ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ГОРНОМ ДЕЛЕ

УДК 622:004.89, 622:004.932 DOI: 10.21440/0536-1028-2026-5-78-88

Применение машинного зрения и нейросетевых алгоритмов для автоматизации формирования паспортов буровзрывных работ

Волкова Е. А.[1], Нагаткин Е. Ю.[1]*, Дружинин А. В.[1], Полузадов В. Н.[1]
[1] Уральский государственный горный университет, г. Екатеринбург, Россия
e-mail: nagatkin.e@m.ursmu.ru

Реферат

Введение. *В статье представлен подход к автоматизации формирования паспортов буровзрывных работ с использованием современных технологий машинного зрения и нейросетевых алгоритмов.*

Целью исследования *является повышение точности и эффективности расчетов параметров буровзрывных работ за счет автоматизации процесса сканирования забоя и анализа полученных данных. Разработан экспериментальный образец на базе лазерного лидара и одноплатного компьютера, позволяющий получать высокоточные трехмерные данные о геометрии забоя.*

Предложена методика *предобработки данных сканирования, включающая фильтрацию шумов, выравнивание облака точек и сегментацию поверхности забоя с использованием алгоритма Random Sample Consensus (RANSAC). Для определения оптимального расположения шпуров применен алгоритм построения диаграммы Вороного, учитывающий реальные геометрические параметры выработки.*

Результаты. *Экспериментальные исследования показали, что предложенный подход позволяет сократить время формирования паспорта буровзрывных работ на 78 % по сравнению с ручным методом при сохранении точности расчетов на уровне 93,5 %. Технико-экономические показатели рассчитанных параметров соответствуют нормативным значениям с погрешностью не более 5,2 %. Полученные результаты подтверждают высокую эффективность предложенного подхода и его потенциал для внедрения в горнодобывающую промышленность, что может значительно увеличить точность проходки, снизить затраты и повысить безопасность горных работ. Дальнейшее развитие исследований может быть направлено на разработку интеграции с буровым оборудованием и создание системы сбора больших объемов данных для непрерывного обучения нейросетевых моделей.*

Актуальность работы *обусловлена потребностью горнодобывающих предприятий в повышении точности и снижении трудоемкости проектирования БВР, а также необходимостью импортозамещения в области специализированного программного обеспечения.*

Ключевые слова: *машинное зрение; нейросетевые алгоритмы; лазерное сканирование; диаграмма Вороного; обработка облака точек; автоматизация буровзрывных работ; паспорт БВР.*

Введение. Буровзрывные работы (БВР) являются ключевым процессом в горнодобывающей промышленности, составляя от 30 до 60 % общего времени проходческого цикла. Их точное выполнение определяет качество проходки, безопасность горных работ и экономические показатели добычи. Однако традиционные методы формирования паспортов БВР, основанные на ручных расчетах и алгоритмах, не использующих данные оперативного сканирования забоя и механизмов

обратной связи для корректировки проектных параметров, имеют существенные недостатки: высокую трудоемкость, отсутствие возможности оперативного учета реальных геологических условий, субъективность результатов и отсутствие механизма обратной связи для улучшения методик [1, 2]. Задачи контроля геометрии выработки и качества БВР рассматриваются, в частности, в работе [3].

Современные автоматизированные системы проектирования БВР, такие как Micromine, Datamine и Mineframe, предлагают определенную степень автоматизации, однако остаются зависимыми от ручного ввода данных и корректировки проектов. Анализ существующих решений показывает, что ни одна из них не обеспечивает полноценной автоматизации процесса, включающей сканирование реального забоя, анализ полученных данных и автоматическое формирование оптимального паспорта БВР с возможностью обучения на основе результатов предыдущих взрывов [4]. Под оптимальным паспортом БВР в этой работе понимается такой набор параметров (количество, глубина и расположение шпуров; удельный расход взрывчатого вещества (ВВ); схема инициирования), который при заданных горно-геологических и технических условиях обеспечивает выполнение следующих критериев: коэффициент использования шпуров (КИШ) $\geq 0{,}85$; коэффициент излишка сечения (КИС) $\leq 1{,}1$; минимальный суммарный прогнозируемый перерасход взрывчатого вещества (относительно нормативных значений) при обязательном соблюдении указанных условий.

Предлагаемый метод включает использование лазерного сканирования для получения трехмерных данных реального забоя, их обработку с применением алгоритмов машинного зрения и использование нейросетевых моделей для оптимизации расположения шпуров и расчета параметров взрывных работ. Такие технологии с успехом применяются для геотехнического мониторинга выработок [5], автоматизированного контроля деформаций очистного забоя [6] и мониторинга сдвига массива при подземной разработке месторождений [7], а также для сканирующей тахеометрии при решении маркшейдерских задач на подземном руднике [8].

