

УДК 004. 724.4

А. А. Златкін, *д.т.н., професор*,
роб. тел. +380 (472) 730-271
e-mail: kafedra.itp@gmail.com

О. С. Марусик, *студентка магістратури кафедри інформаційних технологій проектування*
роб. тел.: +380 (093) 071-70-36
e-mail: oljamarusik@gmail.com

Черкаський державний технологічний університет
б-р Шевченка, 460, Черкаси, 18000, Україна

АНАЛІЗ АЛГОРИТМУ МУРАШИНИХ КОЛОНІЙ ТА ЙОГО МОДИФІКАЦІЙ НА ПРИКЛАДІ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ КОМІВОЯЖЕРА

У статті проведено детальний аналіз алгоритму мурашиних колоній – системи, заснованої на агентах, які імітують природну поведінку реальних мурашок. Охарактеризовано основні модифікації мурашиного алгоритму: алгоритм Elitist Ant System, алгоритм Ant-Q, алгоритм Ant Colony System, алгоритм Max-min Ant System, алгоритм ASrank. Описано запропонований мурашиний алгоритм оптимізації для задачі комівояжера. Визначаючи алгоритм мурашиних колоній як один із найбільш перспективних напрямів «природних досліджень», наголошено, що використання детермінованої стратегії пошуку дозволило знайти оптимальний шлях значно швидше порівняно з ймовірнісною стратегією.

Ключові слова: мурашині колонії, феромон, задача комівояжера, алгоритм, модифікація.

Постановка проблеми. На сьогоднішній день процес обміну інформацією є одним із найголовніших аспектів діяльності як цілих організацій, так і кожної окремо взятої людини, а бездротові мережі є основним напрямком розвитку мережевої індустрії. Саме тому питання ефективної маршрутизації залишається важливим та актуальним, оскільки саме маршрутизація впливає на швидкість передачі інформації від одного користувача до іншого.

Основною перевагою створення спеціалізованих мереж є можливість встановлення зв'язу між терміналами звідусіль і в будь-який момент часу без допомоги фіксованої, централізованої мережевої інфраструктури. Проте питання ефективності вибору оптимальних маршрутів передачі даних все ще не втрачає своєї актуальності. Саме тому напрям так званих «природних обчислень» є перспективним рішенням основних задач динамічної маршрутизації, а саме швидкого пошуку надійних шляхів передачі даних між вузлами мережі.

Ідея мурашиного алгоритму полягає у моделюванні поведінки мурашок, пов'язаної з їх здатністю швидко знаходити найкоротшу дорогу від мурашника до джерела їжі і адаптуватися до умов, що змінюються, знаходячи нову найкоротшу дорогу. Алгоритм мурашиних колоній – це система, заснована на аген-

тах, які імітують природну поведінку реальних мурашок, такі як пошук їжі, перенесення її до гнізда тощо. При своєму русі мураха містить шлях феромоном, і ця інформація використовується іншими мурахами для вибору шляху. Це елементарне правило поведінки і визначає здатність мурах знаходити новий шлях, якщо старий виявляється недоступним. У такому алгоритмі кожний шлях, яким йде мураха, пов'язаний з вирішенням заданої проблеми, а кількість феромону, що нанесена на шлях, пропорційна тому, наскільки цей шлях відповідає поставленій задачі. Дійшовши до перепони, мурахи з однаковою ймовірністю будуть обходити її справа і зліва. Те саме буде відбуватися і на зворотному боці перешкоди. Коли мурахам потрібно зробити вибір між більш ніж двома шляхами, з більшою ймовірністю буде обраний шлях з більшою кількістю феромонів.

Така система була запропонована для вирішення комбінаторної задачі оптимізації та була визнана надійною, масштабованою й універсальною.

Аналіз останніх досліджень. Дослідження мурашиних алгоритмів почалося з середини 90-х років. Вагомі результати отримано у вирішенні таких непростих комбінаторних задач, як задача комівояжера, оптимізація маршрутів перевезень, квадратична задача

про призначення, завдання оптимізації мережевих графіків і багато інших. Особливо ефективні мурашині алгоритми при динамічній оптимізації процесів у розподілених нестационарних системах, наприклад трафіків у телекомунікаційних мережах [1-2].

