

УДК 004.942, 004.8

ОБ СОВМЕСТНОМ ПРИМЕНЕНИИ ИМИТАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОГО ПОДХОДА И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ЭКСКАВАТОРНО-АВТОМОБИЛЬНОГО КОМПЛЕКСА

Апухтин Р. В., студент гр. ИИби-231, III курс

Научный руководитель: Кузнецов И. С., к.т.н.

Кузбасский государственный технический университет им. Т. Ф. Горбачева
ФИЦ угля и углехимии СО РАН

1. Введение

Разработан программный комплекс для оптимизации параметров трассы карьерного автотранспорта. Он объединяет дискретно-событийную модель GPSS, пользовательский модуль на C#, аналитический модуль на Python, методы машинного обучения и оптимизацию дифференциальной эволюцией. В отличие от традиционных подходов, требующих множества имитационных прогонов, система формирует метамодель, способную прогнозировать производительность экскаваторно-автомобильного комплекса (ЭАК) и определять оптимальные параметры трассы без повторного моделирования.

Открытая добыча угля в России опирается на автотранспорт, поэтому характеристики трассы такие как уклоны, протяженность, радиусы кривизны влияют на длительность рейсов и суточную добычу. Классический анализ через многократные прогоны GPSS-модели требует значительных временных затрат.

Предложенный подход позволяет обучить прогностическую модель на данных имитации, заменить длительные серии прогонов быстрым вычислением и автоматически оптимизировать параметры трассы.

2. Постановка задачи

В качестве объекта исследования рассматривается разработанный программный комплекс, предназначенный для решения обратной задачи параметризации экскаваторно-автомобильного комплекса (ЭАК). Комплекс позволяет:

- принимать от пользователя только параметры трассы, включая:
 - длины участков;
 - радиусы кривизны;
 - продольные уклоны;
- восстанавливать недостающие параметры ЭАК, которые пользователь не вводит, включая:
 - параметры экскаватора;
 - параметры автосамосвалов;
- прогнозировать производительность ЭАК на основе обученной

модели машинного обучения;

- выполнять оптимизацию параметров ЭАК, обеспечивая максимизацию суточной добычи при заданных параметрах трассы.

3. Архитектура программного комплекса

Программный комплекс реализует связку: GPSS-модели, модуля взаимодействия с пользователем (C#), аналитического модуля (Python) и поддерживает два варианта использования:

Вариант 1. Прямой режим (формирование обучающего набора)

Параметры техники и трассы задаются полностью, далее GPSS выполняет имитацию и в итоге данные сохраняются в файл.

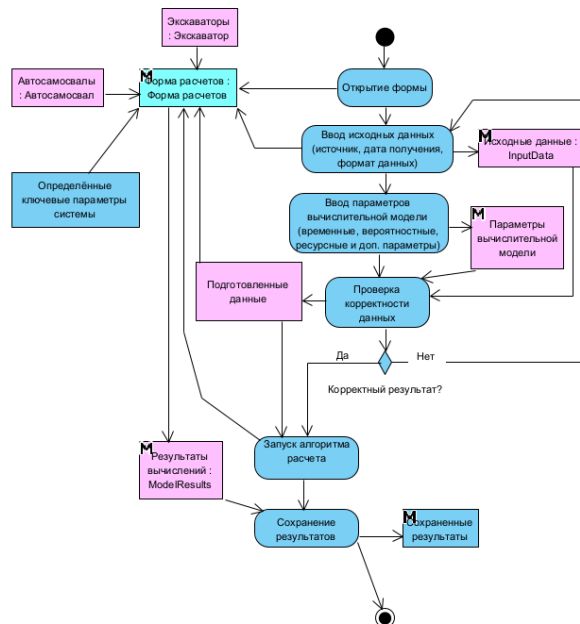
Вариант 2. Обратный режим (рабочий режим для пользователя)

Пользователь задаёт только параметры трассы, далее ML-модель восстанавливает недостающие параметры техники, где оптимизатор уточняет их, и система выдаёт итоговое решение.

Логика взаимодействия пользователя с системой в обоих режимах отражена на диаграммах деятельности:



Прямой режим



Обратный режим

3.1. GPSS-модель

Структура технологического процесса определяется последовательностью стадий автосамосвала:

1. ожидание в очереди на погрузку;
2. манёвры в забое;
3. погрузка экскаватором;
4. движение гружёного автосамосвала к месту разгрузки;
5. ожидание и манёвры на отвале;
6. разгрузка;
7. порожний ход к забою.

