

Частикова Вера Аркадьевна

канд. техн. наук, доцент

Мищенко Артем Игоревич

студент

Поликаренков Александр Сергеевич

студент

Дмитренко Александр Андреевич

студент

ФГБОУ ВО «Кубанский государственный

технологический университет»

г. Краснодар, Краснодарский край

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМА МУРАВЬИНОЙ КОЛОНИИ И НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПОИСКА ГАМИЛЬТОНОВА ЦИКЛА В ПОЛНОМ ГРАФЕ

Аннотация: задача поиска гамильтонова цикла в полном графе является одной из самых известных задач комбинаторной оптимизации. Применение данной задачи на практике довольно обширно - от оптимизации транспортных процессов до поиска более эффективных алгоритмов разработки программного обеспечения. В статье проведен сравнительный анализ эффективности работы нейронной сети Хопфилда и классического алгоритма муравьиной колонии для решения задачи поиска гамильтонова цикла в полном графе по таким параметрам, как скорость и точность решения. Проведено исследование влияния коэффициентов эвристики и количества агентов муравьиного алгоритма, а также ключевых параметров нейронной сети на эффективность поиска. В ходе исследования был разработан программный комплекс, реализующий рассматриваемые методы.

Ключевые слова: муравьиный алгоритм, нейронная сеть Хопфилда, гамильтонов цикл, задача коммивояжера.

В настоящее время все более ценным элементом в жизни любого человека, организации или производства становятся затраты на поиск оптимального пути решения поставленной задачи. Для решения данной проблемы человечество каждый раз изобретает все более новые, совершенные способы, а одним из основных источников вдохновения становится природа, с ее многообразием сложных живых структурных единиц, способных решать задачи в рамках своей системы. К таким структурам относятся целые классы живых существ, которые в совокупности своей определяют понятие роевого интеллекта, а именно: муравьиный алгоритм, алгоритм пчелиных колоний, алгоритм летучих мышей, серых волков, светлячков и т. д. Данные алгоритмы являются метаэвристическими. На их основе был разработан целый комплекс методов, в том числе для решений задач оптимизации [1, с. 18].

Широкое применение в современном мире находят искусственные нейронные сети, способные решать различный спектр задач, таких как, задачи информационной безопасности, распознавания образов, классификации, прогнозирования, аппроксимации и оптимизации [8, с. 1; 10, с. 2].

Целью данной работы является сравнительный анализ муравьиного алгоритма и нейронной сети Хопфилда для определения оптимального решения задачи коммивояжера, являющейся характерным примером проблемы поиска гамильтонова цикла в полном графе [9, с. 1].

Муравьиный алгоритм на сегодняшний день является одним из наиболее эффективных для решения задачи коммивояжера или нахождения оптимального пути в графе [2, с. 46]. Суть данного подхода основана на реальном поведении муравьиной колонии, для анализа рассматривается модель поведения муравьев, которые ищут пути от колонии к источнику пищи. Если рассматривать реальное насекомое, то каждый муравей в отдельности не обладает интеллектом и обречен на гибель, но все вместе они образуют единый организм, способный жить и функционировать по общим правилам [3, с. 252]. Средством общения муравьев служат феромоны. Тем самым, когда один муравей находит путь к пище, он на всем его протяжении оставляет след феромона, который указывает путь другим

муравьям. Однако следует учитывать, что феромон имеет свойство испаряться, и чем большее количество муравьев пройдет по привлекательному пути, тем большее количество феромона останется, и, как следствие, путь будет более привлекательным для других муравьев. Иначе, из-за испарения, количество феромона уменьшится и данный путь будет «невидим» для колонии [4, с. 295].

При рассмотрении задачи коммивояжера для увеличения скорости её решения, был использован вариант постановки задачи, показанный на рисунке 1. Маршрут коммивояжера представлен в виде графа $G(V, U)$ с множеством вершин V (города) и множеством расстояний между вершинами U (расстояние между городами).

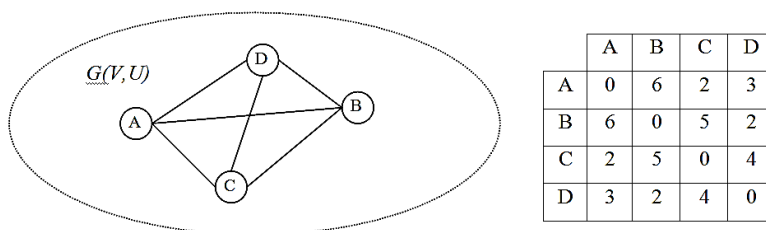


Рис. 1. Маршрут коммивояжера в виде графа

В ходе исследований был разработан программный комплекс, который по заданным входным параметрам вычисляет оптимальный путь в графе на основе муравьиного алгоритма и нейронной сети Хопфилда.

