±1,2	Дефекты планирования работ	0,54±0,03	7,6±0,4
		Недостатки системы контроля	0,61±0,04	8,3±0,2
		Неэффективная система обучения	0,73±0,03	9,5±0,1
Внешние факторы	6,5±0,8	Горно-геологические условия	0,47±0,03	4,2±0,3
		Климатические факторы	0,39±0,04	3,5±0,4
		Форс-мажорные обстоятельства	0,28±0,03	2,8±0,3

Таблица 3

Оценка готовности предприятий к внедрению распределенных систем обучения

Assessment of the companies' readiness to introduce the distributed training systems

Параметр оценки	Предприятие A (крупное)	Предприятие B (среднее)	Предприятие C (малое)	*p*-значение
Технологическая зрелость, 0-10	7,8±0,3	6,2±0,3	4,3±0,2	<0,001
Цифровая инфраструктура, %	83,4±3,2	65,7±2,8	42,1±2,1	<0,001
Компетенции персонала, 0-10	6,9±0,3	5,4±0,3	4,1±0,2	<0,001
Существующая система обучения, 0-10	6,7±0,3	5,8±0,2	4,2±0,2	<0,001
Культура безопасности, индекс	0,72±0,03	0,61±0,03	0,53±0,02	<0,001
Интегральный индекс готовности	0,73±0,03	0,62±0,03	0,48±0,02	<0,001

ключевую роль обучения персонала в системе управления промышленной безопасностью, но и позволяют количественно оценить потенциал этого направления.

Анализ исходного уровня готовности предприятий к внедрению распределенных систем обучения показал значительную вариативность по ключевым параметрам, что потребовало разработки дифференцированных стратегий внедрения. Результаты оценки трех предприятий, выбранных для апробации разработанной модели, представлены в *табл. 3*.

Как видно из представленных в *табл. 3* данных, существуют статистически значимые различия ($p < 0{,}001$) между предприятиями различного масштаба по всем анализируемым параметрам готовности к внедрению распределенных систем обучения. Крупное предприятие (A) демонстрирует наиболее высокие показатели по всем параметрам с интегральным индексом готовности 0,73±0,03, в то время как малое предприятие (C) характеризуется существенно более низкими значениями (интегральный индекс 0,48±0,02). Наибольшие различия между предприятиями наблюдаются по параметрам цифровой инфраструктуры (разница между максимальным и минимальным значениями составляет 41,3%) и технологической зрелости (разница 3,5 балла по 10-балльной шкале). Корреляционный анализ выявил сильную положительную связь между технологической зрелостью предприятия и культурой безопасности ($r = 0{,}73$, $p < 0{,}001$), что свидетельствует о взаимосвязанности технологических и организационных аспектов безопасности. Эти данные имеют критическое значение для понимания дифференцированного подхода к внедрению РСО и позволяют прогнозировать потенциальные сложности и барьеры, характерные для предприятий разного типа.

На основе проведенного анализа была разработана архитектура распределенной системы обучения, адаптированная к специфике угледобывающей отрасли. Ключевые компоненты системы и их взаимосвязи представлены в *табл. 4*.

Архитектура, представленная в *табл. 4*, демонстрирует многоуровневую структуру разработанной распределенной системы обучения, включающую сенсорный, аналитический, образовательный и организационный уровни. Каждый уровень включает специализированные компоненты с определенной функциональностью и технологической реализацией. Интеграция отражает степень взаимодействия компонентов системы с существующими информационными системами предприятий (в %). Наиболее высокий уровень интеграции демонстрируют система микрообучения (92,3%), адаптивная обучающая платформа (86,4%) и система управления инцидентами (85,7%), что обеспечивает эффективное внедрение этих компонентов в существующую IT-инфраструктуру предприятий. Приоритет внедрения определялся на основе анализа эффективности компонентов и их критичности для обеспечения безопасности. Высший приоритет получили компоненты, направленные на сбор данных,