Ресурсная структура модели:

- EXCOVATOR – обслуживающий ресурс с одной единицей мощности;
- ZABOY – позиция погрузки (ёмкость 1);
- OTVAL – площадка разгрузки (ёмкость до 5);
- OCH_ZABOY, OCH_OTVAL – очереди перед соответствующими позициями.

Параметризация модели включает:

- число автосамосвалов (N_AVTO);
- коэффициенты работоспособности операций (манёвры, движение, разгрузка);
- распределения длительностей операций в виде гамма-распределений;
- индивидуальные временные параметры для каждого автосамосвала, задаваемые через ASSIGN.

Особенности реализации модели заключаются в формировании непрерывного замкнутого цикла движения автосамосвалов: после завершения рейса автосамосвал возвращается к началу процесса. Это позволяет исследовать систему в квазистационарном режиме. Логика событий реализована через блоки MARK, ADVANCE, SEIZE/RELEASE, что обеспечивает точный учёт длительностей операций и конкуренции за ресурсы.

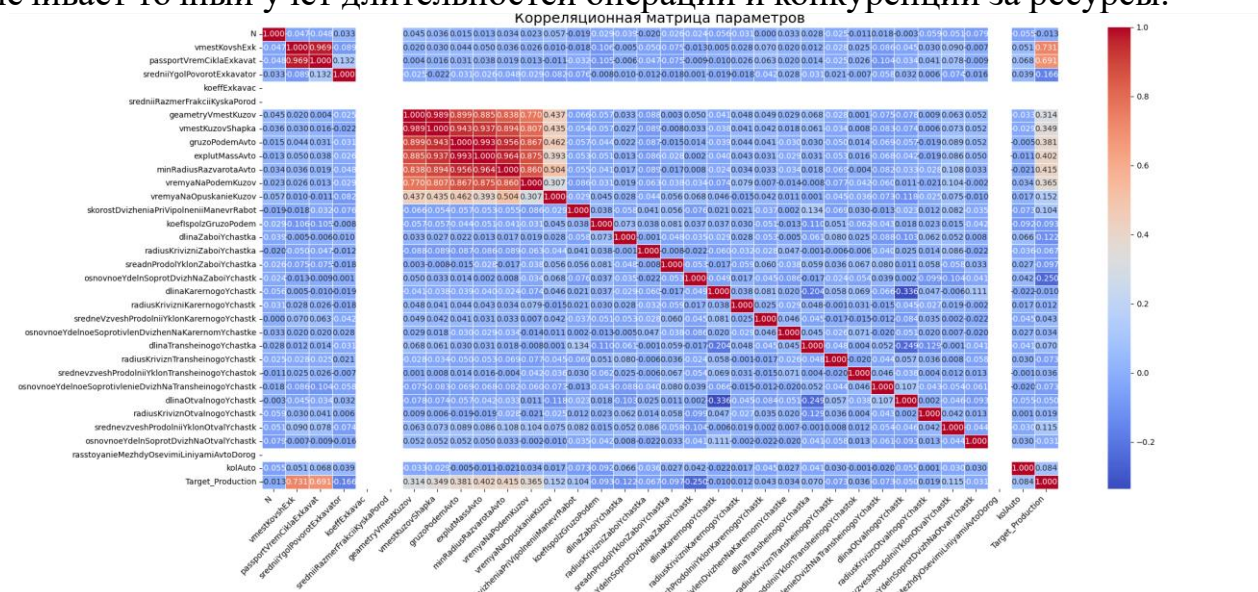


Рисунок 1 – Матрица корреляции параметров

3.2. Модуль взаимодействия с пользователем на С#

С#-приложение выполняет:

- автоматический запуск GPSS-модели для получения данных;
- передачу параметров трассы Python модулю;
- получение результатов.

