УДК 004.056

К.В. Колесніков, А.Р. Карапетян, К.Ю. Кулаков

Черкаський державний технологічний університет, Черкаси

АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ РЕАЛІЗАЦІЇ ЗАДАЧІ АДАПТИВНОЇ МАРШРУТИЗАЦІЇ КОМБІНОВАНИМ МЕТОДОМ

В статті представлені результати експериментальних досліджень вдосконалених моделей та методів адаптивної маршрутизації та розподілу ресурсів за допомогою штучних нейронних мереж.

Ключові слова: *маршрутизація, адаптивна маршрутизація, багатокритеріальна оптимізація, нейронні мережі, мережі Хопфілда.*

Вступ

Постановка проблеми. Останні досягнення в галузі нейронних мереж дали можливість їх широкому застосуванню у великій кількості різних сфер людської діяльності. Незважаючи на те, що наразі найбільш відомими їх досягненнями залишаються вирішення задач розпізнавання образів, класифікації та кластеризації, цікавим також є застосування нейронних мереж у вирішенні NP-повних проблем. Перспективним цей напрямок є з тієї причини, що не зважаючи на те, що нейронні мережі не завжди дадуть оптимальне вирішення проблеми, вони можуть дати результат за менший проміжок часу, використавши меншу кількість обчислювальних ресурсів, що може бути критичним параметром функціонування деяких систем. Однією з найбільш актуальних задач цього класу є задача пошуку маршруту в графі.

Задача про найкоротший шлях – завдання пошуку найкоротшого шляху між двома точками (вершинами) на графі, в якій мінімізується сума ваг ребер, що складають шлях. Дана задача є однією з найважливіших класичних задач теорії графів. Сьогодні відома величезна кількість алгоритмів для її вирішення, проте всі вони потребують значних обчислювальних ресурсів.

Основним підготовчим етапом в комбінованому методі адаптивної маршрутизації є навчання нейронної мережі для формування популяційних пар.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Існує декілька класичних алгоритмів, що пропонують вирішення задачі пошуку найкоротшого шляху між двома вершинами в графі. До них входять алгоритм Дейкстри $O(n^2)$ для мереж без від'ємних значень коефіцієнтів вартості та алгоритм Беллмана-Форда $O(n^2 \log n)$, який допускає від'ємне значення, де n – кількість вершин (вузлів зв'язку) в мережі. Проте, використання класичних алгоритмів ускладнюється при необхідності збільшення масштабу мережі, а також у системах реального часу. У даному випадку виникає необхідність використання алгоритмів, що дозволяють використовувати переваги паралельних обчислень. Одним із варіантів таких алгоритмів є нейронні мережі.

За останні 65 років, різноманітні види нейронних мереж були успішно застосовані для розв'язання таких практичних завдань, як розпізнавання зображень, мови, обробки тексту та у задачах прийняття рішень.

Роботи Хопфілда і Танка [1; 2] показали можливість використання нейронних мереж для вирішення задачі пошуку найкоротшого замкненого шляху в графі. Представлений ними алгоритм використовує функцію Ляпунова для мінімізації цільової функції в мережі Хопфілда.

Дослідження, проведені у роботі [6], показують можливість модифікації підходу, представленого у попередніх роботах, для використання мережі Хопфілда у розв'язанні задачі пошуку найкоротшого шляху у графі. Проте, маршрути, отримані в результаті роботи даного методу, в ряді випадків є набагато довшими за оптимальний. Також недоліком є те, що обчислювальна продуктивність алгоритму зменшується з ростом кількості вузлів у графі.

Дослідження [3; 4; 8] показують, що для вирішення даної задачі можуть бути використані і інші типи нейронних мереж.

Метод, представлений у роботі [7], забезпечує швидку збіжність нейронної мережі, у графі з більшою кількістю вузлів. Проте, він також може давати неоптимальний результат для деяких варіантів структури графу.

Робота [9] показує можливість знаходження такої функції Ляпунова, яка дозволяє знаходити оптимальні маршрути у графі незалежно від структури комп'ютерної мережі. Але, швидкість збіжності даного алгоритму може варіюватися в залежності від вхідних даних.

Тому виникає необхідність розробки універсального методу пошуку найкоротшого шляху в графі за допомогою мережі Хопфілда, який даватиме можливість знаходити оптимальні маршрути незалежно від структури комп'ютерної мережі з використанням меншої кількості обчислювальних ресурсів.

