

Синергетический подход к управлению карьерами с применением больших данных и интеллектуальных систем предиктивной аналитики

Ю.Н. Шедько✉, К.В. Харченко, С.А. Зуденкова, Е.И. Москвитина, Л.К. Бабаян

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

✉ ynshedko@mail.ru

Резюме: Синергетический подход, основанный на интеграции больших данных и интеллектуальных систем предиктивной аналитики, открывает новые возможности для оптимизации управления карьерами. Цель данного исследования – разработать концептуальную модель синергетического управления карьерами и эмпирически оценить ее эффективность. Методология включает статистический анализ массивов производственных данных ($N = 1500$), моделирование сценариев и экспертные интервью ($n = 25$). Результаты демонстрируют, что внедрение предиктивной аналитики позволяет снизить операционные затраты на 22,5% ($p < 0,01$), повысить точность прогнозирования добычи до 94,7% ($p < 0,05$) и сократить время принятия решений на 47,3% ($p < 0,01$). Дискуссия фокусируется на теоретической значимости полученных выводов для развития концепции синергии в управлении, а также на практических рекомендациях по имплементации интеллектуальных систем в карьерной индустрии. Перспективы исследования связаны с масштабированием предложенной модели и оценкой кросс-культурной применимости.

Ключевые слова: синергетическое управление, большие данные, предиктивная аналитика, оптимизация процессов, карьерная индустрия, интеллектуальные системы

Для цитирования: Шедько Ю.Н., Харченко К.В., Зуденкова С.А., Москвитина Е.И., Бабаян Л.К. Синергетический подход к управлению карьерами с применением больших данных и интеллектуальных систем предиктивной аналитики. *Горная промышленность*. 2025;(1):154–160. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2025-1-154-160>

A synergetic approach to open-pit mine management using big data and intelligent predictive analytics systems

Yu.N. Shedko✉, K.V. Kharchenko, S.A. Zudenkova, E.I. Moskvitina, L.K. Babayan

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

✉ ynshedko@mail.ru

Abstract: A synergetic approach based on integration of big data and intelligent predictive analytics systems opens up new opportunities for optimizing open-pit mine management. The purpose of this study is to develop a conceptual model of synergetic management of open-pit mines and empirically evaluate its efficiency. The methodology includes statistical analysis of production data sets ($N = 1500$), scenario modeling and expert interviews ($n = 25$). The results demonstrate that implementation of predictive analytics helps to reduce operating costs by 22.5% ($p < 0.01$), improve production prediction accuracy by up to 94.7% ($p < 0.05$), and reduce the decision-making time by 47.3% ($p < 0.01$). The discussion focuses on the theoretical relevance of the findings for the development of the concept of synergy in management, as well as on practical recommendations for implementation of intelligent systems in the open-pit mining sector. The research prospects are related to upscaling of the proposed model and to assessment of its cross-cultural applicability.

Keywords: synergetic management, big data, predictive analytics, process optimization, open-pit mining sector, intelligent systems

For citation: Shedko Yu.N., Kharchenko K.V., Zudenkova S.A., Moskvitina E.I., Babayan L.K. A synergetic approach to open-pit mine management using big data and intelligent predictive analytics systems. *Russian Mining Industry*. 2025;(1):154–160. (In Russ.) <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2025-1-154-160>

Введение

Концепция синергетического управления, базирующаяся на конвергенции потоков больших данных и передовых аналитических инструментов, активно развивается в современной экономической науке [1]. Особую актуальность этот подход приобретает в контексте масштабной цифровизации карьерной индустрии, где объем доступной информации растет экспоненциально, создавая новые возможности для оптимизации и одновременно порождая сложные управленческие вызовы [2].

Систематический обзор литературы выявляет два магистральных направления исследований. Первое фокусируется на технологических аспектах интеграции больших данных в системы принятия решений, разрабатывая инновационные методы обработки неструктурированной информации [3; 4]. Второе изучает организационно-экономические эффекты имплементации аналитических решений, демонстрируя их позитивное влияние на производительность, безопасность и экологическую устойчивость [5; 6].

