

Lập kế hoạch định tuyến cho các xe vận chuyển xi măng sử dụng thuật toán tối ưu sine cosine

Phạm Vũ Hồng Sơn¹, Nguyễn Văn Nam²

¹ Khoa kỹ thuật xây dựng, trường Đại học bách khoa thành phố Hồ Chí Minh

² Khoa kỹ thuật xây dựng, trường Đại học bách khoa thành phố Hồ Chí Minh

TỪ KHOẢ

Bài toán lập kế hoạch định tuyến xe
 Bài toán định tuyến xe
 Thuật toán Sine Cosine
 Bài toán người giao hàng
 Tối ưu hoá

TÓM TẮT

Trong bài toán lập kế hoạch định tuyến xe Vehicle Routing Prolem (VRP) cổ điển là một phiên bản mở rộng của bài toán người giao hàng Traveling Salesman Prolem (TSP), mục tiêu là tạo ra một tập hợp k chuyến xe với h khách hàng có vị trí và nhu cầu định sẵn với quãng đường ngắn nhất hoặc chi phí tối thiểu. Mỗi xe đều bắt đầu và kết thúc cùng một vị trí và thỏa mãn một số ràng buộc liên quan. Có nhiều cách giải bài toán VRP này như dùng Quy hoạch tuyến tính, Genetic Algorithm (GA), Double Population Genetic Algorithm (DPGA), Ant Colony Optimization (ACO), Particle Swarm Optimization (PSO), Modified Hybrid Particle Swarm Optimization (MHPSO), Dragon Fly (DA)... Bài báo này đề xuất một kế hoạch định tuyến xe chở xi măng một cách tối ưu bằng cách sử dụng thuật toán Sine Cosine (SCA). Dựa trên nhu cầu của mỗi cửa hàng, sức chứa của xe và khoảng cách đến các cửa hàng để đưa ra kế hoạch di chuyển hợp lý cho các xe tải. Để chứng minh ưu thế của thuật toán Sine Cosine (SCA), bài báo sử dụng một mô hình cụ thể với 08 điểm giao hàng và so sánh với các thuật toán thông thường (SGA, DPSGA, PSO, DA, MHPSO, ALO,...). Kết quả chỉ ra rằng giải pháp sử dụng thuật toán Sine Cosine là tối ưu hơn vì nó cân bằng được giữa khai thác và khám phá. Từ đó gợi ý cho các nhà quản lý đưa ra các quyết định đúng đắn trong việc lựa chọn đường đi và mở rộng đầu tư.

KEYWORDS

Vehicle Routing Prolem
 Capacitated vehicle routing prolem
 Sine Cosine Algorithm
 Traveling Salesman Prolem
 Optimization

ABSTRACT

In the classical Vehicle Routing Prolem (VRP), which is an extended version of the Traveling Salesman Prolem (TSP), the objective is to generate a set of k trips for h customers whose locations and demands are predetermined in the shortest distance or at minimum cost. Each vehicle starts and stops at the same location and satisfies some associated constraints. There are many ways to solve this VRP problem such as using Linear Programming, Genetic Algorithm (GA), Double Population Genetic Algorithm (DPGA), Ant Colony Optimization (ACO), Particle Swarm Optimization (PSO), Modified Hybrid Particle Swarm Optimization (MHPSO), Dragon Fly (DA), etc. This paper proposes an optimal cement transport vehicle routing plan by using the Sine Cosine algorithm (SCA) the search time is shortened and more Optimum results are given. A reasonable travel plan for the vehicles is made based on the needs of each store, the vehicle capacity and the distance to the stores. In order to prove the advantages of the Sine Cosine (SCA) algorithm, the paper uses a specific model of case studies and compares them with other algorithms (SGA, DPSGA, PSO, DA, MHPSO, ALO, etc.). The results show that the solution of using the Sine Cosine algorithm is more optimal thanks to its balancing exploitation and exploration. On this basis, managers are suggested to make the right decisions in choosing the path and expanding their investments.

1. Giới thiệu

Tối ưu hóa VRP bản chất là NP-hard-bài toán kinh điển, nó không những khó trong cách giải quyết vấn đề mà còn khó trong vấn đề định nghĩa. Theo Laporte (Laporte 2007) không có một định nghĩa nào chính xác nhất cho VRP bởi tính đa dạng, phức tạp của các yêu cầu ràng buộc trong thực tế (thời gian, khoảng cách, chi phí, giao-nhận hàng, sức chứa...). Do đó các nghiên cứu phải đi sâu vào một vấn

đề quan trọng nhất như là quãng đường(Anbuodayasankar and Mohandas 2008), chi phí(Qi and Hu 2020), thời gian và lượng phát thải CO₂(Wang, Tao et al. 2017)... để tập trung giải quyết vấn đề đó. Sự khác biệt dễ dàng nhận thấy giữa bài toán TSP và VRP theo Liu (Liu, Lin et al. 2014) là VRP có thể tạo ra nhiều tuyến đường để đi qua tất cả các nút trong điều kiện giới hạn sức chứa của xe. Do sự phức tạp của VRP nên gần như tất cả các nghiên cứu tập trung chủ yếu dựa trên phương pháp heuristic để giải quyết vấn đề.

