

МЕТОДЫ РЕШЕНИЯ ТРАНСПОРТНОЙ ЗАДАЧИ С ОГРАНИЧЕНИЯМИ ПО ВРЕМЕНИ И РИСКУ

ДАЮБ Я.

Производится формализация модели транспортной задачи с оценкой рисков грузоперевозок. На основании построенной формальной модели вырабатываются требования к моделям и методам оценки эффективности грузоперевозок в условиях наличия рисков и ограничений по риску. Анализируется классический подход к решению задачи и вырабатываются критерии применимости тех или иных теоретических решений в практических задачах по обеспечению грузоперевозок.

1. Введение

Транспорт, обеспечивающий совместно с энергокоммуникациями и связью материальные, энергетические и информационные потоки, создает необходимые условия для существования современного общества, поступательного его развития и эффективно размещения производственных сил. Мировой и отечественный опыт свидетельствуют, что уровень, характер и темпы взаимосвязанного развития указанных выше составляющих комплекса инфраструктуры транспорта могут служить индикатором развития экономики страны и отдельных регионов. Современ-

ные объемы производства колоссальны и без разветвленного и мощного транспортного комплекса невозможно эффективное хозяйственное сотрудничество регионов и отдельных предприятий, т.е. научно-производственное и экономическое единство страны [1].

Актуальность вопросов обеспечения минимизации рисков в грузоперевозках продолжает расти с увеличением транспортной сети. Пропорционально росту грузоперевозок повышаются абсолютные значения количества транспортировок опасных грузов (представляющих угрозу для окружающей среды), транспортировок в условиях повышенного риска (объективные или субъективные внешние факторы создают угрозу для целостности транспортируемого груза), а также экстренных задач транспортировки в условиях чрезвычайных ситуаций (обеспечение эвакуации жителей в районах стихийных бедствий и т.д.). При этом особо важным является не только учет риска, позволяющий анализировать возникающие нештатные ситуации при решении поставленной задачи, но и инструментарий прогнозирования подобных рисков, позволяющий снизить потери материальных, человеческих и денежных средств на всех этапах жизненного цикла транспортных объектов.

2. Постановка задачи

Прогнозирование рисков в транспортной задаче является комплексной задачей системного анализа и включает в себя:

- анализ и исследование имеющейся транспортной сети в целях построения формальной математической модели, описывающей величины риска как в опорных точках сети (города, автобазы и т.д.), так и на дорогах, их объединяющих;

- анализ и исследование видов рисков и их классификация в целях построения единой базы знаний для решения задач повышения надежности транспортировки грузов с учетом специфики перевозок и имеющегося опыта работы в данных условиях;

- разработку методик и инструментария для количественной оценки риска в целях снижения потерь организации при выборе неэффективных с позиций риск-менеджмента решений;

- разработку метода построения оптимальных маршрутов, удовлетворяющих поставленным требованиям.

Поиск оптимального маршрута является задачей многокритериальной оптимизации относительно ряда параметров. Здесь и далее под маршрутом будем понимать решение задачи обслуживания узлов транспортом и возвращение его в исходную точку. Сам поиск осуществляется в n -мерном пространстве всех возможных маршрутов, на которое накладывается ряд ограничений, в частности:

- максимально допустимое время транспортировки;
- максимально допустимый уровень риска при транспортировке;
- максимально возможная стоимость перевозки.

Подобные ограничения существенно снижают пространство возможных решений. Оценка критерия оптимальности маршрута выполняется на основе непрерывной гладкой функции от следующих переменных:

- длина маршрута;
- стоимость маршрута;
- максимальная мера риска на пути;
- время транспортировки;
- накладные расходы

Конечный вид функции зависит от специфики решаемой задачи и является определяющим в процессе принятия решения касательно применимости того или иного предложенного алгоритма выполнения маршрута. Итоговый вид функции однозначно определяет конфигурацию пространства решений и описывает возможные направления поиска в нем задач.

