

УДК 681.3.16

Л.Д. ГРЕКОВ

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина

ПРОЕКТИРОВАНИЕ РАСПРЕДЕЛЕННОЙ ТРАНСПОРТНОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ МОДЕЛИ И МЕТАЭВРИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ

Предложено применение мультиагентных моделей для описания распределенной транспортной системы и прокладки оптимального пути в условиях природных препятствий и экономических ограничений. Для решения задачи поиска экстремума функции длины пути предложено использование модели муравьиной колонии как класса метаэвристических методов оптимизации. Правила поведения колонии определяются коллективным поведением в соответствии с вероятностным механизмом разбиения потока муравьев на два подпотока. Приводятся результаты проведенных экспериментов в среде NetLogo. Предлагаемый в работе подход может быть полезен для решения различных логистических задач.

Ключевые слова: мультиагентная модель, колония муравьев, феромон, маршрут, оптимизация.

Введение

Задача проектирования распределенной транспортной системы может быть сформулирована как задача поиска оптимального маршрута обхода геометрических объектов на плоскости. При этом необходимо обойти все природные препятствия и экономические ограничения на плоскости, осуществляя обход каждого объекта лишь один раз таким образом, чтобы минимизировать общий пройденный путь [1]. Причем путь должен начинаться и заканчиваться в заданных точках координатной системы.

Сложность современных распределенных транспортных систем накладывает дополнительные ограничения на время решения задачи, что не позволяет при большой размерности применять аналитические методы или методы прямого перебора.

В связи с этим актуальным представляется применение методов, базирующихся на эвристических подходах, учитывающих также специфику модели представления предметной области.

Поскольку довольно удобным аппаратом описания распределенной транспортной системы является мультиагентное представление, целесообразно применить методы оптимизации для таких математических моделей. Одним из известных подходов является применение различных метаэвристических алгоритмов (МЭА) маршрутизации. Метаэвристическая технология является итеративной процедурой для быстрого и эффективного нахождения решения сложных оптимизационных задач, а алгоритм построения муравьиной колонии (ACS – Ant Colony System) как одно из направлений МЭА может быть

успешно применен для проектирования оптимального маршрута обхода геометрических объектов.

1. Формулировка задачи оптимизации маршрута в мультиагентной системе

Рассмотрим задачу определения маршрута транспортной системы в условиях природных препятствий и экономических ограничений как задачу обхода геометрических объектов на плоскости. Представим транспортную систему в виде двумерного чертежа, на котором в виде многоугольников изображены объекты, отражающие препятствия при построении транспортной сети. Многоугольники не должны пересекаться. Они могут быть выпуклыми или невыпуклыми, могут находиться внутри друг друга. Пусть также вершины многоугольников представляют собой их вероятные точки обхода.

Необходимо найти маршрут распределенной транспортной системы, траектория которого должна проходить только через одну точку обхода каждого многоугольника ровно один раз, начинаясь и заканчиваясь в заданных точках координатной системы. Очевидно, что оптимальный маршрут должен иметь минимальную длину среди множества возможных маршрутов. При этом возможным является проведение маршрута через внутренние точки многоугольников. Такое ослабление ограничений можно интерпретировать как возможность прокладки маршрута при различных уровнях экономических ограничений. Траектория оптимального маршрута составляет результат проектирования – оптимальное проектное решение. Особенность и сложность зада-

чи заключается в том, что задача имеет дискретно-непрерывную структуру.

Имеется множество геометрических объектов на плоскости. Контур каждого объекта имеет начальную точку обхода (x_i, y_i) , принадлежащую i -му контуру ($i = 1, 2, \dots, n$). Обозначим расстояние между начальными точками обхода i -го и j -го контура через L_{ij} ($i, j=0, 1, \dots, n$). Причём, равенство нулю индекса i (или j) означает соответствие началу координатной системы, т. е. точке $(0, 0)$. Необходимо найти кратчайший маршрут k^* из множества K допустимых маршрутов

$$K = (i_1(x_{i_1}, y_{i_1}), i_2(x_{i_2}, y_{i_2}), \dots, i_n(x_{i_n}, y_{i_n})),$$

где (i_1, i_2, \dots, i_n) — произвольная перестановка чисел $1, 2, \dots, n$.

