

DOI: 10.31319/2519-8106.2(49)2023.293181  
УДК 519.6:656.1.5

**Стросва В.О.**, кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри математичного моделювання та системного аналізу  
**Stroieva Viktoriia**, candidate of physical and mathematical sciences, Associate Professor of the Department of Mathematical Modeling and System Analysis  
ORCID: 0000-0001-8890-9056  
e-mail: vikastroeva@ukr.net

**С'янов О.М.**, доктор технічних наук, професор кафедри електроніки та електронних комунікацій  
**Syanov Oleksandr**, doctor of technical sciences, Professor of the Department of Electronics and Electronic Communications  
ORCID: 0000-0003-4120-4926  
e-mail: alexandr.sianov@gmail.com

**Журавський О.Д.**, здобувач третього (доктора філософії) рівня вищої освіти  
**Zhuravskiy Oleksandr**, postgraduate student  
e-mail: sashazhuravskiy@gmail.com

**Сугаль Є.О.**, здобувач третього (доктора філософії) рівня вищої освіти  
**Suhal Yevhen**, postgraduate student  
e-mail: lamse3@gmail.com

Дніпровський державний технічний університет, м. Кам'янське  
Dniprovsky State Technical University, Kamianske

## ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ТРАНСПОРТНИХ ЗАДАЧ

### APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS TO SOLVE TRANSPORT PROBLEMS

*У роботі представлено метод розв'язання задачі маршрутизації транспортних засобів, заснований на використанні адаптивного генетичного алгоритму. Було досліджено можливість та ефективність використання генетичних алгоритмів для розв'язання специфічних транспортних задач, а також визначено оптимальні параметри та методи кодування для підвищення точності і швидкості отримання розв'язків. Розроблено дві стратегії кодування окремих елементів популяції та алгоритм визначення ймовірностей, які формують хромосому в адаптивному генетичному алгоритмі. Надано практичні рекомендації щодо впровадження та налаштування генетичних алгоритмів для конкретних транспортних завдань. Результати роботи описують переваги та можливі обмеження запропонованого підходу.*

**Ключові слова:** транспортна задача, генетичний алгоритм, математична модель, оператор кросинговера, хромосоми.

*The article presents a method for solving the vehicle routing problem, based on the use of an adaptive genetic algorithm. Adaptive genetic algorithms have a more universal decision encoding scheme compared to traditional ones, which makes them suitable for complex structured tasks. The purpose of the article is to investigate the possibility and effectiveness of using genetic algorithms to solve specific transport problems, as well as to determine the optimal parameters and coding methods to increase the accuracy and speed of decision-making in the field of transport operations. Two strategies for coding individuals and an algorithm for determining the probabilities that form a chromosome in an adaptive genetic algorithm have been developed. Comparison of the proposed method with*

*other methods of solving transport routing problems was carried out. Studies have shown the potential of applying adaptive genetic algorithms in solving such tasks. However, when processing large data, the algorithm shows reduced speed, and the quality of the resulting solution is inferior to the solution created using a standard genetic algorithm. The document also discusses approaches to optimizing identified weaknesses. Research confirms the possibility of using adaptive genetic algorithms in solving transport routing problems, and they give correct results. With a limited number of targets, the adaptive genetic algorithm provides accurate answers. However, as the sample value increases, the speed of the algorithm decreases, and the obtained data lags behind the results obtained using the standard algorithm. The authors consider the peculiarities and challenges associated with solving transport problems and propose the latest methods using genetic algorithms. The main focus is on optimizing routes, taking into account various constraints and requirements for vehicles. The effectiveness of genetic algorithms compared to traditional solution methods is analyzed. The article includes practical recommendations for implementing and configuring genetic algorithms for specific transportation tasks, and the results of the work describe the advantages and allow limitations of the proposed approach.*

