Оригинальная статья / Original Paper

https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-229-234

Применение технологии машинного зрения для определения кинематики мелющих тел в помольной камере вибрационной мельницы

Ю.В. Дмитрак, А.А. Кравцов ✉
Институт проблем комплексного освоения недр им. академика Н.В. Мельникова Российской академии наук, г. Москва, Российская Федерация
✉ havok.08@mail.ru

Резюме: В статье изложен принципиально новый подход к определению кинематических параметров отдельных мелющих тел в помольной камере вибрационной мельницы, базирующийся на применении алгоритмов машинного зрения. Для определения кинематических параметров была обучена модель YOLO версии *23*. Эта модель позволяет осуществлять слежение за объектом в видеопотоке: идентифицировать объект в одном кадре и определить его перемещения между кадрами. Для определения объектов в кадре была сформирована сверточная нейронная сеть, настроенная на детекцию объектов. В качестве объектов (мелющих тел) были использованы шары. Обучение проводилось на размеченном вручную наборе кадров видео работы вибрационной мельницы с четырьмя шарами-маркерами в загрузке. Всего было размечено 108 кадров, 90 из которых составили обучающий набор, 18 – валидационный набор. Разметка проводилась в программном обеспечении Label Studio. С помощью модели осуществлен автоматический сбор данных о траектории шаров, представлена визуализация траекторий. Получена зависимость средней кинетической энергии объектов от коэффициента заполнения помольной камеры вибромельницы. Установлено, что оптимальный коэффициент заполнения не зависит от наличия сердечника и находится в пределах 0,8–0,9. Результаты проведенных экспериментов позволяют определить направления дальнейших исследований авторов по изучению энергоёмкости процесса измельчения.

Ключевые слова: машинное зрение, схема контроля, кинематические параметры, искусственный интеллект, сверточная нейронная сеть, визуализация траектории объекта, кинетическая энергия, интенсивность соударений

Благодарности: Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда №25-67-00009, https://rscf.ru/project/25-67-00009/

Для цитирования: Дмитрак Ю.В., Кравцов А.А. Применение технологии машинного зрения для определения кинематики мелющих тел в помольной камере вибрационной мельницы. *Горная промышленность*. 2026;(5):229–234. https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-229-234

Application of machine vision to analyze grinding media kinematics in grinding chambers of vibratory mills

Yu.V. Dmitrak, A.A. Kravtsov ✉
Institute of Comprehensive Exploitation of Mineral Resources of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation
✉ havok.08@mail.ru

Abstract: A fundamentally novel approach to determining the kinematic parameters of individual grinding bodies in the grinding chamber of a vibratory mill is presented based on application of machine vision algorithms. The YOLO model, version *23*, was trained to determine the kinematic parameters of the balls in the vibratory mill grinding chamber. The model is able to track objects within a video stream, facilitating both object identification in a single frame and determination of the inter-frame displacements. A convolutional neural network, configured for object detection, was developed to identify objects within the frame. Balls were employed as the target objects (grinding bodies). Training was conducted on a manually annotated dataset comprising video frames captured during the operation of a vibratory mill loaded with four marker balls. A total of 108 frames were annotated, of which 90 constituted the training set and 18 served as the validation set. Annotation was performed using the Label Studio software. Automatic data acquisition on the ball paths was performed using the trained model, and visualization of the trajectories was provided. A dependencies of the average kinetic energy of the balls on the fill factor of the vibratory mill

grinding chamber were obtained. It was established that the optimal fill factor is not dependent of the presence of the core and lies within the range of 0.8–0.9. The results of the conducted experiments provide a basis for determining future research directions aimed at investigating the energy intensity of the grinding process.

