8. Mathematical Modeling of Reliability Indicators for Technical Systems / B.V. Malozyomov [et al.] // Mathematics. 2024. V. 12, No. 3. Article 480. DOI: 10.3390/math12030480.

9. Brady B.H.G. Computational analysis of rock stress, structure and mine seismicity // Induced Seismicity. 2026. P. 403–417. https://doi.org/10.1201/9781003760955-34

10. Psychology meets artificial intelligence: A human-centered fuzzy optimization model for complex environmental decision-making / H. Dinçer, S. Yüksel, S. Eti, M. Acar // Social Sciences and Humanities Open. 2026. V. 13. Art. 102471. https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2026.102471

Рожков Евгений Александрович, канд. техн. наук, доц., zhenyacool31@yandex.ru, Россия, Краснодар, Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина,

Кононенко Роман Владимирович, канд. техн. наук, доц., kononenkorv@istu.edu, Россия, Иркутск, Иркутский национальный исследовательский технический университет,

Горшков Арсений Александрович, инженер СНО "Квантум", gorskovarsenij3@gmail.com, Россия, Иркутск, Иркутский национальный исследовательский технический университет,

Иванов Олег Валерьевич, ст. препод., ivanovatb@list.ru, Россия, Новороссийск, Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова

Получена редакцией 14.11.2025. Получена после рецензии 18.01.2026. Принята к печати 31.03.2026

APPLICATION OF COMPUTER VISION METHODS FOR DETECTING DAMAGE IN UNDERGROUND MINE WORKINGS USING DIGITAL IMAGES

E.A. Rozhkov, R.V. Kononenko, A.A. Gorshkov, O.V. Ivanov

The article investigates the possibilities of applying computer vision methods for detecting signs of damage in underground mine workings based on digital image analysis. The relevance of the study is determined by the need to improve the efficiency of monitoring the technical condition of underground structures and the timely identification of defects in the rock mass and support elements. Within the framework of the study, visual data were collected in an operating underground working and a dataset of images containing different types of defects was formed. An automated image processing methodology is proposed, including preprocessing, contrast normalization, Canny edge detection and morphological contour processing. The experimental analysis demonstrated that the developed algorithm is capable of effectively detecting cracks and damaged areas on rock surfaces. The obtained results confirm the potential of computer vision technologies for automating the monitoring of underground mine workings.

Key words: computer vision, underground mine workings, damage detection, image processing, condition monitoring, defect detection algorithms.

Rozhkov Evgeniy Aleksandrovich, candidate of technical sciences, associate professor, zhenyacool31@yandex.ru, Russia, Krasnodar, Kuban State Agrarian University,

Kononenko Roman Vladimirovich, candidate of technical sciences, associate professor, kononenkorv@istu.edu, Russia, Irkutsk, Irkutsk National Research Technical University,

Gorshkov Arseniy Aleksandrovich, engineer, gorskovarsenij3@gmail.com, Russia, Irkutsk, Irkutsk National Research Technical University,

Ivanov Oleg Valerievich, senior lecturer, ivanovatb@list.ru, Russia, Novorossiysk, Admiral F.F. Ushakov State Maritime University

Received: 14.11.2025. Revised: 18.01.2026. Accepted: 31.03.2026

УДК 004.89:622.276

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ ДОБЫЧИ НЕФТИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ДАННЫХ

Н.Н. Грачева, Н.Б. Руденко, А.В. Карпиков, О.В. Иванов

Рассматривается применение интеллектуальных методов анализа производственных данных для повышения эффективности управления технологическими процессами добычи нефти. Предложен подход к построению системы поддержки принятия решений, ориентированной на анализ параметров эксплуатации добывающих скважин и формирование рекомендаций по корректировке режимов работы оборудования. В качестве исходных данных использовались архивные

технологические показатели работы скважин, включающие дебит жидкости, обводненность продукции и параметры давления. Для анализа данных и прогнозирования производственных показателей применена модель машинного обучения на основе алгоритма случайного леса. Проведенные экспериментальные исследования показали, что предложенная модель обеспечивает высокую точность прогнозирования дебита и позволяет выявлять значимые взаимосвязи между технологическими параметрами. Результаты моделирования демонстрируют возможность повышения производительности скважин и улучшения обоснованности управленческих решений.

Ключевые слова: добыча нефти, интеллектуальные системы, поддержка принятия решений, машинное обучение, анализ производственных данных, оптимизация режимов эксплуатации.