**Keywords:** *transport problem, genetic algorithm, mathematical model, crossover operator, chromosomes.*

### **Постановка проблеми**

Транспорт, що забезпечує спільно з енергокомунікаціями та зв'язком матеріальні, енергетичні та інформаційні потоки, створює необхідні умови для існування сучасної країни, її поступального економічного і технічного розвитку та ефективного розміщення виробничих сил. Світовий та вітчизняний досвід свідчать, що рівень, характер та темпи взаємопов'язаного розвитку зазначених вище складових комплексу інфраструктури та транспорту можуть бути індикатором розвитку економіки країни, як окремих регіонів, так і всієї країни в цілому, а в умовах військової агресії росії питання оптимізації логістики є одним з найактуальніших та пріоритетним. Саме тому поставлена проблема виявила інтерес авторів до заявленого напряму досліджень з точки зору наукової та практичної актуальності.

### **Аналіз останніх досліджень та публікацій**

Сучасні обсяги виробництва колосальні і без розгалуженого та потужного транспортно-го комплексу неможливе ефективне господарське співробітництво регіонів та окремих підприємств, тобто науково-виробнича та економічна єдність країни. У зв'язку з цим управління транспортними потоками є найважливішим елементом логістики, причому за деякими оцінками застосування сучасних підходів дозволить знизити загальні економічні витрати загалом на 12—30 %, а транспортні витрати — приблизно 20 % [1]. Подібні транспортні задачі можна вирішити як точними, так і наближеними методами [2]. Проте трудомісткість вирішення багатовимірних транспортних завдань точними методами досить швидко зростає зі збільшенням їх розмірності, водночас розмірність багатьох реальних завдань настільки велика, що отримати їх точне рішення за прийнятний час не вдається [3]. Саме через ці причини, значна кількість дослідників звертаються при вирішенні таких завдань до методів штучного інтелекту [4, 5], до яких відноситься генетичний алгоритм. Вибір саме генетичного алгоритму з усього різноманіття методів штучного інтелекту пов'язаний, по-перше, з його відносною простотою, по-друге, з широкими можливостями розробника модернізації та адаптації алгоритму до особливостей розв'язування транспортних задач [6].

### **Формулювання мети дослідження**

Мета цієї роботи — дослідити можливість вирішення задачі маршрутизації транспорту за допомогою рухомого генетичного алгоритму, проаналізувати швидкість роботи такого алгоритму, якість одержуваного рішення. Завдання дослідження полягає в обґрунтуванні основних параметрів генетичних алгоритмів та їх впливу на ефективність пошуку рішення, формулюванні математичної моделі транспортної задачі та застосуванні розробленого генетичного алгоритму до реальних та модельних транспортних задач і порівнянні отриманих результатів з результатами інших методів оптимізації. В межах проведеного дослідження проведено моделювання математичних моделей оптимізації транспортних задач, побудовано розрахункові моделі для іміта-

ційного моделювання роботи генетичних алгоритмів, проведено аналіз отриманих результатів та порівняння їх з результатами, отриманими за допомогою інших методів оптимізації. Засобами квалітативного аналізу отримано оцінку якості результатів, визначена їх оптимальність, а засобами кількісного аналізу показана ефективність генетичних алгоритмів за різних умов.

### Виклад основного матеріалу

При плануванні постачання виникає завдання побудови оптимального маршруту для групи транспортних засобів, які мають відвідати множину заданих об'єктів. Наприклад, для постачання мережі магазинів зі складу за допомогою наявних автомобілів необхідно побудувати маршрути їх пересування, оптимізувавши сумарну відстань, з метою мінімізації витрат на транспортування. Таке завдання добре відоме в теорії графів і називається завданням маршрутизації транспорту. Завдання є *NP*-важким, тому на практиці для його вирішення застосовують різні наближені та евристичні алгоритми, у тому числі генетичні алгоритми (ГА) [7]. Дослідження, що стосуються генетичних алгоритмів, ведуться вже порівняно давно, але й нині розвиваються досить активно. Зокрема, останніми роками з'явився такий новий напрям, як рухливі генетичні алгоритми. Враховуючи специфіку задачі маршрутизації транспорту, складну структуру її розв'язання, цікавим є дослідження можливості побудови рухомого генетичного алгоритму для вирішення цієї проблеми.