Мета даної роботи – аналіз існуючих рішень задачі знаходження найкоротшого шляху, розгляд методу вирішення цієї задачі за допомогою нейронної мережі Хопфілда та можливість покращення цього методу.

Основний матеріал

Нехай заданий деякий ненаправлений граф G(N, A), де N – це множина з n вершин і A – це множина з m дуг, $m \le n^2$. Також кожна дуга a_{ij} у графі G має деяку задану вартість c_{ij}. У реальній системі передачі даних ця величина показує час або витрати, необхідні для передачі повідомлення по цій лінії зв'язку, і може визначатися такими величинами, як наприклад, відстань між вузлами, ширина каналу чи його завантаженість.

В загальному випадку, матриця коефіцієнтів вартості $[c_{ij}]$ не обов'язково є симетричною – наприклад, час передачі повідомлення між вершинами i та j може відрізнятися від часу при передачі в зворотному напрямку. Крім того, дуги між деякими вершинами можуть не існувати. В такому випадку, вартість передачі повідомлення між цими вузлами буде прийнята за нескінченність.

Загалом, коефіцієнти вартості можуть набувати як додатних, так і від'ємних значень. Додатні значення показують втрати, тоді як від'ємні – посилення сигналу. З практичної точки зору, від'ємні значення можуть використовуватися для надання одній лінії зв'язку пріоритету в передачі сигналу в порівнянні з іншими, що дає можливість більш гнучкого налаштування мережі.

Для представлення шляху в даному графі використовується бінарна матриця розміру n × n, яка вказує на ребра графу, використані в маршруті. Тобто, елемент матриці $V = [v_{ij}]$ набуває значення "1", якщо дуга між вершинами i та j є в маршруті, або "0" в іншому випадку. Кожен рядок та колонка цієї матриці може містити дише один елемент зі значенням "1", тобто кожна вершина може бути відвідана лише один раз. Крім того, дана матриця може бути спрощена, тому що її діагональні елементи v_{ij} завжди мають бути рівними "0", отже пакет даних не повинен бути відправлений до тієї ж вершини, в якій він вже знаходиться.

Враховуючи задані умови, задачею буде мінімізація наступної функції:

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j\ne i} c_{ij} v_{ij} \,. \tag{1}$$

Дослідження можливості покращення функції Ляпунова для знаходження найкоротшого шляху в графі.

В даній роботі для вирішення задачі знаходження найкоротшого шляху в графі була використана нейронна мережа Хопфілда. Для використання мережі цього типу для вирішення оптимізаційних задач необхідно визначити функцію енергії, яка дозволятиме оцінювати збіжність отримуваних результатів. У роботі [5] для вирішення задачі знаходження замкненого шляху у графі пропонується використання наступної функції Ляпунова:

$$E = \frac{A}{2}\sum_{k=1}^{N-1}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} v_{ik} c_{ij} v_{jk+1} + \frac{B}{2}\sum_{k=1}^{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} v_{ik} v_{jk} + \frac{C}{2}\left(\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} v_{ij} - N\right)^2 , \tag{2}$$

де c_{ij} – вартість передачі пакетів між вузлами;

v_{ij} – частка інтенсивності потоку, що надходить;

N – кількість вузлів у графі.

Дана функція дозволяє знайти замкнений шлях у графі, довжина якого гарантовано близька або дорівнює мінімальному шляху, проте в ній неможливо задати початковий і кінцевий вузол шляху, а також необхідно завчасно знати кількість вузлів, що будуть брати участь у формуванні маршруту. Тому дана функція не підходить для вирішення задачі маршрутизації у загальному вигляді.

У роботі [6] був запропонований подальший розвиток наведеної вище функції Ляпунова. Ця функція дозволяє знаходити вирішення задачі пошуку найкоротшого шляху у графі між вершинами s та d і при цьому не є чуттєвою до змін топології мережі.

$$E_N = E_1 + E_2 + E_3 + E_4 + E_5 \,; \tag{3}$$

$$E_1 = \frac{A}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\ j\ne i}}^{N}\left(v_{ij}\cdot\sum_{\substack{k=1\\ k\ne i}}^{N}\left(1-c_{ik}\right)\cdot c_{ij}\right); \tag{4}$$

$$E_2 = \frac{B}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\ j\ne i}}^{N}\gamma_{ij}\cdot v_{ij} \,; \tag{5}$$

$$E_3 = \frac{C}{2}\sum_{i=1}^{N}\left(\sum_{\substack{j=1\\ j\ne i}}^{N} v_{ij} - \sum_{\substack{j=1\\ j\ne i}}^{N} v_{ij} - \varphi_1\right); \tag{6}$$

$$E_4 = \frac{D}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\ j\ne i}}^{N} v_{ij}\cdot\left(1-v_{ij}\right); \tag{7}$$

$$E_5 = \frac{E}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{N}\left(v_{ij}\cdot\sum_{\substack{k=1\\ k\neq i}}^{N} v_{ki} \right), \tag{8}$$