Keywords: machine vision, control scheme, kinematic parameters, artificial intelligence, convolutional neural network, object trajectory visualization, kinetic energy, collision intensity
Acknowledgements: The study was financially supported by Grant No. 25-67-00009 of the Russian Science Foundation, https://rscf.ru/project/25-67-00009/
For citation: Dmitrak Yu.V., Kravtsov A.A. Application of machine vision to analyze grinding media kinematics in grinding chambers of vibratory mills. *Russian Mining Industry.* 2026;(5):229–234. (In Russ.) https://doi.org/10.30686/1609-9192-2026-5-229-234

Введение

Для верификации теоретических положений, ранее выдвинутых в рамках аналитического исследования процессов, протекающих в рабочей камере вибрационной мельницы, необходимо создание лабораторной установки, которая, во-первых, соответствует конструктивным признакам промышленного агрегата данного типа, а во-вторых, обеспечивает возможность широкого регулирования его конструктивных и кинематических параметров. Такая гибкость позволит провести комплексное экспериментальное изучение характера движения мелющей среды [1–4].

В то же время только детальное описание кинематики отдельных мелющих тел и их взаимного влияния на формирование макроскопической картины динамики всей мелющей загрузки позволяет корректно интерпретировать динамические явления, происходящие в рабочем пространстве мельницы. Для детального анализа движения отдельных мелющих тел (объектов) целесообразно применение инструментов машинного зрения, позволяющих в автоматизированном режиме собрать большой объем данных о положении объектов, их скоростях и траекториях [5–9].

Материалы и методы

В представленном исследовании в качестве объектов (мелющих тел) в помольной камере вибрационной мельницы были использованы шары.

Для слежения за объектом в видеопотоке при помощи машинного зрения необходимо решить две задачи: задачу определения объекта в одном кадре и задачу определения его перемещения между кадрами. Для определения объектов в кадре, в данном случае шаров в барабане мельницы, была выбрана модель машинного зрения YOLO версии 23. YOLO (You Only Look Once) – это семейство алгоритмов для решения задачи обнаружения объектов на изображениях в реальном времени. Первая версия, YOLOv1, предложенная Джозефом Редмоном и его коллегами в 2015 г., совершила революцию в этой области, кардинально изменив подход к проблеме. В отличие от предшествующих методов (таких как R-CNN и его вариации), которые использовали двухэтапную архитектуру (сначала выделение регионов-кандидатов, затем их классификация), YOLO формулирует задачу обнаружения как единую задачу регрессии. Алгоритм YOLO преобразует входное изображение в тензор, содержащий информацию о координатах рамок и вероятностях классов, причем весь процесс происходит за один проход сети. Входное изображение делится на сетку размером S × S. В оригинальной статье S = 7. Таким образом, создается сетка 7 × 7 = 49 ячеек.

Каждая ячейка сетки отвечает за обнаружение объекта, если центр этого объекта попадает внутрь данной ячейки, и предсказывает фиксированное количество ограничивающих рамок B и один вектор вероятностей классов.

Каждая ограничивающая рамка описывается пятью значениями: нормализованными координатами центра рамки x и y, нормализованными шириной и высотой рамки *w* и *h*, а также оценкой достоверности, вычисляемой по формуле:

$$confidence = \Pr(Object) \times IoU_{pred}^{truth}, \quad (1)$$

где *confidence* – оценка достоверности; Pr(*Object*) – критерий объекта, равный 1, если центр объекта находится в ячейке, и 0 в противном случае; *IoU* – мера Жаккара между предсказанной и реальной рамками объекта. Вектор вероятности классов C имеет вид:

$$C = [P_1, P_2 \dots P_n], \quad (2)$$

где P_i – вероятность того, что объект относится к классу *i*; *n* – общее количество классов [10; 11].

Для получения сверточной нейронной сети, настроенной на детекцию определенных объектов, необходимо провести процесс обучения нейронной сети, заключающийся в итеративном решении задачи оптимизации сети, критериями которой являются точность и полнота определения объектов.