3. Построение модели транспортной сети с учетом рисков

Для описания математической модели транспортной сети введем необходимые обозначения. Пусть $N = \{1, 2, \dots, n\}$ – узловые точки сети (автобазы, СТО, заправки). Для узла с номером i будем считать известным (спрогнозированным) меру риска нахождения в этом узле $r_i(t)$ на момент времени $t = 1, 2, \dots, T$, который отвечает конкретному часу в течение суток (или минуте при более детальном планировании).

Значения рисков вычисляются непосредственно путем анализа имеющейся статистики, экспертных оценок и т.д. Кроме того, будем считать, что известны границы $z_i^{\min}$ и $z_i^{\max}$ предельно допустимого времени нахождения транспортного средства в данном пункте и границы a_i и b_i возможного снижения и увеличения этого времени в течение единицы измерения в процентах от общего времени. Обозначим плановое нахождение транспортного средства в пункте i на момент времени t через $z_i(t)$, который должен отвечать условиям:

$$z_i^{\min} < a_i z_i(t) < z_i(t+1) < b_i z_i(t) < z_i^{\max}. \quad (1)$$

Обозначим через $x_{ij}(t)$ максимально допустимый поток (объем грузоперевозок) из узла i в узел j на момент времени t через транспортную сеть с ограниченной пропускной способностью линий:

$$0 < x_{ij}(t) < x_{ij}^{\max}. \quad (2)$$

Будем считать, что часть риска узла передается соседним узлам, которые связаны с ним, и на долю узла i на момент времени t приходится часть риска в объеме $y_i(t)$. Тогда прогнозируемые величины риска в узле должны отвечать требованиям:

$$z_i(t) + \sum_j k_{ji} x_{ji}(t) - \sum_j x_{ij}(t) = r_i(t) + y_i(t), \quad z_i(T+1) = z_i. \quad (3)$$

В условиях (3) коэффициенты k_{ji} определяют процент снижения риска на линии $i-j$. Последнее равенство отвечает периодическим (циклическим) процессам с длиной периода T .

В качестве экономического критерия эффективности системы можно принять суммарные издержки, связанные с транспортировкой груза из узла 1 в узел z в пределах планового периода:

$$t(1, z) < T, \quad S(1, z) \rightarrow \min, \quad (4)$$

где t – функция времени на маршруте $1-z$; S – экономическая стоимость маршрута.

Предлагаемая к исследованию динамическая модель в виде (1)–(4) соответствует задаче оптимизации потока в сети. Эту задачу можно отнести и к разновидности динамических транспортных задач с периодически изменяющимися значениями вершин и узлов.

4. Анализ возможных методов решения поставленной задачи

Сформулированная задача так или иначе относится к транспортной задаче (ТЗ) с ограничением по времени, на которую сверху накладывается дополнительное условие по минимизации риска. Согласно литературе [2-4] методы решения ТЗ с ограничением по времени как статических, так и динамически можно разделить на точные (exact approaches), эвристические (heuristic approaches) и метаэвристические (metaheuristics).

Далее рассмотрим методы, применяемые при решении статической версии ТЗ с ограничением по времени, придерживаясь именно этого разделения. Решение статической ТЗ с ограничением по времени – ключевой элемент решения динамической ТЗ с огра-

ничением по времени, потому что динамическую задачу можно представить как серию статических задач, где очередная статическая задача возникает при изменении параметров текущей задачи [4].

Также нужно заметить, что будут рассмотрены лишь общие методы, применяемые в различных алгоритмах, а не сами алгоритмы. На основе данных методов в дальнейшем возможно синтезирование нового алгоритма решения динамической ТЗ с ограничением по времени. ТЗ с ограничением по времени, как и ее динамический вариант, относится к классу NP-полных задач. Точные методы решения такого класса задач основаны на полном переборе всех возможных решений и являются неэффективными при решении задач большой размерности из-за их больших временных затрат (время решения экспоненциально зависит от размерности задачи). В условиях ограниченного времени на принятие решения подобные методы неприемлемы.