Розглянемо наступну постановку задачі в термінах теорії графів.

Нехай  $V = \{v_0, v_1, \dots, v_N\}$  — множина вершин, де  $v_0$  — місце початкового розташування всіх транспортних засобів,  $v_0, v_1, \dots, v_N$  — пункти, які потрібно відвідати;  $C = \{c_{ij}\}, i, j = [0, N]$  — матриця відстаней між вершинами, розмірності  $N+1$ , де  $c_{ij}$  — відстань між вершинами  $v_i$  та  $v_j$ ;  $M$  — кількість наявних транспортних засобів;  $R = \{R_i\}, i = [1, M]$  — множина маршрутів транспортних засобів, де  $R_i = (j_{i,0}, j_{i,1}, \dots, j_{i,k})$  — маршрут  $i$ -го транспортного засобу, що є послідовністю номерів відвіданих вершин, у якій перший та останній елементи дорівнюють нулю  $j_{i,0} = j_{i,k} = 0$ , це означає, що маршрут починається і закінчується в точці початкового розташування; довжина маршруту визначається наступним чином:

$$C(R_i) = c_{j_{i,0}, j_{i,1}} + c_{j_{i,1}, j_{i,2}} + \dots + c_{j_{i,k-1}, j_{i,k}}. \quad (1)$$

Це довжина маршруту, що дорівнює сумі відстаней між кожною парою сусідніх вершин у маршруті  $R_i$ .

Вхідними даними в задачі є матриця відстаней  $C$  та кількість транспортних засобів  $M$ . Розв'язанням задачі є множина маршрутів  $R$ , при яких всі пункти будуть відвіданими, а сумарна довжина всіх маршрутів є мінімальною. Зауважимо, що відвідування однієї вершини декількома транспортними засобами веде лише до збільшення загальної довжини маршрутів, тому вважаємо, що кожна вершина входить у один маршрут [7]. Таким чином, на шукану множину  $R$  накладається обмеження: для будь-якої вершини  $v_i, i \in [1, N]$ , існує єдине  $j$  таке, що  $i \in R_j$ . Оптимізована величина визначається наступним чином:

$$U = \sum_{j=1}^M C(R_j) \rightarrow \min. \quad (2)$$

Іншим варіантом оптимізації у сформульованому завданні є мінімізація не сумарної довжини маршрутів, а максимальної довжини, що відповідатиме оптимізації часу на доставку всіх товарів. В цьому випадку оптимізована величина визначається так:

$$U/\max = \max_{j \in [1, M]} C(R_j) \rightarrow \min. \quad (3)$$

У класичному генетичному алгоритмі [8, 9], кожне рішення кодується однією хромосомою, що є перестановкою на множині чисел від 1 до  $N$ . Така перестановка визначає послідовність відвідування вершин, але не містить поділу на маршрути. Розв'язати задачу оптимального розбиття послідовності на маршрути можна, наприклад, методом динамічного програмування за час  $O(N \times M)$ . Таким чином, хромосома в такому алгоритмі не кодує явно одне допустиме рішення, а є, по суті, проміжним уявленням, що згодом дозволяє побудувати рішення за поліноміальний час. У розробленому рухомому ГА застосовано аналогічний підхід з використанням проміжного уявлення, проте хромосома зберігає не саму перестановку, а схильність до перетворення на ту чи іншу перестановку. Розглянемо два варіанти кодування [10].