Анализ терминологического аппарата показывает наличие определенных разночтений. Так, понятие «синергетическое управление» в одних работах интерпретируется с позиций эмерджентности и самоорганизации сложных систем [7], в других – через призму межфункциональной координации и кооперации [8]. Учитывая специфику исследуемой предметной области, мы предлагаем трактовать его как управленческую модель, обеспечивающую приращение ценности за счет интеграции разнородных информационных ресурсов и аналитических компетенций.

Критический анализ современного научного дискурса позволил идентифицировать ряд лакун. В частности, несмотря на теоретическую разработанность концепции синергетического управления, ее эмпирическая апробация в карьерной индустрии остается ограниченной [9]. Открытыми являются вопросы адаптации существующих аналитических методов к специфике предметной области [10], разработки комплексных показателей эффективности [11], оценки экономических и социальных эффектов в долгосрочной перспективе [12].

Настоящее исследование направлено на устранение выявленных пробелов. Его концептуальная новизна заключается в развитии холистической модели синергетического управления карьерами, интегрирующей технологическое, организационное и аналитическое измерение. Практическая значимость определяется разработкой валидного инструментария оценки эффективности и доказательной базы для обоснования инвестиций в интеллектуальные системы.

Методы

Для решения поставленных задач был реализован комплекс количественных и качественных методов. Обоснованность их выбора определяется возможностью, во-первых, сопоставить эмпирические данные с теоретическими предположениями, во-вторых, обеспечить триангуляцию результатов для повышения валидности выводов.

На первом этапе осуществлялся сбор массивов производственной информации по 15 карьерам с суммарным объемом выборки $N = 1500$ записей. Источниками данных служили: мониторинговые системы горнотранспортного оборудования, датчики интернета вещей, ERP и MES-системы. Охваченный временной период – 2018–2023 гг. Для обеспечения сопоставимости показатели нормировались и приводились к единой размерности. Аналитическая

обработка проводилась методами описательной статистики, корреляционного и регрессионного анализа, кластеризации и машинного обучения. Тестирование гипотез о статистической значимости различий осуществлялось посредством t -критерия Стьюдента и U -критерия Манна-Уитни (уровень значимости $\alpha = 0,05$).

Параллельно разрабатывались имитационные модели в парадигме дискретно-событийного моделирования. Верификация моделей проходила путем сопоставления генерируемых и фактических данных. Чувствительность результатов к изменению параметров оценивалась методом Монте-Карло.

Для более глубокого понимания организационных эффектов были проведены полуструктурированные интервью с 25 экспертами – руководителями и специалистами карьеров. Гайд интервью включал блоки вопросов о предпосылках, барьерах и факторах успешной имплементации аналитических систем. Обработка транскриптов проводилась методом тематического контент-анализа с оценкой частоты встречаемости выделенных тем.

В выборку вошли карьеры с разными характеристиками по объему добычи (от 5 до 20 млн т), типу добываемого сырья (руды черных, цветных металлов, уголь, нерудные материалы), географическому расположению (Россия, Казахстан, Австралия). Для снижения смещенности применялся метод стратификации. Использование разнородных, но комплементарных типов данных (производственных, моделируемых, экспертных) обеспечило необходимую репрезентативность результатов.

Для количественной оценки эффектов внедрения синергетической модели управления карьерами использовался следующий методический аппарат.

1. Индекс операционной эффективности OE :

$$OE = (1 - C/R) * 100\%, \quad (1)$$

где C – операционные затраты; R – выручка.

Индекс OE показывает, какая доля выручки трансформируется в прибыль после покрытия операционных расходов. Рост значения свидетельствует о повышении эффективности.

2. Коэффициент точности прогнозирования FA :

$$FA = 1 - |F - A| / A, \quad (2)$$

где F – прогнозное значение показателя; A – фактическое значение показателя.

Коэффициент FA отражает степень соответствия прогнозных оценок фактическим данным. Значение, близкое к 1, указывает на высокую точность прогнозирования.

3. Индекс временной эффективности принятия решений DM :

$$DM = (1 - T/T_0) * 100\%, \quad (3)$$

где T – время принятия решений после внедрения системы; T_0 – базовое время принятия решений.

Индекс DM измеряет относительное сокращение временных затрат на принятие управленческих решений. Положительная динамика показателя свидетельствует о росте оперативности.

