

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РФ

**Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Национальный исследовательский технологический
университет
«МИСИС»**

Аль-Саиди Аднан Адаб К.

Метод и алгоритмы планирования маршрутов движения автономного карьерного
транспорта с использованием параллельных вычислительных процедур

2.3.1. – «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика»

Автореферат

диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:

Доктор технических наук Темкин Игорь Олегович

Москва 2024 год

Актуальность работы. Автономные транспортные средства и, в частности, колесные роботы, в последние годы все более массово применяются в различных индустриальных сферах, таких как: металлургия, строительство, добыча полезных ископаемых. Как правило, их используют для решения различных производственно-логистических задач. Современное открытое горное производство – это комплекс различного технологического оборудования, снабженного средствами контроля состояния технологических агрегатов и технологической среды. Эти большие машины снабжены разнообразным компьютерным оборудованием и способны обмениваться информацией с использованием различных каналов. Наиболее подготовленными к работе в безлюдном режиме являются роботизированные большегрузные автосамосвалы, оснащенные большим парком различных сенсорных устройств. Сегодня использование роботизированной или полностью автономной карьерной техники для транспортировки горной массы является мировым промышленным трендом в технологиях открытых горных работ. Анализ результатов работы участков с использованием двух автономных самосвалов показывает повышение производительности (объемов перевозимой горной массы за определенный интервал времени) на 10-12%, что достигается за счет равномерности и непрерывности их перемещений. В случае использования большего числа самосвалов-роботов планируемая эффективность может быть еще выше за счет выбора оптимальных маршрутов и рациональных траекторий перемещения роботов, а также выбора оптимальных скоростных режимов на различных участках траекторий. Определение таких маршрутов и траекторий может позволить значительно снизить расходы топлива и степень разрушающих воздействий на узлы и агрегаты автосамосвалов. В этой связи, разработка метода маршрутизации автономных карьерных самосвалов, позволяющего учитывать различные критерии оптимальности, а также эффективных алгоритмов планирования конкретных трасс для перемещения этих машин между основными зонами карьера с учетом технологических особенностей карьерных дорог и периодически возникающих

препятствий, а также скоростных режимов роботов-самосвалов, является актуальной научной задачей.

Целью настоящего исследования является решение задачи оптимальной маршрутизации автономного карьерного транспорта на основе оперативного планирования трасс перемещения автономных самосвалов, с учетом ряда микрофакторов, влияющих на расход топлива и ударные нагрузки на узлы автосамосвалов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- Провести анализ существующих моделей и алгоритмов, обеспечивающих оптимизацию функционирования горно-транспортного комплекса (ГТК) на основе различных критериев оптимальности.
- Осуществить аналитический обзор основных подходов к прогнозированию характеристик и оптимизации транспортных систем, включая нейросетевые модели и параллельные вычислительные алгоритмы.
- Разработать процедуру построения оценочных функций, позволяющих сравнить различные потенциальные трассы перемещения автономного самосвала, на основе мультифрактальной («плиточной») цифровой модели карьерных дорог.
- Сформировать критерий оптимальной маршрутизации с учетом конкретных трасс перемещения автосамосвала, учитывающий состояние дорожного полотна и фактическое расположение роботов-самосвалов в различных зонах карьера.
- Разработать алгоритмы, позволяющие вычислять опорные точки для формирования потенциальных трасс перемещения автономных самосвалов.
- Выполнить серию вычислительных экспериментов с использованием цифровой модели, содержащей данные о геометрических пространственных характеристиках и состоянии дорожного полотна карьерных дорог реального карьера, которые подтвердили бы работоспособность разработанного алгоритма.
- Разработать программный модуль, который может быть протестирован в реальных производственных условиях функционирования АСУ ГТК.

Основная идея работы заключается в учете характеристик отдельных участков технологических дорог на основе мультифрактальной цифровой модели транспортных зон карьера, что позволяет представить любой маршрут в виде набора конкретных трасс, а выбор наилучшей трассы осуществлять через поиск оптимального значения функции стоимости перемещения робота-самосвала с использованием взвешенного ациклического графа.

Основные научные положения, выносимые на защиту:

- Метод планирования маршрутов движения автономных самосвалов в карьере, который базируется на использовании мультифрактальной цифровой модели транспортно-технологических зон карьера и формировании эвристической функции стоимости перемещения по маршруту, учитывающей различные факторы, влияющие на эффективность работы карьерного транспорта.
- Модифицированный алгоритм Дейкстры определения оптимальной трассы, построенный с использованием модели разделяемой памяти и библиотеки OpenMP, отличительной особенностью которого является распараллеливание вычислительных процессов только при выполнении циклов, что позволяет существенно снизить время осуществления поиска в графах большой размерности и, следовательно, снизить на 50 - 80% время, затрачиваемое на построение или перестроение трассы для перемещения робота-самосвала.
- Алгоритм прогнозирования скорости робота-самосвала в любой точке дорожного полотна, который реализован на базе оригинальной нейронной сети с граф-конволюционной архитектурой, а результаты его работы используются при формировании функции стоимости и позволяют осуществить более полную оценку вариантов перемещения.

Научная новизна результатов исследования заключается в том, что:

- Разработан новый метод оптимизации процессов перемещения автономных самосвалов по карьерным дорогам, отличающийся тем, что позволяет

планировать маршруты движения с учетом выбора конкретных трасс и скоростных режимов перемещения по ним.

- На основе цифровой модели (мультифрактальной «плиточной» структуры) транспортных зон карьера построена эмпирическая функция стоимости перемещения робота-самосвала по различным трассам карьерных дорог и разработаны оригинальные алгоритмы планирования оптимальных трасс перемещения робота - самосвала с использованием этой функции.

Теоретическое значение диссертации заключается в разработке оригинального метода оперативного планирования оптимальных трасс перемещения автономных автосамосвалов с использованием цифровых моделей карьерных дорог, позволяющего оценивать ранее не учитываемые факторы, влияющие на эффективность работы горного транспорта.

Практическая значимость диссертации заключается в том, что:

Разработанный метод позволяет более объективно оценивать эффективность работы автономного горного транспорта за счет учета ряда факторов, непосредственно сказывающихся на работоспособности роботов-самосвалов при движении по карьерным дорогам.

Разработанные алгоритмы и соответствующие программные модули могут быть использованы в рамках существующих сегодня АСУ ГТК для оперативного планирования трасс, проходящих через вычисляемые на основе специальных критериев опорные точки, и обеспечивать возможность построения на их основе цифровых траекторий перемещения автономного карьерного транспорта.

Обоснованность и достоверность научных положений, выводов и рекомендаций работы основывается на корректном использовании теории исследования операций, интеллектуальных методов анализа данных и методов поиска оптимальных решений, а также на значительном объеме вычислительных экспериментов, проведенных с использованием реальных данных инфраструктуры карьеров на территории РФ.

О надежности результатов свидетельствует их повторяемость в процессе тестирования разработанных программных средств.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертации докладывались и обсуждались на форумах и конференциях. Среди них:

- 4-й Международный симпозиум «Agent, Multi-Agent Systems and Robotics – 2021 (Малайзия).
- Международный симпозиум «4th IEEE International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering» 2022 (Москва)
- Международная научная-практическая конференция IAICT 2023 (Индонезия).
- XXXII Международный научный симпозиум в рамках «Недели горняка-2024»;

Реализация и внедрение результатов работы:

Разработанные метод и алгоритмы планируется использовать при решении ряда транспортно-логистических задач на промышленных объектах Иракской Республики.

Публикации. По теме исследований опубликовано 5 работ. В том числе 3 статьи опубликованы в журналах, включенных в реферативную базу Scopus, 2 – в журналах рекомендованных ВАК для публикации основных результатов диссертационных работ по данной специальности.

Перечень опубликованных работ приведен в конце автореферата.

Структура и объем работы. Диссертация включает в себя введение, 4 главы, заключение, список использованных источников. Объем работы составляет 151 стр., в том числе основное содержание – 124 стр., 40 рисунков и 16 таблиц, список литературы из 133 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы диссертации, теоретическая и практическая значимость работы, определяются цель, и задачи исследования, формулируются положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассмотрены основные задачи, которые решаются с целью повышения эффективности работы экскаваторно-автомобильных комплексов карьера. Дается краткий обзор истории решения, так называемых сетевых задач, то есть задач построения оптимальных маршрутов на базе различных графовых моделей. Отмечено, что существенный вклад в решение различных модификаций транспортных задач, сводящихся к поиску оптимальных решений на графах внесли такие известные ученые, как Л. Форд, Р. Беллман, Р. Дейкстра, Д. Фалкерсон, Г. Вагнер, Т.Саати и многие другие. На сегодняшний момент алгоритмам поиска оптимальных решений в направленных графах посвящены десятки тысяч статей и эта сфера науки продолжает развиваться. Рассматриваются определенные специфические особенности, которыми отличаются задачи оптимального планирования работы транспорта в карьерах, а также вопросы управления горно-транспортными комплексами (ГТК) имеют История научных исследований с целью решения проблемы повышения эффективности работы ГТК насчитывает более 70 лет. Многие видные ученые СССР и РФ, такие как В.М. Альтшуллер, Ю.И. Анистратов, В.В. Ржевский А.С. Спиваковский, внесли существенный вклад в проблему оптимизации планирования и эксплуатации карьерных самосвалов и экскаваторов. Решение данной проблемы получило новый импульс в 70-годы прошлого века с появлением и широким внедрением средств автоматизации. С исследованиями в области автоматизации и управления ГТК связаны имена Ю.Н. Камынина, Л.Д. Певзнера, М.Г. Потапова, Ю.В. Стенина и других. В последующие десятилетия были созданы автоматизированные системы различного уровня сложности, такие как «Карат», «Кварцит» «Пуск» и «Гранит», в которых поддержка работы диспетчера осуществлялась в режиме советчика. Среди отечественных

систем наиболее известна система АСУ ГТК «Карьер. В последние 10-15 лет ведутся активные работы по созданию и внедрению интеллектуальных частично или полностью автономных горно-транспортных систем. Этим вопросам посвящено значительное количество исследований в Китае, Канаде, Австралии, США ЮАР и Российской Федерации. Лидерами в разработке роботизированных и автономных большегрузных самосвалов являются известные компании: Komatsu (Япония), Caterpillar (США), Euclid-Hitachi (Япония), BELAZ (Белоруссия). В России хорошо известны публикации в области оптимизации работы автономного карьерного транспорта таких ученых, как К.Е. Трубецкой, С.С Кубрин, М.В. Рыльникова, А.Ф. Клебанов, И.О. Темкин, В.А. Хакулов, В.А. Шаповалов.

