

ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI

# ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP

Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái

PHAN TRỌNG CƯỜNG  
cuong.pt215538@sis.hust.edu.vn

Ngành: Khoa học máy tính

Giảng viên hướng dẫn: TS. Nguyễn Khánh Phương

Chữ kí GVHD

Khoa:

Khoa học máy tính

Trường:

Công nghệ Thông tin và Truyền thông

HÀ NỘI, 06/2025

# LỜI CẢM ƠN

Trước tiên, em xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc đến TS. Nguyễn Khánh Phương và NCS. Trần Thị Huế - những người cô đã tận tình hướng dẫn, chỉ bảo và chia sẻ kinh nghiệm quý báu trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu tại Đại học Bách Khoa Hà Nội. Sự định hướng chuyên môn và những góp ý xây dựng của các cô đã giúp em hoàn thiện nghiên cứu một cách tốt nhất.

Con xin gửi lời cảm ơn chân thành đến bố mẹ - những người đã nuôi dưỡng, yêu thương và tạo mọi điều kiện tốt nhất để con theo đuổi con đường học tập. Sự hy sinh thầm lặng và niềm tin của gia đình chính là nguồn động lực to lớn giúp em vượt qua mọi khó khăn.

Tôi cũng xin cảm ơn các bạn lớp CTTN - Khoa học máy tính K66, những người bạn đồng hành đã cùng nhau học tập, chia sẻ kiến thức và hỗ trợ lẫn nhau trong những lúc khó khăn. Tình bạn và tinh thần đoàn kết của tập thể lớp đã tạo động lực quan trọng cho tôi.

Cuối cùng, xin gửi lời cảm ơn bản thân vì đã kiên trì và dành trọn tâm huyết để hoàn thành tốt đồ án tốt nghiệp này.

# TÓM TẮT NỘI DUNG ĐỒ ÁN

Trong bối cảnh thương mại điện tử phát triển mạnh mẽ và nhu cầu đối với các dịch vụ giao hàng ngày càng tăng cao, việc tối ưu hóa hệ thống vận chuyển kết hợp giữa xe tải và máy bay không người lái (UAV) đang trở thành một hướng nghiên cứu đầy tiềm năng và có tính ứng dụng cao. Tuy nhiên, phần lớn các nghiên cứu hiện nay vẫn chưa xem xét đến yếu tố tiếp tế đa điểm bằng UAV – một khía cạnh mới mẻ nhưng thiết thực trong thực tiễn.

Thuật toán Tìm kiếm Tabu Thích ứng (Adaptive Tabu Search) được đề xuất với khả năng xử lý hiệu quả các bài toán có quy mô lớn, thông qua cơ chế thích ứng linh hoạt, khả năng đa dạng hóa và việc sử dụng nhiều cấu trúc lân cận khác nhau. Thuật toán còn tích hợp một số phương pháp tìm kiếm cục bộ nhằm khai thác hiệu quả không gian nghiệm và cải thiện chất lượng lời giải thu được. Ngoài ra, mô hình Quy hoạch Tuyến tính Nguyên Hỗn hợp (MILP) cũng được xây dựng đầy đủ, đóng vai trò làm cơ sở so sánh và đánh giá cho bài toán vận tải kết hợp với tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái.

Kết quả thực nghiệm cho thấy, thuật toán đề xuất không chỉ đạt được lời giải chất lượng cao trong thời gian tính toán hợp lý mà còn vượt trội so với mô hình MILP trong các bài toán có quy mô lớn. Nghiên cứu đồng thời cũng phân tích và đánh giá hiệu quả của các chiến lược thuật toán được sử dụng, từ đó cung cấp cơ sở khoa học cho việc triển khai các mô hình vận chuyển phối hợp giữa xe tải và máy bay không người lái trong môi trường logistics thực tiễn.

Sinh viên thực hiện  
(Ký và ghi rõ họ tên)

## MỤC LỤC

<b>CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI.....</b>	<b>1</b>
1.1 Đặt vấn đề.....	1
1.1.1 Bối cảnh phát triển của thương mại điện tử và quản lý chuỗi cung ứng .....	1
1.1.2 Mô tả sơ lược bài toán nghiên cứu .....	2
1.2 Các giải pháp hiện tại và hạn chế .....	3
1.2.1 Tổng quan các nghiên cứu về bài toán vận chuyển kết hợp .....	3
1.2.2 Phân tích hạn chế của các phương pháp hiện tại .....	4
1.3 Đóng góp của đề án .....	5
1.4 Bố cục đề án .....	5
<b>CHƯƠNG 2. NỀN TẢNG LÝ THUYẾT .....</b>	<b>7</b>
2.1 Bài toán định tuyến phương tiện.....	7
2.2 Một số biến thể mở rộng của bài toán định tuyến phương tiện .....	7
2.2.1 Bài toán định tuyến phương tiện với ràng buộc thời gian.....	8
2.2.2 Bài toán định tuyến phương tiện có yêu cầu nhận và phát hàng.....	8
2.2.3 Bài toán định tuyến phương tiện kết hợp máy bay không người lái ..	9
2.2.4 Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái.....	9
2.3 Giải thuật chính xác .....	10
2.4 Thuật toán tìm kiếm Tabu.....	11
<b>CHƯƠNG 3. PHÁT BIỂU BÀI TOÁN VÀ MÔ HÌNH TOÁN HỌC .....</b>	<b>14</b>
3.1 Mô tả bài toán .....	14
3.2 Mô hình toán học.....	15
3.3 Ví dụ minh họa.....	22

<b>CHƯƠNG 4. THUẬT TOÁN ĐỀ XUẤT.....</b>	<b>23</b>
4.1 Cấu trúc tổng quát .....	23
4.2 Mã hóa lời giải .....	24
4.3 Khởi tạo lời giải ban đầu .....	25
4.4 Các phép biến đổi cấu trúc lời giải lân cận .....	26
4.5 Chiến lược lựa chọn phép biến đổi lân cận .....	28
4.6 Danh sách cấm (Tabu List) và thời lượng cấm .....	29
4.7 Tìm kiếm cục bộ.....	29
4.8 Đa dạng hóa.....	32
<b>CHƯƠNG 5. ĐÁNH GIÁ THỰC NGHIỆM.....</b>	<b>34</b>
5.1 Bộ dữ liệu thực nghiệm và định nghĩa tham số .....	34
5.2 Thiết kế thuật toán và hiệu chỉnh.....	35
5.2.1 Hiệu chỉnh xác suất lựa chọn lân cận và điều kiện dừng .....	35
5.2.2 Phương pháp heuristic hai pha trong việc khởi tạo lời giải ban đầu .	36
5.2.3 Hiệu chỉnh điều kiện dừng cho chiến lược phân đoạn.....	37
5.2.4 Đa dạng hóa .....	38
5.3 Hiệu suất của mô hình MILP và thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất..	40
5.4 Lợi ích của chiến lược đa chuyển thăm bằng máy bay không người lái .....	42
5.5 So sánh với kết quả trong các nghiên cứu liên quan.....	45
5.5.1 Bài toán Người bán hàng Du lịch với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái.....	45
5.5.2 Bài toán Định tuyến Xe với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái .....	47
<b>CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN .....</b>	<b>51</b>
6.1 Những đóng góp chính của nghiên cứu .....	51
6.2 Hiệu quả của phương pháp đề xuất .....	51
6.3 Ý nghĩa khoa học và thực tiễn.....	52

6.4 Những hạn chế và thách thức .....	52
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO.....</b>	<b>54</b>

## DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 3.1	Ví dụ giải pháp khả thi . . . . .	22
Hình 4.1	Ví dụ giải pháp khả thi . . . . .	27
Hình 4.2	Trường hợp vi phạm: UAV gặp xe tải nhiều hơn một lần . . . .	31
Hình 4.3	Trường hợp vi phạm: tiếp tế sau khi xe tải đã phục vụ xong khách hàng . . . . .	31
Hình 4.4	Trường hợp vi phạm: sắp xếp thứ tự chuyển bay của UAV không đảm bảo tiến trình phục vụ tuần tự giữa UAV và xe tải . . . .	32

## DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 1.1	So sánh các đặc điểm chính của bài toán tiếp tế UAV trong các nghiên cứu liên quan . . . . .	5
Bảng 3.1	Các hằng số và biến trong mô hình MILP . . . . .	16
Bảng 5.1	So sánh hiệu suất giữa các tổ hợp $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4)$ và các điều kiện dừng . . . . .	36
Bảng 5.2	So sánh hiệu suất giữa có và không có phương pháp heuristic hai pha . . . . .	37
Bảng 5.3	So sánh hiệu suất giữa các giá trị của SEG . . . . .	38
Bảng 5.4	So sánh hiệu suất giữa có và không có cơ chế đa dạng hóa . . . . .	39
Bảng 5.5	Hiệu suất của mô hình MILP và thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất . . . . .	40
Bảng 5.6	So sánh hiệu suất giữa hoạt động máy bay không người lái đa chuyến thăm và đơn chuyến thăm với $A = 4$ . . . . .	43
Bảng 5.7	So sánh hiệu suất giữa hoạt động máy bay không người lái đa chuyến thăm và đơn chuyến thăm với $A = 8$ . . . . .	43
Bảng 5.8	Hiệu suất của Adaptive Tabu Search so với các phương pháp từ Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] trên benchmark TSPRD-DR . . . . .	46
Bảng 5.9	So sánh Adaptive Tabu Search và phương pháp MILP của Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] trên benchmark TSPRD-DR với $n = 10, 15, 20$ . . . . .	46
Bảng 5.10	Hiệu suất của Adaptive Tabu Search so với các phương pháp từ Pina-Pardo và đồng nghiệp [9] trên benchmark VRPRD-DR . . . . .	49



## DANH MỤC THUẬT NGỮ VÀ TỪ VIẾT TẮT

Thuật ngữ	Ý nghĩa
ATS	Thuật toán Tìm kiếm Tabu Thích ứng (Adaptive Tabu Search)
CPLEX	Bộ giải tối ưu hóa thương mại của IBM
FIFO	Vào trước, ra trước (First In First Out)
Heuristic	Phương pháp tìm lời giải gần đúng dựa trên kinh nghiệm hoặc quy tắc
Logistics	Quản lý chuỗi cung ứng và vận chuyển hàng hóa
Meta-heuristic	Chiến lược tổng quát điều khiển các heuristic để giải bài toán tối ưu hóa
MILP	Quy hoạch Tuyến tính Nguyên Hỗn hợp (Mixed Integer Linear Programming)
NP-hard	Bài toán thuộc lớp phức tạp tính toán NP-hard (Non-deterministic Polynomial-time hard)
TSPRD-DR	Bài toán Người bán hàng Du lịch với Thời gian Phát hành và Tiếp tế Drone (Traveling Salesman Problem with Release Dates and Drone Resupply)
UAV	Máy bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle)
VRP	Bài toán Định tuyến Phương tiện (Vehicle Routing Problem)
VRP-DR	Bài toán Định tuyến Phương tiện với Tiếp tế bằng Phương tiện bay không người lái (Vehicle Routing Problem with Drone Resupply)
VRP-MRDR	Bài toán Định tuyến Xe với Tiếp tế Drone Đa điểm (Vehicle Routing Problem with Multi-point Drone Resupply)

Thuật ngữ	Ý nghĩa
VRPRD-DR	Bài toán Định tuyến Xe với Thời gian Phát hành và Tiếp tế Drone (Vehicle Routing Problem with Release Dates and Drone Resupply)

# CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI

## 1.1 Đặt vấn đề

### 1.1.1 Bối cảnh phát triển của thương mại điện tử và quản lý chuỗi cung ứng

Trong những năm gần đây, lĩnh vực vận chuyển đã chứng kiến những bước phát triển vượt bậc với việc áp dụng công nghệ hiện đại nhằm tối ưu hóa quy trình vận chuyển hàng hóa. Sự bùng nổ của thương mại điện tử, đặc biệt sau đại dịch COVID-19, đã tạo ra nhu cầu cấp thiết về việc giao hàng nhanh chóng, chính xác và hiệu quả chi phí. Theo các dự báo, doanh thu bán lẻ thương mại điện tử toàn cầu dự kiến sẽ vượt mốc 8 nghìn tỷ đô la Mỹ vào năm 2027, tương ứng với mức tăng trưởng 39% so với năm 2023 [1]. Tuy nhiên, sự tăng trưởng nhanh chóng này cũng làm trầm trọng thêm các thách thức trong khâu giao hàng chặng cuối (last-mile delivery), bao gồm tình trạng tắc nghẽn đô thị, gia tăng lượng khí thải carbon và áp lực lên cơ sở hạ tầng hiện có. Việc giải quyết các thách thức đa chiều này đòi hỏi phải phát triển và triển khai những mô hình giao hàng sáng tạo, có khả năng vượt qua những giới hạn vốn có của hệ thống logistics dựa trên đường bộ truyền thống.

Máy bay không người lái (UAV) đã nổi lên như một giải pháp công nghệ đầy hứa hẹn để đối phó với các thách thức trong giao hàng chặng cuối. Với khả năng tránh được tình trạng tắc nghẽn giao thông, tiếp cận với các khu vực hẻo lánh hoặc khó tiếp cận, và rút ngắn đáng kể thời gian giao hàng, UAV đang trở thành một phương án thay thế khả thi cho hỗ trợ cho các phương thức vận chuyển hiện nay.

Nhiều nhà cung cấp dịch vụ logistics hàng đầu đã triển khai các chương trình thử nghiệm và ứng dụng thực tế nhằm tích hợp công nghệ máy bay không người lái vào chuỗi cung ứng của họ. Chương trình Prime Air của Amazon hướng đến việc giao hàng trong vòng 30 phút cho các khách hàng gần trung tâm phân phối [2]. Tương tự, UPS đã sử dụng UAV để mở rộng phạm vi phục vụ tại các khu vực xa xôi [3], trong khi DHL triển khai drone để vận chuyển vật tư y tế thiết yếu tại những khu vực có địa hình phức tạp [4]. Những thử nghiệm ban đầu này không chỉ cho thấy tính khả thi về mặt kỹ thuật của việc ứng dụng UAV trong logistics, mà còn nhấn mạnh tiềm năng của công nghệ này trong việc cách mạng hóa khâu giao hàng chặng cuối bằng cách cung cấp các giải pháp nhanh hơn, hiệu quả hơn và thân thiện với môi trường hơn.

### 1.1.2 Mô tả sơ lược bài toán nghiên cứu

Hệ thống trong bài toán này bao gồm một kho hàng trung tâm (depot), nơi đặt một đội xe tải  $k \in K$  và một đội máy bay không người lái  $d \in D$ . Khách hàng được phân bố tại các địa điểm khác nhau, với trọng lượng kiện hàng của khách hàng  $i$  là  $a_i$  đơn vị hàng hóa.

Mô hình này tập trung vào kế hoạch vận chuyển trong ngày, trong đó các kiện hàng được đặt trước và thời điểm các kiện hàng sẵn sàng tại kho đã được xác định. Mỗi xe tải thực hiện một hành trình duy nhất, xe tải bắt đầu tại kho và những kiện hàng đã sẵn sàng tại thời điểm khởi hành sẽ được xe tải đem đi giao. Những kiện hàng còn lại sẽ được máy bay không người lái tiếp tế sau khi đã sẵn sàng, do xe tải không quay lại kho để nhận kiện hàng mới. Xe tải chỉ trở về kho sau khi hoàn thành nhiệm vụ giao hàng. Các máy bay không người lái được giả định có giới hạn về tải trọng và thời gian bay, trong khi xe tải không phải đối mặt với những hạn chế này. Việc lập kế hoạch lộ trình bao gồm hai phần:

1. Mỗi xe tải thực hiện một chuyến đi khởi hành từ kho để phục vụ nhiều khách hàng. Xe tải có thể bắt đầu với tất cả các kiện hàng được phân công hoặc chỉ một phần, tùy thuộc vào tình trạng sẵn sàng của kiện hàng tại thời điểm khởi hành.
2. Mỗi máy bay không người lái thực hiện một hoặc một chuỗi chuyến bay, mỗi chuyến xuất phát từ kho để gặp gỡ một hoặc nhiều xe tải tại các địa điểm khách hàng. Mục đích của những chuyến bay này là tiếp tế cho xe tải những kiện hàng chưa sẵn sàng tại thời điểm xe tải khởi hành ban đầu. Quá trình xe tải tiếp nhận máy bay không người lái, dỡ hàng mới và máy bay khởi hành trở lại mất  $\delta$  đơn vị thời gian. Hai yếu tố chính hạn chế hoạt động của máy bay không người lái: thứ nhất, hành trình của máy bay không được vượt quá thời gian bay tối đa  $L_d$  do pin có thời lượng hạn chế; thứ hai, tổng trọng lượng tiếp tế cho các xe tải không được vượt quá tải trọng tối đa của máy bay là  $A$  đơn vị.

Các giả định liên quan sau đây cần được xem xét:

- Khi đến địa điểm của khách hàng, nếu kiện hàng đã có sẵn trên xe tải, xe tải phải giao kiện hàng cho khách hàng ngay lập tức mà không được trì hoãn.
- Khi một máy bay không người lái thực hiện chuyến bay bao gồm việc gặp gỡ với xe tải, cuộc gặp này phải diễn ra tại địa điểm của một khách hàng; máy bay không thể tiếp tế với xe tải tại một vị trí trung gian nào đó.
- Máy bay không người lái luôn được giả định là đã được sạc đầy khi rời khỏi kho và duy trì bay liên tục trong suốt chuyến bay. Máy bay không thể hạ cánh

tạm thời trong khi di chuyển để tiết kiệm pin nếu máy bay đến trước xe tải.

- Thời gian phục vụ cho mỗi khách hàng và thời gian sạc máy bay tại kho được xem là không đáng kể.

Hệ thống bắt đầu hoạt động tại thời điểm 0, nhưng không phải tất cả xe tải đều bắt buộc phải khởi hành từ kho tại thời điểm này. Xe tải có thể chờ đợi các kiện hàng chưa sẵn sàng để giao. Mục tiêu của bài toán là tối thiểu hóa thời gian hoàn thành tổng thể, được định nghĩa là thời điểm mà tất cả xe tải và máy bay không người lái trở về kho sau khi tất cả kiện hàng đã được giao.

### 1.2 Các giải pháp hiện tại và hạn chế

#### 1.2.1 Tổng quan các nghiên cứu về bài toán vận chuyển kết hợp

Một trong những nghiên cứu đầu tiên áp dụng phương tiện bay không người lái vào hoạt động giao hàng được đề xuất bởi Murray và Chu vào năm 2015 [5], mô hình phối hợp giữa xe tải và máy bay không người lái được giới thiệu trong nghiên cứu có thể được phân thành hai loại: hệ thống song song và hệ thống cộng tác. Trong hệ thống song song, các kiện hàng được chia thành hai nhóm độc lập, với UAV và xe tải mỗi loại chịu trách nhiệm cho các nhóm giao hàng riêng biệt. Ngược lại, hệ thống cộng tác tận dụng xe tải vừa như phương tiện giao hàng vừa như kho di động cho UAV, vận chuyển chúng đến các địa điểm được chỉ định để từ đó UAV thực hiện giao hàng cho các khách hàng gần đó.

Khái niệm tiếp tế bằng máy bay không người lái (UAV) lần đầu được đề xuất bởi Dayarian và cộng sự [6], thông qua Bài toán Định tuyến Phương tiện với Tiếp tế UAV (Vehicle Routing Problem with Drone Resupply – VRPDR). Trong mô hình này, các kiện hàng được đưa đến kho liên tục trong suốt cả ngày, và UAV có nhiệm vụ tiếp tế các kiện hàng mới từ kho đến các xe tải đang thực hiện giao hàng. Quá trình này yêu cầu các xe tải phải điều chỉnh và tối ưu hóa lộ trình một cách linh hoạt và động tùy theo thời điểm tiếp nhận tiếp tế.

Pina-Pardo và cộng sự [7] đã mở rộng hướng tiếp cận này với phiên bản tĩnh của bài toán, trong đó địa điểm giao hàng và thời điểm sẵn sàng của mỗi kiện hàng được biết trước ngay từ đầu ngày. Mô hình sử dụng một xe tải và một UAV, trong đó UAV chịu trách nhiệm tiếp tế các kiện hàng sẵn có cho xe tải trong quá trình di chuyển. Tương tự, Dienstknacht và cộng sự [8] đã nghiên cứu bài toán Người bán hàng Du lịch (TSP) với UAV tiếp tế, trong đó toàn bộ các kiện hàng đều đã sẵn sàng từ đầu ca làm việc. Tuy nhiên, do giới hạn tải trọng của xe tải, chỉ một phần các kiện hàng này có thể được chất lên xe khi khởi hành từ kho.