У першому варіанті перестановка представляється як код факторіального подання її порядкового номера. Для отримання такого коду кожен елемент перестановки необхідно замінити його порядковим номером у списку чисел, складених з елементів перестановки, чий позиції не менше поточного. Наприклад, кодом перестановки (5, 4, 2, 2, 3) є код (3, 2, 1, 1, 0). Таке кодування має дві переваги: простота кодування та розкодування, а також можливість використання стандартного одноточкового оператора кросингвера. Елементи коду перестановки мають наступну властивість:

$$MaxVal_i \leq N - i + 1, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (4)$$

де  $i$  — позиція у коді перестановки;  $MaxVal_i$  — максимальне значення елемента на позиції  $i$ .

Хромосома в генетичному алгоритмі буде матрицею  $P = \{p_{ij}\}, i, j = [1, N]$ , де  $p_{ij}$  — ймовірність того, що ген на позиції  $i$  дорівнюватиме  $j$ . Властивість (4) дозволяє зберігати хромосому як елементи трикутної матриці. Крім того, для ймовірностей, має виконуватися умова:

$$\forall i \sum_{j=1}^{N-i+1} p_{ij} = 1. \quad (5)$$

При обчисленні значення вектор-функції елементів популяції, спочатку матриця ймовірностей трансформується на код перестановки ( $i$ -й елемент коду приймає значення  $j$  з ймовірністю  $p_{ij}$ ). Потім за кодом будується сама перестановка. Зрештою, значення вектор-функції елементів популяції обчислюється на основі формул (2) або (3). Оскільки в генетичних алгоритмах більшої пристосованості повинні відповідати кращі рішення, пристосованістю елемента популяції будемо вважати значення, зворотне до  $U$  (або  $U'$ ).

При виконанні генетичних операторів вони застосовуються не тільки до самої хромосоми (матриці ймовірностей), але й до відповідного коду перестановки. Після виконання генетичного оператора ймовірності кожної позиції  $i < N$  перераховуються за наступним алгоритмом [11]. Нехай у коді перестановки позиції  $i$  після виконання оператора знаходиться значення  $j$ . Тоді елемент матриці  $p_{ij}$  необхідно збільшити, а решту ненульових елементів  $i$ -го рядка зменшити. Спочатку визначається гранична величина зміни:

$$D_i = \max(p_{ij} + \eta_{ind}, 1 - \eta_{DR}) - p_{ij}, \quad (6)$$

де  $\eta_{ind}$  — індивідуальна швидкість навчання,  $\eta_{DR}$  — коефіцієнт різноманітності (гіперпараметри рухомого ГА).

Далі визначимо граничну величину зменшення кожного елемента:

$$d_i = \frac{D_i}{cnt_i - 1}, \quad (7)$$

де  $cnt_i$  — це кількість ненульових елементів у  $i$ -му рядку.

Потім усі інші (що знаходяться в стовпці  $j$ ) ненульові елементи  $i$ -го рядка матриці зменшуються на величину:

$$\delta_{ik} = p_{ik} - \min(p_{ik} - d_i, \eta_{DR}), \quad k = 1 \dots N - i + 1, \quad k \neq j. \quad (8)$$

Нарешті, елемент  $p_{ij}$  збільшується на величину:

$$\Delta_i = \sum_{k=1 \dots N-i+1, k \neq j} \delta_{ik}. \quad (9)$$

Такий алгоритм перерахунку гарантує збереження якості (6) для матриці ймовірностей.

У другому варіанті код перестановки не використовується. Хромосома так само є матрицею ймовірностей  $P = \{p_{ij}\}, i, j = [1, N]$ , але  $p_{ij}$  тут означає ймовірність того, що  $i$ -й елемент самої перестановки дорівнює значенню  $j$ . За такого підходу виникає низка проблем. Наприклад, виникає потреба стежити за коректністю перестановки. Ця проблема вирішується так. При формуванні перестановки на основі хромосоми зберігатимемо список вже використаних номерів. Тоді значення в поточній позиції не може дорівнювати жодному значенню з цього списку. Нехай  $A(i)$  — список доступних значень позиції  $i$ . Перерахуємо можливість кожного з доступних значень за формулою:

$$p_{i,j}^* = \frac{p_{i,j}}{S_i}, \quad (10)$$

де  $S_i = \sum_{j \in A(i)} p_{ij}$ , і виберемо одне з доступних значень відповідно до цих можливостей.