Задача принимает вид

$$F(k^*) = \min(L_{0i_1}(x_{i_1}, y_{i_1}) +$$

$$+ \sum_{j=1}^{n-1} L_{i_j i_{j+1}}(x_{i_j}, y_{i_j}, x_{i_{j+1}}, y_{i_{j+1}}) + L_{i_n 0}(x_{i_n}, y_{i_n})).$$

Существует система геометрических и технологических ограничений. Геометрические ограничения для чертежа определяются размещением объектов, условиями их взаимного непересечения, а также способами размещения объектов на чертеже. В качестве геометрических ограничений для поставленной задачи рассмотрим контуры объектов, являющиеся совокупностями отрезков прямых. Контуры обходимых объектов можно описать аналитически в виде совокупности параметрических уравнений:

$$x_{ij} = x_{ij1} + (x_{ij2} - x_{ij1})t_{ij},$$

$$y_{ij} = y_{ij1} + (y_{ij2} - y_{ij1})t_{ij},$$

где $m \leq i \leq m+n-1$ (m — количество отрезков и n — количество многоугольников);

$0 \leq j \leq p-1$ (p — количество отрезков в i -м многоугольнике);

$0 \leq t_{ij} \leq 1$, x_{ij1} , y_{ij1} и x_{ij2} , y_{ij2} — координаты конечных точек j -го отрезка i -го многоугольника.

Кроме геометрических ограничений, существует ряд технологических ограничений, связанных со спецификой транспортной системы. В частности, в качестве таких ограничений могут являться следующие:

— маршрут начинается и заканчивается в начале координатной системы;

— исключается возможность пересечения отрезков маршрута;

— ограничение возможностей направления транспортного потока и др.

Таким образом, процесс формирования оптимального проектного решения заключается в генерации порядка обхода контуров с созданием траектории переходов от точки обхода одного контура к

точке обхода другого и выборе в качестве оптимального проектного решения траектории с минимальной длиной.

2. Применение метаэвристической технологии ACS для мультиагентной системы

Ранее было отмечено, что возможность практической реализации известных методов исчерпывающего поиска для сложных распределенных систем существенно ограничена наличными вычислительными ресурсами. Для нахождения приближенного решения задачи в работе предлагается применение метаэвристического метода — муравьиной колонии (Ant Colony Optimization), как современного направления биоматематики.

Идея метода почерпнута из поведения в живой природе: муравьиная колония разрабатывает сеть оптимальных маршрутов к источникам пищи, используя вероятностный метод проб и ошибок. Муравьи отмечают свои маршруты, откладывая химическое вещество, называемое феромоном. Другие муравьи, находя феромоновый след, начинают следовать ему и закрепляют его добавочным феромоном.

Такое поведение является формой автокаталитического действия: чем больше муравьев следуют по маршруту, тем более привлекательным он становится. Поведение муравьев вызвало появление алгоритма оптимизации муравьиной колонией (ACO), разработанного Marco Dorigo [2] и успешно применяемого для решения многих комплексных задач оптимизации. Основная идея, лежащая в основе алгоритма ACS, заключается в использовании механизма положительной обратной связи, который помогает найти наилучшее возможное решение в сложных задачах оптимизации. Результаты, получаемые при применении алгоритмов, основанных на действиях муравьиной колонии, так же хороши, как и при применении алгоритмов, основанных на метаэвристических алгоритмах общего назначения.

Алгоритм ACS, являющийся частным случаем ACO, использует колонию виртуальных муравьев, ведущих себя как **кооперативные агенты** в математическом пространстве, в котором они могут искать и подтверждать найденные пути (решения) в целях поиска одного наилучшего. Эти пути могут содержать в себе очень много информации. Искусственные муравьи имеют некоторую память и не действуют вслепую. Кроме того, принимается, что время дискретно, а не непрерывно. В рамках алгоритма ACS, где каждый муравей двигается по замкнутому маршруту, количество феромона вдоль маршрута увеличивается в зависимости от качества

решения, найденного муравьем.