*Liên hệ tác giả: pvhson@hcmut.edu.vn

Nhận ngày 05/11/2022, giải trình ngày 23/11/2022, chấp nhận đăng 10/12/2022

Link DOI: <https://doi.org/10.54772/jomc.06.2022.464>

Bài toán VRP thu hút sự quan tâm của nhiều tác giả bởi tính ứng dụng vào thực tế của nó. Trên thực tế không thể có một phương tiện nào có thể đủ sức chứa hàng hóa để giao cho khách hàng khi số khách hàng là quá lớn và hàng quá có kích thước cồng kềnh, nếu giả sử có thể có phương tiện như vậy nhưng ta cũng không thể giao hàng đúng thời gian cho khách hàng khi nhiều đơn hàng cùng được đặt. Biết rằng mỗi xe sẽ có một sức chứa và tải trọng nhất định vì vậy việc lập kế hoạch định tuyến cho các xe giao hàng để đáp ứng nhu cầu hàng ngày của khách hàng là cần thiết. Bất kể sử dụng phương pháp nào thì các nghiên cứu đều mong muốn đưa ra phương án tối ưu về hàm mục tiêu: chi phí, quãng đường, thời gian giao hàng và lượng phát thải CO₂... để giao hàng cho khách từ một kho (Tan, Lee et al. 2001, Afshar-Bakeshloo, Mehrabi et al. 2016) hay từ nhiều kho (Wang, Assogba et al. 2019, Zhang, Gajpal et al. 2020). Vấn đề tối ưu việc phát thải CO₂ đang được nghiên cứu nhiều trong những năm gần đây (Liu, Lin et al. 2014, Zhang, Tseng et al. 2019) vì sự nóng lên toàn cầu và các quốc gia bắt đầu đánh thuế lượng phát thải CO₂ từ các xe vận chuyển.

Trong nghiên cứu này, một lịch trình cho các xe tải sẽ được sắp xếp phù hợp nhất được đề xuất, dựa trên tính tối ưu toàn cục của thuật toán SCA. Các phần tiếp theo sẽ trình bày chi tiết hơn về mô hình này và hiệu quả của SCA trong việc giải quyết bài toán tối ưu lịch trình phân phối xi măng cho khách hàng. Nghiên cứu sẽ tập trung vào việc ứng dụng thuật toán SCA để tìm ra được một kế hoạch định tuyến cho các xe chở xi măng sao cho “tổng khoảng cách giao hàng giữa các điểm nút là ngắn nhất”.

2. Nghiên cứu tổng quan

Với bài toán TSP (Hoffman, Padberg et al. 2013) thông thường đã biết về độ phức tạp tính toán của nó: với n thành phố có $1/2 * (n-1)!$ đường đi. Ví dụ n = 16 số đường đi là $1/2 * 15! = 6.54 \times 10^{11} = >$ số đường đi là quá lớn, vì vậy với bài toán VRP độ phức tạp tính toán được tăng lên nhiều lần.

Vấn đề VRP này đã được đưa ra xem xét hơn 60 năm qua bởi (Dantzig and Ramser 1959), sau đó được phân tích kỹ lưỡng và chi tiết bởi (Drexler 2012) từ lý thuyết đến thực hành để mô hình hóa và giải quyết vấn đề về việc lập kế hoạch lịch trình cho xe. Các nghiên cứu về VRP cũng rất đa dạng từ mục tiêu đề bài cho đến phương pháp giải: Từ bài toán truyền thống về vấn đề khoảng cách, nhu cầu của khách hàng (Fisher, Greenfield et al. 1982) với cùng kích thước phương tiện sử dụng phương pháp giải trình tự “3-opt”, đến các kích thước phương tiện (Ji, Wu et al. 2008) được giải quyết bằng phương pháp QP và so sánh với phương pháp quy hoạch tuyến tính lập trình hỗn hợp các số nguyên. Sự đơn giản của các mô hình trên là tiền đề để xây dựng phát triển các biến thể VRP khác.