Было проведено исследование влияния на эффективность поиска эвристических коэффициентов (α и β) и количества муравьев (m) для задачи поиска гамильтонова цикла в полном графе. Результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1

Зависимость точности найденного решения, представленного в виде длины пути, от значений эвристических коэффициентов и количества муравьев

α и β \ m	10	20	30	40	50
1 и 1	377	294	345	320	320
1 и 2	305	305	305	294	305
2 и 2	338	312	338	305	338

1 и 3	287	287	300	260	294
1 и 4	252	240	287	252	252

Нейронная сеть Хопфилда, схематично изображенная на рисунке 2, состоит из одного слоя нейронов $\{N_i\}$, где $i = 1, \dots, n$, где n – число нейронов. Сеть имеет одинаковое число входов и выходов, равное количеству нейронов. Каждый из нейронов связан через синапсы с другими нейронами, однако не связан с самим собой. Синапсы реализуют эффект обратной связи.

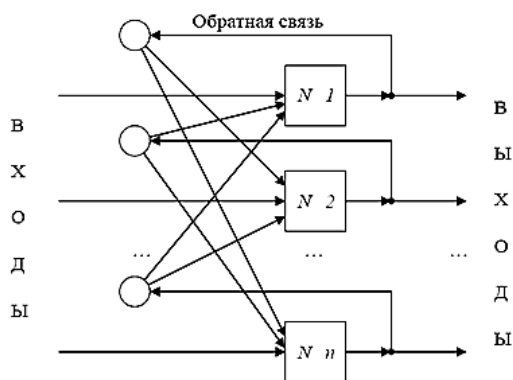


Рис. 2. Нейронная сеть Хопфилда

Основной задачей при использовании нейросети Хопфилда является достижение ее устойчивого состояния. Устойчивым называется состояние, при котором оно не будет изменяться при дальнейших итерациях [5, с. 4]. Такое состояние характеризуется минимальным значением функции «энергии сети» E :

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} OUT_i OUT_j - \sum_j w_{0j} OUT_j + \sum_j T_j OUT_j \quad (1)$$

где w_{ij} – весовой коэффициент от выхода нейрона i к входу нейрона j , OUT_j – выход нейрона j , w_{0j} – весовой коэффициент смещения нейрона j , T_j – пороговая функция нейрона j [6, с. 85].

Для нахождения оптимального пути в графе функция энергии сети должна удовлетворять следующим требованиям:

1. Быть минимальной только для решений, имеющих по одной единице одновременно в каждой строке и в каждом столбце и имеющих общее количество единиц, равное числу городов.

2. Должна отдавать предпочтения решениям с меньшей длиной пути.

Первое требование удовлетворяется введением особой функции энергии сети, состоящей из суперпозиции трех сумм:

$$E_{1,2,3} = \frac{A}{2} \sum_X \sum_i \sum_{i \neq j} OUT_{Xi} OUT_{Xj} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_X \sum_{Y \neq X} OUT_{Xi} OUT_{Yi} + \frac{C}{2} \left[\left(\sum_X \sum_i OUT_{Xi} \right) - V \right]^2 \quad (2)$$

где A, B, C – некоторые эмпирические константы, V – количество городов.

Первая сумма в выражении (2) минимальна, если каждая строка содержит не более одной единицы. Вторая сумма – если имеется не более одной единицы в каждом столбце; третья – если в результирующей матрице имеется ровно V единиц.

Второе требование выполняется с помощью добавления следующей суммы к функции энергии:

$$E_4 = \frac{D}{2} \sum_X \sum_{Y \neq X} \sum_i u_{XY} OUT_{Xi} (OUT_{Y,i+1} + OUT_{Y,i-1}) \quad (3)$$

где D – некоторая эмпирическая константа.

В результате работы алгоритма получим упорядоченное множество вершин, которое необходимо посетить, представленное в виде матрицы размером $V \times V$, аналогично входной матрице. Каждой посещаемой вершине ставится в соответствие строка из V нейронов, выход только одного из которых равен единице, а выходы остальных равны нулю. Порядковый номер «единичного» нейрона укажет на очередность вершины при обходе графа. При правильно составленной функции энергии в каждой строке и каждом столбце окажется по одной единице [7, с. 912]. Данное решение продемонстрировано на рисунке 3.

		Номер вершины в маршруте			
Наименование вершины		1	2	3	4
	A	0	1	0	0
	B	0	0	0	1
	C	1	0	0	0
	D	0	0	1	0

Рис. 3. Решение задачи коммивояжера
нейронной сетью Хопфилда

Основным критерием при проведении сравнительного анализа являлось время работы алгоритмов, то есть «время сходимости». Результаты исследований представлены на рисунке 4.

