



Гибридный подход к оптимизации транспортной логистики горно-обогатительного комбината

Д.И. Поскутов, А.С. Тихонова, В.Р. Малина, О.А. Рабинович,
С.Е. Левин, О.В. Курпатов (ООО «Динамические системы»),
С.Я. Нагибин (МАИ)

В любой транспортной системе принципиально важно составить эффективное расписание для регулирования транспортных потоков. Это особенно актуально для промышленных горно-обогатительных комбинатов, в состав которых входит сложный транспортный комплекс, включающий различные транспортные системы и виды транспорта (автомобильный, железнодорожный) для доставки добытой руды на обогатительную фабрику для последующей обработки. Задача усложняется размерностью железнодорожных и автомобильных сетей, а также большим числом переменных параметров, связанных с планированием использования тягового ресурса (самосвалы, автопогрузчики, думпкары и пр.). Проблема в том, что большинство задач планирования движения являются NP-сложными, то есть для их решения традиционными методами (последовательными, с использованием справочной информации; методом прокладки нитей) потребуется неприемлемо длительное время. В связи с этим предлагается использовать гибридный подход для построения оптимального расписания движения транспортных средств горно-обогатительного комбината. Данный подход предполагает использование имитационного моделирования, описывающего производственные процессы, и генетического алгоритма для построения оптимального расписания. Представлены результаты моделирования и рекомендации по их использованию.

Ключевые слова: транспортная логистика, модель, генетический алгоритм, имитационное моделирование, оптимизация расписания.

Введение

Цифровая трансформация экономики затрагивает также и сферу логистики. Такая трансформация позволяет перенести функции и бизнес-процессы, ранее выполнявшиеся людьми, в цифровую среду и реализовать требования, предъявляемые новыми технологиями и оборудованием, которые традиционные способы управления обеспечить не в состоянии.

Современные требования к качеству логистических процессов становятся все более высокими. Одной из современных тенденций является привлечение нового, более эффективного оборудования и цифровых технологий. Internet of things (IoT), метки радиочастотной идентификации (RFID), искусственный интеллект (AI), нейронные сети и гаджеты позволяют автоматизировать логистические процессы и разрабатывать «бесшовный» процесс транспортировки, при котором продукция и комплектующие не задерживаются на промежуточных этапах, что ускоряет доставку и снижает ее стоимость.

Разработка и внедрение информационных технологий при автоматизации логистики на промышленных транспортных узлах не являются новой тенденцией,

но очень актуальны и в настоящее время. Схемы таких узлов зависят от расположения предприятий по отношению к основной железнодорожной магистрали, размера грузооборота, характера предприятий и местных условий. Транспортные узлы в районах расположения металлургических, горно-обогатительных и ряда других промышленных объектов представляют собой сложные многомерные системы: сложная топология путей, значительное число въездов/выездов, пунктов разгрузки/погрузки и т.д. Поэтому организация логистики для обеспечения непрерывности бизнеса в таких узлах представляет научный и практический интерес.

В общем случае задача маршрутизации транспортных средств является сложной задачей комбинаторной оптимизации. Основная сложность связана с масштабом описанной задачи. В [1] было показано, что проблема дискретной оптимизации для задач планирования с более чем 60 заданиями является NP-сложной с точки зрения теории планирования.

В данной статье описывается разработанный авторами гибридный подход к построению оптимальных расписаний движения транспортных агентов на горнодобывающем

предприятию с использованием имитационной модели движения транспортных потоков и генетического алгоритма.

Постановка задачи и подходы к ее решению

Одной из наиболее приоритетных задач горнодобывающих предприятий является построение оптимального расписания движения транспортных средств, осуществляющих перемещение сырья от карьера до обогатительной фабрики. Критерии оптимизации выбираются в зависимости от целей производства, например, максимизация поменного объема добываемой руды, минимизация простоев транспортных средств или поддержание требуемого компонентного состава руды, поступающего на аглофабрику. Вне зависимости от целей оптимизации ее задача сводится к определению такой последовательности маршрутов транспортных агентов (самосвалов, автопогрузчиков, составов думпкаров и пр.), которая лучше остальных возможных вариантов справится с поставленной проблемой.

Одним из требований технологического процесса горно-обогатительного комбината (ГОК) является поддержание стабильного по минеральному составу входного потока руды. В процессе добычи и транспортировки сырье с разной концентрацией полезных компонент смешивается, образуя сырье с новым минеральным составом. Процесс перемешивания руды (*шихтование*) происходит на перегрузочных складах и внутри транспорта. Выбор маршрутов для перевозчиков сырья позволяет управлять процессом шихтования, а значит, также представляет собой задачу оптимизации производства.

Для решения задачи оптимизации грузовых перевозок может быть использован генетический алгоритм, преимуществом которого является его способность манипулировать одновременно многими параметрами. Если точный оптимум не требуется или его расчет займет недопустимо большое время, решением может считаться значение, удовлетворяющее некоему заранее заданному требованию. В этом случае генетический алгоритм — хороший метод поиска «приемлемых» значений. Однако формальное применение таких алгоритмов без учета временных и других характеристик реальных процессов может не дать ощутимого эффекта либо привести к выбору ошибочного решения. Одним из способов устранения этих противоречий является комплексное применение имитационного моделирования динамических

логистических процессов совместно с генетическими алгоритмами [2].