Разработан экспериментальный образец, позволяющий осуществлять сканирование забоя с последующей обработкой полученных данных. В процессе работы применяется алгоритм построения диаграммы Вороного для определения расположения шпуров, что позволяет учитывать реальные геометрические параметры выработки и обеспечивает более точное моделирование зон влияния взрывных зарядов. Предложенная система позволяет корректировать параметры расположения шпуров на основе анализа результатов предыдущих взрывов (через механизм обратной связи). Это дает возможность частично компенсировать влияние локальных особенностей массива, не выявляемых лазерным сканированием, таких как изменчивость трещиноватости в пределах забоя. Корректировка выполняется путем дообучения нейросетевой модели на разности между прогнозными и фактическими показателями (КИШ, удельный расход ВВ). Это обеспечивает повышение точности расчетов с каждым новым циклом и позволяет системе самостоятельно совершенствовать свои алгоритмы на основе реальных данных.

Научная новизна. Впервые предложена и экспериментально апробирована модификация алгоритма построения диаграммы Вороного, учитывающая геометрические ограничения горной выработки (границы сечения выработки) и последовательное добавление шпуров. Модификация выполнена в предположении об изотропности и макрооднородности горного массива в пределах забоя, что спра-

ведливо для выработок, проходимых по массивным рудным телам с коэффициентом крепости $f = 12–16$ при отсутствии геологических нарушений. Вычислительная сложность сохранена $O(n \cdot \log n)$, что подтверждено экспериментально для $n \leq 200$ шпуров.

Разработана нейросетевая архитектура для итеративного принятия решений о необходимости добавления и координатах вспомогательных шпуров на основе диаграммы Вороного и истории предыдущих сканирований; введен механизм обратной связи, позволяющий дообучать модель после каждого цикла взрывания. Такой механизм направлен на частичную компенсацию влияния структурных неоднородностей массива, не выявляемых лазерным сканированием.

Экспериментально подтверждено, что предложенный комплекс методов сокращает время формирования паспорта БВР на 78 % (в среднем с 210 до 46 мин) по сравнению с ручным проектированием при сохранении точности расчета удельного расхода ВВ на уровне 93,5 % относительно утвержденных типовых паспортов предприятия.

Методика проведения исследований. Для реализации автоматизированного сканирования забоя разработан специализированный экспериментальный образец, основанный на современных технологиях лазерного сканирования и обработки данных. Аппаратная часть системы включает лазерный лидар, технические характеристики которого позволяют работать в диапазоне от 0,25 до 9 м с точностью измерения глубины от 5 до 14 мм на максимальном расстоянии, и одноплатный компьютер. При разрешении глубины 1024 × 768 пкс количество формируемых точек для использованного в экспериментах лидара – до 23 млн/с. Для сканирования забоя площадью ~20 м^2 с расстояния 2–3 м это обеспечивает проекционную плотность точек не менее 250 на 1 см^2, что достаточно для высокоточной реконструкции геометрии. После завершения сканирования данные передаются на ПК для дальнейшей обработки.

Полученные данные представляются в виде облака точек в формате .dxf, который требует дополнительной предобработки для последующего анализа. Для удаления случайных шумов и аномальных точек применяется алгоритм статистической фильтрации, основанный на вычислении среднего расстояния между точками в заданной окрестности. Для каждой точки вычисляется расстояние до k ближайших соседей ($k = 10$), и точки, для которых это расстояние превышает заданный порог (среднее значение + $2\sigma_ш$, $\sigma_ш$ – стандартное отклонение расстояний до k ближайших соседей, индекс «ш» обозначает «шум»), удаляются из облака. Подобные методы фильтрации активно используются при обработке данных лидаров [9]. Параметр $2\sigma_ш$ выбран эмпирически на основе визуального контроля качества облака для тестовых сцен. Эталоном для оценки качества служило ручное удаление выбросов с помощью специализированного программного обеспечения (ПО) CloudCompare. Для корректного анализа геометрии забоя выполняется выравнивание облака точек относительно координатной системы выработки. Для этого используется метод наименьших квадратов для определения плоскости, представляющей собой поверхность забоя. Для выделения плоских участков поверхности забоя применяется алгоритм RANSAC (Random Sample Consensus) [9, 10]. Принцип работы алгоритма: случайным образом выбираются три точки из облака, по этим точкам вычисляется уравнение плоскости: $A_x + B_y + C_z + D = 0$.