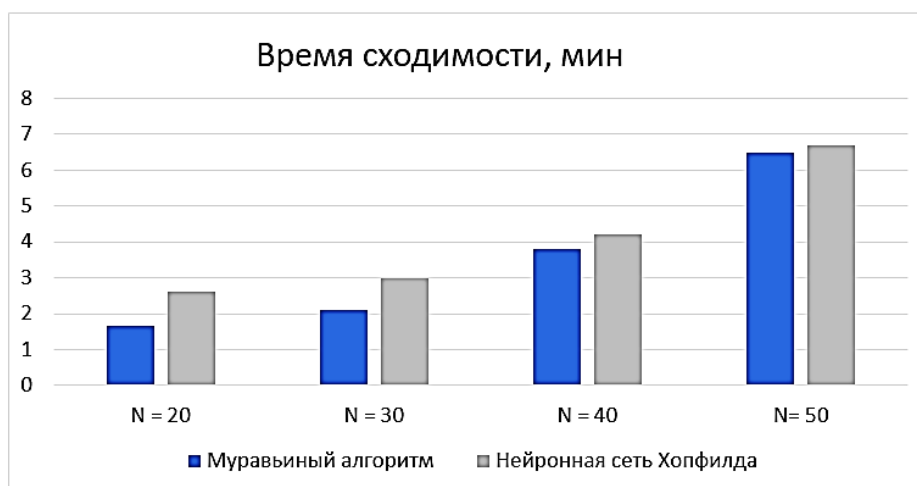


Рис. 4. Результат сравнительного анализа работы муравьиного алгоритма и нейронной сети Хопфилда

При относительно небольшом числе городов алгоритм муравьиных колоний показывает меньшее время сходимости, чем нейронная сеть Хопфилда, однако при увеличении N время работы алгоритмов приближается друг к другу.

Для достижения максимальной эффективности работы алгоритмов было исследовано влияние коэффициентов эвристики α и β и количества муравьев m для муравьиного алгоритма, а также параметров A, B, C, D для нейронной сети Хоп-

филда. Результаты исследований показали, что для эффективной работы муравьиного алгоритма рекомендуется задавать параметр $m \geq N$, то есть количество муравьев должно превышать или быть равным количеству посещаемых городов. Однако для избегания заикливания в локальных минимумах при работе муравьиного алгоритма может понадобиться дополнительная настройка параметров α и β .

При достаточно больших значениях параметров A , B , C и D нейронная сеть Хопфилда находит оптимальный маршрут даже при значительном изменении начальных условий задачи, что делает ее более универсальным механизмом. Тем не менее, оба рассмотренных алгоритма являются достаточно эффективными методами нахождения гамильтонова цикла в полном графе.

Список литературы

1. Нейдорф Р.А. Разработка, оптимизация и анализ параметров классического муравьиного алгоритма при решении задачи коммивояжера в полно-связном графе / Р.А. Нейдорф, О.Т. Ярахмедов // Международный научный журнал «Наука. Технологии. Производство». – 2015. – Т. 2. – №3. – С. 18–22.
2. Dorigo M. Ant Colony Optimization / M. Dorigo, Th. Stützle; Massachusetts Institute of Technology. – 2004. – 306 p.
3. МакКоннелл Дж. Основы современных алгоритмов. – М.: Техносфера, 2004. – 368 с.
4. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: Учебное пособие / А.П. Карпенко. – М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. – 446 с.
5. Кутыркин А.В. Использование нейронной сети Хопфилда для решения оптимизационных задач маршрутизации: Методические указания / А.В. Кутыркин, А.В. Сёмин. – М.: МИИТ, 2007. – 15 с.
6. Лазарев В.М. Нейросети и нейрокомпьютеры: Монография / В.М. Лазарев, А.П. Свиридов. – М., 2011. – 119 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. Пер. с англ. / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2008. – 1103 с.

8. Частикова В.А. Обнаружение DDoS-атак на основе нейронных сетей с применением метода роя частиц в качестве алгоритма обучения / В.А. Частикова, К.А. Власов, Д.А. Картамышев // Фундаментальные исследования. – 2014. – №8–4. – С. 829–832.

9. Частикова В.А. Разработка и сравнительный анализ эвристических алгоритмов для поиска наименьшего гамильтонова цикла в полном графе / В.А. Частикова, К.А. Власов // Фундаментальные исследования. – 2013. – №10–1. – С. 63–67.

10. Частикова В.А. Нейросетевой метод защиты информации от DDoS-атак / В.А. Частикова, Д.А. Картамышев, К.А. Власов // Современные проблемы науки и образования. – 2015. – №1–1. – С. 183.