Подробно рассматриваются особенности решения так называемой транспортной задачи в условиях открытых горных работ. С организационно-технологических позиций транспортные процессы в карьерах следует рассматривать как многостадийный замкнутый цикл, в котором задействованы мобильные (большегрузные и условно-стационарные (экскаваторы) агенты, которые функционируют в рамках инфраструктурно - технологической среды, включающей такие объекты, как: экскаваторные забои, борта и уступы, карьерные дороги и технологический зоны различного назначения (рис. 1). Этот процесс включает следующие операционные стадии:

- S1: перемещение от экскаваторных площадок (перегрузочных пунктов) к точкам разгрузки;
- S2: движение по зоне взвешивания и разгрузки;
- S3: разгрузка (зоны разгрузки или дробилки);
- S4: движение к экскаваторным забоям (зонам погрузки);
- S5: маневрирование вокруг экскаватора;
- S6: операция загрузки автосамосвалов;



Рис.1 Упрощенная схема транспортно-технологических процессов в карьере

Во второй главе описывается постановка и метод решения задачи маршрутизации автономного карьерного транспорта. Традиционно, задача оптимизации транспортно-технологических процессов в карьерах связана с определением таких маршрутов перемещения автосамосвалов между ключевыми объектами инфраструктуры (зонами экскаваторной погрузки, и зонами разгрузки), которые обеспечивали бы максимальную загрузку экскаваторов и минимальное время простоя автосамосвалов. Эта статическая по своей сути задача, традиционно решаемая средствами линейного программирования и алгоритмов поиска оптимальных путей в направленных графах, сегодня в условиях использования технологий Индустрии 4.0 и роботизированных объектов ГТК должна быть существенно трансформирована. Учитывая нестабильность инфраструктурной среды (состояние технологических дорог), не стационарность параметров, характеризующих состояние объектов ГТК, а также необходимость учета комплекса взаимопротиворечащих критериев, предлагается представить данную задачу, как многоуровневую, то есть декомпозировать ее на условно статическую и динамическую части. При этом с операционной точки зрения выделены компоненты для решения определенных функциональных задач:

1. Планирование потенциально оптимальных маршрутов перемещения автосамосвалов между экскаваторами и зонами разгрузки в определенный временной интервал (например, рабочая смена), которые потенциально обеспечили

бы максимальные объемы перевозимой горной массы. Иными словами, в этом случае экскаваторы работают с максимальной нагрузкой, а самосвалы используют маршруты перемещения минимальной стоимости.

2. Определение таких траекторий движения автосамосвалов, а также соответствующих скоростных режимов на различных участках этих траекторий, которые обеспечивали бы оптимальность некоторого комплексного критерия, учитывающего безопасность движения, расход топлива и износ основных узлов самосвала, то есть отражающего реальное состояние процесса.

3. Управление движением самосвала по вычисленной траектории с определенной скоростью, которое реализуется при помощи навигационных систем и средств бортовой автоматики. Учитывая то обстоятельство, что задачи из первого и третьего блоков, достаточно хорошо изучены и имеется значительное количество примеров их удачных решений, а также то, что в условиях использования автономных самосвалов именно выбор рациональных траекторий (отличающихся от траекторий, выбираемых водителем) и скоростных режимов определяет уровень эффективности транспортно-технологического цикла, в качестве базового инструмента исследования используется цифровая модель (цифровая карта) технологических дорог карьера. В целом, постановка задачи выглядит достаточно традиционно.

Транспортная сеть карьера представляется связным графом $G(m_s, R)$, где $m_s = m_1 + m_2 + m_3$ (m_1 и m_2 - терминальные узлы, m_3 - внутренние узлы), $R \subseteq m_s \times m_s$. Определенные последовательности ветвей $r_1, r_2, \dots, r_p$, упорядоченные таким образом, что первые и последние ветви этой последовательности инцидентны узлам $S_e \in m_1$, $S_f \in m_2$ - образуют маршруты $L_1, L_2, \dots, L_q$ движения автономных транспортных средств

Для каждого мобильного агента a_i в любой момент времени определены пункты назначения e_{s_1} и u_{s_2} , $S_1 = 1, m_1$, $S_2 = 1, m_2$, где m_1 - общее количество погрузочных пунктов (экскаваторов), m_2 - количество пунктов разгрузки. (рис.2)

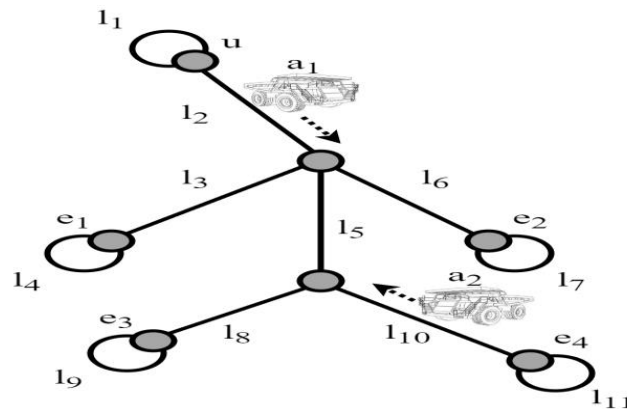


Рис. 2 Граф-схема, иллюстрирующая маршруты перемещения автономных карьерных самосвалов

Особенность разработанного подхода заключается в том, что перемещение робота-самосвала на каждом участке маршрута между определенными вершинами описывается на основе специальным образом построенной цифровой модели (карты), с помощью которой удастся учесть различные микрофакторы, оказывающие влияние на состояние мобильного объекта.

Цифровая модель технологической поверхности представляет собой множество правильных многоугольников - примитивов (например, квадратов или шестиугольников с варьируемой длиной сторон), привязанных к координатной сетке, каждому из которых сопоставляется набор физико-технических и пространственно-технологических параметров. Формирование подобной модели осуществляется на основе интеграции маркшейдерских данных, которые могут быть получены в том числе и с помощью БПЛА, и данных бортовой телеметрии большегрузных самосвалов, а сама модель представляет собой множество элементарных фрагментов (атомарных элементов), которые геометрически представляют собой правильные многоугольники, заданные координатами $\{x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}\}$, $i = 0, 1, \dots, m$; $j = 0, 1, \dots, N$, где m и N – размерность структурной матрицы фрагментов $D[N, m]$; x_{ij} , y_{ij} , z_{ij} – координаты центров этих атомарных элементов в плоскостях x , y и z . (рис.3), которые в дальнейшем используются в качестве опорных точек траектории автономного самосвала.

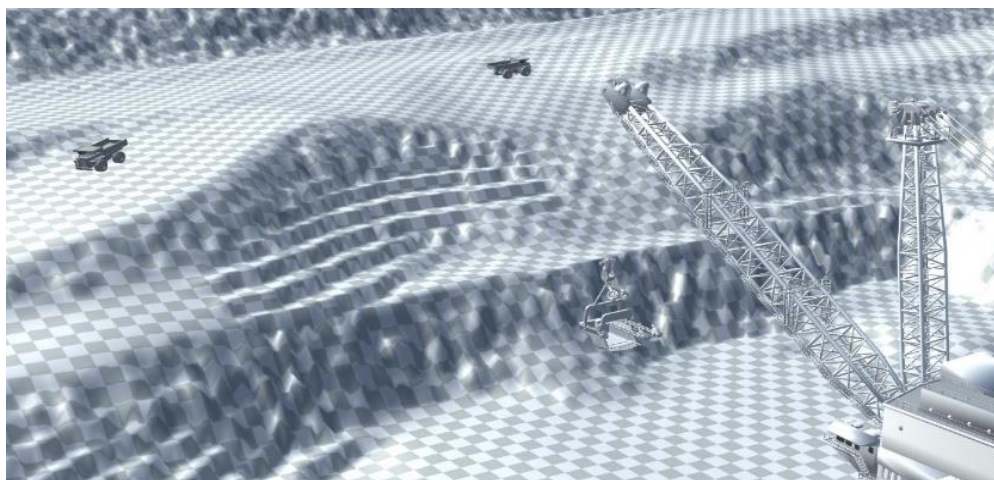


Рис. 3 Иллюстрация термина «цифровая модель» транспортно-технологической среды карьера

Каждому фрагменту ставится в соответствие количественная оценка - рейтинг, которая вычисляется, как линейная комбинация значений ряда пространственно-технологических характеристик.

$$C_{ij} = a_1 * d_1 + a_2 * d_2 + \dots + a_k * d_k, \quad (1)$$

где $d_1, d_2, \dots, d_k$ – совокупность характеристик, описывающих степень пригодности соответствующего фрагмента дорожного полотна для движения робота-самосвала, которые определяются экспертно-статистическими методами на этапе построения цифровой модели. $a_1, a_2, \dots, a_k$, - набор коэффициентов, которые в общем случае равны между собой: $a_i = 1/k$

К этим факторам, например, относятся такие, как:

- погодные условия (дождь, снег, отсутствие осадков, гололед);
- состояние дорожного покрытия с позиции имеющихся деформаций (выбоины, колеи, гребни);
- расположение фрагмента относительно границы проезжей части.