Việc giao và nhận hàng cùng một địa điểm với 13 nút khác nhau với khoảng cách và nhu cầu của từng khách hàng được Anbuudayasankar (Anbuudayasankar and Mohandas 2008) nghiên cứu chi tiết bằng lập trình tuyến tính hỗn hợp số nguyên. Vấn đề tốc độ di chuyển và thời gian phục vụ (Kuo, Wang et al. 2009) cũng được xem

xét để giải quyết, dựa trên nồng độ pheromone của thuật toán ACO với hạn chế về thời gian vận chuyển Qi (Qi and Hu 2020) đã giải quyết tối ưu chi phí cho một tổ hợp bao gồm: mất phương tiện, chi phí nhiên liệu, chi phí làm lạnh để tìm ra đường đi phù hợp nhất vận chuyển hàng hóa đông lạnh đến 13 địa điểm. Vấn đề giao hàng của bài toán CVRP cho công ty Lafarge Surma Cement Company với 25 khách hàng khác nhau được (Azad* 2019) giải quyết bằng thuật toán GA với giả thiết các xe cùng một sức chứa để tìm khoảng cách giao hàng tối ưu, với 05 xe và nhu cầu cho trước tác giả đưa ra kết quả gần tối ưu thông qua 20 lần chạy với kích thước quần thể là 100. Tang (Tang, Ma et al. 2013) đề xuất Bài toán định tuyến phương tiện giao hàng theo trọng lượng phân chia (SDWVRP), bao gồm việc xây dựng một tuyến đường tối ưu, có tính đến các hạn chế về sức chứa của phương tiện và trọng lượng hàng hóa, để phục vụ một phần khúc khách hàng cụ thể với chi phí tối thiểu.

Sự đa dạng về biến thể VRP còn được thể hiện bởi Reed (Reed, Yiannakou et al. 2014) bằng cách sử dụng thuật toán ACO để định tuyến xe cho các nút trên không gian mạng và mở rộng để mô hình hóa sử dụng cả phương tiện nhiều khoang để phân loại rác thải. Việc tính toán VRP hợp lý giúp giảm 15 % chi phí giao hàng trong dự án khoa học “Management Science project at E. I. Du Pont, Inc” do (Fisher, Greenfield et al. 1982) đưa ra. Năm 2012 Narasimha (Narasimha, Kivelevitch et al. 2013) đưa một biến thể mới, khác biệt với MDVRP truyền thống MDVRP min-max với mục tiêu là giảm thời gian di chuyển của chiếc xe đi quãng đường dài nhất, nó có ý nghĩa để ứng phó với các phương án khẩn cấp nơi nhà cung cấp có thể giảm thiểu thời gian đến của bất kỳ khách hàng nào. Ngoài ra các vấn đề về khí thải các bon cũng được quan tâm và đưa vào để giải quyết VRP một cách hiệu quả, một tuyến đường có lượng khí thải các bon nhỏ nhất (MTHVRPP) được Liu (Liu, Lin et al. 2014) đưa ra với sức chứa phương tiện khác nhau, tốc độ xe thay đổi vào thời điểm giao hàng khác nhau trong ngày và giải quyết bằng phương pháp GA. Năm 2017 Wang (Wang, Tao et al. 2017) dựa trên việc đánh thuế các bon ở Trung Quốc và cửa sổ thời gian để giải quyết VRP, một mô hình tối ưu tuyến đường phân phối hàng hóa lạnh với chi phí tối thiểu cung cấp trong khoảng thời gian nhất định bằng phương pháp tối ưu GA.

Năm 2020 có bài toán về (Zhang, Gajpal et al. 2020) Multi-Depot Green Vehicle Routing Problem (MDGVRP), trong bài này các xe chạy bằng nhiên liệu sạch (AFVs) bắt đầu từ nhiều kho khác nhau, phục vụ khách hàng xong và quay về kho ban đầu với mục tiêu là giảm thiểu hàm lượng CO₂ phát thải ra môi trường, vì không đủ nhiên liệu nên xe sẽ phải đến các trạm (AFS) để tiếp nhiên liệu, phương pháp Two-stage Ant Colony System (TSACS) được đề xuất để giải quyết vấn đề này. Thêm vào đó bài toán VRP còn được biết ở một dạng khác là bài toán động (DVRP), Khouadjia (Khouadjia, Sarasola et al. 2012) đã dùng PSO và VNS để giải quyết bài toán DVRP này. Trong bài toán DVRP thì các đơn hàng mới xuất hiện khi kế hoạch hàng đang giao do đó các tuyến đường phải được sắp xếp lại để giao hàng cho khách trong khi mô hình cũ vẫn đang thực hiện, đây cũng là một bài toán mở rộng của bài toán VRP truyền thống

3. Mô tả vấn đề VRP & giới thiệu thuật toán Sine Cosine

a. Mô tả vấn đề VRP

Vấn đề bài toán CVRP được (Shan and Wang 2013) định nghĩa cụ thể như sau:

Nghiên cứu giả sử có 1 kho chứa hàng và các phương tiện xe sẽ vận chuyển hàng hóa cho các khách hàng định trước từ kho, sau khi giao hàng xong các phương tiện sẽ quay về kho. Và có thêm các ràng buộc sau:

-Các phương tiện chờ hàng đều bị giới hạn sức chứa.