Таким чином, буде отримано коректну перестановку. Далі всі елементи популяції відсортуюмо по значенню збільшення їх пристосованості.

Для кращих елементів популяції перерахуємо їх хромосоми за формулами (6)—(9) аналогічно тому, як описано вище для першого варіанту при застосуванні генетичних операторів. Для найгірших елементів популяції їх хромосоми також будуть перераховані аналогічно, але з точністю до знака (зменшуватимемо ймовірність появи відповідних значень) [12].

Описані вище алгоритми реалізовано програмними засобами на мові C++.

Для порівняння отриманих результатів було використано існуючу реалізацію класичного генетичного алгоритму. При цьому для невеликих розмірностей вхідних даних, де  $N < 12$ , виконувалося порівняння з результатами алгоритму методу перебору. Тестування проводилося на 10 тестах, зі значеннями гіперпараметрів  $\eta_{ind} = 0,05$ ;  $\eta_{DR} = 0,005$ .

Ці значення були підібрані експериментальним шляхом. Час роботи класичного ГА у кожному тесті було обмежено 5 секундами. Для рухомого ГА було встановлено мінімальну кількість ітерацій для завершення — 1000; у разі досягнення цієї кількості час роботи обмежувався також 5 секундами. Число елементів у популяції після відбору дорівнювало 60. Результати дослідження першого варіанту реалізації рухомого ГА наведені в табл. 1.

Таблиця 1. Порівняння першого варіанта реалізації рухомого ГА з іншими алгоритмами

N	Точний алгоритм	Класичний ГА		Рухомий ГА (перший варіант кодування)	
	Сумарна довжина (U)	Сумарна довжина (U)	Кількість ітерацій	Сумарна довжина (U)	Кількість ітерацій
5	2635	2635	4958851	2635	1164
10	2589	2589	3989755	2589	1000
20	-	1558	3119251	5260	1000
40	-	2350	1681770	15128	1000
60	-	2243	959473	21437	1000
80	-	2367	601608	30034	1000
100	-	2338	389099	40692	1000

Як видно з таблиці, за  $N \leq 10$  обидва ГА знаходять точні оптимальні рішення. Однак при  $N > 0$  рухомий ГА працює значно гірше за класичний. Подальший аналіз результатів показав, що у рухомому ГА немає стабільного зростання середньої пристосованості популяції, інакше кажучи, алгоритм не сходиться навіть до точки локального екстремуму. Одна з причин може полягати у тому, що дуже схожі коди, що кодуються хромосомами, породжують різні перестановки.

Такі коди як (4, 2, 1, 1) і (1, 2, 1, 1) відрізняються одним значенням, але при цьому кодують дуже різні перестановки (4, 2, 1, 3) і (1, 3, 2, 4) відповідно. Одна з цих перестановок може мати високу пристосованість, за рахунок цього вона частіше братиме участь в операціях схрещування, ймовірність появи відповідного коду збільшуватиметься. Однак при цьому підвищується і ймовірність появи іншого коду, що породжує зовсім іншу перестановку з дуже низькою пристосованістю. Через не контрольованість появи того чи іншого коду, середня пристосованість популяції може змінитися і навіть стати меншим. Ще один фактор, на який можна звернути увагу — рухливий ГА працює значно повільніше за класичний [13]. Як видно з таблиці, за  $N \geq 10$  за 10 секунд не встигають завершитися навіть 1000 ітерацій, тоді як кількість ітерацій класичного ГА виявляється на кілька порядків більшою.

