

*Konstantin V. Kolesnikov,
ScD, associate professor;*

*Anait R. Karapetyan,
senior lecturer,
Cherkassy State Technological University*

The Use of Genetic Algorithms in Distributed Computer Networks

Key words: *routing, hybrid genetic algorithms, graph optimizing, chromosomes, crossover, mutation, selection.*

Annotation: *The existing methods of use of the genetic algorithms for solving optimization tasks are presented. The possibility of formalization of the task of optimizing in distribution of adaptive computer network is studied. The computational complexity of genetic algorithm of optimizing in graph and its practical use is analysed.*

Введение

Одной из известных функциональных задач в распределенных компьютерных сетях является задача нахождения кратчайшего маршрута, а именно поиска пути между двумя определенными вершинами графа, соответствующего наименьшему значению функционала по определенному критерию. Эта задача применяется в сфере транспорта, маршрутизации пакетов данных, коммуникаций. Существует ряд классических алгоритмов решения этой задачи (Беллмана-Форда, Дейкстры, Флойда-Воршела, Джонсона и т.д.).

Для решения задач маршрутизации данных используются классические алгоритмы, подавляющее большинство из которых оперируют только одним параметром оптимизации – весом (ценой) пути, который выражает совокупность его аддитивных характеристик. Однако, как правило, существует несколько параметров, характеризующих каждую ветвь сети, например, пропускная способность, задержка пакетов данных, скорость передачи, балансировка нагрузки, надежность канала связи, которые можно разделить на аддитивные и неаддитивные. Таким образом, в современных динамических сетях возникла проблема решения задачи о кратчайших путях доставки данных с несколькими критериями оптимизации. Вычислительные затраты на их решение экспоненциально возрастают с ростом размерности обрабатываемых графов. Одним из актуальных примеров формирования новых алгоритмов решения задач поиска оптимальных путей в распределенных компьютерных сетях является эволюционный метод генетических алгоритмов (3).

1. Постановка задачи

Большинство методов, используемых для решения такого рода задач, используют единый оптимизационный критерий. В этом случае задача многокритериальной

оптимизации сводится к одной или нескольким задачам однокритериальной оптимизации, и осуществляется поиск единого оптимального решения.

Рассмотрим общий случай векторной многокритериальной задачи.

Найти
$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]. \quad (1)$$

Здесь $x = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$ - вектор решений, $i = 1, 2, \dots, n$, n - количество переменных, где $x \in X$ - множество допустимых решений; $f_j(x)$ - j -й критерий оценки. Вектор $f(x)$ называется критериальным вектором, а $f(X) = Y \subset R^k$ - множеством допустимых оценок, где R^k - критериальное пространство.

Для решения такого вида задач многокритериальной оптимизации разработаны различные методы. Одним из таких методов является метод, который объединяет критерии, оптимизируя в одну целевую функцию с использованием взвешенной суммы этих критериев, взятых с определенными весами.

Генетические алгоритмы хорошо зарекомендовали себя в качестве методик поиска во многих областях практически при полном отсутствии информации о свойствах целевой функции и ограничений. Впервые идею использования генетического алгоритма для решения задач многокритериальной оптимизации предложил в своих работах Розенберг (1). Практический метод был разработан позже Шаффером (2), который модифицировал стандартный генетический алгоритм однокритериальной оптимизации.

Метод рангов Голдберга основан на методе приписывание рангов Беккера для обычной однокритериальной оптимизации (1). Предполагая, что для данной популяции были сгенерированы подпуляции и присвоены им различные ранги, фитнес-функцию (принадлежности) можно рассчитать по следующей формуле:

$$f(x) = -r(x) + r + 1 \quad (2)$$

где $r(x)$ - ранг популяции не доминирующих решений x .

Метод присваивания рангов является оптимальным решением и характеризуется более высокой сложностью вычислений, чем метод селекции Шаффера, так как для его реализации необходимо выполнить дополнительно операций с целью определения множества решений (по Парето).