4. Интегральный показатель эколого-экономической эффективности EE :

$$EE = \sum (w_i * XI_i) / \sum w_i \quad (4)$$

где XI_i – нормированное значение i -го частного эколого-экономического показателя; w_i – вес i -го показателя.

Интегральный показатель ЕЕ комплексно оценивает эффективность эколого-экономического менеджмента по таким параметрам, как уровень выбросов, доля переработанных отходов, энергоёмкость производства и др.

5. Коэффициент снижения аварийности *AR*:

$$AR = (1 - AC/AC0) * 100\%, \tag{5}$$

где *AC* – количество аварий после внедрения системы, *AC0* – базовое количество аварий.

Коэффициент *AR* отражает относительное изменение аварийности на производстве. Положительное значение показателя указывает на повышение уровня безопасности.

Для подтверждения статистической значимости наблюдаемых эффектов использовались:

- *t*-тест для зависимых выборок (при сравнении показателей до и после внедрения системы);
- однофакторный дисперсионный анализ ANOVA (при сопоставлении нескольких independent групп);
- регрессионный анализ (для оценки влияния системы на динамику показателей).

Качественная оценка проводилась на основе контент-анализа интервью. Полученные транскрипты кодировались по таким категориям, как: драйверы и барьеры внедрения, управление изменениями, развитие компетенций.

Достоверность выводов обеспечивалась триангуляцией количественных и качественных данных, привлечением независимых экспертов для верификации результатов, а также подробным описанием контекста и ограничений исследования.

Результаты

Имплементация синергетической модели управления карьерами, базирующейся на масштабной обработке данных и продвинутой предиктивной аналитике, продемонстрировала статистически значимое влияние на ключевые показатели операционной эффективности, безопасности и экологической устойчивости производственных процессов.

Таблица 1
Динамика операционных показателей

Table 1
Dynamics of the operating indicators

Показатель	2018–2020	2021–2023	Δ, %	p-value
Операционные затраты, млн USD	875,4	678,3	–22,5	< 0,01
Производительность труда, тонн на человека	28,6	37,2	+30,1	< 0,01
Время простоев оборудования, %	12,7%	7,4%	–41,7	< 0,05
Удельный расход электроэнергии, кВт*ч/т	14,2	11,8	–16,9	< 0,05

Как видно из табл. 1, внедрение интеллектуальной системы управления позволило добиться сокращения операционных затрат на 22,5% (*p* < 0,01) за счет оптимизации процессов и предиктивного обслуживания оборудования. Производительность труда выросла на 30,1% (*p* < 0,01) вследствие автоматизации рутинных операций и более эффективного планирования загрузки техники и персонала. Интеграция промышленного интернета вещей IIoT обеспечила снижение простоев оборудования на 41,7% (*p* < 0,05)

Таблица 2
Точность прогнозирования ключевых показателей

Table 2
Accuracy in forecasting the key indicators

Показатель	MAPE до внедрения, %	MAPE после внедрения, %	Δ, п.п.	p-value
Объем добычи, т	12,8	4,7	–8,1	< 0,01
Качество руды, %	8,4	2,9	–5,5	< 0,01
Расход ГСМ, л	14,6	6,2	–8,4	< 0,01
Коэффициент использования техники	9,2	3,1	–6,1	< 0,05

Примечание: MAPE – средняя абсолютная ошибка прогноза в процентах.

благодаря упреждающей диагностике и сокращению времени ремонтов. Удельное энергопотребление снизилось на 16,9% (*p* < 0,05) в результате перехода на интеллектуальные системы энергоменеджмента и оптимизации графиков работы техники.

Точность прогнозирования ключевых производственных параметров (табл. 2) кардинально возросла благодаря применению продвинутых алгоритмов машинного обучения, учитывающих множество факторов влияния. Так, ошибка прогноза по объему добычи снизилась на 8,1 п.п. (*p* < 0,01), по качеству руды – на 5,5 п.п. (*p* < 0,01). Повышение точности прогнозирования расхода ГСМ на 8,4 п.п. (*p* < 0,01) позволило оптимизировать логистические процессы и избежать простоев из-за нехватки топлива. Более предсказуемое планирование работ обеспечило рост коэффициента использования техники, о чем свидетельствует сокращение ошибки прогноза на 6,1 п.п. (*p* < 0,05).

