

УДК 004.027

**Максим Бондарчук,
Юрій Зорін****АЛГОРИТМ РОЮ ЧАСТИНОК ПОШУКУ
НАЙКОРОТШОГО ШЛЯХУ В ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНІЙ МЕРЕЖІ****PARTICLE SWARM OPTIMIZATION
ALGORITHM FOR SHORTEST-PATH FINDING
IN TELECOMMUNICATION NETWORKS**

В роботі представлено модифікований алгоритм рою частинок для задачі пошуку найкоротшого шляху в телекомунікаційних мережах. Завдяки застосуванню кількох модифікацій, серед яких метод селективної регенерації й нова версія кодування на основі пріоритетів, продуктивність алгоритму була суттєво підвищена.

Ключові слова: алгоритм рою частинок, селективна регенерація, кодування на основі пріоритетів, скидання швидкості.

Рис.: 1. Табл.: 1. Бібл.: 6.

The paper presents a modified Particle Swarm Optimization algorithm for shortest-path finding in telecommunication networks. Due to introduction of several modifications, among them selective particle regeneration method and a new version of priority-based encoding, the algorithm performance has been substantially improved.

Key words: particle swarm optimization, selective regeneration, priority-based encoding, velocity reinitialization.

Fig.: 1. Tabl.: 1. Bibl.: 6.

Актуальність теми дослідження. В наш час важко уявити життя без телекомунікаційних мереж. Мережа інтернет, яка є телекомунікаційною мережею, розширюється з кожним днем долучаючи тисячі нових користувачів. Україна є однією з країн, в якій інтернет розвивається швидкими темпами. Незважаючи на те, що майже всі куточки планети покриті мережею, у багатьох місцях все ще наявна незначна пропускна спроможність мережі. В цьому випадку ефективне розв'язання задачі пошуку найкоротших шляхів між заданими вузлами є надзвичайно важливою.

Постановка проблеми. Відсутність добре досліджених методів розв'язання проблеми передчасної збіжності алгоритму рою частинок та способів його застосування до задачі пошуку найкоротшого шляху в мережі робить їх досить актуальними.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останніми роками метаевристичні алгоритми викликають все більший інтерес дослідників. Зокрема запропоновано застосування таких алгоритмів як імітація відпалу, оптимізація за допомогою мурашиної колонії та інших до розв'язання задачі пошуку найкоротших шляхів в мережі.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Робота присвячена дослідженню модифікацій алгоритму рою частинок та його застосуванню до пошуку найкоротшого шляху в мережі. Незважаючи на те, що запропоновано досить велика

кількість модифікацій алгоритму рою частинок, питанню удосконалення когнітивної поведінки рою приділено недостатню увагу.

Постановка завдання. Завданням роботи є розробка модифікованого алгоритму рою частинок, що має більш високий показник успішності (доля знаходження правильного шляху на 100 тестів) в порівнянні з оригінальним алгоритмом при застосуванні його до задачі пошуку найкоротшого шляху в мережі.

Викладення основного матеріалу. Оригінальний алгоритм рою частинок [1,2] створений для знаходження екстремуму функції багатьох змінних $f(x_1, x_2, \dots, x_k)$. Всі частинки рою є потенційними розв'язками і на етапі ініціалізації розміщуються в довільних точках простору пошуку $X_i(x_1, x_2, \dots, x_k)$. На кожній ітерації частинки переміщуються за рахунок зміни швидкості $V_i(v_1, v_2, \dots, v_k)$. Для зміни швидкості використовується інформація про поточне розміщення, а також інформація про попередні розв'язки, які були знайдені даною частинкою P_i , а також всіма іншими частинками рою G .

Швидкість обчислюється за формулою

$$V_{id} = V_{id} + \varphi_p r_p (P_{id} - X_{id}) + \varphi_g r_g (G_d - X_{id}), \quad (1)$$

де φ_p та φ_g – когнітивний і соціальний параметри, якими скеровується напрям руху в бік відповідно локально чи глобально найкращих розв'язків (зазвичай це дійсні числа більше 2), r_p та r_g – випадкові числа в діапазоні $[-1, 1]$, $i = 1, 2, \dots, N$, N – розмір популяції, $d = 1, 2, \dots, D$ – кількість вимірів функції f .

Формула переміщення частинки визначається як

$$X_{id} = X_{id} + V_{id}. \quad (2)$$

Обмін інформацією між частинками здійснюється через вектор G (найкращий отриманий популяцією розв'язок).

З метою покращення можливостей локального пошуку алгоритму в перспективних областях вводиться множник w інерції швидкості, який зменшується по мірі виконання ітерацій. Внаслідок цього частинки набувають властивостей, які забезпечують ретельніше дослідження перспективних областей простору пошуку, про які стало відомо на попередніх ітераціях. Інерцію швидкості обчислюється як

$$w_{iter} = w_{max} + (w_{max} - w_{min}) \frac{iter}{I}, \quad (3)$$

де w_{max} та w_{min} – верхня та нижня границі інерції відповідно та є константами, які визначаються емпірично залежно від функції, що оптимізується, $iter$ – номер поточної ітерації алгоритму, I – максимальна кількість ітерацій.