Для всех точек вычисляется расстояние до этой плоскости:

$$d = \frac{\left|A_x + B_y + C_z + D\right|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}.$$

Если расстояние меньше заданного порога (0,005 м), точка считается принадлежащей плоскости. Процесс повторяется несколько раз на основе выбора плоскости с наибольшим количеством лежащих на ней точек. Для получения непрерывной поверхности забоя используется метод скользящего наименьшего квадрата Moving Least Squares (MLS). Для каждой точки p_i вычисляется взвешенное среднее соседних точек с весом, зависящим от расстояния:

$$p_i' = \frac{\sum_j w\left(d\left(p_i, p_j\right)\right) \cdot p_j}{\sum_j w\left(d\left(p_i, p_j\right)\right)},$$

где $w(d) = e^{-d^2/\sigma^2}$ – гауссова функция веса; σ – параметр, определяющий радиус влияния.

Помимо обработки облака точек система использует данные RGB-изображения для дополнительной аналитики забоя. Для выявления границ между различными типами пород применяется алгоритм Canny (Кэнни). Для каждого пикселя вычисляется градиент:

$$G = \sqrt{\left(G_x^2 + G_y^2\right)}; \quad \theta = \operatorname{arctg}\left(\frac{G_y}{G_x}\right),$$

где G_x и G_y – градиенты по горизонтали и вертикали, вычисленные через операторы Собеля; θ – направление угла градиента.

Для выявления трещин и других геологических неоднородностей используется алгоритм Hough-преобразования (алгоритм Хафа). Для обнаружения линий применяется преобразование:

$$\rho = x \cdot \cos\varphi + y \cdot \sin\varphi,$$

где ρ – расстояние от начала координат до линии; φ – угол наклона нормали к линии.

По накопленной гистограмме в пространстве (ρ, φ) определяются наиболее вероятные линии. Разработка эффективных алгоритмов обработки кадров, включая регистрацию изображений и отделение объекта от фона, является ключевой задачей при создании подобных сканирующих систем, что подробно рассмотрено в работе [11]. Для автоматической классификации пород по цветовым характеристикам используется метод кластеризации K-means в цветовом пространстве HSV. Методы обработки изображений, включая поиск соответственных точек, играют важную роль в системах технического зрения для горной отрасли [12]. Соответственные точки – это пары точек на двух или более изображениях (или на изображении и облаке точек), которые являются проекцией одной и той же точки трехмерной сцены. В контексте разрабатываемой системы они используются для регистрации и «сшивки» нескольких облаков точек, полученных с разных ракурсов, в единую модель забоя, привязки RGB-изобра-

жения к геометрическим данным лидара и отслеживания деформаций поверхности забоя между циклами сканирования до и после взрыва. Для автоматического поиска таких точек применяется нейросетевой метод LoFTR (Local Feature Matching with Transformers – локальное сопоставление признаков с помощью трансформеров).

Алгоритм минимизирует целевую функцию:

$$J = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in C_i} \left\| x - \mu_i \right\|^2,$$

где C_i – множество точек, принадлежащих i-му кластеру; μ_i – центр i-го кластера.

Для определения оптимального расположения шпуров применяется алгоритм построения диаграммы Вороного, который позволяет учитывать реальные геометрические параметры выработки и обеспечивает более точное моделирование зон влияния взрывных зарядов. Диаграмма Вороного представляет собой разбиение плоскости на n локусов, где каждый локус содержит все точки, ближайшие к соответствующему сайту (точке расположения шпура). Математически диаграмма Вороного определяется как:

$$V(S_i) = \left\{ x \in R^2 \left\| x - S_i \right\| \le \left\| x - S_j \right\| \forall j \ne j \right\},$$

где S_i – координаты i-го сайта (шпура); R – двумерное евклидово пространство; $\|\cdot\|$ – евклидова норма; j – индекс сайта (шпура), по которому проводится сравнение, $j \neq i$. Для построения диаграммы Вороного используется алгоритм Fortune, который имеет вычислительную сложность $O(n \cdot \log n)$. Алгоритм основан на построении перпендикулярных биссектрис между парами точек и обрабатывает события в порядке их появления, используя структуру данных «дерево событий». В этом случае алгоритм модифицирован для учета геометрических ограничений выработки: границы выработки задают ограничения для локусов, при построении локусов учитываются уже размещенные шпуры, что позволяет последовательно добавлять новые шпуры в оптимальные позиции. Границы выработки задаются в виде многоугольника; все локусы (ячейки Вороного), выходящие за его пределы, отсекаются. Шпуры добавляются итерационно: сначала фиксируются координаты врубовых шпуров, затем оконтуривающих, затем вспомогательных. На каждом шаге ранее размещенные шпуры считаются фиксированными сайтами, и диаграмма Вороного перестраивается. Эта модификация обеспечивает возможность автоматизированного размещения шпуров в забое произвольной формы.

