



Современные подходы к прогнозированию концентрации метана на выемочных участках угольных шахт: от эмпирических методов к адаптивному AI-агенту

А.А. Сидоренко¹✉, Ю.Г. Сиренко²

¹ ООО «Сибкор», г. Москва, Российская Федерация

² Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

✉ sidorenkoa@sibcore.ru

Резюме: Прогнозирование концентрации метана на выемочных участках угольных шахт определяет безопасность горных работ и эффективность использования высокопроизводительных очистных комплексов. Ни один из существующих классов методов – эмпирические расчётные методики, геостатистические и геомеханические модели, методы машинного и глубокого обучения (ML/DL), физически информированные нейронные сети – не обеспечивает одновременно краткосрочный прогноз концентрации CH₄ на горизонтах 5–60 мин, сценарную диагностику причин её роста, маршрутную балансовую сверку Q-C-I, интерпретируемость прогноза и переносимость модели между выемочными участками. В статье выполнена систематизация указанных подходов с выявлением их ограничений и формулированием функциональных требований к прогнозно-диагностической системе. Предложена концепция адаптивного AI-агента – системы поддержки принятия решений в режиме только чтения относительно систем АГК, АГЗ, МФСБ и SCADA. Методологическое ядро включает: декомпозицию пяти источников CH₄; входную информационную модель как основу переносимости признакового пространства между участками; маршрутную сверку Q-C-I с диагностическим дисбалансом $\Delta_{\text{бал}}$; таксономию семи сценариев загазирования S₁–S₇ с оценкой распределения вероятностей $P(S_k)$; интерпретацию прогноза через SHAP; перенос модели через transfer learning с доменной адаптацией. Функциональная архитектура AI-агента построена на трёх контурах управления аэрогазовым режимом: вентиляции участка, изолированного отвода метановоздушной смеси через газоотсасывающую установку и дегазации выработанного пространства и пластов.

Ключевые слова: угольная шахта, выемочный участок, метан, аэрологическая безопасность, прогнозирование, адаптивный AI-агент, система поддержки принятия решений, машинное обучение, глубокое обучение, физически информированные нейронные сети

Благодарности: Авторы благодарят коллектив ООО «ГРИТ-Нейро» за научно-техническое взаимодействие и конструктивное обсуждение постановки задачи.

Для цитирования: Сидоренко А.А., Сиренко Ю.Г. Современные подходы к прогнозированию концентрации метана на выемочных участках угольных шахт: от эмпирических методов к адаптивному AI-агенту. *Горная промышленность*. 2026;(4S):150–156. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-4S-150-156>

Contemporary approaches to forecasting methane concentrations at longwall panels of coal mines: from empirical methods to an adaptive AI-agent

A.A. Sidorenko¹✉, Yu.G. Sirenko²

¹ Sibcore LLC, Moscow, Russian Federation

² Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University, Saint Petersburg, Russian Federation

✉ sidorenkoa@sibcore.ru

Abstract: Forecasting methane concentrations at longwall panels of coal mines determines both the safety of mining operations and the utilisation efficiency of high-capacity longwall complexes. None of the existing class of methods, i.e. empirical gas-balance calculations, geostatistical and geomechanical models, machine learning (ML) and deep learning (DL) methods, or physics-informed neural networks, simultaneously delivers a short-term CH₄ concentration forecast over a 5–60 min time-span, scenario-based diagnostics of concentration rise causes, a routed Q-C-I mass-balance verification, forecast interpretability, and



model transferability between the panels. A systematic analysis of these approaches was carried out, their limitations were identified, and functional requirements for a predictive-diagnostic system were formulated. A concept of an adaptive AI-agent is proposed as a decision-support system that operates in the read-only mode with respect to the gas monitoring system, gas protection system, multi-functional safety system and SCADA. The methodological core comprises the following: decomposition of five CH_4 sources; an input information model as the basis for feature-space transferability between the panels; a routed Q-C-I balance verification with a diagnostic imbalance Δ_{bai} ; a taxonomy of seven gas-rise scenarios S_1 – S_7 with probability distribution assessment $P(S_k)$; a SHAP-based forecast interpretability; and a model transfer via transfer learning with domain adaptation. The functional architecture of the AI-agent is built on the following three aerological management circuits: panel ventilation, isolated methane-air mixture drainage via the gas suction unit, and degassing of the mined-out area and the adjacent seams.

