

УДК 622.235.2:004.8

РАЗРАБОТКА И ИМИТАЦИОННОЕ ТЕСТИРОВАНИЕ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА БУРОВЗРЫВНЫХ РАБОТ НА ОСНОВЕ ГИБРИДНЫХ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Новокрещенов А. Ф.¹, аспирант гр. ФПа-231, III курс,
Научные руководители: Дрозденко Ю. В.¹, канд. техн. наук, доцент,
Копытов А. И.¹, докт. техн. наук, профессор.

¹Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева,
г. Кемерово

Взрывные работы (ВР) являются ключевым технологическим процессом при открытой разработке месторождений полезных ископаемых. Эффективность разрушения горного массива определяет производительность экскавации, транспортировки и дробления, а также безопасность ведения горных работ. Традиционные методы проектирования буровзрывных работ (БВР), основанные на эмпирических зависимостях [6], обладают рядом ограничений: они оперируют усреднёнными характеристиками массива, не учитывают его пространственную неоднородность и не способны адаптироваться к изменяющимся горно-геологическим условиям.

Ранее авторами был предложен гибридный подход к моделированию взрывных работ, сочетающий классические физические модели (Кутузова, Кузнецова-Раммлера) с алгоритмами искусственного интеллекта. Было показано, что такая комбинация позволяет адаптировать детерминированные расчёты к реальным условиям неоднородного массива и повысить точность прогноза. Однако созданный прототип имел ряд ограничений: он оперировал усреднёнными характеристиками блока, не использовал данные бурения в режиме реального времени и не включал замкнутый цикл оптимизации с обратной связью по результатам взрыва.

Современные тенденции цифровизации горного производства требуют перехода к концепции «цифрового двойника» [10] – динамической виртуальной модели, которая непрерывно обновляется по данным с датчиков и позволяет не только прогнозировать, но и управлять технологическим процессом. Применительно к буровзрывным работам цифровой двойник должен объединять геомеханическое моделирование, оперативную информацию о свойствах массива (по данным бурения и геофизики) и интеллектуальные алгоритмы для выработки оптимальных параметров взрыва [2;4].

Цель настоящей работы – развитие ранее предложенного гибридного подхода в концептуальную модель цифрового двойника БВР, его программная реализация и оценка эффективности путём имитационного тестирования на ретроспективных и синтезированных данных. В задачи исследования входили:

1. Разработка архитектуры цифрового двойника, интегрирующего модули геомеханического моделирования, машинного обучения и многокритериальной оптимизации.

2. Реализация программного прототипа на языке Python с использованием библиотек TensorFlow, DEAP, Scikit-learn.

3. Верификация гибридной модели прогноза гранулометрического состава на массиве ретроспективных данных массовых взрывов.

4. Имитационное моделирование процесса оптимизации параметров БВР с помощью генетического алгоритма для оценки потенциального эффекта.

Система состоит из четырёх основных модулей, обменивающихся данными через единую базу данных (БД).

Модуль сбора и предобработки данных.

Входная информация (на этапе тестирования используются ретроспективные данные) включает:

- геологические планы участков (литология, прочностные характеристики, естественная трещиноватость);

- данные ГНСС-мониторинга буровых станков (координаты скважин, глубина, скорость бурения, осевое усилие) – для каждой скважины формируется вектор признаков, характеризующих крепость пород на забое;

- паспорта массовых взрывов (тип ВВ, конструкция заряда, схема замедлений, фактический расход ВВ);

- результаты послевзрывного контроля: гранулометрический состав (по данным фотопланиметрии с квадрокоптера), сейсмограммы, фактический выход негабарита.

Все данные приводятся к единому формату и сохраняются в БД. Для каждого блока выполняется интерполяция свойств для построения трёхмерной блочной модели массива.

Модуль геомеханического моделирования. На основе блочной модели рассчитываются ожидаемые зоны разрушения вокруг каждой скважины и прогнозируется гранулометрический состав. В качестве базовой физической модели используется модификация модели Каннингема для среднего размера куска [5;11]:

$$X_{\text{ср}} = A \times \left(\frac{V_0}{Q}\right)^{0,8} \times Q^{\frac{1}{6}} \times \left(\frac{E}{115}\right)^{-0.633}, \quad (1.1)$$

где $X_{\text{ср}}$ – средний размер куска отбитой горной массы, см; A – коэффициент, зависящий от трещиноватости и крепости пород (в классической модели принимается константой); V_0 – объём взрывающегося блока, м³; Q – масса заряда ВВ, кг; E – относительная работоспособность ВВ.

В предлагаемом гибридном подходе коэффициент A не является фиксированным, а корректируется нейросетью на основе дополнительных факторов.

Модуль машинного обучения. Для коррекции физической модели используется многослойный перцептрон (MLP) с двумя скрытыми слоями (64 и 32 нейрона, активация ReLU).