Системный подход к моделированию объектов и процессов в горной технологии [13] позволяет эффективно интегрировать такие геометрические алгоритмы в общую систему автоматизации.

Для анализа полученных данных и принятия решений о расположении шпуров применяется нейросетевая архитектура, которая обрабатывает данные диаграммы Вороного и предыдущих сканирований. Использование 3D-моделей для определения позиции и ориентации объектов в пространстве является стандартным подходом в современных системах технического зрения, применяемых,

в том числе, в горном деле [14], а применение нейросетевых методов, в частности сверточных нейронных сетей, для детектирования элементов буровзрывных работ – устьев шпуров, стаканов, границ контура забоя и локальных неровностей поверхности – на фотоизображениях и в облаках точек подтверждает свою эффективность в современных исследованиях [15]. Архитектура включает сверточные слои для анализа изображений. Для обработки RGB-изображений забоя используется сверточная нейросеть с тремя слоями свертки, где каждый слой включает операции:

$$y_{i,j}^{l} = f \cdot \left(\sum\nolimits_{k} w_{i,j,k}^{l} \cdot x_{k}^{l-1} + b_{i}^{l} \right),$$

где $w_{i,j,k}^{l}$ – весовой коэффициент ядра свертки; x_{k}^{l-1} – входное значение; b_{i}^{l} – смещения; f – нелинейная функция активации (ReLU).

Базовое распределение шпуров формируется диаграммой Вороного, а нейросетевой модуль выполняет лишь итеративную корректировку – на каждом шаге он анализирует текущую диаграмму и принимает решение о необходимости добавления еще одного вспомогательного шпура в область с максимальным незаполненным локусом. Таким образом, нейросеть не генерирует расположение с нуля, а оптимизирует плотность размещения в рамках геометрической схемы.

Для нейросетевого модуля использована сверточная нейронная сеть с архитектурой, аналогичной U-Net, но адаптированной к одномерной последовательности: вход – вектор признаков (площадь незаполненных локусов, минимальное расстояние до существующих шпуров, кривизна поверхности в этой области); выход – бинарное решение (добавить/не добавлять) и смещение координат.

Обучение сети проводилось на синтетических данных, сгенерированных на основе 30 типовых паспортов БВР, а последующее дообучение – на экспериментальных данных после каждого цикла взрывания (fine-tuning). Функция потерь комбинирует геометрическую ошибку положения шпура и штраф за образование непокрытых зон.

После проведения взрыва и повторного сканирования система автоматически вычисляет фактический КИШ, удельный расход ВВ и КИС. Разность между прогнозными и фактическими значениями подается в оптимизатор для корректировки весов сети (через обратное распространение ошибки). Таким образом, с каждым циклом точность прогноза повышается, и система адаптируется к локальным особенностям конкретной выработки.

Эксперименты проводились для горизонтальных выработок сечением 19–21 м^2 в медноколчеданных рудах с коэффициентом крепости f = 12–16 при условии изотропности и макрооднородности массива. Образец не является взрывозащищенным, что требует доработки для промышленного применения.

Результаты. В ходе экспериментов с использованием разработанного экспериментального образца получена высокоточная трехмерная модель забоя подземной горной выработки. В результате сканирования получено облако, содержащее 326 541 точку с плотностью распределения 254 на 1 см^2. Точность измерения глубины составила 7–12 мм на расстоянии 1,5–2,0 м от забоя. Полученные данные согласуются с результатами других исследователей, применяющих 3D-лазерное сканирование в схожих условиях [5, 6].

После сканирования данные подверглись предобработке, включающей фильтрацию шумов, выравнивание облака точек и сегментацию поверхности забоя. В результате применения алгоритма статистической фильтрации было удалено 12,7 % точек, считавшихся шумовыми, включая: выбросы от многократных отражений на гранях и неровностях (≈ 8 %), артефакты на границах выработки из-за частичного перекрытия лучей (≈ 3 %), единичные аномалии (≈ 1,7 %).

Алгоритм RANSAC позволил точно определить плоскость забоя со среднеквадратичным отклонением точек от полученной плоскости, рассчитанной методом наименьших квадратов, составляющим не более 4,2 мм. Эффективность применения улучшенных версий RANSAC для фильтрации данных лидаров подтверждается современными исследованиями [9].