Введение. Развитие нефтедобывающей промышленности в современном мире сопровождается усложнением технологических процессов, ростом требований к эффективности эксплуатации месторождений и повышением экологических стандартов. В условиях истощения легкоизвлекаемых запасов углеводородов и перехода к разработке более сложных месторождений особую актуальность приобретает повышение эффективности управления технологическими процессами добычи нефти. Нефтедобывающие предприятия функционируют в условиях значительной неопределенности, обусловленной изменчивостью геолого-технических параметров пластов, динамикой работы оборудования и влиянием внешних факторов [1, 2]. В таких условиях принятие управленческих решений требует оперативного анализа больших объемов разнородной информации, что делает традиционные методы управления недостаточно эффективными.

В настоящее время для повышения эффективности управления процессами добычи нефти используются различные подходы. Одним из распространенных направлений является применение классических методов автоматизации и систем диспетчерского управления технологическими процессами. Данные системы позволяют осуществлять мониторинг параметров работы оборудования и поддерживать заданные режимы эксплуатации, однако их функциональность часто ограничена жестко заданными алгоритмами и недостаточной адаптивностью к изменяющимся условиям разработки месторождений [3–6]. Другим направлением является использование математических моделей и методов оптимизации, позволяющих прогнозировать поведение системы и выбирать рациональные режимы эксплуатации скважин. Несмотря на значительные преимущества, такие методы нередко требуют значительных вычислительных ресурсов и наличия точных исходных данных, что в реальных производственных условиях может быть затруднительно [7–9].

В последние годы все большее внимание уделяется разработке интеллектуальных систем поддержки принятия решений, основанных на методах анализа данных и элементах искусственного интеллекта. Подобные системы позволяют интегрировать различные источники информации, выявлять скрытые закономерности в производственных данных и формировать рекомендации по управлению технологическими процессами. Преимуществом такого подхода является возможность повышения обоснованности принимаемых решений и адаптации систем управления к изменяющимся условиям эксплуатации. В то же время разработка и внедрение интеллектуальных инструментов требует решения ряда методических и прикладных задач, связанных с обработкой производственных данных и формированием эффективных алгоритмов поддержки операторских решений [10].

В связи с этим актуальным является исследование возможностей применения интеллектуальных систем поддержки принятия решений для повышения эффективности управления технологическими процессами добычи нефти. Целью данной работы является разработка и исследование подхода к интеллектуальному управлению технологическими процессами добычи нефти на основе системы поддержки принятия решений, ориентированной на анализ производственных данных и формирование рекомендаций по выбору рациональных режимов эксплуатации оборудования.

Методология исследования. Для достижения поставленной цели была выполнена серия экспериментальных и аналитических работ, направленных на разработку и апробацию прототипа интеллектуальной системы поддержки принятия решений для управления технологическими процессами добычи нефти. Общий план исследования включал формирование набора производственных данных, их предварительную обработку, построение алгоритма анализа параметров эксплуатации скважин и проверку работоспособности предложенного подхода на ограниченном наборе технологических режимов. В качестве исходной информации использовались архивные данные о работе добывающих скважин одного из нефтяных месторождений, содержащие значения дебита жидкости, обводненности продукции, давления на устье скважины, давления в затрубном пространстве и параметров работы насосного оборудования. Обрабатываемый массив включал около 1500 записей суточных наблюдений.

Предварительная обработка данных выполнялась с использованием программной среды Python 3.11 с применением библиотек Pandas и NumPy. На данном этапе проводилась фильтрация пропущенных значений, сглаживание аномальных выбросов и нормализация параметров технологического режима. Для выявления взаимосвязей между параметрами работы оборудования и производственными показателями использовались методы корреляционного анализа и простые модели машинного обучения, реализованные в

библиотеке Scikit-learn. В качестве базового алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений была использована ансамблевая модель случайного леса с числом деревьев 100 и глубиной до 10 уровней, обученная на 70 % исходных данных с последующей проверкой на тестовой выборке.

Программная реализация экспериментальной системы выполнялась на персональной рабочей станции с процессором Intel Core i7, 16 ГБ оперативной памяти и операционной системой Windows 11. Разработанный прототип позволял анализировать текущие технологические параметры добычи нефти и формировать рекомендации по корректировке режимов работы насосного оборудования, что обеспечивало возможность оценки применимости предложенного подхода для решения задач оперативного управления.