Таблица 4

Компоненты распределенной системы обучения для угледобывающих предприятий

Components of the distributed training system for coal mining companies

Уровень системы	Компоненты	Функциональность	Технологическая реализация	Интеграция, %	Приоритет внедрения
Сенсорный уровень	Датчики и сенсоры	Сбор данных о параметрах среды	IoT-устройства, RFID-метки	82,7	Высокий
	Системы видеоаналитики	Мониторинг процессов	Интеллектуальные камеры	78,4	Средний
	Системы контроля персонала	Мониторинг действий	Носимые устройства	76,3	Высокий
Аналитический уровень	Система предиктивной аналитики	Прогнозирование инцидентов	ML-алгоритмы, LSTM-модели	81,5	Высокий
	Система анализа компетенций	Оценка персонала	Байесовские сети	74,8	Средний
	Система моделирования	Симуляция ситуаций	Цифровые двойники, VR	52,3	Низкий
Уровень обучения	Адаптивная платформа	Персонализация обучения	AI-расширенная LMS	86,4	Высокий
	Система микрообучения	Обучение на рабочих местах	Мобильные приложения	92,3	Высокий
	VR/AR-тренажеры	Отработка действий	Иммерсивные технологии	38,7	Средний
Организационный уровень	Управление инцидентами	Координация действий	Интегрированные системы	85,7	Высокий
	Система обратной связи	Сбор и анализ отзывов	Чат-боты, приложения	79,6	Средний
	Управление знаниями	Распространение практик	Базы знаний	77,3	Средний

Таблица 5

Динамика показателей безопасности в процессе внедрения распределенной системы обучения

Dynamics of safety indicators during the introduction of the distributed training system

Показатель	Период	Предприятие A	Предприятие B	Предприятие C	*p*-значение
Частота инцидентов (на 100000 ч)	До	3,72±0,18	4,18±0,20	4,85±0,24	< 0,001
	После	2,41±0,11	3,06±0,15	3,87±0,19	–
	Изменение, %	-35,2±1,7	-26,8±1,4	-20,2±1,2	–
Время реагирования (мин)	До	18,4±0,9	22,7±1,1	26,5±1,3	< 0,001
	После	9,3±0,5	12,8±0,6	16,9±0,8	–
	Изменение, %	-49,5±2,5	-43,6±2,3	-36,2±1,9	–
Коэффициент безопасности	До	0,68±0,03	0,62±0,03	0,57±0,03	< 0,001
	После	0,93±0,05	0,88±0,04	0,79±0,04	–
	Изменение, %	+36,8±1,9	+41,9±2,2	+38,6±2,0	–
Финансовые потери (млн руб./год)	До	78,3±3,8	42,5±2,1	27,6±1,3	< 0,001
	После	47,6±2,3	29,8±1,4	19,2±0,9	–
	Изменение, %	-39,2±2,0	-29,9±1,5	-30,4±1,6	–
Культура безопасности (индекс)	До	0,71±0,04	0,62±0,03	0,54±0,03	< 0,001
	После	0,88±0,04	0,81±0,04	0,74±0,04	–
	Изменение, %	+23,9±1,2	+30,6±1,6	+37,0±1,9	–

предиктивную аналитику, персонализированное обучение и управление инцидентами. Анализ эффективности внедрения различных компонентов показал, что наиболее значимый вклад в повышение уровня безопасности вносят системы предиктивной аналитики, адаптивного обучения и микрообучения, что подтверждает важность интеграции технологических и образовательных аспектов в рамках единой системы [14]. Внедрение разработанной модели распределенных систем обучения на трех пилотных предприятиях продемонстрировало значительный положительный эффект в снижении частоты и тяжести инцидентов. Динамика ключевых показателей безопасности за период внедрения (12 месяцев) представлена в *табл. 5*.