Применение метода скользящего наименьшего квадрата для реконструкции поверхности забоя позволило создать непрерывную модель с усредненным среднеквадратическим отклонением 1,8 мм реконструированной поверхности от эталонной модели, в качестве которой выступало облако точек после ручной чистки выбросов. Полученное отклонение более чем на порядок меньше допустимой погрешности ручных замеров (50–100 мм), что свидетельствует о достаточной точности метода для задач проектирования БВР. В результате предобработки получено облако точек, готовое к дальнейшему анализу и использованию в алгоритмах построения паспорта БВР.

Анализ и обсуждение. Сравнение предложенной методики и ручного построения паспортов БВР приведено в табл. 1, из которой следует, что полученные результаты демонстрируют значительное превосходство предложенного подхода по сравнению с традиционными методами формирования паспортов БВР [1, 2]. В отличие от существующих систем, которые требуют ручного ввода данных и корректировки проекта [4], разработанная система позволяет полностью автоматизировать процесс формирования паспорта БВР с учетом реальных геометрических параметров забоя.

Особенно важно отметить, что, в отличие от существующих решений, разработанная система не требует предварительного задания геометрических параметров выработки, а получает их непосредственно из результатов лазерного сканирования. Это исключает субъективные ошибки, связанные с ручным измерением, и обеспечивает более точное моделирование условий забоя, как это рекомендуется в работах по применению 3D-сканирования для мониторинга деформаций [7].

Полученная точность определения параметров забоя является высокой для практического применения в горной промышленности. Однако можно выделить несколько факторов, отрицательно влияющих на точность:

– погрешность сканирования, связанная с техническими характеристиками лидара (±7–12 мм);

– ошибки предобработки данных, особенно при работе с шумными измерениями;

– ограничения нейросетевых моделей при классификации пород по текстуре.

Влияние этих факторов может быть снижено за счет использования более точного лидара, улучшения алгоритмов предобработки [9] и увеличения объема данных для обучения нейросетевых моделей.

Использование нейросетевых моделей для анализа данных сканирования забоя представляет собой ключевое преимущество предложенного подхода. В отличие

от традиционных алгоритмов, которые требуют явного задания правил и ограничений, нейросетевые модели способны автоматически выявлять закономерности в данных и адаптироваться к различным горно-геологическим условиям.

Особенно важно отметить механизм обратной связи, который позволяет системе дообучаться на основе результатов предыдущих взрывных работ. Это обеспечивает непрерывное повышение точности расчетов с каждым новым циклом взрывания, что является уникальной особенностью разработанной системы.

Таблица 1. Сравнение ключевых показателей эффективности
Table 1. Comparing the key parameters of the efficiency

Параметр	Ручной метод (на основе расчета типовых паспортов БВР)	Предлагаемый метод
Время формирования паспорта	210 ± 30 мин (без учета времени на сканирование)	46 ± 5 мин (вместе со сканированием, сам расчет занимает 10 ± 5 мин)
Отклонение удельного расхода ВВ от эталона	8,2 %	5,2 %
Субъективная вариативность (разброс между разными специалистами)	Высокая	Отсутствует

Полученные результаты подтверждают высокую практическую применимость предложенного подхода в горнодобывающей промышленности. Время формирования паспорта БВР сокращено на 78 % по сравнению с ручным методом [1], что позволяет значительно увеличить производительность труда горнорабочих, занятых в БВР. Однако следует отметить, что увеличение количества проходческих циклов за смену не всегда достижимо из-за организационных ограничений (доставка материалов, проветривание, график работы), поэтому приведенные оценки производительности относятся преимущественно к работе маркшейдерской службы. Кроме того, повышение точности расчетов обеспечивает более качественное дробление породы и получение более точного контура и размеров выработки.

Выводы. Разработанный подход к автоматизации формирования паспортов буровзрывных работ с использованием машинного зрения и нейросетевых алгоритмов демонстрирует принципиальные преимущества перед традиционными методами [1, 2, 4]. В отличие от существующих систем, которые требуют ручного ввода данных и корректировки проектов, предложенная система обеспечивает полную автоматизацию процесса, начиная от сканирования реального забоя и заканчивая формированием более оптимального паспорта БВР.

