

В. М. ПАХОМОВА

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри електронних обчислювальних машин
Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту
Українського державного університету науки і технологій
ORCID: 0000-0002-0022-099X

І. Д. ЦИКАЛО

аспірант кафедри електронних обчислювальних машин
Дніпровський інститут інфраструктури і транспорту
Українського державного університету науки і технологій
ORCID: 0000-0002-1629-5873

ВИЗНАЧЕННЯ МАРШРУТІВ ПЕРЕДАЧІ В МЕРЕЖІ ІНФОРМАЦІЙНО-ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ З ВИКОРИСТАННЯМ GWO

У даній роботі виконано дослідження можливості використання GWO щодо визначення маршрутів передачі керуючих повідомлень в мережі інформаційно-телекомунікаційної системи (ІТС) залізничного транспорту.

На сучасному етапі в комп'ютерних мережах залізничного транспорту застосовується протокол OSPF, при використанні якого в реальному часі з'являється проблема завдяки змінам обсягів даних, і для вирішення якої доцільно використання методів штучного інтелекту, що підтверджує актуальність теми. Для визначення маршрутів в мережі ІТС залізничного транспорту можливо використання як нейронних мереж (мережі Хопфілда, машини Больцмана, багатошарового перцептрона, мережі RBF, нейронечіткої мережі), так і багатоагентних методів інтелектуальної оптимізації (мурашиний та бджолиний алгоритми, алгоритм кажанів і алгоритм сірих вовків). Для визначення маршрутів передачі керуючих повідомлень в мережі ІТС залізничного транспорту (на магістральному рівні) створено з використанням мови Python та наступних бібліотек: NumPy; NetworkX; Matplotlib; Tkinter програмну модель «Routes_GWO», в основі якої реалізація Grey Wolf Optimizer з основними параметрами: розмір популяції – 100 вовків; максимальна кількість ітерацій – 50. На створеній програмній моделі «Routes_GWO» проведено дослідження фітнес-функції за ітераціями (від 0 до 50). Організовано серію експериментів на створеній програмній моделі «Routes_GWO»; всі отримані результати надають коректні розв'язки, що близькі до оптимального результату (побудови мінімального остовного дерева), але займають значно менший час ніж знаходження аналогічного рішення з використанням багатошарової нейронної мережі, що потребує визначення її оптимальних параметрів (кількості прихованих нейронів, типу функції активації нейронів, алгоритму навчання), створення різних вибірок та організацію основних етапів роботи нейронної мережі: навчання; тестування; валідацію.

Ключові слова: мережа, маршрутизатор, затримка, мінімальне остовне дерево, GWO, популяція вовків, кількість ітерацій, фітнес-функція.

V. M. PAKHOMOVA

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Electronic Computers
Dnipro Institute of Infrastructure and Transport
of Ukrainian State University of Science and Technology
ORCID: 0000-0002-0022-099X

I. D. TSYKALO

Postgraduate Student at the Department of Electronic Computers
Dnipro Institute of Infrastructure and Transport
of Ukrainian State University of Science and Technology
ORCID: 0000-0002-1629-5873

DETERMINATION OF TRANSMISSION ROUTES IN THE NETWORK OF THE INFORMATION AND TELECOMMUNICATION SYSTEM OF RAILWAY TRANSPORT USING GWO

In this work, the study of the possibility of using GWO to determine the routers for transmitting control messages in the network of the information and telecommunication system (ITS) of railway transport is carried out.

At the present stage, the OSPF protocol is used in the computer networks of railway transport, when using which a problem appears in real time due to changes in data volumes, and for the solution of which it is advisable to use artificial

intelligence methods, which confirms the relevance of the topic. To determine routes in the ITS network of railway transport, it is possible to use both neural networks (Hopfield network, Boltzmann machine, multilayer perceptron, RBF network, neurofuzzy network) and multi-agent methods of intelligent optimization (ant and bee algorithms, the bat algorithm and the grey wolves algorithm). To determine the routes for transmitting control messages in the ITS network of railway transport (at the backbone level), it was created using the Python language and the following libraries: NumPy; NetworkX; Matplotlib; Tkinter software model "Routes_GWO", which is based on the implementation of Grey Wolf Optimizer with the main parameters: wolf population – 100; the maximum number of iterations is 50. On the created software model "Routes_GWO", a study of the fitness function by iterations was conducted (from 0 to 50). A series of experiments was organized on the created software model "Routes_GWO"; all the results obtained provide correct solutions result (building a minimal spanning tree), but take much less time than finding a similar solution using a multilayer neural network, which requires determining its optimal parameters (number of hidden neurons, type of neuronal activation function, learning algorithm), creating various samples and organizing the main stages of the neural network: training; testing; validation.