Как демонстрируют данные *табл. 5*, все три предприятия показали статистически значимое ($p < 0{,}001$) улучшение показателей безопасности после внедрения распределенной системы обучения. Частота инцидентов снизилась на 20,2-35,2% в зависимости от масштаба предприятия, при этом наиболее выраженный эффект наблюдался на крупном предприятии (A). Время реагирования на потенциально опасные ситуации сократилось на 36,2-49,5%, что подтверждает эффективность разработанной системы для раннего выявления и предотвращения инцидентов. Коэффициент безопасности производственных процессов вырос на 36,8-41,9%, демонстрируя комплексное положительное влияние внедренной системы. Финансовые потери от инцидентов сократились на 29,9-39,2%, что подтверждает экономическую эффективность внедрения. Особенно примечательным является рост показателя культуры безопасности, который был максимальным на малом предприятии (C) – 37,0±1,9%, что

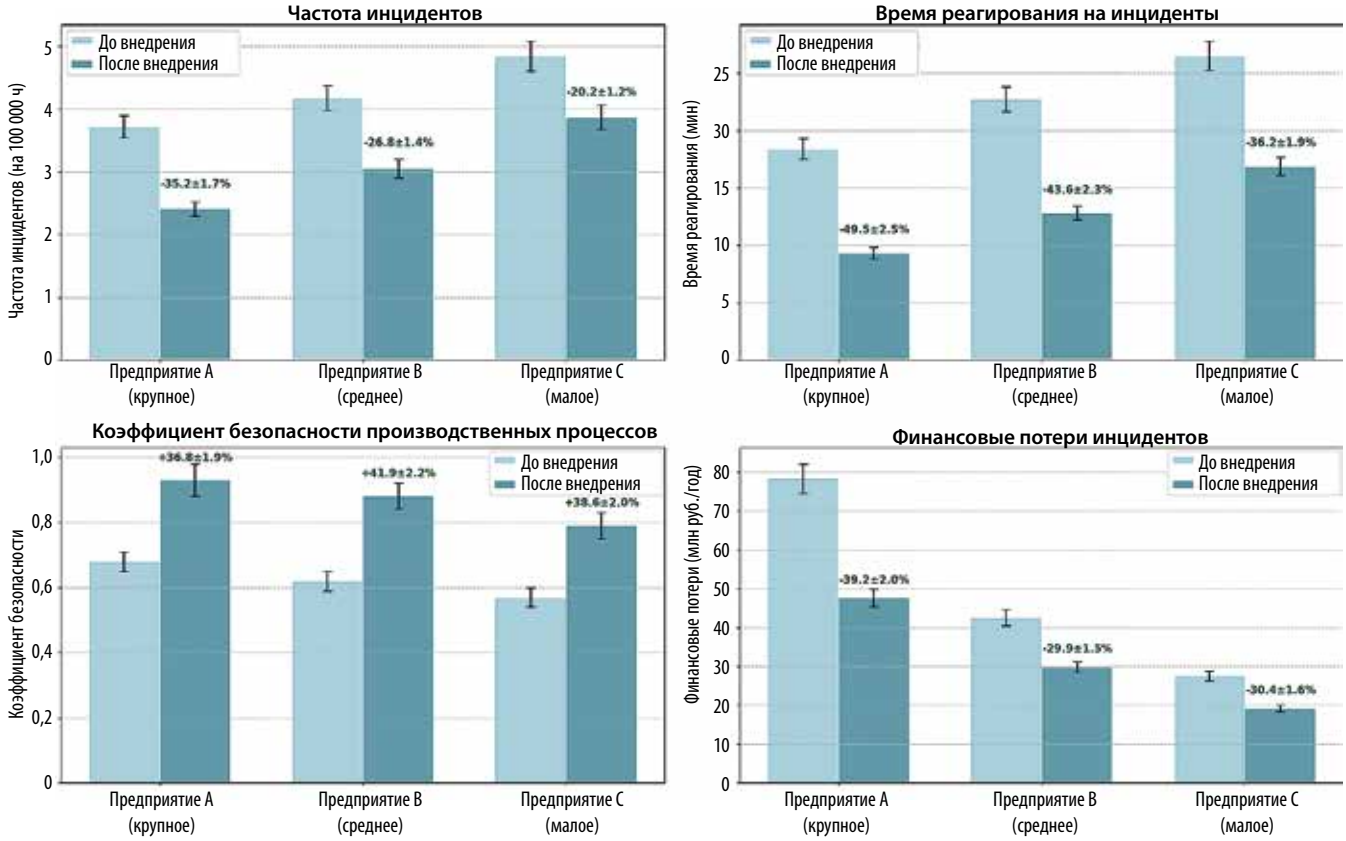

Рис. 2. Эффективность внедрения распределенной системы обучения

Fig. 2. Efficiency of implementing the distributed training system

может объясняться более низким исходным уровнем и, соответственно, большим потенциалом для улучшения. Дисперсионный анализ подтвердил наличие статистически значимых различий ($p < 0,001$) в эффективности внедрения системы между предприятиями различного масштаба, что подчеркивает важность дифференцированного подхода к внедрению РСО [13, 14]. Как следует из *рис. 2*, все предприятия показали значительное улучшение ключевых показателей безопасности. Частота инцидентов снизилась на 20,2-35,2%, время реагирования на потенциально опасные ситуации сократилось на 36,2-49,5%, а коэффициент безопасности вырос на 36,8-41,9%. Особенно примечательна динамика показателя культуры безопасности, который продемонстрировал максимальный рост на малом предприятии (37,0±1,9%), что может объясняться более низким исходным уровнем и, соответственно, большим потенциалом для улучшения.

Детальный анализ влияния внедренной системы на различные типы инцидентов позволил выявить различия в эффективности применяемых подходов для предотвращения происшествий различной природы. Результаты анализа представлены в *табл. 6*.