де E_N – функція Ляпунова для мережі;

$$\gamma_{ij} = \begin{cases} 1, \text{якщо зв'язок між вузлами i та j бере участь у рішенні;} \\ 0, \text{у іншому випадку,} \end{cases}$$

$$\varphi_i = \begin{cases} 1, \ \text{якщо } i = s; \\ -1, \ \text{якщо } i = s; \\ 0, \ \text{у іншому випадку;} \end{cases}$$

c_{ij} – вартість передачі пакетів між вузлами;

v_{ij} – частка інтенсивності потоку, що надходить.

Коефіцієнт A і відповідна складова функції впливають на швидкість пошуку мінімальної вартості передачі пакетів по маршруту з вузла s у вузол d. Коефіцієнт B потрібен для виконання обмеження на використання у маршруті тільки існуючих вузлів. Коефіцієнт C використовується для задання вузлів початку і кінця маршруту. Коефіцієнти D та E впливають на ваги нейронів та зв'язки між ними у нейронній мережі.

У якості функції активації нейрону у мережі була використана логістична функція:

$$v_{ij} = \frac{1}{2}\left(1+\tanh(tu_{ij})\right) = \frac{1}{1+e^{-tu_{ij}}}. \tag{9}$$

Параметр t – це параметр функції, що визначає її крутизну. Коли t прямує до нескінченності, функція вироджується в порогову. Область значень даної функції знаходиться в інтервалі (0,1);

u_{ij} – це ваги зв'язків нейронної мережі.

Важливою перевагою цієї функції є простота її похідної. Особливістю нейронів з такою передавальною характеристикою є те, що вони посилюють сильні сигнали істотно менше, ніж слабкі, оскільки області сильних сигналів відповідають пологим ділянках характеристики. Це дозволяє запобігти насиченню від великих сигналів.

Для навчання нейронної мережі був використаний метод градієнтного спуску:

$$\frac{du_{ij}}{dt_{ij}} = -u_{ij} - \frac{dE}{dv_{ij}}. \tag{10}$$

Використання цього методу дозволяє знайти стійкий стан мережі Хопфілда, що відповідає оптимальному шляху між вузлами s та d.

Для перевірки ефективності роботи отриманої нейронної мережі було використано чотири комп'ютерні мережі з різною структурою, що мають у своєму складі 6, 12, 18 і 24 вузли зв'язку і зображені на рис. 1–4.