Key words: network, router, latency, minimum spanning tree, GWO, wolf population, number of iterations, fitness function.

Постановка проблеми

Однією з основних задач є маршрутизація в інформаційно-телекомунікаційній системі (ІТС) залізничного транспорту. На сучасному етапі в комп'ютерних мережах, що складають ІТС, використовується відомий протокол OSPF (Open Shortest Path First), здійснюючий пошук найкоротшого шляху на графі, реалізація якого в реальному часі викликає певні труднощі. Перспективним напрямком у створенні подібних систем маршрутизації є застосування методів штучного інтелекту.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

На сучасному етапі для організації маршрутизації в комп'ютерних мережах і системах найчастіше проводяться дослідження з використанням наступних нейронних мереж (НМ) [1–3, 5, 8, 10]: мережі Хопфілда; багатошарового перцептрона (Multi Layer Perceptron, MLP); радіально-базисної мережі (Radial Basis Function Network, RBF); машини Больцмана, а також нейронечіткої мережі (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS) [9]. Але до методів штучного інтелекту окрім нейромережної технології мають також відношення багатоагентні методи інтелектуальної оптимізації [3–4] з використанням таких алгоритмів як: мурашиний та бджолиний; кажанів; сірих вовків та інші. З одного боку, для організації маршрутизації можливе використання різних метрик: кількість маршрутизаторів; відстань між ними; затримка на маршрутизаторах; пропускна спроможність каналів передачі; втрати на лініях передачі; доступність сервісу та інші. З іншого боку, різними науковцями за різними інтелектуальними підходами створювалися програмні моделі, на основі яких визначалися відповідні оптимальні параметри, але разом з тим важливим недоліком таких методик є відсутність універсальності їх застосування.

Формулювання мети дослідження

Проведені дослідження ставили за мету розвиток методики визначення маршрутів у мережі ІТС залізничного транспорту на магістральному рівні з використанням метода GWO. Для досягнення поставленої мети вирішувалися наступні задачі: створити програмну модель за методом GWO, на основі якої визначити оптимальні параметри алгоритму, що забезпечить достатньо високий рівень визначення маршрутів у мережі ІТС залізничного транспорту.

Викладення основного матеріалу дослідження

Постановка задачі. Мережу ІТС залізничного транспорту (рис. 1) [8] можна представити як зважений граф $G(V, W)$, де V – множина вершин графа, кількість яких дорівнює B ($B = 18$), причому кожна вершина моделює собою вузол (маршрутизатор) мережі; W – множина ребер графа, кожне ребро моделює зв'язок між вузлами, кількість ребер графа дорівнює M ($M = 21$). Кожному ребру графа присвоєна певна вага t_{ij} . Оскільки час передачі по каналу мережі значно менший, то як вагу доцільно використати час затримки на маршрутизаторі під час передачі даних від i до j -го маршрутизатора мережі ІТС залізничного транспорту, мкс. Для визначення маршрутів передачі керуючих повідомлень необхідно визначити мінімальне остовне дерево (МОД) мережі ІТС залізничного транспорту, тобто знайти такий граф $G'(V', W')$, де $V' \in V$ і $W' \in W$, крім того

$$\sum_{(i,j) \in W'} t_{i,j} \rightarrow \min.$$

Метод сірих вовків як основний метод вирішення задачі. Метод сірих вовків (Grey Wolf Optimizer, GWO) [6–7] базується на поведінці та стратегіях полювання сірих вовків. GWO належить до класу метаевристичних алгоритмів, що використовують біологічні та природні процеси для пошуку оптимальних рішень. Алгоритм моделює ієрархічну структуру зграї вовків та їхні методи полювання, що включають відстеження, переслідування та атаки на здобич. Основні ролі в зграї виконує група лідерів: альфа, бета і дельта, тоді як решта зграї позначаються як омега. Для математичного моделювання GWO використовується наступна формула:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \left| \vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t) \right|,$$