Независимо от этих работ, был разработан нейронно-эволюционный алгоритм для решения проблемы определения максимального потока в взвешенном графе. В исследованиях (5,6) используется главная идея гибридизации генетических алгоритмов и совместное их использование как с нейронными сетями, так и с выбранными аналитическими методами оптимизации. Такой гибридный нейронно-генетический алгоритм представлен в (5). В нем для нахождения субоптимальных решений многокритериальной задачи используется нейронная сеть Хопфилда.

2. Использование генетического алгоритма

Рассмотрим формализованную задачу поиска оптимального пути на графе, в которой задан взвешенный ориентированный граф $G = (V, E)$, где V - множество вершин, $E \in V \times V$ - множество ребер графа. В общем случае, существует несколько весовых функций

$\omega_1, \dots, \omega_k : E \rightarrow R$, каждая из которых соответствует определенному критерию оптимизации.

Произвольный путь $p = v_i \rightarrow v_j$ состоит из последовательности ребер $\{v_i, v_l\}, \dots, \{v_k, v_j\} \in E$ и может быть представлен в виде последовательности вершин графа, принадлежащих пути $p = \{v_i, v_l, \dots, v_j\}$.

Вершины $v_i, v_l, \dots, v_j \in V$, причем каждая вершина входит в пути только один раз.

Пусть индекс s соответствует начальной, а d - конечным вершинам искомого пути $p = v_i \rightarrow v_j$. Определим $x_{i,j}$ как:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если ребро } (i, j) \text{ входит в путь,} \\ 0 & \text{– в противном случае.} \end{cases}$$

Пусть общее количество критериев оптимизации задачи k .

Обозначим множество всех возможных путей между вершинами v_s и v_d как P . В общем случае, задача о кратчайшем пути между двумя определенными вершинами в графе с несколькими критериями может быть сформулирована следующим образом:

$$\min_p C_m(p) = F_{m(\omega_m(i,j), x_{i,j}), m=1 \dots k, (i,j) \in E} \quad (3)$$

$$\sum_{\substack{j=s \\ j \neq i}}^d x_{i,j} - \sum_{\substack{j=s \\ j \neq i}}^d x_{j,i} = \begin{cases} 1, & \text{если } i = s \\ -1, & \text{если } i = d \\ 0 & \text{– в противном случае} \end{cases} \quad (4)$$

$$\sum_{\substack{j=s \\ j \neq i}}^d x_{i,j} = \begin{cases} \leq 1, & \text{если } i \neq d, \\ 0, & \text{если } i = d \end{cases} \quad (5)$$

Условия (4) и (5) требуют, чтобы искомым путь не содержал циклов. Условие (3) требует, чтобы целевая функция по каждому критерию оптимизации по всем возможным путям $p = v_s \rightarrow v_d \in P$ достигала наименьшего значения на искомом пути.

Для каждого поколения решений (хромосом) применяют операции кроссовера и мутации. Вероятность применения этих операций в определенной хромосоме в предложенной модели не зависит от приспособленности модели и обозначают P_c и P_m соответственно. Обозначим порядок поколения генетического алгоритма индексом n , а количество поколений - N . Таким образом, применение генетического алгоритма может быть представлено в виде следующей схемы:

а) инициализация алгоритма ($G; \omega_1, \dots, \omega_k: E \rightarrow R; s; d$);

б) формирование начального поколения (M);

в) пока ($n < N$):

- выбор $M \cdot P_c$ хромосом, применение операции кроссовера;
- выбор $M \cdot P_m$ хромосом, применение операции мутации;
- отбор (M хромосом);

г) завершение алгоритма, представление решения.