-Mỗi khách hàng đều đến giao hàng duy nhất một lần.

Mục tiêu: Tối ưu quãng đường vận chuyển giao hàng của nhiều phương tiện xe cùng một lúc.

Variables:

$D = \text{total distance travelled by all vehicles}$

$x_{ijs} = \begin{cases} 1, & \text{vehicle } s \text{ depart from } i \text{ to } j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

$y_{is} = \begin{cases} 1, & \text{customer } i \text{ is served by vehicle } s \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

Coefficients:

$c_{ij} = \text{cost form customer } i \text{ to customer } j$

$g_i = \text{the demand of } i\text{th customer } (i = 1, 2, 3, \dots, h)$

$h = \text{total number of customer}$

$k = \text{total number of vehicle}$

$q_s = \text{capacity of vehicle } s$

$s = \text{the vehicle number } (1, 2, 3, \dots, k)$

Objective function:

$$\text{Min } D = \sum_{i=0}^h \sum_{j=0}^h \sum_{s=1}^k c_{ij} x_{ijs} \quad (1)$$

Constraints:

$$\sum_{i=0}^h x_{ijs} = y_{js}, j = 1, 2, \dots, h; s = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

$$\sum_{i=0}^h x_{ijs} = y_{is}, j = 1, 2, \dots, h; s = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^h g_i y_{is} \leq q_s y_{is}, s = 1, 2, 3, \dots, k \quad (4)$$

$$\sum_{s=1}^k y_{is} = \begin{cases} 1, & i = 1, 2, 3, \dots, h \\ k, & i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

Mô tả các phương trình như sau:

Phương trình(1) là hàm mục tiêu bài toán với x_{ijs} là một biến nhị phân cho biết liệu con đường hiện tại đã được chọn hay chưa.

Phương trình (2) & (3) là chỉ có một con đường (tương ứng với một phương tiện cụ thể) đến và đi một khách hàng nhất định.

Bất đẳng thức (4) nói lên hạn chế về sức chứa của xe.

Phương trình (5) chắc chắn rằng mỗi khách hàng phục vụ đúng một phương tiện và kho hàng được phục vụ đủ bởi k xe.

b. Giới thiệu thuật toán Sine Cosine

Thuật toán Sine Cosine được Seyedalil (Mirjalili 2016) công bố vào năm 2016. Dựa trên phương thức tối ưu quần thể SCA tạo ra nhiều lựa chọn ban đầu và cho chúng dao động ra bên ngoài hoặc hướng tới giải pháp tốt nhất bằng các sử dụng hàm toán học sine và cosine.

Bất kể sự khác biệt giữa các thuật toán trong lĩnh vực tối ưu hóa dựa trên quần thể, chúng đều có điểm chung là chia quá trình tối ưu hóa thành 2 giai đoạn: khám phá và khai thác (Mirjalili 2016). Trong

giai đoạn khai thác, thuật toán tối ưu hóa sẽ kết hợp các giải pháp một cách đột ngột với tỷ lệ ngẫu nhiên cao để tìm ra vùng hứa hẹn của không gian tìm kiếm. Tuy nhiên, trong giai đoạn khai thác, sẽ có những thay đổi dần dần trong các giải pháp ngẫu nhiên và các biến thể ngẫu nhiên sẽ ít hơn đáng kể so với trong giai đoạn khám phá.

Phương trình thể hiện cho cả hai giai đoạn khai thác và khám phá:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t| \quad (3.1)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t| \quad (3.2)$$

Hai công thức 3.1 và 3.2 được trình bày tổng gọn lại như sau:

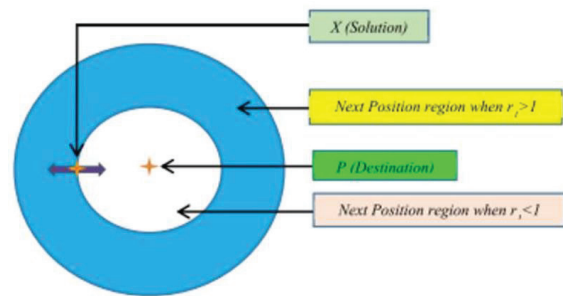
$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \leq 0.5 \\ X_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (3.3)$$

Trong đó r_4 là giá trị ngẫu nhiên trong khoảng [0; 1]

Các tham số chính trong công thức 2.1, 2.2 và 2.3 là r_1, r_2, r_3

và r_4 .