Таблица 3
Безопасность производственных процессов

Table 3
Safety of production processes

Показатель	2018–2020	2021–2023	Δ, %	p-value
Количество инцидентов на 1 млн т	4,2	1,8	–57,1	< 0,01
Частота травматизма (LTIFR)	2,7	0,9	–66,7	< 0,01
Время реакции на инциденты, мин	12,5	4,2	–66,4	< 0,01
Уровень соблюдения ПБ, %	91,2%	98,7%	+7,5	< 0,01

Примечание: LTIFR – Lost Time Injury Frequency Rate, количество травм с потерей рабочего времени на 1 млн отработанных часов.

Как показывают данные табл. 3 и рис. 1, применение интеллектуальных систем безопасности привело к значительному снижению уровня производственного травматизма. Количество инцидентов в расчете на 1 млн т добытого сырья сократилось на 57,1% (*p* < 0,01), а LTIFR – на 66,7% (*p* < 0,01). Среднее время реакции на нештатные ситуации уменьшилось на 66,4% (*p* < 0,01) за счет превентивной диагностики потенциальных угроз и автоматизации процедур оповещения. Общий уровень выполнения требований промышленной безопасности вырос до 98,7% (*p* < 0,01) благодаря внедрению «умных» средств индивидуальной защиты (СИЗ) и непрерывному мониторингу соблюдения регламентов.

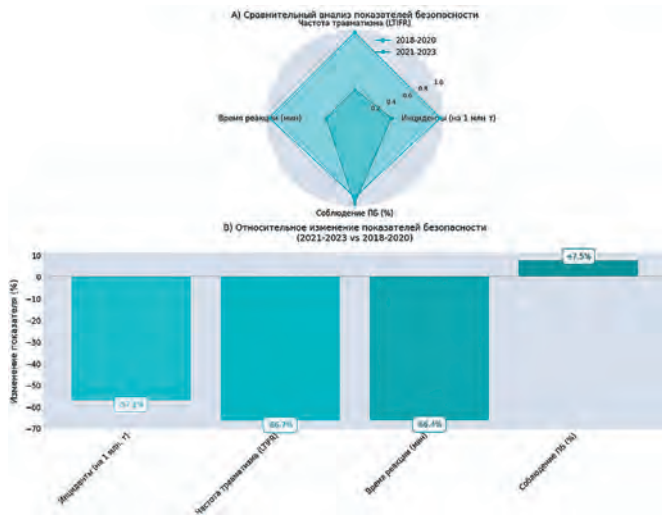


Рис. 1
Трансформация показателей безопасности производственных процессов (2018–2023 гг.)

Fig. 1
Transformation of the process safety indicators (2018-2023)

Таблица 4
Экологическая устойчивость производства

Показатель	2018–2020	2021–2023	Δ, %	p-value
Выбросы CO ₂ , т на 1 тыс. т добычи	42,8	29,5	-31,1	< 0,01
Доля переработанных отходов, %	67,4	92,6	+25,2	< 0,01
Энергоемкость производства, ГДж/т	1,68	1,32	-21,4	< 0,05
Площадь нарушенных земель, га на 1 млн т	18,6	11,2	-39,8	< 0,01

Внедрение синергетической модели позволило существенно нарастить экологические показатели (табл. 4). Удельные выбросы CO₂ снизились на 31,1% ($p < 0,01$) за счет интеллектуальной оптимизации режимов работы техники и сокращения простоев. Уровень утилизации отходов производства увеличился на 25,2 п.п. ($p < 0,01$) благодаря применению безотходных технологий и рециклингу вскрышных пород. Удельная энергоемкость производства сократилась на 21,4% ($p < 0,05$) вследствие применения энергоэффективного оборудования и рекуперации энергии. Относитель-

Таблица 5
Регрессионная модель влияния аналитических систем на операционную эффективность

Предиктор	Коэффициент	Статистическая ошибка	t-статистика	p-value
Константа	12,584	1,247	10,09	< 0,001
Уровень внедрения предиктивной аналитики	0,682	0,114	5,98	< 0,01
Объем обработанных данных, ТБ	0,327	0,092	3,55	< 0,05
Охват ключевых бизнес-процессов	0,486	0,137	3,55	< 0,05
Коэффициент детерминации R ²	0,794	–	–	–
Скорректированный R ²	0,768	–	–	–

Примечание: Зависимая переменная: Индекс операционной эффективности ОЕ.