Keywords: underground coal mine, longwall panel, methane, aerological safety, forecasting, adaptive AI-agent, decision-support system, machine learning, deep learning, physics-informed neural networks

Acknowledgements: The authors express their gratitude to the team of the Grit-Neuro LLC for constructive discussion of the problem statement.

For citation: Sidorenko A.A., Sirenko Yu.G. Contemporary approaches to forecasting methane concentrations at longwall panels of coal mines: from empirical methods to an adaptive AI-agent. *Russian Mining Industry*. 2026;(4S):150–156. (In Russ.) <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-4S-150-156>

Введение

Проблема метана угольных шахт остаётся актуальной для всех ведущих угледобывающих стран мира. Высокие риски взрывов метановоздушных смесей в угольных шахтах и значительные техногенные эмиссии метана определяют внимание к управлению газовым режимом как с позиций безопасности, так и в контексте климатической повестки¹. На газообильных выемочных участках метан является ведущим фактором аэрологического риска и ключевым ограничением нагрузки на очистной забой; снятие газового ограничения – один из главных резервов повышения эффективности и безопасности современной интенсивной подземной угледобычи [1].

Современные высокопроизводительные комплексы при отработке газоносных пластов способны формировать минутные пики метановыделения, компенсировать которые стандартными средствами вентиляции и газоправления невозможно, что смещает задачу к упреждающему прогнозу роста концентрации CH_4 и пониманию его причины [2–4]. Системы АГК, МФСБ, SCADA и архивы данных накапливают непрерывный поток временных рядов с информацией о состоянии источников метана, однако без аналитического прогнозно-диагностического слоя эта информация используется не полностью [5; 6]. Эмпирические методики [7; 8] сохраняют нормативную роль; ML/DL-методы приблизились к краткосрочному прогнозу, но не решают проблем интерпретируемости, балансовой согласованности и переносимости модели между выемочными участками и тем более шахтами [9; 10].

Исторически прогноз метановыделения базировался на нормативно-расчётных методиках, опирающихся на газоносность пласта, стадию метаморфизма, темпы продвижения забоя и параметры проветривания. Они обеспечивают расчёт метанообильности и допустимой нагрузки по газовому фактору [11; 12]. Ограничение: квазистационарная модель слабо учитывает переходные режимы при выемке,

плохо встраивается в потоковые данные АГК/SCADA и не обеспечивает прогноза показаний датчика на минутных горизонтах.

Геостатистические и геомеханические подходы используют пространственную модель метаносности, зоны риска и влияние категории кровли для выемочного столба [13–15], обеспечивая пространственный и средне- и долгосрочный прогноз. Ограничение: они не обеспечивают оперативного прогноза концентрации в исходящей струе на минутных горизонтах.

Методы ML/DL (LSTM, GRU, Transformer и ансамблевые алгоритмы) работают с многомерными временными рядами АГК/SCADA, нелинейно учитывают сопутствующие факторы [16] и допускают интерпретируемость через SHAP. Ограничения: модель остаётся «чёрным ящиком», слабо согласована с балансовыми уравнениями и плохо переносится между шахтами из-за различий в схемах проветривания, дегазации и составе средств контроля.

Физически информированные нейронные сети (ФИНС, PINN) и гибридные модели дополняют статистическую часть уравнениями движения или сорбции/десорбции метана, налагают мягкие физические ограничения и повышают устойчивость прогноза; к этому направлению примыкают методы нечёткой логики [17]. Ограничение: большинство реализаций локальны и не покрывают полный баланс выемочного участка с одновременным учётом всех источников CH_4 и каналов его удаления.

Целью работы является систематизация современных подходов к прогнозированию метановыделения и концентрации метана на выемочных участках угольных шахт и обоснование концепции адаптивного AI-агента как следующего этапа их развития, обеспечивающего прогноз концентрации в исходящей струе $C_{\text{исх}}$ на горизонтах 5–60 мин, сценарную диагностику причин роста CH_4 , балансовую сверку Q-C-I и переносимость модели между участками и шахтами, а также разработку рекомендаций по повышению эффективности управления метаном на выемочных участках.

Материалы и методы

Работа выполнена как концептуальное исследование.