Алгоритм Ant System (AS) є своєрідною евристичною біонічною еволюційною системою, заснованою на інтелектуальному аналізі, і запропонованою італійським вченим М. Доріго спочатку для вирішення задачі комівояжера. Експериментальні результати доводять, що мурашиний алгоритм є дуже надійним і здатним знаходити оптимальне рішення, але, з другого боку, має дефект низької швидкості конвергенції та тенденцію до стагнації. Пізніше Л. М. Гамбарделла та М. Доріго висунули вдосконалений алгоритм – це алгоритм Ant-Q, який заміняє правило стохастичного пропорційного вибору правилом переходу псевдовипадкового пропорційного стану в Ant-Q. А на основі Ant-Q М. Доріго запропонував Ant Colony Systems (ACS). М. Доріго та інші вчені продовжують розробляти мурашині алгоритми в загально-вживану методику оптимізації, що називається оптимізацією мурашиної колонії (ACO), і всі алгоритми, які відповідають схемі ACO, називаються мурашиними алгоритмами оптимізації [3]. На даний момент алгоритм оптимізації мурашиної колонії був використаний при вирішенні оптимальної комбінаторної задачі, проблеми оптимізації функцій, планування роботи, виявлення даних, маршрутизації мережі та досяг хороших результатів.

Результати перших експериментів із застосуванням мурашиного алгоритму для вирішення завдання комівояжера були багатообіцяючими, проте далеко не кращими порівняно з вже існуючими методами. Однак простота класичного мурашиного алгоритму (названого «мурашиною системою») залишала можливість для доробок – і саме алгоритмічні удосконалення стали предметом подальших досліджень Марко Доріго та інших фахівців у галузі комбінаторної оптимізації. В основному ці вдосконалення пов'язані з великим використанням історії пошуку та більш ретельно з дослідженням областей навколо вже знайдених вдалих рішень.

Метою цього дослідження є пошук шляхів для вдосконалення процесу роботи мурашиного алгоритму, що дасть можливість

покращити процес багатошляхової маршрутизації у мобільних мережах та в перспективі стане основою для розробки нових протоколів маршрутизації.

Виклад основного матеріалу. Алгоритм мурашиних колоній є одним із найперспективніших методів для вирішення задачі маршрутизації, проте він не є ідеальним, зокрема через те, що розподіл ймовірностей змінюється залежно від ітерацій, має велику залежність від параметрів налаштування, що можна підібрати лише на основі експериментів. Саме тому дослідження алгоритму призвело до створення ряду його модифікацій.

Алгоритм Elitist Ant System. Метод оптимізації роботи алгоритму мурашиної колонії, представлений Марком Доріго в 1992 р., є імовірнісним методом для вирішення обчислювальних задач, які можуть бути зведені до пошуку оптимальних шляхів через графи.

Раніше в усіх алгоритмах Ant System (AS) мурашки знаходять рішення, що базуються на двох основних компонентах: феромони та евристична інформація. Таким чином, AS перетворився на Elitist Ant System (EAS), де кожна мурашка, яка знаходить краще рішення, має можливість розмістити більше феромонів.

Практична реалізація алгоритму вказує як на переваги, так і на явні недоліки модифікації: збільшення кількості мурах в алгоритмі Elitist Ant System дозволяє значно зменшити кількість проведених алгоритмом ітерацій, проте у випадку, коли кількість мурах занадто велика, алгоритм швидко знаходить субоптимальне рішення і застряє в ньому.

Алгоритм Ant-Q. У 1995 р. Лука Гамбарделла і Марко Доріго опублікували роботу, в якій вони запропонували модифікацію алгоритму мурашиних колоній, запропонувавши інтерпретувати систему як ту, що може навчатись. Ant-Q отримав свою назву відповідно до методу машинного навчання Q-learning, та перейнявши багато ідей Q-навчання.

Кожному із ребер присвоюється величина, яка вказує на доцільність переходу по цьому шляху. Значення корисності переходу по ребру обчислюється, виходячи зі значень корисностей переходу за наступними ребрами в результаті попереднього визначення можливих наступних станів. Ці величини зберігаються у Q-таблиці, тобто дані модифікуються та змінюються у процесі роботи алгоритму [6-7].