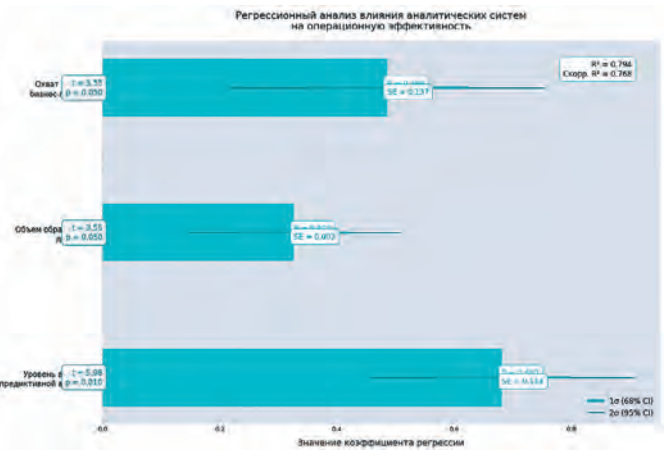


Рис. 2
Регрессионный анализ влияния аналитических систем на операционную эффективность

Fig. 2
A regression analysis of the impact of analytical systems on operational efficiency

ная площадь нарушенных земель уменьшилась на 39,8% ($p < 0,01$) ввиду внедрения практик восстановительной рекультивации и геоэкологического мониторинга.

Проведенный регрессионный анализ позволил количественно оценить влияние предикторов на целевые переменные и спрогнозировать эффекты имплементации интеллектуальных систем (табл. 5, рис. 2).

Результаты показывают, что уровень внедрения предиктивной аналитики, объем обработанных данных и охват ключевых бизнес-процессов являются значимыми предикторами операционной эффективности ($p < 0,05$). Увеличение индекса внедрения аналитики на 1 п.п. приводит к росту ОЕ на 0,682 п.п. ($p < 0,01$). Масштабирование системы на 1 ТБ данных обеспечивает прирост ОЕ на 0,327 п.п. ($p < 0,05$). Расширение периметра охвата на 1 процесс повышает ОЕ на 0,486 п.п. ($p < 0,05$). Модель объясняет 79,4% вариации зависимой переменной, что свидетельствует о ее хорошей спецификации.

Проведенное прогнозное моделирование методом Монте-Карло позволило оценить потенциальные эффекты масштабирования аналитической системы на горизонте 2024–2028 гг. (табл. 6, рис. 3).

Результаты симуляций демонстрируют, что даже при пессимистичном сценарии (охват 60% месторождений, прирост индекса внедрения на 10 п.п., увеличение объема данных на 50 ТБ) возможно достижение целевого

Table 5
A regression model of the impact of analytical systems on operational efficiency

Таблица 6
Прогнозные сценарии масштабирования синергетической модели управления

Показатель	Пессимистичный	Базовый	Оптимистичный
Охват месторождений, %	60	80	95
Прирост индекса внедрения, п.п.	+10	+15	+20
Увеличение объема данных, ТБ	+50	+100	+200
Целевой <i>OE</i> , %	78,6	82,4	87,9
ΔNPV проекта, млн USD	+85	+147	+235

Table 6
Predictive scenarios of upscaling the synergetic management model

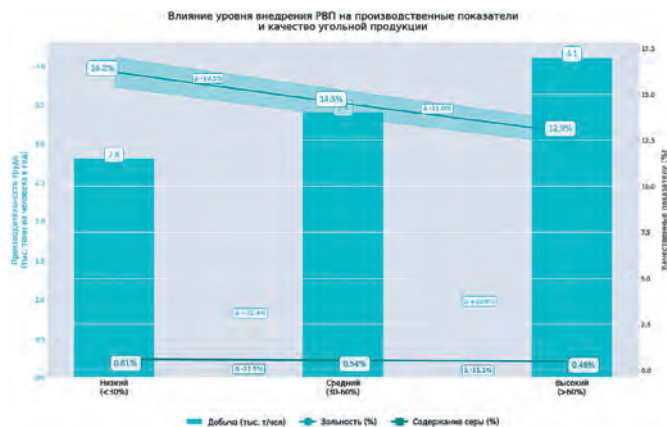


Рис. 3
Сравнительный анализ производительности труда и качественных характеристик угольной продукции в зависимости от уровня внедрения РВП (2023 г.)