Результати роботи другого варіанта реалізації рухомого ГА виявилися лише на 10 % краще за перший варіант, хоча з аналізу графіка (рис. 1) випливає, що середня пристосованість популяції досить стабільно зростає.

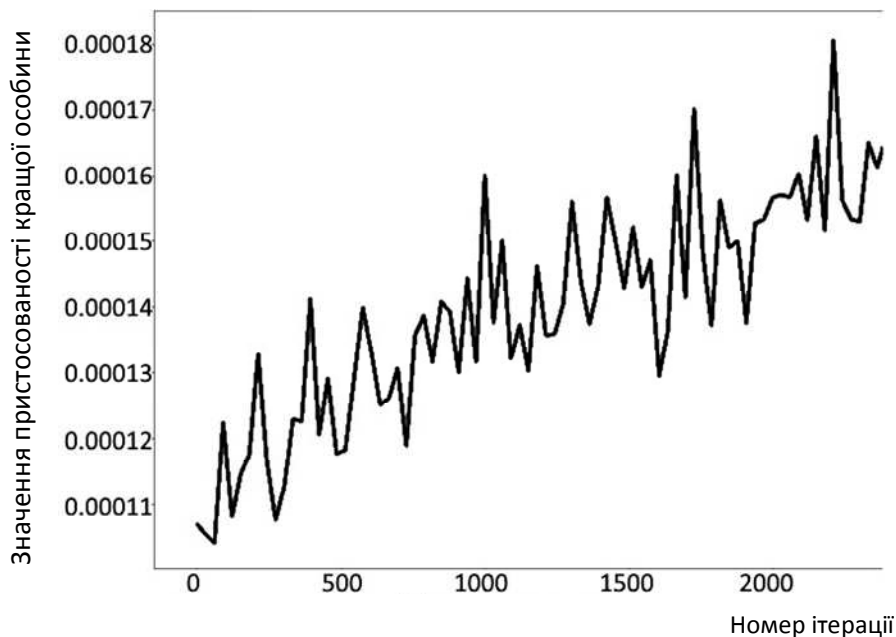


Рис. 1. Залежність пристосованості кращого елемента в популяції від номера ітерації для другого варіанта кодування

Очевидно, в даному випадку вирішальним стає обмеження в 1000 ітерацій, яких просто не вистачає для досягнення екстремуму. Також було досліджено залежність якості побудованої карти маршрутів від деяких параметрів генетичного алгоритму, таких як розмір популяції, інтенсивність мутацій та числа поколінь, за яке мінімізується цільова функція.

#### Висновки

Проведені дослідження дозволяють стверджувати, що застосування рухливих генетичних алгоритмів для вирішення задачі маршрутизації транспорту, дає коректні результати. При  $N \leq 10$  рухомий ГА дозволяє одержати точне рішення. Однак при великих значеннях  $N$  алгоритм працює занадто повільно, а одержувані результати виявляються значно гіршими за результати класичного ГА. Вибір методу кодування істотно впливає на результати роботи. Таким чином, подальші дослідження можуть бути спрямовані на оптимізацію рухомого ГА, розгляд інших способів кодування та перерахунку ймовірностей, а також застосування додаткових оптимізаційних евристик.

На основі побудованих алгоритмів розроблено програмне середовище, що дозволяє вирішувати актуальні практично важливі задачі прийняття управлінських рішень. Зокрема, програмна реалізація розроблених алгоритмів дозволяє створювати універсальні класи для роботи з генетичними алгоритмами, вирішувати транспортні задачі методом генетичних алгоритмів, визначати оптимальний розклад транспортних перевезень, тощо. Разом з цим, вивчаючи проблему оптимізації логістичних процесів для господарюючих об'єктів, можна дійти висновку, що генетичні алгоритми є досить потужним математичним інструментом для вирішення широкого кола прикладних завдань, зокрема й таких, які важко чи взагалі неможливо вирішити іншими методами.