- r_1 chỉ ra các hướng khác nhau nằm trong không gian giữa giải pháp và điểm đích hoặc bên ngoài giải pháp đó.
- r_2 xác định khoảng cách cần di chuyển hướng ra ngoài hay hướng vào điểm đích.
- r_3 cung cấp các trọng số ngẫu nhiên để nhấn mạnh các trọng số của quá trình khám phá ($r_3 > 1$) hay khai thác ($r_3 < 1$)



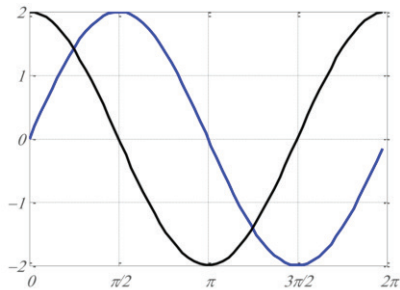
Hình 3.1. Ảnh hưởng của hàm Sine Cosine trong việc cập nhật giá trị mới nhất(Nenavath and Jatoth 2019).

Sự ảnh hưởng của Sine và Cosine trong công thức 3.1 và 3.2 được minh họa trong Hình 3.1. Hình này thể hiện cách mà các công thức 3.1 và 3.2 xác định vùng không gian giữa hai giải pháp trong không gian tìm kiếm. Mô hình hai chiều được minh họa ở Hình 3.1 nhưng không gian tìm kiếm còn có thể mở rộng lên cao hơn. Mô hình tuần hoàn của hàm Sine và Cosine cho phép việc định vị lại xung quanh một giải pháp khác. Điều đó chắc chắn sẽ đảm bảo được việc khai thác khoảng không gian được xác định giữa hai giải pháp.

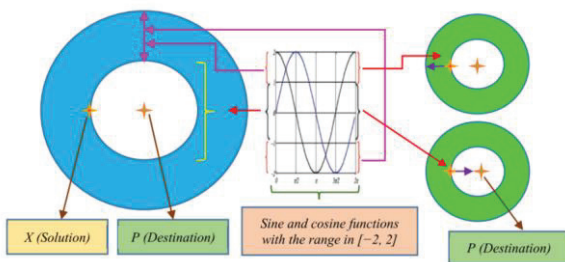
Ngoài ra để đảm bảo tránh tối ưu cục bộ, các giải pháp cũng có thể sẽ phải tìm kiếm bên ngoài không gian giữa các giải pháp và điểm đích. Điều này sẽ đạt được bằng việc thay đổi phạm vi của hàm Sine và Cosine thể hiện trong Hình 3.2.

Mô hình khái niệm về sự ảnh hưởng của các hàm Sine và Cosine trong phạm vi [-2,2] được minh họa trong Hình 3.3. Hình 3.3 sẽ cho thấy khi thay đổi phạm vi của hàm Sine và Cosine sẽ dẫn đến việc một

giải pháp thay đổi vị trí của chính giải pháp này với một giải pháp khác. Tính ngẫu nhiên cũng đạt được bằng cách cho r_2 nhận một giá trị ngẫu nhiên trong khoảng $[0, 2\pi]$ trong công thức 3.3. Vì vậy, cơ chế này luôn đảm bảo cho việc khám phá không gian tìm kiếm.



Hình 3.2. Ảnh hưởng của Sine và Cosin trong công thức 2.1 và 2.2 đến vùng và vị trí tiếp theo.



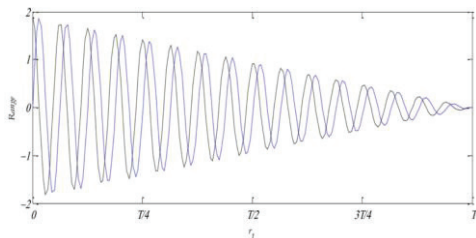
Hình 3.3. Ảnh hưởng của hàm trong phạm vi $[-2; 2]$ cho phép một giải pháp vượt ra bên ngoài hoặc xung quanh điểm đến. (Mirjalili 2016, Nenavath and Jatoth 2019).

Một thuật toán tốt cần phải có sự cân bằng giữa 2 giai đoạn khám phá và khai thác để tìm ra các vùng hứa hẹn của không gian tìm kiếm để đi đến việc tối ưu toàn cục.

Với SCA để cân bằng giữa khám phá và khai thác, phạm vi của hàm Sine và Cosine trong các công thức 3.1, 3.2 và 3.3 được thay đổi bằng công thức như sau:

$$r_1 = a - t \frac{a}{T} \tag{4.4}$$

Trong đó t là vòng lặp hiện tại, T là số vòng lặp tối đa và a là hằng số.



Hình 3.4. Mô hình giảm dần phạm vi của hàm Sine và Cosine (với $a = 3$).