В процессе функционирования данная модель периодически корректируется, а при появлении на дороге динамических препятствий, которые делают определенный фрагмент (фрагменты) непригодным для перемещения самосвала, соответствующему элементу структурной матрицы присваивается нулевое значение.

Соседними фрагментами, которые можно рассматривать как потенциальные участки дороги для перемещения автономного самосвала в соответствии со схемой, представленной на рис.4:

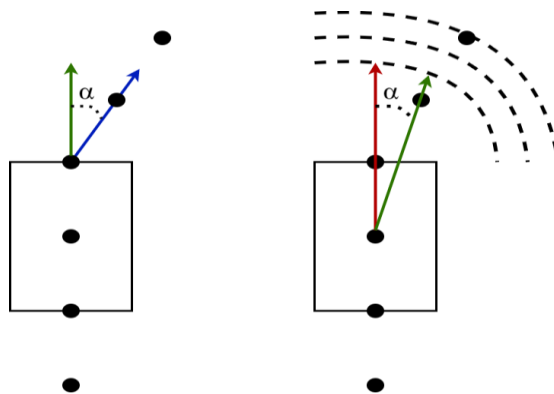


Рис.4. Схемы перемещения автономного самосвала через опорные точки

будем считать следующие: $(C_{ij} \rightarrow C_{i,j+1})$, $(C_{ij} \rightarrow C_{i+1,j+1})$, $(C_{ij} \rightarrow C_{i-1,j+1})$. В случае, если потенциальная трасса прокладывается в непосредственной близости от границ дорожного полотна, а также при изгибах дороги или наличие препятствий, часть смежных фрагментов исключается из рассмотрения (элементам соответствующих столбцов и строк присваивается значение заведомо большее нежели сумма всех элементов. Учитывая, что существует только три варианта перемещения автономного самосвала: «вперед-с поворотом направо», «вперед – с поворотом налево», вперед – прямо», определим эмпирические функции стоимости следующим образом:

$$\begin{aligned}\varphi_{ij}^l &= 1.4 \left\{ |c_{ij} - c_{i+1,j-1}| + \left| \frac{\tilde{v}_{ij} - \tilde{v}_{i+1,j-1}}{v_{max}} \right| \right\} \\ \varphi_{ij}^r &= 1.4 \left\{ |c_{ij} - c_{i+1,j+1}| + \left| \frac{\tilde{v}_{ij} - \tilde{v}_{i+1,j+1}}{v_{max}} \right| \right\} \\ \varphi_{ij}^s &= \left\{ |c_{ij} - c_{i+1,j}| + \left| \frac{\tilde{v}_{ij} - v_{i+1,j}}{v_{max}} \right| \right\}\end{aligned}\quad (2)$$

$\varphi_i(l)$, $\varphi_i(s)$, $\varphi_i(r)$ где l, s, r – это индексы функции стоимости перемещения «влево», «прямо», «вправо», а $i = \overline{1, N-1}$.

Эти функции вычисляются на основе рейтинговых оценок фрагментов, которые отражают степень пригодности участков дороги для перемещения

автосамосвала и, следовательно, их значения могут использоваться в качестве критерия выбора направления перемещения. Однако в представленной форме эти функции учитывают и другой фактор, определяющий эффективность прохождения маршрутов автосамосвалом. Из реальной практики работы автотранспорта карьера известно на каких скоростных режимах преодолевает управляемый водителем самосвал те или иные фрагменты трассы. В качестве вполне разумной гипотезы можно предположить, что наилучшим вариантом для перемещения является, такой в котором разность фиксируемых скоростей в опорных точках минимальна, так как при этом потенциально расходуются минимальные объемы топлива.

В результате суммарная функция стоимости может быть записана в виде:

$$\varphi_{\Sigma} = \sum_{i=1}^{N-1} \varphi_{ij}, \text{ где } j = \{l, r, s\}$$

Критерий оптимальности сформулируем следующим образом:

$$F = \sum_{i=1}^{N-1} \min\{\varphi_{i,j-1}, \varphi_{i,j}, \varphi_{i,j+1}\} \quad (3)$$

$$j \in \overline{1, m}$$

Введя сквозную нумерацию фрагментов:

$$c_{11} \dots c_{1m}, c_{21} \dots c_{2m}, \dots c_{N1}, \dots c_{Nm},$$

определим матрицу смежности $W[P, P]$, где $p = N \times m$ с элементами:

$$w_{ij} = \begin{cases} \varphi_{ij}, & \text{если } \exists \text{ возможность перемещения между фрагментами } i \text{ и } j \\ 0, & \text{если такой возможности нет} \end{cases}$$

$$i, j = \overline{1, p}.$$

Полученная в результате матрица будет разреженной, число ненулевых элементов которой составляет не более 1%.

Однако, именно эта матрица используется для поиска минимальной функции стоимости: $\varphi_{\Sigma} \rightarrow \min$

Интегральная функция стоимости трассы определяется следующим образом:

$$F_k = \sum_{i=1}^{P_k-1} \sum_{j=i}^{P_k} \varphi_{ij}[w_k] \rightarrow \min, \quad (4)$$

где k – индекс ребра маршрутного графа, для которого сформирована матрица смежности W_k .

Если мы рассматриваем конкретный маршрут, как последовательность рёбер, например:

$l_2 - l_5 - l_{10}$ (рис. 2), то суммарная стоимость трассы может быть записана следующим образом:

$$F_{\Sigma} = \sum_{k=1}^{N_b} \left\{ \sum_{i=1}^{P_k-1} \sum_{j=i}^{P_k} \varphi_{ij} [w_k] \right\} \rightarrow \min, \quad (5)$$

где N_b – количество ребер, входящих в маршрут b .

Если теперь пронумеровать все маршруты в исходном графе $L_1, L_2, \dots, L_S$, каждый из которых включает набор рёбер $l_1, l_2, \dots, l_R$, то элементами маршрутной матрицы $L[S, R]$ будут

$$l_{b,r} = \begin{cases} 1, & \text{если ребро } r \text{ входит в маршрут } L_b \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$b = \overline{1, S}$$

Учитывая, что каждому автономному самосвалу на предварительном этапе назначается свой маршрут, вычислим маршруты минимальной стоимости (трассы минимальной стоимости), имея в виду, что матрицы смежности фракталов (атомарных элементов) для соответствующих рёбер корректируются после каждого вычисления функции стоимости. Получим следующую формулу:

$$F_{\Sigma}^q(L_B) = \sum_{k=1}^R l_{k,b} \left\{ \sum_{i=1}^{P_k-1} \sum_{j=i}^{P_k} \varphi_{ij} ([w_k]) \right\} \rightarrow \min, \quad (6)$$

Таким образом могут быть определены трассы минимальной стоимости для всех роботов-самосвалов, участвующих в производственном процессе: $F_{\Sigma}^1(L_1), F_{\Sigma}^2(L_2), \dots, F_{\Sigma}^Q(L_Q)$, имея в виду что каждому самосвалу назначается определённая трасса. Соотношение между величинами Q – количество автономных самосвалов и S – количество потенциальных трасс не имеет принципиального значения.

Сама процедура выбора оптимальных трасс в условиях работы группы автономных самосвалов выглядит следующим образом:

1. Случайным образом назначаются маршруты перемещения для каждого автономного самосвала.

2. Последовательно без всякого предварительного ранжирования вычисляются функции стоимости маршрутов для каждого самосвала: $q = 1, 2, \dots, Q$. При этом учитывается, что матрицы смежности ребер, через которые проходит маршрут изменяются после каждого очередного вычисления функции стоимости.
3. Определяется маршрут минимальной стоимости и за ним закрепляется этот маршрут.
4. После этого вновь пересчитываются матрицы смежности с учетом только одного первого зафиксированного маршрута (поскольку большая часть ребер может быть не задействована в первом маршруте, расчеты по остальным маршрутам производятся с исходными матрицами смежности).
5. Повторяются этапы 2, 3 и 4 до тех пор, пока всем самосвалам не назначены конкретные маршруты.