1 Strategies to Reduce Emissions from Coal Supply. In: Global Methane Tracker 2023. Paris: IEA; 2023. Available at: <https://www.iea.org/reports/global-methane-tracker-2023/strategies-to-reduce-emissions-from-coal-supply> (accessed: 15.03.2026); Coal Mine Methane Science Studies Road Map. UNEP/IMEO. 20 September 2022. Available at: <https://www.unep.org/resources/other-evaluation-reports/documents/coal-mine-methane-science-studies-road-map> (accessed: 15.03.2026).



Объект исследования – газообильный выемочный участок угольной шахты; предмет – методы прогнозирования концентрации метана и диагностики причин её роста.

Методика включала четыре этапа. На первом выполнена систематизация существующих подходов к прогнозированию метановыделения (эмпирических, геостатистических, геомеханических, ML/DL и физически информированных) с выявлением их ограничений и сведением в сравнительную таблицу. На втором на основе выявленных ограничений сформулированы функциональные требования к прогнозно-диагностической системе. На третьем разработано методологическое ядро адаптивного AI-агента: декомпозиция источников CH_4 , входная информационная модель (ВИМ), маршрутная балансовая сверка Q-C-I с диагностическим дисбалансом $\Delta_{\text{бал}}$ и таксономия сценариев загазирования S_1 – S_7 . На четвёртом определены схема обучения и переноса модели между выемочными участками (transfer learning с доменной адаптацией), способ интерпретации прогноза (SHAP) и план верификации с метриками точности прогноза (MAE, RMSE, MAPE) и качества сценарной диагностики (recall, precision, F1).

Результаты и их обсуждение

Выполненный анализ показал, что системы АГК/МФСБ/SCADA ориентированы на контроль и автоматическую защиту, а не на прогноз и диагностику [18]. В этой логике возникает потребность в адаптивном AI-агенте как аналитическом слое системы поддержки принятия решений (СППР), объединяющем сильные стороны всех перечисленных классов методов. Сводные характеристики приведены в табл. 1.

Анализ ограничений рассмотренных классов методов позволяет сформулировать совокупность требований к адаптивному AI-агенту. Прогнозная – прогноз концентрации метана $C_{\text{исх}}$ на горизонтах 5, 15, 30 и 60 мин с оценкой

неопределённости. Диагностическая – оценка $P(S_1) \dots P(S_7)$ и допустимость комбинированных сценариев [19]. Балансовая – маршрутная сверка Q-C-I с мониторингом $\Delta_{\text{бал}}$. Интерпретирующая – объяснение прогноза и диагностики через SHAP.

Адаптивная – перенос модели между участками и шахтами через transfer learning и доменную адаптацию. Инженерная – формирование рекомендаций и проверок для ИТР по структуре «сценарий → причина → проверка → роль». Нормативно-чувствительная – режим только чтения относительно АГК/АГЗ/МФСБ/SCADA; автоматические защиты, требования промышленной безопасности и решения ответственных ИТР остаются первичными.

AI-агент прогнозирует показание датчиков концентрации метана – например, концентрацию метана в исходящей струе $C_{\text{исх}}$, физически связанную с пятью источниками: разрабатываемый пласт; выработанное пространство; сближенные пласты; локальные геологические зоны; входной фон CH_4 со свежей струей. Явная декомпозиция делает прогноз физически однозначным.

ВИМ – формализованное описание признаков пространства AI-агента в трёх слоях: Слой А (физически значимые факторы: расход воздуха, режим выемки, состояние ГОУ и дегазации, геологическая обстановка); Слой Б (параметры и методы получения этих факторов в конкретных условиях участка); Слой В (выходы – прогноз $C_{\text{исх}}$, вероятности $P(S_k)$, $\Delta_{\text{бал}}$ и SHAP-объяснение). Разделение физического фактора и конкретного датчика обеспечивает переносимость модели между участками.

Сценарная диагностика S_1 – S_7 : сценарии загазирования формируют пространство гипотез о причине роста CH_4 . AI-агент возвращает не один сценарий, а распределение вероятностей $P(S_k)$; классификация не является строго одноклассовой и допускает комбинированные сценарии. Рассматриваются семь базовых сценариев: S_1 – интенсив-