Алгоритм Ant Colony System. У 1997 р. ті ж дослідники опублікували роботу, присвячену ще одному розробленому ними мурашиному алгоритму. Для підвищення ефективності порівняно з класичним алгоритмом ними були введені три основні зміни [6].

По-перше, рівень феромонів на ребрах оновлюється не тільки в кінці чергової ітерації, але й при кожному переході мурах з вузла у вузол. По-друге, в кінці ітерації рівень феромонів підвищується тільки на найкоротшому зі знайдених шляхів. По-третє, алгоритм використовує змінне правило переходу.

Max-min Ant System. У 1997 р. Томас Штютцле (Tomas Stützle) і Хольгер Хоос (Holger Hoos) запропонували мурашиний алгоритм, в якому підвищення концентрації феромонів відбувається тільки на кращих шляхах, пройдених мурахами. Така велика увага до локальних оптимумів компенсується введенням обмежень на максимальну і мінімальну концентрацію феромонів на ребрах, які вкрай ефективно захищають алгоритм від передчасної збіжності до субоптимальних рішень.

На етапі ініціалізації концентрація феромонів на всіх ребрах встановлюється рівною максимальній. Після кожної ітерації алгоритму тільки один мураха залишає за собою слід – або найбільш успішний на цій ітерації, або, аналогічно алгоритму з елітизмом, елітний. Цим досягається, з одного боку, більш ретельне дослідження області пошуку, з другого – його прискорення.

Алгоритм ASrank. Бернд Бульхаймер, Ріхард Хартл і Христина Штраусс розробили модифікацію класичного мурашиного алгоритму, в якому в кінці кожної ітерації мурахи ранжуються відповідно до довжини пройдених ними шляхів. Кількість феромонів, що залишена мурахою на ребрах, таким чином, призначається пропорційно його позиції. Крім того, для більш ретельного дослідження границь вже знайдених вдалих рішень, алгоритм використовує елітних мурах [6-7].

Аналіз алгоритму на прикладі задачі комівояжера. В процесі аналізу досліджувалися три варіанти алгоритму [4]:

1. При однаковій зміні феромону в усіх ребрах на 1.
2. При локальній зміні феромону на ребрах обернено пропорційно довжині ребра.
3. При глобальній зміні феромону в усіх ребрах (обернено пропорційно довжині шляху).

Також варіювалася кількість мурах, що розміщуються у вузлах мережі: 1–5, 10, 30, 50. Спочатку мурахи розміщувалися в усіх вузлах мережі. В ході експериментів генерувалися різні топології мережі, а також варіювалася кількість ітерацій і фіксувалася кількість ітерацій, при яких досягався оптимальний цикл. У наведених результатах таблиць цифра 0 означає, що не був знайдений жодний цикл, цифра 1 – знайдений неоптимальний шлях, 2 – знайдений оптимальний шлях (цикл) [8].

Результати експериментів з використанням детермінованої стратегії пошуку оптимального маршруту представлено у табл. 1–6.

Експерименти з використанням тактики пошуку оптимального шляху зі сталим приростом феромону (табл. 1–2).

Таблиця 1

Підхід до пошуку оптимального шляху з орієнтуванням на найбільшу концентрацію феромону

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	2	2	2	2	2	2	2
	50	0	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
	1500	2	2	2	2	2	2	2	2

Таблиця 2

Підхід до пошуку оптимального шляху зі збереженням кращого знайденого шляху

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	2	2	2	2	2	2	2	2
	50	2	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
	1500	2	2	2	2	2	2	2	2

Експерименти з використанням тактики пошуку оптимального шляху з приростом феромону на дугах, пропорційним довжині дуг (табл. 3–4).

Таблиця 3

Підхід до пошуку оптимального шляху з орієнтуванням на найбільшу концентрацію феромону

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	2	2	2	2	2	2	2	2
	50	2	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
	1500	2	2	2	2	2	2	2	2

Таблиця 4

Підхід до пошуку оптимального шляху зі збереженням кращого знайденого шляху

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	2	2	2	2	2	2	2	2
	50	2	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
	1500	2	2	2	2	2	2	2	2

Експерименти з використанням тактики пошуку оптимального шляху з приростом феромону на дугах, пропорційним довжині знайденого замкнутого маршруту, що складається з цих дуг (табл. 5–6).