В третьей главе диссертации рассматриваются алгоритмы, с помощью которых реализуется метод оптимального планирования маршрута автономных автосамосвалов. В качестве алгоритма поиска наилучшей трассы выбран известный алгоритм Дейкстры, который широко используется во многих приложениях. Его достоинством является возможность определения пути минимальной стоимости между всеми вершинами графа, а также устойчивость в поиске оптимальных решений. Однако, временная сложность алгоритма равна квадрату количества вершин в графе. Поэтому для графов большой размерности время вычисления алгоритма Дейкстры может быть очень большим, что делает алгоритм непригодным для решения задач оперативного планирования или управления. Несмотря на то, что существуют подходы к оптимизации работы алгоритма Дейкстры для разреженных графов, сегодняшняя практика показывает, что наибольший эффект достигается при использовании алгоритма Дейкстры в рамках концепции параллельных вычислений. Как известно, существуют различные схемы параллельных

вычислений, которые были проанализированы в работе и, в результате была выбрана схема с общей памятью.

Модель с общей памятью - это модель параллельных вычислений, в которой несколько процессоров или ядер совместно используют общее пространство памяти. В этой модели все процессоры могут получать доступ и изменять данные в общем пространстве памяти, что позволяет им совместно работать над задачей или алгоритмом. Модель общей памяти обычно используется в многоядерных процессорах, симметричных многопроцессорных системах (SMP) и некоторых библиотеках параллельного программирования, таких как OpenMP. В модели общей памяти каждый процессор имеет свой собственный кэш для хранения часто используемых данных, что сокращает время доступа к памяти и повышает производительность. Однако необходимо следить за тем, чтобы избежать ситуаций гонки, когда несколько процессоров пытаются одновременно получить доступ и изменить одни и те же данные, что приводит к неправильным результатам. Важной частью работы явилось использование модели fork – join (рис.5), которая поддерживает такие функции, как создание потоков, синхронизация, совместное использование данных, распараллеливание циклов, распараллеливание задач и распараллеливание SIMD.

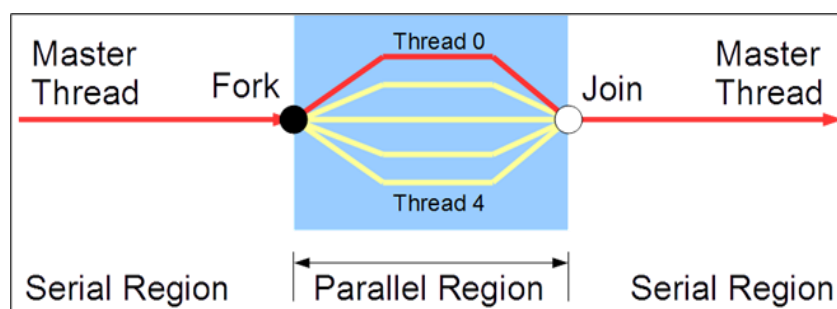


Рис.5 Модель fork-join для распараллеливания процессов в OpenMP

Реализованный в работе алгоритм предполагает разделение графа на более мелкие подграфы и распараллеливание выполнения алгоритма Дейкстры на каждом подграфе с использованием подхода распараллеливания с общей памятью. При этом, отличительной особенностью алгоритма, позволяющей существенно экономить вычислительные ресурсы, является распараллеливание

только отдельных процедур – циклов. Для оценки качества работы использовались классические для параллельных алгоритмов показатели качества: ускорение и эффективность.

Ускорение - это отношение времени выполнения последовательного алгоритма к времени выполнения параллельного алгоритма, решающего ту же задачу. Оно показывает, насколько быстрее работает параллельный алгоритм по сравнению с последовательным: $ускорение (S) = T_{seq} / T_{par}$, где T_{seq} - время выполнения последовательного алгоритма;

T_{par} - время выполнения параллельного алгоритма.

Эффективность измеряет то насколько рационально используются доступные ресурсы в параллельном алгоритме. Она представляет собой отношение ускорения, достигнутого при использовании нескольких процессоров, к количеству используемых процессоров:

$эффективность (E) = S / P$, где S - ускорение; P - количество процессоров.

Важно отметить, что достижение высокого ускорения не обязательно означает высокую эффективность. Известно, что параллельный алгоритм может достичь высокого ускорения, но иметь низкую эффективность, если ресурсы используются неэффективно. Аналогично, параллельный алгоритм может иметь высокую эффективность, но низкое ускорение, если размер задачи недостаточно велик, чтобы извлечь выгоду из параллелизма. Разработанный алгоритм был протестирован на стандартном компьютере с процессором Intel (R) Core (TM) i7-8550U с частотой 1,80 ГГц, 8 ядрами, 8 потоками и 16 ГБ оперативной памяти. В качестве языка программирования использовался C++ с библиотекой OpenMP под Microsoft Visual Basic 2022 в среде операционной системы Windows 11 с 64-битной архитектурой. Принцип работы модели общей памяти состоит в том, что алгоритм начинает выполняться последовательно с основным потоком, называемым ведущим потоком, а когда выполнение достигает параллельной области, начинается параллельное выполнение с определенным количеством потоков с помощью переменной

(num_threads). переменной (num_threads) равным единице, и таким образом параллельная область выполняется с использованием только одного потока. Параллельный алгоритм выполняется с количеством потоков в диапазоне от 2 до 8. Число 8 потоков - это максимальное число потоков, равное количеству используемых ядер процессора, где каждый поток выполняется на одном ядре одновременно. После выполнения кода получаем итоговый результат – продолжительность процесса в секундах. На рис. 6 представлена блок-схема разработанного параллельного алгоритма Дейкстры.

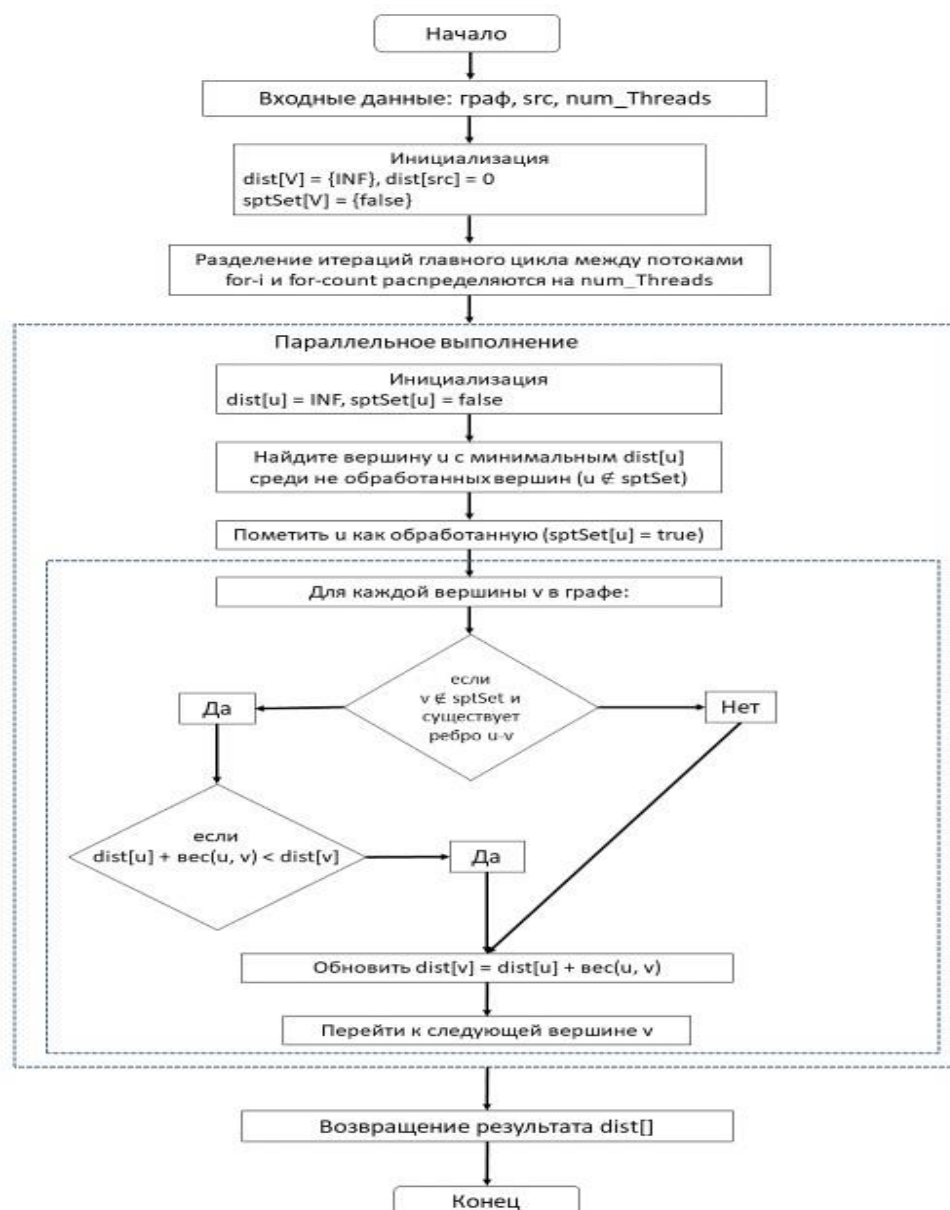


Рис.6 Блок-схема параллельного алгоритма Дейкстры.