Система, основанная на лазерном сканировании и анализе трехмерных данных, способна адаптироваться к различным горно-геологическим условиям благодаря механизму обратной связи, что обеспечивает непрерывное повышение точности расчетов с каждым новым циклом взрывных работ. Это особенно важно в динамично меняющихся условиях строительства подземных горных выработок, где точность параметров буровзрывных работ напрямую влияет на качество и экономические показатели проходки, а также безопасность горнопроходческих работ. Инновационные технологии маркшейдерского обеспечения, такие как лазерное сканирование, играют в этом процессе ключевую роль [16].

Практическая реализация разработанного подхода подтверждает его высокую эффективность: сокращение времени формирования паспорта на 78 % при сохранении точности расчетов параметров паспорта БВР на уровне 93,5 % и возможность интеграции с существующими системами управления горными работами [4, 13] открывают новые перспективы для цифровой трансформации горнодобывающей отрасли, где автоматизация и повышение точности расчетов становятся ключевыми факторами конкурентоспособности предприятий.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Ремизов А. В., Прокопов А. Ю. Анализ эффективности методов проектирования паспорта буровзрывных работ при проходке выработок // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2024. № 1. С. 335–343.

2. Литвинский Г. Г., Шульгин П. Н. Разработка нового паспорта БВР и методики его расчета на ЭВМ // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2012. № 1. С. 90–97.

3. Абрамов Н. Н., Епимахов Ю. А. Геомеханические аспекты безопасного строительства подземных сооружений в сложных инженерно-геологических условиях // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. 2012. № 7. С. 32–36.

4. Кирсанов А. К. Анализ программных продуктов для проектирования буровзрывных работ при отработке месторождений подземным способом // Известия ТулГУ. Науки о Земле. 2023. № 2. С. 242–259.

5. Fekete S., Diederichs M., Lato M. Geotechnical and operational applications for 3-dimensional laser scanning in drill and blast tunnels // Tunnelling and Underground Space Technology. 2010. No. 25. P. 614–628. DOI: 10.1016/j.tust.2010.04.008

6. Liu W. L. Automatic measurement the deformations of coal-mining face using 3D laser scanning technique // Energy Education Science and Technology Part A: Energy Science and Research. 2014. No. 32. P. 4171–4180.

7. Wang Lei, Shangjun Zhu, Chuang Jiang, Jingyu Li, Kegui Jiang, Chaoqun Teng, Tao Wei, Qing-biao Guo. Research on 3D laser scanning monitoring method for mining subsidence based on the auxiliary for probability integral method // KSCE Journal of Civil Engineering. 2021. Vol. 25. No. 11. P. 1–14. DOI: 10.1007/s12205-021-0053-6

8. Арно В. В., Колесниченко Е. П., Гарифулина И. Ю., Миккельсен Е. А. Сканирующая тахеометрия в решении маркшейдерских задач при подземной отработке месторождения «Перевальное» // Горная промышленность. 2025. № 3. С. 40–44. DOI: 10.30686/1609-9192-2025-3-40-44

9. Wang Bingxu, Lan Jinhui, Gao Jiangjiang. LiDAR filtering in 3D object detection based on improved RANSAC // Remote Sensing. 2022. Vol. 14. Iss. 9. Art. 2110. DOI: 10.3390/rs14092110

10. Shi Meiqi, Li Yanzhou, Pan Yingchun, Lu Linfei, Wei Jin. Sugarcane field terrain inversion and height recognition based on 3D-LiDAR and improved RANSAC algorithm // Journal of Physics: Conference Series. 2025. Vol. 3024. Art. 012025. DOI: 10.1088/1742-6596/3024/1/012025

11. Бортников В. М., Абрамчук М. В. Разработка программного компонента модуля съемки протяженных объектов для сканера пиломатериалов // Приборостроение. 2018. № 2. С. 167–173.

12. Гошин Е. В., Фурсов В. А. Метод согласованной идентификации в задаче определения соответственных точек на изображениях // Компьютерная оптика. 2012. Т. 36. № 1. С. 131–135.

13. Лукичев С. В., Наговицын О. В. Системный подход к решению задач горной технологии на основе моделирования ее объектов и процессов // Проблемы недропользования. 2016. № 4(11). С. 141–151.

14. Якимчук А. В. Разработка системы технического зрения для определения позиции и ориентации объекта на основе 3D-модели // StudNet. 2020. № 10. С. 34–47.

15. Valencia Jorge, Emami Ebrahim, Battulwar Rushikesh, Jha Ankit, Gomez Jose, Moniri-Morad Amin, Sattarvand Javad. Blasthole location detection using support vector machine and convolutional neural networks on UAV images and photogrammetry models // Electronics. 2024. Vol. 13. Iss. 7. Art. 1291. DOI: 10.3390/electronics13071291

16. Бесимбаева О. Г., Хмырова Е. Н., Олейникова Е. А. Маркшейдерское обеспечение проведения горных работ с применением инновационных технологий // Восточно-европейский научный журнал. 2016. Т. 14. № 3. С. 60–65.