Экспериментальная часть. Проведенные экспериментальные исследования были направлены на оценку эффективности предложенного подхода к интеллектуальному управлению технологическими процессами добычи нефти на основе системы поддержки принятия решений, реализованной с использованием методов анализа производственных данных и алгоритмов машинного обучения. Основное внимание в ходе работы уделялось выявлению взаимосвязей между технологическими параметрами эксплуатации скважин и их производственными показателями, а также проверке возможности формирования рекомендаций по корректировке режимов работы оборудования.

На первом этапе анализа была выполнена оценка статистических характеристик исходного массива данных, включающего показатели работы добывающих скважин за длительный период наблюдений. Обработанный набор данных содержал 1500 записей, отражающих суточные значения технологических параметров эксплуатации. В ходе предварительного анализа установлено, что средний дебит жидкости по рассматриваемой группе скважин составил 46,3 м³/сут, при минимальном значении 18,7 м³/сут и максимальном 79,5 м³/сут. Средний уровень обводненности продукции находился на уровне 38,6 %, варьируя в пределах от 21,4 до 64,2 %. Давление на устье скважины изменялось в диапазоне от 2,8 до 6,9 МПа, при среднем значении 4,7 МПа. Давление в затрубном пространстве составляло в среднем 1,9 МПа, изменяясь в пределах от 0,8 до 3,6 МПа. Анализ распределений показал, что большинство технологических параметров имеет близкое к нормальному распределение, однако для некоторых показателей, в частности обводненности, наблюдается выраженная асимметрия, связанная с особенностями эксплуатации отдельных скважин.

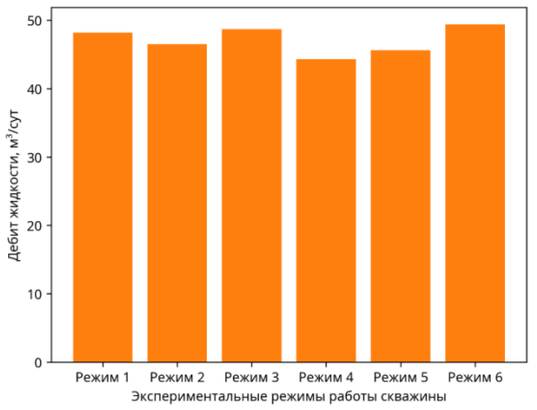
Дальнейший этап исследования был связан с изучением взаимосвязей между технологическими параметрами и производственными показателями. Проведенный корреляционный анализ показал, что наиболее сильная зависимость наблюдается между дебитом жидкости и давлением на устье скважины, коэффициент корреляции между которыми составил 0,62. Между дебитом жидкости и давлением в затрубном пространстве была выявлена умеренная отрицательная корреляция на уровне –0,41. Также установлено наличие отрицательной зависимости между дебитом жидкости и обводненностью продукции, коэффициент корреляции составил –0,53. Полученные результаты свидетельствуют о том, что изменение режимов работы оборудования, влияющих на давление в системе добычи, может оказывать заметное влияние на производственные показатели скважин.

После выполнения первичного статистического анализа была проведена процедура обучения интеллектуальной модели, предназначенной для прогнозирования изменения дебита жидкости в зависимости от текущих параметров технологического режима. Для обучения модели использовалось 70 % исходного массива данных, что составило 1050 наблюдений, тогда как оставшиеся 450 записей применялись для проверки точности прогнозирования. В качестве алгоритма машинного обучения использовалась ансамблевая модель случайного леса, состоящая из 100 деревьев решений. В процессе обучения глубина деревьев ограничивалась десятью уровнями, что позволило избежать переобучения модели и обеспечить стабильность результатов на тестовой выборке.

Результаты обучения показали, что предложенная модель обеспечивает достаточно высокую точность прогнозирования производственных показателей. Средняя абсолютная ошибка прогнозирования дебита жидкости составила 2,9 м³/сут, что соответствует относительной погрешности около 6,1 % от среднего значения показателя. Среднеквадратичная ошибка прогнозирования составила 3,8 м³/сут. Коэффициент детерминации модели на тестовой выборке достиг значения 0,81, что свидетельствует о достаточно хорошем уровне объяснения вариации исследуемого параметра. При этом было установлено, что наибольший вклад в формирование прогноза вносили такие параметры, как давление на устье скважины, давление в затрубном пространстве и режим работы насосного оборудования.