Временная сложность алгоритма вычисляется, исходя из того, что для получения таблицы маршрутизации потребуется $O(V)$ раундов итераций (пока все вершины не будут включены в кластер). В каждом раунде обновляются значения для $O(V)$ вершин с помощью P ядер, работающих независимо друг от друга и используется параллельный префикс для выбора глобальной ближайшей вершины, поэтому время работы в каждом раунде составляет $O\left(\frac{V}{P}\right) + O(\log P)$. Таким образом, общее время работы составляет:

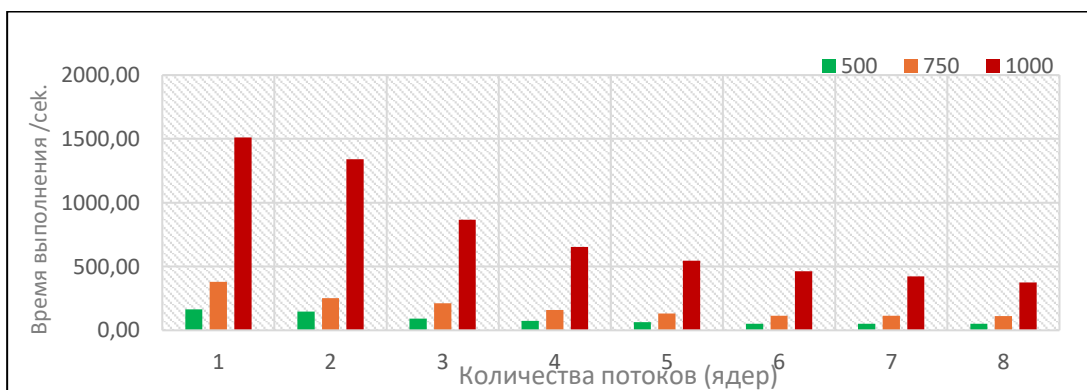
$$T_p = O\left(\frac{V^2}{P} + V(\log P)\right), \quad (7)$$

где P - количество используемых ядер, а V - количество вершин.

Вычислительные эксперименты проводились с матрицами различной размерности, соответствующими трем полносвязным графам с количеством вершин: 500, 750 и 1000. Число процессоров (ядер) варьировалось в диапазоне от 1 до 8. В таблице 1 представлено время в секундах выполнения операции поиска всех кратчайших путей, в зависимости от числа задействованных ядер.

Таблица 1

Количество вершин	Количество потоков (ядер)							
	1	2	3	4	5	6	7	8
500	165,45	146,35	91,38	73,95	62,62	52,24	51,65	50,16
750	380,15	251,65	212,39	159,18	132,15	115,03	112,88	110,39
1000	1510,31	1340,73	866,56	654,02	544,68	461,88	421,44	375,46



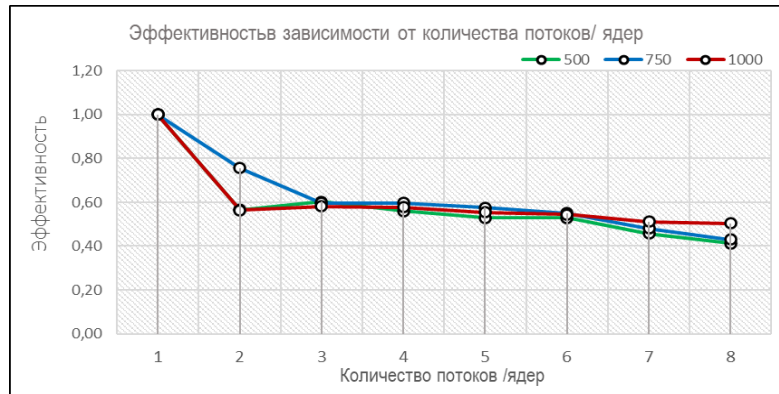


Рис.6 Иллюстрация эффективности использования параллельной схемы

В таблице 2 представлена величина ускорения по сравнению с последовательным выполнением вычислительного процесса, а рис. 7 наглядно иллюстрирует этот эффект:

Таблица 2

Количество вершин	Количество потоков /ядер							
	1	2	3	4	5	6	7	8
500	1,00	1,13	1,81	2,24	2,64	3,17	3,20	3,30
750	1,00	1,51	1,79	2,39	2,88	3,31	3,37	3,44
1000	1,00	1,13	1,74	2,31	2,77	3,27	3,58	4,02

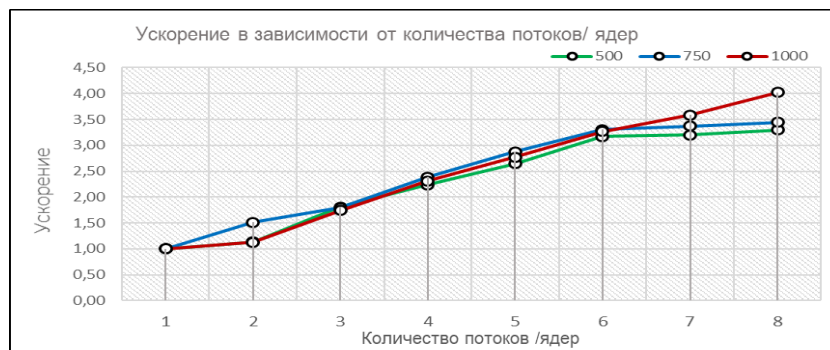


Рис. 7 Иллюстрация ускорения вычислительного процесса

Таблица 3

Количество вершин	Количество потоков /ядер							
	1	2	3	4	5	6	7	8
500	1,00	0,57	0,60	0,56	0,53	0,53	0,46	0,41
750	1,00	0,76	0,60	0,60	0,58	0,55	0,48	0,43
1000	1,00	0,56	0,58	0,58	0,55	0,54	0,51	0,50

Рис. 8. Эффективность распараллеливания в зависимости от числа ядер

Как известно, точное прогнозирование скорости автономных карьерных самосвалов, даже если перемещение осуществляется по произвольным траекториям или по фиксированным трассам, является важной задачей, так как:

- позволяет реализовать динамические протоколы безопасности, особенно в сценариях, когда неожиданные препятствия или изменения в окружающей среде могут потребовать немедленной корректировки скорости транспортного средства;
- способствует оптимизации маршрутов, минимизирует время перемещения автосамосвалов между технологическими зонами, уменьшает очереди у экскаваторных площадок и позволяет точно настроить движение в соответствии с темпами других транспортно-технологических операций.

Это связано с тем, что знание скорости на определенных временных отрезках позволяет с использованием специальных моделей прогнозировать с достаточной точностью местоположение роботов-самосвалов:

$$\hat{x}_i[k+1] = F_2\{\tilde{x}_i[k], \dots, \tilde{x}_N[k], \hat{x}_i[k+1], \dots, \hat{x}_N[k+1], \{\beta\}\} \quad (8)$$

Вопрос прогнозирования скорости не только отдельных мобильных объектов, но и транспортных потоков в целом давно привлекает интерес исследователей, поэтому существует значительное количество походок (моделей) прогнозирующих их скоростные характеристики:

$$\hat{V}_i[k+1] = F_1\{\hat{x}_i[k], \hat{x}_i[k+1], \dots, \hat{x}_i[k+l], \tilde{v}[k]\} \quad (9)$$

Поскольку эффективное прогнозирование скорости напрямую влияет на эксплуатационные расходы за счет минимизации расхода топлива и снижения износа транспортных средств, решению этой проблемы уделялось серьезное внимание в течение уже многих десятилетий. Анализ различных инструментальных подходов к решению задачи прогнозирования различных характеристик транспортных потоков (в первую очередь, скорости), включая традиционные статистические (ARIMA), а также методы, основанные на нейросетевых и глубоких нейросетевых моделях (FFBP, CNN, RNN, LSTM), показал, что при

прогнозировании скорости в транспортных системах чрезвычайно важно учитывать не только временную, но и пространственную динамику объекта. В отличие от городских систем, где необходимо учитывать сложную топологию сети, в связи с многочисленными пересечениями транспортных магистралей, в случае карьерного транспорта эта пространственная динамика выражается в возможности перемещения автономного карьерного транспорта по различным трассам и траекториям в рамках одной технологической дороги. В этой связи в работе предложено для прогнозирования скоростей в различных точках потенциальных трасс перемещения робота-самосвала использовать нейронные сети с граф-конволюционной архитектурой.

Вычислительные эксперименты, связанные с обучением нейронной сети и подбором конкретного варианта архитектуры осуществлялись с использованием данных о прохождении самосвалами карьерных дорог на ряде горных предприятий сибирского региона (в итоге был собран dataset, включающий более 300 тысяч записей). Процесс предварительной обработки включал:

- извлечение признаков (время, координаты, азимут, скорость);
- нормализация признаков;
- формирование обучающих и тестовых наборов.