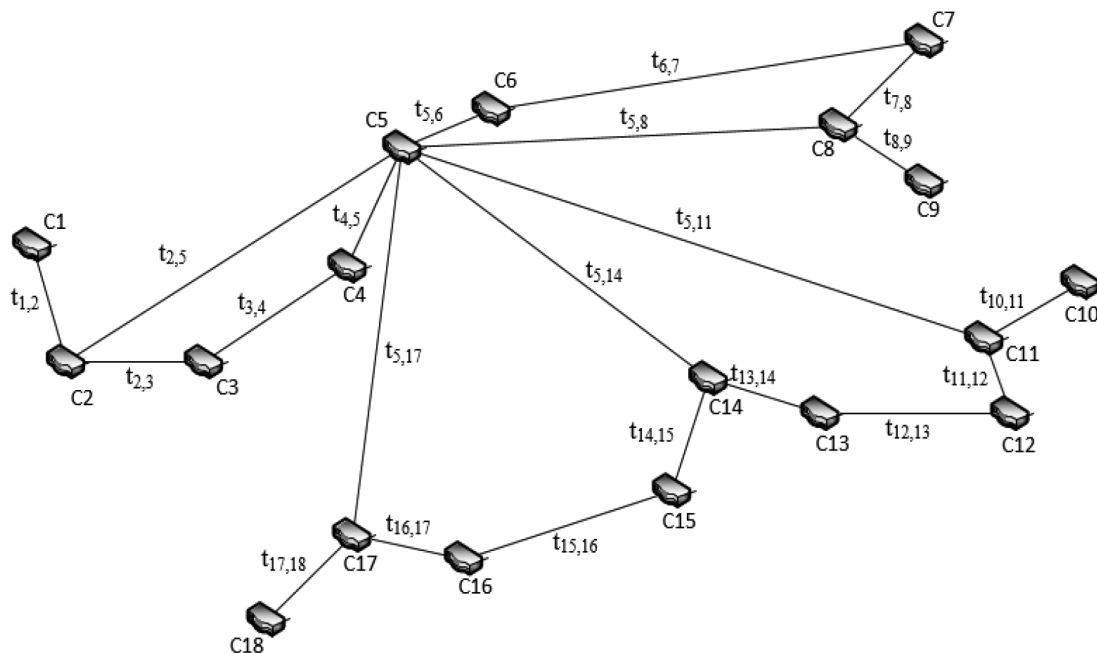


Рис. 1. Граф з'єднань маршрутизаторів мережі [8]: C1 – Рівне; C2 – Львів; C3 – Тернопіль; C4 – Хмельницький; C5 – Київ; C6 – Ніжин; C7 – Полтава; C8 – Харків; C9 – Суми; C10 – Луганськ; C11 – Донецьк; C12 – Красноармійськ; C13 – Чаплине; C14 – Дніпро; C15 – Запоріжжя; C16 – Знам'янка; C17 – Одеса; C18 – Ізмаїл

де $\vec{X}$ позначає вектор положення сірого вовка; t позначає поточну ітерацію; $\vec{X}_p$ вказує вектор положення здобичі; $\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a}$ і $\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2$ позначають вектори коефіцієнтів, де $\vec{r}_1$, $\vec{r}_2$ – випадкові вектори в $[0, 1]$, $\vec{a}$ лінійно зменшується з 2 до 0 протягом ітерацій наступним чином:

$$\vec{a}(t) = 2 - \frac{2t}{MaxIter},$$

де t вказує на поточну ітерацію, а $MaxIter$ – на загальну кількість ітерацій.

Інші вовки оновлюють свої позиції відповідно до позицій α , β , δ наступним чином:

$$\begin{aligned}\vec{X}_1 &= \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|; \\ \vec{X}_2 &= \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}|; \\ \vec{X}_3 &= \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}|; \\ \vec{X}(t+1) &= \frac{\vec{X}_1(t) + \vec{X}_2(t) + \vec{X}_3(t)}{3},\end{aligned}$$

де $\vec{A}_1$, $\vec{A}_2$ і $\vec{A}_3$ схожі на $\vec{A}$, $\vec{C}_1$, $\vec{C}_2$, і $\vec{C}_3$ схожі на $\vec{C}$.