Дополнительный анализ важности признаков показал, что вклад давления на устье скважины в структуру модели составил около 34 %, тогда как давление в затрубном пространстве обеспечивало около 27 % влияния на итоговый прогноз. Вклад параметров, характеризующих режим работы насосного оборудования, составил около 23 %, а влияние показателя обводненности продукции находилось на уровне 16 %. Полученные результаты подтверждают, что технологические параметры давления являются ключевыми факторами, определяющими производительность добывающих скважин в рассматриваемых условиях эксплуатации (рисунок).

На следующем этапе исследования была проведена апробация разработанного прототипа системы поддержки принятия решений. Для этого была выполнена серия вычислительных экспериментов, направленных на моделирование изменения производственных показателей при корректировке режимов работы оборудования. В качестве базового сценария рассматривался режим эксплуатации скважины со следующими параметрами: дебит жидкости 44,8 м³/сут, давление на устье 4,5 МПа, давление в затрубном пространстве 1,7 МПа и обводненность продукции 36 %. Согласно расчетам, выполненным с использованием разработанной модели, увеличение давления на устье скважины до 4,9 МПа при сохранении остальных параметров на прежнем уровне может привести к увеличению дебита жидкости до 48,2 м³/сут, что соответствует приросту около 7,6 %.



Сравнение исходного и прогнозируемого дебита жидкости при оптимизации технологических режимов добывающих скважин на основе системы поддержки принятия решений

В другом эксперименте рассматривался вариант изменения режима работы насосного оборудования, приводящий к снижению давления в затрубном пространстве до 1,4 МПа. В результате расчетов установлено, что при таком режиме дебит жидкости может увеличиться до 47,1 м³/сут, что на 2,3 м³/сут превышает исходное значение. При этом прогнозируемое изменение обводненности продукции оказалось незначительным и составило менее 1,2 %, что свидетельствует о допустимости подобной корректировки технологического режима. Сравнение исходных и прогнозируемых значений дебита для экспериментальных режимов приведено на рисунке.

Дополнительная серия расчетов была выполнена для группы из пяти скважин с близкими геолого-техническими характеристиками. Средний дебит жидкости по данной группе составлял 42,6 м³/сут. После применения рекомендаций, сформированных системой поддержки принятия решений, расчетный дебит жидкости увеличился до 45,3 м³/сут. Таким образом, средний прирост производительности составил 2,7 м³/сут, что соответствует увеличению добычи примерно на 6,3 %. При сохранении подобных режимов эксплуатации в течение месяца дополнительный объем добычи для рассматриваемой группы скважин может достигать порядка 4050 м³ жидкости (таблица).

Результаты моделирования изменения дебита жидкости при корректировке технологических параметров добывающих скважин

№ режима	Давление на устье, МПа	Давление в затрубном пространстве, МПа	Обводненность, %	Исходный дебит, м³/сут	Прогнозируемый дебит, м³/сут	Изменение дебита, м³/сут
1	4,5	1,7	36,0	44,8	48,2	+3,4
2	4,6	1,6	37,5	43,9	46,5	+2,6
3	4,9	1,5	35,8	45,1	48,7	+3,6
4	4,3	1,4	38,2	41,7	44,3	+2,6
5	4,7	1,3	39,4	42,8	45,6	+2,8
6	5,0	1,6	34,9	46,2	49,4	+3,2

Следует отметить, что разработанный прототип системы поддержки принятия решений ориентирован прежде всего на оперативный анализ текущих технологических параметров и формирование рекомендаций для операторов добычи. В отличие от сложных систем оптимизации, требующих значительных вычислительных ресурсов и построения детальных гидродинамических моделей месторождений, предложенный подход основан на анализе фактических производственных данных и может быть реализован на стандартных вычислительных средствах. В ходе экспериментальных расчетов среднее время обработки одного набора технологических параметров составило около 0,18 с, что позволяет использовать подобные алгоритмы в задачах оперативного мониторинга технологических процессов.

Также было выполнено сравнение результатов прогнозирования разработанной модели с результатами, полученными при использовании простой линейной регрессионной модели. В случае применения линейной регрессии коэффициент детерминации на тестовой выборке составил 0,63, а средняя абсолютная ошибка достигала 4,7 м³/сут. Таким образом, использование ансамблевых методов машинного обучения позволило повысить точность прогнозирования примерно на 38 %, что подтверждает целесообразность применения подобных алгоритмов при анализе технологических процессов добычи нефти.