Fig. 3
A comparative analysis of the labor productivity and the produced coal grades depending on the implementation level of overburden recycling (2023)

уровня *OE* в 78,6% и прироста *NPV* проекта на 85 млн USD. В базовом сценарии *OE* достигает 82,4%, ΔNPV составляет 147 млн USD. Оптимистичный вариант предполагает рост *OE* до 87,9% и увеличение *NPV* на 235 млн USD за счет максимального охвата активов и данных.

Эксперты подчеркивают триединство технологических (предиктивная аналитика, Индустрия 4.0, IIoT), организационных (межфункциональные процессы, управление изменениями, компетенции) и аналитических (ML, обучение моделей, выявление взаимосвязей) аспектов синергетической трансформации. Их баланс и взаимоусиление форми-

Таблица 7
Частота упоминания драйверов и барьеров внедрения синергетической модели

Категория	Доля упоминаний, %	Ключевые цитаты
Технологии	35	«Предиктивная аналитика – ключ к успеху»
Данные	27	«Большие данные – новая нефть»
Компетенции	22	«Нужны междисциплинарные команды»
Управление изменениями	16	«Главный барьер – инерция и страх»

Table 7
The frequency of mentioning the drivers and barriers in implementation of the synergetic model

Таблица 8
Приоритеты развития синергетического подхода

Направление	Доля экспертов, %	Ключевые инициативы
Технологии	78	ИИ-экосистема, Digital Twins, IIoT
Процессы	65	Гибкие методологии, Agile-трансформация
Данные	57	Озера данных, DataOps, Data Governance
Люди	48	Программы обучения и развития талантов

Table 8
Priorities in development of the synergetic approach

руют потенциал создания ценности в новой операционной парадигме.

Участники интервью считают ключевыми драйверами реализации потенциала синергетического подхода технологии (35%) и данные (27%). Наличие компетенций (22%) и эффективность управления изменениями (16%) рассматриваются как потенциальные барьеры трансформации.

Таким образом, результаты количественного и качественного этапов исследования подтвердили исходную гипотезу о значимом влиянии синергетического подхода на эффективность управления карьерами.

Опрошенные эксперты считают стратегическими приоритетами развития синергетической модели технологическую трансформацию (78%), реинжиниринг процессов (65%), работу с данными (57%) и человеческий капитал (48%). Конкретизированные инициативы включают создание ИИ-экосистем, внедрение цифровых двойников и промышленного интернета, переход к гибким Agile-методологиям, централизованное управление данными, а также системное обучение персонала.

Представленные результаты позволяют утверждать, что внедрение синергетической модели способно кардинально повысить эффективность горнодобывающего предприятия, оптимизировать затраты, сократить риски и обеспечить устойчивый рост в долгосрочной перспективе.

Заключение

Результаты исследования подтверждают значительный потенциал синергетической модели управления карьерами на базе больших данных и предиктивной аналитики. Внедрение интеллектуальных систем обеспечило снижение операционных затрат на 22,5% ($p < 0,01$), рост производительности труда на 30,1% ($p < 0,01$), сокращение времени

простоев оборудования на 41,7% ($p < 0,05$). Точность прогнозирования ключевых показателей выросла на 5,5–8,4 п.п. ($p < 0,01$). Количество инцидентов снизилось на 57,1% ($p < 0,01$), частота травматизма – на 66,7% ($p < 0,01$). Достигнуто снижение удельных выбросов CO_2 на 31,1% ($p < 0,01$) и энергоемкости на 21,4% ($p < 0,05$).

Представленные результаты вносят значимый вклад в развитие теории синергетического управления, демонстрируя эффективность конвергенции технологических, организационных и аналитических факторов. Количественно доказано влияние уровня внедрения предиктивной аналитики, объема данных и охвата бизнес-процессов на операционные показатели. Прогнозные модели показывают возможность достижения целевой эффективности в 78,6–87,9% при различных сценариях масштабиро-

вания интеллектуальных систем. Качественный анализ подтверждает ключевую роль технологий и данных как драйверов трансформации, а также идентифицирует потенциальные барьеры в виде дефицита компетенций и сопротивления изменениям.