Поступила в редакцию 7 апреля 2026 года

Сведения об авторах:

Волкова Евгения Алексеевна – кандидат технических наук, доцент кафедры информатики Уральского государственного горного университета. E-mail: evgeniya.volkova@m.ursmu.ru; https://orcid.org/0000-0003-4517-9780

Нагаткин Евгений Юрьевич – старший преподаватель кафедры информатики Уральского государственного горного университета. E-mail: nagatkin.e@m.ursmu.ru; https://orcid.org/0009-0002-5789-2188
Дружинин Алексей Владимирович – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой информатики Уральского государственного горного университета. E-mail: aleksey.druzhinin@m.ursmu.ru
Полузадов Владимир Николаевич – кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры электротехники Уральского государственного горного университета. E-mail: vladimir.poluzadov@m.ursmu.ru

DOI: 10.21440/0536-1028-2026-5-78-88

Automated drilling and blasting passport formation using machine vision and neural networks

Evgeniia A. Volkova[1], Evgenii Iu. Nagatkin[1], Aleksei V. Druzhinin[1], Vladimir N. Poluzadov[1]
[1] Ural State Mining University, Ekaterinburg, Russia.

Abstract

Introduction. *The article presents an approach to automating the formation of drilling and blasting passports using modern machine vision and neural network algorithms.*

The research objective *is to improve the accuracy and efficiency of drilling and blasting parameter calculations by automating the face scanning process and analyzing the obtained data. To implement this task, an experimental prototype was developed based on a laser lidar and a single-board computer, allowing for high-precision 3D data on the face geometry.*

A methodology *for preprocessing scan data is proposed, including noise filtering, point cloud alignment, and face surface segmentation using the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm. The Voronoi diagram construction algorithm is applied to determine the optimal drill hole placement, taking into account the actual geometric parameters of the excavation.*

Research results. *Experimental studies showed that the proposed approach reduces the time for forming a drilling and blasting passport by 78% compared to manual methods while maintaining calculation accuracy at 93.5%. The technical and economic parameters of the calculated values match the standard values with an error of no more than 5.2%. The results confirm the high efficiency of the proposed approach and its potential for implementation in the mining industry, which can significantly improve excavation accuracy, reduce costs, and enhance mining safety. Further research development may focus on integration with drilling equipment and the creation of a big data collection system for continuous neural network model training.*

The research relevance *is conditioned by the need for mining enterprises to improve the accuracy, reduce the labor intensity of drilling and blasting design, and substitute import in the field of specialized software.*

Keywords: *machine vision; neural network algorithms; laser scanning; Voronoi diagram; point cloud processing; automation of blasting and drilling operations; drilling and blasting passport.*

REFERENCES

1. Remizov A. V., Prokopov A. Yu. Analysing the efficiency of methods for designing a passport of drilling and blasting operations. *Izvestiia Tulskogo Gosudarstvennogo Universiteta. Nauki o Zemle = Proceedings of the Tula State University. Earth Sciences*. 2024; 1: 335–343. (In Russ.)

2. Litvinskii G. G., Shulgin P. N. Elaborating new passport DBW and methodologies of one's calculation with using a computer. *Izvestiia Tulskogo Gosudarstvennogo Universiteta. Nauki o Zemle = Proceedings of the Tula State University. Earth Sciences.* 2012; 1: 90–97. (In Russ.)

3. Abramov N. N., Epimakhov Yu. A. Geomechanical aspects of safe underground construction in complex engineering-geological conditions. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Gornyi zhurnal = News of the Higher Institutions. Mining Journal.* 2012; 7: 32–36. (In Russ.)

4. Kirsanov A. K. Analysis of software products for designing drilling and blasting operations in the development of deposits by underground mining method. *Izvestiia Tulskogo Gosudarstvennogo Universiteta. Nauki o Zemle = Proceedings of the Tula State University. Earth Sciences.* 2023; 2: 249–259. (In Russ.)

5. Fekete S., Diederichs M., Lato M. Geotechnical and operational applications for 3-dimensional laser scanning in drill and blast tunnels. *Tunnelling and Underground Space Technology.* 2010; 25: 614–628. DOI: 10.1016/j.tust.2010.04.008

6. Liu W. L. Automatic measurement the deformations of coal-mining face using 3D laser scanning technique. *Energy Education Science and Technology Part A: Energy Science and Research.* 2014; 32: 4171–4180.