Анализ полученных результатов показывает, что применение интеллектуальных методов обработки производственных данных позволяет выявлять скрытые зависимости между технологическими параметра-

ми эксплуатации скважин и их производственными показателями. Это, в свою очередь, создает предпосылки для разработки систем поддержки принятия решений, способных повышать эффективность управления технологическими процессами добычи нефти. Несмотря на ограниченный масштаб проведенного исследования, результаты экспериментальных расчетов демонстрируют практическую применимость предложенного подхода для решения задач оперативного управления режимами эксплуатации добывающих скважин.

Таким образом, проведенные исследования подтвердили возможность использования интеллектуальных моделей анализа производственных данных для формирования рекомендаций по корректировке технологических режимов добычи нефти. Полученные результаты свидетельствуют о том, что даже применение относительно простых алгоритмов машинного обучения в рамках систем поддержки принятия решений может обеспечить заметное повышение эффективности эксплуатации добывающих скважин и улучшение обоснованности принимаемых технологических решений.

Выводы. В ходе проведенного исследования была рассмотрена возможность применения интеллектуальных методов анализа производственных данных для повышения эффективности управления технологическими процессами добычи нефти. Разработан и апробирован прототип системы поддержки принятия решений, ориентированный на анализ параметров эксплуатации добывающих скважин и формирование рекомендаций по корректировке режимов работы оборудования. В качестве основы интеллектуального анализа использовались методы машинного обучения, в частности ансамблевая модель случайного леса, обученная на массиве архивных производственных данных.

Полученные результаты показали, что предложенный подход позволяет выявлять устойчивые взаимосвязи между технологическими параметрами работы скважин и их производственными показателями. Наиболее значимыми факторами, влияющими на дебит жидкости, оказались давление на устье скважины, давление в затрубном пространстве и режим работы насосного оборудования. Разработанная модель продемонстрировала достаточно высокую точность прогнозирования, обеспечив коэффициент детерминации на уровне 0,81 и среднюю относительную ошибку около 6 %.

Проведенные вычислительные эксперименты подтвердили практическую применимость разработанной системы поддержки принятия решений для задач оперативного управления добычей нефти. Моделирование различных технологических режимов показало возможность увеличения производительности скважин в среднем на 6–7 % за счет оптимизации параметров эксплуатации. Таким образом, использование интеллектуальных методов анализа данных представляет собой перспективное направление повышения эффективности управления нефтедобывающими предприятиями.

Список литературы/References

1. Psychology meets artificial intelligence: A human-centered fuzzy optimization model for complex environmental decision-making / H. Dinçer, S. Yüksel, S. Eti, M. Acar // Social Sciences and Humanities Open. 2026. V. 13. Art. 102471. https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2026.102471.

2. Inferring failure processes via causality analysis: from event logs to predictive fault trees / R. De Fazio, B. Depaire, S. Marrone, L. Verde // Reliability Engineering and System Safety. 2026. V. 271. Art. 112242. https://doi.org/10.1016/j.ress.2026.112242.

3. Reliability Assessment of Materials and Structural Elements in Engineering Systems / N.V. Martyushev [et al.] // Materials. 2023. V. 16, No. 13. Article 4529. DOI: 10.3390/ma16134529.

4. Implementation and intelligent path exploration of multimodal large model architecture for open-pit coal mine production / Z. Guo [et al.] // Results in Engineering. 2026. V. 29. Art. 109283. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2026.109283.

5. A novel failure mode and effects analysis model enhanced with systems theory and artificial intelligence for dynamic positioning systems in offshore operations / S. Wu [et al.] // Ocean Engineering. 2026. V. 351. Art. 124348. https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2026.124348.

6. Internet of things-enabled active safe mining: architecture and case studies / Y. Liu, X. Meng, K. Zhou, Y. Zhang // Measurement: Journal of the International Measurement Confederation. 2026. V. 257. Art. 118987. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.118987.

7. Development and validation of artificial intelligence models to predict standard comminution parameters / M. Bueno, L. Lara, T. de Almeida, M. Powell // Minerals Engineering. 2026. V. 235. Art. 109849. https://doi.org/10.1016/j.mineng.2025.109849.

8. Mathematical Approaches to Modeling Reliability of Engineering Systems / N.V. Martyushev [et al.] // Mathematics. 2023. V. 11, No. 23. Article 4836. DOI: 10.3390/math11234836.

9. Hemmat Esfe M., Aghayari M.J., Toghraie D. Scientometric analysis of the use of new global technologies in gas resource extraction: A review of research trends and advances made from a knowledge management

perspective // Journal of Environmental Chemical Engineering. 2026. V. 14. No. 1. Art.120947. https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.120947.

10. Methods for Improving the Efficiency of Electric Power Systems / R. Nussipali [et al.] // Electricity. 2024. Vol. 5, No. 4. P. 931–946. DOI: 10.3390/electricity5040047.

Грачева Наталья Николаевна, канд. техн. наук, доц., grann72@mail.ru, Россия, Зерноград, Азово-Черноморский инженерный институт – филиал Донского государственного аграрного университета в г. Зерограде; Ростов-на-Дону, Донской государственный технический университет,

Руденко Нелли Борисовна, канд. техн. наук, доц., nelli-rud@yandex.ru, Россия, Зерноград, Азово-Черноморский инженерный институт – филиал Донского государственного аграрного университета в г. Зерограде,

Карпиков Александр Владимирович, канд. техн. наук, доц., karpikov1963@bk.ru, Россия, Иркутск, Иркутский национальный исследовательский технический университет,

Иванов Олег Валерьевич, ст. препод., ivanovatb@list.ru, Россия, Новороссийск, Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова

Получена редакцией 14.11.2025. Получена после рецензии 18.01.2026. Принята к печати 31.03.2026

INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM FOR OIL PRODUCTION PROCESS MANAGEMENT BASED ON PRODUCTION DATA ANALYSIS

N.N. Gracheva, N.B. Rudenko, A.V. Karpikov, O.V. Ivanov

The paper considers the application of intelligent data analysis methods to improve the efficiency of oil production process management. An approach to the development of a decision support system focused on analyzing operating parameters of production wells and generating recommendations for adjusting equipment operating modes is proposed. Archival technological data including liquid production rate, water cut and pressure parameters were used as the initial dataset. A machine learning model based on the random forest algorithm was applied to analyze the data and predict production indicators. Experimental studies demonstrated that the proposed model provides sufficiently high prediction accuracy and allows identification of significant relationships between technological parameters and well performance. The obtained results show the potential of intelligent decision support tools to increase production efficiency and improve the validity of operational decisions in oil production management.

Key words: oil production, intelligent systems, decision support systems, machine learning, production data analysis, operating mode optimization.

Gracheva Natalia Nikolaevna, candidate of technical sciences, associate professor, grann72@mail.ru, Russia, Zernograd, Azov-Black Sea Engineering Institute – branch of the Don State Agrarian University in Zernograd,

Rudenko Nelli Borisovna, candidate of technical sciences, associate professor, nelli-rud@yandex.ru, Russia, Zernograd, Azov-Black Sea Engineering Institute – branch of the Don State Agrarian University in Zernograd,

Karpikov Alexander Vladimirovich, candidate of technical sciences, associate professor, karpikov1963@bk.ru, Russia, Irkutsk, Irkutsk National Research Technical University,

Ivanov Oleg Valerievich, senior lecturer, ivanovatb@list.ru, Russia, Novorossiysk, Admiral F.F. Ushakov State Maritime University

Received: 14.11.2025. Revised: 18.01.2026. Accepted: 31.03.2026

УДК 622:004.8

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ РОБОТИЗИРОВАННЫМИ СИСТЕМАМИ ГОРНОДОБЫВАЮЩИХ ПРЕДПРИЯТИЙ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

В.В. Осьмин

Рассматриваются возможности применения методов обучения с подкреплением для повышения эффективности управления роботизированными системами в горнодобывающей промышленности. Актуальность исследования обусловлена усложнением горно-геологических условий разработки месторождений и необходимостью повышения уровня автоматизации технологических процессов. Проведен анализ существующих подходов к управлению горнотехническим оборудованием и выявлены их ограничения, связанные с недостаточной адаптивностью к изменяющимся условиям эксплуатации. Предложен подход к интеллектуальной оптимизации режимов работы роботизированных комплексов на основе алгоритмов обучения с подкреплением. Рассматриваются особенности формирования обучающей среды, параметров модели и критериев