Hình 3.4 cho thấy công thức 3.4 sẽ làm giảm phạm vi của các hàm Sine và Cosine qua các vòng lặp. Từ hình 3.3 và 4.4 có thể thấy

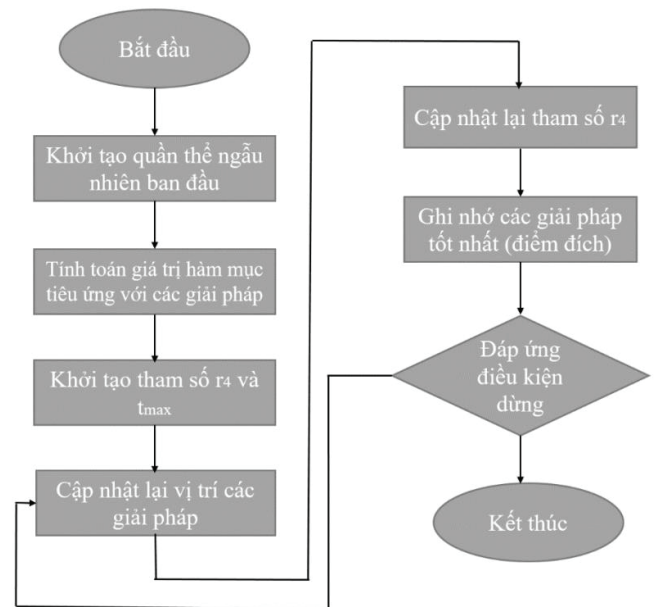
rằng thuật toán SCA sẽ khám phá vùng tìm kiếm khi phạm vi của các hàm Sine và Cosine nằm trong vùng $(1, 2]$ và $[-2, -1]$. Tuy nhiên thuật toán sẽ khai thác không gian tìm kiếm khi phạm vi nằm trong $[-1, 1]$.

```

Initialize a set of search agents (solutions) (X)
Do
    Evaluate each of the search agents by the objective function
    Update the best solution obtained so far ( $P=X^*$ )
    Update  $r_1, r_2, r_3$ , and  $r_4$ 
    Update the position of search agents using Eq. (3.3)
While ( $t <$  maximum number of iterations)
Return the best solution obtained so far as the global optimum
    
```

Hình 3.5. Các bước của thuật toán SCA (Mirjalili 2016).

Hình 3.5 cho thấy rằng thuật toán SCA bắt đầu quá trình tối ưu hóa bằng một tập hợp các giải pháp ngẫu nhiên. Sau đó, thuật toán lưu các giải pháp tốt nhất thu được cho đến nay, chỉ định nó làm điểm đích và cập nhật các giải pháp khác liên quan đến nó. Trong khi đó, phạm vi của các hàm Sine và Cosine được cập nhật để nhấn mạnh việc khai thác không gian tìm kiếm khi bộ đếm lặp tăng lên. Thuật toán SCA kết thúc quá trình tối ưu hóa khi bộ đếm số lần lặp cao hơn số lần lặp tối đa theo mặc định. Tuy nhiên, bất kỳ điều kiện kết thúc nào khác có thể được xem xét như số lượng chức năng tối đa đánh giá hoặc độ chính xác của mức tối ưu toàn cầu thu được. Lưu đồ thuật toán SCA là cách thể hiện khác của Hình 3.5.



Hình 3.6. Lưu đồ thuật toán SCA.

4. Ứng dụng thuật toán SCA vào giải quyết bài toán VRP

Để xác định tính ưu việt của thuật toán SCA sử dụng case study của Zhengchu Wang (Zhengchu, Jun et al. 2009) để so sánh với các thuật toán tác giả đã dùng:

Bài toán thực tế đặt ra như sau: Với 1 kho trung tâm, có 8 khách hàng và phục vụ bởi 2 xe vận tải, mỗi xe có sức chứa 8 đơn vị hàng.

Ma trận khoảng cách và nhu cầu của mỗi khách hàng được thể hiện trong Bảng 4.1. Yêu cầu đặt ra là 2 xe phải giao hàng sao cho tổng khoảng cách giao là ngắn nhất và thỏa các điều kiện liên quan của bài toán VRP nêu ra ở Phần 3.

Sử dụng máy tính xách tay cá nhân với bộ xử lý Intel Core i7 và chạy mỗi thuật toán 20 lần chạy với 20 tác nhân tìm kiếm trong 50 vòng lặp. Sử dụng thuật toán SCA được lập trình trong Java ra được tổng khoảng cách là 67,5 và 2 xe có đường đi theo thứ tự xuất ra từ java là:

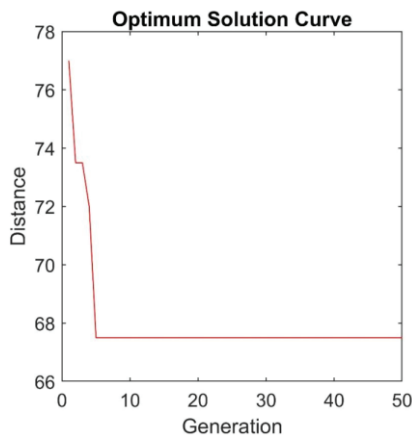
Xe 1: 0->Customer 6->Customer 7->Customer 4->0