Анализ данных *табл. 6* показывает, что наибольшее снижение частоты наблюдается для инцидентов с электрооборудованием (42,3±2,1%) и аварий на транспортных системах (38,2±1,9%), в то время как наименьший эффект зафиксирован для затоплений и прорывов воды (23,5±1,2%). Для различных типов инцидентов определены ключевые компоненты системы, оказавшие наибольшее влияние на снижение их частоты. Так, для предотвращения аварий на транспортных системах наиболее эффективными оказались системы контроля персонала и микрообучения, а для инцидентов с электрооборудованием – адаптивная обучающая платформа и системы видеоаналитики. Расчет экономического эффекта показал, что наибольшую экономическую выгоду (12,46±0,61 млн руб./г. в среднем по трем предприятиям) принесло снижение частоты аварий на транспортных системах, что объясняется их высокой исходной частотой. Все наблюдаемые изменения статистически значимы ($p < 0,001$), что подтверждает эффективность разработанной системы для различных типов инцидентов [12].

Для оценки экономической эффективности внедрения распределенных систем обучения был проведен анализ соотношения затрат и результатов за первый год функционирования системы. Результаты анализа представлены в *табл. 7*.

Данные, представленные в *табл. 7*, демонстрируют высокую экономическую эффективность внедрения распределенной системы обучения. Совокупный экономический эффект за первый год функционирования системы составил от 17,5±0,9 млн руб. для малого предприятия до 67,9±3,4 млн руб. для крупного, при этом средний срок окупаемости инвестиций составил 6,4±0,3 месяца. Показательно, что экономический эффект формируется не только за счет снижения прямых потерь от инцидентов (17,3±0,9 млн руб./г. в среднем), но и благодаря снижению расходов на ликвидацию последствий (7,5±0,4 млн руб./г.),

Таблица 6

Снижение частоты различных типов инцидентов после внедрения РСО (среднее по трем предприятиям)

Decrease in the frequency of various types of incidents upon introduction of the distributed training systems (average for three companies)