#### Список використаної літератури

1. Македон В.В., Чабаненко А.В. Факторні складові цифровізації глобальної економіки та макроекономічних систем країн світу. Ефективна економіка. 2022. № 1. URL: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=9875>. DOI: 10.32702/2307-2105-2022.1.11
2. Івохін Є.В. Про багатоіндексні транспортні задачі та способи їх фазифікації. Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Серія фізико-математичні науки.

2014. Вип. 2. С. 147–150. URL:  
[http://www.library.univ.kiev.ua/ukr/host/10.23.10.100/db/ftp/visnyk/fiz\\_mat\\_2\\_2014.pdf](http://www.library.univ.kiev.ua/ukr/host/10.23.10.100/db/ftp/visnyk/fiz_mat_2_2014.pdf)
3. Ільченко Н.Б., Кулік А.В. Розвиток транспортно-логістичної системи в Україні. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Економіка і управління. 2019. № 5(30). С. 42–50. <https://doi.org/10.32838/2523-4803/69-5-36>.
  4. Романюк О.Н., Снігур А.В., Куклій Д.В. Оптимізація профорієнтаційних маршрутів на основі задачі комівояжера. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2021. № 2(32). С. 221–228. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.2-1/35>.
  5. Шейко М.В. Застосування генетичних алгоритмів для вирішення задачі транспортних перевезень. Новітні інформаційні системи та технології. Полтава: ПНТУ, 2014. Т. (1). URL: <http://journals.nupp.edu.ua/mist/article/view/472>
  6. Makedon V., Mykhailenko O., Dzyad O. Modification of Value Management of International Corporate Structures in the Digital Economy. *European Journal of Management Issues*. 2023. № 31(1). pp. 50–62. <https://doi.org/10.15421/192305>
  7. Stutzle T., Hoos H. The Max-Min ANT System and Local Search for Combinatorial Optimization Problems. *Future Generation Computer Systems*. 2000. Vol. 16. pp. 889–914.
  8. Leno J., Sankar S., Raj V., Ponnambalam S. An elitist strategy genetic algorithm for integrated layout design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2013. Vol. 66. Issue 9–12. pp. 1573–1589. DOI: 10.1007/s00170-012-4441-4
  9. Gottlieb J., Paulmann L. Genetic algorithms for the fixed charge transportation problem. *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. IEEE Press. 1998. pp. 330–335.
  10. Korte B., Vygen J. *Combinatorial Optimization: Theory and Algorithms (Algorithms and Combinatorics)*, Springer. New York, 2018. 455 p.
  11. Hong Haoyuan, Panahi Mahdi, Shirzadi Ataollah, Ma Tianwu, Liu Junzhi, Zhu A-Xing, Chen Wei, Koungias Ioannis, Kazakis Nerantzis. Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. *Science of The Total Environment*. 2018. № 621. pp. 1124–1141. 10.1016/j.scitotenv.2017.10.114.
  12. Худов Г., Хижняк І., Марченко В., Горошко О. Метод визначення маршруту руху транспортних засобів з використанням модифікованого алгоритму мурашиної колонії. *Системи обробки інформації*. 2022. С. 58–66. 10.30748/soi.2022.170.08.
  13. Jiang H. Solving Traveling Salesman Problem Using Artificial Bee Colony Algorithm. *Computer Science and Technology*. 2017. pp. 989–995. [https://doi.org/10.1142/9789813146426\\_0110](https://doi.org/10.1142/9789813146426_0110).