Таблица 1
Максимальные и средние значения силы резания при разрушении угля

Table 1
Maximum and average values of the cutting force during coal cutting

Группа подходов	Основная функция	Сильная сторона	Ограничение	Требование
Эмпирические и расчётные методы	Расчёт метанообильности и допустимой нагрузки по газовому фактору	Прозрачность, инженерная воспроизводимость, нормативно-методическая база	Квазистационарность, слабая работа с потоковыми данными	Сохранить физическую и балансовую интерпретируемость прогноза
Геостатистика и геомеханика	Пространственный прогноз и описание поведения вмещающих пород	Учёт неоднородности газоносности, зон риска и динамики кровли	Преимущественно средне- и долгосрочный масштаб, нет оперативного прогноза	Учитывать пространственную неоднородность и зоны риска
Машинное и глубокое обучение	Краткосрочный прогноз CH_4 по временным рядам	Работа с многомерными рядами АГК/SCADA, нелинейности	«Чёрный ящик», слабая физическая согласованность, слабый перенос	Интерпретируемость (SHAP) и сценарная диагностика
ФИНС/PINN и гибридные модели	Объединение данных и физики на уровне модели	Мягкие физические ограничения повышают устойчивость прогноза	Локальность, отсутствие полного баланса выемочного участка	Маршрутная Q-C-I сверка и контроль $\Delta_{\text{бал}}$
АГК/МФСБ/SCADA/historian	Контроль факта и автоматическая защита	Непрерывность измерений и архива событий	Реактивный режим, отсутствие аналитического слоя прогноза	Переход от контроля факта к прогнозу 5–60 мин
Адаптивный AI-агент (СППР) от ООО «ГРИТ-Нейро»	Прогноз $C_{\text{исх}}$, сценарии S_1 – S_7 , баланс, объяснение	Интеграция прогноза, диагностики, баланса, объяснения и переносимости	Требуется верификация на фактических данных нескольких участков	Режим только чтения относительно АГК/АГЗ/МФСБ/SCADA



Рис. 1
Функциональная архитектура адаптивного AI-агента для прогноза CH₄ и сценарной диагностики на выемочном участке

Fig. 1
Functional architecture of the adaptive AI-agent for CH₄ forecasting and scenario-based diagnostics at a longwall panel

ная выемка (рост нагрузки и скорости подачи комбайна, горизонт 5–15 мин); S₂ – деградация изолированного отвода МВС через ГОУ; S₃ – деградация дегазации ВП; S₄ – прохождение зоны повышенной газоносности или нарушения; S₅ – посадка основной кровли с импульсным вытеснением МВС из ВП; S₆ – снижение расхода воздуха при постоянном расходе метана; S₇ – утечки и нарушение распределения воздуха (аномалии $\Delta_{\text{бал}}$). Каждому сценарию сопоставлены характерные признаки, горизонт проявления и набор инженерных проверок для ИТР.

При комбинированных сценариях (например, S₁+S₂ или S₃+S₇) AI-агент представляет ИТР доминирующие признаки и набор контрольных проверок, что соответствует логике риск-ориентированного управления аэрологической безопасностью.

Термин «адаптивный» означает не только дообучение во времени, но и переносимость между участками и шахтами: базовая модель обучается на нескольких участках, а при переносе нижние слои фиксируются, верхние слои и калибровка вероятностей $P(S_k)$ дообучаются на данных нового объекта через transfer learning. ВИМ обеспечивает сопоставимость признакового пространства; устойчивое воспроизведение профиля Cисх при нарушении баланса Q-C-I сигнализирует о невидимом для модели источнике. Конкретная архитектура выбирается по результатам обучения и валидации.

В качестве источников входных данных AI-агент использует систему АГК/МФСБ (CH₄, скорости, направления и расходы воздуха, аварийные события); SCADA очистного комплекса (положение комбайна, скорость подачи, нагрузку, режим выемки, производительность); телеметрию газоотсасывающих установок и вакуумной дегазационной установки (Q, C, I, разрежение, статус оборудования и скважин); геологическую модель (природную газоносность и газоносность после дегазации, строение пласта, зоны риска) и архив временных рядов. Все источники используются только в режиме чтения.

На уровне физической интерпретации входные данные группируются в три функциональных контура управления аэрогазовым режимом: контур вентиляции участка (расход и распределение воздуха, состояние вентиляционных сооружений [20]); контур изолированного отвода

МВС из выработанного пространства через ГОУ; контур дегазации выработанного пространства (ВП) и пластов с каптажем газовой смеси через скважины и трубопроводы [21–23].

Вычислительный слой обеспечивает прогноз Cисх, классификацию сценариев S₁–S₇, расчёт $\Delta_{\text{бал}}$ и SHAP-интерпретацию; выходные сообщения – не команды управления, а прогнозно-диагностическая информация для оператора АГК и ответственных ИТР. Функциональная архитектура показана на рис. 1.