Рассмотрим алгоритм ACS применительно к поставленной задаче. Вершины многоугольников будем называть "препятствиями". Будем считать, что d_{ij} – расстояние между препятствиями i и j , которое рассчитывается как Эвклидово расстояние:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2},$$

а задача задана полностью связным графом $G(N, E)$, где N – набор препятствий ($|N| = n$), E – дуги их соединяющие, а $d_{ij} = d_{ji}$.

Предположим, что для решения задачи используем m муравьев. В начале каждой итерации муравьи располагаются случайным образом по n препятствиям, а в конце итерации муравьи "умирают". Каждый муравей за время одной итерации должен сделать количество ходов, равное числу препятствий, для того, чтобы построить полный путь. Ход муравья можно описать следующими правилами:

- он выбирает препятствие, в которое двинуться, с вероятностью, которая является функцией от расстояния между текущим препятствием и выбираемым, а также количества феромона на этом пути;

- для контроля правильности решения, найденного муравьем, используется список уже посещенных препятствий (память муравья). Муравей выбирает направление движения только среди препятствий, не принадлежащих уже посещенным хотя бы в одной вершине многоугольникам;

- при глобальном обновлении феромона (по завершению каждой итерации), его добавление происходит только к дугам, принадлежащим глобальному кратчайшему пути;

- пока муравьи ищут решение, происходит локальное обновление феромона (аналогия с настоящими муравьями, которые откладывают феромон в процессе своего движения).

Изначально все дуги (все возможные пути) покрываются начальным значением феромона τ_0 (достаточно маленькое число).

Пусть $\tau_{ij}(t)$ – величина феромона на пути между препятствиями i и j на t -й итерации. В конце каждой итерации происходит глобальное обновление феромона: со всех дуг испаряется определенное количество феромона, а к дугам, принадлежащим глобальному кратчайшему пути, добавляется некоторое его количество, причем, чем короче путь, тем больше феромона добавляется.

Глобальное обновление феромона происходит по следующей формуле:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-g) * \tau_{ij}(t) + g * \Delta\tau_{ij},$$

где g – коэффициент глобального испарения,

$\Delta\tau_{ij}$ – величина добавления феромона, которая рассчитывается по формуле:

$$\Delta\tau_{ij} = \begin{cases} L_{gb}^{-1}(i, j) \in \text{лучшее глобальное решение;} \\ 0, \text{ иначе,} \end{cases}$$

где L_{gb} – длина наименьшего пути, найденного со времени начала поиска.

Таким образом, только на лучшем и имеющем кратчайшую длину пути будет накапливаться феромон, а параметр g предназначен для усиления поисков вокруг этого пути.

В процессе построения решения муравьи одновременно делают ход, в конце которого изменяют количество феромона на дугах, по которым они прошли – происходит локальное обновление феромона. При этом к этим дугам добавляется некоторое количество феромона, часть которого тут же испаряется. Затем, одновременно совершая следующий ход, они для выбора нового города пользуются локально обновленным количеством феромона. Локальное обновление феромона происходит по следующей формуле:

$$\tau_{ij}(t) = (1-\rho) * \tau_{ij}(t) + \rho * \Delta\tau_{ij},$$

где ρ – коэффициент локального испарения феромона; $\Delta\tau_{ij}$ – величина добавления феромона. В данной реализации алгоритма величина добавления феромона при локальном обновлении равна начальному его значению: $\Delta\tau_{ij} = \tau_0$.

Согласно локальному обновлению, уровень феромона на дуге конструируемого пути в высокой степени зависит от значения параметра ρ . При большом значении ρ уровень феромона снижается, а это, в свою очередь, уменьшает шанс того, что другой муравей выберет то же самое решение и того, что последовательность поиска будет более разнообразной.