4.1. Эвристические методы

В эвристических методах решения задачи построение маршрута осуществляется путем последовательного добавления новых точек к маршруту и проверки, не улучшился ли результирующий маршрут. При наличии ряда клиентов, которых надо обслуживать (пример – обслуживание сети банкоматов), производится добавление еще не обслуженных клиентов к текущему маршруту (вставки клиентов в текущий маршрут).

Для инициализации каждого нового маршрута выбирается вероятностным образом или по некоторому критерию (например, выбирается клиент, наиболее удаленный от точки начала маршрута – депо) “первый” клиент (seed customer) из числа еще не обслуженных клиентов (un-routed customers) для включения его в текущий маршрут (partial route) [1]. Затем оставшиеся клиенты оцениваются по некоторым критериям. Согласно этому выбирается лучший из них и добавляется к текущему маршруту. Добавление клиента к маршруту не должно нарушать ограничений задачи (временных ограничений и ограничений по риску). Если нет допустимых клиентов (необслуженных клиентов, которых можно добавить к текущему маршруту без нарушения ограничений задачи), начинается новый маршрут. Если все клиенты включены в маршруты, необслуженных клиентов не осталось, алгоритм завершается.

4.2. Метаэвристические методы

Метаэвристические алгоритмы подходят к решению задачи путем формирования обобщенных правил для обработки информации. Все современные метаэвристические подходы можно разделить на несколько категорий.

4.2.1. Локальный поиск

Локальный поиск – это набор метаэвристических методов, включающих в себя отсечение путем симуляции, детерминистское отсечение, поиск с запретами.

Этот класс метаэвристических алгоритмов основан на использовании двух этапов работы. На начальном этапе происходит создание маршрута (обычно используется один из эвристических алгоритмов), в дальнейшем осуществляется поиск по ближайшему к найденному решению пространству в целях улучшения текущего решения. По модели реализации этих двух этапов алгоритмы можно разделить на следующие подкатегории:

- один поток построения и улучшения маршрута. Преимущества: простота реализации, очевидность внесения изменений в маршрут. Недостатки: неэффективное использование современных многопроцессорных систем, длительное время работы, большое пространство поиска;

- один поток построения, несколько потоков улучшения маршрута. Преимущества: эффективное использование многопроцессорных систем, возможность выполнения распределенных вычислений. Недостатки: поиск ведется вблизи одного решения; если сгенерированное решение близко к локальному оптимуму решения задачи, то более оптимальные варианты вблизи других локальных оптимумов не будут найдены – несколько потоков построения, несколько потоков улучшения маршрута. Преимущества: высокий шанс локализации большого количества локальных оптимумов (особенно при использовании различных алгоритмов построения исходного маршрута), параллелизм, высокая степень повторного использования ранее полученных результатов. Недостатки: большая алгоритмическая сложность, необходимость реализации нескольких алгоритмов в пределах одной логики, высокая вероятность ошибок при практической реализации алгоритмов в системе.

4.2.2. Множественный поиск (population search)

В эту категорию относят группу алгоритмов, направленных на решение транспортной задачи путем использования и повторного использования памяти о ранее найденных решениях. Два наиболее ярких представителя – адаптивная память и генетический поиск. Достоинством данной группы алгоритмов является их существенная эффективность (практически всегда на каждой итерации новое решение оптимальнее старого). Однако ввиду большого использования вероятностных величин (так, в генетическом алгоритме определяющими являются частота мутаций и кроссинговера) математически строгое доказательство сходимости применяемых алгоритмов является сложным либо невозможным, а в случае доказанной сходимости рассчитанная величина является низкой, что приводит к использованию большого количества итераций и, как следствие, значительного времени на решение задачи.