AI-агент работает как аналитический слой СППР: он не изменяет уставки противоаварийной защиты и не управляет ГОУ, вентиляторными и вентиляционными сооружениями, а использует данные в режиме только чтения и формирует прогнозно-диагностическую информацию для оператора АГК и ответственных ИТР.

AI-агент интегрирует в единую СППР физическую и балансовую интерпретируемость эмпирических методов, пространственный учёт геологии, способность ML/DL к краткосрочному прогнозу по данным АГК/SCADA, мягкие физические ограничения ФИНС/гибридных моделей и человеко-ориентированное представление результатов. Отличительный вклад концепции – сценарная диагностика S₁–S₇, маршрутная сверка Q-C-I, ВИМ как основа переносимости, SHAP-объяснение и transfer learning между участками и шахтами. Насколько известно авторам, такой набор функций пока не формализован в единой концепции оперативного уровня управления аэрогазовым режимом выемочного участка.

Концепция чувствительна к неполной наблюдаемости источников CH₄, качеству данных АГК/SCADA и различиям в составе средств контроля [24–26]. AI-агент не отменяет мероприятий по аэрологической безопасности [27] и пылевзрывобезопасности [28–31], не заменяет автоматических защит АГК/АГЗ.

Метрики валидации: MAE, RMSE, MAPE на горизонтах 5–60 мин; recall/precision/F1 для сценариев S₁–S₇; калибровочные кривые для $P(S_k)$; устойчивость $\Delta_{\text{бал}}$ на скользящем окне. Сравнение моделей: без ВИМ; с ВИМ; с ВИМ и Q-C-I ограничением; с transfer learning на новом участке.

AI-агент v.1 покрывает оперативный уровень управления (5–60 мин). Дальнейшее развитие предполагает рас-



ширение горизонта прогноза на тактический (сутки-неделя) и стратегический (месяц-годы) уровни с обновлением газовой модели массива, оценкой цифрового двойника выемочного участка (или участка шахтного поля) [32] и оптимизацией мероприятий по управлению метаном [33].

Заключение

Эволюция методов прогнозирования метана на выемочных участках угольных шахт прошла путь от эмпирических расчётных методик через геостатистические, геомеханические и ML/DL-подходы к физически информированным нейронным сетям и гибридным моделям. Несмотря на значительный прогресс, ни один класс методов не обеспечивает одновременно краткосрочный прогноз концентрации, сценарную диагностику причин роста CH_4 , маршрутную балансовую сверку Q-C-I, интерпретируемость и переносимость модели между участками.

По результатам исследования предложена концепция адаптивного AI-агента – СППР в режиме только чтения относительно АГК/АГЗ/МФСБ/SCADA, которая обеспечивает прогноз $C_{\text{исх}}$ на горизонтах 5–60 мин, сценарную диагно-

стику S_1 – S_7 и балансовую сверку Q-C-I, а также формирует рекомендации и инженерные проверки для ИТР для минимизации риска загазирования.

Методологическое ядро AI-агента образуют декомпозиция источников CH_4 , входная информационная модель, маршрутная сверка Q-C-I с диагностическим дисбалансом $\Delta_{\text{бал}}$, сценарии S_1 – S_7 , SHAP-объяснение и перенос модели через transfer learning и доменную адаптацию.

В настоящее время верификация предложенной концепции выполняется (ООО «ГРИТ-Нейро») на фактических данных нескольких выемочных участков шахт Кузбасса режиме опытно-промышленной эксплуатации.

Перспективы развития связаны с расширением горизонта прогноза на тактический и стратегический уровни планирования и учётом горно-геологических и горнотехнических условий разработки через сопряжённое моделирование. Это предполагает построение геологической модели в ГИС с последующей оценкой ограничений производительности по газовому фактору с учётом эффективности дегазации и возможностей вентиляции.