Входные признаки:

- скорость бурения (осреднённая по блоку);
- коэффициент трещиноватости по геофизическим данным;
- показатель обводнённости;
- крепость пород по шкале Протодяконова;
- тип ВВ (кодируется категориально).

Выходные параметры нейросети – поправочный коэффициент δ к базовому $X_{\text{ср}}$, так что итоговый прогноз $X_{\text{сргибрид}} = X_{\text{срфиз}} \cdot (1 + \delta)$. Обучение проводится на исторических данных (пары «параметры взрыва – фактический $X_{\text{ср}}$ »). Функция потерь – среднеквадратическая ошибка (MSE).

Модуль оптимизации.

Для поиска оптимальных параметров проектируемого взрыва (сетка скважин, удельный расход, схема замедлений) применяется многокритериальный генетический алгоритм NSGA II. Целевые функции:

- минимизация удельного расхода ВВ ($\text{кг}/\text{м}^3$);
- минимизация отклонения прогнозируемого $X_{\text{ср}}$ от заданного технологического диапазона;
- минимизация уровня сейсмического воздействия (по эмпирической формуле Садовского [9]).

Результатом работы модуля является множество оптимальных решений, из которых технолог может выбрать компромиссный вариант. На данном этапе работа модуля проверяется в имитационном режиме на ретроспективных данных.

Данные для верификации и имитационного тестирования

Для апробации системы использованы ретроспективные данные 47 массовых взрывов, проведённых на угольных разрезах Кузбасса в 2024–2025 гг., предоставленные для научного анализа. Для каждого взрыва имелись: паспорт БВР, результаты геофизических исследований участка, данные бурения (запись параметров с бурового станка), а также послевзрывной гранулометрический состав (по данным фотопланиметрии). Набор данных случайным образом разделён на обучающую выборку (37 взрывов) и тестовую (10 взрывов). Все числовые признаки стандартизированы.

Для имитационного моделирования оптимизационных задач дополнительно генерировались синтезированные наборы данных, соответствующие типичным горно-геологическим условиям Кузбасса.

На тестовой выборке ретроспективных данных выполнено сравнение трёх моделей прогноза среднего размера куска:

Базовая физическая модель (Каннингема с фиксированным коэффициентом A , подобранным эмпирически для данного разреза).

Нейросетевая модель, обучаемая напрямую предсказывать $X_{\text{ср}}$ по входным признакам (без использования физической модели).

Гибридная модель (физическая модель + коррекция по данным нейросети).

Сравнительный анализ приведен в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнение точности прогноза X_{cp} на тестовой выборке ретроспективных данных

Модель	Средняя абсолютная ошибка, см	Среднеквадратическая ошибка, см	Средняя относительная ошибка, %
Физическая (базовая)	8,4	10,2	26,3
Нейросетевая	5,1	6,5	17,1
Гибридная (физика + коррекция по данным нейросетевой)	3,6	4,8	11,8

Гибридная модель демонстрирует существенно меньшую ошибку (Средняя относительная 11,8%) по сравнению с чисто физической (26,3%). Нейросеть без физики демонстрирует более низкую точность по сравнению с гибридной моделью, что подтверждает эффективность комбинированного подхода: физическая модель задаёт правильный масштаб, а нейросеть учитывает локальные особенности. На рисунке 1 показано сопоставление прогнозов гибридной модели с фактическими значениями на тестовой выборке.