Xe 2: 0->Customer 1->Customer 3->Customer 5->Customer 8->Customer 2->0

Hình 4.2 Thể hiện đồ thị giải pháp tối ưu nhất của SCA và Bảng 4.2 thể hiện vòng lặp gần nhất mà nó đưa ra được kết quả tối ưu. Từ các dữ liệu trong hình và bảng ta nhận thấy rằng SCA có khả năng tìm kiếm những giải pháp tối ưu một cách nhanh chóng và hiệu quả so với các thuật toán trong bài báo đưa ra.

Bảng 4.1. Ma trận khoảng cách và nhu cầu của khách hàng

Khách hàng	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Nhu cầu
0	0	4	6	7,5	9	20	10	16	8	
1	4	0	6,5	4	10	5	7,5	11	10	1
2	6	6,5	0	7,5	10	10	7,5	7,5	7,5	2
3	7,5	4	7,5	0	10	5	9	9	15	1
4	9	10	10	10	0	10	7,5	7,5	10	2
5	20	5	10	5	10	0	7	9	7,5	1
6	10	7,5	7,5	9	7,5	7	0	7	10	4
7	16	11	7,5	6	7,5	9	7	0	10	2
8	8	10	7,5	15	10	7,5	10	10	0	2



Hình 4.2. Biểu đồ giá trị tối ưu tìm được bằng thuật toán SCA sau 20 lần chạy.

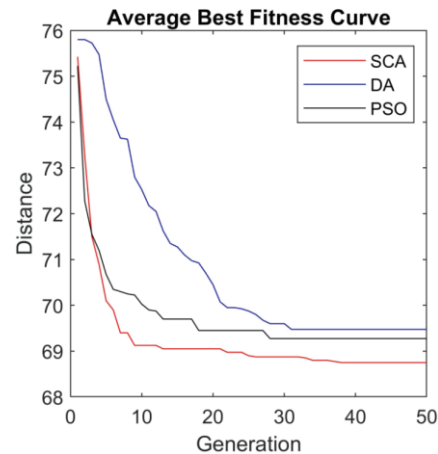
Bảng 4.2. Kết quả tối ưu sau 20 lần chạy.

	SCA	MHPSO	DA	PSO	DPGA	SGA
Generation	5	6	9	10	18	45

Chúng tôi tiến hành kiểm tra chạy với DA, PSO và nhận thấy tính ưu việt của đường cong các giải pháp tối ưu của SCA hội tụ nhanh hơn các thuật toán còn lại. Hình 4.3 thể hiện các giải pháp tốt nhất của các thuật toán sau 50 vòng lặp.

Bảng 4.3 đưa ra kết quả * của các thuật toán của bài báo (Zhengchu, Jun et al. 2009) và có bổ sung thêm các kết quả của DA, PSO. Kết quả trung bình của SCA là 68025 tốt hơn các kết quả DA

68725, tốt hơn của PSO 68950 và các kết quả * của (Zhengchu, Jun et al. 2009).



Hình 4.3. Biểu đồ giá trị tối ưu tìm được bằng thuật toán SCA sau 20 lần chạy.

Ta nhận thấy SCA có kết quả mang tính ổn định hơn, các kết quả có độ sai lệch nhỏ và đảm bảo được tính toàn cục. Tương tự như việc giao hàng của bài báo. Việc đưa thuật toán SCA vào để lập kế hoạch tuyến cho các xe vận chuyển xi măng là khả thi và hợp lý. Vì các xe vận chuyển xi măng có sức chứa tương tự, có kho và các cửa hàng phân phối hàng ngày. SCA sẽ xử lý và đưa ra kết quả nhanh cũng như tối ưu hơn tùy theo từng trường hợp giao hàng cụ thể của mỗi ngày khác nhau.

Bảng 4.3. Giải pháp tốt nhất sau 20 vòng lặp.