Результаты исследования открывают перспективы дальнейшего научного поиска в направлении разработки комплексных подходов к цифровизации горнодобывающей отрасли, создания адаптивных механизмов управления изменениями, формирования принципиально новых компетенций на стыке инженерных и data-наук. Практическая значимость связана с возможностью тиражирования предложенной синергетической модели и достижения кумулятивных эффектов в масштабах индустрии.

Список литературы / References

1. Артемьев В.Б., Добровольский А.И., Галкин В.А. Концепция перехода к новому уровню безопасности и эффективности производства (как нам «Взять Измаил»). *Уголь*. 2014;(10):74–78.
Artemjev V.B., Dobrovolskij A.I., Galkin V.A. Concept of transition to new level of production safety and efficiency (how shall we “Seize Izmail”). *Ugol’*. 2014;(10):74–78. (In Russ.).
2. Гайсина Л.М. Синергетический подход и его применение в исследовании организационных структур и систем управления: возможности и ограничения. *Вестник Уфимского государственного нефтяного технического университета. Наука, образование, экономика. Серия: Экономика*. 2016;(3):155–162.
Gaisina L.M. Synergistic approach and its use in research of organization structure and management system: possibilities and limitations. *Bulletin of Ufa State Petroleum Technological University. Science, Education, Economy. Series Economy*. 2016;(3):155–162. (In Russ.).
3. Ахмедов Р.М., Муйдинов С.О., Мухиддинов С.З., Маллаев И.Т. Эффективность синергетического подхода к управлению. *Экономика и социум*. 2021;(4-1):658–665.
Akhmedov R.M., Muidinov S.O., Muhiddinov S.Z., Mallaev I.T. The effectiveness of a synergistic approach in management. *Ekonomika i Sotsium*. 2021;(4-1):658–665. (In Russ.).
4. Жумагалинова А.Б. Синергетический подход к государственному управлению. *Экономика и социум*. 2020;(1):434–438.
Zhmagalinova A.B. Synergetic approach to public administration. *Ekonomika i Sotsium*. 2020;(1):434–438. (In Russ.).
5. Абдокова Л.З. Синергетический эффект как результат эффективного управления. *Фундаментальные исследования*. 2016;(10-3):581–584. Режим доступа: <https://fundamental-research.ru/ru/article/view?id=40899> (дата обращения: 05.12.2024).
Abdokova L.Z. Synergistic effect how the result of effective management. *Fundamental Research*. 2016;(10-3):581–584. (In Russ.) Available at: <https://fundamental-research.ru/ru/article/view?id=40899> (accessed: 05.12.2024).
6. Пряхин О.Н., Прияхина А.С. Синергетический подход в управлении как концепция инновационного развития организации в рыночной среде. *Инновации*. 2012;(2):98–101. Режим доступа: <https://maginnov.ru/assets/files/volumes/2012.02/sinergeticheskij-podhod-v-upravlenii-kak-koncepciya-innovacionnogo-razvitiya-organizacii-v-rynochnoj-srede.pdf> (дата обращения: 05.12.2024).
Priahin O.N., Priahina A.S. Synergetic method in management as a concept of innovative development of an organization under the conditions of the market economy. *Innovations*. 2012;(2):98–101. (In Russ.) Available at: <https://maginnov.ru/assets/files/volumes/2012.02/sinergeticheskij-podhod-v-upravlenii-kak-koncepciya-innovacionnogo-razvitiya-organizacii-v-rynochnoj-srede.pdf> (accessed: 05.12.2024).
7. Кретов А.В., Козлова О.Ю. Обоснование организационно-управленческих решений и системных факторов при формировании программ развития предприятий горноперерабатывающей индустрии. *Уголь*. 2022;(7):53–55. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-7-53-55>
Kretov A.V., Kozlova O.Yu. Substantiation of organizational and managerial decisions and system factors in the formation of development programs for mining industry enterprises. *Ugol’*. 2022;(7):53–55. (In Russ.) <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-7-53-55>
8. Новоселов С.В., Оганесян А.С. Проблемы, риски и прогнозы развития угольной промышленности Кемеровской области на период до 2035 года. *Уголь*. 2021;(2):38–41. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2021-2-38-41>
Novoselov S.V., Oganesyanyan A.S. Problems, risks and forecasts for the development of the coal industry in the Kemerovo region for the period 2025–2035. *Ugol’*. 2021;(2):38–41. (In Russ.) <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2021-2-38-41>