Модуль на С# выполняет передачу данных между интерфейсом и аналитическим модулем Python. Для этого формируется JSON-структура:

```
var payload = new { paramIzvestn, paramNaiti };
```

```
string jsonPy = JsonSerializer.Serialize(payload);
```

Запуск Python-модуля осуществляется через внешний процесс:

```
var procStartInfPyScr = new ProcessStartInfo
{
    FileName = Path.Combine(AppDomain.CurrentDomain.BaseDirectory, "PythonScripts",
"BayesianRidge.exe"),
    RedirectStandardInput = true,
    RedirectStandardOutput = true,
    RedirectStandardError = true,
    UseShellExecute = false,
    CreateNoWindow = true
};
```

JSON передаётся во входной поток процесса, а результат считывается из стандартного вывода:

```
await procPyScr.StandardInput.WriteAsync(jsonPy);

string resultJson = await procPyScr.StandardOutput.ReadToEndAsync();
```

3.3. Аналитический модуль на Python

Аналитический модуль реализован на Python и выполняет четыре ключевые задачи:

1. Загрузка и предобработка датасета, сформированного GPSS-моделью.
2. Обучение прогностической модели на основе Bayesian Ridge Regression с использованием стандартизации и полиномиальных признаков.
3. Формирование метамодели, способной прогнозировать производительность ЭАК по параметрам трассы и техники.
4. Оптимизацию неизвестных параметров методом дифференциальной эволюции.

После получения JSON-структуры от C#-приложения модуль:

- считывает список известных параметров и параметров, которые требуется восстановить;
- загружает датасет DataSet.txt, очищает его от пропусков и служебных столбцов;
- разделяет данные на обучающую и тестовую выборки;
- формирует конвейер обработки признаков:

```
Pipeline([
    ("pre", ColumnTransformer([
        ("all", Pipeline([
            ("scale", StandardScaler()),
            ("poly", PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False))
        ]), X_cols)
    ])),
    ("bayes", BayesianRidge())
])
```

- выполняет подбор гиперпараметров через GridSearchCV;
- строит оптимальную модель и использует её как метамодель производительности.

Для неизвестных параметров формируются границы поиска:

```
bounds = [(df[f].min(), df[f].max()) for f in param_naiti]
```

Целевая функция возвращает отрицательное значение прогнозируемой производительности, чтобы оптимизатор максимизировал добычу:

```
def objective(vec):  
    row = param_izvestn.copy()  
  
    return -best_model.predict(X_in)[0]
```

Оптимизация выполняется методом дифференциальной эволюции:

```
res = differential_evolution(objective, bounds, polish=True, maxiter=200)
```

На выходе формируется словарь:

- восстановленные параметры ЭАК,
- оптимальные значения,
- прогнозируемая производительность.

Результат возвращается в виде JSON.

Нахождение оптимальных параметров

Параметры трассы

Забойный участок

Длина участка: 380

Радиус кривизны: 175

Продольный уклон: 57

Карьерный участок

Длина участка: 750

Радиус кривизны: 100

Продольный уклон: 79

Вместимость ковша экскаватора: 56
Паспортное время цикла экскаватора: 59,5483662493212
Средний угол поворота экскаватора: 120
Коэффициент экскавации: 0,575
Средний размер фракции куска породы: 0,36
Геометрическая вместимость кузова: 19,8
Вместимость кузова с шайбой: 269,5
Грузоподъемность автосамосвала: 450
Эксплуатационная масса автосамосвала: 360
Минимальный радиус разворота автосамосвала: 9,62945537766587
Время на подъём кузова: 11
Время на опускание кузова: 14
Скорость движения при выполнении маневровых работ: 2,5
Коэффициент использования грузоподъемности: 1,2
Основное удельное сопротивление движению на забойном участке: 401
Основное удельное сопротивление движению на карьерном участке: 390
Основное удельное сопротивление движению на траншейном участке: 150
Средневзвешенный продольный уклон отвального участка: 0
Основное удельное сопротивление движению на отвальном участке: 401
Расстояние между осями линиями автодорог: 1,5
Количество автосамосвалов: 15
Суточная производительность ЭАК: 4433,07224244769