### References

- [1] Makedon, V. & Chabanenko, A. (2022). Factor components of digitalization of the global economy and macroeconomic systems of countries. *Efektivna ekonomika*, [Online], vol. 1, available at: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=9875>. DOI:10.32702/2307-2105-2022.1.11 [in Ukrainian].
- [2] Ivokhin, Ye. V. (2014). Pro bahatoindeksni transportni zadachi ta sposoby yikh fazyfikatsii [On multi-index transport problems and ways of their phasing]. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Serii: Fizyko-matematychni nauky*. Retrieved from [http://www.library.univ.kiev.ua/ukr/host/10.23.10.100/db/ftp/visnyk/fiz\\_mat\\_2\\_2014.pdf](http://www.library.univ.kiev.ua/ukr/host/10.23.10.100/db/ftp/visnyk/fiz_mat_2_2014.pdf) [in Ukrainian].
- [3] Ilchenko, N. B. & Kulik, A. V. (2019). Rozvytok transportno-lohistychnoyi systemy v Ukraini” [Development of the transport and logistics system in Ukraine], *Academic notes of TNU named after V.I. Vernadskyi. Series: Economics and man-agement*, No. 5(30), 42–50. <https://doi.org/10.32838/2523-4803/69-5-36>. [in Ukrainian].
- [4] Romanyuk, O. N., Snigur, A. V. & Kuklii, D. V. (2021). Optyimizatsiia proforiientatsiinykh marshrutiv na osnovi zadachi komivoiazhera [Optimization of career guidance routes based on the traveling salesman problem]. *Academic notes of TNU named after V.I. Vernadskyi. Series:*

- Technical sciences, No. 2(32), 221–228. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.2-1/35>. [in Ukrainian].
- [5] Sheiko, M. V. (2014). Zastosuvannya henetychnykh alhorytmiv dlya vyrishennya zadachi transportnykh perevezen' [Application of genetic algorithms to solve the problem of transportation]. The latest information systems and technologies. Poltava: PNTU, Vol. (1). Retrieved from <http://journals.nupp.edu.ua/mist/article/view/472> [in Ukrainian].
- [6] Makedon, V., Mykhailenko, O., & Dzyad, O. (2023). Modification of Value Management of International Corporate Structures in the Digital Economy. European Journal of Management Issues, 31(1), 50-62. <https://doi.org/10.15421/192305>.
- [7] Stutzle, T. & Hoos, H. (2000). The Max-Min ANT System and Local Search for Combinatorial Optimization Prob-lems. Future Generation Computer Systems, Vol. 16, 889–914.
- [8] Leno, J. (2013). An elitist strategy genetic algorithm for integrated layout design. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 66, no. 9–12 (2013): 1573-1589. DOI: 10.1007/s00170-012-4441-4
- [9] Gottlieb, J., & Paulmann, L. (1998). Genetic algorithms for the fixed charge transportation problem. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation, IEEE Press, 330–335.
- [10] Korte, B., & Vygen, J. (2018). Combinatorial Optimization: Theory and Algorithms (Algorithms and Combinatorics), Springer, New York, 455 p.
- [11] Hong, Haoyuan & Panahi, Mahdi & Shirzadi, Ataollah & Ma, Tianwu & Liu, Junzhi & Zhu, A-Xing & Chen, Wei & Kougiass, Ioannis & Kazakis, Nerantzis. (2018). Flood susceptibil - ity assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. Science of The Total Environment, 621, 1124–1141. 10.1016/j.scitotenv.2017.10.114.
- [12] Khudov, H., Khizhnyak, I., Marchenko, V., & Horoshko, O. (2022). Metod vyznachennya marshrutu rukhu transportnykh zasobiv z vykorystannyam modyfikovanoho alhorytmu murashynoyi koloniyi [The method of determining the route of vehicles using a modified ant colony algorithm]. Information processing systems, 58–66. 10.30748/soi.2022.170.08 [in Ukrainian].
- [13] Jiang, H. (2017). Solving Traveling Salesman Problem Using Artificial Bee Colony Algorithm. Computer Science and Technology, 989–995. [https://doi.org/10.1142/9789813146426\\_0110](https://doi.org/10.1142/9789813146426_0110).

*Надійшла до редколегії 06.11.2023*