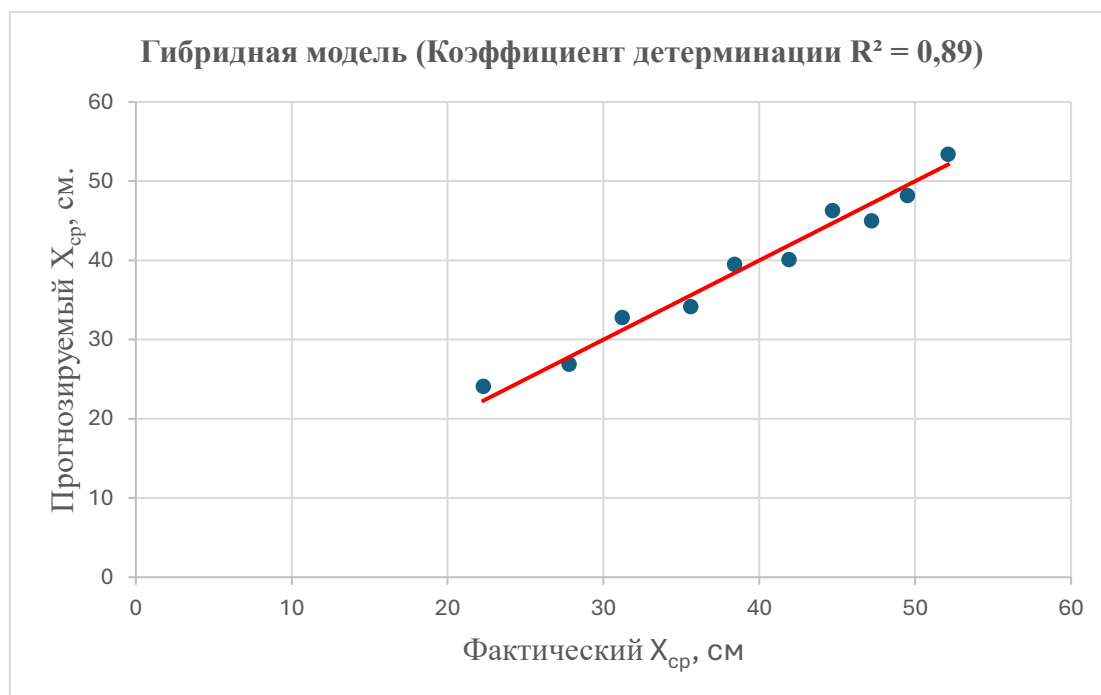


Рис. 1. Сравнение прогнозируемого и фактического среднего размера куска (гибридная модель) на ретроспективных данных

Для одного из тестовых блоков ретроспективных данных (объём 45 тыс. м³, средняя крепость $f=8$, трещиноватость средняя) в имитационном режиме проведена многокритериальная оптимизация с помощью генетического алгоритма NSGA II (размер популяции 100, число поколений 50). Ограничения: сетка скважин 4×5 м ... 7×8 м, удельный расход 0,4...0,8 кг/м³. На рисунке 2

представлено полученное множество Парето (оптимальные параметры между удельным расходом ВВ и отклонением $X_{\text{ср}}$ от целевого диапазона 25–35 см).

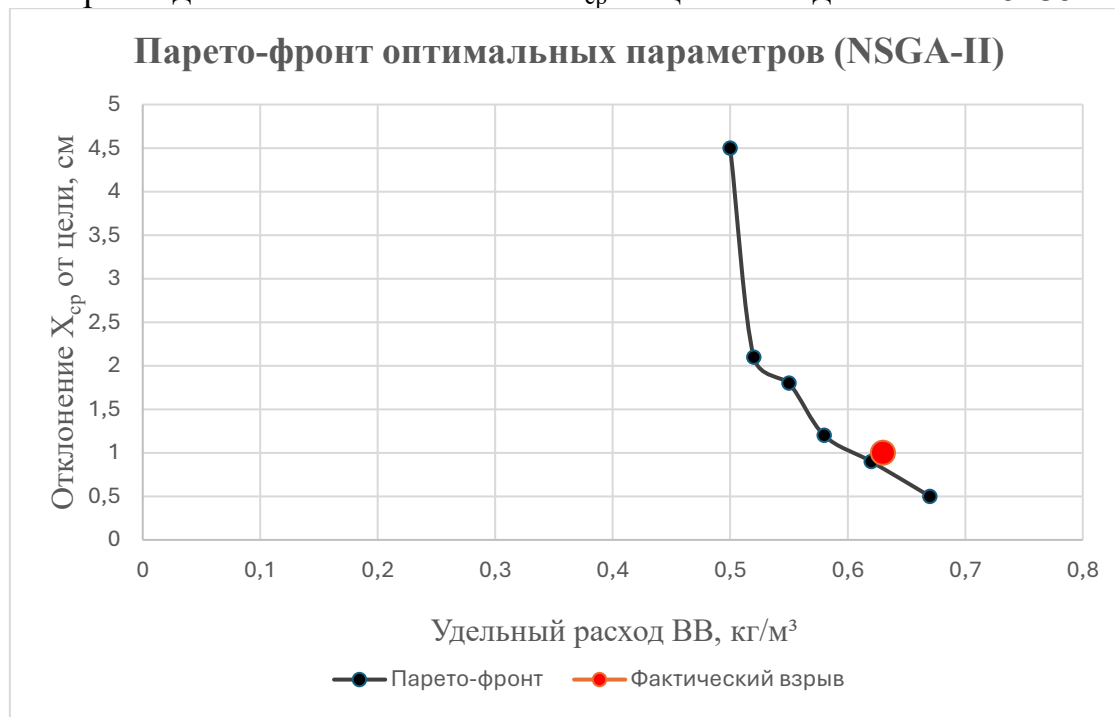


Рис. 2. Парето-фронт оптимальных решений, полученный в ходе имитационного моделирования (удельный расход ВВ vs. отклонение $X_{\text{ср}}$)

Сравнение с фактически применёнными на этом блоке параметрами (сетка 6×6 м, $q=0,63 \text{ кг/м}^3$) показало, что рекомендованный генетическим алгоритмом вариант (сетка $6,5 \times 6,5$ м, $q=0,54 \text{ кг/м}^3$) позволяет снизить расход ВВ на 14% при сохранении прогнозируемого $X_{\text{ср}}$ в заданном диапазоне. Кроме того, сейсмическое воздействие по расчёту уменьшается на 11% за счёт более равномерного распределения зарядов. Важно подчеркнуть, что данные результаты получены в имитационном режиме и демонстрируют потенциальную эффективность системы.