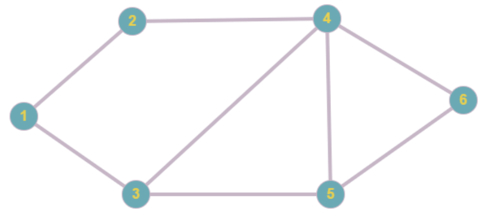

Рис. 1. Комп'ютерна мережа з шістьма вузлами

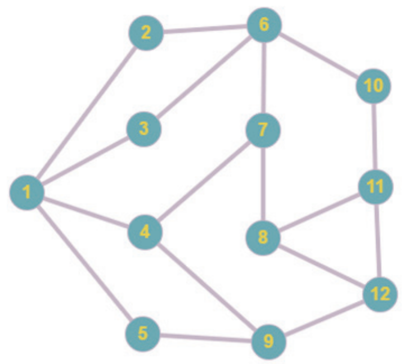

Рис. 2. Комп'ютерна мережа з дванадцятьма вузлами

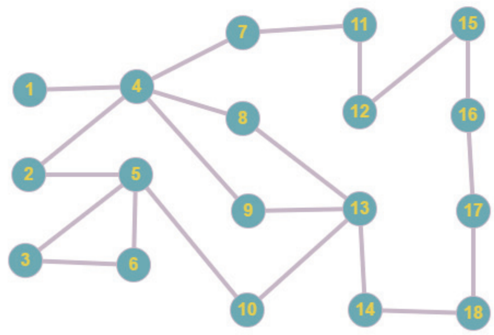

Рис. 3. Комп'ютерна мережа з вісімнадцятьма вузлами

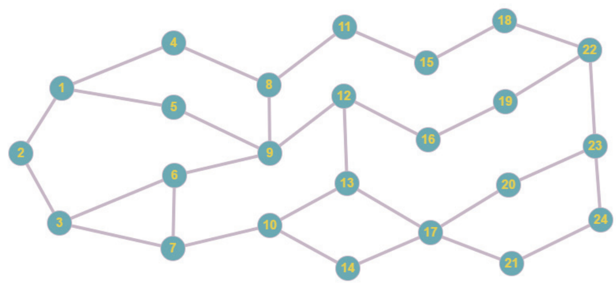

Рис. 4. Комп'ютерна мережа з двадцятьма чотирма вузлами

В загальному випадку мережа Хопфілда складається з одного шару штучних нейронів, вихідне значення яких знову подається на вхід всіх інших нейронів, формуючи зворотній зв'язок. Структура отриманої нейронної мережі зображена на рис. 5.

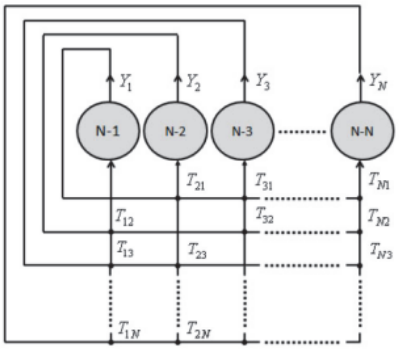

Рис. 5. Структура мережі Хопфілда, що складається з N вузлів

При дослідженні можливості вирішення завдання пошуку найкоротшого шляху використовувалася система MATLAB. При моделюванні були задані значення коефіцієнтів і змінних, наведені в табл. 1–2.

Таблиця 1

Коефіцієнти для розв'язання задачі пошуку шляху мінімальної довжини

Параметр	A	B	C	D	E	t
Значення	900	2000	2000	100	500	100

Таблиця 2

Результати проведених досліджень

Кількість вузлів у мережі, N	s	d	Оцінка кількості правильних рішень, %
6	1	6	98,7
	2	5	95,5
	4	6	88
	5	1	97,3
	6	3	98,4
12	1	11	99
	3	7	87
	2	12	90
	5	10	92
	6	9	76
18	1	18	90
	4	18	85
	7	14	82
	3	13	73
	1	15	79
24	1	24	67
	6	21	71
	2	23	60
	3	18	82
	13	11	78

При проведенні дослідів було виявлено, що значення ваг зв'язків нейронної мережі на початкових етапах її роботи можуть набувати великих значень через нестабільні значення функції енергії, тому було запропоновано модифікувати функцію енергії наступним чином:

$$E = E_N + \sum_{i=1}^{N} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{N} u_{ij} \cdot \ell \,, \qquad (11)$$

де l – коефіцієнт обмеження росту ваг зв'язків нейронної мережі.

Дана модифікація дозволить пришвидшити збіжність нейронної мережі, тобто дасть можливість отримати результат, виконавши меншу кількість обчислень.

Розглянемо більш детально процес роботи нейронної мережі на прикладі пошуку найкоротшого шляху у графі, що складається з 12 вузлів. На рис. 6 зображено зміну значення функції енергії відповідно до кількості ітерацій, на яких відбувалося навчання мережі. Для даного випадку, значення функції енергії стабілізувалося після виконання 1900 ітерацій, і, відповідно, був отриманий результат роботи мережі.

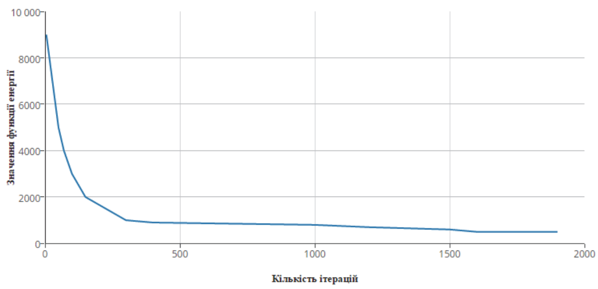

Рис. 6. Процес навчання нейронної мережі

Отриманий в результаті роботи мережі маршрут зображений на рис. 7.