Конструирование графа осуществлялось с использованием рассмотренных ранее структурной матрицы и матрицы смежности. На рис. 9 показан процесс построения графа:

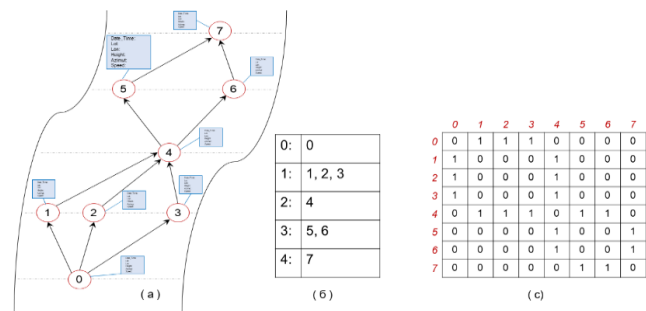


Рис. 9 (а) граф фрагмента карьерной дороги, (б) структурная матрица - trass_matrix, (с) матрица смежности

В ходе вычислительных экспериментов подбирались конкретные параметры архитектуры. В качестве критериев оптимальности использовались – скорость обучения и устойчивость процесса обучения, а также суммарные проценты ошибки на тестовых выборках. На протяжении всего процесса обучения вычислялись потери при тестировании, чтобы оценить способность модели к обобщению на неизвестных данных. Для оценки модели использовались типовые метрики, такие как: MSE, MAE и RMSE. В результате была определена архитектура, обеспечивающая наилучшие результаты (рис.10)

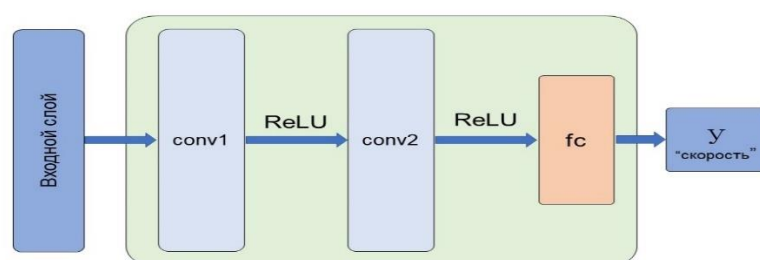


Рис. 10 Спроектированная архитектура GCNN

Визуализация, включая графики потерь при обучении и тестировании в течение эпох и сравнения между фактическими и предсказанными значениями скорости, облегчили интерпретацию результатов, генерируемых моделью.

Предсказательная способность модели оценивалась путем сравнения потерь при обучении и тестировании по эпохам, чтобы визуализировать сходимость и производительность модели во время обучения, (рис. 11)

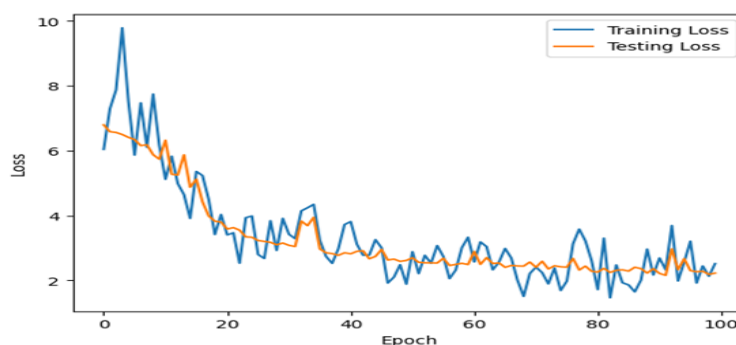


Рисунок 11 Сравнение потерь при обучении и тестировании по эпохам.

Чтобы оценить эффективность модели, отслеживалась динамика оценочных показателей по эпохам, которая представлена в виде графиков (рис. 12).

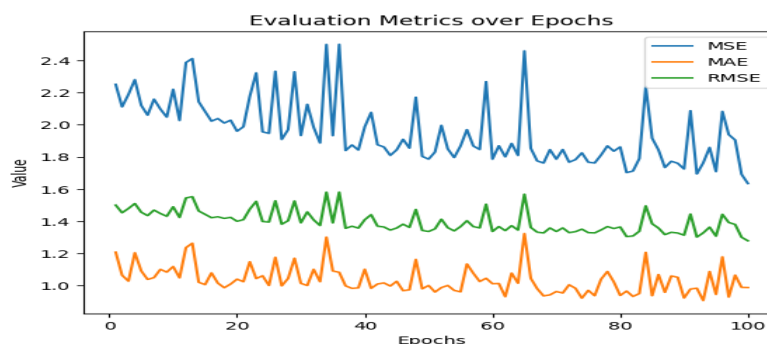


Рисунок 12 Динамика показателей по эпохам.

Из представленных результатов видно, что модель последовательно производит точные прогнозы без значительных колебаний или существенного снижения точности. Кроме того, наблюдение за сходимостью потерь при обучении и тестировании в течение эпох указывает на удовлетворительную обучаемость модели. В таблице 4 представлены изменения значений перечисленных критериев в зависимости от числа эпох обучения.

Таблица 4

Критерий	Количество эпох						
	100	200	300	500	700	1000	2000
MSE	2.502	1.887	1.496	1.276	1.064	0.913	0.632
MAE	1.153	1.070	0.953	0.876	0.732	0.702	0.586
RMSE	1.582	1.373	1.223	1.129	1.0315	0.955	0.795

При средней скорости автосамосвала в обучающем наборе, равной 16,8 км/час, ошибка обучения по RMSE не превысила 5%.

В заключительной главе диссертации дается краткое описание программных инструментов, реализующих разработанные алгоритмы, а также представлены результаты вычислительных экспериментов, подтверждающих их работоспособность. Перечисляются основные этапы обработки данных,

необходимые для отработки метода построения оптимальных трасс с использованием разработанных алгоритмов, а именно:

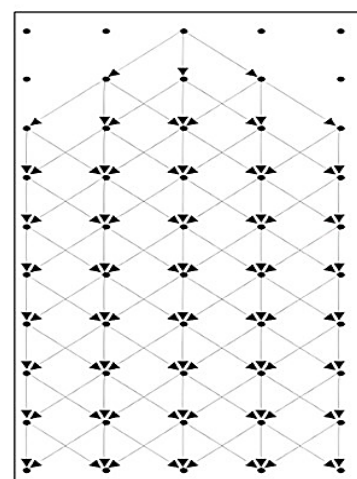
1. Выбор упрощенной схемы карьерных дорог, для более наглядного представления понятия маршрут.
2. Построение на основе статистических данных и экспертной ручной корректировки мульти-фрактальных цифровых моделей карьерных дорог, в соответствии с упрощенной топологической схемой.
3. Построение соответствующей структурной матрицы и ациклического графа (рис. 13), на основе которого осуществляется построение оптимальных трасс.

a0,0	a0,1	a0,2	a0,3	a0,4
a1,0	a1,1	a1,2	a1,3	a1,4
a2,0	a2,1	a2,2	a2,3	a2,4
a3,0	a3,1	a3,2	a3,3	a3,4
a4,0	a4,1	a4,2	a4,3	a4,4
a5,0	a5,1	a5,2	a5,3	a5,4
a6,0	a6,1	a6,2	a6,3	a6,4
a7,0	a7,1	a7,2	a7,3	a7,4
a8,0	a8,1	a8,2	a8,3	a8,4
a9,0	a9,1	a9,2	a9,3	a9,4

(а)

0.4	0.1	0.9	1.0	0.8
0.3	0.2	0.5	1.0	0.7
0.9	0.7	0.3	0.1	0.8
0.3	1.0	0.7	0.2	0.4
0.7	0.9	0.1	0.9	0.1
0.6	0.3	0.6	0.5	0.4
0.6	0.1	0.7	0.4	0.2
0.6	0.8	1.0	0.3	0.5
0.4	0.3	0.8	0.1	1.0
0.1	0.2	0.3	1.0	0.8

(б)



(с)

Рис. 13 - (а) Оцифровка элементарных фрагментов (б) Фрагмент цифровой карты (в) Ациклический граф

4. Вычисление прогнозных значений скорости по всей поверхности дорожного полотна с последующей привязкой к центру соответствующих фрагментов.
5. Вычисление дискретных функций стоимости на базе цифровых моделей, учитывающих рейтинговую оценку качества дорожного полотна в смежных фрагментах и потенциальные скоростные режимы.
6. С использованием параллельного алгоритма Дейкстры на основе интегральных функций стоимости осуществляется построение оптимальной трассы для одного робота самосвала или последовательно для нескольких

мобильных объектов, с учетом динамического перестроения цифровых моделей карьерных дорог.