Таблиця 5

Підхід до пошуку оптимального шляху з орієнтуванням на найбільшу концентрацію феромону

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	0	0	0	2	2	2	2
	50	0	0	2	2	2	2	2	2
	100	0	2	2	2	2	2	2	2
	250	0	2	2	2	2	2	2	2
	500	0	2	2	2	2	2	2	2
	1000	0	2	2	2	2	2	2	2
	1500	0	2	2	2	2	2	2	2

Таблиця 6

Підхід до пошуку оптимального шляху зі збереженням кращого знайденого шляху

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	2	2	2	2	2	2	2	2
	50	2	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
	1500	2	2	2	2	2	2	2	2

Також було проведено аналогічні експерименти, але з використанням ймовірнісної стратегії пошуку оптимального маршруту. Результати представлено у табл. 7–10.

Експерименти з використанням тактики пошуку оптимального шляху з приростом феромону на дугах, пропорційним довжині дуг (табл. 7–8).

Таблиця 7

Підхід до пошуку оптимального шляху з орієнтуванням на найбільшу концентрацію феромону

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	2	0	0	2	0	1	0
	50	2	2	1	2	2	2	2	2
	100	1	2	1	2	2	2	2	2
	250	1	2	1	2	2	2	2	2
	500	1	2	1	2	2	2	2	2
	1000	1	2	1	2	2	2	2	2
	1500	1	2	1	2	2	2	2	2

Таблиця 8

Підхід до пошуку оптимального шляху зі збереженням кращого знайденого шляху

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	2	1	2	2	1	2	2
	50	2	2	1	2	2	2	2	2
	100	2	2	1	2	2	2	2	2
	250	2	2	1	2	2	2	2	2
	500	2	2	1	2	2	2	2	2
	1000	2	2	1	2	2	2	2	2
	1500	2	2	1	2	2	2	2	2

Експерименти з використанням тактики пошуку оптимального шляху з приростом феромону на дугах, пропорційним довжині знайденого замкнутого маршруту, що складається з цих дуг (табл. 9–10).

Таблиця 9

Підхід до пошуку оптимального шляху з орієнтуванням на найбільшу концентрацію феромону

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	0	0	0	2	0	2	1
	50	0	0	2	2	2	1	2	2
	100	0	0	2	2	2	1	2	2
	250	0	0	2	2	2	1	2	2
	500	0	2	2	2	2	1	2	2
	1000	0	2	2	2	2	1	2	2
1500	0	2	2	2	2	1	2	2	

Таблиця 10

Підхід до пошуку оптимального шляху зі збереженням кращого знайденого шляху

		Кількість мурах у вузлах перед запуском алгоритму							
		1	2	3	4	5	10	30	50
Номер ітерації	5	0	2	2	2	2	2	2	2
	50	2	2	2	2	2	2	2	2
	100	2	2	2	2	2	2	2	2
	250	2	2	2	2	2	2	2	2
	500	2	2	2	2	2	2	2	2
	1000	2	2	2	2	2	2	2	2
1500	2	2	2	2	2	2	2	2	

Висновки. В роботі розглянуто мурашині алгоритми оптимізації і дано їх аналіз. Описано запропонований мурашиний алгоритм оптимізації для задачі комівояжера. Проведено його дослідження, в ході яких змінювалася стратегія відкладання феромону: були розглянуті і досліджені три стратегії: глобальна стратегія, локальна стратегія і постійна величина феромонів. Також змінювалася кількість мурах у вузлах мережі. Крім того, застосовувалися два типи стратегій вибору переходу: детермінована й імовірнісна. В результаті проведених досліджень були отримані наступні результати:

1. Збільшення кількості мурах у вузлах мережі від 1 до 2, 3–5 дає можливість поліпшити характеристики алгоритму і досягти мінімуму при меншій кількості ітерацій. При

подальшому збільшенні кількості мурах до 10, 30, 50 не дає ефекту.

2. Підхід, заснований на збереженні кращого шляху в ході роботи алгоритму, виявився більш ефективним.

3. Тактика приросту феромону, обернено пропорційна довжині дуг (локальна тактика), виявилася більш ефективною порівняно з глобальною тактикою і сталим приростом феромону.