Tiếp nối các nghiên cứu trước, Pina-Pardo và cộng sự [9] đã phát triển mô hình

trong nghiên cứu [7] thành một phiên bản tổng quát hơn, cho phép sử dụng nhiều xe tải và UAV. Trong khung này, các kiện hàng mới có thể được tiếp nhận bởi xe tải trong quá trình quay lại kho hoặc được UAV tiếp tế trong khi xe đang hoạt động trên tuyến. Ngoài ra, một nghiên cứu khác cũng của nhóm tác giả này [10] đề xuất bài toán Người bán hàng Du lịch Động với Tiếp tế bằng UAV (Dynamic Traveling Salesman Problem with Drone Resupply – DTSP-DR), áp dụng trong bối cảnh giao hàng trong ngày. Bài toán này tập trung vào điều phối động một xe tải duy nhất, được tiếp tế trong quá trình di chuyển bởi nhiều UAV xuất phát từ kho.

Liu và cộng sự [11] cũng nghiên cứu mô hình tiếp tế với sự tham gia của nhiều xe tải và UAV. Mô hình cho phép xe tải rời kho ngay cả khi một số kiện hàng chưa sẵn sàng để giao. Tuy nhiên, nghiên cứu này chỉ tập trung vào tối ưu hóa lộ trình UAV, giả định rằng lộ trình của các xe tải đã được thiết lập sẵn.

Moshref-Javadi và cộng sự [12] đề xuất một khung hai tầng cho giao hàng trong ngày, tích hợp nhiều xe tải, UAV và các điểm trung chuyển. Trong hệ thống này, UAV không tiếp tế trực tiếp cho xe tải, mà vận chuyển hàng hóa đến các điểm trung gian, nơi chúng được tiếp tục xử lý và phân phối bởi phương tiện mặt đất.

Gần đây, David Sanchez và cộng sự [13] đã giới thiệu một mô hình tiếp tế mới vào năm 2025. Hệ thống gồm một xe tải mẹ và một xe tải tiếp tế. Xe tải mẹ mang theo đội UAV thực hiện các nhiệm vụ giao hàng và có thể đóng vai trò như một kho di động. Trong quá trình hoạt động, UAV có thể cất cánh từ xe tải mẹ, hoàn thành nhiệm vụ giao hàng, quay về để sạc lại và tiếp nhận kiện hàng mới cho các lượt giao tiếp theo. Đồng thời, xe tải mẹ cũng có thể trực tiếp giao hàng đến khách hàng nếu cần thiết.

### **1.2.2 Phân tích hạn chế của các phương pháp hiện tại**

Các nghiên cứu hiện có chủ yếu tập trung vào bài toán tiếp tế UAV với một xe tải và một UAV duy nhất. Trái lại, nghiên cứu này đề xuất mô hình giải quyết bài toán phức tạp hơn với nhiều xe tải và nhiều UAV hoạt động đồng thời. Đặc biệt, mô hình cho phép mỗi UAV thực hiện nhiều điểm tiếp tế trong một chuyến bay và phục vụ nhiều xe tải khác nhau trên cùng lộ trình.

Bảng 1.1 tổng hợp các đặc điểm chính của bài toán tiếp tế UAV trong các nghiên cứu liên quan được trình bày ở phần 1.2.1, cung cấp cái nhìn toàn diện giữa bài toán đề xuất và các nghiên cứu liên quan về các khía cạnh: số lượng phương tiện, ràng buộc tải trọng, khả năng tiếp tế đa điểm, hàm mục tiêu và phương pháp giải.

Nghiên cứu	#Xe tải	#UAV	Tải trọng xe tải	Tải trọng UAV	Phương tiện tiếp tế - Đa điểm	Hàm mục tiêu	Thuật toán	Quy mô dữ liệu
Dayarian và cộng sự [6]	1	1	không	có	UAV - không	Số kiện hàng	Heuristic	-
Pina-Pardo và cộng sự [7]	1	1	không	có	UAV - không	Thời gian hoàn thành	MILP, Decomposition	10-50
Dienstknacht và cộng sự [8]	1	1	có	không	UAV - không	Chi phí	MILP, Heuristic	10-400
Moshref và cộng sự [12]	n	m	không	có	UAV - không	Thời gian di chuyển	Heuristic	-
Liu và cộng sự [11]	n	m	không	có	UAV - không	Giá trị giao hàng	Heuristic	10-30
Pina-Pardo và cộng sự [9]	n	m	không	có	UAV - không	Thời gian hoàn thành	MILP, Heuristic	10-100
Pina-Pardo và cộng sự [10]	1	m	không	có	UAV - không	Số kiện hàng	Heuristic	10-100
Sanchez-Wells và cộng sự [13]	n	m	có	có	xe tải - có	Thời gian hoàn thành	Meta-heuristic	20-50
Bài toán đề xuất	n	m	không	có	UAV - có	Thời gian hoàn thành	MILP, Meta-heuristic	10-100

**Bảng 1.1:** So sánh các đặc điểm chính của bài toán tiếp tế UAV trong các nghiên cứu liên quan

## 1.3 Đóng góp của đề án

Dựa trên phân tích các hạn chế trong các nghiên cứu hiện tại, mục tiêu tổng thể của đề án là phát triển một giải pháp tối ưu hóa cho bài toán vận chuyển kết hợp xe tải và máy bay không người lái, với trọng tâm là xây dựng một thuật toán Tìm kiếm Tabu Thích ứng (Adaptive Tabu Search) cho phép lập kế hoạch di chuyển đa điểm cho UAV. Phương pháp được đề xuất nhằm khắc phục các hạn chế còn tồn tại trong các mô hình hiện hành, đồng thời nâng cao hiệu quả vận hành tổng thể của hệ thống giao hàng tích hợp.

Đề án này có các đóng góp chính như sau:

1. Đề xuất bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái.
2. Xây dựng thuật toán Tìm kiếm Tabu Thích ứng (Adaptive Tabu Search) để giải quyết bài toán, cho phép tìm kiếm lời giải chất lượng cao trong thời gian tính toán hợp lý, đồng thời hỗ trợ khả năng lập kế hoạch tiếp tế UAV với nhiều điểm gặp xe tải trong một chuyến bay.
3. Thực nghiệm đánh giá hiệu quả của thuật toán trên các bộ dữ liệu chuẩn, so sánh với các phương pháp hiện có nhằm chứng minh tính hiệu quả và khả năng áp dụng thực tiễn của mô hình và thuật toán đề xuất.

## 1.4 Bố cục đề án

Phần còn lại của báo cáo đề án tốt nghiệp được tổ chức như sau:

Chương 2 trình bày cơ sở lý thuyết, cung cấp tổng quan về các mô hình bài toán vận tải, các phương pháp giải hiện có và các hướng tiếp cận phổ biến trong lĩnh vực tối ưu hóa kết hợp xe tải và máy bay không người lái.

Chương 3 giới thiệu chi tiết mô hình toán học được sử dụng trong đề án, bao gồm định nghĩa các biến, ràng buộc và hàm mục tiêu. Nội dung chương tập trung vào cách thức mô hình hóa bài toán vận chuyển kết hợp, làm nền tảng cho việc xây dựng thuật toán giải quyết.

Chương 4 trình bày thuật toán Tìm kiếm Tabu Thích ứng (Adaptive Tabu Search) được phát triển. Các bước thực hiện, cơ chế hoạt động, cùng với các chiến lược cải tiến nhằm nâng cao hiệu suất giải sẽ được mô tả cụ thể.

Chương 5 trình bày kết quả thực nghiệm của thuật toán trên các bộ dữ liệu thử nghiệm. Chương này đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất thông qua so sánh với các phương pháp hiện tại, góp phần minh chứng cho tính khả thi và hiệu quả của mô hình.

Chương 6 tổng kết các đóng góp chính của đồ án, đồng thời đề xuất các hướng nghiên cứu tiếp theo, thảo luận về những hạn chế còn tồn tại và các cơ hội cải tiến trong tương lai.



## CHƯƠNG 2. NỀN TẢNG LÝ THUYẾT

Chương này trình bày những khái niệm lý thuyết cơ bản, cung cấp tổng quan về các mô hình bài toán vận tải, các phương pháp giải hiện có và các hướng tiếp cận phổ biến trong lĩnh vực tối ưu hóa kết hợp xe tải và máy bay không người lái.

### 2.1 Bài toán định tuyến phương tiện

Bài toán định tuyến phương tiện, được biết đến với tên gọi Vehicle Routing Problem (VRP), lần đầu tiên được George Dantzig và John Ramser giới thiệu vào năm 1959 như một sự mở rộng tự nhiên của bài toán người bán hàng rong (Travelling Salesman Problem - TSP). Từ những năm đầu ra đời, VRP đã trở thành một trong những bài toán tối ưu hóa cổ điển trong lĩnh vực nghiên cứu hoạt động và quản lý chuỗi cung ứng.

Bài toán định tuyến phương tiện mô hình hóa một tình huống thực tế phổ biến: từ một kho hàng trung tâm, một đội xe với tải trọng giới hạn cần phục vụ một tập hợp khách hàng phân tán trong khu vực, sao cho tổng chi phí vận chuyển được tối thiểu. Mỗi khách hàng có một khối lượng hàng yêu cầu xác định và chỉ được phục vụ đúng một lần. Tất cả các xe đều xuất phát từ kho hàng và phải trở về kho sau khi hoàn thành nhiệm vụ.

Sự phức tạp của VRP nằm ở việc tìm ra các lộ trình tối ưu và việc phân bổ khách hàng cho từng xe một cách hợp lý. Bài toán này thuộc lớp NP-hard, có nghĩa là độ phức tạp tính toán tăng theo cấp số mũ khi kích thước bài toán tăng. Điều này tạo ra thách thức cho việc phát triển các thuật toán hiệu quả, đặc biệt đối với các bài toán quy mô lớn trong thực tế. Trong suốt hơn sáu thập kỷ phát triển, VRP đã được mở rộng và biến thể theo nhiều hướng khác nhau để phù hợp với các yêu cầu thực tiễn đa dạng. Từ các biến thể đơn giản như giới hạn thời gian hoạt động của xe, đến các mô hình phức tạp như kết hợp nhiều loại phương tiện hoặc xử lý các ràng buộc bất định, VRP đã trở thành một họ bài toán phong phú và đa dạng.

### 2.2 Một số biến thể mở rộng của bài toán định tuyến phương tiện

Trong quá trình phát triển và ứng dụng vào thực tiễn, bài toán định tuyến phương tiện cơ bản đã được mở rộng thành nhiều biến thể khác nhau để đáp ứng các yêu cầu đặc thù của từng lĩnh vực ứng dụng. Mỗi biến thể mang trong mình những đặc điểm riêng biệt, phản ánh sự đa dạng và phức tạp của các bài toán vận chuyển trong thực tế.

### 2.2.1 Bài toán định tuyến phương tiện với ràng buộc thời gian

Bài toán định tuyến phương tiện với ràng buộc thời gian (Vehicle Routing Problem with Time Windows - VRPTW) là một trong những biến thể được nghiên cứu nhiều của VRP. Biến thể này xuất hiện từ nhu cầu thực tế khi khách hàng không chỉ có yêu cầu về số lượng hàng hóa mà còn yêu cầu về thời gian nhận hàng.

Trong bài toán định tuyến phương tiện với ràng buộc thời gian, mỗi khách hàng được đặc trưng bởi một cửa sổ thời gian, bao gồm thời điểm sớm nhất và muộn nhất mà họ có thể được phục vụ. Điều này tạo ra một thách thức kép: không chỉ phải tối ưu hóa chi phí vận chuyển mà còn phải đảm bảo tính khả thi về mặt thời gian. Xe có thể đến sớm hơn thời gian yêu cầu và phải chờ đợi, nhưng không được đến muộn.

Ứng dụng của VRPTW rất đa dạng trong thực tiễn. Trong lĩnh vực y tế, việc vận chuyển thuốc men và thiết bị y tế thường có yêu cầu nghiêm ngặt về thời gian. Trong dịch vụ giao hàng tận nơi, khách hàng thường đưa ra khung giờ mong muốn nhận hàng. Các dịch vụ thu gom rác thải cũng cần tuân thủ lịch trình cố định để không gây phiền hà cho cộng đồng.

Sự phức tạp của VRPTW tăng lên so với VRP cơ bản do việc bổ sung thêm chiều thời gian. Điều này không chỉ ảnh hưởng đến việc xây dựng lộ trình mà còn đòi hỏi các thuật toán phải có khả năng xử lý đồng thời cả tối ưu hóa không gian và thời gian.

### 2.2.2 Bài toán định tuyến phương tiện có yêu cầu nhận và phát hàng

Bài toán định tuyến phương tiện có yêu cầu nhận và phát hàng (Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery - VRPPD) mở rộng khái niệm truyền thống của VRP bằng cách cho phép xe vừa giao hàng vừa thu gom hàng hóa trong cùng một chuyến đi. Biến thể này phản ánh nhiều tình huống thực tế trong đó việc tách biệt hoàn toàn quá trình giao và nhận hàng là không hiệu quả hoặc không khả thi.

Trong VRPPD, mỗi khách hàng có thể có nhu cầu nhận hàng, giao hàng, hoặc cả hai. Điều này tạo ra một động lực mới trong việc tối ưu hóa: tải trọng của xe thay đổi liên tục trong suốt hành trình, đòi hỏi phải theo dõi chặt chẽ tải trọng tại mỗi điểm dừng.

Ứng dụng điển hình của VRPPD có thể thấy trong các dịch vụ chuyển phát nhanh, nơi xe vừa giao các gói hàng đi vừa thu gom các gói hàng cần chuyển đến các địa điểm khác. Trong lĩnh vực bán lẻ, xe có thể vừa giao hàng hóa mới vừa thu gom hàng hoàn trả từ các cửa hàng.

Thách thức chính của VRPPD nằm ở việc quản lý tải trọng và đảm bảo tính khả

thi của lộ trình. Việc sắp xếp thứ tự các điểm dừng không chỉ ảnh hưởng đến chi phí vận chuyển mà còn có thể quyết định liệu lộ trình có khả thi hay không.

### **2.2.3 Bài toán định tuyến phương tiện kết hợp máy bay không người lái**

Sự xuất hiện và phát triển của công nghệ máy bay không người lái (Unmanned Aerial Vehicle - UAV) trong thập kỷ gần đây đã mở ra một hướng nghiên cứu mới trong lĩnh vực định tuyến phương tiện. Bài toán định tuyến phương tiện kết hợp máy bay không người lái (Vehicle Routing Problem with Unmanned Aerial Vehicle - VRP-UAV) đại diện cho sự tiến hóa tự nhiên của bài toán định tuyến truyền thống, phản ánh xu hướng đa dạng hóa phương tiện vận chuyển trong thời đại công nghệ số.

Động lực chính thúc đẩy sự phát triển của VRP-UAV xuất phát từ những ưu điểm mà UAV mang lại. Khác với xe tải truyền thống bị ràng buộc bởi hạ tầng giao thông, UAV có khả năng di chuyển trực tiếp qua không gian ba chiều, vượt qua các rào cản địa hình như sông, núi, hoặc khu vực giao thông tắc nghẽn. Tốc độ di chuyển cao của UAV cũng tạo ra lợi thế trong các tình huống cần giao hàng khẩn cấp.

Tuy nhiên, UAV cũng có những hạn chế rõ ràng so với xe tải. Khả năng tải trọng hạn chế của UAV chỉ phù hợp với các gói hàng nhỏ và nhẹ. Thời gian hoạt động của UAV bị giới hạn bởi dung lượng pin, thường chỉ từ 20 đến 30 phút cho một chuyến bay. Điều kiện thời tiết cũng ảnh hưởng đến khả năng hoạt động của UAV, với gió mạnh hoặc mưa to có thể khiến UAV không thể cất cánh.

Nhận thức về những ưu điểm và hạn chế này đã dẫn đến sự phát triển của các mô hình kết hợp khác nhau. Mô hình song song cho phép xe tải và UAV hoạt động độc lập, mỗi loại phương tiện phục vụ một nhóm khách hàng phù hợp với đặc điểm của mình. Mô hình hợp tác đòi hỏi sự phối hợp chặt chẽ giữa xe tải và UAV, với UAV được phóng từ xe tải để phục vụ khách hàng ở những khu vực khó tiếp cận, sau đó gặp lại xe tải tại một điểm khác.

Mô hình tiếp tế được xem xét trong luận văn là một cách tiếp cận mới, cho phép UAV đảm nhiệm vai trò hỗ trợ cho xe tải bằng cách tiếp tế hàng hóa trong quá trình vận chuyển. Điều này mở ra khả năng tăng phạm vi phục vụ của xe tải mà không cần quay về kho hàng thường xuyên.

### **2.2.4 Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái**

Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái (Vehicle Routing Problem with Multi-point Drone Resupply – VRP-MRDR) là một biến thể

trong nhóm các bài toán kết hợp giữa phương tiện mặt đất và UAV (VRP-UAV). Bài toán này được lựa chọn làm đối tượng nghiên cứu trong luận văn, với cấu trúc mô hình và yêu cầu vận hành khác biệt so với các biến thể truyền thống.

Điểm chính của VRP-MRDR nằm ở khái niệm "tiếp tế đa điểm". Khác với các mô hình trước đây chỉ cho phép UAV thực hiện một nhiệm vụ tiếp tế đơn lẻ trong mỗi chuyến bay, VRP-MRDR mở rộng khả năng này bằng cách cho phép một UAV thực hiện nhiều lần tiếp tế cho nhiều xe tải khác nhau trong cùng một chuyến bay. Điều này tăng hiệu quả sử dụng UAV và mở ra những khả năng tối ưu hóa mới.

Khái niệm thời gian sẵn sàng của gói hàng là một yếu tố quan trọng khác trong VRP-MRDR. Trong thực tế, không phải tất cả các gói hàng đều sẵn sàng để vận chuyển cùng một lúc. Một số gói hàng có thể cần thời gian chuẩn bị, đóng gói, hoặc chờ đợi các thủ tục hành chính. Việc tích hợp yếu tố thời gian sẵn sàng vào bài toán tạo ra một chiều phức tạp mới, đòi hỏi hệ thống phải có khả năng đồng bộ hóa chặt chẽ giữa lịch trình của UAV và xe tải.

Mục tiêu tối ưu hóa trong VRP-MRDR cũng khác biệt so với các biến thể truyền thống. Thay vì tập trung vào tối thiểu hóa chi phí vận chuyển, VRP-MRDR hướng đến việc tối thiểu hóa thời gian hoàn thành tổng thể (makespan) của toàn bộ hệ thống. Điều này phản ánh xu hướng trong thời đại hiện tại, khi tốc độ giao hàng thường được ưu tiên hơn chi phí, đặc biệt trong các dịch vụ giao hàng nhanh và khẩn cấp.

Sự phức tạp của VRP-MRDR không chỉ nằm ở việc tối ưu hóa đồng thời nhiều loại phương tiện mà còn ở việc quản lý các mối quan hệ phụ thuộc phức tạp giữa chúng. Việc một UAV thực hiện tiếp tế cho nhiều xe tải tạo ra các ràng buộc liên kết giữa các lộ trình, đòi hỏi các thuật toán giải phải có khả năng xử lý tính toàn cục của bài toán.

### 2.3 Giải thuật chính xác

Phương pháp quy hoạch tuyến tính nguyên hỗn hợp (Mixed Integer Linear Programming - MILP) đại diện cho cách tiếp cận chính xác đối với các bài toán tối ưu hóa tổ hợp như VRP và các biến thể của nó. MILP cung cấp một khuôn khổ toán học nghiêm ngặt để mô hình hóa và giải quyết các bài toán phức tạp với sự đảm bảo về tính tối ưu của nghiệm.

Một trong những ưu điểm nổi bật của phương pháp quy hoạch tuyến tính nguyên hỗn hợp (MILP) là khả năng cung cấp các nghiệm có chất lượng được đảm bảo thông qua cấu trúc toán học chặt chẽ của mô hình. Khi các điều kiện cho phép, MILP có thể dẫn đến nghiệm tối ưu toàn cục, tức là không tồn tại nghiệm nào khác

có giá trị hàm mục tiêu tốt hơn trong không gian nghiệm ràng buộc. Tuy nhiên, trong quá trình giải quyết bài toán thực tế, đặc biệt là các bài toán có quy mô lớn hoặc cấu trúc phức tạp, thường có thể xuất hiện nhiều nghiệm khả thi khác nhau tại các giai đoạn khác nhau của quá trình tìm kiếm. Mặc dù các nghiệm này chưa chắc là tối ưu toàn cục, nhưng chúng vẫn mang lại giá trị tham khảo đáng tin cậy nhờ vào việc tuân thủ đầy đủ các ràng buộc của mô hình. Nhờ đó, phương pháp MILP đặc biệt phù hợp với các ứng dụng yêu cầu mức độ chính xác và độ tin cậy cao trong thiết kế và đánh giá lời giải, chẳng hạn như trong lĩnh vực logistics, chăm sóc sức khỏe, hay quản lý tình huống khẩn cấp.