Результаты и их обсуждение

Для оценки результатов и подстройки весов модели используется функция потерь:

$$\begin{aligned} Loss = {} & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} l_{ij}^{obj} \left[\left(x_i - \hat{x}_i \right)^2 + \left(y_i - \hat{y}_i \right)^2 \right] \\ & + \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} l_{ij}^{obj} \left[\left(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i} \right)^2 + \left(\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right] + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} l_{ij}^{obj} \left(C_i + \hat{C}_i \right)^2, \\ & + \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} l_{ij}^{noobj} \left(C_i + \hat{C}_i \right)^2 + \sum_{i=0}^{S^2} l_i^{obj} \sum_{c} \left(p_i(c) - \hat{p}_i(c) \right)^2 \end{aligned} \quad (3)$$

где l_{ij}^{obj} – индикатор, равный 1, если в ячейке *i* находится объект, и рамка j отвечает за классификацию этого объекта, иначе 0; l_{ij}^{noobj} – индикатор, равный 1, если в ячейке

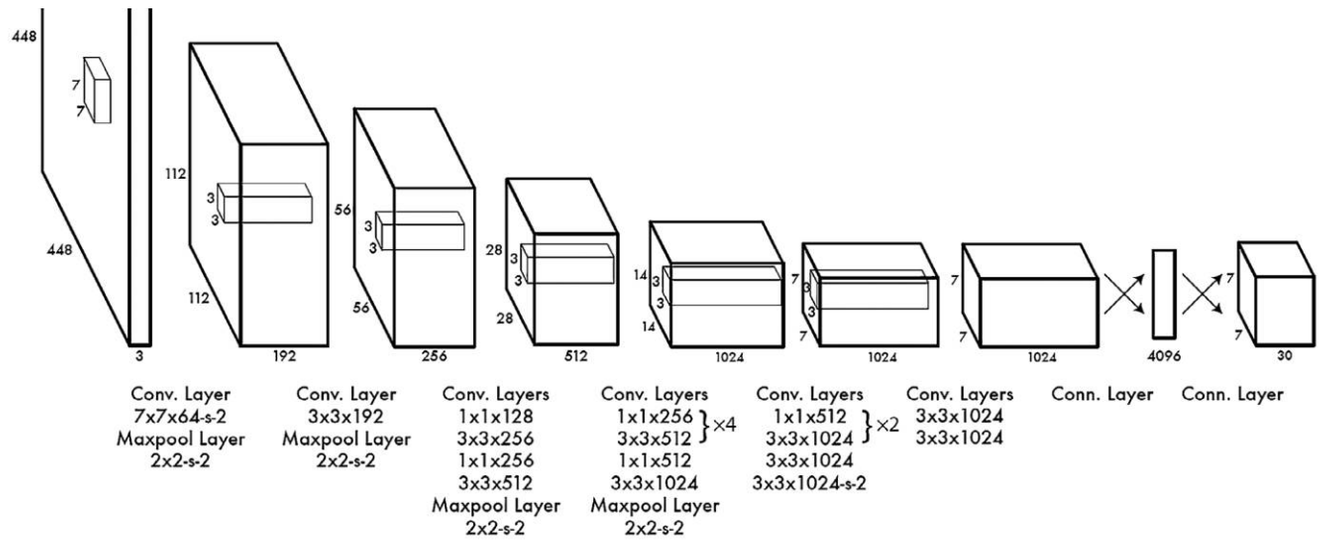


Рис. 1
Архитектура сверточной нейронной сети, используемой в YOLO

Fig. 1
Architecture of the YOLO convolutional neural network

i нет объекта, иначе 0; λ_{coord} и λ_{noobj} – коэффициенты ошибок локализации и отсутствия объекта соответственно. При ошибке локализации центра рамки x, y функция штрафует предсказание с коэффициентом λ_{coord}, но только для рамок, ответственных за объект. Этот же коэффициент отвечает за ошибку локализации ширины и высоты рамки *w* и *h*, при этом в функции потерь используется квадратный корень этих величин ввиду того, что разница в размерах больших и малых объектов имеет разное значение.