Список литературы / References

1. Sidorenko S, Trushnikov V, Sidorenko A. Methane emission estimation tools as a basis for sustainable underground mining of gas-bearing coal seams. *Sustainability*. 2024;16(8):3457. <https://doi.org/10.3390/su16083457>
2. Sharma M., Maity T. Review on machine learning-based underground coal mines gas hazard identification and estimation techniques. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2024;31(1):371–388. <https://doi.org/10.1007/s11831-023-09982-1>
3. Demirkan D.C., Duzgun H.S., Juganda A., Brune J., Bogin G. Real-time methane prediction in underground longwall coal mining using AI. *Energies*. 2022;15(17):6486. <https://doi.org/10.3390/en15176486>
4. Chang H., Meng X., Wang X., Hu Z. Research on coal mine longwall face gas state analysis and safety warning strategy based on multi-sensor forecasting models. *Scientific Reports*. 2024;14:13795. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-64181-7>
5. Gabov V.V., Zadkov D.A. Mathematical model of simple spalling formation during coal cutting with extracting machine. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018;1015(5):052007. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1015/5/052007>
6. Martirosyan A.V., Ilyushin Y.V. The development of the toxic and flammable gases concentration monitoring system for coalmines. *Energies*. 2022;15(23):8917. <https://doi.org/10.3390/en15238917>
7. Tutak M., Krenicky T., Pirnik R., Brodny J., Grebski W.W. Predicting methane concentrations in underground coal mining using a multi-layer perceptron neural network based on mine gas monitoring data. *Sustainability*. 2024;16(19):8388. <https://doi.org/10.3390/su16198388>
8. Рубан А.Д., Забурдяев В.С., Забурдяев Г.С., Матвиенко Н.Г. *Метан в шахтах и рудниках России: прогноз, извлечение и использование*. М.: ИПКОН РАН; 2006. 312 с.
9. Chang H., Wang X., Cristea A.I., Meng X., Hu Z., Pan Z. Explainable artificial intelligence and advanced feature selection methods for predicting gas concentration in longwall mining. *Information Fusion*. 2025;118:102976. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2025.102976>
10. Wang L., Jia B., Su G. Prediction of coal and gas outbursts based on physics informed neural networks and traditional machine learning models. *Scientific Reports*. 2025;15:29984. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02320-4>
11. Phuc L.Q., Linh N.K., Babyr N.V., Thang N.V. Stress environment and roof support needs for roadways ahead of the coal face: Case study from Ha Lam coal mine. *Geology and Geophysics of Russian South*. 2025;15(4):270–284. <https://doi.org/10.46698/o0885-5581-1938-j>
12. Özgen Karacan C., Ruiz F.A., Coté M., Phipps S. Coal mine methane: A review of capture and utilization practices with benefits to mining safety and to greenhouse gas reduction. *International Journal of Coal Geology*. 2011;86(2-3):121–156. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2011.02.009>
13. Vasilenko T., Kirillov A., Islamov A., Doroshkevich A. Study of hierarchical structure of fossil coals by small-angle scattering of thermal neutrons. *Fuel*. 2021;292:120304. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2021.120304>