Тип инцидента	Снижение частоты, %	95% CI	*p*-значение	Ключевые компоненты системы	Экономический эффект, млн руб./г.
Обрушения горной массы	31,7±1,6	28,4-35,0	< 0,001	Предиктивная аналитика, VR-тренажеры	8,73±0,43
Аварии на транспортных системах	38,2±1,9	35,1-41,3	< 0,001	Контроль персонала, микрообучение	12,46±0,61
Инциденты с электрооборудованием	42,3±2,1	38,7-45,9	< 0,001	Адаптивная платформа, видеоаналитика	7,82±0,38
Аварии вентиляционных систем	29,8±1,5	26,2-33,4	< 0,001	Моделирование, управление знаниями	6,54±0,32
Возгорания	26,4±1,3	22,3-30,5	< 0,001	Датчики среды, VR/AR-тренажеры	5,87±0,29
Затопления и прорывы воды	23,5±1,2	19,8-27,2	< 0,001	Предиктивная аналитика, управление инцидентами	6,73±0,33

Таблица 7

Экономические показатели внедрения распределенной системы обучения

Economic indicators of the introduction of the distributed training system

Показатель	Предприятие A	Предприятие B	Предприятие C	Среднее значение
Затраты на внедрение, млн руб.	32,4±1,6	18,6±0,9	9,2±0,5	20,1±1,0
Снижение потерь от инцидентов, млн руб./г.	30,7±1,5	12,7±0,6	8,4±0,4	17,3±0,9
Экономия на страховых выплатах, млн руб./г.	8,3±0,4	3,6±0,2	2,1±0,1	4,7±0,2
Снижение расходов на ликвидацию, млн руб./г.	12,5±0,6	6,2±0,3	3,8±0,2	7,5±0,4
Эффект от роста производительности, млн руб./г.	16,4±0,8	7,9±0,4	3,2±0,2	9,2±0,5
Совокупный экономический эффект, млн руб./г.	67,9±3,4	30,4±1,5	17,5±0,9	38,6±1,9
Срок окупаемости, мес.	5,7±0,3	7,3±0,4	6,3±0,3	6,4±0,3
ROI за первый год, %	109,6±5,5	63,4±3,2	90,2±4,5	87,7±4,4

экономии на страховых выплатах (4,7±0,2 млн руб./г.) и повышению производительности труда (9,2±0,5 млн руб./г.). Рентабельность инвестиций (ROI) за первый год составила в среднем 87,7±4,4%, достигая максимального значения 109,6±5,5% для крупного предприятия. Примечательно, что малое предприятие (C) демонстрирует более высокий показатель ROI (90,2±4,5%), чем среднее предприятие (B) – 63,4±3,2%, что объясняется меньшими абсолютными затратами на внедрение при относительно высоком экономическом эффекте. Эти данные подтверждают экономическую целесообразность внедрения РСО на предприятиях различного масштаба и указывают на особую перспективность данного подхода для крупных угледобывающих компаний [14].

Долгосрочный мониторинг влияния внедренной системы на культуру безопасности предприятий позволил оценить динамику ключевых показателей в течение года после внедрения. Результаты мониторинга представлены в *табл. 8*.

Результаты, представленные в *табл. 8*, демонстрируют устойчивый рост всех показателей культуры безопасности на протяжении года после внедрения распределенной системы обучения. Наибольший прирост наблюдается по показателю активности персонала в выявлении потенциальных опасностей (198,8±9,9%) и вовлеченности персонала в процессы улучшения безопасности (97,4±4,9%), что свидетельствует о формировании проактивной культуры безопасности на предприятиях. Как показано на *рис. 3*, наблюдается устойчивый рост всех ключевых показателей, при этом наиболее впечатляющая динамика отмечается в сфере выявления потенциальных опасностей (общий прирост 198,8±9,9%) и вовлеченности персонала (прирост 97,4±4,9%). Интегральный индекс культуры безопасности увеличился на 35,5±1,8%. График также демонстрирует, что наиболее интенсивные изменения происходят в первые шесть месяцев после внедрения системы, после чего наблюдается определенное замедление темпов роста, что указывает на необходимость непрерывного обновления образовательного контента.