Рассмотрим операцию мутации, заключающуюся в формировании случайного пути между двумя промежуточными вершинами пути $p = v_s \rightarrow v_d$, причем искомым промежуточный путь не должен включать вершины основного пути p . Обозначим вершины, соответствующие точкам мутации m_1 и m_2 . Введем дополнительное обозначение V - множество вершин графа G , принадлежащих промежуточным путям $v_s \rightarrow m_1$ и $m_2 \rightarrow v_d$. Обозначим также результат мутации пути p и p_m . Тогда схема операции мутации может быть представлена следующим образом:

1) формирование $\dot{V} (p = v_s \rightarrow v_d; m_1; m_2)$;

2) $\dot{P} = \cup \dot{p}; \forall \dot{p} = m_1 \rightarrow m_2$;

3) для всех $\dot{p} \in \dot{P}$:

• если $\exists v \in \dot{p}$ и $v \in \dot{V}$, то $\dot{P} = \dot{P} / \{\dot{p}\}$;

4) выбор случайного пути $\dot{p} \in \dot{P}$;

5) $p_m = v_s \rightarrow m_1 \cup \dot{p} \cup m_2 \rightarrow v_d$ (4).

В работе (3) проведены генетические операции кроссовера, мутации и отбора. Вследствие проведения операции кроссовера возможно формирование путей, содержащих циклы. Поскольку такие пути не удовлетворяют условию задачи (3), их необходимо отбросить и исключить из множества решений. Поэтому после операции кроссовера все хромосомы-потомки подлежат проверке на наличие циклов в соответствующих им путях на графе. Хромосомы, не прошедшие проверку, отбрасываются и не принимают участия в операции отбора.

Как и при операции кроссовера, результат операции мутации также может не удовлетворять условию (3) задачи. В этом случае, аналогично предыдущему, вводится операция проверки результата, а решения, содержащие циклы, отбрасываются.

Для операции отбора используют турнирный метод; нет необходимости расчета фитнес-функции в целом, что значительно упрощает саму процедуру отбора. Для сравнения особей в группе достаточно сравнить значение отклонения каждой особи и оставить одну хромосому, отклонения которой в группе является минимальным (3).

3. Заключение

В работе предложен генетический алгоритм для решения задачи оптимизации по одному и многим параметрам; выполнены теоретические оценки сложности генетического алгоритма; обобщена задача поиска кратчайших путей на графе с несколькими критериями и сформированы подходы к ее формализации. Доказано, что генетические алгоритмы являются мощным математическим инструментом и могут с успехом применяться для решения прикладных задач, включая те, которые трудно или даже вообще невозможно решить другими методами. Время сходимости таких алгоритмов может варьироваться в зависимости от требуемой точности и динамики изменения сети. Показана стратегия использования генетических алгоритмов в задачах определения пути маршрутизации распределенных динамических систем. Использование данной

стратегии позволяет значительно уменьшить временные затраты на маршрутизацию пакетов данных.

Перспективным направлением является использование генетических алгоритмов оптимизации для создания современных протоколов маршрутизации, которые учитывают как характеристики сетевых соединений, так и оборудования. Использование методов генетических алгоритмов позволяет значительно упростить решение задачи динамической маршрутизации в составных компьютерных сетях.

References:

1. Rosenberg RS. *Simulation of genetic populations with biochemical properties: Mathematical Biosciences*, 7; 223–257.
2. Schaffer JD. *Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithm: JJ. Grefenstete (Ed.): Genetic Algorithms and Their Applications. Proc. of the First Int. Conf. on Genetic Algorithms, Hillsdale, NJ: L. Erlbaum, 1985; 93–100.*
3. Bilous RV. *Features practical application of genetic algorithm to search for optimal ways graph: RV. Bilous, SD. Pogorily: Registration, data storage and processing, 2010, V. 12, № 2; 81-87.*
4. Karapetyan AR, Kolesnikov KV, Kurkov AS. *Neural network modelsof data delivery route optimization in dynamic networks: International Scientific Journal, 2015, №6; 44-55.*
2. Karapetyan AR, Kolesnikov KV, Tsarenko TA. *Genetic algorithms for optimization problems in multi-adaptive network routing data: Proceedings of the National Technical University "KPI", Collected Works. Series: New solutions in modern technologies. Kharkov, NTU "KPI", 2013, #56 (1029); 74-78.*
3. Pogorily SD. *Genetic algorithm for solving the problem of routing in networks: SD. Pogorily, RV. Bilous: Problems of programming, 2010, №2-3, Special issue; 171-178.*