Основні етапи алгоритму GWO: 1) ініціалізація популяції (випадковим чином ініціалізуються позиції вовків у пошуковому просторі); 2) оновлення позицій вовків згідно з поведінкою лідерів та інших членів зграї, що включає: відстеження здобичі, підходження до здобичі, атака на здобич; 3) оцінка придатності: визначення найкращих рішень серед наявних вовків; 4) конвергенція: процес продовжується до досягнення критеріїв зупинки (максимальної кількості ітерацій або задоволення певного рівня точності).

Створення програмної моделі. За методом сірих вовків створено програмну модель «Routes_GWO» мовою Python з використанням наступних бібліотек: NumPy для математичних обчислень з масивами; NetworkX для створення та маніпуляції графами; Matplotlib для візуалізації графів; Tkinter для створення графічного інтерфейсу користувача. Основні параметри GWO: 50 – максимальна кількість ітерацій; 100 вовків – розмір популяції.

Більша кількість ітерацій (рис. 2) дозволяє глибше дослідити простір рішень, збільшуючи шанси на знаходження глобального оптимуму, але також підвищує обчислювальні витрати. Кількість вовків визначає розмір популяції агентів, які досліджують простір рішень. Більша кількість вовків покращує дослідження та зменшує ймовірність потрапляння в локальні мінімуми, проте збільшує обчислювальну складність алгоритму.

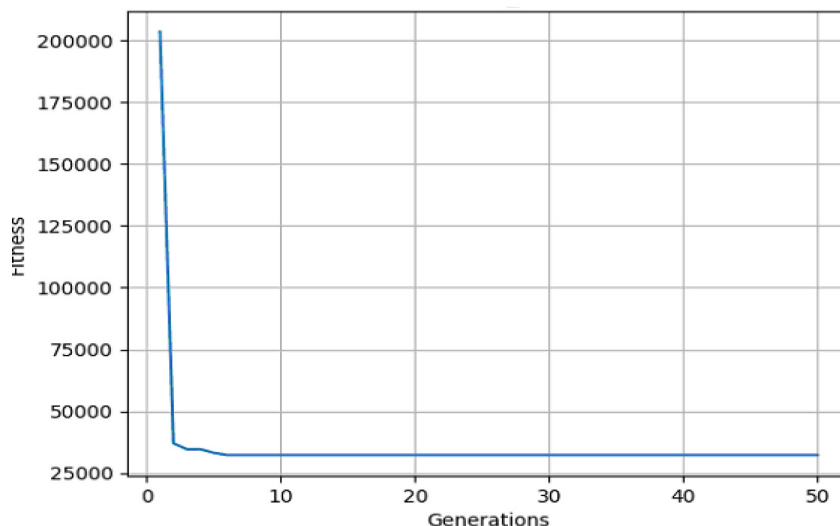


Рис. 2. Дослідження фітнес-функції за ітераціями

Отримані результати. На створеній моделі «Routes_GWO» проведено серію запусків; для прикладу деякі отримані результати зведені до табл. 1 (вага ребра – це значення затримки на маршрутизаторі мережі, мкс).

Таблиця 1

Результати дослідження на створеній моделі «Routes_GWO»

Ребро графа	Експ. № 1		Експ. № 2		Експ. № 3		Експ. № 4		Експ. № 5	
	x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
$t_{1,2}$	2 085	1	1 967	1	2 300	1	2 132	1	1 781	1
$t_{2,3}$	1 533	1	2 425	0	2 195	1	2 447	0	2 144	1
$t_{2,5}$	1 939	0	1 886	1	1 581	1	2 046	1	1 647	1
$t_{3,4}$	1 994	1	1 944	1	2 417	0	2 226	1	1 633	1
$t_{4,5}$	2 091	1	1 790	1	2 393	1	1 874	1	1 714	0
$t_{5,6}$	1 515	1	2 012	1	2 081	0	2 084	1	2 062	1
$t_{5,8}$	1 711	1	1 514	1	2 087	1	2 099	0	1 985	1
$t_{5,11}$	1 973	1	2 330	1	2 046	1	2 249	1	2 054	1
$t_{5,14}$	2 332	0	2 060	0	2 002	1	1 669	1	1 800	1
$t_{5,17}$	2 003	1	2 066	1	1 994	1	2 293	1	2 278	0
$t_{6,7}$	2 343	1	2 297	0	1 635	1	2 344	1	2 456	0
$t_{7,8}$	1 784	0	2 229	1	2 399	1	1 840	1	1 791	1
$t_{8,9}$	2 169	1	1 841	1	2 317	1	1 892	1	1 988	1
$t_{10,11}$	2 330	1	1 626	1	2 162	1	2 150	1	1 757	1
$t_{11,12}$	1 664	1	1 550	1	1 825	1	2 308	1	1 760	1
$t_{12,13}$	1 535	1	2 334	1	2 159	1	1 868	1	2 090	0
$t_{13,14}$	2 033	0	1 645	1	2 313	0	2 443	0	1 823	1
$t_{14,15}$	2 001	1	1 894	1	2 158	1	1 815	0	1 738	1
$t_{15,16}$	1 835	1	2 500	0	2 365	0	1 900	1	2 266	1
$t_{16,17}$	1 577	1	2 144	1	2 338	1	2 213	1	2 054	1
$t_{17,18}$	1 755	1	1 978	1	1 599	1	1 709	1	2 003	1