Рассмотрим функцию выбора нового препятствия. Находясь в препятствии i , муравей выбирает препятствие s по следующей формуле:

$$s = \begin{cases} \arg \max_{j \in d_k} \left\{ \left[\tau_{ij}(t) \right]^\alpha * \left[\eta_{ij} \right]^\beta \right\}, q < q_0; \\ r, \text{ иначе,} \end{cases}$$

где d_k – список препятствий, еще не пройденных k -м муравьем и не принадлежащих многоугольникам, уже посещенным k -м муравьем хотя бы в одной вершине; η_{ij} – так называемая "видимость" – величина обратно пропорциональная расстоянию между препятствиями ($\eta_{ij} = 1/d_{ij}$); α и β – параметры, контролирующие относительный приоритет феромона на пути или видимости следующего препятствия; q – случайное число на отрезке $[0, 1]$; q_0 – параметр баланса между использованием накопленных знаний и исследованием новых решений ($0 \leq q_0 \leq 1$); r – случайный город, выбранный на основе вероятностей, посчитанных по следующей формуле:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{m \in d_k} [\tau_{im}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{im}]^\beta}, & j \in d_k; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Как уже отмечалось выше, у каждого искусственного муравья есть своя память. В этой памяти муравей хранит так называемый список "табу" – список пройденных им уже препятствий ($tabu_k$).

Параметры α и β определяют важность феромона и видимости пути.

Если $\alpha = 0$, то феромон не играет никакой роли, и на вероятность выбора следующего препятствия влияет только видимость (близлежащие препятствия выбираются с большей вероятностью). Если $\beta = 0$, то для выбора города используется только феромон.

Параметр q_0 играет следующую роль: если случайное число q меньше q_0 , то происходит использование накопленных знаний – выбирается более близкое препятствие, на пути к которому больше феромона. В противном случае ($q \geq q_0$) – происходит случайный выбор препятствия на основе вероятностей их выбора (поиск новых решений).

В данной реализации алгоритма итерации проходят до тех пор, пока их количество не будет равно NC_{max} . В качестве лучшего решения используется путь с наименьшей длиной – $\min(L_k)$. Для его отображения используется список табу муравья, который нашёл это решение. Так как список табу заполняется препятствиями в порядке их посещения, он содержит корректный путь.

3. Применение среды моделирования NetLogo для оптимизации пути распределенной транспортной системы

Мультиагентную модель распределенной транспортной системы можно представить в виде системы агентов-препятствий и агентов-муравьев [3]. Изначально заданы препятствия, а также начальная и конечная точка маршрута (рис. 1).

Промежуточные траектории колонии муравьев приведены на рис. 2.

На рис. 3 представлен результат оптимизации маршрута.



Рис. 1. Начальное размещение сети

Сходимость алгоритма ACS можно рассматривать как переход итерационного процесса в устойчивое состояние и получение эффективного решения за определённое количество итераций. Как видно из экспериментальных данных (рис. 4), с увеличением номера итерации стабильно улучшается качество решения. Это обусловлено механизмом работы алгоритма ACS: текущее решение качественно лучше предыдущего.