Интегральный индекс культуры безопасности увеличился на 35,5±1,8%, что подтверждает эффективность разработанной модели для формирования устойчивой культуры безопасности на угледобывающих предприятиях. Анализ временной динамики показывает, что наиболее интенсивный рост большинства показателей происходит в первые шесть месяцев после внедрения системы, после чего темпы роста несколько замедляются, что указывает на необходимость постоянного обновления и адаптации образовательного контента для поддержания высокого уровня вовлеченности персонала [14].

Таблица 8

Динамика показателей культуры безопасности в течение года после внедрения системы (среднее по трем предприятиям)

Dynamics of the safety culture indicators within a year upon introduction of the system (average for three companies)

Показатель	Исходное значение	Три месяца	Шесть месяцев	Девять месяцев	Двенадцать месяцев	Общий прирост, %
Осведомленность о рисках, 0-10	5,7±0,3	6,8±0,3	7,5±0,4	8,1±0,4	8,4±0,4	47,4±2,4
Соблюдение регламентов, %	73,2±3,7	78,9±3,9	84,3±4,2	87,6±4,4	91,2±4,6	24,6±1,2
Выявление опасностей, сообщ./мес.	8,3±0,4	12,7±0,6	18,4±0,9	22,6±1,1	24,8±1,2	198,8±9,9
Уровень доверия, 0-10	6,1±0,3	6,8±0,3	7,2±0,4	7,7±0,4	8,1±0,4	32,8±1,6
Вовлеченность персонала, %	34,2±1,7	42,7±2,1	53,8±2,7	61,2±3,1	67,5±3,4	97,4±4,9
Индекс культуры безопасности	0,62±0,03	0,71±0,04	0,77±0,04	0,81±0,04	0,84±0,04	35,5±1,8