Quá trình giải MILP thường sử dụng các thuật toán như Branch-and-Bound, Branch-and-Cut, hoặc Branch-and-Price. Những thuật toán này hoạt động theo nguyên lý chia để trị, phân tách không gian nghiệm thành các phần nhỏ hơn và loại bỏ dần các vùng không chứa nghiệm tối ưu. Quá trình này tiếp tục cho đến khi tìm được nghiệm tối ưu hoặc chứng minh được rằng bài toán không có nghiệm khả thi.

Tuy nhiên, sức mạnh của MILP cũng đi kèm với những hạn chế. Độ phức tạp tính toán của phương pháp này tăng theo cấp số mũ khi kích thước bài toán tăng. Đối với các bài toán VRP với số lượng khách hàng lớn, thời gian giải có thể kéo dài hàng giờ, hàng ngày, hoặc thậm chí không thể giải được trong thời gian hợp lý. Điều này khiến MILP chỉ phù hợp với các bài toán có quy mô nhỏ đến vừa, thường dưới 50-100 khách hàng tùy thuộc vào độ phức tạp của biến thể.

Một thách thức khác của MILP là việc mô hình hóa các ràng buộc phức tạp. Nhiều ràng buộc trong thực tế, như ràng buộc thời gian phi tuyến tính hoặc các quy tắc phức tạp, khó có thể được biểu diễn một cách tự nhiên trong khuôn khổ tuyến tính của MILP. Điều này đòi hỏi phải sử dụng các kỹ thuật tuyến tính hóa hoặc các biến phụ, có thể làm tăng kích thước và độ phức tạp của mô hình.

Trong bối cảnh của VRP-MRDR, MILP đóng vai trò quan trọng không chỉ như một phương pháp giải mà còn như một công cụ để đánh giá chất lượng của các phương pháp tìm kiếm lời giải gần đúng (heuristic). Bằng cách giải chính xác các tập dữ liệu nhỏ của bài toán, ta có thể đánh giá độ chính xác và hiệu quả của các thuật toán gần đúng, từ đó cải thiện và tinh chỉnh chúng.

### 2.4 Thuật toán tìm kiếm Tabu

Thuật toán tìm kiếm Tabu (Tabu Search -TS) là một trong những đóng góp quan trọng của Fred Glover vào lĩnh vực tối ưu hóa tổ hợp. Được giới thiệu lần đầu vào năm 1986, TS đã trở thành một trong những phương pháp metaheuristic được sử dụng trong nhiều ứng dụng, đặc biệt hiệu quả đối với các bài toán tối ưu hóa có cấu

trúc phức tạp như VRP và các biến thể của nó.

Cơ chế hoạt động của Tabu Search xoay quanh khái niệm danh sách cấm (Tabu List) và trạng thái cấm (trạng thái Tabu). Danh sách này lưu trữ thông tin về các thao tác hoặc đặc trưng của nghiệm đã được thực hiện trong quá khứ gần đây. Khi xem xét các bước di chuyển tiếp theo, thuật toán sẽ tránh những thao tác bị "cấm" bởi danh sách này, trừ khi chúng thỏa mãn một số tiêu chí đặc biệt gọi là tiêu chí nguyện vọng (aspiration criteria).

Tiêu chí nguyện vọng đóng vai trò quan trọng trong việc duy trì tính linh hoạt của thuật toán. Tiêu chí phổ biến nhất là cho phép vi phạm tính cấm nếu bước di chuyển đó dẫn đến nghiệm tốt hơn nghiệm tốt nhất từng tìm được. Điều này đảm bảo rằng thuật toán không bỏ lỡ cơ hội cải thiện chất lượng nghiệm chỉ vì những ràng buộc của danh sách cấm.

Một trong những điểm mạnh của TS là khả năng cân bằng giữa hai chiến lược tìm kiếm quan trọng: tăng cường và đa dạng hóa. Tăng cường hóa tập trung vào việc khai thác sâu các vùng hứa hẹn trong không gian nghiệm, trong khi đa dạng hóa khuyến khích thuật toán khám phá những vùng chưa được thăm. Sự cân bằng này được thực hiện thông qua việc điều chỉnh các tham số như độ dài danh sách cấm và việc sử dụng bộ nhớ dài hạn.

Thuật toán Tìm kiếm Tabu đã được chứng minh là một phương pháp metaheuristic hiệu quả trong việc giải các bài toán định tuyến phương tiện (Vehicle Routing Problems – VRPs), nhờ khả năng cân bằng tốt giữa chất lượng lời giải và hiệu quả tính toán. Trong quá trình phát triển, nhiều cải tiến đã được đề xuất nhằm nâng cao hiệu suất của thuật toán, đặc biệt là đối với các biến thể phức tạp của VRP có nhiều ràng buộc và đặc điểm riêng biệt [14]–[17]. Trong bối cảnh các bài toán định tuyến, Tabu Search thể hiện khả năng xử lý hiệu quả các không gian nghiệm lớn và có cấu trúc phức tạp, phù hợp với bản chất của VRP. Thành công của thuật toán này cũng đến từ mức độ tùy biến cao: các thành phần như cấu trúc lân cận, danh sách cấm và tiêu chí nguyện vọng có thể được thiết kế linh hoạt để thích ứng với từng đặc trưng cụ thể của bài toán. Nhờ đó, Tabu Search có thể được áp dụng hiệu quả cho nhiều loại bài toán khác nhau, từ các biến thể cổ điển đến các mô hình mở rộng như bài toán định tuyến kết hợp phương tiện bay không người lái với tiếp tế đa điểm (VRP-MRDR). Khả năng xử lý đồng thời nhiều loại quyết định (định tuyến xe tải, lập lịch UAV, phân bổ gói hàng) và các ràng buộc phức tạp về thời gian của TS làm cho nó trở thành một lựa chọn phù hợp cho việc giải quyết bài toán đề xuất. Tuy nhiên, việc thiết kế một thuật toán tìm kiếm Tabu hiệu quả cho VRP-MRDR cũng đặt ra những thách thức. Việc xác định cấu trúc lân cận phù hợp, thiết kế danh

sách cấm hiệu quả, và cân bằng giữa các mục tiêu tối ưu hóa khác nhau đòi hỏi sự hiểu biết về cả lý thuyết TS và đặc điểm cụ thể của bài toán VRP-MRDR.

## CHƯƠNG 3. PHÁT BIỂU BÀI TOÁN VÀ MÔ HÌNH TOÁN HỌC

Chương này sẽ trình bày chi tiết về mô hình toán học được sử dụng trong đồ án, bao gồm các biến, ràng buộc và mục tiêu tối ưu hóa, giải thích cách thức mô hình hóa bài toán vận chuyển kết hợp xe tải và máy bay không người lái, từ đó làm cơ sở cho việc phát triển thuật toán giải quyết.

### 3.1 Mô tả bài toán

Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái (VRP-MRDR) tích hợp nhiều xe tải giao hàng  $k \in K$  và máy bay không người lái tiếp tế  $d \in D$  hoạt động phối hợp, với tất cả phương tiện khởi hành từ một kho trung tâm. Mô hình giả định rằng xe tải có tải trọng không hạn chế, trong khi máy bay không người lái bị ràng buộc bởi cả thời gian bay tối đa  $L_d$  và tải trọng  $A$ .

Đối với mỗi khách hàng  $i \in C$ , mô hình xem xét vị trí xác định trước và thông số kiện hàng, bao gồm khối lượng cần giao  $a_i$  và thời điểm sẵn sàng  $w_i$ , đại diện cho thời điểm kiện hàng có sẵn tại kho. Tất cả các thông số được biết trước một cách xác định tại thời điểm lập kế hoạch. Hệ thống bắt đầu hoạt động tại thời điểm  $t = 0$ , tuy nhiên xe tải không bắt buộc phải khởi hành từ kho ngay tại thời điểm ban đầu này. Các phương tiện có thể chiến lược trì hoãn thời gian khởi hành để phù hợp với các kiện hàng có thời điểm sẵn sàng muộn hơn.

Đặc điểm quan trọng của bài toán là mỗi xe tải thực hiện đúng một chuyến đi, đòi hỏi cơ chế tiếp tế bằng máy bay không người lái để giao các kiện hàng trở nên sẵn sàng sau khi xe tải đã khởi hành. Do đó, việc lập kế hoạch tuyến đường bao gồm hai phần liên kết với nhau:

**Hoạt động của xe tải:** Mỗi xe tải  $k \in K$  thực hiện một chuyến đi duy nhất xuất phát từ và kết thúc tại kho, phục vụ một chuỗi khách hàng được xác định trước. Xe tải có thể khởi hành mang theo toàn bộ hàng hóa được phân công hoặc một phần, tùy thuộc vào tình trạng sẵn sàng của kiện hàng tại thời điểm khởi hành.

**Hoạt động của máy bay không người lái:** Mỗi máy bay không người lái  $d \in D$  thực hiện một hoặc nhiều chuyến bay, mỗi chuyến xuất phát từ kho để gặp một hoặc nhiều xe tải tại vị trí khách hàng, cuối cùng quay về kho. Mỗi chuyến bay bị ràng buộc bởi thời gian bay tối đa  $L_d$  do giới hạn dung lượng pin, và tổng khối lượng hàng hóa vận chuyển không được vượt quá ngưỡng tải trọng tối đa  $A$ . Các chuyến bay của máy bay không người lái tạo điều kiện giao các kiện hàng có thời điểm sẵn sàng muộn hơn thời điểm khởi hành ban đầu của xe tải. Quá trình tiếp tế diễn ra trong thời gian  $\delta$  đơn vị thời gian để xe tải nhận máy bay không người lái, dỡ hàng



mới và phóng lại máy bay.

Các giả định quan trọng của bài toán bao gồm:

- Khi đến vị trí khách hàng, nếu kiện hàng đã có sẵn trên xe tải, xe tải phải giao kiện hàng cho khách hàng ngay lập tức mà không có bất kỳ sự chậm trễ nào.
- Khi chuyển bay của máy bay không người lái bao gồm việc gặp gỡ với xe tải, điều này phải diễn ra tại vị trí của một khách hàng; máy bay không người lái không thể tiếp tế với xe tải tại vị trí trung gian nào khác.
- Máy bay không người lái luôn được giả định là đã sạc đầy pin khi rời khỏi kho và duy trì bay liên tục trong suốt chuyến đi. Do đó, máy bay không người lái không thể tạm thời hạ cánh trên đường để tiết kiệm pin nếu máy bay đến trước xe tải.

Mục tiêu của bài toán là tối thiểu hóa thời gian hoàn thành tổng thể, được định nghĩa là thời điểm tất cả xe tải và máy bay không người lái quay về kho sau khi tất cả kiện hàng đã được giao thành công.

### 3.2 Mô hình toán học

Bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái (VRP-MRDR) được định nghĩa trên đồ thị  $G = (V, E)$  với tập đỉnh  $V = \{0, 1, \dots, n\}$  biểu diễn kho (nút 0) và tập khách hàng  $C = \{1, 2, \dots, n\}$ , và tập cạnh  $E = \{(i, j) : i, j \in V\}$ . Mặc dù chỉ tồn tại một vị trí kho duy nhất, về mặt ký hiệu, kho được gán hai số nút riêng biệt, sao cho xe tải/máy bay không người lái khởi hành từ kho tại nút 0 và quay về kho tại nút  $n + 1$ .

Bảng 3.1 liệt kê tất cả các thông số đầu vào của bài toán và các biến liên quan để mô hình hóa dưới dạng mô hình Quy hoạch tuyến tính nguyên hỗn hợp (MILP).

Mô tả đầy đủ của mô hình MILP được trình bày như sau:

$$\text{Tối thiểu hóa } T_{Obj} \quad (3.1)$$

**Bảng 3.1:** Các hằng số và biến trong mô hình MILP

Thông số	
$\tau_{ij}^K$	Thời gian di chuyển của xe tải từ $i$ đến $j$
$\tau_{ij}^D$	Thời gian di chuyển của máy bay không người lái từ $i$ đến $j$
$\omega_i$	thời điểm sẵn sàng cho kiện hàng của khách hàng $i$
$\delta$	Thời gian cần thiết để dỡ hàng từ máy bay và phóng lại
$a_i$	Đơn vị khối lượng cần thiết để vận chuyển kiện hàng của khách hàng $i$
$A$	Tải trọng của máy bay không người lái
$L_d$	Thời gian bay tối đa của máy bay không người lái
Tập hợp	
$C$	Tập khách hàng
$K$	Tập xe tải
$D$	Tập máy bay không người lái
Biến quyết định	
$x_{ijk}^K$	1, nếu xe tải $k$ đi qua cạnh $(i, j)$ từ vị trí $i$ đến vị trí $j$ ; 0, ngược lại
$v_{ik}$	1, nếu xe tải $k$ giao kiện hàng của khách hàng $i$ ; 0, ngược lại
$x_{ijd}^D$	1, nếu máy bay không người lái $d$ đi qua cạnh $(i, j)$ từ vị trí $i$ đến vị trí $j$ ; 0, ngược lại
$u_{id}$	1, nếu máy bay không người lái $d$ đi qua vị trí $i$ ; 0, ngược lại
$y_{ijkd}$	1, nếu xe tải $k$ nhận kiện hàng của khách hàng $j$ từ máy bay không người lái $d$ tại vị trí khách hàng $i$ ; 0, ngược lại
$z_{id}$	Tổng thời gian máy bay không người lái $d$ nghỉ khi dỡ hàng tại vị trí khách hàng $i$
$m_{id}$	Tổng khối lượng mà máy bay không người lái $d$ mang đến vị trí $i$
$T_{ik}^K$	Thời điểm xe tải $k$ đến vị trí $i$
$T_{ik}^{tK}$	Thời điểm xe tải $k$ rời khỏi vị trí $i$
$T_{id}^D$	Thời điểm máy bay không người lái $d$ đến vị trí $i$
$T_{id}^{tD}$	Thời điểm máy bay không người lái $d$ rời khỏi vị trí $i$
$p_{id}$	1, nếu máy bay không người lái $d$ quay về kho sau khi rời khỏi vị trí $i$ ; 0, ngược lại
$T_{id}$	Thời điểm gần nhất máy bay không người lái $d$ rời khỏi kho trước khi đến vị trí $i$
$T_{Obj}$	Thời điểm tất cả xe tải và máy bay không người lái đến kho để hoàn thành nhiệm vụ

**Miền giá trị biến:**

$$x_{ijk}^K \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{0\} \cup C, j \in C \cup \{n+1\}, k \in K \quad (3.2)$$

$$v_{ik} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in C, k \in K \quad (3.3)$$

$$x_{ijd}^D \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{0\} \cup C, j \in C \cup \{n+1\}, d \in D \quad (3.4)$$

$$u_{id} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{0\} \cup C, d \in D \quad (3.5)$$

$$y_{ijkd} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in C, k \in K, d \in D \quad (3.6)$$

$$z_{id} \geq 0 \quad \forall i \in \{0\} \cup C \cup \{n+1\}, d \in D \quad (3.7)$$

$$m_{id} \geq 0 \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.8)$$

$$T_{ik}^K \geq 0 \quad \forall i \in C \cup \{n+1\}, k \in K \quad (3.9)$$

$$T_{ik}'^K \geq 0 \quad \forall i \in \{0\} \cup C, k \in K \quad (3.10)$$

$$T_{id}^D \geq 0 \quad \forall i \in C \cup \{n+1\}, d \in D \quad (3.11)$$

$$T_{id}'^D \geq 0 \quad \forall i \in \{0\} \cup C, d \in D \quad (3.12)$$

$$p_{id} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \{0\} \cup C, d \in D \quad (3.13)$$

$$T_{id} \geq 0 \quad \forall i \in \{0\} \cup C, d \in D \quad (3.14)$$

$$T_{Obj} \geq 0 \quad (3.15)$$

**Ràng buộc định tuyến xe tải:**

$$\sum_{j \in C \cup \{n+1\}} x_{0jk}^K = 1 \quad \forall k \in K \quad (3.16)$$

$$\sum_{i \in \{0\} \cup C} x_{i(n+1)k}^K = 1 \quad \forall k \in K \quad (3.17)$$

$$\sum_{i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}} \sum_{k \in K} x_{ijk}^K = 1 \quad \forall j \in C \quad (3.18)$$

$$\sum_{i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}} x_{ijk}^K = \sum_{i' \in C \cup \{n+1\} \setminus \{j\}} x_{ji'k}^K \quad \forall j \in C, k \in K \quad (3.19)$$

**Ràng buộc chất hàng lên xe tải:**

$$\sum_{i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}} x_{ijk}^K = v_{jk} \quad \forall j \in C, k \in K \quad (3.20)$$

$$\sum_{k \in K} v_{ik} = 1 \quad \forall i \in C \quad (3.21)$$

**Ràng buộc định tuyến máy bay không người lái:**

$$u_{id} \leq u_{0d} \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.22)$$

$$\sum_{j \in C} x_{0jd}^D = u_{0d} \quad \forall d \in D \quad (3.23)$$

$$\sum_{i \in C} x_{i(n+1)d}^D = u_{0d} \quad \forall d \in D \quad (3.24)$$

$$\sum_{i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}} x_{ijd}^D = u_{jd} \quad \forall j \in C, d \in D \quad (3.25)$$

$$\sum_{j \in C \cup \{n+1\} \setminus \{i\}} x_{ijd}^D = u_{id} \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.26)$$

$$p_{id} \leq u_{id} \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.27)$$

$$p_{id} \geq x_{i(n+1)d}^D \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.28)$$

$$p_{0d} = 1 \quad \forall d \in D \quad (3.29)$$

**Ràng buộc đồng bộ hóa máy bay không người lái và xe tải:**

$$\sum_{i \in C} \sum_{d \in D} y_{ijkd} \leq v_{jk} \quad \forall j \in C, k \in K \quad (3.30)$$

$$y_{ijkd} \leq u_{id} \quad \forall i, j \in C, k \in K, d \in D \quad (3.31)$$

$$y_{ijkd} \leq v_{ik} \quad \forall i, j \in C, k \in K, d \in D \quad (3.32)$$

$$\sum_{j \in C} \sum_{k \in K} a_j y_{ijkd} \leq m_{id} + M(1 - p_{id}) \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.33)$$

$$\sum_{j \in C} \sum_{k \in K} a_j y_{ijkd} \geq m_{id} - M(1 - p_{id}) \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.34)$$

$$\alpha_{i,j,d} \geq x_{ijd}^D - p_{id} \quad \forall i, j \in C, d \in D \quad (3.35)$$

$$\sum_{l \in C} \sum_{k \in K} a_l y_{ilkd} + m_{jd} \leq m_{id} + M(1 - \alpha_{ijd}) \quad \forall i, j \in C, d \in D \quad (3.36)$$

$$\sum_{l \in C} \sum_{k \in K} a_l y_{ilkd} + m_{jd} \geq m_{id} - M(1 - \alpha_{ijd}) \quad \forall i, j \in C, d \in D \quad (3.37)$$