4.2.3. Обучающиеся и самообучающиеся системы

Применение обучающихся и самообучающихся систем в задачах, где построение эффективного решения слабо формализуется, позволяет находить требуемые

решения без наличия формализованных критериев его поиска. Наиболее часто применяемыми подходами являются нейронные сети и муравьиные алгоритмы. Для подобных подходов характерно эффективное использование преимуществ локального поиска (так, в муравьином алгоритме каждый муравей независимо решает задачу поиска локального оптимума) с применением общей памяти (в муравьином алгоритме эта память реализуется посредством феромонного следа, в нейронной сети – в коэффициентах связей между нейронами после обучения). Использование подобных алгоритмов позволяет существенно снизить влияние проблемы сходимости и уменьшить количество итераций по сравнению с реализациями на основе множественного поиска.

4.3. Возможные расширения алгоритмов

Существует ряд идей, которые могут быть применены к алгоритмам 1-3 групп в целях оптимизации их по одному из критериев, а именно: точность, скорость работы, простота, гибкость. Здесь и далее под гибкостью будем понимать возможность адаптации алгоритма под новые условия задачи (переход от статической к динамической транспортной задаче, от случайной функции риска к непрерывной и т.д.). Большинство этих оптимизаций направлено на генерацию нового решения на основе уже существующих. Примерами таких оптимизаций являются:

- обмен соседними структурами. Два решения, имеющие различные пути маршрута из А в Б, могут выполнять обмен ими в целях получения более оптимального решения;
- обмен соседними структурами с локальной оптимизацией. Развитие предыдущего варианта, при обмене производится поиск локального оптимума из решений, составленных путем объединения графов маршрутов из А и Б;
- исключение цепочек (он же очень-большой-поиск-соседей – *very large neighborhood search*) – поиск больших цепочек для выполнения замен в алгоритмах по принципу, предложенному ранее;
- временные метки запрета (обратный муравьиному алгоритму подход, направленный на назначение «плохим» вершинам, которые вошли в очень длинный маршрут временных меток запрета для посещения их другими «муравьями», находящимися в поиске решения»);
- критерий стремления (*aspiration criteria*) – возможность нарушать сформированный локальный или глобальный список запретов в целях поиска не покрытых ранее оптимумов;
- непрерывная диверсификация (*continuous diversification*) – добавление штрафов к решениям из-за частоты использования этого решения (обеспечение максимального покрытия пространства решений);
- временное преобразование графа (использование случайного предположения, что депо находится в

ближайшей вершине, при выборе этой вершины – поиск минимально короткого алгоритма до депо);

– гранулярность – преобразование графа перед решением задачи – удаление максимально длинных ребер (не нарушая связности графа), превышающих определенный порог (этот порог описывается функцией гранулярности);

– адаптивная память (хранения набора найденных лучших решений, их комбинирование и реоптимизация);

– направленная эволюция (*AGES: active guided evolution strategy*) – создание побочного решения от каждого найденного, применение локального поиска со штрафами к длинным ребрам, использование непрерывной диверсификации в целях вычисления оптимальных родителей для формирования решения-«потомка».

5. Сравнительный анализ алгоритмов

5.1. Методика проведения тестирования

Для проведения сравнительного анализа алгоритмов было создано 20 графов, содержащих от 200 до 500 узлов каждый, с присоединенными функциями риска (случайные функции) и фиксированными весами ребер. Все расчеты проводились на компьютере под управлением 4-ядерного процессора Intel Core i7, что позволяло алгоритмам, использующим несколько потоков при поиске решения, получить дополнительное преимущество. Проводилось измерение двух величин – среднее отклонение от оптимального маршрута (найденного полным перебором), в процентах, и использованное время работы (в минутах, процессорное время). Каждый тест запускался 5 раз, в таблицу вносился усредненный результат с целью нивелировать влияние случайных факторов для алгоритмов, использующих вероятностные подходы к решению задачи.

5.2. Результаты тестирования

Результаты тестирования алгоритмов приведены в таблице.