	Distribution of optimum solutions					max	min	mean
SCA	69	68	69	68	68	69	67,5	68,025
	68	69,5	67,5	67,5	68			
	69	68	67,5	67,5	67,5			
	68	67,5	68	67,5	67,5			
DA	71,5	67,5	71,5	68	67,5	71,5	67,5	68,725
	69	70	70,5	68	69			
	70	67,5	67,5	69	68			
	67,5	68	68	67,5	69			
MHPSO*	69,5	67,5	69	69	70	70	67,5	68,875
	69,5	70	69	67,5	67,5			
	69	69,5	69	70	67,5			
	70	69	67,5	70	67,5			
PSO	67,5	70	70	69	69	70	67,5	68,950
	68	69	70	70	68,5			
	68,5	68,5	67,5	68	70			
	70	67,5	69,5	69	69,5			
DPGA*	70	69	67,5	71	69	72	67,5	69,550
	70,5	72	67,5	71,5	69			
	67,5	69	71	70	67,5			
	70,5	69	69,5	71	69			
SGA*	69	72	73,5	69	70	75,5	67,5	70,425
	71	67,5	69	69	75,5			
	70	69,5	69	73	69			
	74	70	69,5	69	70			

5. Kết quả

Trong nghiên cứu này, bài toán kinh điển VRP được giải quyết bằng thuật toán SCA. Với cùng tác nhân tìm kiếm và số vòng lặp SCA đã chứng minh được tính tối ưu và khả năng toàn cục cũng như ổn định so với các thuật toán DA, PSO và các thuật toán của Zhengchu (Zhengchu, Jun et al. 2009). Từ đó giúp cho các nhà phân phối xi măng đưa ra được những kế hoạch định tuyến cho xe phù hợp nhất để có được hành trình phù hợp rút ngắn khoảng các di chuyển đến khách hàng. Vấn đề VRP là bài toán khó và có rất nhiều lời giải việc giải bài toán VRP bằng thuật toán SCA cũng là một phương án khá thú vị để chứng minh được hiệu quả của quá trình khai thác và khám phá của thuật toán này.

Lời cảm ơn

Các tác giả chân thành cảm ơn Trường Đại học Bách Khoa Thành phố Hồ Chí Minh- Đại học Quốc gia Thành phố Hồ Chí Minh đã hỗ trợ về thời gian và cơ sở vật chất cho nghiên cứu này.

Tài liệu tham khảo

- [1]. Anbuudayasankar, S. and K. Mohandas (2008). "Mixed-integer linear programming for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up with maximum route-length." *International Journal of Applied Management and Technology* 6(1): 2.
- [2]. Bodin, L., et al. (1981). "The State of the Art in the Routing and Scheduling of Vehicles and Crews: Executive Summary."
- [3]. Dantzig, G. B. and J. H. Ramser (1959). "The truck dispatching problem." *Management science* 6(1): 80-91.
- [4]. Drexler, M. (2012). "Rich vehicle routing in theory and practice." *Logistics Research* 5(1): 47-63.
- [5]. Fisher, M. L., et al. (1982). "A computerized vehicle routing application." *Interfaces* 12(4): 42-52.
- [6]. Hoffman, K. L., et al. (2013). "Traveling salesman problem." *Encyclopedia of operations research and management science* 1: 1573-1578.
- [7]. Ji, P., et al. (2008). *Quadratic programming for the vehicle routing problem*. International Symposium on Operations Research and Its Applications.
- [8]. Kuo, Y., et al. (2009). "Optimizing goods assignment and the vehicle routing problem with time-dependent travel speeds." *Computers & Industrial Engineering* 57(4): 1385-1392.

- [9]. Laporte, G. (2007). "What you should know about the vehicle routing problem." Naval Research Logistics (NRL) 54(8): 811-819.
- [10]. Liu, W.-Y., et al. (2014). "Minimizing the carbon footprint for the time-dependent heterogeneous-fleet vehicle routing problem with alternative paths." Sustainability 6(7): 4658-4684.
- [11]. Mirjalili, S. (2016). "SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems." Knowledge-Based Systems 96: 120-133.
- [12]. Narasimha, K. V., et al. (2013). "An ant colony optimization technique for solving min-max multi-depot vehicle routing problem." Swarm and Evolutionary Computation 13: 63-73.
- [13]. Nenavath, H. and R. K. Jatoth (2019). "Hybrid SCA-TLBO: a novel optimization algorithm for global optimization and visual tracking." Neural Computing and Applications 31(9): 5497-5526.
- [14]. Ntziachristos, L., et al. (2003). "Particle emissions characteristics of different on-road vehicles." SAE transactions: 1568-1578.
- [15]. Qi, C. and L. Hu (2020). "Optimization of vehicle routing problem for emergency cold chain logistics based on minimum loss." Physical Communication 40: 101085.
- [16]. Reed, M., et al. (2014). "An ant colony algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem." Applied Soft Computing 15: 169-176.
- [17]. Shan, Q. and J. Wang (2013). Solve Capacitated Vehicle Routing Problem Using Hybrid Chaotic Particle Swarm Optimization. 2013 Sixth International Symposium on Computational Intelligence and Design.
- [18]. Wang, S., et al. (2017). "Optimization of vehicle routing problem with time windows for cold chain logistics based on carbon tax." Sustainability 9(5): 694.
- [19]. Zhengchu, W., et al. (2009). Research in capacitated vehicle routing problem based on modified hybrid particle swarm optimization. 2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems.