

УДК 622.272:620.179.16:004.8 © В.П. Потапов^{1,2}, С.Е. Попов¹, А.Н. Яковлев³: 2026

UDC 622.272:620.179.16:004.8 © V.P. Potapov^{1,2}, S.E. Popov¹, A.N. Yakovlev³, 2026

¹ Федеральный исследовательский центр информационных и вычислительных технологий, 690009, г. Новосибирск, Россия
² Институт горного дела СО РАН, 630091, г. Новосибирск, Россия
³ ФГБОУ ВО «Кузбасский государственный технический университет имени Т.Ф. Горбачева», 650000, г. Кемерово, Россия
 ✉ e-mail: ogidog@yandex.ru

¹ Federal Research Center for Information and Computational Technologies, Novosibirsk, 690009, Russian Federation
² Mining Institute, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, 630091, Russian Federation
³ T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Kemerovo, 650000, Russian Federation
 ✉ e-mail: ogidog@yandex.ru

Горная видеоэндоскопия – интеллектуализация метода*

Mining videoendoscopy – intellectualization of the method

DOI: <http://dx.doi.org/10.18796/0041-5790-2026-4-81-86>

Телеметрические системы контроля, реализуемые как видеоэндоскопы, находят все большее применение для решения задач оценки состояния горного массива, подвергаемого техногенным нагрузкам. Следует отметить, что обработка данных, формируемых как видеоряд, вызывает серьезные затруднения, что связано как с большим количеством информации, так и с возможностями ее интерпретации. Учитывая, что от одного видеоряда можно получить несколько тысяч кадров, то даже их простой просмотр требует значительного количества времени. При этом на каждом кадре необходимо выделить некоторые особенности и лишь затем их интерпретировать, имея в виду значительное количество и взаимосвязи по глубине. В связи с этим в работе предложены несколько взаимосвязанных этапов обработки, а также рассмотрены возможности получения различных характеристик, обусловленных изменением напряженно-деформированного состояния по глубине массива. В работе использованы наиболее современные методы обработки видеопотоков, такие как корреляция изображений, искусственные нейронные сети, методы изометрического анализа и цифровой обработки световых потоков. Для создания пакета прикладных программ обработки эндоскопических данных используются технологии мультиагентных систем.

Ключевые слова: горная видеоэндоскопия, телеметрические системы, методы искусственного интеллекта, машинное зрение, распознавание трещин, приконтурный массив, горно-геологические условия, нейронные сети, трещиноватость массива, разметка изображений, изометрический анализ, цифровая обработка видеопотоков.

Для цитирования: Потапов В.П., Попов С.Е., Яковлев А.Н. Горная видеоэндоскопия – интеллектуализация метода // Уголь. 2026;(4):81–86. DOI: 10.18796/0041-5790-2026-4-81-86.

ПОТАПОВ В.П.

Доктор техн. наук, профессор, академик АГН, академик РАЕН, главный научный сотрудник Федерального исследовательского центра информационных и вычислительных технологий, 690009, г. Новосибирск, Россия, главный научный сотрудник Института горного дела СО РАН, 630091, г. Новосибирск, Россия, e-mail: vadimptpv@gmail.com

ПОПОВ С.Е.

Канд. техн. наук, старший научный сотрудник Федерального исследовательского центра информационных и вычислительных технологий, 690009, г. Новосибирск, Россия, e-mail: ogidog@yandex.ru

ЯКОВЛЕВ А.Н.

Доктор техн. наук, ректор Кузбасского государственного технического университета им. Т.Ф. Горбачева, 650000, г. Кемерово, Россия, e-mail: yakovlevan@kuzstu.ru

* Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-17-00148, <https://rscf.ru/project/23-17-00148/>.

Abstract

Telemetric monitoring systems implemented as video endoscopes are finding increasing application for solving problems related to assessing the state of rock masses subjected to technological loads. It should be noted that processing the data generated as video sequences presents significant challenges. This is related both to the large volume of information and to the possibilities for its interpretation. Considering that a single video sequence can yield several thousand frames, even their simple viewing requires a significant amount of time. Furthermore, on each frame, it is necessary to identify certain features and only then interpret them, taking into account their significant quantity and depth-dependent correlations. In connection with this, the work proposes several interconnected processing stages and also explores the possibilities for obtaining various characteristics resulting from changes in the stress-strain state with depth within the massif. The work employs the most modern methods for processing video streams, such as image correlation, artificial neural networks, isogeometric analysis methods, and digital processing of light flows. Multi-agent system technologies are used to create a software package for processing mining endoscopic data.

Keywords

Telemetric monitoring systems, video endoscopes, rock mass, technological loads, artificial intellect, computer vision, cracks recognition, perimeter array, mining and geological conditions, neural net, array fracturing, images markup, isogeometric analysis, digital optical flow.

Acknowledgment

The research was supported by the Russian Science Foundation grant No. 23-17-00148, <https://rscf.ru/project/23-17-00148>.

For citation

Potapov V.P., Popov S.E., Yakovlev A.N. Mining videoendoscopy – intellectualization of the method. *Ugol*. 2026;(4):81-86. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2026-4-81-86.

ВВЕДЕНИЕ

Видеоэндоскопы для оценки состояния горного массива было предложено использовать в горной отрасли еще в 1970 г., но широкое распространение они приобрели сравнительно недавно в связи с внедрением новых технологий обработки видеопотоков, рассматриваемых как большие данные.

Видеоэндоскопическое обследование приконтурного массива горных пород решает ряд технических задач, связанных с геомеханической оценкой его состояния, общей оценкой работы крепления (в том числе анкерного, рамного, комбинированного и т.д.) горной выработки, определением количества и типа образующихся в массиве трещин горных пород.

В предыдущей работе нами были подробно рассмотрены технические особенности этого нового перспективного метода и сформулированы некоторые направления обработки данных видеоряда. При этом, каждый кадр имеет некоторые внутренние особенности для каждой глубины, поэтому на начальном этапе работы необходимо выделять

интересующие пользователя кадры и идентифицировать их с учетом глубины. В связи с этим весь процесс обработки данных видеоряда разбивается на несколько этапов:

- этап разбиения видеопотока на кадры;
- идентификация кадров по глубине и выделение характерных особенностей;
- формирование масок кадров;
- обучение и тренировка модели нейронной сети, получение весов для дальнейшей обработки кадров.

Данный этап наиболее трудоемкий, так как требует обработки большого количества кадров, на которые разбивается видеоряд (обычно 5-10 тысяч, в зависимости от глубины скважины). После этого необходимо разметить отобранные кадры, формируя так называемые маски [1] для каждого изображения. С учетом ограниченного объема публикации мы не сможем достаточно подробно рассмотреть разработанные в ходе исследования новые алгоритмы, поэтому остановимся на наиболее характерных и важных этапах процессов обработки эндоскопических данных, обращая внимание на получаемые выходные данные.

В процессе работы нами были созданы достаточно эффективные алгоритмы обработки видеоряда для получения отдельных кадров с необходимой частотой, в результате работы которых создается массив изображений и их маски.

Особенно трудоемкой процедурой, характерной для использования нейронных сетей как алгоритмов с обучением [2], является разметка полученных изображений, в данном случае это формирование их масок, или изображений, содержащих только исследуемые элементы. Для решения такой задачи используются специализированные программные комплексы типа ROBOFLOW [3] или другие. Как указывают различные авторы [4, 5, 6], разметка имеющихся изображений может составить до 60-70% от всего времени обработки видеоряда. В процессе работ удалось создать достаточно эффективный и быстрый алгоритм маскирования эндоскопических изображений, который существенно сократил время их разметки. Но и при использовании данного алгоритма на начальном этапе все равно необходимо подбирать соответствующие параметры обработки для каждого видеоряда, исходя из практических соображений.

После формирования набора масок для конкретного видеоряда мы получаем наборы данных, для обучения нейронной сети. Согласно традиционной технологии изображения видеоряда, делятся на обучающую и тестовую выборки, обычно в соотношении 70 на 30.

На тестовой выборке проводится контроль обучения и, при необходимости, оптимизируются параметры расчета. Для вычисления параметров трещинообразования (трещин) следует выбрать определенную архитектуру нейронной сети, что само по себе представляет сложную задачу, учитывая современное их многообразие.

Сама задача выделения трещин на изображении, в терминах машинного зрения, определяется как семантическая сегментация изображений, то есть процесс разделения изображения на отдельные сегменты или области, каждая из которых принадлежит определенному объекту

или классу [7]. Однако выбор архитектуры для ее реализации достаточно сложен в связи с тем, что многие из них реализуют ее, специализируясь на определенных классах изображений [8].

В ходе отработки процессов автоматического распознавания трещин на эндоскопическом изображении нам пришлось рассмотреть несколько архитектур, из которых мы остановились на модернизированной U-net архитектуре [9] и YOLO [10] (Архитектура нейросети YOLO (You Only Look Once) – служит для обнаружения объектов на изображениях в реальном времени. YOLO генерирует предсказания, используя одну нейронную сеть. Она разделяет изображение на сетку, и каждая ячейка сетки прогнозирует несколько ограничивающих рамок (bounding boxes) вместе с вероятностями наличия различных объектов и их классов. Это позволяет YOLO эффективно обнаруживать множество различных объектов на изображении даже в режиме реального времени.

Такая архитектура позволяет YOLO достигать высокой скорости обработки изображений, делая ее популярным выбором для приложений, требующих быстрой и точной обработки объектов на изображениях, таких как автомобильное видеонаблюдение, робототехника и системы безопасности.

U-Net – это нейросетевая архитектура, разработанная для сегментации изображений, особенно в области биомедицинских изображений, но широко используемая и за ее пределами [11]. Принцип работы U-Net включает в себя две основные части – энкодер и декодер. Энкодер состоит из серии специальных сверточных слоев, которые понижают размерность признаков, выделяя более высокоуровневые признаки на каждом уровне. Затем работает декодер, который использует технологии транспонированной свертки и конкатенации для поэлементного объединения информации с более низкого уровня с высокоуровневыми признаками, что позволяет создать детализированное сегментированное изображение.

U-Net также использует механизмы пропуска (skip connections), которые позволяют декодеру использовать информацию из энкодера на более низких уровнях, чтобы улучшить качество сегментации.

Благодаря такому подходу U-Net способна эффективно справляться с семантической сегментацией изображений, особенно в задачах, где важны детализация и точность выделения объектов, например при анализе изображений. В процессе работы мы создали двухуровневый стек из таких нейронных сетей. При этом на начальном этапе работала сеть с архитектурой U-net, которая проводила предварительный поиск трещин, но если ее результаты не удовлетворяют пользователя, то они передаются на YOLO-модуль, который продолжает поиск, улучшая его качество. Конечно, такой подход значительно усложнил структуру программного комплекса, но улучшил качество распознавания трещин.

ДАЛЬНЕЙШАЯ ДЕТАЛИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ОБРАБОТКИ ВИДЕОЭНДОСКОПИЧЕСКИХ ДАННЫХ

В результате работы алгоритма мы получаем итоговые файлы, которые содержат в себе координаты линий тре-

щин либо сегментов, состоящих из нескольких линий. Таких файлов может быть получено от одного видеоряда до нескольких сотен, поэтому остро встает вопрос о дальнейшей автоматизированной обработке полей трещин, каждая из которых расположена на определенной глубине. Иными словами, необходимо для каждого временного среза видеоряда получать характеристики поля трещин. При этом существенное значение имеет дальнейшее направление анализа полей трещин. Мы в данной работе рассмотрим только два направления: структурную геологию и определение геомеханических характеристик, наблюдаемых с помощью эндоскопа процессов, индикатором которых являются поля трещин, распознанных на предыдущем этапе обработки.

Для структурной геологии обычно строятся гистограммы распределения трещин, роза-диаграммы и специализированные графики. В совокупности полученные наборы данных о трещинах обычно называют данными трасс или сетями трещин. Они позволяют сделать выводы о геометрии и топологии, привести к пониманию их возрастных соотношений, кинематики и механики, а также к разработке реалистичной, основанной на обработанных данных модели соответствующего потока флюида. Для задач геомеханики необходимо к данным по полям трещин привлекать физико-геомеханические характеристики горных пород, на основе последних можно строить вторичные поля, такие как поля дилатансии, определять компоненты тензора напряжений, поля, связанные со скольжением слоев, скважины и ряд других, по которым можно судить о динамике происходящих процессов в массиве горных пород.

В настоящей работе мы по аналогии с работами [12, 13] развиваем комплексный подход, при котором на основе распознанных трещин массива проводится дополнительная обработка каждого кадра данных, получая множество визуализаций, которые могут подвергаться дополнительному анализу соответствующими специалистами. Для разработанного программного комплекса в настоящее время разработаны три группы анализа для оценки трещиноватости массива:

- статистический анализ трещиноватости (диаграммы оценки длин, площадей и периметров трещин, построение роза-диаграмм, гистограмм, комплексный сравнительный анализ);
- анализ напряженно-деформированного состояния в районе скважины (построение и визуализация компонент тензора напряжений, полей смещений, оценка по различным критериям разрушения – фон Мизеса, Новожилова, энергетическому и др.), 3D-реконструкция и моделирование напряженно-деформированного состояния;
- вычисление и построение полей (дилатансии, скольжения, векторов смещений и др.);
- обработка кадров методами корреляции изображений и изометрического анализа;
- обработка кадров методами оптического потока, дополняемого интерферограммами.

Существенной особенностью разработанного комплекса является то, что в процессе обработки данных формируется набор числовых массивов, которые могут быть

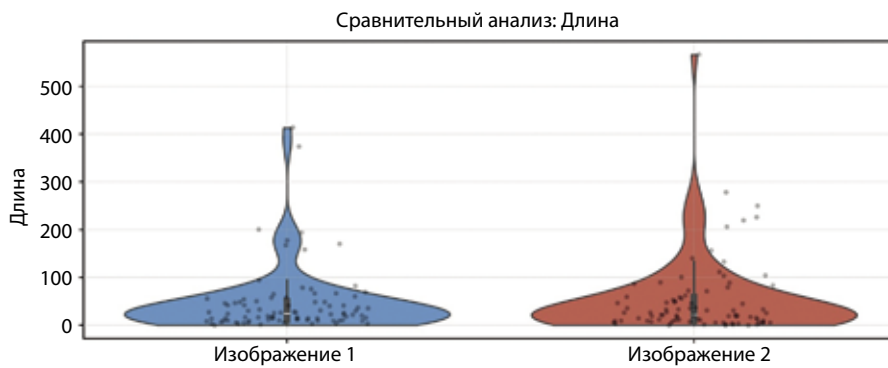


Рис. 1. Сравнительный анализ длины трещин для двух кадров видеоряда
Fig. 1. A comparative analysis of the fissure lengths for two frames of the video sequence

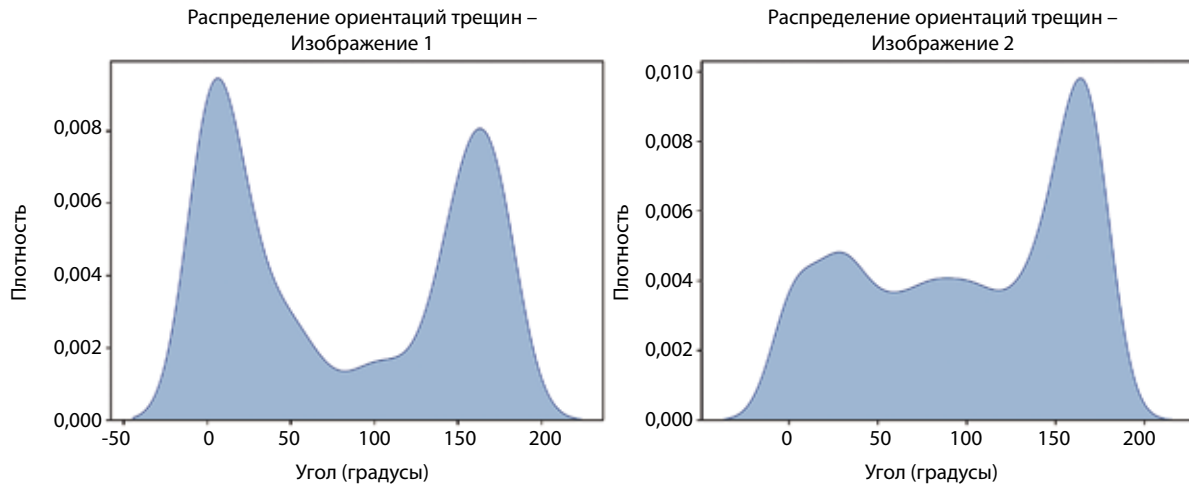


Рис. 2. Распределения ориентаций трещин для двух кадров видеоряда
Fig. 2. Distribution of the fissure orientation for two frames of the video sequence

использованы в дальнейших геомеханических расчетах. В частности, полученные данные могут быть импортированы в такие широко известные программные комплексы, как ANSYS, FIDESYS, и быть использованы для интеграции с системами геомеханического моделирования. В комплексе, разработанном как мультиагентная система, предусмотрены два режима обработки исходного видеоряда:

- обработка исходного видеофайла с выделением двух кадров и вычислением характеристик, указанных выше;
- выделение множества интересующих кадров из видеоряда с последующей обработкой всего массива.

Дополнительно, на этапе предварительной обработки, для улучшения интерпретации результатов также предусмотрены два режима:

- искусственное зашумление выбранных кадров для улучшения обработки по методу цифровой корреляции изображений;
- маскирование устья скважины для последующего расчета только боковых стенок.

Рассмотрим примеры конкретных расчетов данных горной эндоскопии, полученных в основном на ряде шахт Кузбасса. Примеры комплексного анализа геометрических характеристик трещин показаны на рис. 1, 2.

Всего для вычисления геометрических характеристик в системе предусмотрены восемь видов визуализации параметров трещин.

Анализ напряженно-деформированного состояния по глубине скважины. На основе моделей цифровой корреляции изображений, методов изометрического анализа и оптического потока в системе предусмотрены расчеты компонент тензора деформаций, расчет смещений и 3D-визуализация выбранных компонент показаны на рис. 3, 4, 5.

В дополнение к приведенным иллюстрациям в системе предусмотрены расчет и визуализация полей дилатансии, предрасположенности к разрушению и других параметров, а также имеются расчеты по нескольким критериям разрушения (Мизеса, энергетическому, Новожилова) с визуализацией соответствующих полей. Отметим также, что в ряде расчетных модулей существует возможность задания физико-механических свойств массива, что позволит увеличить точность и сложность проводимой обработки.

В целом, сегодня в созданном программном комплексе предусмотрены 18 видов расчетов с соответствующей графической визуализацией, которые определяются пользователем. Еще раз отметим, что результаты каждого расчета формируются как численные массивы, которые могут быть переданы в любые другие вычислительные модели с целью комплексной оценки состояния горного массива. Для решения данной задачи нами был использован мультиагентный подход, позволяющий

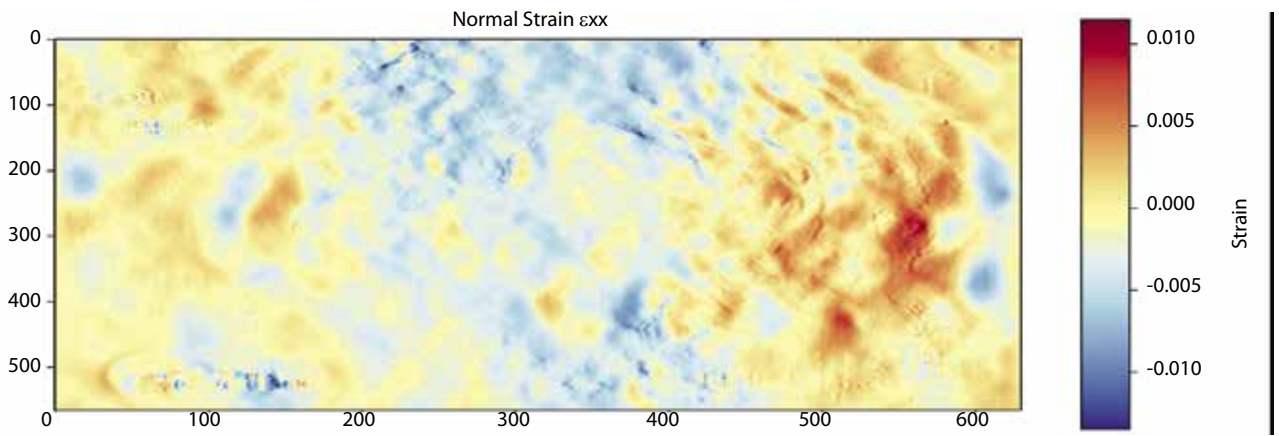


Рис. 3. Карта компоненты нормальных напряжений
 Fig. 3. A map of normal stress components

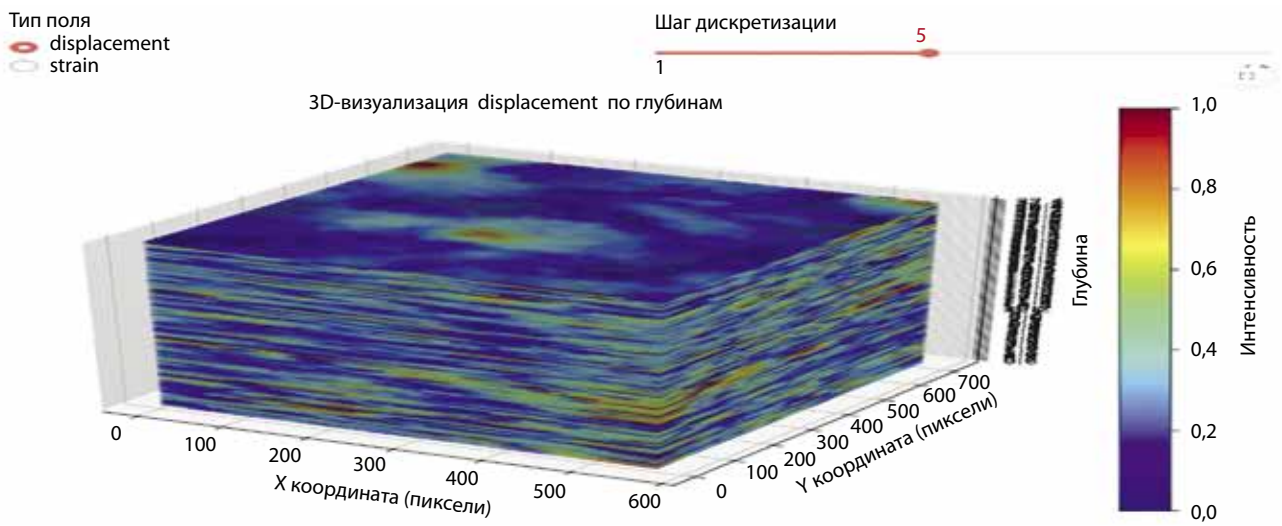


Рис. 4. Послойная 3D-визуализация полей смещений по глубине скважины
 Fig. 4. A layer-wise 3D visualization of the displacement fields along the borehole depth

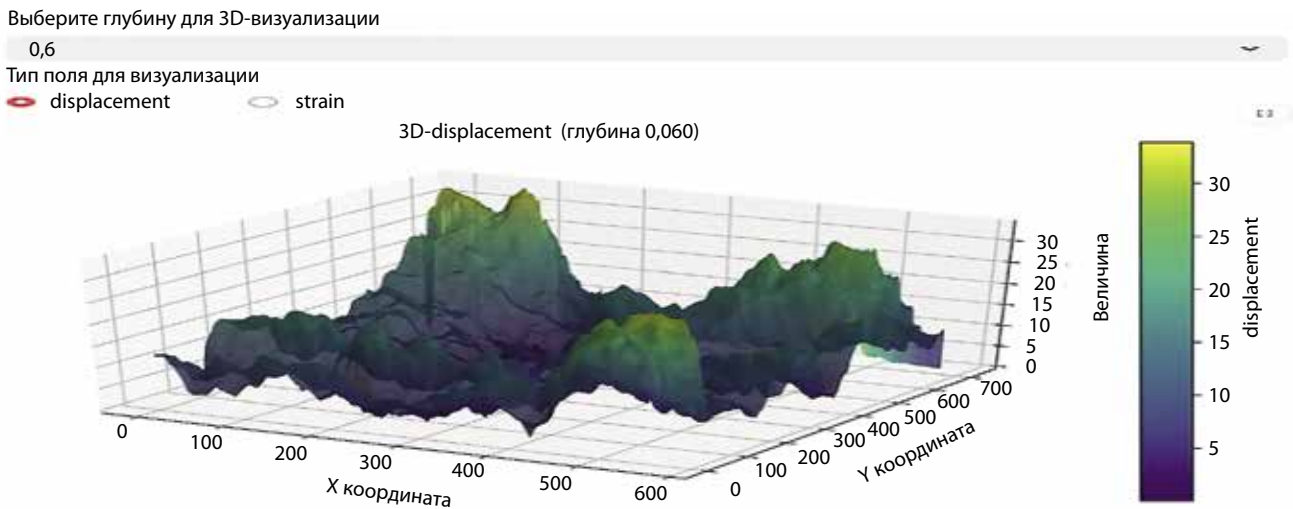


Рис. 5. 3D-карта смещений на заданной глубине кадра
 Fig. 5. A 3D map of displacements at a given frame depth

описать горный массив как множество взаимодействующих агентов, который мы подробно рассмотрим в следующих работах.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены методы интеллектуализации процессов обработки данных видеорядов горной эндоскопии. Показано, что применение современных средств машинного зрения, а также цифровой обработки изображений, изометрического анализа, оптического потока позволяет получить широкий спектр решений для анализа состояния горного массива, подверженного техногенным нагрузкам.

Полученные в процессе обработки данных результаты могут применяться в различных областях горных наук, начиная от структурной геологии до оценки сложного напряженно-деформированного состояния и его компонент. Кроме этого, разработанный комплекс программ может быть использован и для оценки состояния массива по критериям разрушения с учетом задаваемых физико-механических свойств.

Настоящая работа имеет определенные перспективы развития с точки зрения увеличения видов расчетного сервиса, позволяющего комплексно оценивать параметры техногенного воздействия при ведении горных работ. В настоящее время нами продолжены работы по расширению сервисных возможностей комплекса, таких как использование данных по керну, использование различных геомеханических моделей нагруженного массива, организация интерфейса с популярными пакетами программ – ANSYS, FIDESYS, позволяющими непосредственно использовать данные горной эндоскопии для сложных расчетов.

Список литературы • References

1. Khang A., Hajimahmud V.A., Misra A., Litvinova E. (eds.) Machine Vision and Industrial Robotics in Manufacturing: Approaches, Technologies, and Applications. CRC Press, 2025, 513 p.
2. Umbaugh Scott E. Digital Image Processing and Analysis: Computer Vision and Image Analysis. 4th Edition. CRC Press, 2023, 441 p.
3. Esfandiari K., Abdollahi F. Neural Network-Based Adaptive Control of Uncertain Nonlinear Systems. New York, Springer, 2022, 181 p.
4. Koul Anirudh, Ganju Siddha, Kasam Meher. Practical Deep Learning for Cloud, Mobile, and Edge: Real-World AI & Computer-Vision Projects Using Python, Keras & TensorFlow. O'Reilly Media, 2019, 620 p.
5. Shinde S.V., Medhane D.V., Castillo O. Applied Computer Vision and Soft Computing with Interpretable AI. Boca Raton, CRC Press, 2023, 333 p.
6. Mughes S. Hands-on ML Projects with OpenCV: Master computer vision and Machine Learning using OpenCV and Python. Orange Education Pvt Ltd, AVA, 2023, 355 p.
7. Ddhich A. Practical Computer Vision: Extract insightful information from images using TensorFlow, Keras, and OpenCV. Packt Publishing, 2018, 234 p.
8. Ayed Ismail Ben. High-Order Models in Semantic Image Segmentation. Academic Press/Elsevier, 2023, 250 p.
9. Davies E.R. Computer Vision: Principles, Algorithms, Applications, Learning. 5th Edition. Academic Press, 2018, 879 p.
10. Martinez Jesús. TensorFlow 2.0 Computer Vision Cookbook: Implement machine learning solutions to overcome various computer vision challenges.
11. Planche Benjamin, Andres Eliot. Hands-On Computer Vision with TensorFlow 2: Leverage deep learning to create powerful image processing apps with TensorFlow 2.0 and Keras. Packt Publishing, 2019, 610 p.
12. Pardo-Igúzquiza E. et al. (eds.) Mathematics of Planet Earth. Lecture Notes in Earth System Sciences. Proceedings of the 15th Annual Conference of the International Association for Mathematical Geosciences. Springer, 2014, 847 p.
13. Zhang K., Cheng H.-D. Deep Learning for Crack-Like Object Detection. CRC Press, 2023, 107 p.
14. Ralte Z., Kar I. Learn Python Generative AI: Journey from autoencoders to transformers to large language models. BPB Publications, 2024, 348 p.
15. Chambers D. (eds.) Digital Image Correlation: Advanced Methods and Applications. New York, Nova Science, 2017, 125 p.
16. Masrouf T., Ramchoun H., Hajji T., Hosni M. (eds.) Artificial Intelligence and Industrial Applications: Algorithms, Techniques, and Engineering Applications. Springer, 2023, 493 p.

Authors Information

Potapov V.P. – Doctor of Engineering Sciences, Professor, Academician of the Academy of Mining Sciences, Academician of the Academy of Natural Sciences, Chief Researcher, Federal Research Center for Information and Computational Technologies, Novosibirsk, 690009, Russian Federation, Chief Researcher, Mining Institute Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, 630091, Russian Federation, e-mail: vadimptpv@gmail.com

Popov S.E. – PhD (Engineering), Senior Researcher, Federal Research Center for Information and Computational Technologies, Novosibirsk, 690009, Russian Federation, e-mail: ogidog@yandex.ru

Yakovlev A.N. – Doctor of Engineering Sciences, Rector of the T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University, Kemerovo, 650000, Russian Federation, e-mail: yakovlevan@kuzstu.ru

Информация о статье

Поступила в редакцию: 12.02.2026

Поступила после рецензирования: 16.03.2026

Принята к публикации: 30.03.2026

Paper info

Received February 12, 2026

Reviewed March 16, 2026

Accepted March 30, 2026