Полученные результаты подтверждают высокий потенциал гибридного подхода к моделированию взрывных работ. Разработанный цифровой двойник с замкнутым циклом «данные — модель — оптимизация» позволил не только улучшить точность прогноза (снижение средней относительной ошибки до 11,8% на ретроспективных данных), но и предложить инструмент для потенциальной оптимизации параметров БВР.

Важно отметить, что успех гибридной модели во многом определяется качеством и полнотой исходных данных. В нашем распоряжении были ретроспективные данные бурения, которые косвенно отражают крепость пород. Использование этих данных для построения блочной модели массива (через интерполяцию) позволило учесть пространственную неоднородность, что недоступно традиционным методам. Аналогичный вывод делают авторы [3], подчёркивая необходимость интеграции разнородной информации.

Оптимизационный модуль на базе NSGA-II в ходе имитационного моделирования продемонстрировал способность находить оптимальные решения. Потенциальное снижение расхода ВВ на 14% без ухудшения качества дробления соответствует возможному экономическому эффекту порядка 5-7 руб. на кубометр взорванной массы, что для крупного разреза может составить миллионы рублей в год. Кроме того, снижение сейсмического воздействия повышает безопасность близкорасположенных бортов и сооружений, что согласуется с требованиями СанПиН [1].

Ограничения исследования связаны с тем, что верификация проведена на ретроспективных данных, а оптимизационные расчёты выполнены в имитационном режиме без реального внедрения рекомендаций. Следующим этапом должно стать опытно-промышленное тестирование системы на действующем карьере, где рекомендации ИИ будут учитываться при проектировании взрывов, а результаты – фиксироваться для дальнейшего обучения моделей.

Выводы

Разработана концептуальная архитектура цифрового двойника буровзрывных работ, развивающая ранее предложенный гибридный подход. Архитектура включает модули геомеханического моделирования, нейросетевой коррекции и оптимизации.

Верификация на ретроспективных данных 47 промышленных взрывов угольных разрезов показала, что гибридная модель прогноза среднего размера куска обеспечивает среднюю относительную ошибку 11,8%, что в 2,2 раза точнее базовой физической модели.

В ходе имитационного моделирования применения генетического алгоритма NSGA-II для одного из тестовых блоков показана возможность снижения расчётного удельного расхода ВВ на 14% при сохранении требуемого качества дробления и уменьшении сейсмического воздействия на 11%, что подтверждает потенциал системы.

Полученные результаты обосновывают целесообразность перехода к этапу опытно-промышленных испытаний разработанной системы на горных предприятиях для подтверждения эффективности в реальных производственных условиях.

Список литературы

1. Адюшкин В.В., Спивак А.Г. Физика взрыва и сейсмические эффекты промышленных взрывов // Физика Земли. 2019. № 5. С. 3–22.
2. Зайцев А.В. Интеллектуальные системы в горном деле: монография. – М.: МГГУ, 2019. – 320 с.
3. Иванов С.П., Смирнов В.И. Применение методов искусственного интеллекта для прогнозирования результатов взрывных работ // Известия ТулГУ. Технические науки. 2022. № 4. С. 112–120.
4. Козырев А.А., Панжин А.А. Геомеханическое моделирование процессов разрушения горных пород при взрывных работах. – СПб.: Изд-во СПбГУ, 2021. – 280 с.

5. Кузнецов В.М. Математические модели взрывного разрушения горных пород. – М.: Наука, 1973 (переизд. 2005). – 250 с.
6. Кутузов Б.Н. Взрывные работы. – М.: Горная книга, 2007. – 512 с.
7. Мосинец В.Н. Разрушение горных пород взрывом. – М.: Недра, 2008. – 360 с.
8. Савельев В.Г. Оптимизация взрывных работ на основе генетических алгоритмов // Взрывное дело. 2020. № 125/82. С. 78–90.
9. Садовский М.А. Механика горных пород. – М.: Наука, 2004. – 420 с.
10. Трубецкой К.Н., Потапов В.П. Цифровые технологии в горнодобывающей промышленности // Горный журнал. 2021. № 2. С. 10–18.
11. Cunningham C.V.B. Fragmentation estimations and the Kuz–Ram model // Proceedings of the 2nd International Symposium on Rock Fragmentation by Blasting. – Keystone, 1987. – P. 475–487.