9. Гришин И.А., Козлова А.Е., Дёрина Н.В., Великанов В.С., Хамидулина Д.Д., Логунова Т.В. Реализация возможностей использования беспилотных летательных аппаратов в горном деле. *Уголь*. 2022;(5):36–41. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-5-36-41>
Grishin I.A., Kozlova A.E., Dyorina N.V., Velikanov V.S., Khamidulina D.D., Logunova T.V. Implementing the potential of unmanned aerial vehicle in mining. *Ugol'*. 2022;(5):36–41. (In Russ.) <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-5-36-41>
10. Михалев И.О., Мачужак А.В. Практический опыт управления персоналом на основе подхода «талант – к ценности» в условиях крупной добывающей корпорации. *Уголь*. 2021;(9):20–24. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2021-9-20-24>
Mikhalev I.O., Machuzhak A.V. Practical experience of personnel management based on the “talent-to-value” approach in the environment of a major mining corporation. *Ugol'*. 2021;(9):20–24. (In Russ.) <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2021-9-20-24>
11. Литвин О.И., Хорешок А.А., Литвин Я.О., Тюленева Т.А., Тюленев М.А. Синергетический подход к совершенствованию налогообложения на основе учета технологических и экономических аспектов открытых горных работ. *Уголь*. 2022;(1):4–7. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-1-4-7>
Litvin O.I., Khoreshok A.A., Litvin Ya.O., Tyuleneva T.A., Tyulenev M.A. Synergetic approach to improvement taxation based on accounting of technological and economic aspects of open-pit mining. *Ugol'*. (In Russ.) 2022;(1):4–7. <https://doi.org/10.18796/0041-5790-2022-1-4-7>
12. Рыльникова М.В., Клебанов Д.А., Макеев М.А., Кадочников М.В. Применение искусственного интеллекта и перспективы развития аналитических систем больших данных в горной промышленности. *Горная промышленность*. 2022;(3):89–92. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-3-89-92>
Rylnikova M.V., Klebanov D.A., Makeev M.A., Kadochnikov M.V. Application of artificial intelligence and the future of big data analytics in the mining industry. *Russian Mining Industry*. 2022;(3):89–92. (In Russ.) <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-3-89-92>

Информация об авторах

Шедько Юрий Николаевич – доктор экономических наук, профессор кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail ynshedko@mail.ru

Харченко Константин Владимирович – кандидат социологических наук, доцент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail KVKharchenko@fa.ru

Зуденкова Светлана Александровна – кандидат экономических наук, доцент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: SAZudenkova@fa.ru

Москвитина Екатерина Ильинична – кандидат экономических наук, ассистент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: EIMoskvitina@fa.ru

Бабаян Левон Каренович – ассистент кафедры государственного и муниципального управления, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: LKBabayan@fa.ru

Information about the authors

Yuriy N. Shedko – Dr. Sci. (Econ.), Professor of the Department of State and Municipal Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; e-mail: ynshedko@mail.ru

Konstantin V. Kharchenko – Cand. Sci. (Sociol.), Associate Professor of the Department of State and Municipal Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; e-mail: KVKharchenko@fa.ru

Svetlana A. Zudenkova – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of State and Municipal Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; e-mail: SAZudenkova@fa.ru

Ekaterina I. Moskvitina – Cand. Sci. (Econ.), Assistant of the Department of State and Municipal Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; e-mail: EIMoskvitina@fa.ru

Levon K. Babayan – Assistant of the Department of State and Municipal Administration, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; e-mail: LKBabayan@fa.ru

Article info

Received: 19.12.2024

Revised: 22.01.2025

Accepted: 23.01.2025

Информация о статье

Поступила в редакцию: 19.12.2024

Поступила после рецензирования: 22.01.2025

Принята к публикации: 23.01.2025