Для прогнозирования скорости использовалась нейронная сеть с базовой архитектурой ST-GCN, конкретные параметры архитектуры которой подбирались в ходе вычислительных экспериментов с использованием нескольких датасетов размерностью 5000 – 10000 записей. Тестовые наборы включали не более 2000 записей. В таблице 5 представлено сравнение фактических и ожидаемых скоростей при прогнозировании с использованием обученной сети для нескольких элементарных фрагментов (фракталов)

Таблица 5

No	Lat	Lon	Скорость (реальная), км/час	Скорость (прогнозна я), км/час	Ошибка, %
					$\frac{ y-\hat{y} }{y} * 100\%$
1	0.782826	-0.902025	1.749111	1.486150	15.033956 %
2	-0.877050	0.964041	5.813222	4.828748	16.935084 %
3	1.150575	-0.236792	9.054221	7.788389	13.980575 %
4	0.935285	-0.270118	8.179666	7.970336	2.559151 %
5	-0.193942	1.586494	1.440444	1.227833	14.760110 %
6	-0.269474	0.703870	7.768110	7.532421	3.034063 %
7	-0.103545	0.412378	2.057778	1.915077	6.934702 %
8	-0.470909	0.606215	6.996444	6.081789	13.073139 %
9	0.549110	-0.031988	4.887222	4.510302	7.712352 %
10	0.313084	0.110418	5.607444	4.873058	13.096620 %
11	0.448801	-0.100507	7.305110	6.504719	10.956593 %
12	0.837093	-0.113224	6.224777	5.841027	6.164879 %
13	0.504416	-0.143216	7.253666	6.583998	9.232136 %
14	-0.034267	0.443232	4.938666	5.009165	1.427482 %
15	0.260452	-2.566743	7.407999	6.870983	7.249140 %
16	-0.296897	0.729057	6.842111	6.522726	4.667930 %
17	-2.670430	-2.037634	6.739222	6.805934	0.989918 %
18	-1.186539	-2.337686	6.739222	7.067701	4.874142 %
19	0.915560	-1.042609	4.681444	3.375338	27.899649 %
20	0.590051	-0.059581	7.922444	7.343453	7.308229 %
21	-3.202521	-1.796586	6.018999	5.653193	6.077522 %
22	-0.747731	0.885154	5.041555	4.786451	5.060031 %

23	1.122576	-1.116056	4.681444	4.265652	8.881701 %
24	-0.007085	1.022625	4.527111	4.958230	9.523056 %
25	0.401269	0.116598	3.446777	3.006692	12.768015 %
26	0.291579	1.513157	4.064111	3.386454	16.674174 %
27	1.063257	-0.211618	9.414333	9.012770	4.265441 %
28	-0.261296	0.767052	5.401666	5.127311	5.079080 %

Из таблицы видно, что точность прогнозирования достаточно приемлемая и даже на низких скоростях (менее 10 км/час) не превышает в среднем 7-8%.

Полученные данные были использованы при вычислении интегральной функции стоимости маршрута.

Далее исследовалась работа параллельного алгоритма Дейкстры при различных способах задания цифровой модели. Для примера был рассмотрен участок карьерной дороги размером [50м x 1400м]. Был выбран минимальный масштаб цифровой модели с квадратными атомарными элементами «плитками» (1м x 1м). Функции стоимости вычислялись двумя различными способами:

-в первом случае использовалась грубая оценка функции стоимости, когда функция принимала только три значения: 0,1 - «идеальный вариант перемещения», 0,5 – «удовлетворительно», 1,0 – «перемещение запрещено», и при этом не учитывались скоростные режимы;

-во втором случае использовалась цифровая модель с детализированными оценками. На рис. 14 представлены трассы, построенные с помощью разработанного алгоритма для участка с максимальной шириной 50 м и длиной 200 м. Видно, что трасса два имеет более сложный контур, однако суммарное значение функции стоимости в этом случае оказалось существенно меньше: $F1 = 88,4$ против $F2 = 69,7$. Очевидно, что в реальных условиях самосвал не может двигаться непосредственно через опорные точки, определенные трассой 2. Однако, использование сглаженной по этим точкам траектории обеспечит реальное снижение ударных нагрузок и, с большой вероятностью, позитивно скажется на экономии топлива.

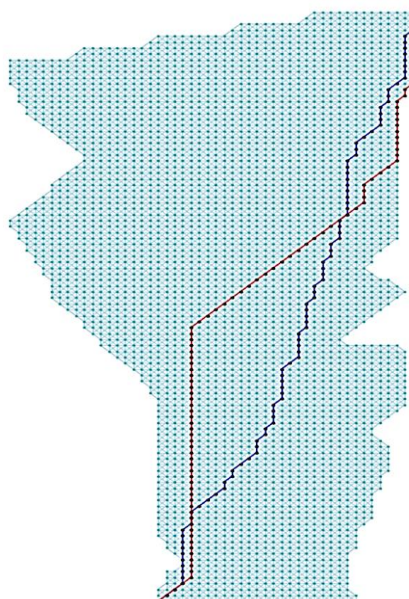


Рис.14 Два варианта трассы: красный цвет – грубая цифровая модель; синий цвет – точная цифровая модель.

При реализации параллельного алгоритма Дейкстры на графах с различным количеством вершин, число которых в данном случае зависит от размера моделируемого участка дороги участка дороги (10 тысяч, 20 тысяч, 40 тысяч, 60 тысяч и 70 тысяч) время выполнения в зависимости от количества ядер существенно менялось, однако, оставалось в пределах допустимого.

Таблица 6

Количество вершин	Первая оптимальная трасса				Вторая оптимальная трасса			
	Количество ядер				Количество ядер			
	1	2	4	8	1	2	4	8
10000	0,470	0,244	0,170	0,109	0,417	0,338	0,154	0,112
20000	1,569	0,858	0,562	0,394	1,651	1,014	0,676	0,558
40000	6,306	3,572	2,230	1,664	6,225	3,629	2,320	1,845
60000	16,485	8,939	6,601	5,004	16,897	9,244	6,421	5,497
80000	33,543	17,433	11,370	8,934	39,328	19,565	14,432	10,283

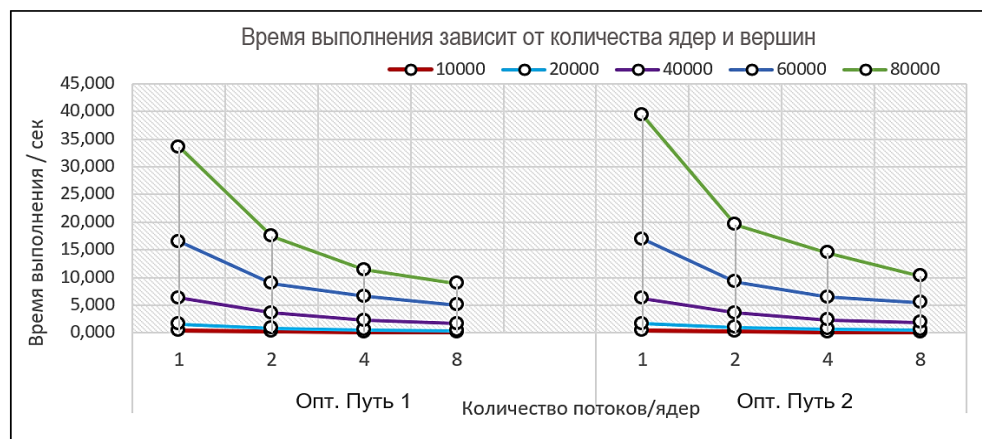


Рис. 15 Время поиска оптимальной трассы в зависимости от количества ядер

График и таблица наглядно иллюстрируют, что даже при работе с ациклическим графом, содержащим 60 - 70 тысяч вершин, что соответствует при использовании минимального масштаба реальному маршруту в карьере длиной от 2-х до 5-ти километров, использование параллельного режима с разделением памяти между 4 или 8 ядрами позволяет построить или перестроить маршрут в течение 5 – 15 секунд, что вполне приемлемо с точки зрения безопасности перемещения автономных самосвалов.

Дальнейшие эксперименты с использованием цифровых моделей проводились с целью проверки пригодности метода для решения более сложных задач планирования трасс для нескольких роботов-самосвалов. На примере участка карьерной дороги с большим числом «препятствий» - зон, перемещение по которым невозможно, были в последовательном режиме построены трассы для двух самосвалов, которые движутся навстречу друг-другу. Поскольку был выбран достаточно короткий участок, время планирования оказалось весьма незначительным (таблица 7).

Таблица 7

Маршрут	Стоимости оптимальных маршрутов (F)	Время планирования /сек
Первый опт. Маршрут	12.9246117974981	0.6807565689086914
Второй опт. Маршрут	15.5967477524977	0.4769802093505859

Однако сами построенные трассы наглядно иллюстрируют возможность использования динамически подстраиваемой цифровой модели для группового планирования перемещения (рис. 16).

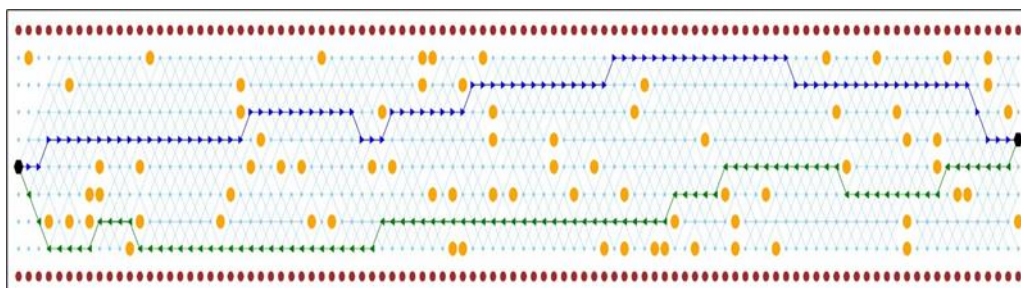


Рис. 16 Последовательно построенные оптимальные трассы для перемещения роботов-самосвалов навстречу друг-другу.

Разработанный метод был также протестирован на задаче планирования нескольких параллельных трасс внутри одного маршрута. Проведенные вычислительные эксперименты подтвердили возможность использования метода для этой задачи. Был рассмотрен реальный маршрут, включающий ребра $l_2 - l_5 - l_{10}$ (рис.2). Алгоритм находит одну за одной оптимальные, то есть соответствующие минимумам функций стоимости трассы. После нахождения каждой очередной трассы соответствующая матрица смежности корректировалась: из не удалялись ребра, которые были частью уже проложенной трассы, а также соответствующие инцидентные вершины. Очевидно, что формальную оценку предельного количества правильно построенных трасс (рис. 17) с помощью разработанного алгоритма, получить достаточно трудно, так как, эта величина напрямую зависит от размерности и содержимого структурной матрицы цифровой модели.

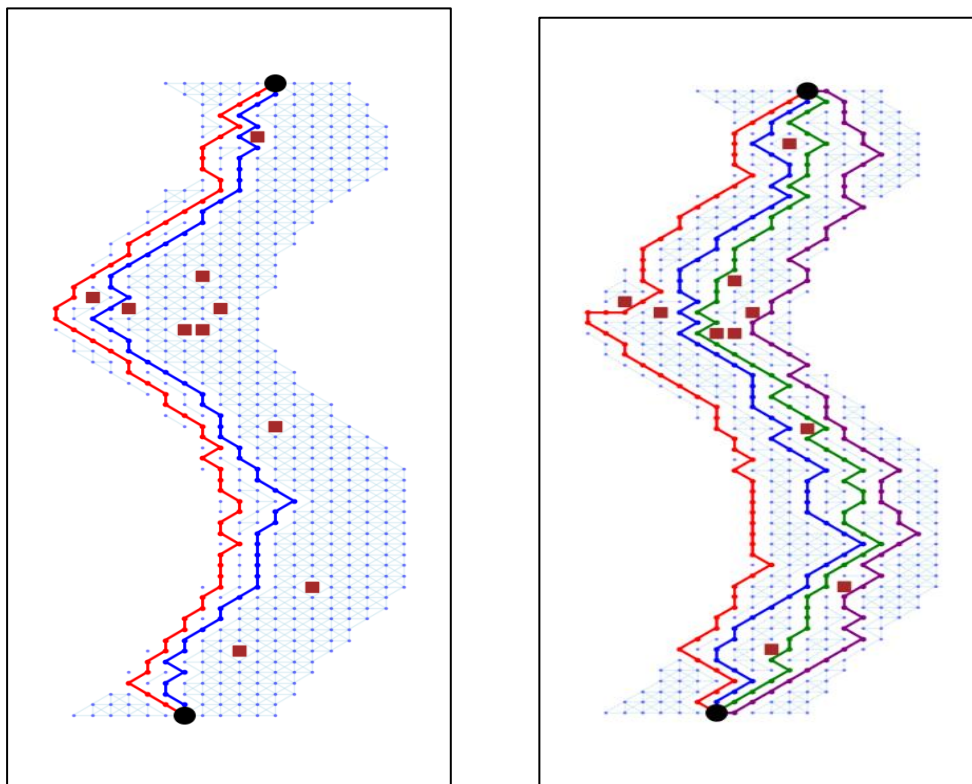


Рис. 17 Иллюстрация использования метода для одновременного планирования нескольких параллельных трасс

Заключение

1. На основе проведенного анализа современного состояния вопроса организации работы ГТК, а также существующих сегодня алгоритмов и систем управления утверждается, что проведенное диссертационное исследование является актуальным, так как:
 - цифровая трансформация и интеллектуализация всех производственных процессов сегодня является основным трендом развития горных предприятий;
 - наиболее отчетливо эти процессы наблюдаются в организации транспортных процессов при ведении открытых горных работ, где значительные успехи достигнуты в разработке автономных карьерных самосвалов;

- сегодня существует широкий спектр моделей и инструментов для разработки эффективных алгоритмов оптимального планирования поведения индустриальных колесных роботов;
 - отсутствуют очевидные и работоспособные решения в сфере планирования трасс и траекторий для перемещения нескольких автономных карьерных самосвалов по технологическим дорогам с учетом необходимости обеспечения их согласованной и безопасной работы.
2. Показано, что цифровые мультифрактальные модели, транспортный инфраструктуры карьера, основанные на разбиении всей дорожной поверхности карьера на множество однородных элементарных фрагментов (атомарных элементов - блоков) фиксированной формы, могут быть взяты в качестве основы для решения вопросов оптимального планирования перемещения автономных самосвалов по карьерным дорогам. При этом вводится понятие трассы, как множества опорных точек (центров атомарных элементов)
 3. Разработана процедура построения эмпирической функции стоимости, на основе которой можно проводить сравнительную оценку трасс, по которым могут перемещаться автономные самосвалы. Данная функция позволяет выбирать конкретное направление движения робота, строится из расчета минимизации потерь, связанных с движением по некомфортным (ямы, рытвины, колеи, камни) участкам дорожного полотна и максимальной стабилизации их скоростных режимов и является основой для формирования интегрального критерия выбора оптимальной трассы.
 4. На основании детального анализа современных подходов к оптимизации движения колесных роботов в динамической среде, отмечены специфические особенности, отличающие работу карьерных роботов-самосвалов: с одной стороны, они функционируют в достаточно регулярной среде, где не требуется ежесекундно принимать решения о смене направления движения, с другой стороны, периодически и достаточно внезапно возникающие нештатные ситуации требуют принятия решений в рамках жестких технологических

регламентов с достаточной оперативностью. В этой связи выбор алгоритма Дейкстры в качестве инструмента реализации предложенного метода объясняется его многократно доказанной надежностью.

5. Наряду с этим подчеркивается, что в случае поиска решений в графах большой размерности алгоритм Дейкстры сталкивается с определенными проблемами в части скорости поиска оптимальных решений. В этой связи была разработана оригинальная модификация параллельного алгоритма Дейкстры по схеме с общей памятью в рамках библиотеки OpenMP, для поиска оптимальных путей (трасс) в ациклических графах большой размерности.
6. Предлагается при формировании функции стоимости учитывать не только характеристики дорожного полотна, но и возможные скоростные режимы перемещения между отдельными фрагментами. С этой целью разработан алгоритм прогнозирования скорости работа-самосвала в любой точке дорожного полотна, который реализован на базе оригинальной нейронной сети с граф-конволюционной архитектурой.
7. Разработанный метод построения оптимальных маршрутов перемещения автономных самосвалов с учетом конкретных трасс движения по технологическим дорогам, включающий процедуры построения функции стоимости, а также два оригинальных алгоритма, реализован в виде программных модулей, которые при незначительной технической настройке могут быть использованы в задачах управления ГТК, а также при решении различных индустриальных логистических задач.

Основное содержание диссертации опубликовано в следующих работах автора

В изданиях, определенных ВАК Минобрнауки России:

1. Аль-Саиди А.А., Темкин И.О., Алтай В.И., Алмунтафеки А.Ф., Мохедхуссин А.Н. Повышение эффективности алгоритма Дейкстры с помощью технологий параллельных вычислений с библиотекой OpenMP // Инженерный вестник Дона. – 2023. - №8(104). – С. 90-105. EDN: PUCAEP; eLIBRARY ID: 54724882.

2. Аль-руфаи Ф.М.М., Якимович Б.А., Кувшинов В.В., Аль-Саиди А.А.К., Бордан Д.Ф., Моделирование и анализ систем сбора пьезоэлектрической энергии с помощью MATLAB/SIMULINK// ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ В ПРОИЗВОДСТВЕ - 2022. - № (3). – С. 24-33. EDN: INZNTS; eLIBRARY ID: 54724882.

В изданиях, индексируемых в базах данных Scopus/Web of science:

3. Al-Saeedi Adnan Adhab K., Shamaeva Olga Yurievna, and Teaba W. Khairi. "Improving the efficiency of sparse matrix class processing by using the SPM-CSR parallel algorithm and OpenMP technology." In 2022 4th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), pp. 1-4. IEEE, 2022; ID: 49495512.
4. Hashan, Antor Mahamudul, Ebenezer Agbozo, Adnan Adhab K. Al-Saeedi, Srishti Saha, Abdullah Haidari, and Mohammad Naser Fazel Rabi. "Brain Tumor Detection in MRI Images Using Image Processing Techniques." In 2021 4th International Symposium on Agents, Multi-Agent Systems and Robotics (ISAMSR), pp. 24-28. IEEE, 2021.
5. Hashan, Antor Mahamudul, K. Al-Saeedi Adnan Adhab, Rizu Md Rakib Ul Islam, Kumar Avinash, and Subhankar Dey. "Automated Human Facial Emotion Recognition System Using Depthwise Separable Convolutional Neural Network." In 2023 IEEE International Conference on Industry 4.0, Artificial Intelligence, and Communications Technology (IAICT), pp. 113-117. IEEE, 2023.

Личный вклад соискателя:

- Проведен анализ современного состояния проблемной области, включая обзор подходов к управлению ГТК при добыче полезных ископаемых открытым способом, изучены способы обработки разнородной информации, используемой в процессе построения цифровых моделей карьерных дорог.

- Отработана процедура агрегации разнотипных потоков информации и соответствующих массивов данных для корректировки цифровых фрактальных моделей.
- Разработан модифицированный алгоритм Дейкстры для решения задачи создания оптимального пути между фиксированными точками с использованием методов параллельных вычислений.
- Построена и использована в задаче трассировки база данных параметров состояния дорожного полотна.
- Для прогнозирования скорости автономных транспортных средств и оптимизации транспортного процесса автором была разработана модель глубокого обучения, основанная на граф нейронных сетях и пространственной информации и соответствующий алгоритм прогнозирования скоростей..