Із таблиці видно, що всі отримані рішення на моделі «Routes_GWO» коректні. У якості прикладу на рис. 3–4 (ваги ребер – затримки на маршрутизаторах, мкс) показано експеримент № 5: МОД та результат, що отриманий на створеній програмній моделі «Routes_GWO», відповідно.

Висновки

Для визначення маршрутів передачі керуючих повідомлень в інформаційно-телекомунікаційній системі залізничного транспорту створено мовою Python програмну модель «Routes_GWO», на вхід якої подається масив затримок на маршрутизаторах; у якості результуючого вектора взято ознаки входження каналів зв'язку до відповідних маршрутів. Усі отримані результати коректні та близькі до аналогічних рішень, що отримані в [8] на основі нейронної мережі конфігурації «21-1-45-21» (21 – кількість нейронів першого шару; 1 – кількість прихованих шарів; 45 – кількість прихованих нейронів; 21 – кількість нейронів результуючого шару), але потребують для цього значно менший час.

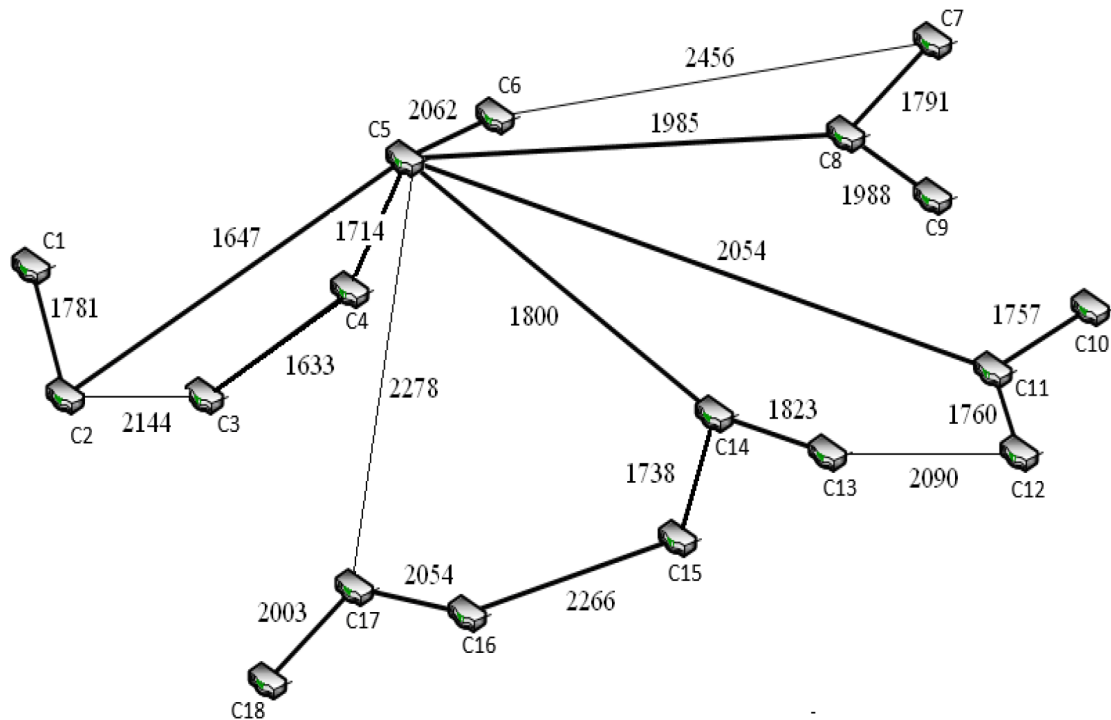


Рис. 3. Побудова МОД за алгоритмом Крускала

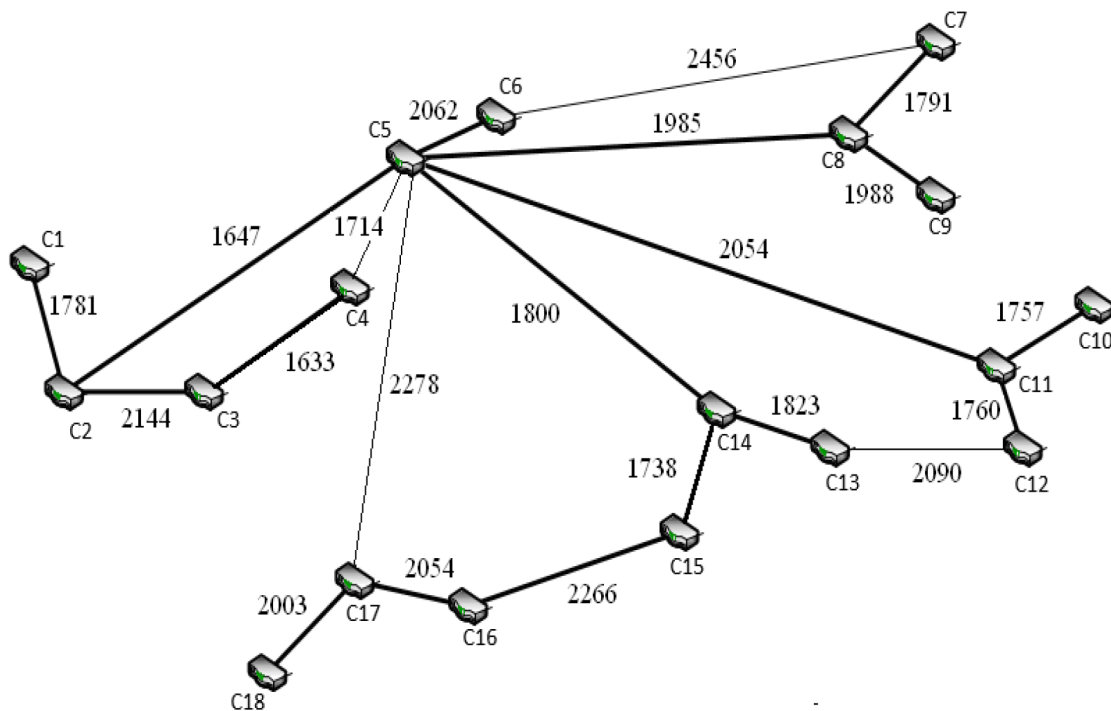


Рис. 4. Результат, що отриманий на програмній моделі «Routes_GWO»

Список використаної літератури

1. Бриндас А.М., Рожак П.І., Семенишин Н.О., Курка Р.Р. Реалізація задачі вибору оптимального авіамаршруту нейронною мережею Хопфілда. *Науковий вісник ХНТУ України: збірник науково-технічних праць*. Львів, 2016. Вип. 26.1. С. 357–363.
2. Колесніков К.В., Карапетян А.Р., Баган В.Ю. Аналіз результатів дослідження реалізації задачі маршрутизації на основі нейронних мереж та генетичних алгоритмів. *Вісник Черкаського державного технологічного університету. Серія: Технічні науки*. 2016. № 1. С. 28–34.

3. Пахомова В.М., Лепеха Р.О. Аналіз методів з природними механізмами визначення оптимального маршруту в комп'ютерній мережі Придніпровської залізниці. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2014. № 4. С. 82–91.
4. Пахомова В.М., Опрятний А.О. Програмна модель для визначення оптимальних маршрутів у комп'ютерній мережі за двоколоніальним мурашиним алгоритмом. *Наука та прогрес транспорту*. 2021. № 3(93). С. 38–49. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2021/242046>
5. Пахомова В.М., Федоренко Ю.О. Рішення задачі маршрутизації в комп'ютерній мережі Придніпровської залізниці на основі нейронної моделі Хопфілда. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2012. № 4. С. 76–84.
6. Long W., Cai S., Jiao J., Tang M. An efficient and robust grey wolf optimizer algorithm for large-scale numeration optimization. *Soft Computing*. 2020. No. 24(2). Vol. 24. pp. 997–1026. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-019-03939-y>
7. Mirjalili S., Mirjalili S.M., Lewis A. Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*. 2014. Vol. 69. pp. 46–61. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
8. Pakhomova V.M., Skaballanovich T.I., Bondareva V.S. Intelligent routing in the network of information and telecommunication system of railway transport. *Science and Transport Progress*. 2019. No. 2(80). pp. 77–90. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2019/166092>
9. Pakhomova V.M., Mandybura Y.S. Optimal route definition in the railway information network using neural-fuzzy models. *Science and Transport Progress*. 2019. No. 5(83). pp. 81–98. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2019/184385>
10. Pakhomova V.M., Tsykalo I.D. Optimal route definition in the network based on the multilayer neural model. *Science and Transport Progress*. 2018. No. 6(78). pp. 126–142. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2018/154443>

References

1. Bryndas A.M., Rozhak P.I., Semynshyn N.O., & Kurka R.R. (2016) Realizatsiia zadachi vyboru opty-malnoho aviamarshrutu neironnoi mrezehei Khopfilda. [Implementation of the optimal air route selection problem using a Hopfield neural network]. *Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy*, 26(1), 357–363 (in Ukrainian).
2. Kolesnikov K.V., Karapetian A.R., & Bahan V.Y. (2016) Analiz rezultativ doslidzhennia realizatsii zadachi marshrutyzatsii na osnovi neironnykh mrezh ta henetychnykh alhorytmiv. [Analysis of the research on the implementation of the routing problem based on neural networks and genetic algorithms]. *Visnyk Cherkaskoho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu. Serii: Tekhnichni nauky*, 1, 28–34 (in Ukrainian).
3. Pakhomova V.M., & Lepekha R.O. (2014) Analiz metodiv z pryrodnymy mekhanizmy vyznachennia optymalnoho marshrutu v komp'iuternii mrezi Prydniprovskoi zaliznytsi. [Analysis of methods with natural mechanisms for determining the optimal route in the computer network of the Pridneprovskaya Railway]. *Information and control systems at railway transport*, 4, 82–91 (in Ukrainian).
4. Pakhomova V.M., & Opriatnyi A.O. (2021) Prohamna model dlya vyznachennia optymal'nykh marshrutiv u kompyuternii mrezi za dvokolonial'nym alhorytmom. [Software model for determining the optimal routes in a computer network based on the two-colonial ant algorithm]. *Science and Transport Progress*, 3(93), 38–49. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2021/242046> (in Ukrainian).
5. Pakhomova V.M., & Fedorenko Y.O. (2012) Rishennia zadachi marshrutyzatsii v komp'iuternii mrezi Prydniprovskoi zaliznytsi na osnovi neironnoi modeli Khopfilda. [Solution of the routing problem in the computer network of the Pridneprovskaya Railway based on the Hopfield neural model]. *Information and control systems at railway transport*, 4, 76–84 (in Ukrainian).
6. Long W., Cai S., Jiao J., & Tang M. (2020) An efficient and robust grey wolf optimizer algorithm for large-scale numeration optimization. *Soft Computing*, 24(2), 24, 997–1026. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-019-03939-y> (in English).
7. Mirjalili S., Mirjalili S.M., & Lewis A. (2014) Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46–61. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007> (in English).
8. Pakhomova V.M., Skaballanovich T.I., & Bondareva V.S. (2019) Intelligent routing in the network of information and telecommunication system of railway transport. *Science and Transport Progress*, 2(80), 77–90. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2019/166092> (in English).
9. Pakhomova V.M., & Mandybura Y.S. (2019) Optimal route definition in the railway information network using neural-fuzzy models. *Science and Transport Progress*, 5 (83), 81–98. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2019/184385> (in English).
10. Pakhomova V.M., & Tsykalo I.D. (2018) Optimal route definition in the network based on the multilayer neural model. *Science and Transport Progress*, 6(78), 126–142. DOI: <https://doi.org/10.15802/stp2018/154443> (in English).