4. Використання детермінованої стратегії пошуку дозволило знайти оптимальний шлях значно швидше порівняно з ймовірнісною стратегією.

Список літератури

1. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія / під заг. ред. С. О. Субботіна. Запоріжжя: ЗНТУ, 2013. 375 с.
2. Ant colony optimization. URL: <http://iridia.ulb.ac.be/~mdorigo/ACO/ACO.html>
3. Goss S., Aron S., Deneubourg J.-L., Pasteels J.-M. Self-organized shortcuts in the Argentine ant, *Naturwissenschaften*. 2016. Vol. 76. P. 579–581.
4. Кажаров А. А., Курейчик В. М. Муравьиные алгоритмы для решения транспортных задач. *Известия Российской академии наук. Теория и системы управления*. 2014. № 1. С. 32–45.
5. Штовба С. Д. Муравьиные алгоритмы, Exponenta Pro. *Математика в приложениях*. 2014. № 4.
6. Dorigo M. Ant colony optimization. Scholarpedia. 2013.
7. Bonabeau E., Dorigo M., Theraulaz G. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems*. Oxford University Press. 2012.
8. Ватулин Э. И., Титов В. С. Анализ результатов применения алгоритма муравьиной колонии в задаче поиска пути в графе при наличии ограничений. *Известия Южного федерального университета. Технические науки*. 2014. № 12 (161). С. 111–120.

References

1. Subbotin, S. O., Oliynyk, A. O., Oliynyk, O. O. (2013) Non-iterative, evolutionary and multi-agent methods of the synthesis of

- fuzzy logical and neuronet models: monograph. In: S. O. Subbotin (ed.). Zaporizhzhia: ZNTU, 375 p. [in Ukrainian].
2. Ant colony optimization. URL: <http://iridia.ulb.ac.be/~mdorigo/ACO/ACO.html>
 3. Goss, S., Aron, S. Deneubourg, J.-L., Pasteels, J.-M. (2016) Self-organized short-cuts in the Argentine ant, *Naturwissenschaften*, vol. 76, pp. 579–581.
 4. Kazharov, A. A., Kureychik, V. M. (2014) Ant algorithms for transport tasks solving. *Izvestiya Rossiyskoy akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya*, № 1, pp. 32–45 [in Russian].
 5. Shtovba, S. D. (2014) Ant algorithms, Exponenta Pro. *Matematika v prilozheniyakh*, № 4 [in Russian].
 6. Dorigo, M. (2013) ant colony optimization. Scholarpedia.
 7. Bonabeau, E. Dorigo, M., Theraulaz, G. (2012) Swarm intelligence: from natural to artificial systems, Oxford University Press.
 8. Vatutin, E. I., Titov, V. S. (2014) The analysis of the results of ant colony algorithm application in the task of the search of the way in the graph under constraints. *Izvestiya Yuzhnogo federal'nogo universiteta. Tekhnicheskiye nauki*, № 12 (161), pp. 111–120 [in Russian].

A. A. Zlatkin, *D.Sc., professor*,
office tel. +380 (472) 730-271
e-mail: kafedra.itp@gmail.com

O. S. Marusik, *student of the magistracy department of design information technologies*
office tel. +380 (093) 071-70-36
e-mail: oljamarusik@gmail.com

Cherkasy State Technological University
Shevchenko Blvd, 460, Cherkasy, 18006, Ukraine

ANALYSIS OF ANT COLONIES ALGORITHM AND ITS MODIFICATIONS ON THE EXAMPLE OF THE SOLUTION OF TRAVELLING SALESMAN PROBLEM

In the article a detailed analysis of ant colonies algorithm – a system based on agents that imitate natural behavior of real ants – is carried out. The main modifications of ant algorithm, such as: Elitist Ant System algorithm, Ant-Q algorithm, Ant Colony System algorithm, Max-min Ant System algorithm, ASrank algorithm, are characterized. The proposed ant optimization algorithm for travelling salesman problem is described. Determining ant colonies algorithm as one of the most promising areas of "natural research", it is emphasized that the use of deterministic search strategy has allowed to find the optimal path much faster than by means of probabilistic strategy.

Keywords: ant colonies, pheromone, travelling salesman problem, algorithm, modification.

Статтю представляє А. А. Златкін, д.т.н., професор.