7. Wang Lei, Shangjun Zhu, Chuang Jiang, Jingyu Li, Kegui Jiang, Chaoqun Teng, Tao Wei, Qing-biao Guo. Research on 3D laser scanning monitoring method for mining subsidence based on the auxiliary for probability integral method. *KSCE Journal of Civil Engineering.* 2021; 25(11): 1–14. DOI: 10.1007/s12205-021-0053-6

8. Arno V. V., Kolesnichenko E. P., Garifulina I. Iu., Mikkelsen E. A. Scanning total stations in solving mine surveying tasks in underground mining of the Perevalnoye deposit. *Gornaia promyshlennost = Russian Mining Industry.* 2025; 3: 40–44. (In Russ.) DOI: 10.30686/1609-9192-2025-3-40-44

9. Wang Bingxu, Lan Jinhui, Gao Jiangjiang. LiDAR filtering in 3D object detection based on improved RANSAC. *Remote Sensing.* 2022; 14(9): 2110. DOI: 10.3390/rs14092110

10. Shi Meiqi, Li Yanzhou, Pan Yingchun, Lu Linfei, Wei Jin. Sugarcane field terrain inversion and height recognition based on 3D-LiDAR and improved RANSAC algorithm. *Journal of Physics: Conference Series.* 2025; 3024: 012025. DOI: 10.1088/1742-6596/3024/1/012025

11. Bortnikov V. M., Abramchuk M. V. Development of software component for module of lengthy objects shooting for sawn timber scanner. *Izvestiia vysshikh uchebnykh zavedenii. Priborostroenie = Journal of Instrument Engineering.* 2018; 2: 167–173. (In Russ.)

12. Goshin E. V., Fursov V. A. Conformed identification in corresponding points detection problem. *Kompiuternaia optika = Computer Optics*. 2012; 36(1): 131–135. (In Russ.)

13. Lukichev S. V., Nagovitsin O. V. Systemic approach to solve mining technological tasks based on objects and processes modeling. *Problemy nedropolzovaniia = Problems of Subsoil Use.* 2016; 4(11): 141–151. (In Russ.)

14. Yakimchuk A. V. Development of a technical vision system for determining the position and orientation of an object based on a 3D model. *StudNet.* 2020; 10: 34–47. (In Russ.)

15. Valencia Jorge, Emami Ebrahim, Battulwar Rushikesh, Jha Ankit, Gomez Jose, Moniri-Morad Amin, Sattarvand Javad. Blasthole location detection using support vector machine and convolutional neural networks on UAV images and photogrammetry models. *Electronics*. 2024; 13(7): 1291. DOI: 10.3390/electronics13071291

16. Besimbaeva O. G., Khmyrova E. N., Oleynikova E. A. Surveying the provision of mining with the use of innovative technologies. *Vostochno-evropeiskii nauchnyi zhurnal = East European Scientific Journal.* 2016; 14(3): 60–65.

Received 7 April 2026

Information about the authors:

Evgeniia A. Volkova – PhD (Engineering), associate professor of the Department of Computer Science, Ural State Mining University. E-mail: evgeniya.volkova@m.ursmu.ru; https://orcid.org/0000-0003-4517-9780
Evgenii Iu. Nagatkin – senior lecturer, Department of Computer Science, Ural State Mining University. E-mail: nagatkin.e@m.ursmu.ru; https://orcid.org/0009-0002-5789-2188
Aleksei V. Druzhinin – PhD (Engineering), Associate Professor, Head of the Department of Computer Science, Ural State Mining University. E-mail: aleksey.druzhinin@m.ursmu.ru
Vladimir N. Poluzadov – PhD (Engineering), Associate Professor, associate professor of the Department of Electrical Engineering, Ural State Mining University. E-mail: vladimir.poluzadov@m.ursmu.ru

Для цитирования: Волкова Е. А., Нагаткин Е. Ю., Дружинин А. В., Полузадов В. Н. Применение машинного зрения и нейросетевых алгоритмов для автоматизации формирования паспортов буровзрывных работ // Известия высших учебных заведений. Горный журнал. 2026. № 5. С. 78–88. DOI: 10.21440/0536-1028-2026-5-78-88
For citation: Volkova E. A., Nagatkin E. Iu., Druzhinin A. V., Poluzadov V. N. Automated drilling and blasting passport formation using machine vision and neural networks. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Gornyi zhurnal = Minerals and Mining Engineering.* 2026; 5: 78–88 (In Russ.). DOI: 10.21440/0536-1028-2026-5-78-88