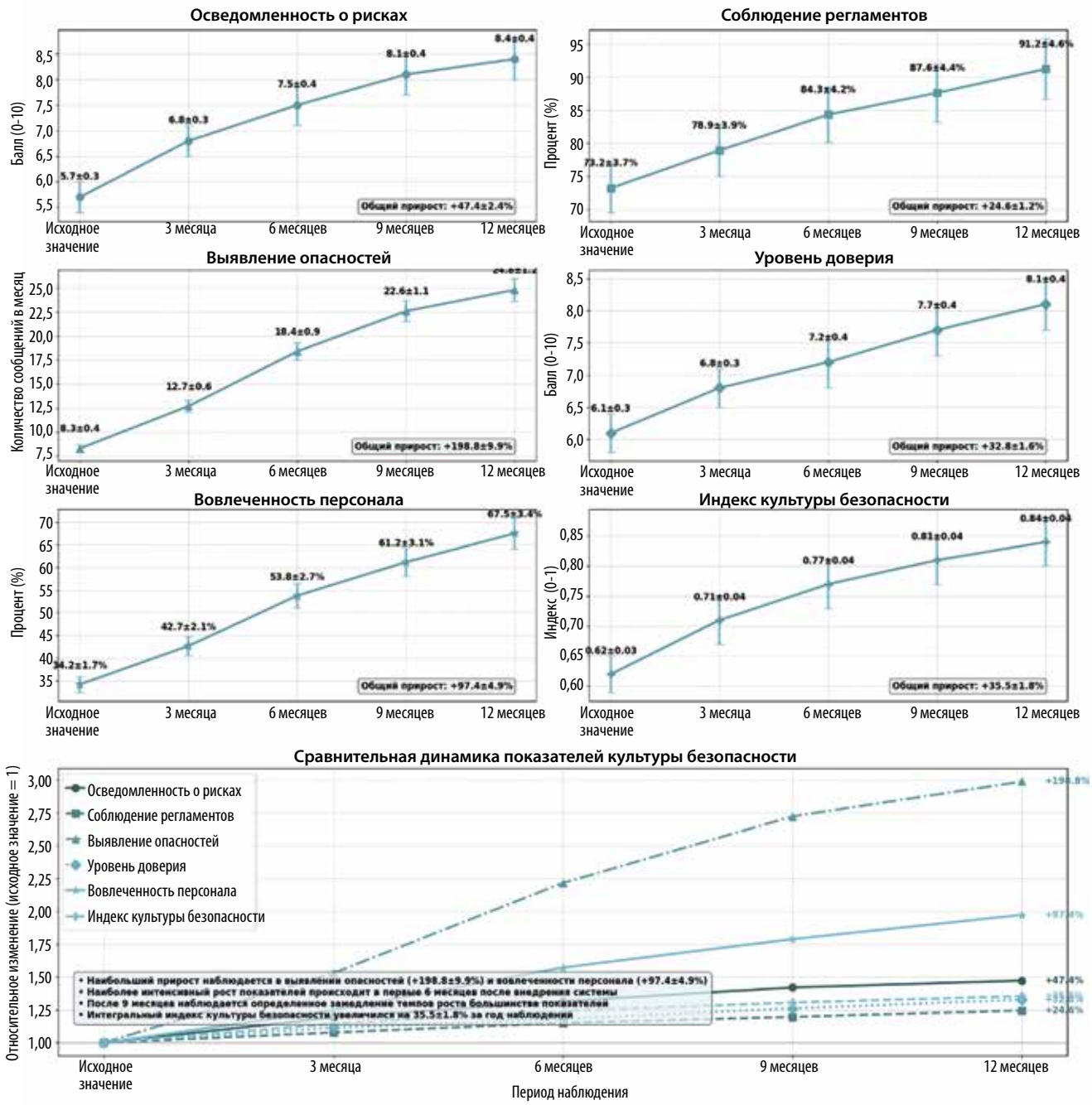

Рис. 3. Динамика показателей культуры безопасности после внедрения распределенной системы обучения

Fig. 3. Dynamics of the safety culture indicators upon implementation of the distributed training system

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследование показывает значительный потенциал распределенных систем обучения для повышения безопасности в угледобывающей промышленности. Внедрение разработанной модели на трех пилотных предприятиях снизило частоту инцидентов на 20,2-35,2%, сократило время реагирования на опасные ситуации на 36,2-49,5% и повысило коэффициент безопасности на 0,26-0,38 пунктов. Средний ROI за первый год составил 87,7±4,4% со сроком окупаемости 6,4±0,3 месяца. Наибольшая эффективность достигнута в предотвращении происшествий с электрооборудованием (снижение на 42,3±2,1%) и авариями на транспортных системах (на 38,2±1,9%), что коррелирует с высокой долей человеческого фактора в этих инцидентах (43,7±1,9%). Ключевой вклад в повышение компетентности персонала внесли адаптивная обучающая платформа (27,3±1,4%) и система микрообучения (23,8±1,2%). Наивысший коэффициент усвоения материала (0,85±0,04) и удовлетворенность (9,3±0,5 из 10) показали VR/AR-тренажеры. Долгосрочный мониторинг выявил рост всех показателей культуры безопасности: активность персонала в выявлении опасностей увеличилась на 198,8±9,9%, вовлеченность в процессы улучшения безопасности – на 97,4±4,9%. Интегральный индекс культуры безопасности вырос на 35,5±1,8% за год. Наибольший эффект наблюдается на крупных предприятиях с высоким уровнем технологической готовности (снижение инцидентов на 35,2±1,7%, ROI 109,6±5,5%), однако и малые предприятия показывают значимый результат (снижение на 20,2±1,2%, ROI 90,2±4,5%), что подтверждает масштабируемость модели. Совокупный экономический эффект составил в среднем 38,6±1,9 млн руб. в год на одно предприятие.