14. Liang S.-S., Zhang D.-S., Fan G.-W., Kovalsky E., Fan Z.-L., Zhang L., Han X.-S. Mechanical structure and seepage stability of confined floor response to longwall mining of inclined coal seam. *Journal of Central South University*. 2023;30(9):2948–2965. <https://doi.org/10.1007/s11771-023-5429-y>
15. Бондарев А.В., Шабаров А.Н., Шванкин М.В., Василенко Т.А. Факторы, повышающие опасность проявления газодинамических явлений в угольных шахтах. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2025;(11-1):77–95. Режим доступа: <https://giab-online.ru/files/Data/2025/11-1/77.pdf> (дата обращения: 23.03.2026).
Бондарев А.В., Шабаров А.Н., Тюленева М.В. Факторы, повышающие опасность газодинамических явлений в угольных шахтах. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2025;(11-1):77–95. (In Russ.) Available at: <https://giab-online.ru/files/Data/2025/11-1/77.pdf> (accessed: 23.03.2026).
16. Tien D.L., Trung T.V., Anh S.D., Babyr N.V. Ground pressure and methods to enhance roof stability in mechanized coal mining. *International Journal of Engineering, Transactions A: Basics*. 2026;39(4):862–869. <https://doi.org/10.5829/ije.2026.39.04a.05>
17. Nevskaya E.E., Guskov M.A., Samylovskaya E.E. Advanced risk assessment in coal mines: integrating fuzzy logic and linguistic variables for enhanced hazard management. *International Journal of Engineering, Transactions B: Applications*. 2025;38(12):2854–2864. <https://doi.org/10.5829/ije.2025.38.12c.04>
18. Каледина Н.О., Малашкина В.А. Индикаторная оценка надежности функционирования шахтных вентиляционно-дегазационных систем. *Записки Горного института*. 2021;250:553–561. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.4.8>
Kaledina N.O., Malashkina V.A. Indicator assessment of the reliability of mine ventilation and degassing systems functioning. *Journal of Mining Institute*. 2021;250:553–561. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.4.8>
19. Баловцев С.В. Аэрологические риски высших рангов в угольных шахтах. *Горные науки и технологии*. 2022;7(4):310–319. <https://doi.org/10.17073/2500-0632-2022-08-18>
Balovtsev S.V. Higher rank aerological risks in coal mines. *Mining Science and Technology (Russia)*. 2022;7(4):310–319. <https://doi.org/10.17073/2500-0632-2022-08-18>
20. Кобылкин С.С., Харисов А.Р. Особенности проектирования вентиляции угольных шахт, применяющих камерно-столбовую систему разработки. *Записки Горного института*. 2020;245:531–538. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.5.4>
Kobylkin S.S., Kharisov A.R. Design features of coal mines ventilation using a room-and-pillar development system. *Journal of Mining Institute*. 2020;245:531–538. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.5.4>
21. Slastunov S., Kolikov K., Batugin A., Sadov A., Khautiev A. Improvement of intensive in-seam gas drainage technology at kirova mine in kuznetsk coal basin. *Energies*. 2022;15(3):1047. <https://doi.org/10.3390/en15031047>
22. Babyr N.V., Kuziev D.A., Sazankova E.S., Dobler M.O. Influence of cyclic impacts of powered roof support on weakening of immediate roof rocks. *Eurasian Mining*. 2026;(1):14–19. Available at: <https://www.rudmet.ru/journal/2523/article/41017/> (accessed: 05.02.2026).
23. Сластунов С.В., Понизов А.В., Садов А.П., Хаутиев А.Б.-М. Разработка комплексной технологии многостадийной дегазационной подготовки угольных пластов для их интенсивной разработки. *Горный журнал*. 2021;(2):101–106. <https://doi.org/10.17580/gzh.2021.02.14>
Slastunov S.V., Ponizov A.V., Sadov A.P., Khautiev A.B.-M. Integrated technology for multistage drainage of coal seams before high-rate cutting. *Gornyi Zhurnal*. 2021;(2):101–106. (In Russ.) <https://doi.org/10.17580/gzh.2021.02.14>
24. Кабанов Е.И., Коршунов Г.И., Корнев А.В., Мяков В.В. Анализ причин взрывов, вспышек и воспламенений метана в угольных шахтах России в 2005–2019 гг. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2021;(2-1):18–29. <https://doi.org/10.25018/0236-1493-2021-21-0-18-29>
Kabanov E.I., Korshunov G.I. Kornev A.V., Myakov V.V. Analysis of the causes of methane explosions, flashes and ignitions at coal mines of Russia in 2005–2019. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2021;(2-1):18–29. (In Russ.) <https://doi.org/10.25018/0236-1493-2021-21-0-18-29>
25. Карпов Г.Н., Ковальский Е.Р., Носов А.А. Способ формирования демонтажной камеры при разработке пологих угольных пластов. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2022;(6-1):54–67. https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_61_0_54
Karpov G.N., Kovalski E.R., Nosov A.A. Longwall recovery room erecting method for flat coal seam mining. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2022;(6-1):54–67. (In Russ.) https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_61_0_54
26. Гендлер С.Г., Прохорова Е.А. Методические основы выбора приоритетных направлений управления охраной труда при подземной добыче угля на основе анализа динамики интегрального риска травматизма и профессиональной заболеваемости. *Горный журнал*. 2023;(9):41–48. <https://doi.org/10.17580/gzh.2023.09.06>
Gendler S.G., Prokhorova E.A. Methodical framework for selecting occupational safety management priorities in underground coal mining on the basis of integrated occupational illness and injury risk dynamics analysis. *Gornyi Zhurnal*. 2023;(9):41–48. (In Russ.) <https://doi.org/10.17580/gzh.2023.09.06>
27. Гендлер С.Г., Габов В.В., Бабырь Н.В., Прохорова Е.А. Обоснование технических решений по снижению производственного травматизма в лавах угольных шахт. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2022;(1):5–19. https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_1_0_5
Gendler S.G., Gabov V.V., Babyr N.V., Prokhorova E.A. Justification of engineering solutions on reduction of occupational traumatism in coal longwalls. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2022;(1):5–19. (In Russ.) https://doi.org/10.25018/0236_1493_2022_1_0_5