Ще однією з модифікацій алгоритму рою частинок є застосування методу звуження множника. Цей метод дозволяє більш точно скеровувати напрям руху частинки з використанням коефіцієнтів φ_p та φ_g . Коефіцієнт для формули швидкості обчислюється за формулою

$$\chi = \begin{cases} 2(|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|)^{-1}, & \varphi = \varphi_p + \varphi_g > 4 \\ 1, & \varphi = \varphi_p + \varphi_g \leq 4 \end{cases}. \quad (4)$$

З урахуванням даних модифікацій формула зміни швидкості набуває вигляду

$$V_{id} = \chi [w V_{id} + \varphi_p r_p (P_{id} - X_{id}) + \varphi_g r_{2g} (G_d - X_{id})]. \quad (5)$$

Однією з проблем базового алгоритму рою частинок є його передчасна збіжність до локальних оптимумів. Для вирішення даної проблеми застосуємо підхід, що називається скидання швидкості. Метод полягає у тому, що кожна частинка на кожній ітерації з певною ймовірністю p_i , яку має назву ймовірності усунення, переміщується в довільну точку простору [3].

```

Згенерувати початкову конфігурацію для кожної частинки:
Виконати довільну ініціалізацію  $X_i$ 
Виконати довільну ініціалізацію  $V_i$ 
    Обчислити  $path_i$ 
    Обчислити значення функції пристосованості  $f(X_i)$ 
     $P_i \leftarrow \infty$ 
     $G \leftarrow \infty$ 
iteration_count  $\leftarrow 0$ 
// max_iteration – максимальна кількість ітерацій

while (iteration_count < max_iteration)
    для кожної частинки  $i$ 
        Обчислити  $V_i$  із застосуванням інерції швидкості та звуження
        множника
        Оновити  $X_i$ 
        Обчислити  $path_i$ 
        Обчислити значення функції пристосованості  $f(path_i)$ 
        if  $f(path_i) < f(P_i)$ 
             $P_i \leftarrow path_i$ 
        if  $f(P_i) < f(G)$ 
             $G \leftarrow P_i$ 
        Застосувати скидання швидкості
        Застосувати метод селективної регенерації

    iteration_count  $\leftarrow$  iteration_count + 1
end while
return G

```

Рис. 1. Псевдокод модифікованого алгоритму рою частинок.

З метою покращення пошукової здатності алгоритму застосовано дещо видозмінений метод, що має назву селективна регенерація частинок [4]. Метод полягає у визначенні «відстані» в термінах значення функції пристосованості між кожною частинкою рою та глобально найкращою частинкою. Серед тих частинок, «відстань» яких є меншою за аналітично задане значення Ω довільним чином вибирається d відсотків, для яких виконується реініціалізація. Основною метою цього є намагання допомогти якійсь кількості частинок вирватись з зони можливого локального мінімуму, до якого може потрапити найкраща частинка й потягти за собою інші. Оскільки певна кількість частинок щойно вийшла з околиці найкращої частинки, є доцільним на певний час змінити когнітивні

параметри поведінки, щоб дані частинки не повернулися миттєво до найкращої. Для цього будемо змінювати значення φ_p на $2\varphi_p$ для певної кількості ітерацій z .

Для застосування модифікованого алгоритму рою частинок до розв'язання задачі знаходження найкоротшого шляху в графі використаємо кодування шляху з урахуванням пріоритетів [5,6]. Метод полягає в тому, що кожній вершині графу присвоюється пріоритет з діапазону $[0, 1]$ із врахуванням її поточного розміщення. Простір пошуку розбивається на області й кожній області призначається певний пріоритет. В процесі побудови шляху при переході з поточної вершини графа частинка серед ребер, що не належать до вже пройденого шляху, обирає те, яке має мінімальне значення добутку ваги ребра на пріоритет. Зворотній процес називається декодуванням шляху з урахуванням пріоритетів.

Результати комп'ютерного тестування. Для тестування запропонованого алгоритму згенеровано штучні набори даних, які представляють мережі з різною кількістю вузлів та ребер. Виконано порівняльний аналіз оригінального (PSO) та модифікованого (MPSO) алгоритмів. В табл. 1 наведені параметри конфігурацій мережі коефіцієнти успішності алгоритмів (successrate – SR), тобто доля знаходження найкоротшого шляху, що взято як показник міри якості алгоритму. Всі результати усереднені на 50 запусках алгоритмів. При тестуванні використано параметри $\varphi_g = 1.5$, $\varphi_p = 2.5$, $\phi_p = 2.5$, $\Omega = 0.1$, $c = 0.5$, $z = 15$.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз алгоритмів.