Для вычисления тензора, содержащего рамки и вероятности классов, используется сверточная нейронная сеть. Ее архитектура представлена на рис. 1 [12; 13].

Для обучения модели были составлены обучающий и валидационный наборы данных путем разметки кадров видео работы вибрационной мельницы с четырьмя шарами-маркерами в загрузке. Для разметки использовалось программное обеспечение Label Studio. Процесс заключается в ручной обводке искомых шаров рамками на кадрах, которые впоследствии будут использованы для обучения модели. Всего было размечено 108 кадров, 90 из которых составили обучающий набор, 18 – валидационный. Снимок процесса разметки приведен на рис. 2. После обучения модель была применена для отслеживания траектории шара, результат визуализации траектории представлен на рис. 3.

Для экспериментальной проверки полученных заключений использовался полноразмерный образец вибрационной мельницы с программно-управляемой частотой вибраций и возможностью установки прозрачного торца для наблюдения за траекторией мелющей загрузки. Для автоматизированной регистрации траектории шаров использовались шары-маркеры, видеокамера с повышенной частотой съемки кадров и компьютер, отслеживающий положение шаров-маркеров в видеопотоке камеры с помощью обученной ранее модели машинного зрения. Общий вид экспериментального стенда на базе вибрационной мельницы представлен на рис. 4, принципиальная схема вибрационной мельницы, являющейся основой экспериментального стенда, приведена на рис. 5, характеристики мельницы приведены в табл. 1 [14].

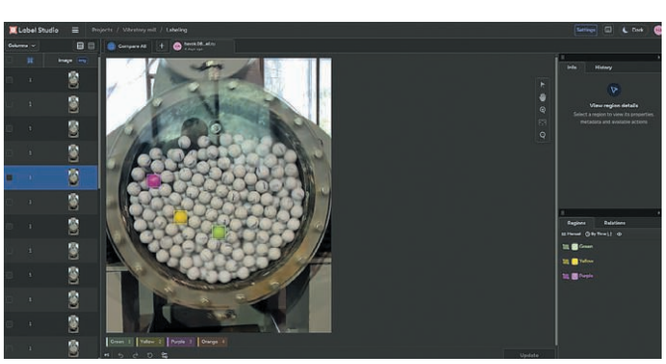


Рис. 2
Процесс разметки кадров работы мельницы в программном обеспечении Label Studio

Fig. 2
The process of labeling video frames of an operating mill in the Label Studio software

а) **б)**

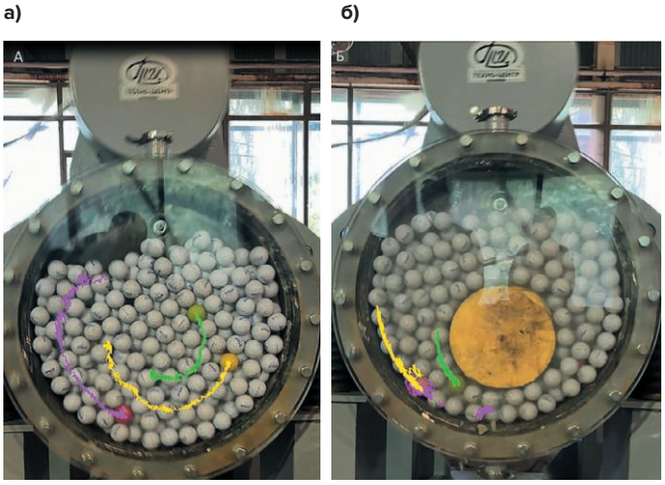


Рис. 3
Визуализация траектории шара, полученная средствами машинного зрения:
а – опыт без сердечника,
б – опыт с сердечником 300 мм

Fig. 3
Ball path visualization obtained with the CV:
a – no core,
б – with the core of 300 mm



Рис. 4
Общий вид экспериментального стенда на базе вибрационной мельницы

Fig. 4
A general view of the vibratory mill test bench

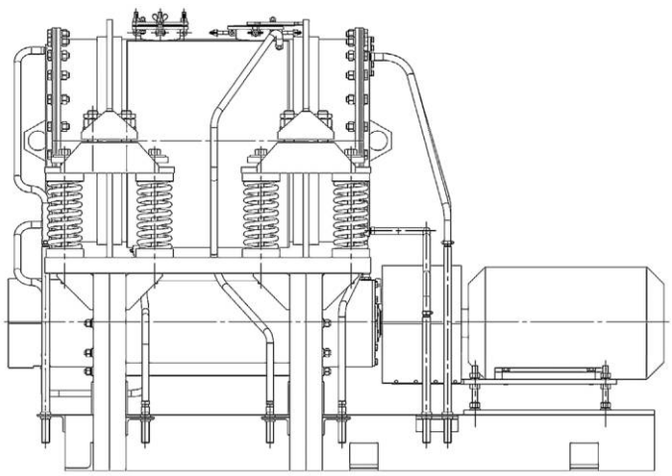


Рис. 5
Принципиальная схема вибрационной мельницы – основы экспериментального стенда

Fig. 5
Schematics of the vibratory mill which was used as the basis of the test bench

Таблица 1
Характеристики экспериментального стенда

Table 1
Technical specifications of the test bench

Параметр	**Значение**
Способ помола	Сухой
Материал исполнения рабочей камеры	Ст3
Внешний диаметр рабочей камеры, не более, мм	850
Длина рабочей камеры с каждой стороны стенда, не более, мм	200
Диаметры шаров, мм	10; 15; 20; 25; 30
Режим работы	Периодический
Способ загрузки и выгрузки	Через лючки в верхней и нижней части камеры
Диаметр стекла для наблюдения за процессом размола, не более, мм	800
Размещение оборудования	В условиях действующего цеха
Температура окружающего воздуха, °С	+15 – +30
Среднемесячная относительная влажность воздуха, %	30–70
Частота колебаний камеры, Гц	5–30
Амплитуда колебаний, мм	2–9
Возможность регулирования амплитуды колебаний	Предусмотрено
Охлаждение подшипников	Водяное
Тип дебаланса	Выносной
Количество пружин, не менее, шт.	8
Пульт управления	Предусмотрено
Исполнение электродвигателя	Общепромышленное
Установленная мощность, не более, кВт	18
Синхронная частота вращения вала электродвигателя, не более, об/мин	1000
Возможность регулировки частоты оборотов электродвигателя	Предусмотрено
Подключение к сети электропитания	380 В, 50 Гц
Габариты вибростенда(Д×Ш×В), не более, мм	1800x1100x1700

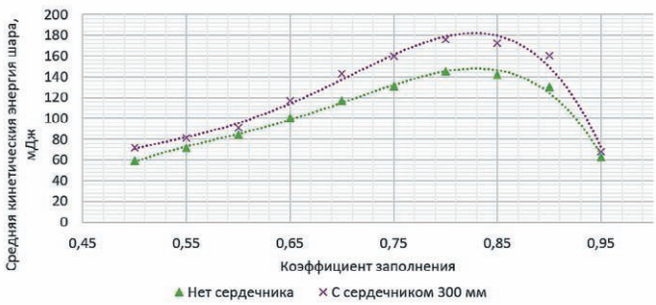


Рис. 4
Общий вид экспериментального стенда на базе вибрационной мельницы

Fig. 4
A general view of the vibratory mill test bench

Далее было проверено предположение о том, что наличие сердечника не влияет на оптимальный коэффициент заполнения помольной камеры, находящийся в пределах 0,8–0,9. Для этого все значения всех факторов, кроме коэффициента заполнения и отношения диаметра сердечника к диаметру камеры, были установлены на основном уровне. Были проведены 2 серии экспериментов – без сердечника и с сердечником диаметром 300 мм, что соответствует dc/D = 0,38. Коэффициент заполнения изменялся от 0,5 до 0,9 с шагом 0,1 и с шагом 0,05 от 0,9 до 0,95. Графики полученной средней кинетической энергии шара представлены на рис. 6.

Заключение

В статье изложен принципиально новый подход к определению кинематических параметров отдельных мелющих тел в помольной камере вибрационной мельницы, базирующийся на применении модели машинного зрения YOLO версии *23*. Эта модель позволяет осуществлять слежение за объектом в видеопотоке и решать одновременно две задачи: идентификацию объекта в одном кадре и определение его перемещения между кадрами. Для определения объектов в кадре, в данном случае шаров в помольной камере вибромельницы, была сформирована сверточная нейронная сеть, настроенная на детекцию определенных объектов (в данном случае шаров в помольной камере вибромельницы), проведено обучение нейронной сети, заключающееся в итеративном решении задачи оптимизации сети, критериями которой являются точность и полнота определения объектов. Это позволило авторам исследований впервые получить истинные значения скоростей и траекторий отдельных шаров в помольной камере вибромельницы, что, в свою очередь, определило направления дальнейших исследований по определению энергоёмкости процесса измельчения.

Список литературы / References

1. Tomach P. The influence of the grinding media diameter on grinding efficiency in a vibratory ball mill. *Materials*. 2024;17(12):2924. https://doi.org/10.3390/ma17122924

2. Sidor J. A mechanical layered model of a vibratory mill. *Mechanics and Control*. 2010;29(3):138–148. Available at: https://journals.bg.agh.edu.pl/MECHANICS-CTRL/2010-03/mech07.pdf (accessed: 03.04.2026).

3. Сергеев В.В., Музаев И.Д., Дмитрак Ю.В., Герасименко Т.Е. Математическое моделирование колебательных процессов в вибромельнице нового типа. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2021;(8):114–128. https://doi.org/10.25018/0236_1493_2021_8_0_114
Sergeev V.V., Muzaev I.D., Dmitrak Ju.V., Gerasimenko T.E. Mathematical modeling of oscillations in novel-type vibration mills. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2021;(8):114–128. (In Russ.) https://doi.org/10.25018/0236_1493_2021_8_0_114

4. Матмуродов Ф.М., Расулов Н.Ф., Нематова С.Х. Динамическое моделирование функционирования четырех опорных вибрационных мельниц. *Universum: технические науки*. 2025;(1-2):47–51. https://doi.org/10.32743/UniTech.2025.130.1.19212
Matmurodov F., Rasulov N., Nematova N. Dynamic simulation of the operation of four support vibrators mills. *Universum: Technical Sciences*. 2025;(1-2):47–51. (In Russ.) https://doi.org/10.32743/UniTech.2025.130.1.19212

5. Пыкавая О.А., Боровский Д.Н. Влияние мелющей загрузки на эффективность помола в вибрационной мельнице. В кн.: *Нефтегазохимия – 2024: материалы 7-го Междуна. науч.-техн. форума по химическим технологиям и нефтегазопереработке, г. Минск, 13–15 ноября 2024 г.* Минск: БГТУ; 2024. С. 229–233. Режим доступа: https://elib.belstu.by/handle/123456789/68326 (дата обращения: 29.03.2026).

6. Пыкавая О.А., Боровский Д.Н. Взаимосвязь технологических параметров вибрационной мельницы с геометрическими и механическими характеристиками загрузки помольной камеры. В кн.: *Нефтегазохимия – 2023: материалы 6-го Междунар. науч.-техн. форума по химическим технологиям и нефтегазопереработке, г. Минск, 1–3 ноября 2023 г.* Минск: БГТУ; 2023. С. 203–207. Режим доступа: https://elib.belstu.by/handle/123456789/60584 (дата обращения: 29.03.2026).

7. Дмитрак Ю.В., Кравцов А.А., Адамова Л.С., Кутуев Р.Р., Цыганов А.Е. Научный анализ математических моделей движения мелющей загрузки в помольных камерах мельниц различных типов. *Горный информационно-аналитический бюллетень.* 2025;(9-1):55–74. Режим доступа: https://giab-online.ru/files/Data/2025/9-1/9-1_2025_55-74.pdf (дата обращения: 29.03.2026).
Dmitrak Iu.V., Kravtsov A.A., Adamova L.S., Kutuev R.R., Tsiganov A.E. Scientific analysis of mathematical models of charge motion in grinding chambers of varioustype mills. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2025;(9-1):55–74. (In Russ.) Available at: https://giab-online.ru/files/Data/2025/9-1/9-1_2025_55-74.pdf (accessed: 29.03.2026).

8. Рысиков М.С., Богданов Н.Э. Исследование характера движения вибрационной мельницы в системе EDEM при помощи метода дискретного элемента. В кн.: *Молодежь и научно-технический прогресс: сб. докл. 12-й междунар. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых, г. Губкин, 18 апреля 2019 г.* Губкин; Старый Оскол: ООО «Ассистент плюс»; 2019. Т. 1. С. 115––119.

9. Калуцкий Д.О. Анализ конструкции вибрационных мельниц тонкого помола. В кн.: *Образование. Наука. Производство: материалы 10-й Междунар. молодежного форума с междунар. участием, г. Белгород, 1–15 октября 2018 г.* Белгород: БГТУ им. В.Г. Шухова; 2018. С. 1227–1232.

10. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, June 27–30, 2016*. IEEE; 2016, pp. 779–788. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91

11. Lin X., Peng J., Gan Z., Zhu J., Liu J. YOLO-master: MOE-accelerated with specialized transformers for enhanced real-time detection. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2026, Colorado, June 3–7, 2026,* pp. 18440–18449. Available at: https://arxiv.org/html/2512.23273 (accessed: 29.03.2026).

12. Jiang P., Ergu D., Liu F., Cai Y., Ma B. A review of yolo algorithm developments. *Procedia Computer Science*. 2022;199:1066–1073. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.135

13. Terven J., Córdova-Esparza D.-M., Romero-González J.-A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2023;5(4):1680-1716. https://doi.org/10.3390/make5040083

14. Грачева Н.Ю. Разработка лабораторного стенда на базе вибрационной мельницы для экспериментального определения ее рабочих параметров. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2015;(5):202–207.
Gracheva N.Yu. Development of the laboratory stand on the basis of vibratory mill for the experimental determination of its operating parameters. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2015;(5):202–207. (In Russ.)

Информация об авторах
Дмитрак Юрий Витальевич – доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник, заведующий отделом моделирования и управления горнотехническими системами, Институт проблем комплексного освоения недр им. академика Н.В. Мельникова Российской академии наук, г. Москва, Российская Федерация; https://orcid.org/0000-0003-1278-4845; e-mail: dmitrak@yandex.ru
Кравцов Алексей Александрович – младший научный сотрудник отдела моделирования и управления горнотехническими системами, Институт проблем комплексного освоения недр им. академика Н.В. Мельникова Российской академии наук, г. Москва, Российская Федерация; e-mail: havok.08@mail.ru

Информация о статье
Поступила в редакцию: 30.05.2026
Поступила после рецензирования: 06.07.2026
Принята к публикации: 09.07.2026

Information about the authors
Yury V. Dmitrak – Dr. Sci. (Eng.), Professor, Chief Research Associate, Head of Department of Modelling and Management of Mining Systems, Institute of Comprehensive Exploitation of Mineral Resources of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation; https://orcid.org/0000-0003-1278-4845; e-mail: dmitrak@yandex.ru
Alexey A. Kravtsov – Junior Researcher, Department of Modelling and Management of Mining Systems, Institute of Comprehensive Exploitation of Mineral Resources of Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation; e-mail: havok.08@mail.ru

Article info
Received: 30.05.2026
Revised: 06.07.2026
Accepted: 09.07.2026