Рассчитать

Рисунок 2 – Пример работы приложения

Нахождение оптимальных параметров

Параметры трассы

Траншейный участок

Длина участка: 1060

Радиус кривизны: 150

Продольный уклон: 41

Отвальный участок

Длина участка: 880

Радиус кривизны: 75

Продольный уклон: 47

Вместимость ковша экскаватора: 56
Паспортное время цикла экскаватора: 59,5483662493212
Средний угол поворота экскаватора: 120
Коэффициент экскавации: 0,575
Средний размер фракции куска породы: 0,36
Геометрическая вместимость кузова: 19,8
Вместимость кузова с шапкой: 269,5
Грузоподъемность автосамосвала: 450
Эксплуатационная масса автосамосвала: 360
Минимальный радиус разворота автосамосвала: 9,62945537766587
Время на подъём кузова: 11
Время на опускание кузова: 14
Скорость движения при выполнении маневровых работ: 2,5
Коэффициент использования грузоподъемности: 1,2
Основное удельное сопротивление движению на забойном участке: 401
Основное удельное сопротивление движению на карьерном участке: 390
Основное удельное сопротивление движению на траншейном участке: 150
Средневзвешенный продольный уклон отвального участка: 0
Основное удельное сопротивление движению на отвальном участке: 401
Расстояние между осями линиями автодорог: 1,5
Количество автосамосвалов: 15
Суточная производительность ЭАК: 4433,07224244769

Рассчитать

Рисунок 3 – Пример работы приложения

4. Методы

4.1. Формирование обучающего набора

Каждый прогон GPSS-модели фиксирует:

- длительности движения по участкам трассы;
- итоговое время рейса;
- суточную производительность.

Данные сохраняются в файл DataSet.txt.

4.2. Прогностическая модель

Используется конвейер:

- стандартизация признаков;
- полиномиальные признаки степени 2;
- Bayesian Ridge Regression.

Модель обучается с подбором гиперпараметров через GridSearchCV и формирует метамодель, способную прогнозировать производительность и восстанавливать недостающие параметры ЭАК.

4.3. Оптимизация параметров трассы

Оптимизируются только параметры, которые пользователь не вводил, включая:

- параметры экскаватора;
- параметры автосамосвалов;
- технологические характеристики;
- итоговую производительность.

Оптимизация выполняется по функции:

$$F(x) = -\hat{Y}(x),$$

где $\hat{Y}$ – прогнозируемая производительность.

5. Результаты

В результате работы комплекса:

- формируется метамодель, способная восстанавливать параметры

ЭАК по параметрам трассы;

- Ожидается ускорение вычислений за счёт применения ML-модели, но фактические замеры пока отсутствуют;
- оптимизатор находит комбинации параметров техники, обеспечивающие максимальную добычу при заданной трассе.

Пример результата:

- восстановленные параметры экскаватора;
- восстановленные параметры автосамосвалов;
- прогнозируемая производительность.

6. Обсуждение

Предложенный подход позволяет:

- отказаться от многократных имитационных прогонов;
- решать обратную задачу параметризации ЭАК;
- исследовать влияние трассы на производительность;
- интегрировать модель в системы поддержки принятия решений;
- использовать мета модель как основу цифрового двойника.

7. Заключение

Разработан программный комплекс, объединяющий имитационное моделирование, машинное обучение и рационализацию. Он позволяет определять рациональные параметры трассы карьерного автотранспорта и прогнозировать производительность ЭАК без повторного запуска GPSS-модели.

8. Список литературы

1. Гудфеллоу, Я., Бенджио, И., Курвилль, А. "Глубокое обучение". — М.: ДМК Пресс, 2017. — 652 с.
2. Стародубов, А.Н., Зиновьев, В.В., Кадочигова, А.Н., Каплун, А.В. «Система имитационного моделирования очистных горных работ» // Сборник трудов конференции IMMOD-2023. — 2023. — С. 509–515. УДК 004.942; 622.3. URL: <http://simulation.su/uploads/files/default/immod-2023-509-515.pdf> (дата обращения: 29.01.2026)
3. Кудрявцев, Е.М. "GPSS World. Основы имитационного моделирования различных систем". — М.: ДМК Пресс, 2004. — 320 с.: ил. (Серия «Проектирование»). ISBN 5-94074-219-X.
4. Кузнецов, И.С. "Оптимизация параметров карьерных экскаваторно-автомобильных комплексов с учетом внеплановых простоев" // диссертация, Кузбасский государственный технический университет, 2022. <https://science.kuzstu.ru/wp-content/docs/OAD/Soresearchers/2022/kuz/aut.pdf> (дата обращения: 15.11.2025)
5. Шолле, Ф. "Глубокое обучение на Python". — СПб.: Питер, 2018. — 400 с.: ил. — (Серия «Библиотека программиста»). ISBN 978-5-4461-0770-4. — ББК 32.973.2-018.1. — УДК 004.43.