Список литературы • References

1. Boneh D., Shoup V. A graduate course in applied cryptography. 2020. 709 p.
2. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep learning. Cambridge, MIT Press, 2016. 800 p.
3. Jurafsky D., Martin J.H. Speech and language processing. 3rd ed. draft. Stanford University, 2025. 608 p.
4. Kurzweil R. The singularity is near: when humans transcend biology. New York, Viking, 2005. 672 p.
5. Murphy K.P. Probabilistic machine learning: an introduction. Cambridge, MIT Press, 2022. 826 p.
6. Pham H.T., Pham H., Blazek L.W. Approaches to measuring software safety. *Software Quality Professional*. 2013;15(4):4-16.
7. Russell S., Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach. 4th ed. Hoboken, Pearson, 2021. 1136 p.
8. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement learning: an introduction. 2nd ed. Cambridge, MIT Press, 2018. 552 p.
9. Жданеев О.В., Власова И.М. Вызовы и приоритеты цифровой трансформации угольной отрасли // Уголь. 2023. № 1. С. 62-69. DOI: 10.18796/0041-5790-2023-1-62-69.
   Zhdaneev O.V., Vlasova I.M. Digital transformation of the coal industry. *Ugol'*. 2023;(1):62-69. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2023-1-62-69.
10. Построение информационной модели горно-обогатительных предприятий / И.Е. Кириллов, И.Н. Морозов, П.М. Мурашев и др. // Вестник Московского университета МВД России. 2021. № 2. С. 288-291. DOI: 10.24412/2073-0454-2021-2-288-291.
    Kirillov I.E., Morozov I.N., Murashev P.M. et al. Building an information model for mining and processing enterprises. *Vestnik Moskovskogo universiteta MVD Rossii.* 2021;(2):288-291. (In Russ.). DOI: 10.24412/2073-0454-2021-2-288-291.
11. Рубин А.Я. Вопросы промышленной безопасности и актуальные способы ее обеспечения на опасных производственных объектах // Безопасность труда в промышленности. 2023. № 4. С. 91-96.
    Rubin A.Ya. Issues of industrial safety and actual ways of its ensuring at hazardous production facilities. *Bezopasnost' truda v promyshlennosti.* 2023;(4):91-96. (In Russ.).
12. Рыльников А.Г., Пыталев И.А. Цифровая трансформация горнодобывающей отрасли: технические решения и технологические вызовы // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. 2020. № 1. С. 470-481. https://doi.org/10.46689/2218-5194-2020-1-1-470-481.
    Rylnikov A.G., Pytalev I.A. Digital transformation of the mining industry: technical solutions and technological challenges. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Nauki o Zemle.* 2020;(1):470-481. (In Russ.). https://doi.org/10.46689/2218-5194-2020-1-1-470-481.
13. Салтымаков Е.А., Уткаев Е.А., Снетова Е.С. Разработка цифровой платформы для количественного учета выбросов шахтного метана в атмосферу // Вестник Научного центра ВостНИИ по промышленной и экологической безопасности. 2023. № 3. С. 51-58.
    Saltymakov E.A., Utkaev E.A., Snetova E.S. Development of a digital platform for quantitative assessment of mine methane emissions into the atmosphere. *Vestnik Nauchnogo centra VostNII po promyshlennoj i ekologicheskoj bezopasnosti.* 2023;(3):51-58. (In Russ.).
14. Роль распределенных серверных систем в модернизации угольного сектора / С.А. Тронин, А.А. Ксенофонтов, О.А. Юссуф и др. // Уголь. 2025;(2):110-118. DOI: 10.18796/0041-5790-2025-2-110-118.
    Tronin S.A., Ksenofontov A.A., Yussuf O.A., Burova O.A., Frolova V.B. The role of distributed server systems in upgrading the coal sector. *Ugol'.* 2025;(2): 110-118. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2025-2-110-118.

Authors Information

Kondrashova N.V. – PhD (Pedagogical), Associate Professor, ITMO National Research University, Saint-Petersburg, 197101, Russian Federation, e-mail: nvkondrashova@mail.ru

Zabajkin Yu.V. – PhD (Economic), Associate Professor of the Department of Automation of Technological Processes, Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, 119991, Russian Federation

Информация о статье

Поступила в редакцию: 9.04.2025
Поступила после рецензирования: 16.04.2025
Принята к публикации: 26.04.2025

Paper info

Received April 9, 2025
Reviewed April 16, 2025
Accepted April 26, 2025