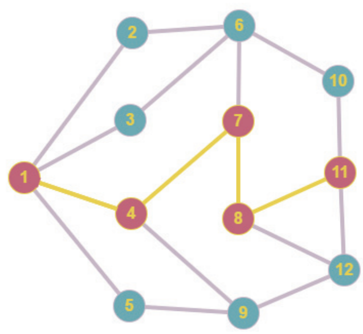

Рис. 7. Маршрут в мережі з дванадцятьма вузлами

Висновки

Отримані результати показали можливість використання мережі Хопфілда для розв'язання задачі пошуку найкоротшого шляху в графі. В проведених дослідах була доведена можливість знаходження оптимального маршруту в графах з 6, 12, 18 та 24 вузлів. Для зменшення кількості ітерацій, необхідних для навчання отриманої нейронної мережі, і, відповідно, зменшення часу, що витрачається на обчислення, була запропонована модифікація функції Ляпунова, що спрямована на обмеження росту значень ваг зв'язків нейронної мережі.

Подальшим напрямком дослідження можуть бути пошук інших варіантів покращення функції Ляпунова для поліпшення збіжності мережі Хопфілда та розгляд можливостей застосування отриманого методу для маршрутизації у реальних комп'ютерних мережах.

Список літератури

1. Hopfield J.J. Neural computation of decisions in optimization problems / J.J. Hopfield, D.W. Tank // Biolog. Cybern., 1985. – Vol. 52, no. 3. – P. 141-152.

2. Tank D.W. Simple neural optimization networks, an A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit / D.W. Tank, J.J. Hopfield // IEEE Trans. Circuits Syst., May 1986. – Vol. 33. – P. 533-541.

3. Rauch H.E. Neural networks for routing communication traffic / H.E. Rauch, T. Winarske // IEEE Contr. Syst. Mag., 1988. – Vol. 8, no. 2. – P. 26-30.

4. Fahner G. An algorithm-structured neural net for the shortest path problem / G. Fahner // Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, 1991. – Vol. I. – P. 153-158.

5. Zhang L. A. Neural network implementation of the shortrest path algorithm for trac routing in communication networks / L. Zhang, C.A. Thomopoulos // Proceedings of International Conference Neural Networks. – 1989. – P. 591.

6. Ali M. Neural networks for shortest path computation and routing in computer networks / M. Ali, F. Kamoun // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1993. – Vol. 4, No. 6. – P. 941-953.

7. Park D.C. A neural network based multidestination routing algorithm for communication network / D.C. Park, S.E. Choi // Proceedings joint conference on neural networks, 1998. – P. 1673-1678.

8. Колесніков К.В. Проблеми нейромережевої та адаптивної маршрутизації даних в розподілених системах комунікацій: [Текст] / А.Р. Карапетян, К.В. Колесніков, Ю.М. Гришко // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. 2009. – № 3. – С. 178-181.

9. Колесніков К.В. Застосування нейронних мереж Хопфілда до задач адаптивної маршрутизації даних в телекомунікаціях: [Текст] / А.Р. Карапетян, К.В. Колесніков, О.В. Кравченко // Праці XVII Міжнародної конференції з автоматичного управління "Автоматика-2010". – Харків, 2010. – С. 162-164.

10. Колесніков К.В. Нейромережевий метод оптимізації маршрутизації даних [Текст] / А.Р. Карапетян, К.В. Колесніков // Матеріали Першої Міжнародної науково-технічної конференції «Обчислювальний інтелект – 2011» (результати, проблеми, перспективи). – Черкаси, 2011. – С. 176-177.

Надійшла до редколегії 17.05.2017

Рецензент: д-р техн. наук проф. Г.А. Кучук, Національний технічний університет «ХПІ», Харків.

АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ РЕАЛИЗАЦИИ ЗАДАЧИ МАРШРУТИЗАЦИИ КОМБИНИРОВАННЫМ МЕТОДОМ

К.В. Колесников, А.Р. Карапетян, К.Ю. Кулаков

В статье представлены результаты экспериментальных исследований усовершенствованных моделей и методов адаптивной маршрутизации и распределения ресурсов с помощью искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: *маршрутизация, адаптивная маршрутизация, многокритериальная оптимизация, нейронные сети, сети Хопфилда.*

ANALYSIS OF THE RESULTS OF EXPERIMENTAL STUDIES OF THE IMPLEMENTATION OF THE ROUTING PROBLEM BY A COMBINED METHOD

K. Kolesnikov, A. Karapetyan, K. Kulakov

The article presents the results of an experimental study of improved models and methods of adaptive routing and resource allocation using artificial neural networks.

Keywords: *routing, adaptive routing, multiobjective optimization, neural networks, Hopfield nets.*