Под *расписанием* в данной работе понимается некоторая последовательность инструкций из конечного набора возможных команд для каждого транспортного агента. Выбор оптимального маршрута является задачей комбинаторной оптимизации, цель которой заключается в получении дискретного решения, доставляющего минимум или максимум целевой функции. Комбинаторная оптимизация заключается в поиске оптимального решения в конечном (хотя и очень мощном) множестве вариантов [3].

Авторы полагают, что построение и последующее использование в гибридном алгоритме имитационной модели, описывающей производственные логистические процессы, является целесообразным, так как для каждого шага расчета оптимального расписания позволяет воспроизвести и учесть производственные процессы в их максимально возможной полноте.

Существующие инструменты имитационного моделирования, такие как Simulink (Matlab) [4], Maple [5] и др., вследствие своей слабой производительности не позволяют решать оптимизационные задачи большой размерности с большим числом ограничений [6, 7]. По этой причине возникла необходимость в разработке программного инструментария, позволяющего в реальном времени решать задачи при помощи «гибридных» (использующих комплексные методы математического моделирования) алгоритмов.

Методология

Рассмотрим алгоритм решения задачи построения оптимального расписания движения транспортных средств на

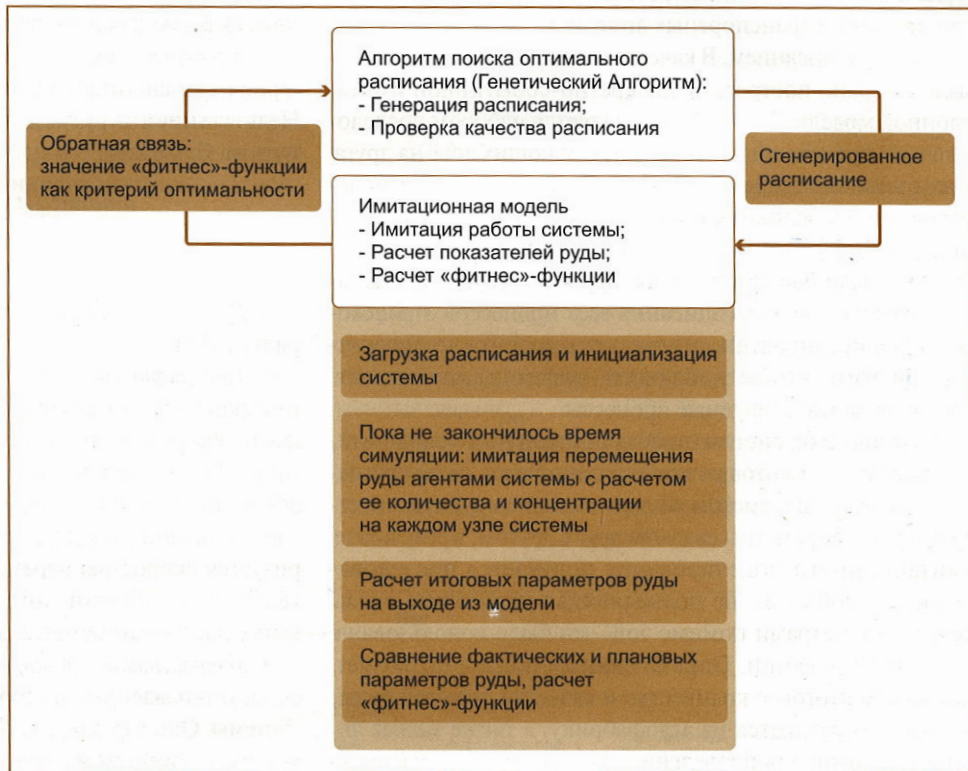


Рис. 1. Схема комплексной работы алгоритма поиска оптимального расписания и имитационной модели в масштабе реального времени

горнодобывающем производстве при различных режимах работы производства и ограничениях. Для решения выбран гибридный алгоритм (рис. 1), включающий имитационное моделирование процесса добычи и транспортировки руды до обогатительной фабрики как функцию приспособленности и генетический алгоритм выбора расписания движения транспортных агентов. Алгоритм реализован на языке Python.

Каждый из алгоритмов решает свою часть задачи. Генетический алгоритм выполняет поиск оптимального расписания в сгенерированном пространстве вариантов, результат которого затем подается на вход имитационной модели. Генетический алгоритм является эвристическим и не требует аналитического представления зависимости между входными и выходными данными.

Имитационная модель на основании переданного ей расписания симулирует процесс транспортировки груза так, как если бы он происходил на реальном предприятии. В процессе симуляции в каждый момент времени планируемого расписания вычисляется информация о добытой руде: ее количество и концентрация на каждом объекте моделируемого предприятия.

Далее применяемые методы описаны более подробно, а также рассмотрены функции приспособленности, выполняющие одновременно роль связующего звена между алгоритмами и являющиеся одним из методов оценки качества полученного решения.

Имитационное моделирование. Описание событий и переходов

Для численной оценки качества некоторого расписания необходимо построить математическую модель, которая позволит определить результат работы предприятия при движении транспортных агентов в соответствии с выбранным расписанием. В качестве способа моделирования было выбрано построение дискретно-событийной имитационной модели. Такая модель является набором последовательно происходящих событий, влияющих друг на друга и на состояние системы в целом. Другие подходы к моделированию в условиях поставленной задачи, такие как системы дифференциальных уравнений или нейронные сети, не были бы эффективны: первые требуют формального математического описания всех процессов, происходящих на предприятии, вторые же недостаточно прозрачны для того, чтобы наблюдать влияние конкретных факторов на моделируемые процессы.

В отличие от систем дифференциальных уравнений, при построении которых получается модель, четко указывающая, какие параметры влияют на моделируемую систему и как эти параметры связаны друг с другом, в результате имитационного моделирования получается последовательность событий, не позволяющая установить связь между параметрами помимо той, что была использована при моделировании. Однако данный подход позволяет рассчитать итоговое количество и качество добытой руды, которая отправляется на аглофабрику, а также может являться основой для проведения экспериментов с расписанием с целью получить информацию о том, как изменится результат добычи руды при изменении расписания.

Транспортная система модели процессов ГОК представлена в виде двунаправленного графа, узлы которого являются логическими объектами производства, а ребра представляют собой возможные пути перемещения транспортных агентов. Каждый логический узел описывается своим набором признаков и логикой взаимодействия с транспортными агентами.

При построении модели были введены следующие понятия.

Руда – основной ресурс моделирования. Руда обладает таким признаками, как количество и концентрация, которые описываются парой вещественных чисел: (*amount, concentration*).

Склад – объект, на котором содержится некоторый объем руды, то есть склад также характеризуется парой вещественных чисел (*amount, concentration*)(*t*) в каждый момент времени *t*. Эти числа могут меняться при возникновении событий «погрузка» и «выгрузка», происходящих на складе. У каждого *k*-го склада есть лимит на количество сохраняемой руды L_{MAX_k} , поэтому в модели учитывается ограничение:

$$\sum amount_i(t) \leq L_{MAX_k}(t).$$

Здесь и далее *amount_i* – это количество руды, добавленное на *k*-ый склад при *i*-ой погрузке.

- **Забой** – склад, на котором помимо прочего также определено событие «добыча руды». Это событие возникает с заданной при настройках модели частотой *T* и добавляет некоторое количество руды заданной концентрации на собственный склад до тех пор, пока вся руда не добыта или пока склад не заполнен полностью.

- **Конвейер** – склад, характеризующийся параметрами «время транспортировки» τ и «пропускная способность» α . Нельзя выгрузить руду с данного склада, пока она не пройдет путь по конвейеру:

$$\begin{aligned} amount_{in}(t) &= \sum amount_i(t); \\ amount_{out}(t) &= \sum amount_i(t - \tau); \\ amount_i &\leq \alpha. \end{aligned}$$

- **Рудоспуск** – склад, который хранит руду слоями в порядке FIFO.

- **Транспортный агент** – перемещает руду от одного логического узла до другого и активизирует события «погрузка» и «выгрузка» согласно переданному в модель расписанию. Если следующий по расписанию узел может обслуживать только одного агента и уже занят, агент ожидает окончания текущего события. Каждый агент характеризуется скоростью перемещения, а также временем длительности событий погрузки и выгрузки, если агент выполняет их самостоятельно.

- **Устройства погрузки/выгрузки** – дополнительные объекты, установленные на соответствующих логических узлах системы. Они характеризуются производительностью – временем, требуемым на перемещение руды между складом и транспортным агентом, который не может выполнять процедуры погрузки/выгрузки самостоятельно.

- *Погрузка* – событие перемещения руды в транспорт.
- *Выгрузка* – событие перемещения руды из транспорта на склад или в другое транспортное средство.

Задача имитационной модели – симулировать возникающие в соответствии с планом события, учитывая все введенные в модель ограничения. Событием для транспортного агента являются «перемещение на узел *N*», «погрузка», «выгрузка» и «ожидание». Событие «ожидание» активируется, если транспортный агент не может выполнить предписанную расписанием операцию, например, по причине занятости требуемого узла, и завершается, когда выполнение операции вновь становится возможным. Для каждого транспортного агента существует вариативность выбора команды из текущей точки. За этот выбор при составлении расписания отвечает генетический алгоритм.

Генетический алгоритм как метод выбора между всеми возможными переходами и событиями

Широко распространенные в настоящее время методы оптимизации требуют наличия явной аналитической зависимости между входными и выходными данными, представленной в виде математических выражений. Многие такие методы помимо прочего требуют гладкости оптимизируемой функции [8]. В данной работе в качестве описания зависимостей было выбрано имитационное моделирование, которое не позволяет включить в функцию приспособленности формальное математическое описание зависимости в данных. Существует класс эвристических алгоритмов, которые не накладывают таких требований на функцию. Единственное требование – существование функции в каждой точке пространства поиска решений [9]. По этим причинам для нахождения оптимального расписания был выбран генетический алгоритм, шаги которого представлены на рис. 2.

Для использования генетического алгоритма нужно представить пространство решений в виде вектора генов, где каждый ген является некоторым объектом. В данной работе это – расписание для конкретного транспортного агента. В качестве расписания на вход модели для каждого агента подается последовательность пар («перемещение на узел *N*», «погрузка»/«выгрузка»). Пространство выбора следующей команды зависит от текущего узла (рис. 3). Например, если транспортный агент завершил выгрузку в некотором узле *N*, он не может следующей операцией опять совершить выгрузку. Для этого ему сначала следует выполнить погрузку. Также на выбор узла влияет граф транспортной сети предприятия. Таким образом, необходимо оптимизировать последовательность узлов погрузки и выгрузки руды.

При инициализации генетического алгоритма расписание составляется случайным образом с соблюдением ограничений, касающихся последовательности команд и доступности узлов. Далее с помощью операций мутации и скрещивания с заранее заданной вероятностью некоторые узлы расписания заменяются на другие из множества возможных решений. Таким образом полученное в результате работы генетического алгоритма расписание всегда является допустимым в рамках поставленной задачи.

Функция приспособленности как мера оптимальности решения

Для оценки качества выбранного расписания были рассмотрены три варианта функций приспособленности. Все они учитывают плановые и фактические значения показателей количества и концентрации руды на выходе из рудника.

Введем обозначения:

$amount_{plan}$ – требуемый объем руды;

$conc_{plan}$ – требуемая концентрация руды;

$amount_{fact}$ – фактический объем руды по итогам моделирования;

$conc_{fact}$ – фактическая концентрация руды по итогам моделирования;

$amount_{div} = |amount_{fact} - amount_{plan}|$ – отклонение от требования на количество руды;

$conc_{div} = |conc_{fact} - conc_{plan}|$ – отклонение от требования на качество руды;

$conc_{acceptdiv}$ – максимально допустимое отклонение концентрации от требуемой.

В работе были рассмотрены следующие примеры функций приспособленности:

1. Минимизация отклонения от плана на смену по концентрации и объему добываемого сырья ($min_divergence$):

$$f(amount_{fact}, conc_{fact}) = -amount_{div}^2 - \left(\frac{amount_{plan}}{conc_{plan}}\right)^2 * conc_{div}^2. \tag{1}$$

Так как слагаемые разностей между плановыми и фактическими показателями возведены в квадрат, то максимальное значение функции будет равным 0 и будет достигаться только в том случае, если найденное расписание позволит получить в точности требуемые значения объема и концентрации руды. Для подтверждения данного факта достаточно исследовать функцию на выпуклость относительно переменных $amount_{fact}$ и $conc_{fact}$ [10]. Благодаря специфике функции работу генетического алгоритма можно остановить при достижении достаточно близкого (в рамках соответствующей задачи) к нулю значения. Коэффициент $\left(\frac{amount_{plan}}{conc_{plan}}\right)^2$

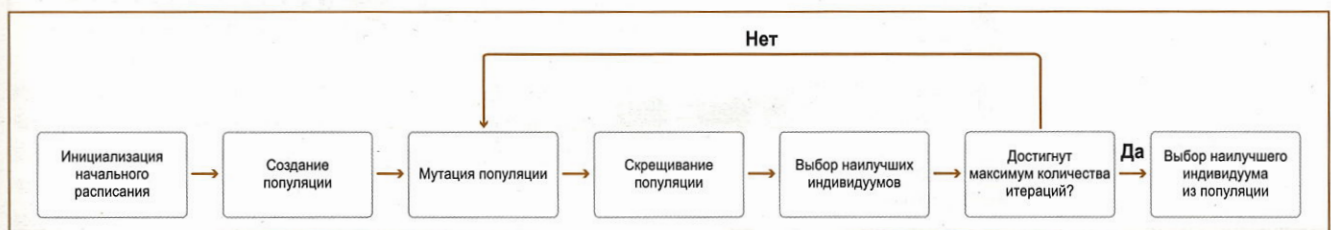


Рис. 2. Шаги генетического алгоритма

позволяет масштабировать второе слагаемое так, чтобы разница в количестве и концентрации руды вносили равный вклад в оптимизируемую функцию $f(amount_{fact}, conc_{fact})$.

$$f(amount_{fact}, conc_{fact}) = amount_{fact} - \left(\frac{amount_{plan}}{conc_{acceptdiv}} \right) * conc_{div}. \quad (2)$$

2. Максимизация объема добываемой руды при соблюдении требований к ее концентрации (max_amount):

В этом случае на рост функции $f(amount_{fact}, conc_{fact})$ влияет увеличение объема добываемой руды. Таким образом максимизация функции сводится к одновременной максимизации первого слагаемого (оптимизация по переменной $amount_{fact}$) и минимизации второго слагаемого (оптимизация по переменной $conc_{fact}$). Это можно проверить, исследовав функцию на экстремум. Функция не является ограниченной сверху, поэтому работа генетического алгоритма останавливается либо при достижении максимального числа итераций, либо при выходе на плато.

3. Максимизация смен, в течение которых можно получить требуемое производством количество и качество руды (max_days):

$$f(amount_{fact}, conc_{fact}) = e^{days} - conc_{last}. \quad (3)$$

где $days$ – число дней, в течение которых удалось соблюдать требования производства на качество и объем руды, а $conc_{last}$ – концентрация в последнюю смену. Последнее слагаемое необходимо для лучшей сходимости алгоритма. Данная функция интересна для долгосрочного планирования: она помогает ответить на вопрос, в течение какого периода ($days$) требования, наложенные на добычу руды, могут быть выполнены, так как при нарушении требований симуляция прекращается.

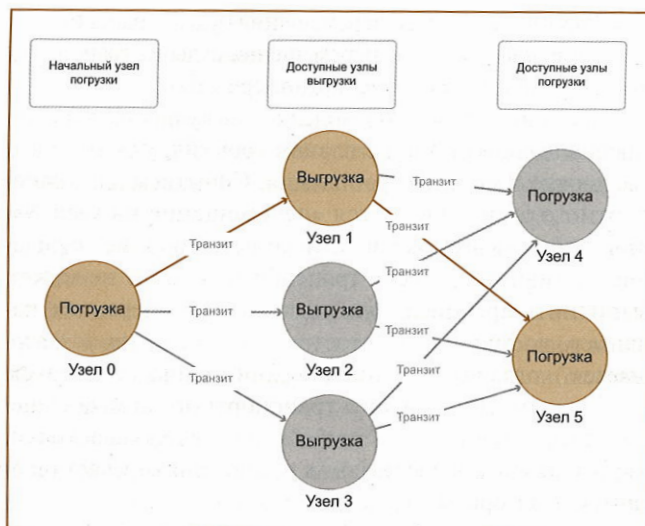


Рис. 3. Выбор маршрута при составлении расписания

Результаты экспериментов

Предложенный алгоритм был применен для моделирования и оптимизации производственного процесса реального ГОК. Фрагмент схемы моделирования представлен на рис. 4. Здесь изображена часть производственных процессов предприятия, включающая забои, перевозчиков от забоя до рудоспуска, автосамосвалы от перегрузочных пунктов и рудоспусков до следующей локации, конвейеры, бункер дробилки, дробилку и итоговый центральный рудоспуск. На рис. 5 в виде диаграммы Ганта показано найденное оптимальное расписание движения транспортных агентов ГОКа в смысле максимизации объема добываемой руды (функция приспособленности (2)).

В результате проведенных экспериментов были найдены варианты расписания, позволяющего:

- удовлетворить запрос производства на количество и концентрацию руды в рамках допустимого отклонения

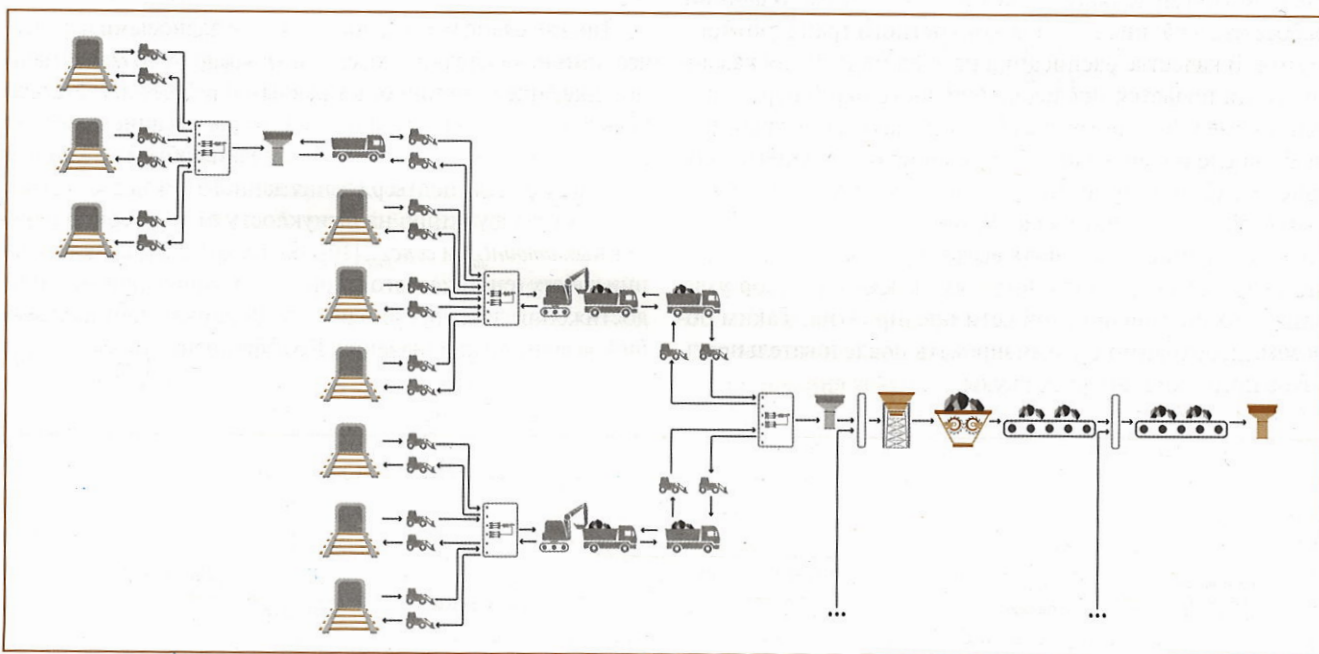


Рис. 4. Схема фрагмента имитационной модели производственных процессов горно-добывающего рудника

($\leq 0,5\%$) для функции минимизации отклонения от плана (1);

- увеличить объем добываемой руды до 10% от необходимого плана при сохранении требований на концентрацию добываемого сырья для функции максимизации объема (2);

- выполнять требования на по-сменное количество и концентрацию руды в течение двух смен (3).

На диаграмме расписания отражено существенное число простоев части транспортных агентов. Это может быть связано с большим объемом кузова агента, на заполнение которого требуется время, или с ожиданием других транспортных агентов для последующего взаимодействия с ними. В данной работе не ставилась цель снизить время простоев, однако, определив подходящую функцию приспособленности, можно решить и эту задачу. Созданный гибридный алгоритм позволяет провести численные эксперименты: заменив в модели одни виды транспортной техники на другие и используя диаграмму Ганта определить, является ли подобная замена экономически целесообразной.

Число итераций генетического алгоритма зависит от выбора функции приспособленности. Это число вместе с временем выполнения приведено в табл. 1. Выполнение одного прохода имитационного моделирования смены в 12 ч занимает 1,32 с, что и позволяет использовать модель как функцию приспособленности для генетического алгоритма. Для сравнения эта же модель была реализована в среде Simulink (Matlab). Один расчет модели выполнялся около 2 мин.

Поведение функций приспособленности представлено на графиках их максимизации на рис. 6.

Оценка сложности алгоритма

Так как представленный алгоритм состоит из двух частей, для оценки его сложности необходимо оценить сложность обоих алгоритмов.

Введем некоторые обозначения:

T_i – число задач для i -го агента;

N – число транспортных агентов в модели;

$T = \frac{\sum T_i}{N}$ – среднее число задач у одного агента: чем больше время симуляции, тем больше задач успевает выполнить транспортный агент;

P – число популяций генетического алгоритма;

I – число индивидов в каждой популяции;

F – сложность вычисления функции приспособленности.

Сложность имитационной модели была оценена численно: измерялось время работы алгоритма при увеличении числа производственных задач и числа транспортных агентов. Вычисления показывают, что имитационная модель линейно зависит от общего числа операций в модели. Измерения проводились путем увеличения моделируемого времени работы производства (табл. 2).

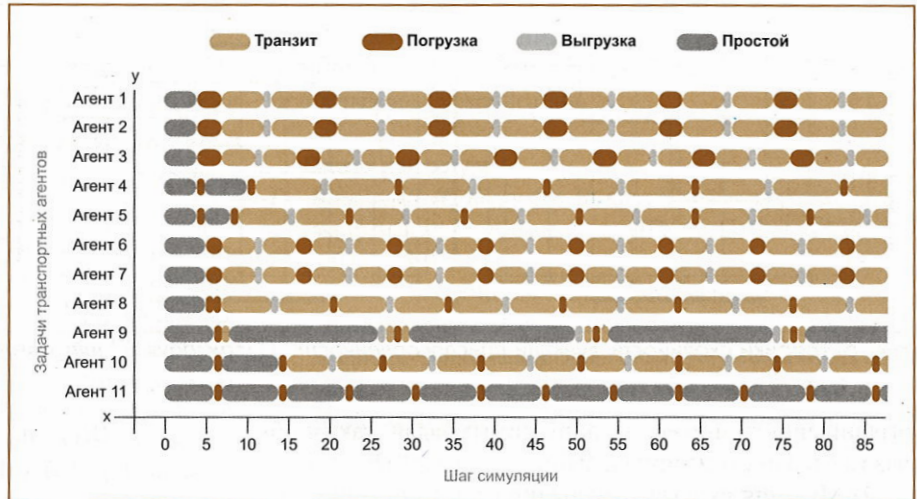


Рис. 5. Оптимальное расписание в виде диаграммы Ганта.

Модель зависит от числа транспортных агентов с коэффициентом 1,3 (табл. 3, время симуляции равно 12 ч). В данном случае линейность, вероятно, нарушается из-за возникновения конкуренции агентов за одни и те же ресурсы и ожидания доступности ресурсов. Так как сложность вычисления функции приспособленности имеет ту же оценку, что и сложность имитационной модели, вследствие этого запишем:

$$F = O(T \cdot N^{1.3}).$$

На следующем этапе необходимо определить сложность генетического алгоритма. Рассмотрим сложность отдельных шагов генетического алгоритма.

1) Инициализация начальной популяции – среди заранее заданного множества возможных задач выбираются $I \cdot N$ последовательностей длины T_i (в среднем длины T) с учетом всех ограничений. Для каждого агента выбор конкретной задачи осуществляется среди некоторого

Таблица 1. Наилучшие параметры для поиска оптимального расписания в зависимости от функции приспособленности

Функция приспособленности	Число итераций, ед.	Общее время расчета, мин
max_days	200	13...20
min_divergence	40...80	3...20
max_amount	1000	45...70

Таблица 2. Сравнение времени работы алгоритма в зависимости от времени симуляции

Время симуляции, ч	4	8	16
Время работы алгоритма, с	0,47	0,93	1,86

Таблица 3. Сравнение времени работы алгоритма в зависимости от числа транспортных агентов в модели

Число агентов, ед.	12	23	46
Время работы алгоритма, с	0,25	0,54	1,32



Рис. 6. Графики сходимости функций приспособленности: 1) max_days, 2) min_divergence, 3) max_amount

ограниченного множества допустимых задач, таким образом сложность инициализации составляет $O(T \cdot N \cdot I)$.

2) Мутация включает операции сравнения случайно заданного числа (вероятность мутации конкретного индивида) с заранее заданной вероятностью. Затем для выбранных для мутации индивидов случайным образом выбираются задачи для мутации. Таким образом сложность мутации на одном поколении составляет $O(I)$.

3) Скрещивание, как и мутация, включает выбор индивидов для мутации, а затем случайный выбор мест разрыва генома для скрещивания. Поэтому сложность скрещивания можно также оценить как $O(I)$. Сложность замены задач при мутации и скрещивании в разрезе одного поколения постоянна и зависит только от числа поколений.

4) В результате процедур мутации и скрещивания получаются потомки. Среди них и их родителей необходимо выбрать наиболее приспособленных индивидов, для этого необходимо провести $2 \cdot I$ вычислений функций приспособленности (сложностью F), а затем упорядочить полученные расписания по значению функции (сложность сортировки $O(I \cdot \log I)$).

Просуммировав полученные результаты с учетом числа поколений генетического алгоритма запишем сложность гибридного алгоритма:

$$O(P \cdot (I \cdot (T \cdot N^{1.3} + \log I) + 1) + T \cdot N \cdot I). \quad (4)$$

Каждый из используемых в (4) параметров показывает часть размерности входных данных. Пусть n – наименьшая из входных размерностей:

$$n = \min(P, I, T, N),$$

тогда остальные размерности выразим как $c_k \cdot n$, где c_k – константа, соответствующая k -му параметру:

$$\begin{aligned} P &= c_P \cdot n \\ I &= c_I \cdot n \\ T &= c_T \cdot n \\ N &= c_N \cdot n. \end{aligned}$$

Заметим, что один из параметров c_k , соответствующий параметру, выбранному за n , равен единице. Тогда формулу (4) можно упростить до вида $O(n^{4.3})$

$$O(c_P \cdot n \cdot (c_I \cdot n \cdot (c_T \cdot n \cdot (c_N \cdot n)^{1.3} + \log(c_I \cdot n)) + 1) + c_T \cdot n \cdot c_N \cdot n \cdot c_I \cdot n) = O(n^{4.3}),$$

то есть степень сложности алгоритма пропорциональна полиному степени 4,3.

Заключение

Разработанный гибридный алгоритм позволяет оценить непротиворечивость и качество предложенного расписания, так как имитационная модель дает четкое представление о протекающих на предприятии процессах в каждый момент времени, а генетический алгоритм, не накладывающий требований на вид зависимости входных и выходных данных, решает задачу оптимизации. Предложенный подход позволяет оптимизировать расписания движения транспортных агентов на предприятиях, где важно строгое соблюдение логики всех процессов, влияющих на конечный результат.

Генетический алгоритм и имитационное моделирование, применяемые отдельно, не дают необходимого эффекта. Однако каждый подход хорошо справляется со своей частью задачи. В ходе работы удалось создать гибридное решение, которое объединяет два подхода с помощью функции приспособленности. Данное решение может быть применено в областях, требующих оптимизации систем с четко описанной логикой взаимодействия ее элементов.

Разработанный алгоритм реализован на языке Python, он стал частью промышленной математической библиотеки для анализа данных и моделирования, входящей в состав инновационной цифровой программной платформы комплексного оперативного мониторинга и управления инфраструктурой, услугами, производственными и бизнес-процессами предприятия в режиме реального времени PhoenixDS компании «Динамические системы» (<https://www.dynasystems.ru>).

Созданный продукт позволяет пользователю задать настройки системы, ввести ограничения и новые объекты описываемой системы. В работе представлены варианты функций приспособленности, являющиеся связующим звеном для алгоритмов, а также математическим описанием критерия оптимальности. Перечисленные варианты, конечно, не ограничивают весь спектр возможных критериев оптимальности, однако данная настройка не составляет большой сложности для знакомого с программированием пользователя.

В любой профессии любовь к ней является одним из условий успеха, но это особенно справедливо для научно-исследовательской работы.

Ирен Жолио-Кюри

Описанное в статье решение апробировано на реальном горно-обогатительном комбинате при оптимизации процесса добычи сырья. Полученные результаты показали возможность построения расписания, которое в зависимости от требований, накладываемых производством, позволило увеличить количество продукции до 10% от плана при соблюдении требуемого качества, и максимально соответствовать (с отклонением до 0,5%) заданному плану на количество и концентрацию руды. Решение задачи оптимизации в зависимости от режима работы занимает 3...70 мин на интервал планирования в 12 часов. Предполагается, что расчет расписания будет выполняться перед каждой сменой, то есть дважды в сутки при 12-часовой смене. При пересчете указывается новое местоположение транспортных агентов, текущее состояние забоев (концентрация и количество руды в них), а также актуальный план по добыче руды на смену. Также пересчет может выполняться во время текущей смены, если расписание, предложенное алгоритмом до начала смены, нарушилось из-за особенностей добычи руды во время конкретной

смены. Новый запуск позволит подобрать расписание на оставшееся время смены, которое позволит выполнить план производства, несмотря на допущенные отклонения от предыдущего расписания.

Список литературы

1. Батищев Д. И., Коган Д. А. Вычислительная сложность задач экстремального перечисления. НГУ им. Н. И. Лобачевского (НИУ). 1994.
2. Власова Е.А. и др. Комплексное имитационное моделирование с применением генетических алгоритмов. Синергия. 2017.
3. Schrijver A. Combinatorial Optimization: Polyhedra and Efficiency. Springer. Vol. 24. (Algorithms and Combinatorics). 2003.
4. Цисарь И. Ф. Matlab Simulink. Компьютерное моделирование экономики, М.: СОЛОН-ПРЕСС, 2008.
5. Дьяконов В. П. Математическая система Maple V R3/R4/R5. М.: СОЛОН-Пресс, 1998.
6. Lugaresi, Giovanni & Matta, Andrea - Real-time simulation in manufacturing systems: challenges and research directions. 2018.
7. Ojstersek Robert, Palcic Iztok, Buchmeister Borut - Real-Time manufacturing optimization with a simulation model and virtual reality. Procedia Manufacturing. 2019. 38.
8. Васильев Ф. П. Методы оптимизации. М.: МНЦМО, 2011.
9. Емельянов В. В., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Теория и практика эволюционного моделирования, М.: Физматлит. 2003, 432с.
10. Ильин В.А., Позняк Э. Г. Основы математического анализа. М.: Физматлит. 2004.

Лоскутов Дмитрий Игоревич — старший инженер-математик, Тихонова Анна Сергеевна — инженер-математик, Малина Владислава Родославовна — инженер-математик, Рабинович Олег Александрович — руководитель подразделения R&D, Левин Самуэль Евгеньевич — д-р физ.-мат. наук, генеральный директор, Курпатов Олег Викторович — д-р техн. наук, первый зам. генерального директора, ООО «Динамические системы», Нагибин Сергей Яковлевич — д-р техн. наук, профессор МАИ.

Три облачных тренда на 2024 г.

Эксперты Stack Group и M1Cloud рассказали, что на рынке облачных сервисов сформировалось три устойчивых тренда, которые будут актуальны в 2024 г.

Миграция информационных систем

Среди потребительских трендов можно выделить интенсивную миграцию информационных систем в облако. В M1Cloud две трети запросов на IaaS в 2023 г. связаны с переносом инфраструктуры в облака полностью или частично, что в два раза больше, чем в 2022 г. Такой высокий спрос на перенос инфраструктуры в облака обусловлен сложностями обновления ИТ-оборудования, на котором строятся on-premise решения, а также с отсутствием вендорской поддержки. С другой стороны, облачные провайдеры предлагают экспертную техподдержку, широкий спектр сервисов и разнообразные ресурсы, которые наращивались из года в год.

Резервирование

Второй мощный тренд тесно связан с первым и относится к защите данных в облаках — резервирование мощностей, Disaster Recovery и бэкапы. В 2023 г. рост запросов на сервисы резервного копирования увеличился

на 50%. Ожидается, что в 2024 г. подобные запросы могут вырасти еще в 1,5 раза. Даже при наличии собственной физической ИТ-инфраструктуры бизнес стал чаще создавать резервные мощности в облаках для обеспечения непрерывности бизнес-процессов и сохранности данных.

Гибридная инфраструктура

Среди трендов архитектуры ИТ-ландшафта отмечается создание сервис-провайдерами сегментов облачной инфраструктуры на базе платформ разных вендоров, что обусловлено спросом со стороны бизнеса на альтернативные традиционным платформы виртуализации и потребностью снизить ИТ-риски, связанные с турбулентностью на ИТ-рынке. 2023 г. показал резкий рост спроса на гибридную облачную инфраструктуру, не только в рамках использования частных и публичных облаков, но в части использования сервисов на разных облачных платформах.

В 2024 г. можно будет наблюдать усиление этих трендов, так как бизнес адаптируется и ищет для себя наиболее эффективные ИТ-решения, позволяющие сохранять темпы развития и операционных процессов.

[Http://www.m1cloud.ru](http://www.m1cloud.ru)