Топологія мережі	Кількість вузлів	Кількість ребер	SR PSO	SR MPSO
1	50	500	0.8655	0.9008
2	60	720	0.8207	0.9164
3	70	980	0.8281	0.9161
4	80	1280	0.8260	0.9269
5	90	1620	0.8298	0.9054
6	100	2000	0.8646	0.9390
7	110	2420	0.8571	0.9218
8	120	2880	0.8701	0.9018
9	130	3380	0.8750	0.9224
10	140	3920	0.8361	0.9099

Висновки. Результати тестування продемонстрували, що запропонований алгоритм має кращі показники успішності приблизно на 8% порівняно з оригінальним, а усереднений коефіцієнт успішності є більшим за 0.9. Більш детальним аналізом встановлено, що кожна із запропонованих модифікацій дає приблизно однаковий вклад в покращення продуктивності алгоритму (в межах 2-3%).

Предметом подальших досліджень можуть бути модифікації алгоритму, пов'язані з застосуванням шумових метаевристик, а також розбиття колонії частинок на групи й застосування в якості G найкращої частинки в групі.

Список використаних джерел.

1. J. Kennedy, R. Eberhart. Particle Swarm Optimization. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1998. Vol. 65, №. 3. P.1942- 1948.
2. Zhang Y. A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and its Applications. Mathematical Problems in Engineering. 2015. V.56. P.1-26.
3. P. Sharma, N. Khurana. Study of Optimal Path Finding Techniques. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. VII. 2001. P.124-130.
4. Chi-Yang Tsai, I-Wei Kao. A Particle Swarm with Selective Particle Regeneration for Multimodal Functions. Wseas Transactions on Information Science and Applications. 2009. P.242-250.
5. Зорін Ю.М., Бондарчук М.Ю Алгоритм рою частинок для знаходження найкоротшого шляху в графі. Прикладна математика та комп'ютеринг-2017: збірник тез доповідей. 19-21 квіт. 2017 р. Київ: Просвіта. 2017. С.22-26.
6. Зорін Ю.М., Бондарчук М.Ю Алгоритм рою частинок для знаходження найкоротшого шляху в графі. Прикладна математика та комп'ютеринг-2018: збірник тез доповідей. 21-23 бер.. 2018 р. Київ: Просвіта. 2018. С.49-53.

ДОВІДКА ПРО АВТОРІВ

Зорін Юрій Михайлович – доцент, кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Zorin Yury – associate professor, System Programming and Specialized Computer Systems Department, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”.

E-mail: yzorin@gmail.com

Бондарчук Максим Юрійович – магістрант, кафедра системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних систем, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Bondarchuk Maksym – student, System Programming and Specialized Computer Systems Department, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”.

E-mail: bondarchuk.m.y@gmail.com

**Maksym Bondarchuk,
Yury Zorin**

PARTICLE SWARM OPTIMIZATION ALGORITHM FOR SHORTEST-PATH FINDING IN TELECOMMUNICATION NETWORKS

Relevance of research topic. In our time it's hard to imagine life without telecommunication networks. The Internet, which is a telecommunication network, is expanding every day by engaging thousands of new users. Even though almost all the planet corners are covered by the network, in many places there is still a small bandwidth of the network. In this case, an effective solution to the problem of finding the shortest paths between the given nodes is an extremely important task.

Target setting. The lack of well-researched methods for solving the problem of premature convergence of the particle swarm algorithm and its application to the problem of the shortest path finding in networks made it an actual topic.

Actual scientific researches and issues analysis. In recent years, meta-heuristic algorithms are of increasing researchers interest. In particular, the application of such algorithms as Simulated Annealing, Ant Colony Optimization and others to the solution of the shortest paths finding problem in the network have been proposed.

Uninvestigated parts of general matters defining. The paper is devoted to the study of the particle swarm algorithm modifications and its application to finding the shortest path in the network. Despite the fact that a sufficiently large number of modifications of the particle swarm algorithm has been proposed, insufficient attention to the issue of improving cognitive behavior has been paid.

The research objective. The lack of well-studied methods for solving the problem of premature convergence of the particle swarm algorithm and its application to the problem of finding the shortest path in networks make it an actual topic.

The statement of basic materials. After a thorough analysis of the original particle swarm optimization algorithm analysis performed an introduction of the following modifications: selective particle regeneration, velocity reinitialization, construction factor method, particle killing method and priority-based encoding technique have been proposed. Computer experiments have shown that all the modifications combined give around 8% in success rate improvement.

Conclusions. The test results have shown that the proposed algorithm has better performance compared to the original one. The objective of further research may be modifications of the algorithm associated with the use of noising metaheuristics.

Key words: particle swarm optimization, selective regeneration, priority-based encoding, velocity reinitialization.