Результаты работы алгоритма

Алгоритм	Время работы, мин	Отклонение, %
Параллельный поиск с запретами	22,3	0,03
Адаптивная память	17,0	0
Гранулярный поиск с запретами	14,84	0,63
Исключение цепочек	29,91	0,22
Направленная эволюция (быстрый поиск)	0,27	0,06
Направленная эволюция (лучший поиск)	7,72	0,02
Муравьиный алгоритм	49,02	0,6
Генетический алгоритм	22,04	0,49

6. Выводы

Анализируя таблицу, можно сделать выводы, что применение чистых алгоритмов, описанных в 4.1-4.2 пунктах данной статьи, неоптимально ни по времени, ни по получаемым результатам. Учитывая наличие существенных ограничений по времени в процессе реального принятия решений, классические подходы (будь то генетические алгоритмы, параллельный поиск или муравьиный алгоритм) неприменимы. Тем не менее применение комбинации этих алгоритмов приводит нас к резкому уменьшению времени поиска, что хорошо продемонстрировано алгоритмом направленной эволюции. Даже при настройках на оптимальный поиск (большая глубина локального поиска, малое отсечение решений) алгоритм направленной эволюции дает результат в 2 раза быстрее, чем ближайший соперник, а используя ослабленные критерии поиска (глубина локального поиска – не более 4 узлов, остается 8 лучших решений), удается достичь результат в полминуты с ошибкой менее чем в 10%. Таким образом, эффективным видится разработка алгоритмов принятия решений в чрезвычайных ситуациях с использованием алгоритмов направленной эволюции. Необходимо разработать дополнительные ограничения на эти алгоритмы, позволяющие гарантировать их применимость в задачах ликвидации и оценки чрезвычайных ситуаций. Необходима разработка нового подхода для решения данной задачи многокритериальной оптимизации, обладающего следующими свойствами:

- малый или предсказуемый процент тупиковых решений;
- полиномиальное время работы;
- прогнозируемая величина ошибки.

Разработка подобных расширений может быть основана на использовании волновых алгоритмов локаль-

ного поиска с применением базы знаний для отсекаания недопустимых решений. Использование базы знаний, которая хранит заранее просчитанные решения для элементов сети, позволит сократить время реакции системы при появлении новой задачи, однако тестирование такого алгоритма может быть затруднено в связи с необходимостью большого набора данных для начального обучения. Отдельно необходимо отметить перспективность применения технологий адаптивной памяти, так как на тестовой выборке этот алгоритм является единственным, которым удалось найти оптимальное решение на всех 20 тестовых выборках, несмотря на то, что математически строгое получение оптимального решения данным алгоритмом не гарантируется.

Литература: 1. Емельянов П.Е. Методы повышения надежности организационно-технологических решений при строительстве и реконструкции транспортных объектов с учетом риска : Дис. канд. техн. наук : 05.23.11 : М., 2004. 309 с. 2. Tobias Babb. Pickup and Delivery Problem with Time Windows, Coordinated Transportation Systems: The State of the Art. Department of Computer Science University of Central Florida Orlando, Florida, 2005. 3. J.-F. Cordeau, Guy Desaulniers, Jacques Gesrosiers, Marius M. Solomon, Francois Soumis. The VRP with Time Windows. Chapter 7, Paolo Toth and Daniel Vigo (eds), SIAM, Monographs on Discrete Mathematics and Applications, 2001. 4. Olli Brödsy, Michel Gendreau. Route Construction and Local Search Algorithms for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Internal Report STF42 A01024, SINTEF Applied Mathematics, 2001.

Поступила в редколлегию 30.09.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. Петров Э.Г.

Данюб Я., аспирант кафедры информатики ХНУРЭ. Научные интересы: управление рисками, транспортная задача. Адрес: Украина, 61166, Харьков, пр. Ленина, 14, E-mail: kuzy@kture.kharkov.ua.