28. Смирняков В.В., Родионов В.А., Смирнякова В.В., Орлов Ф.А. Влияние формы и размеров пылевых фракций на их распределение и накопление в горных выработках при изменении структуры воздушного потока. *Записки Горного института*. 2022;253:71–81. <https://doi.org/10.31897/PMI.2022.12>
Smirnyakov V.V., Rodionov V.A., Smirnyakova V.V., Orlov F.A. The influence of the shape and size of dust fractions on their distribution and accumulation in mine workings when changing the structure of air flow. *Journal of Mining Institute*. 2022;253:71–81. <https://doi.org/10.31897/PMI.2022.12>
29. Borowski G., Smirnov Y., Ivanov A., Danilov A. Effectiveness of carboxymethyl cellulose solutions for dust suppression in the mining industry. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*. 2022;42(8):2345–2356. <https://doi.org/10.1080/19392699.2020.1841177>
30. Родионов В.А., Турсенев С.А., Скрипник И.Л., Ксенофонтов Ю.Г. Результаты исследования кинетических параметров самовозгорания каменноугольной пыли. *Записки Горного института*. 2020;246:617–622. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.6.3>
Rodionov V.A., Tursenev S.A., Skripnik I.L., Ksenofontov Y.G. Results of the study of kinetic parameters of spontaneous combustion of coal dust. *Journal of Mining Institute*. 2020;246:617–622. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.6.3>
31. Романченко С.Б., Нагановский Ю.К., Корнев А.В. Инновационные способы контроля пылевзрывобезопасности горных выработок. *Записки Горного института*. 2021;252:927–936. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.6.14>
Romanchenko S.B., Naganovskiy Y.K., Kornev A.V. Innovative ways to control dust and explosion safety of mine workings. *Journal of Mining Institute*. 2021;252:927–936. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.6.14>
32. Габов В.В., Задков Д.А., Прялухин А.Ф., Садовский М.В., Молчанов В.В. Совершенствование конструкции шнекового исполнительного органа очистного комбайна. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2023;(11-1):51–71. https://doi.org/10.25018/0236_1493_2023_111_0_51
Gabov V. V., Zadkov D. A., Pryaluhin A. F., Sadovsky M. V., Molchanov V. V. Mining combine screw executive body design. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2023;(11-1):51–71. (In Russ.) https://doi.org/10.25018/0236_1493_2023_111_0_51
33. Зубов В.П., Голубев Д.Д. Перспективы использования современных технологических решений при отработке пологих пластов угля с учетом опасности формирования очагов его самовозгорания. *Записки Горного института*. 2021;250:534–541. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.4.6>
Zubov V.P., Golubev D.D. Prospects for the use of modern technological solutions in the flat-lying coal seams development, taking into account the danger of the formation of the places of its spontaneous combustion. *Journal of Mining Institute*. 2021;250:534–541. <https://doi.org/10.31897/PMI.2021.4.6>

Информация об авторах

Сидоренко Андрей Александрович – кандидат технических наук, главный эксперт по планированию горных работ, ООО «Сибкор», г. Москва, Российская Федерация; <https://orcid.org/0000-0003-4224-193X>; e-mail: sidorenkoaa@sibcore.ru

Сиренко Юрий Григорьевич – кандидат технических наук, доцент, Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II, г. Санкт-Петербург, Российская Федерация; <https://orcid.org/0000-0002-9270-9046>; e-mail: sirenkoym@mail.ru

Information about the authors

Andrei A. Sidorenko – Cand. Sci. (Eng.), Chief Expert in Mine Planning, Sibcore LLC, Moscow, Russian Federation; <https://orcid.org/0000-0003-4224-193X>; e-mail: sidorenkoaa@sibcore.ru

Yury G. Sirenko – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University, Saint Petersburg, Russian Federation; <https://orcid.org/0000-0002-9270-9046>; e-mail: sirenkoym@mail.ru

Article info

Received: 03.06.2026

Revised: 29.07.2026

Accepted: 21.08.2026

Информация о статье

Поступила в редакцию: 03.06.2026

Поступила после рецензирования: 29.07.2026

Принята к публикации: 21.08.2026