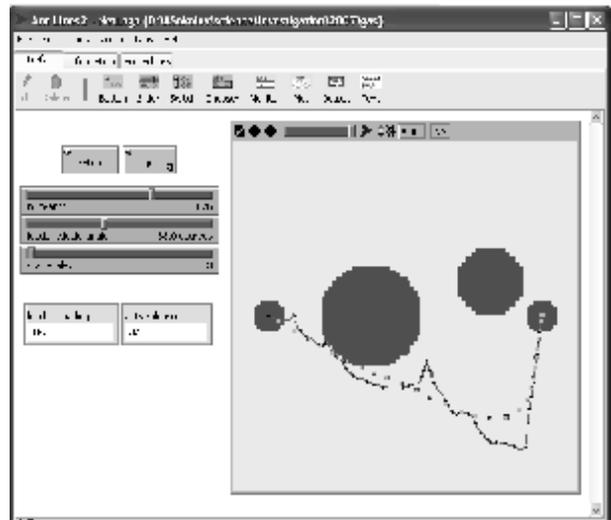


Рис. 2. Модель транспортной системы в среде NetLogo

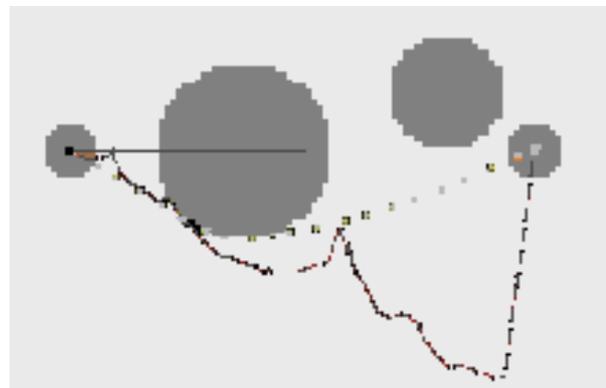


Рис. 3. Результаты оптимизации маршрута транспортной сети

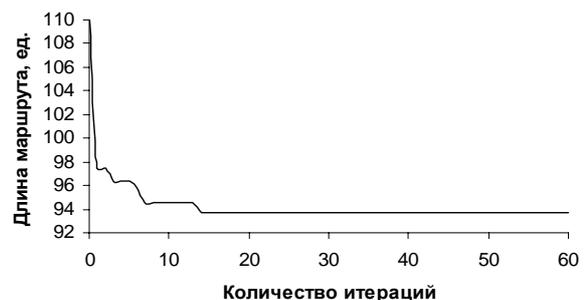


Рис. 4. Динамика изменения длины маршрута

Заключення

В данной работе рассматриваются основные принципы применения метаэвристических алгоритмов оптимизации для решения задачи оптимального размещения распределенной транспортной системы. Данный подход позволяет рассмотреть различные по своей природе препятствия и решить комплексную задачу оптимизации маршрута.

Дальнейшие исследования предлагается проводить в области оптимизации в условиях неопределенностей различной природы, что является весьма актуальным для данного класса задач.

Литература

1. Caro G.D. *AntNet: Distributed stigmergetic control for communication networks* / G.D. Caro, M. Dorigo // *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1998. – P. 317-365.
2. Dorigo M. *The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents* / M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Coloni // *IEEE Trans. Systems Man Cybern. Part B Cybern.*, 1996. – P. 29-41.
3. Jensen R. *Fuzzy-rough data reduction with ant colony optimization* / R. Jensen, Q. Shen. – *Fuzzy Sets and Systems*, 2005. – P. 5-20.

Поступила в редакцию 12.04.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф., заведующий кафедрой 304 А.Ю. Соколов, Харьковский национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

ПРОЕКТУВАННЯ РОЗПОДІЛЕНОЇ ТРАНСПОРТНОЇ СИСТЕМИ НА ОСНОВІ МУЛЬТИАГЕНТНОЇ МОДЕЛІ ТА МЕТАЕВРЕСТИЧНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ

Л.Д. Греков

Запропоновано застосування мультиагентних моделей для опису розподіленої транспортної системи і прокладки оптимального шляху в умовах природних перешкод та економічних обмежень. Для розв'язання задачі пошуку екстремуму функції довжини шляху запропоновано використання моделі мурашиної колонії як класу метаевристичних методів оптимізації. Правила поведінки колонії визначаються колективною поведінкою відповідно до імовірнісного механізму розбиття потоку мурашок на два підпотоки. Наводяться результати проведених експериментів в середовищі NetLogo. Запропонований в роботі підхід може бути корисним для розв'язання різних логістичних задач.

Ключові слова: мультиагентна модель, мурашина колонія, феромон, маршрут, оптимізація.

DISTRIBUTED CONVEYING SYSTEM DESIGN ON BASIS OF MULTIAGENT MODEL AND METAHEURISTIC METHOD OF OPTIMIZATION

L.D. Grekov

Application of multiagent models is offered for description of the distributed transport system and gasket of optimum way in the conditions of natural obstacles and economic limitations. The usage of ant colony model as a class of meta heuristic methods of optimization is offered for the decision of search task of way length function extremum. The rules of colony conduct are determined by collective conduct in accordance with the probabilistic mechanism of breaking up of stream of ants on two substreams. Results over of the performed experiments are brought in the environment of NetLogo. Approach offered in work can be useful to the solving of different logistic tasks.

Key words: multi agent model, ants colony, pheromone, way, optimization.

Греков Леонид Дмитриевич – канд. техн. наук, докторант кафедри виробництва радіоелектронних систем летальних апаратів Національного аэрокосмічного університета ім. Н.Е. Жуковського «ХАИ», Харків, Україна, e-mail: Leonid_Grekov@k502.khai.edu.