**Ràng buộc tải trọng máy bay không người lái:**

$$m_{id} \leq A \quad \forall i \in \{0\} \cup C, d \in D \quad (3.38)$$

**Ràng buộc thời gian:**

$$T_{ik}^K \leq T_{ik}'^K \quad \forall i \in C, k \in K \quad (3.39)$$

$$T_{id}^D \leq T_{id}'^D \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.40)$$

$$T_{ik}'^K + \tau_{ij}^K \leq T_{jk}^K + M(1 - x_{ijk}^K) \quad \forall i \in \{0\} \cup C, j \in C \cup \{n+1\} \setminus \{i\}, k \in K \quad (3.41)$$

$$T_{id}'^D + \tau_{ij}^D \leq T_{jd}^D - M(x_{ijd}^D - p_{id} - 1) \quad \forall i \in \{0\} \cup C, j \in C \cup \{n+1\} \setminus \{i\}, d \in D \quad (3.42)$$

$$T_{id}'^D + \tau_{i0}^D + \tau_{0j}^D \leq T_{jd}^D - M(x_{ijd}^D + p_{id} - 2) \quad \forall i \in \{0\} \cup C, j \in C \cup \{n+1\} \setminus \{i\}, d \in D \quad (3.43)$$

$$T_{id}'^D - T_{id}^D \geq \delta \sum_{k \in K} y_{ijkd} \quad \forall i, j \in C, d \in D \quad (3.44)$$

$$T_{ik}'^K - T_{ik}^K \geq \delta \sum_{d \in D} y_{ijkd} \quad \forall i, j \in C, k \in K \quad (3.45)$$

$$T_{ik}^K - T_{id}^D \geq \delta y_{ijkd} \quad \forall i, j \in C, k \in K, d \in D \quad (3.46)$$

$$T_{id}'^D - T_{ik}^K \geq \delta y_{ijkd} \quad \forall i, j \in C, k \in K, d \in D \quad (3.47)$$

$$T_{0k}'^K \geq \omega_j - M(1 - v_{jk} + \sum_{i \in C} \sum_{d \in D} y_{ijkd}) \quad \forall j \in C, k \in K \quad (3.48)$$

$$T_{0d} = 0 \quad \forall d \in D \quad (3.49)$$

$$T_{jd} \leq T_{id} - M(x_{ijd}^D - p_{id} - 1) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.50)$$

$$T_{jd} \leq T_{jd}^D - \tau_{0j}^D - M(x_{ijd}^D + p_{id} - 2) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.51)$$

$$T_{id} \geq \omega_j + M(\sum_{k \in K} y_{ijkd} - 1) \quad \forall i, j \in C, d \in D \quad (3.52)$$

$$T_{ik}^K \leq T_{jk}^K + M(1 - \sum_{d \in D} y_{ijkd}) \quad \forall i, j \in C, k \in K \quad (3.53)$$

**Ràng buộc thời gian bay của máy bay không người lái:**

$$z_{0d} = 0 \quad \forall d \in D \quad (3.54)$$

$$z_{jd} \leq z_{id} + \delta + M(p_{id} - x_{ijd}^D + 1) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.55)$$

$$z_{jd} \geq z_{id} + \delta - M(p_{id} - x_{ijd}^D + 1) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.56)$$

$$z_{jd} \leq \delta + M(2 - p_{id} - x_{ijd}^D) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.57)$$

$$z_{jd} \geq \delta - M(2 - p_{id} - x_{ijd}^D) \quad \forall j \in C, i \in \{0\} \cup C \setminus \{j\}, d \in D \quad (3.58)$$

$$T_{id}'^D + \tau_{i0}^D - T_{id} - z_{id} \leq L_d + M(1 - p_{id}) \quad \forall i \in C, d \in D \quad (3.59)$$

**Ràng buộc cận dưới cho thời gian hoàn thành:**

$$T_{Obj} \geq T_{(n+1)k}^K \quad \forall k \in K \quad (3.60)$$

$$T_{Obj} \geq T_{(n+1)d}^D \quad \forall d \in D \quad (3.61)$$

Hàm mục tiêu (3.1) tối thiểu hóa thời gian hoàn thành tổng thể của hệ thống, được định nghĩa là thời điểm tất cả xe tải và máy bay không người lái quay về kho sau khi tất cả việc giao hàng được hoàn tất. Các ràng buộc (3.2)-(3.15) thiết lập miền cho từng biến. Các ràng buộc (3.16)-(3.19) biểu diễn các điều kiện cân bằng luồng tiêu chuẩn được sử dụng trong các bài toán định tuyến xe. Các ràng buộc (3.20)-(3.21) yêu cầu rằng nếu một kiện hàng được chất lên xe tải, xe tải phải đến thăm khách hàng đó.

Các ràng buộc (3.22)-(3.24) xác nhận rằng chuyến bay của máy bay không người lái phải bắt đầu từ kho, thăm ít nhất một nút, và quay về kho, trong khi (3.25)-(3.29) là các điều kiện cân bằng luồng buộc máy bay không người lái bay đến các vị trí được phân công cho nó. Ràng buộc (3.30) xác định rằng một kiện hàng được giao bởi xe tải có thể được tiếp tế bởi máy bay không người lái, hoặc không. Các ràng buộc (3.31)-(3.32) đảm bảo rằng nếu một kiện hàng được tiếp tế cho xe tải, xe tải phải đến thăm khách hàng tương ứng.

Các ràng buộc (3.33)-(3.37) đảm bảo rằng nếu máy bay không người lái  $d$  quay về kho sau khi thăm nút  $i$ , trọng lượng còn lại của nó tại  $i$  bằng trọng lượng của các kiện hàng được tiếp tế ở đó; ngược lại, trọng lượng tại  $i$  cũng bao gồm các kiện hàng được tiếp tế tại các vị trí tiếp theo. Ràng buộc (3.38) xác nhận rằng tổng tải

trọng trên máy bay không người lái không vượt quá quy định.

Các ràng buộc (3.39)-(3.40) buộc thời gian đến của xe tải tại một vị trí không thể muộn hơn thời gian khởi hành của nó. Trong khi đó, ràng buộc (3.41) khẳng định rằng nếu xe tải di chuyển từ nút  $i$  đến nút  $j$ , thời gian đến  $j$  phải lớn hơn hoặc bằng thời gian khởi hành từ  $i$  cộng với thời gian di chuyển giữa  $i$  và  $j$ . Ràng buộc (3.42) đảm bảo rằng nếu máy bay không người lái di chuyển trực tiếp từ  $i$  đến  $j$  mà không quay về kho, thời gian đến  $j$  phải lớn hơn hoặc bằng thời gian khởi hành từ  $i$  cộng với thời gian bay của máy bay không người lái giữa  $i$  và  $j$ . Ràng buộc (3.43) xác nhận rằng nếu máy bay không người lái khởi hành từ nút  $i$  và quay về kho trước khi đi đến nút  $j$ , việc đến của máy bay tại  $j$  phải xảy ra sau thời gian khởi hành từ  $i$  cộng với tổng thời gian bay của máy bay từ  $i$  đến kho và từ kho đến  $j$ .

Các ràng buộc (3.44)-(3.47) đảm bảo rằng nếu máy bay không người lái chuyển kiện hàng cho xe tải tại nút  $i$ , có thời gian tiếp tế giữa việc đến và khởi hành của máy bay không người lái. Nếu xe tải giao kiện hàng cho  $j$  mà không có sự trợ giúp của máy bay không người lái, thời gian khởi hành từ kho phải sau thời điểm sẵn sàng của  $j$  được xác nhận bởi ràng buộc (3.48). Ràng buộc (3.49) chỉ ra rằng thời điểm gần nhất trước khi máy bay không người lái quay về kho tại nút 0 cũng là 0.

Các ràng buộc (3.50)-(3.51) xác định rằng thời điểm gần nhất tại nút  $j$  bằng với nút  $i$  trước đó nếu máy bay không người lái không quay về kho, và nếu có, thời điểm gần nhất tại  $j$  được xác định bởi chuyến bay quay về. Ràng buộc (3.52) yêu cầu rằng nếu máy bay không người lái tiếp tế kiện hàng của khách hàng  $j$ , thời gian khởi hành từ kho phải không sớm hơn thời điểm sẵn sàng của kiện hàng. Ràng buộc (3.53) bắt buộc rằng nếu xe tải  $k$  nhận kiện hàng của khách hàng  $j$  tại nút  $i$ , xe tải phải đến  $i$  trước  $j$ .

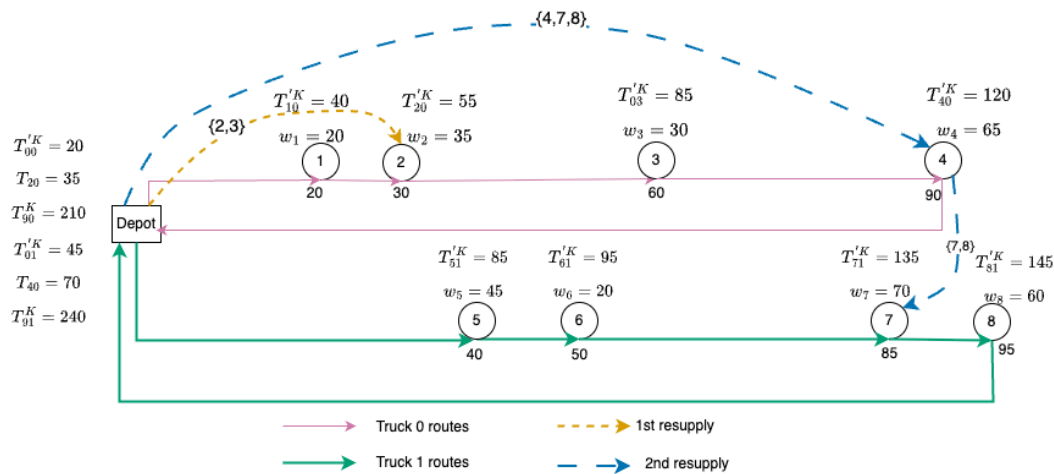
Ràng buộc (3.54) đảm bảo thời gian nghỉ của máy bay không người lái khi bắt đầu là 0. Các ràng buộc (3.55)-(3.58) xác định rằng tổng thời gian nghỉ tại nút  $j$  bằng thời gian nghỉ tại nút  $i$  trước đó cộng với bất kỳ thời gian nghỉ nào tại  $j$  (nếu máy bay không người lái không quay về), ngược lại, tổng thời gian nghỉ tại  $j$  được đặt lại và chỉ tính thời gian nghỉ tại  $j$ . Ràng buộc (3.59) đảm bảo thời gian bay tối đa cho máy bay không người lái.

Cuối cùng, các ràng buộc (3.60)-(3.61) xác định rằng thời gian hoàn thành của hệ thống phải lớn hơn hoặc bằng thời điểm cả xe tải và máy bay không người lái quay về kho.

### 3.3 Ví dụ minh họa

Để minh họa độ phức tạp của bài toán, hình 3.1 trình bày một giải pháp khả thi trong đó tám khách hàng được đặt trên hai con đường song song, nhưng không có cầu nối giữa hai con đường này. Hệ thống giao hàng bao gồm hai xe tải và một máy bay không người lái tiếp tế. Mỗi xe tải phục vụ các khách hàng nằm trên một tuyến đường. Hình chữ nhật đại diện cho kho hàng, và các vòng tròn đại diện cho khách hàng, thời điểm sẵn sàng, ký hiệu là  $w_i$  với  $i = 1 \dots 8$ , được hiển thị phía trên mỗi khách hàng, trong đó số này biểu thị thời gian tính bằng phút mà kiện hàng của mỗi khách hàng sẵn sàng để giao tại kho. Số bên dưới mỗi khách hàng biểu thị thời gian di chuyển từ kho đến khách hàng đó. Ví dụ, kiện hàng của khách hàng 2 sẵn sàng tại  $w_2 = 35$  phút, và thời gian di chuyển từ kho đến khách hàng 2 là 30 phút.

Các đường mảnh và đậm đại diện cho các chuyến đi của xe tải 0 và xe tải 1. Mặc dù kiện hàng 1 sẵn sàng để giao tại  $w_1 = 10$ , xe tải 0 rời khỏi kho tại  $T_{0,0}^{KB} = 20$  phút với kiện hàng 1. Trong hành trình của nó, kiện hàng 2 và 3 có sẵn tại kho tại thời điểm  $w_2 = 35$  và  $w_3 = 30$ . Máy bay không người lái rời khỏi kho tại phút  $T_{2,0} = 35$ , mang theo kiện hàng 2 và 3 (được chỉ ra bằng đường đứt nét). Máy bay đến khách hàng 2 cùng lúc với xe tải 0, tại phút 50. Sau khi dỡ hàng và phóng máy bay trở lại kho, mất  $\delta = 5$  phút, xe tải 0 di chuyển đến khách hàng 3, đến khách hàng 4 tại phút 115.



Hình 3.1: Ví dụ giải pháp khả thi



## CHƯƠNG 4. THUẬT TOÁN ĐỀ XUẤT

Chương này sẽ trình bày về thuật toán tìm kiếm Tabu thích ứng (Adaptive Tabu Search - ATS) được phát triển trong đồ án. Các bước của thuật toán, cách thức hoạt động, cũng như các kỹ thuật tối ưu hóa được áp dụng để cải thiện hiệu suất tính toán sẽ mô tả chi tiết.

### 4.1 Cấu trúc tổng quát

Cấu trúc tổng thể của thuật toán tìm kiếm Tabu thích ứng (Adaptive Tabu Search - ATS) được đề xuất được mô tả trong thuật toán 1. Thuật toán khởi tạo bằng việc xây dựng một lời giải khả thi ban đầu  $p$  thông qua một quá trình hai pha: đầu tiên sử dụng một heuristic tham lam để thiết lập các tuyến đường chỉ dành cho xe tải, sau đó là áp dụng các phương pháp tìm kiếm cục bộ cho hoạt động của phương tiện bay không người lái.

Phương pháp tìm kiếm tiếp tục thông qua một khung lặp phân cấp được tổ chức thành các phân đoạn, mỗi phân đoạn bao gồm nhiều vòng lặp tìm kiếm Tabu. Trong mỗi vòng lặp, thuật toán sử dụng cơ chế lựa chọn bánh xe roulette để chọn một cấu trúc lân cận dựa trên các chỉ số hiệu suất lịch sử, sau đó xác định lời giải không vi phạm điều kiện cấm (trạng thái Tabu) và có giá trị hàm mục tiêu tốt nhất  $p'$  trong cấu trúc lân cận đó (trừ khi lời giải thỏa mãn tiêu chí nguyện vọng - cải thiện lời giải tốt nhất hiện tại  $p_{best}$ ) (dòng 8-9). Lời giải ứng viên này được cải thiện thêm thông qua các thuật toán tìm kiếm cục bộ (dòng 10). Khi một lời giải cải thiện được giá trị hàm mục tiêu tốt nhất hiện tại được phát hiện,  $p_{best}$  được cập nhật tương ứng. Sau mỗi lần khám phá lân cận, thuật toán cập nhật điểm số của cấu trúc lân cận để xác định độ hiệu quả và tạo ra một vòng phản hồi ảnh hưởng đến xác suất lựa chọn cấu trúc lân cận trong vòng lặp tiếp theo (dòng 14).

Một phân đoạn sẽ kết thúc khi không có cải thiện nào trên  $p_{best}$  sau  $notImp$  vòng lặp liên tiếp. Khi đó, thuật toán tiến hành tái hiệu chỉnh trọng số của các cấu trúc lân cận dựa trên điểm số tích lũy của chúng, đồng thời đặt lại toàn bộ điểm số cấu trúc lân cận (dòng 16–17). Thuật toán tiếp tục khám phá các phân đoạn mới cho đến khi không còn cải thiện nào được ghi nhận trong vòng  $SEG$  phân đoạn liên tiếp (dòng 18). Nhằm tránh rơi vào cực trị địa phương, một chiến lược đa dạng hóa được tích hợp, được kích hoạt khi quá trình tìm kiếm bị đình trệ. Quá trình này chỉ dừng lại khi chiến lược đa dạng hóa không mang lại cải thiện trong  $DIV$  lần áp dụng liên tiếp (dòng 19–23). Chiến lược kết thúc đa cấp này cho phép cân bằng giữa khả năng khám phá không gian nghiệm và hiệu quả tính toán, đồng thời đảm bảo rằng thuật toán trả về lời giải tốt nhất thu được trong toàn bộ quá trình tìm

kiểm.

Trong các phần tiếp theo, các yếu tố chính của thuật toán Adaptive Tabu Search được mô tả chi tiết hơn.

---

**Algorithm 1** Thuật toán tìm kiếm tabu thích nghi

---

```

1: Khởi tạo lời giải ban đầu  $p$ 
2:  $p_{\text{best}} \leftarrow p$ 
3: Khởi tạo điểm số và trọng số cho các lân cận
4:  $STOP \leftarrow \text{FALSE}$ 
5: while not  $STOP$  do
6:   repeat
7:     repeat ▷ Bắt đầu một phân đoạn mới
8:       Chọn một lân cận bằng phương pháp vòng quay roulette
9:       Tìm lời giải tốt nhất  $p'$  trong lân cận được chọn của  $p$ 
10:       $p' \leftarrow \text{LocalSearch}(p')$ 
11:      if  $p'$  tốt hơn  $p_{\text{best}}$  then
12:         $p_{\text{best}} \leftarrow p'$ 
13:      end if
14:      Cập nhật điểm số của lân cận được chọn
15:    until  $p_{\text{best}}$  không cải thiện trong  $notImp$  lần lặp liên tiếp ▷ Kết thúc phân đoạn
16:    Cập nhật trọng số của các lân cận
17:    Đặt lại điểm số các lân cận
18:  until  $p_{\text{best}}$  không cải thiện trong  $SEG$  đoạn liên tiếp
19:  if  $p_{\text{best}}$  không cải thiện trong  $DIV$  lần đa dạng hóa liên tiếp then
20:     $STOP \leftarrow \text{TRUE}$ 
21:  else
22:    Áp dụng quá trình đa dạng hóa lên  $p$  và cập nhật  $p_{\text{best}}$  nếu cần
23:  end if
24: end while
25: return  $p_{\text{best}}$ 

```

---

## 4.2 Mã hóa lời giải

Phương pháp mã hóa lời giải áp dụng một cách biểu diễn chuyên biệt nhằm đảm bảo tất cả các lời giải đều thỏa mãn ràng buộc khả thi của bài toán VRP-MRDR. Cách mã hóa này định nghĩa rõ ràng trình tự phục vụ trong hành trình của mỗi phương tiện, đồng thời theo dõi chặt chẽ sự phối hợp giữa các hoạt động tiếp tế của xe tải và máy bay không người lái.

Cụ thể, cấu trúc mã hóa bao gồm hai thành phần chính:

1. **Tuyến đường xe tải (Truck Route):** Ghi nhận toàn bộ hành trình của từng xe tải, bao gồm các điểm phục vụ khách hàng và các điểm tiếp tế hàng cho máy bay không người lái.
2. **Hàng đợi máy bay không người lái (UAV Queue):** Mô tả trình tự các chuyến bay của UAV, với thông tin chi tiết về thứ tự các điểm gặp gỡ với xe tải và các kiện hàng được tiếp nhận trong từng nhiệm vụ.

Cách biểu diễn này giúp duy trì cấu trúc lời giải rõ ràng và thuận lợi cho việc đánh giá chất lượng cũng như áp dụng các phép biến đổi trong quá trình tối ưu hóa.

Cơ chế lập lịch trong thuật toán được thiết kế dựa trên nguyên tắc ưu tiên đơn giản nhằm đảm bảo hiệu quả hoạt động của hệ thống xe tải-máy bay không người lái, bất cứ khi nào một máy bay không người lái hoàn thành nhiệm vụ và sẵn sàng cho chuyến bay tiếp theo, trong khi hàng đợi UAV không rỗng, chuyến bay được xếp hàng đầu tiên sẽ được gán ngay lập tức cho máy bay không người lái đó.

### 4.3 Khởi tạo lời giải ban đầu

Bài toán VRP-MRDR yêu cầu xác định cách gán kiện hàng khách hàng cho xe tải hoặc UAV và xây dựng tuyến đường tương ứng sao cho tổng thời gian hoàn thành (makespan) của toàn hệ thống là tối thiểu. Để nhanh chóng tạo ra một lời giải khả thi (feasible solution) ban đầu, phương pháp đề xuất sử dụng một chiến lược heuristic gồm hai pha.

Tất cả các kiện hàng ban đầu được gán độc quyền cho xe tải nhằm đơn giản hóa quá trình khởi tạo. Các khách hàng được sắp xếp theo thứ tự tăng dần của thời điểm sẵn sàng kiện hàng ( $w_c$ ). Với  $|K|$  xe tải, xe tải  $k$  (với  $k = 1, \dots, |K|$ ) sẽ khởi tạo tuyến đường của mình bằng cách phục vụ khách hàng thứ  $k$  trong danh sách đã sắp xếp. Sau khi  $|K|$  khách hàng đầu tiên được phân bổ, các khách hàng còn lại sẽ được gán tuần tự vào các tuyến xe tải sao cho khoảng cách từ khách hàng đến tuyến đường hiện tại là ngắn nhất. Nhằm đảm bảo sự cân bằng trong phân phối tải giữa các xe, thuật toán hạn chế việc một tuyến đường nhận thêm khách hàng nếu nó đã được chọn trong ba vòng lặp gán liên tiếp.

**Pha 1 – Tối ưu hóa tuyến đường xe tải:** Sau khi khách hàng được phân bổ vào các xe tải, hệ thống xây dựng các tuyến đường xe tải ban đầu chỉ bao gồm các điểm giao hàng. Giả định rằng tại thời điểm khởi hành, mỗi xe tải đã có sẵn toàn bộ các kiện hàng cần thiết để phục vụ tuyến đường của mình. Quá trình lập lịch tuyến được điều chỉnh dựa trên phạm vi hoạt động của UAV nhằm giảm thời gian chờ tại các điểm đồng bộ. Cụ thể:

- Nếu xe tải được gán ít nhất một khách hàng nằm ngoài phạm vi hoạt động của UAV (tức thời gian bay khứ hồi từ kho hàng đến khách hàng vượt quá giới hạn bay  $L_d$ ), xe tải sẽ khởi hành tại thời điểm sẵn sàng muộn nhất trong số các khách hàng đó.
- Nếu tất cả khách hàng đều nằm trong phạm vi hoạt động của UAV, xe có thể khởi hành tại thời điểm 0.

Khi xe đến khách hàng  $c$  tại thời điểm  $t$ , nếu  $w_c > 0$  và  $c$  nằm trong phạm vi

hoạt động của UAV, xe sẽ phải chờ đến thời điểm  $\max\{t, w_c + \tau_{0D}^c\}$  để tiếp tục di chuyển, trong đó  $\tau_{0D}^c$  là thời gian UAV bay từ kho hàng đến  $c$ . Với các khách hàng có  $w_c = 0$  hoặc nằm ngoài vùng hoạt động của UAV, thời gian đến và đi là bằng nhau do giả định thời gian phục vụ bằng 0.

Dựa trên cách tính thời gian hoạt động mới này, một thuật toán Tabu Search được áp dụng với bốn loại cấu trúc lân cận như mô tả ở phần 4.4. Ở mỗi vòng lặp, một cấu trúc lân cận được chọn ngẫu nhiên và thuật toán được giới hạn trong  $|C|$  vòng lặp nhằm đảm bảo mỗi khách hàng có cơ hội thay đổi vị trí ít nhất một lần, đồng thời duy trì thời gian tính toán ở mức hợp lý.

**Pha 2 – Tối ưu hóa việc phối hợp UAV:** Từ lời giải tuyến xe tải thu được trong Pha 1, một quy trình tìm kiếm cục bộ được áp dụng để tối ưu hóa khả năng tiếp tế bằng UAV. Mục tiêu là xây dựng các chuyến bay của UAV nhằm thay thế việc xe tải vận chuyển các kiện hàng chưa sẵn sàng, nếu việc này giúp giảm tổng thời gian hoàn tất hệ thống (*makespan*).

Tìm kiếm cục bộ này sử dụng ba toán tử chính:

- **Di chuyển điểm tiếp tế**
- **Di chuyển kiện hàng**
- **Điều chỉnh chuyến bay UAV**

Chi tiết về các toán tử và quy trình triển khai được trình bày tại phần 4.7.

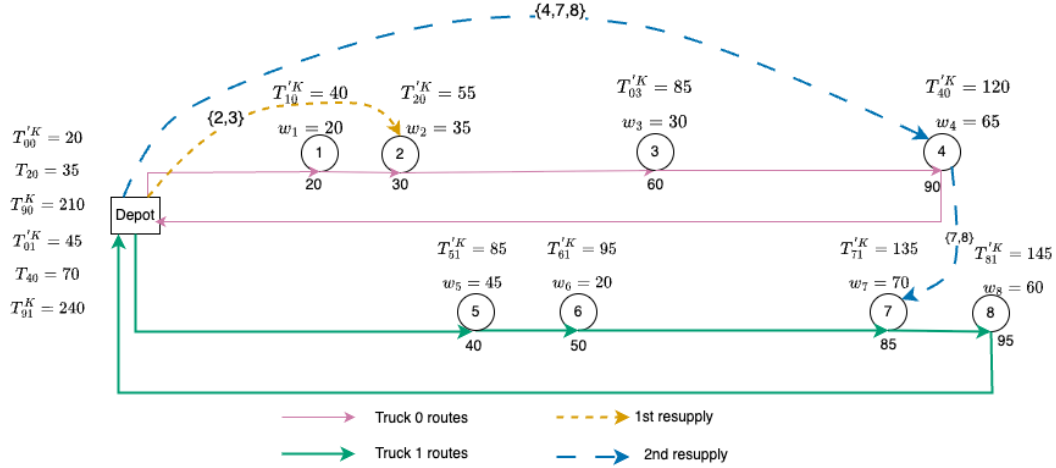
Việc chỉ áp dụng phương pháp tính thời gian hoạt động xe tải đặc thù trong Pha 1 mang lại lợi thế tính toán cho Pha 2, do các lời giải khởi tạo đã phản ánh phần nào đặc điểm cấu trúc tối ưu. Điều này cho phép thuật toán hội tụ nhanh hơn tới các lời giải chất lượng cao mà vẫn đảm bảo ràng buộc thời gian sẵn sàng kiện hàng và hiệu quả phối hợp giữa các phương tiện.

#### 4.4 Các phép biến đổi cấu trúc lời giải lân cận

Trong thuật toán đề xuất, các phép biến đổi lân cận chủ yếu tác động lên tuyến đường của xe tải, trong khi các điều chỉnh liên quan đến UAV được thực hiện dựa trên những thay đổi này. Tập các phép lân cận  $\mathcal{N}$  bao gồm bốn loại thao tác, nhằm khám phá các phương án phân phối hàng hóa và sắp xếp tuyến đường xe tải hiệu quả hơn:

- **(1, 0) move:** Di chuyển một khách hàng tới vị trí liền sau một khách hàng khác trong cùng hoặc khác tuyến đường xe tải.
- **(1, 1) move:** Hoán đổi vị trí của hai khách hàng trong cùng hoặc khác tuyến đường xe tải.

- **2-opt move:** Với hai khách hàng trong cùng tuyến đường xe tải, cắt hai cung liên quan và nối lại để đảo chiều đoạn giữa. Với hai khách hàng ở hai tuyến khác nhau, hoán đổi phần còn lại của tuyến sau các khách hàng này mà vẫn giữ nguyên thứ tự.
- **(2, 1) move:** Di chuyển hai khách hàng liên tiếp trong một tuyến đường xe tải và hoán đổi với một khách hàng khác.



Hình 4.1: Ví dụ giải pháp khả thi

Mỗi khi khách hàng được di chuyển, việc tái phân phối các kiện hàng bị ảnh hưởng là cần thiết để đảm bảo tính khả thi của lời giải. Ví dụ trong hình 4.1, nếu khách hàng 3 ban đầu không phải là điểm tiếp hàng, nhưng được di chuyển tới trước khách hàng 2, kiện hàng của khách 3 không thể tiếp tục được UAV tiếp tế tại điểm của khách hàng 2. Do đó, cần xác định một điểm tiếp hàng mới hoặc buộc kiện hàng này phải được chất lên trực tiếp tại kho.

Tương tự, nếu khách hàng 2 được di chuyển sau khách hàng 3, điểm tiếp hàng tại vị trí ban đầu của khách 2 trở nên không còn hợp lệ, và các kiện hàng cần được tái phân phối. Nếu khách hàng 2 được chuyển sang tuyến của xe tải khác, thì kiện hàng của khách 2 phải chuyển sang tuyến mới, trong khi kiện hàng của khách 3 vẫn thuộc tuyến cũ nhưng cần một chiến lược tiếp tế mới.

Để duy trì tính khả thi, quá trình tái phân phối kiện hàng sau mỗi thao tác lân cận tuân theo quy trình ba bước, áp dụng lần lượt cho từng khách hàng theo thứ tự phục vụ:

- **Phân phối trực tiếp từ kho:** kiện hàng được ưu tiên chất trực tiếp lên xe tải phục vụ khách hàng  $c$ , nếu thời gian sẵn sàng  $w_c$  không vượt quá thời điểm sẵn sàng muộn nhất của các kiện hàng hiện có trên xe tại kho.
- **Sử dụng chuyển hàng hiện có:** Nếu không thể chất trực tiếp, hệ thống có

gắng sử dụng một điểm đồng bộ đã tồn tại trên tuyến xe để UAV tiếp tế trước khi xe tới khách hàng  $c$ . Điều kiện là UAV không vượt quá trọng tải và không thay đổi thời gian xuất phát.

- **Tạo tuyến giao hàng mới:** Nếu hai phương án trên không khả thi, hệ thống sẽ thiết lập một tuyến giao hàng bằng UAV mới để tiếp tế tại điểm phù hợp nhất (trước hoặc ngay tại khách hàng  $c$ ), sao cho độ chênh lệch giữa thời gian bay của máy bay không người lái và thời điểm xe tải đến điểm tiếp tế (trước khi thay đổi lời giải) là nhỏ nhất.

Chiến lược phân phối này được thiết kế nhằm tối thiểu hóa sự thay đổi của lịch trình, tối ưu thời gian đồng bộ giữa xe và UAV, đồng thời hạn chế chi phí tính toán phát sinh từ việc điều chỉnh tuyến đường xe tải.

#### 4.5 Chiến lược lựa chọn phép biến đổi lân cận

Như đã đề cập ở phần 4.1, thuật toán tìm kiếm được phân chia thành các phân đoạn, trong đó mỗi phân đoạn, thuật toán tìm kiếm tabu thực hiện cho đến khi lời giải tốt nhất hiện tại không có cải thiện trong  $notImp$  lần lặp liên tiếp. Tại mỗi bước lặp của thuật toán tìm kiếm tabu, một cấu trúc lân cận được chọn từ tập hợp có sẵn  $\mathcal{N}$  dựa trên hiệu suất lịch sử của nó.

Do đó, mỗi lân cận  $i$  được đặc trưng bởi hai tham số: một điểm số  $\theta_i$  và một trọng số  $\pi_i$ . Các điểm số được khởi tạo bằng không ở đầu mỗi phân đoạn và được cập nhật động trong suốt các lần lặp tìm kiếm tabu để phản ánh hiệu quả lân cận. Cụ thể, khi lân cận  $i$  được sử dụng tại lần lặp  $t$  cho trước để tạo ra một lời giải mới  $p'$ , điểm số của nó tại lần lặp  $t + 1$  trở thành:

$$\theta_i = \theta_i + \begin{cases} \gamma_1 & \text{nếu } p' \text{ tốt hơn lời giải tốt nhất hiện tại } p_{best}; \\ \gamma_2 & \text{nếu } p' \text{ tốt hơn lời giải hiện tại}; \\ \gamma_3 & \text{trường hợp khác.} \end{cases}$$

trong đó  $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$  là các tham số do người dùng định nghĩa,  $\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \gamma_3 \geq 0$ . Khi một phân đoạn  $s$  được hoàn thành, trọng số cho mỗi lân cận  $i$  được cập nhật cho phân đoạn tiếp theo  $s + 1$  theo công thức:

$$\pi_i = \begin{cases} \pi_i & \text{nếu } \Gamma_i = 0; \\ (1 - \gamma_4)\pi_i + \gamma_4 \frac{\theta_i}{\Gamma_i} & \text{nếu } \Gamma_i \neq 0. \end{cases}$$

trong đó  $\Gamma_i$  là số lần lân cận  $i$  được sử dụng trong phân đoạn  $s$ ,  $\theta_i$  là điểm số

của lân cận  $i$  ở cuối phân đoạn  $s$ . Hệ số phản ứng,  $\gamma_4 \in [0, 1]$ , kiểm soát tốc độ điều chỉnh trọng số phản ứng với các thay đổi trong hiệu quả của các lân cận.

Tại thời điểm khởi tạo, các lân cận được gán trọng số bằng nhau là  $1/|\mathcal{N}|$ , trong đó  $|\mathcal{N}|$  biểu thị tổng số lân cận. Lựa chọn lân cận trong các lần lặp tìm kiếm tabu sử dụng cơ chế bánh xe roulette, trong đó xác suất chọn lân cận  $i$  tỷ lệ thuận với  $\frac{\pi_i}{\sum_j \pi_j}$ .

#### 4.6 Danh sách cấm (Tabu List) và thời lượng cấm

Các danh sách cấm riêng biệt được triển khai cho mỗi phép biến đổi lân cận. Các phần tử của một lời giải được tạo ra bởi một di chuyển được gán trạng thái tabu (trạng thái cấm) như sau:

- **(1, 0) move:** khách hàng  $c$  vừa được di chuyển, không thể được di chuyển bởi một di chuyển (1, 0) khác trong khi nó ở trạng thái tabu.
- **(1, 1) move:** khách hàng  $c$  và  $c'$  vừa được hoán đổi không thể được hoán đổi lại trong khi chúng ở trạng thái tabu.
- **2-opt:** một di chuyển 2-opt được áp dụng cho khách hàng  $c$  và  $c'$  không thể được áp dụng lại cho cùng các khách hàng trong khi tabu.
- **(2, 1) move:** một di chuyển (2,1) được áp dụng cho khách hàng  $c$ ,  $c'$  và  $c''$  không thể được áp dụng lại cho cùng các khách hàng trong khi tabu.

Một trạng thái tabu được gán cho mỗi phần tử danh sách tabu trong  $\theta$  lần lặp. Nói chung, trạng thái tabu của một phép biến đổi duy trì như vậy trong một số lần lặp tỷ lệ thuận với số vòng lặp có thể. Do đó,  $\theta$  được chọn ngẫu nhiên từ khoảng  $[2 \cdot \ln |C|, |C|]$ .

#### 4.7 Tìm kiếm cục bộ

Trong mô hình VRP-MRDR, các yêu cầu đồng bộ hóa giữa máy bay không người lái (UAV) và xe tải tại các điểm tiếp tế tạo ra sự phụ thuộc chặt chẽ trong lập lịch hoạt động. Sự điều chỉnh trên tuyến đường của một phương tiện có thể tác động trực tiếp đến tiến độ hoạt động của phương tiện còn lại, và ảnh hưởng đến thời gian hoàn thành toàn hệ thống — mục tiêu tối ưu hóa chính.

Để cải thiện lời giải, thuật toán triển khai một quy trình *tìm kiếm cục bộ đa lân cận*, với ba toán tử được thiết kế chuyên biệt nhằm tái cấu trúc chuyến bay UAV và phân phối lại kiện hàng, từ đó giảm thời gian chờ tại các điểm tiếp tế. Cụ thể:

- **Di chuyển điểm tiếp tế:** Mỗi điểm tiếp tế trong một chuyến bay UAV  $i$  có thể được chuyển sang tuyến UAV  $j$  khác. Vị trí mới được chọn sao cho giảm thiểu tổng thời gian di chuyển trên tuyến đường  $j$ . Để đảm bảo tính khả thi và giảm

thời gian tính toán, phép biến đổi này chỉ được thực hiện nếu thời gian phát hành trễ nhất của các kiện hàng được tiếp tế tại điểm di chuyển không vượt quá thời gian trễ nhất của các kiện hàng trong chuyến bay đích  $j$ . Lân cận này nhằm tăng mức độ sử dụng UAV để cải thiện lời giải.

- **Di chuyển kiện hàng:** Với mỗi xe tải  $k \in K$ , các kiện hàng được tải tại kho hoặc tại các điểm tiếp tế có thể được di chuyển đến các vị trí khả thi khác trên tuyến đường xe tải  $k$ . Hai trường hợp được xem xét: (1) Nếu điểm đích là một điểm tiếp tế đã tồn tại, các kiện hàng được hợp nhất tại đó, với điều kiện UAV còn đủ khả năng tải. (2) Nếu chưa có điểm tiếp tế phù hợp, một tuyến UAV mới sẽ được thiết lập để hỗ trợ việc giao hàng đến điểm đích mong muốn.
- **Điều chỉnh chuyến bay UAV:** Mỗi chuyến bay UAV  $d \in D$  có thể được di chuyển đến một vị trí khác trong hàng đợi UAV, nhằm tái sắp xếp thứ tự thực thi các chuyến bay sao cho phù hợp hơn với thứ tự giao hàng của xe tải.

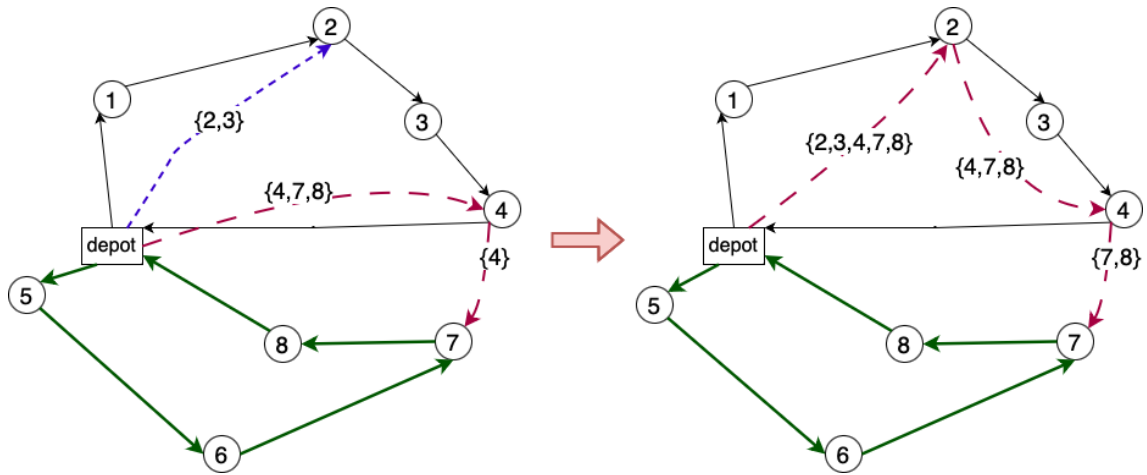
Chiến lược cập nhật lời giải thực hiện lần lượt cả ba toán tử nêu trên, áp dụng trên toàn bộ các tuyến UAV và xe tải. Với mỗi toán tử, tìm kiếm sẽ dừng lại ngay khi phát hiện cải thiện đầu tiên (first-improvement). Trong mỗi vòng lặp, lời giải được cập nhật theo cải thiện tốt nhất trong ba lân cận. Quá trình lặp tiếp tục cho đến khi không còn cải thiện nào khác.

Tất cả lời giải sinh ra phải tuân thủ các ràng buộc của UAV, bao gồm giới hạn thời gian bay và tải trọng. Để tránh sinh ra các lời giải vi phạm nguyên tắc vận hành hệ thống, ba quy tắc thứ tự quan trọng sau được áp dụng:

- **Quy tắc 1 – Tránh UAV gặp xe tải nhiều lần:** Xét hai chuyến bay UAV  $a$  và  $b$  đều thực hiện tiếp tế cho xe tải  $k$  tại các vị trí  $i$  và  $j$  tương ứng. Việc di chuyển điểm tiếp tế  $i$  từ  $a$  sang  $b$  không được phép nếu dẫn đến việc UAV  $b$  phải gặp xe tải  $k$  tại hai điểm khác nhau. Điều này làm vi phạm mô hình hoạt động nhất quán của UAV.

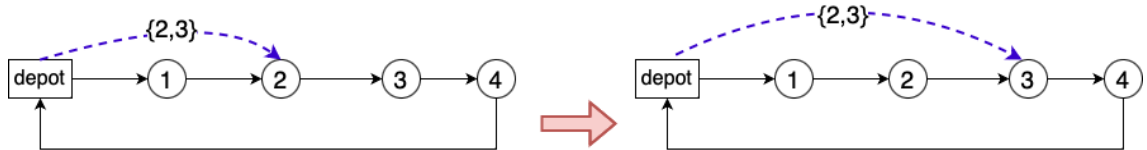
Hình 4.2 minh họa một ví dụ cụ thể cho Quy tắc 1. Trong kịch bản này, chuyến bay UAV đầu tiên được triển khai đến khách hàng 2, trong khi chuyến bay UAV thứ hai phục vụ khách hàng 4 và tiếp tục đến khách hàng 7. Giả sử rằng điểm tiếp tế tại khách hàng 4 được chuyển sang cho chuyến bay UAV đầu tiên, thì chuyến bay này sẽ phải tương tác với xe tải tại hai vị trí khác nhau. Điều này không cần thiết, bởi toàn bộ hàng hóa mà UAV mang theo đã có thể được tiếp tế hoàn toàn trong lần gặp xe tải tại khách hàng 2. Việc vi phạm quy tắc này dẫn đến sự dư thừa trong quá trình tiếp tế, làm giảm hiệu quả vận hành và tăng độ phức tạp trong việc đồng bộ giữa UAV và xe tải.





**Hình 4.2:** Trường hợp vi phạm: UAV gặp xe tải nhiều hơn một lần

- **Quy tắc 2 – Tiếp tế phải diễn ra trước khi giao hàng:** Với một điểm tiếp tế  $j$  trên tuyến xe tải  $k$ , nếu các kiện hàng trong tập  $P_u$  được tiếp nhận tại  $j$ , thì  $j$  phải nằm trước tất cả các điểm khách hàng  $i$  mà kiện hàng thuộc về  $P_u$  trên tuyến của xe tải  $k$ . Điều này đảm bảo hàng hóa đã sẵn sàng trước khi xe tải đến khách hàng.

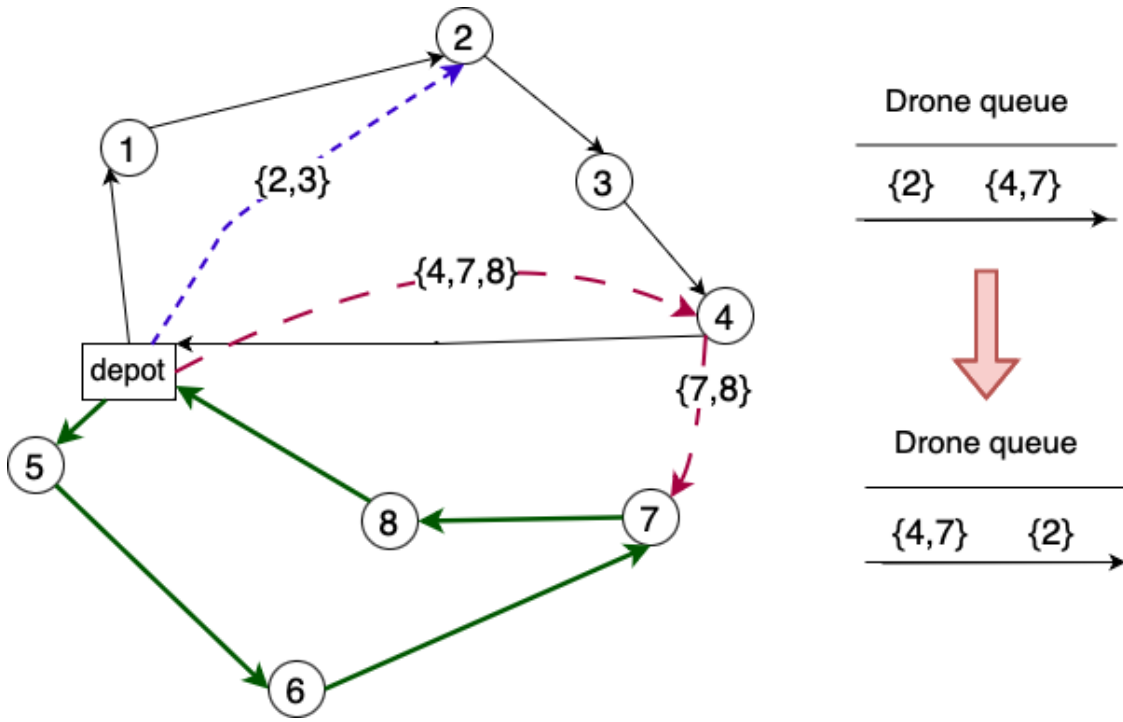


**Hình 4.3:** Trường hợp vi phạm: tiếp tế sau khi xe tải đã phục vụ xong khách hàng

Hình 4.3 trình bày một ví dụ minh họa cho Quy tắc 2. Trong cấu hình ban đầu, chuyến bay UAV được thiết kế để nhận tiếp tế cho các kiện hàng của khách hàng 2 và 3 tại vị trí của khách hàng 2. Tuy nhiên, sau khi thực hiện biến đổi lời giải, kiện hàng dành cho khách hàng 2 lại bị giao tại vị trí của khách hàng 3. Điều này dẫn đến một mâu thuẫn trong quá trình phối hợp: xe tải đã hoàn tất phục vụ khách hàng 2 và không quay lại vị trí đó, trong khi UAV lại cần tương tác với xe tải tại điểm vốn đã được bỏ qua. Hậu quả là gây ra hiện tượng chờ vô hạn trong quá trình đồng bộ giữa UAV và xe tải, làm gián đoạn chuỗi vận hành và vi phạm tính khả thi của lộ trình đề xuất.

- **Quy tắc 3 – Thứ tự chuyến bay phải phù hợp với thứ tự giao hàng:** Giả sử hai chuyến UAV  $a$  và  $b$  thực hiện tiếp tế lần lượt cho khách hàng  $cus_1$  và  $cus_2$ , và cả hai khách hàng thuộc cùng một tuyến xe tải. Nếu  $cus_1$  xuất hiện trước  $cus_2$  trong hành trình xe tải, thì  $a$  phải xuất hiện trước  $b$  trong hàng đợi UAV. Điều này đảm bảo tính đồng bộ trong hoạt động phối hợp.

Hình 4.4 minh họa vi phạm Quy tắc 3 thông qua một tình huống cụ thể. Trong



**Hình 4.4:** Trường hợp vi phạm: sắp xếp thứ tự chuyến bay của UAV không đảm bảo tiến trình phục vụ tuần tự giữa UAV và xe tải

cấu hình ban đầu, chuyến bay UAV đầu tiên thực hiện tiếp tế tại khách hàng 2, trong khi chuyến bay UAV thứ hai tiếp tế tại khách hàng 4 và tiếp tục đến khách hàng 7. Tuy nhiên, sau khi thay đổi thứ tự thực hiện các chuyến bay UAV, chuyến bay đến khách hàng 4 lại được ưu tiên thực hiện trước, còn chuyến bay đến khách hàng 2 được thực hiện sau. Trong khi đó, xe tải tuân thủ lộ trình ban đầu, phục vụ khách hàng 2 trước khách hàng 4. Sự mất đồng bộ này dẫn đến vi phạm về trình tự phục vụ giữa UAV và xe tải, gây ảnh hưởng đến tính nhất quán và khả thi của toàn bộ lộ trình phối hợp.

#### 4.8 Đa dạng hóa

Để giảm thiểu rủi ro thuật toán bị mắc kẹt trong các cực trị địa phương, một pha đa dạng hóa được giới thiệu trong thuật toán. Pha này được kích hoạt sau *SEG* phân đoạn liên tiếp mà không tìm thấy lời giải tốt hơn lời giải tốt nhất hiện tại tại  $p_{best}$ . Chiến lược đa dạng hóa sử dụng một cơ chế nhiễu loạn dựa trên đảo ngược dãy con trong mỗi tuyến đường xe tải của lời giải hiện tại tại  $p$ . Cụ thể, đối với mỗi tuyến đường xe tải, thuật toán chọn ngẫu nhiên một số nguyên  $r$  trong phạm vi  $[2, \lfloor x/2 \rfloor]$ , trong đó  $x$  là số khách hàng được phục vụ bởi xe tải đó. Sau đó, xây dựng tập hợp tất cả các dãy con trong tuyến đường xe tải có độ dài từ  $r$  đến  $\lfloor x/2 \rfloor$ , áp dụng một phép toán đảo ngược cho mỗi dãy con. Các phép toán này tạo ra một tập hợp các lời giải ứng viên, từ đó thuật toán giữ lại lời giải mang lại lời giải khả thi tốt nhất.

Cơ chế đảo ngược này tạo ra sự cân bằng giữa việc duy trì các đặc điểm cấu trúc

tốt của các tuyến đường hiện có trong khi thực hiện đủ thay đổi để thoát khỏi các cực trị địa phương, hướng không gian tìm kiếm về phía các vùng chưa được khám phá của không gian lời giải mà không làm gián đoạn quá mức các trình tự khách hàng đã được thiết lập.

## CHƯƠNG 5. ĐÁNH GIÁ THỰC NGHIỆM

Chương này sẽ đánh giá hiệu suất của mô hình toán học (MILP) và thuật toán Tìm kiếm Tabu thích ứng được đề xuất, cả hai đều được triển khai bằng ngôn ngữ lập trình Python. Tất cả các thực nghiệm được thực hiện sử dụng GitHub Actions workflows trên các runner được GitHub cung cấp với môi trường Ubuntu-latest. Cấu hình máy ảo như sau: 4 CPU, 16 GB RAM, 14 GB SSD, kiến trúc x86\_64, hệ điều hành Ubuntu 24.04.1 LTS, phiên bản kernel 6.8.0-1017-azure, phiên bản image 20250105.1.0, và phiên bản System 255.4-1ubuntu8.4. CPLEX 22.1.0 được sử dụng để giải mô hình MILP.

### 5.1 Bộ dữ liệu thực nghiệm và định nghĩa tham số

Bộ dữ liệu thực nghiệm được sử dụng trong nghiên cứu này được xây dựng bằng cách tích hợp các yếu tố từ Archetti và đồng nghiệp [18] và Pina-Pardo và đồng nghiệp [7], [9], được mô tả chi tiết như sau:

- **Dữ liệu vị trí khách hàng và thời gian phát hành:** Được lấy từ bộ dữ liệu do Archetti và đồng nghiệp [18] đề xuất, nghiên cứu bài toán Người bán hàng du lịch với thời gian phát hành, không sử dụng máy bay không người lái. bộ dữ liệu này bao gồm các bộ dữ liệu với số lượng khách hàng từ 10 đến 100. Đối với mỗi bộ dữ liệu, vị trí khách hàng được trích xuất từ  $n + 1$  nút đầu tiên của các bộ dữ liệu chuẩn Solomon (C101, C201, R101, RC101), với nút đầu tiên đại diện cho kho hàng. Thời gian phát hành của mỗi khách hàng được lấy mẫu độc lập từ phân phối đều trên khoảng  $[0, \beta \times d_{TSP}]$ , trong đó  $d_{TSP}$  biểu thị độ dài tour tối ưu cho bộ dữ liệu TSP, và  $\beta \in \{0.5, 1, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$ .
- **Cấu hình tham số phương tiện:** Tuân theo cấu hình của Pina-Pardo và đồng nghiệp [7]. Khoảng cách di chuyển của xe tải được tính bằng metric khoảng cách Manhattan, giả định tốc độ di chuyển không đổi là 30 km/h. Khoảng cách bay của máy bay không người lái được tính bằng metric Euclidean, với tốc độ bay cố định là 60 km/h. máy bay không người lái chịu các ràng buộc vận hành bao gồm thời gian bay tối đa 90 phút và khả năng tải trọng được chọn từ tập rời rạc  $\{2, 4, 8\}$  đơn vị. Ngoài ra, thời gian phục vụ cố định  $\delta = 5$  phút được yêu cầu để xe tải thực hiện trình tự xử lý máy bay không người lái hoàn chỉnh: thu hồi, dỡ hàng và triển khai lại. Số lượng xe tải và máy bay không người lái sử dụng trong mỗi bộ dữ liệu thay đổi theo số lượng khách hàng: các bộ dữ liệu với  $\{10, 15, 20\}$  khách hàng sử dụng cấu hình (1 xe tải, 1 máy bay không người lái), các bộ dữ liệu với  $\{30, 50\}$  khách hàng sử dụng (2 xe tải, 2 máy bay không người lái), và các bộ dữ liệu với 100 khách hàng được phục vụ bởi (3

xe tải, 3 máy bay không người lái).

Trong khi các nghiên cứu của Pina-Pardo và đồng nghiệp [7], [9] giả định rằng tất cả trọng lượng đơn hàng của khách hàng đều bằng một, bộ dữ liệu được mở rộng để biểu diễn tốt hơn các điều kiện giao hàng thực tế bằng cách đưa vào trọng lượng đơn hàng không đồng nhất. Cụ thể, mỗi khách hàng  $i \in C$  được gán ngẫu nhiên một khối lượng kiện hàng  $a_i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ . Máy bay không người lái chỉ được phép phục vụ những khách hàng có khối lượng kiện hàng không vượt quá khả năng tải trọng của máy bay không người lái, do đó mô hình hóa các ràng buộc thực tế về việc sử dụng máy bay không người lái.

Để đánh giá hiệu quả của thuật toán đề xuất, một tập hợp gồm 432 bộ dữ liệu thử nghiệm đã được xây dựng. Cụ thể, đối với mỗi trong bốn bộ dữ liệu chuẩn (C101, C201, R101, RC101), tổng cộng 36 cấu hình được sinh ra bằng cách kết hợp sáu kích thước tập khách hàng  $\{10, 15, 20, 30, 50, 100\}$  với sáu giá trị của hệ số  $\beta \in \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$ , dẫn đến 144 bộ dữ liệu cơ bản. Mỗi tập này tiếp tục được mở rộng thành ba biến thể tương ứng với ba mức tải trọng UAV  $\{2, 4, 8\}$  đơn vị, do đó tổng cộng số bộ dữ liệu thực nghiệm cho bài toán là 432 bộ dữ liệu.

## 5.2 Thiết kế thuật toán và hiệu chỉnh

Phần này trình bày khung thực nghiệm được thiết lập nhằm hiệu chỉnh các tham số thuật toán và đánh giá hiệu quả của từng thành phần trong phương pháp đề xuất. Các thực nghiệm được tiến hành trên 72 bộ dữ liệu được chọn, đặc trưng bởi tải trọng UAV cố định là 4 đơn vị và ba giá trị của tham số  $\beta \in \{0.5, 2, 3\}$ . Mỗi cấu hình được chạy 10 lần nhằm đảm bảo độ tin cậy thống kê và tính ổn định của kết quả. Các kết quả được phân loại theo bốn bộ dữ liệu chuẩn (C101, C201, R101 và RC101), trong đó mỗi tập gồm 18 bộ dữ liệu.

### 5.2.1 Hiệu chỉnh xác suất lựa chọn lân cận và điều kiện dừng

Thực nghiệm này đánh giá hiệu suất của thuật toán Tìm kiếm Tabu thích ứng được cấu hình với số phân đoạn (SEG) là 10, không sử dụng chiến lược heuristic hai pha trong việc khởi tạo lời giải ban đầu và cơ chế đa dạng hóa. Mục tiêu chính của thực nghiệm này là hiệu chỉnh hai thành phần quan trọng của thuật toán: (1) xác suất lựa chọn lân cận, được điều chỉnh bởi tổ hợp tham số  $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4)$ , và (2) điều kiện dừng cho mỗi phân đoạn. Thuật toán xem xét hai chiến lược dừng: chiến lược đầu tiên kết thúc một phân đoạn sau  $\eta \cdot \frac{|C|}{\log(|C|)}$  lần lặp mà không cải thiện lời giải tốt nhất hiện tại tại  $p_{best}$ , trong khi chiến lược thứ hai áp dụng giới hạn lần lặp cố định, kết thúc mỗi phân đoạn sau một số lần lặp được định trước, ký hiệu là LOOP. Kết quả của các thực nghiệm được tóm tắt trong bảng 5.1, báo cáo các giá trị hàm mục tiêu trung bình (cột Avg) và thời gian tính toán trung bình tính bằng giây (cột

Thời gian (s)) trên 10 lần chạy độc lập cho mỗi cấu hình.

**Bảng 5.1:** So sánh hiệu suất giữa các tổ hợp  $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4)$  và các điều kiện dừng

$\gamma_4$	$[\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3]$	Chiến lược 1: Không cải thiện $p_{best}$						Chiến lược 2: Lặp cố định					
		$\eta = 0.5$		$\eta = 1$		$\eta = 2$		LOOP = 60		LOOP = 80		LOOP = 100	
		Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)
0.3	[0.3, 0.2, 0.1]	914.40	3571	904.23	5378	900.56	8361	907.98	6725	907.73	7407	904.30	8984
0.3	[0.5, 0.3, 0.1]	912.77	3563	905.76	5256	<b>897.47</b>	8227	908.36	6444	906.06	7686	903.08	8909
0.6	[0.3, 0.2, 0.1]	913.89	3555	901.77	5585	898.40	8948	905.46	6516	905.25	7873	904.03	9000
0.6	[0.5, 0.3, 0.1]	913.36	3596	902.21	5466	899.49	8616	906.34	6541	904.68	7728	904.15	9011

Nhìn chung, chiến lược dừng đầu tiên vượt trội hơn chiến lược thứ hai—dựa trên số lần lặp cố định—về cả chất lượng lời giải và hiệu quả tính toán. Cụ thể, khi so sánh chiến lược đầu tiên với  $\eta = 2$  với phương pháp lần lặp cố định với LOOP = 100, chiến lược trước hoạt động tốt hơn trên mọi bộ dữ liệu, đạt được giá trị hàm mục tiêu thấp hơn khoảng 0.62% trung bình đồng thời cũng giảm thời gian tính toán khoảng 8.29%. Ngược lại, việc giảm giới hạn lần lặp xuống LOOP = 60 mang lại sự giảm đáng kể hơn về thời gian tính toán—khoảng 21.66% so với chiến lược đầu tiên với  $\eta = 2$ , nhưng điều này đi kèm với việc giảm chất lượng lời giải, với giá trị hàm mục tiêu xấu đi khoảng 1.21%.

Trong tất cả các cấu hình được thử nghiệm sử dụng chiến lược dừng đầu tiên, thiết lập với  $\eta = 2$  liên tục cho ra các lời giải chất lượng cao nhất, với giá trị hàm mục tiêu từ 897.47 đến 900.56. So với các cấu hình với  $\eta = 0.5$ , việc cải thiện giá trị hàm mục tiêu từ 1.54% đến 1.73%, tùy thuộc vào các giá trị cụ thể của  $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4)$ . Tuy nhiên, sự cải thiện này đi kèm với sự gia tăng đáng kể về thời gian tính toán, với mức tăng trung bình khoảng 139%.

Nếu thời gian tính toán là một ràng buộc quan trọng, cấu hình  $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4) = (0.5, 0.3, 0.1, 0.3)$  kết hợp với  $\eta = 1$  cung cấp một sự cân bằng hợp lý, đạt được chất lượng lời giải trong phạm vi 0.92% so với kết quả tốt nhất trong khi giảm thời gian tính toán khoảng 56.53%. Tuy nhiên, với mục đích đạt được chất lượng lời giải tốt nhất có thể, cấu hình  $(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4) = (0.5, 0.3, 0.1, 0.3)$  kết hợp với chiến lược dừng đầu tiên tại  $\eta = 2$  đạt được giá trị hàm mục tiêu tốt nhất (897.47), và do đó được chọn để sử dụng trong các thực nghiệm tiếp theo.

### 5.2.2 Phương pháp heuristic hai pha trong việc khởi tạo lời giải ban đầu

Phần này đánh giá lợi ích của việc tích hợp phương pháp heuristic hai pha khi khởi tạo lời giải ban đầu. Bảng 5.2 trình bày so sánh hiệu suất giữa thuật toán Tìm kiếm Tabu thích ứng có và không có sự kết hợp của phương pháp heuristic hai pha, dựa trên 10 lần chạy cho mỗi bộ dữ liệu. Kết quả được báo cáo theo giá trị hàm mục tiêu trung bình (cột Avg), thời gian tính toán trung bình tính bằng giây (cột

Thời gian), và các khoảng cách trung bình tương ứng về giá trị hàm mục tiêu cũng như thời gian tính toán (cột Chênh lệch Avg - GAP (%) và Chênh lệch Thời gian - Thời gian's GAP (%)), được tính so với việc không sử dụng phương pháp heuristic hai pha.

**Bảng 5.2:** So sánh hiệu suất giữa có và không có phương pháp heuristic hai pha

bộ dữ liệu	Không có phương pháp heuristic hai pha		Có phương pháp heuristic hai pha			
	Avg	Thời gian (s)	Avg	GAP (%)	Thời gian (s)	Thời gian's GAP (%)
C101	646.54	8050.28	633.36	-2.04	7872.24	-2.21
C201	837.46	7851.46	825.67	-1.41	8529.45	8.64
R101	1085.35	8430.25	1075.81	-0.88	8497.58	0.80
RC101	1020.53	8576.35	1015.00	-0.54	8303.63	-3.18
<b>TRUNG BÌNH</b>	<b>897.47</b>	<b>8227.09</b>	<b>887.46</b>	<b>-1.22</b>	<b>8300.73</b>	<b>1.01</b>

Kết quả thực nghiệm trong Bảng 5.2 cho thấy sự cải thiện nhất quán về giá trị hàm mục tiêu khi áp dụng phương pháp heuristic hai pha. Cụ thể, tất cả các bộ dữ liệu đều ghi nhận khoảng cách giá trị hàm mục tiêu âm, dao động từ 0.54% đến 2.04%, với mức cải thiện trung bình đạt 1.22%. Mặc dù phương pháp heuristic hai pha dẫn đến giảm thời gian tính toán trong một số bộ dữ liệu nhất định—chẳng hạn như C101 và RC101 với mức giảm lần lượt là 2.21% và 3.18%, nhưng nó cũng làm tăng thời gian chạy ở những bộ dữ liệu khác, bao gồm C201 (8.64%) và R101 (0.80%). Trung bình thời gian thực hiện thuật toán khi sử dụng phương pháp heuristic hai pha tăng 1.01% so với việc không sử dụng. Sự cải thiện chất lượng lời giải trên tất cả các bộ dữ liệu, đồng thời kéo theo một mức gia tăng nhẹ về thời gian khi thực hiện thuật toán, nhấn mạnh hiệu quả của phương pháp heuristic hai pha. Do đó, phương pháp này được tích hợp vào giai đoạn sinh lời giải ban đầu của thuật toán Tìm kiếm Tabu thích ứng được đề xuất để nâng cao chất lượng lời giải mà không gây ra chi phí tính toán đáng kể.

### 5.2.3 Hiệu chỉnh điều kiện dừng cho chiến lược phân đoạn

Thực nghiệm này tập trung vào việc hiệu chỉnh số lượng phân đoạn, ký hiệu là SEG, được thực hiện trong quá trình tìm kiếm, dựa trên hiệu suất của thuật toán Tìm kiếm Tabu thích ứng có kết hợp phương pháp heuristic hai pha trong việc khởi tạo lời giải ban đầu nhưng không có cơ chế đa dạng hóa. Cụ thể, ba giá trị khác nhau của SEG (8, 10, và 12) được xem xét, với đánh giá hiệu suất dựa trên 10 lần chạy độc lập cho mỗi bộ dữ liệu. Bảng 5.3 cung cấp phân tích so sánh toàn diện, báo cáo các giá trị hàm mục tiêu trung bình, yêu cầu thời gian tính toán trung bình tính bằng giây, và các khoảng cách phần trăm về giá trị hàm mục tiêu giữa các cấu hình sử dụng SEG=10 và SEG=12 so với cấu hình cơ sở SEG=8.

Kết quả được trình bày trong Bảng 5.3 minh họa sự đánh đổi rõ ràng giữa chất

**Bảng 5.3:** So sánh hiệu suất giữa các giá trị của SEG

bộ dữ liệu	SEG = 8		SEG = 10			SEG = 12		
	Avg	Thời gian (s)	Avg	Thời gian (s)	GAP (%)	Avg	Thời gian (s)	GAP (%)
C101	633.61	7119.28	633.36	7872.24	-0.04	630.61	8682.57	-0.47
C201	825.80	7563.44	825.67	8529.45	-0.02	824.02	9030.13	-0.22
R101	1075.35	8520.30	1075.81	8497.58	0.04	1073.72	9473.14	-0.15
RC101	1017.73	7510.01	1015.00	8303.63	-0.27	1011.54	10185.67	-0.61
<b>TRUNG BÌNH</b>	<b>888.13</b>	<b>7678.26</b>	<b>887.46</b>	<b>8300.73</b>	<b>-0.07</b>	<b>884.97</b>	<b>9342.88</b>	<b>-0.36</b>

lượng lời giải và hiệu quả tính toán khi tham số phân đoạn SEG tăng lên. Cụ thể, sự gia tăng SEG dẫn đến cải thiện nhất quán về chất lượng lời giải. Giá trị hàm mục tiêu trung bình giảm từ 888.13 cho SEG=8 xuống 887.46 cho SEG=10, và tiếp tục xuống 884.97 cho SEG=12, tương ứng với các cải thiện tương đối là 0.07% và 0.36% so với đường cơ sở SEG=8. Phát hiện này chỉ ra rằng các giá trị phân đoạn lớn hơn giúp hướng dẫn lời giải về phía các vùng chất lượng cao hơn của không gian tìm kiếm. Tuy nhiên, sự cải thiện này về giá trị hàm mục tiêu đi kèm với chi phí tăng thời gian tính toán. Thời gian chạy trung bình tăng từ 7678.26 giây cho SEG=8 lên 8300.73 giây cho SEG=10 và đạt 9342.88 giây cho SEG=12. Điều này phản ánh sự gia tăng 8.11% về thời gian chạy từ SEG=8 lên SEG=10, và sự gia tăng đáng kể hơn là 21.68% từ SEG=8 lên SEG=12.

Tổng thể, mặc dù cả hai giá trị phân đoạn cao hơn đều mang lại cải thiện về chất lượng hàm mục tiêu, SEG = 10 cho thấy là cấu hình cân bằng nhất. Nó cung cấp sự cải thiện nhẹ so với SEG = 8 về mặt giá trị hàm mục tiêu trong khi duy trì mức tăng tương đối vừa phải về thời gian tính toán, làm cho nó trở thành lựa chọn được khuyến nghị cho các ứng dụng thực tế nơi hiệu quả và hiệu suất phải được xem xét cùng nhau. Ngược lại, SEG=12 được khuyến nghị trong các tình huống mà chất lượng lời giải là mối quan tâm chính và thời gian chạy dài hơn là có thể chấp nhận được.

#### 5.2.4 Đa dạng hóa

Bảng 5.4 trình bày phân tích so sánh thuật toán Adaptive Tabu Search có và không có cơ chế đa dạng hóa. Đối với cấu hình không có đa dạng hóa, bảng báo cáo giá trị hàm mục tiêu tốt nhất trung bình (cột Best), giá trị hàm mục tiêu trung bình (cột Avg), và thời gian tính toán trung bình tính bằng giây (cột Thời gian (s)) trên tất cả các bộ dữ liệu. Ngược lại, hiệu suất của cấu hình có đa dạng hóa được biểu diễn dưới dạng khoảng cách phần trăm tương đối so với cấu hình không có đa dạng hóa—cụ thể là Best's GAP (%), Avg's GAP (%), và Thời gian's GAP (%). Để đảm bảo nỗ lực tính toán có thể so sánh được giữa hai cấu hình, thiết lập không có đa dạng hóa được thực thi với SEG = 12, trong khi cấu hình có đa dạng hóa được



chạy với  $SEG = 4$  và  $DIV = 3$ .

**Bảng 5.4:** So sánh hiệu suất giữa có và không có cơ chế đa dạng hóa

bộ dữ liệu	Không có đa dạng hóa			Có đa dạng hóa		
	Best	Avg	Thời gian (s)	Best's GAP (%)	Avg's GAP (%)	Thời gian's GAP (%)
C101	608.06	630.61	8682.57	-1.33	-1.04	-12.71
C201	799.70	824.02	9030.13	-1.38	-1.16	-6.77
R101	1050.42	1073.72	9473.14	0.11	-0.19	-7.96
RC101	974.88	1011.54	10185.67	-0.97	-1.82	-15.46
<b>TRUNG BÌNH</b>	<b>858.27</b>	<b>884.97</b>	<b>9342.88</b>	<b>-0.89</b>	<b>-1.05</b>	<b>-10.73</b>

Kết quả từ Bảng 5.4 cho thấy rằng cơ chế đa dạng hóa đã tạo ra những cải thiện đáng kể về chất lượng lời giải trên hầu hết các bộ dữ liệu. Cụ thể, mức cải thiện trung bình trong giá trị hàm mục tiêu tốt nhất đạt 0.89%, trong khi mức cải thiện trung bình trong giá trị hàm mục tiêu trung bình là 1.05%. Điều đáng chú ý là các bộ dữ liệu C101, C201 và RC101 đều cho thấy kết quả tích cực với khoảng cách âm, cho thấy cơ chế đa dạng hóa đã thành công trong việc tìm ra các lời giải tốt hơn so với phiên bản không có đa dạng hóa.

Riêng đối với bộ dữ liệu R101, mặc dù giá trị hàm mục tiêu tốt nhất tăng nhẹ 0.11%, nhưng giá trị trung bình của hàm mục tiêu lại giảm -0.19%, cho thấy sự cải thiện tổng thể về chất lượng lời giải. Hiện tượng này có thể được lý giải bởi đặc trưng của bộ dữ liệu R101 với phân bố khách hàng ngẫu nhiên, gây khó khăn cho quá trình đa dạng hóa trong việc khám phá các vùng lời giải tối ưu.

Một ưu điểm nổi bật khác của cơ chế đa dạng hóa là khả năng giảm đáng kể thời gian tính toán trên tất cả các bộ dữ liệu. Mức tiết kiệm thời gian trung bình đạt 10.73%, với mức giảm cao nhất là 15.46% trên tập RC101 và thấp nhất là 6.77% trên tập C201. Điều này chứng tỏ rằng cơ chế đa dạng hóa không chỉ giúp thuật toán thoát khỏi các tối ưu cục bộ một cách hiệu quả mà còn tăng tốc độ hội tụ đến lời giải tốt.

Tổng thể, việc kết hợp cơ chế đa dạng hóa vào thuật toán Adaptive Tabu Search đã mang lại hiệu quả kép: vừa cải thiện chất lượng lời giải vừa tối ưu hóa thời gian tính toán. Những kết quả này khẳng định mạnh mẽ giá trị của đa dạng hóa như một chiến lược thiết yếu để nâng cao hiệu suất tổng thể của thuật toán, đặc biệt quan trọng đối với các bài toán tối ưu hóa phức tạp và quy mô lớn như bài toán định tuyến xe tải - máy bay không người lái được nghiên cứu trong luận văn này.

### 5.3 Hiệu suất của mô hình MILP và thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất

Mô hình toán học được mô tả trong 3.2 được giải quyết bằng CPLEX với giới hạn thời gian 10 giờ. Đồng thời, thuật toán Adaptive Tabu Search, như được nêu trong Thuật toán 1, được thực thi 10 lần sử dụng cấu hình tham số sau:  $[\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4, \eta] = [0.5, 0.3, 0.1, 0.3, 2]$ , với  $SEG = 4$  và  $DIV = 3$ . Bảng 5.5 trình bày phân tích so sánh giữa các phương pháp giải này trên 288 bộ dữ liệu với khả năng tải trọng máy bay không người lái là 4, được chia thành hai tập riêng biệt được phân biệt bởi trọng lượng đơn hàng khách hàng: tập thứ nhất sử dụng trọng lượng được phân phối ngẫu nhiên trong khoảng  $[1, 5]$ , và tập thứ hai sử dụng trọng lượng đồng nhất là 1 cho tất cả các đơn hàng khách hàng.

**Bảng 5.5:** Hiệu suất của mô hình MILP và thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất

Kích thước	Xe tải/UAV	MILP	Adaptive Tabu Search		
		Optimal/Feasible/Unknown	Best	Thời gian (s)	GAP (%)
Trọng lượng ngẫu nhiên đơn hàng khách hàng ngẫu nhiên trong [1, 5]					
10	(1,1)	3/21/0	445.63	7.7	0.69
	(2,2)	0/24/0	324.90	7.67	-0.53
15	(1,1)	0/24/0	632.61	28.35	-2.31
	(2,2)	0/24/0	449.95	31.94	-7.26
20	(1,1)	0/13/11	779.86	73.09	-4.34
	(2,2)	0/10/14	531.46	85.98	-14.23
Trọng lượng cố định đơn hàng khách hàng = 1					
10	(1,1)	3/21/0	387.85	9.96	-0.26
	(2,2)	0/24/0	300.07	8.26	-1.28
15	(1,1)	0/23/1	514.35	46.93	-9.59
	(2,2)	0/24/0	396.00	32.41	-11.16
20	(1,1)	0/6/18	623.03	135.20	-19.38
	(2,2)	0/9/15	466.91	89.26	-18.91

Hai cột đầu tiên của Bảng 5.5 mô tả các đặc điểm của mỗi bộ dữ liệu: số lượng khách hàng (ký hiệu là Kích thước) và số lượng xe tải và máy bay không người lái có sẵn. Cột thứ ba, có nhãn Optimal/Feasible/Unknown, báo cáo kết quả của mô hình MILP theo số lượng bộ dữ liệu được giải tối ưu, giải khả thi, hoặc không giải được. Ba cột cuối cùng tổng hợp kết quả của Adaptive Tabu Search, bao gồm trung bình của các giá trị fitness tốt nhất thu được qua các lần chạy, thời gian tính toán trung bình tính bằng giây, và khoảng cách tối ưu trung bình so với lời giải MILP. Khoảng cách âm có nghĩa là Adaptive Tabu Search tạo ra lời giải tốt hơn so với mô hình MILP.

Trong cấu hình trọng lượng ngẫu nhiên, các bộ dữ liệu với kích thước 10 khách hàng và một cặp xe tải-máy bay không người lái đơn (1,1) được giải bởi mô hình MILP đạt tối ưu trong 3 trường hợp và khả thi trong 21 trường hợp trong giới hạn tính toán 10 giờ. Thuật toán Adaptive Tabu Search tạo ra lời giải với giá trị hàm mục tiêu trung bình là 445.63 trong 7.7 giây, bộ dữ liệu khoảng cách tối ưu là 0.69%. Khi số lượng phương tiện được tăng gấp đôi lên cấu hình (2,2), phương pháp MILP tạo ra lời giải khả thi nhưng không tối ưu cho tất cả 24 bộ dữ liệu, trong khi Adaptive Tabu Search bộ dữ liệu hiệu suất vượt trội với khoảng cách âm là -0.53% tại thời gian tính toán tương đương là 7.67 giây.

Đối với các bộ dữ liệu lớn hơn với kích thước 15 khách hàng, công thức MILP đã có khả năng tạo ra lời giải khả thi cho tất cả 24 bộ dữ liệu trong cả hai cấu hình (1,1) và (2,2), bộ dữ liệu sự cải thiện đáng kể so với các nghiên cứu trước đây. Tuy nhiên, Adaptive Tabu Search vẫn duy trì ưu thế vượt trội, tạo ra lời giải với khoảng cách âm -2.31% và -7.26% tương ứng trong thời gian dưới 32 giây, do đó xác nhận khả năng mở rộng của thuật toán đối với các bộ dữ liệu bài toán phức tạp.

Với kích thước 20 khách hàng, mô hình MILP cho thấy khả năng cải thiện đáng chú ý khi tạo ra 13 lời giải khả thi cho cấu hình (1,1) và 10 lời giải khả thi cho cấu hình (2,2), mặc dù vẫn còn 11 và 14 bộ dữ liệu chưa được giải quyết tương ứng. Ngược lại, Adaptive Tabu Search duy trì hiệu quả của mình, tạo ra lời giải chất lượng cao với khoảng cách âm -4.34% và -14.23% trong thời gian dưới 86 giây.

Trong kịch bản trọng lượng cố định nơi tất cả các đơn hàng khách hàng được gán trọng lượng đơn vị, các xu hướng tương tự được quan sát. Với kích thước 10 khách hàng và cấu hình (1,1), solver MILP đạt được 3 lời giải tối ưu và 21 lời giải khả thi, trong khi Adaptive Tabu Search đạt được giá trị hàm mục tiêu trung bình là 387.85 trong 9.96 giây với khoảng cách âm nhỏ là -0.26%. Dưới cấu hình (2,2), mô hình MILP xác định lời giải khả thi cho tất cả 24 bộ dữ liệu, nhưng vẫn bị vượt trội bởi Adaptive Tabu Search, thuật toán này ghi nhận khoảng cách là -1.28%.

Khi độ phức tạp bài toán tăng lên, hiệu quả của MILP trên các bộ dữ liệu vẫn cho thấy sự cải thiện so với một số nghiên cứu trước đây, nhưng vẫn còn những hạn chế. Với kích thước 15 và cấu hình (1,1), MILP tạo ra lời giải khả thi cho 23 bộ dữ liệu, trong khi một bộ dữ liệu vẫn chưa được giải. Đối với cấu hình (2,2), MILP đạt được lời giải khả thi cho toàn bộ 24 bộ dữ liệu. Tuy nhiên, Adaptive Tabu Search tạo ra lời giải chất lượng tốt hơn, với khoảng cách âm lần lượt là -9.59% và -11.16% ứng với hai cấu hình trên.

Đối với kích thước 20, mô hình MILP chỉ tạo ra 6 lời giải khả thi cho cấu hình (1,1) với 18 bộ dữ liệu vẫn chưa được giải quyết, và 9 lời giải khả thi cho cấu hình

(2,2) với 15 bộ dữ liệu chưa được giải quyết. Ngược lại, Adaptive Tabu Search liên tục cung cấp lời giải chất lượng cao với khoảng cách âm -19.38% và -18.91% tương ứng trong thời gian dưới 136 giây.

Những kết quả này tập hợp lại chỉ ra rằng mặc dù phương pháp MILP đã có những cải thiện đáng kể trong khả năng tìm lời giải khả thi so với các nghiên cứu trước đây, nó vẫn hạn chế về mặt tính toán khi kích thước bộ dữ liệu và quy mô đội xe tăng lên, thường không thể trả về lời giải tối ưu trong giới hạn thời gian. Ngược lại, thuật toán Adaptive Tabu Search thể hiện sự hiệu quả trên tất cả các kịch bản được kiểm tra, xác nhận tính phù hợp của nó như một phương pháp giải thực tế và hiệu quả cho các bộ dữ liệu kích thước lớn hơn hoặc phức tạp hơn nơi các phương pháp chính xác không khả thi về mặt tính toán.

#### 5.4 Lợi ích của chiến lược đa chuyến thăm bằng máy bay không người lái

Phần này trình bày đánh giá so sánh giữa hai chiến lược hoạt động máy bay không người lái: cho phép máy bay không người lái thực hiện nhiều lần thăm khách hàng trong một chuyến đi, bao gồm việc đồng bộ hóa với nhiều xe tải để tiếp tế, so với việc hạn chế máy bay không người lái chỉ thực hiện một lần thăm trong mỗi chuyến đi, với việc đồng bộ hóa chỉ giới hạn với một xe tải. Phân tích này được thực hiện trên các bộ dữ liệu bài toán với kích thước khách hàng 30, 50 và 100. Đối với các bộ dữ liệu có 30 và 50 khách hàng, cấu hình đội xe bao gồm hai xe tải và hai máy bay không người lái, trong khi các bộ dữ liệu có 100 khách hàng sử dụng ba xe tải và ba máy bay không người lái. Khả năng tải trọng của máy bay không người lái, ký hiệu là  $A$ , được thiết lập ở mức 4 hoặc 8 đơn vị.

Bảng 5.6 và Bảng 5.7 tóm tắt kết quả so sánh giữa hai chiến lược hoạt động máy bay không người lái—đa chuyến thăm và đơn chuyến thăm—tương ứng với khả năng tải trọng máy bay không người lái  $A = 4$  và  $A = 8$ . Hai cột đầu tiên của mỗi bảng mô tả các đặc điểm của bộ dữ liệu bài toán, bao gồm số lượng khách hàng (ký hiệu là Kích thước) và bộ dữ liệu tương ứng. Ba cột tiếp theo báo cáo kết quả thu được dưới chiến lược đa chuyến thăm, với ba chỉ số hiệu suất chính: giá trị hàm mục tiêu tốt nhất (cột Best), giá trị hàm mục tiêu trung bình qua 10 lần chạy độc lập (cột Avg), và thời gian tính toán trung bình tính bằng giây (cột Thời gian (s)). Ba cột cuối cùng trình bày khoảng cách hiệu suất tương đối của chiến lược đơn chuyến thăm so với baseline đa chuyến thăm. Những khoảng cách này bao gồm khoảng cách phần trăm trong giá trị hàm mục tiêu tốt nhất (cột Best's GAP (%)), khoảng cách phần trăm trong giá trị hàm mục tiêu trung bình (cột Avg's GAP (%)), và sự khác biệt phần trăm trong thời gian tính toán (cột Thời gian's GAP (%)). Giá trị dương trong cột Best's GAP (%) hoặc Avg's GAP (%) cho thấy rằng chiến lược

đơn chuyển thăm mang lại chất lượng lời giải kém hơn so với chiến lược đa chuyển thăm. Ngược lại, giá trị âm trong cột Thời gian's GAP (%) có nghĩa là chiến lược đơn chuyển thăm yêu cầu ít thời gian tính toán hơn so với đối tác đa chuyển thăm.

**Bảng 5.6:** So sánh hiệu suất giữa hoạt động máy bay không người lái đa chuyển thăm và đơn chuyển thăm với  $A = 4$

Kích thước	bộ dữ liệu	Đa chuyển thăm			Đơn chuyển thăm		
		Best	Avg	Thời gian(s)	Best's GAP(%)	Avg's GAP (%)	Thời gian's GAP (%)
30	C101	455.89	463.77	375.10	0.84	1.24	-4.42
	C201	595.41	605.47	382.84	0.96	1.57	-10.29
	R101	851.16	863.77	459.79	0.49	1.35	-5.48
	RC101	903.76	925.15	364.75	1.63	2.14	-8.11
50	C101	731.14	752.80	2961.53	3.58	5.29	-18.39
	C201	954.88	987.10	3520.18	1.28	3.80	-15.00
	R101	1277.72	1305.14	3230.97	0.03	0.73	-6.24
	RC101	1160.00	1193.61	3050.32	3.31	5.45	-22.60
100	C101	1270.42	1345.41	42848.58	1.31	-0.14	-0.37
	C201	1376.29	1437.33	45230.15	0.51	0.41	1.15
	R101	1489.67	1538.82	48351.08	0.64	0.36	2.21
	RC101	1560.85	1627.04	47051.37	0.81	0.88	-6.31
<b>TRUNG BÌNH</b>		<b>1052.27</b>	<b>1087.12</b>	<b>16485.55</b>	<b>1.28</b>	<b>1.92</b>	<b>-7.82</b>

**Bảng 5.7:** So sánh hiệu suất giữa hoạt động máy bay không người lái đa chuyển thăm và đơn chuyển thăm với  $A = 8$

Kích thước	bộ dữ liệu	Đa chuyển thăm			Đơn chuyển thăm		
		Best	Avg	Thời gian(s)	Best's GAP(%)	Avg's GAP (%)	Thời gian's GAP (%)
30	C101	397.32	404.22	482.57	0.82	2.04	-7.15
	C201	522.05	529.38	486.04	0.61	1.65	-2.11
	R101	734.55	741.90	521.33	0.25	1.52	-1.92
	RC101	825.71	838.29	482.34	0.69	1.60	-4.29
50	C101	651.48	667.57	4017.77	0.36	2.31	-7.92
	C201	821.62	834.31	4298.34	1.66	2.82	-5.28
	R101	1100.22	1113.27	3989.09	0.15	1.21	-4.47
	RC101	1046.86	1092.64	3536.94	1.83	2.59	-7.57
100	C101	1137.78	1193.80	59576.98	0.38	-0.04	-1.96
	C201	1233.30	1276.41	55327.17	-0.28	-0.52	3.75
	R101	1344.08	1385.42	58398.29	0.29	-0.15	0.28
	RC101	1407.45	1458.81	58437.04	-0.12	0.11	0.63
<b>TRUNG BÌNH</b>		<b>935.20</b>	<b>961.33</b>	<b>20796.16</b>	<b>0.55</b>	<b>1.26</b>	<b>-3.17</b>

Kết quả được trình bày trong Bảng 5.6 và Bảng 5.7 nói chung cho thấy rằng chiến lược đa chuyển thăm mang lại chất lượng lời giải tốt hơn so với đối tác đơn chuyển thăm. Trung bình, chiến lược đơn chuyển thăm giảm 1.28% trong giá trị hàm mục tiêu tốt nhất và 1.92% trong giá trị hàm mục tiêu trung bình đối với  $A = 4$ , và tương ứng là 0.55% và 1.26% đối với  $A = 8$ . Các giá trị khoảng cách dương cho thấy chiến lược đơn chuyển thăm thường tạo ra lời giải kém hơn, đặc biệt trong các bộ dữ liệu quy mô trung bình như C101 và RC101 với 50 khách hàng dưới cấu hình  $A = 4$ , nơi khoảng cách giá trị hàm mục tiêu tốt nhất vượt quá 3% và trung bình vượt quá 5%. Tuy nhiên, xu hướng này không nhất quán trên tất cả

các trường hợp. Trong một số trường hợp—chẳng hạn như bộ dữ liệu C201 với 100 khách hàng dưới  $A = 8$ —khoảng cách giá trị hàm mục tiêu tốt nhất và trung bình đều âm (tương ứng là  $-0.28\%$  và  $-0.52\%$ ), cho thấy rằng phương pháp đơn chuyển thăm đạt được chất lượng lời giải tốt hơn trong kịch bản cụ thể đó.

Về mặt hiệu quả tính toán, chiến lược đơn chuyển thăm thường dẫn đến thời gian chạy nhanh hơn, với mức giảm trung bình là  $7.82\%$  (đối với  $A = 4$ ) và  $3.17\%$  (đối với  $A = 8$ ) so với đối tác đa chuyển thăm. Sự giảm này đặc biệt rõ ràng trong các bộ dữ liệu quy mô trung bình, nơi việc đơn giản hóa logic đồng bộ hóa và định tuyến làm giảm gánh nặng tính toán. Ví dụ, RC101 với 50 khách hàng và  $A = 4$  cho thấy mức tiết kiệm thời gian hơn  $22\%$ . Tuy nhiên, chi phí thời gian chạy cho chiến lược đa chuyển thăm được coi là có thể chấp nhận được, vì các lợi ích hoạt động mà nó mang lại—đặc biệt về mặt cải thiện chất lượng lời giải—vượt trội hơn đáng kể so với sự gia tăng thời gian chạy phát sinh.

Đánh giá so sánh các khả năng tải trọng máy bay không người lái  $A = 4$  và  $A = 8$  tiếp tục cho thấy rằng việc tăng tải trọng thường dẫn đến hiệu suất cải thiện cả về chất lượng lời giải và, trong nhiều trường hợp, thời gian tính toán—đặc biệt dưới chiến lược đa chuyển thăm. Trung bình, cấu hình đa chuyển thăm với  $A = 8$  đạt được giá trị hàm mục tiêu thấp hơn (961.33) so với  $A = 4$  (1087.12), bộ dữ liệu sự cải thiện tương đối khoảng  $11.56\%$ . Sự cải thiện này nhất quán trên tất cả các bộ dữ liệu và kích thước khách hàng, với những mức tăng đặc biệt đáng kể trong các kịch bản quy mô trung bình và lớn (ví dụ: C101, C201 và RC101 với 50 hoặc 100 khách hàng). Khả năng tải trọng lớn hơn cho phép máy bay không người lái tiếp tế nhiều xe tải hơn trong mỗi chuyến đi, do đó giảm sự phụ thuộc vào xe tải và nâng cao hiệu quả tuyến đường tổng thể.

Mặc dù có thể kỳ vọng rằng tải trọng tăng sẽ tạo ra độ phức tạp đồng bộ hóa bổ sung, tác động thời gian chạy quan sát được là hỗn hợp. Trong khi thời gian chạy trung bình dưới  $A = 8$  cao hơn so với  $A = 4$  (20796.16 giây so với 16485.55 giây), sự khác biệt này chủ yếu được thúc đẩy bởi cường độ tính toán của các bộ dữ liệu kích thước lớn. Trong các trường hợp nhỏ hơn và quy mô trung bình (ví dụ: 30 hoặc 50 khách hàng), sự khác biệt về thời gian chạy ít đáng kể hơn và đôi khi thậm chí có lợi cho  $A = 8$ , có thể do số lượng chuyến đi máy bay không người lái giảm, điều này đơn giản hóa việc lập kế hoạch tuyến đường và đồng bộ hóa.

## 5.5 So sánh với kết quả trong các nghiên cứu liên quan

### 5.5.1 Bài toán Người bán hàng Du lịch với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái

Bài toán Người bán hàng Du lịch với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái (Traveling Salesman Problem with Release Dates and Drone Resupply - TSPRD-DR) có thể được coi là một biến thể đơn giản hóa của bài toán đề xuất, vì nó chỉ xem xét một xe tải và một máy bay không người lái duy nhất. Phần này cung cấp so sánh toàn diện giữa thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất và các phương pháp giải đã được phát triển trước đây cho TSPRD-DR.

Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] đã giới thiệu hai phương pháp giải cho TSPRD-DR: (1) một phương pháp chính xác dựa trên công thức Quy hoạch Tuyến tính Nguyên hỗn hợp (MILP) được giải bằng CPLEX, với giới hạn thời gian chạy tối đa ba giờ; và (2) một heuristic dựa trên phân rã (Decomposition) giải tuần tự hai bài toán con MILP—đầu tiên để xác định trình tự định tuyến xe tải tối ưu, và thứ hai để xác định các vị trí tải tối ưu cho các đơn hàng khách hàng trên xe tải.

Việc đánh giá được thực hiện trên một tập đánh giá chuẩn gồm 72 bộ dữ liệu ban đầu được đề xuất bởi Archetti và đồng nghiệp [18] và sau đó được sử dụng bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [7], trong đó mỗi đơn hàng khách hàng có trọng lượng đơn vị và khả năng tải trọng máy bay không người lái được cố định ở 4 đơn vị. Trong khi Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] cung cấp các giá trị hàm mục tiêu thu được bởi MILP cho từng bộ dữ liệu riêng lẻ, kết quả cho phương pháp dựa trên phân rã chỉ được báo cáo dưới dạng giá trị hàm mục tiêu trung bình, được nhóm theo kích thước khách hàng và bộ dữ liệu (C101, C201, R101, và RC101). Bảng 5.8 cung cấp so sánh hiệu suất chi tiết giữa ba phương pháp—công thức MILP, phương pháp dựa trên phân rã, và Adaptive Tabu Search—sử dụng cùng cấu trúc nhóm được áp dụng bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [7]. Bảng 5.9 trình bày so sánh toàn diện giữa phương pháp MILP của Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] và thuật toán Adaptive Tabu Search đề xuất trên bộ dữ liệu chuẩn (benchmark) được đề xuất trong TSPRD-DR với ba kích thước khác nhau: 10, 15, và 20 khách hàng. Đối với mỗi kích thước bài toán, ba cột báo cáo kết quả MILP, kết quả Adaptive Tabu Search (ATS), và khoảng cách phần trăm (GAP) giữa hai phương pháp. Các giá trị tối ưu đã chứng minh của MILP được hiển thị in đậm, trong khi các trường hợp Adaptive Tabu Search đạt kết quả tốt hơn được gạch chân.

Theo kết quả được báo cáo bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [7], đối với các bộ dữ liệu 10 khách hàng, phương pháp MILP xác định lời giải tối ưu cho tất cả 24 bộ dữ liệu, trong khi Adaptive Tabu Search tìm được 22 lời giải tối ưu với khoảng cách

**Bảng 5.8:** Hiệu suất của Adaptive Tabu Search so với các phương pháp từ Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] trên benchmark TSPRD-DR

Kích thước	bộ dữ liệu	Phương pháp đề xuất bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [7]						Phương pháp trong bài báo này					
		MILP		Phân rã				Adaptive Tabu Search					
		Best	Thời gian (s)	Best	Best's GAP(%)	Thời gian (s)		Best	Avg	Std	Thời gian (s)	Best's GAP(%)	Avg's GAP (%)
10	C101	168.5	14.9	175.6	4.21	0.10		168.7	170.1	1.0	9.33	0.13	0.96
	C201	421.0	2.9	424.9	0.93	0.21		421.5	421.6	0.0	9.62	0.11	0.14
	R101	524.7	1.6	524.7	0.00	0.18		524.7	524.8	0.2	11.28	0.00	0.01
	RC101	436.5	12.0	439.5	0.69	0.96		436.5	437.5	0.9	9.61	0.00	0.24
15	C101	330.0	4705.8	336.9	2.09	87.37		330.8	332.1	1.2	41.70	0.24	0.65
	C201	532.4	2230.8	534.8	0.45	59.87		532.4	533.1	0.6	44.82	0.00	0.14
	R101	697.9	240.2	704.6	0.96	93.64		698.0	699.7	4.0	48.42	0.01	0.26
	RC101	494.1	7114.0	503.4	1.88	160.72		496.2	501.3	7.4	48.87	0.43	1.46
20	C101	402.2	9883.9	409.3	1.77	203.33		404.7	410.3	4.6	130.34	0.62	2.01
	C201	560.3	4915.0	561.4	0.20	107.04		562.8	564.5	2.3	129.45	0.45	0.75
	R101	814.7	5584.7	809.1	-0.69	115.64		807.4	819.4	11.1	144.01	-0.90	0.58
	RC101	731.4	10807.2	758.0	3.64	300.81		717.3	756.0	27.4	135.03	-1.93	3.36
<b>TRUNG BÌNH</b>		<b>509.5</b>	<b>3792.7</b>	<b>515.2</b>	<b>1.34</b>	<b>94.16</b>		<b>508.4</b>	<b>514.2</b>	<b>5.1</b>	<b>63.54</b>	<b>-0.07</b>	<b>0.88</b>

trung bình 0.06%. Đối với các bộ dữ liệu 15 khách hàng, MILP đạt được 19 lời giải tối ưu trong số 24, trong khi Adaptive Tabu Search tìm được 15, với khoảng cách trung bình 0.19% so với lời giải MILP. Trong trường hợp các bộ dữ liệu 20 khách hàng, Adaptive Tabu Search tìm được 2 trong số 8 lời giải tối ưu được xác định bởi MILP.

**Bảng 5.9:** So sánh Adaptive Tabu Search và phương pháp MILP của Pina-Pardo và đồng nghiệp [7] trên benchmark TSPRD-DR với  $n = 10, 15, 20$

bộ dữ liệu	$\beta$	$n = 10$			$n = 15$			$n = 20$		
		MILP	ATS	GAP(%)	MILP	ATS	GAP(%)	MILP	ATS	GAP(%)
C101	0.5	<b>139.00</b>	<b>139.00</b>	0.00	<b>272.00</b>	<b>272.00</b>	0.00	<b>317.00</b>	329.00	3.79
	1.0	<b>149.00</b>	150.10	0.74	<b>284.70</b>	289.00	1.51	<b>346.40</b>	356.00	2.77
	1.5	<b>158.10</b>	<b>158.10</b>	0.00	<b>301.10</b>	301.40	0.10	389.30	<u>388.10</u>	-0.31
	2.0	<b>167.60</b>	<b>167.60</b>	0.00	<b>339.60</b>	<b>339.60</b>	0.00	419.80	<u>413.10</u>	-1.60
	2.5	<b>187.10</b>	<b>187.10</b>	0.00	<b>372.60</b>	<b>372.60</b>	0.00	453.90	454.90	0.22
	3.0	<b>210.10</b>	<b>210.10</b>	0.00	410.10	410.10	0.00	486.90	486.90	0.00
C201	0.5	<b>359.00</b>	<b>359.00</b>	0.00	<b>446.70</b>	<b>446.70</b>	0.00	<b>467.90</b>	470.50	0.56
	1.0	<b>376.50</b>	<b>376.50</b>	0.00	<b>464.90</b>	<b>464.90</b>	0.00	<b>490.40</b>	491.20	0.16
	1.5	<b>397.10</b>	<b>397.10</b>	0.00	<b>493.90</b>	<b>493.90</b>	0.00	<b>522.70</b>	523.60	0.17
	2.0	<b>422.30</b>	<b>422.30</b>	0.00	<b>533.60</b>	<b>533.60</b>	0.00	<b>556.90</b>	567.30	1.87
	2.5	<b>465.90</b>	468.90	0.64	<b>596.30</b>	<b>596.30</b>	0.00	633.30	633.30	0.00
	3.0	<b>505.30</b>	<b>505.30</b>	0.00	658.90	658.90	0.00	690.90	690.90	0.00
R101	0.5	<b>431.00</b>	<b>431.00</b>	0.00	<b>603.00</b>	<b>603.00</b>	0.00	<b>692.70</b>	703.00	1.49
	1.0	<b>450.00</b>	<b>450.00</b>	0.00	<b>629.40</b>	<b>629.40</b>	0.00	<b>730.40</b>	<b>730.40</b>	0.00
	1.5	<b>467.00</b>	<b>467.00</b>	0.00	<b>656.00</b>	656.40	0.06	<b>752.00</b>	<b>752.00</b>	0.00
	2.0	<b>534.00</b>	<b>534.00</b>	0.00	<b>700.20</b>	<b>700.20</b>	0.00	857.40	<u>810.40</u>	-5.48
	2.5	<b>602.20</b>	<b>602.20</b>	0.00	<b>771.40</b>	<b>771.40</b>	0.00	895.40	895.40	0.00
	3.0	<b>664.20</b>	<b>664.20</b>	0.00	<b>827.40</b>	<b>827.40</b>	0.00	960.40	<u>953.00</u>	-0.77
RC101	0.5	<b>359.50</b>	<b>359.50</b>	0.00	<b>413.60</b>	420.00	1.55	605.70	<u>590.00</u>	-2.59
	1.0	<b>371.10</b>	<b>371.10</b>	0.00	<b>420.00</b>	<b>420.00</b>	0.00	628.90	<u>608.10</u>	-3.31
	1.5	<b>397.30</b>	<b>397.30</b>	0.00	<b>455.30</b>	<b>455.30</b>	0.00	682.90	686.30	0.50
	2.0	<b>447.30</b>	<b>447.30</b>	0.00	504.10	510.30	1.23	745.30	747.20	0.25
	2.5	<b>497.30</b>	<b>497.30</b>	0.00	558.30	558.30	0.00	818.30	<u>810.10</u>	-1.00
	3.0	<b>546.30</b>	<b>546.30</b>	0.00	613.30	613.30	0.00	907.50	<u>862.00</u>	-5.01
<b>TRUNG BÌNH</b>		<b>387.68</b>	<b>387.85</b>	<b>0.06</b>	<b>513.60</b>	<b>514.33</b>	<b>0.19</b>	<b>627.18</b>	<b>623.03</b>	<b>-0.35</b>



Về chất lượng lời giải, được đo bằng giá trị hàm mục tiêu, phương pháp phân rã thường cung cấp kết quả kém hơn so với công thức MILP trực tiếp. Khoảng cách giữa phương pháp phân rã và MILP (Best's GAP(%)) dao động từ 0.00% đến 4.21%, với mức trung bình là 1.34%. Những trường hợp có khoảng cách lớn nhất bao gồm C101 với kích thước 10 (4.21%) và RC101 với kích thước 20 (3.64%).

Ngược lại, Adaptive Tabu Search đạt được hiệu suất cạnh tranh hoặc tốt hơn trong một số trường hợp. Khoảng cách giữa Adaptive Tabu Search và MILP (Best's GAP(%)) có giá trị trung bình là -0.07%, cho thấy thuật toán đề xuất thực tế đạt được kết quả tốt hơn MILP. Đặc biệt, một số bộ dữ liệu cho thấy hiệu suất vượt trội đáng chú ý: R101 với kích thước 20 đạt GAP -0.90% và RC101 với kích thước 20 đạt GAP -1.93%.

Về hiệu quả tính toán, MILP phát sinh chi phí thời gian cao hơn đáng kể với thời gian trung bình 3792.7 giây, đặc biệt đối với các bộ dữ liệu lớn hơn. Một số trường hợp điển hình bao gồm RC101 với kích thước 20 (10807.2 giây) và C101 với kích thước 20 (9883.9 giây). Phương pháp dựa trên phân rã nhanh hơn đáng kể với thời gian trung bình chỉ 94.16 giây, thường hoàn thành trong vòng vài giây đến vài phút. Thời gian chạy cao nhất của phương pháp này là 300.81 giây cho RC101 với kích thước 20. Adaptive Tabu Search yêu cầu thời gian trung bình 63.54 giây, nhanh hơn cả phương pháp phân rã. Thời gian chạy của thuật toán này dao động từ 9.33 giây (C101 kích thước 10) đến 144.01 giây (R101 kích thước 20). Điều đáng chú ý là Adaptive Tabu Search không chỉ đạt được chất lượng lời giải tốt hơn mà còn hiệu quả hơn về mặt tính toán so với cả MILP và phương pháp phân rã.

### **5.5.2 Bài toán Định tuyến Xe với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái**

Bài toán Định tuyến Xe với Thời gian Phát hành và Tiếp tế bằng máy bay không người lái (Vehicle Routing Problem with Release Dates and Drone Resupply - VRPRD-DR), được giới thiệu bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [9], có những điểm tương đồng về cấu trúc với bài toán đề xuất, nhưng khác biệt ở một số ràng buộc hoạt động chính. Cụ thể, máy bay không người lái bị hạn chế chỉ thực hiện một lần thăm khách hàng trong mỗi chuyến đi, trong khi xe tải được phép thực hiện nhiều chuyến đi. Để giải quyết VRPRD-DR, Pina-Pardo và đồng nghiệp đã đề xuất một khung matheuristic thống nhất trong đó các tuyến đường xe tải được tinh chỉnh lặp đi lặp lại bằng cách sử dụng tabu search, và một mô hình MILP phụ điều chỉnh các hoạt động tải hàng, bao gồm việc xe tải quay lại depot và các quyết định tiếp tế máy bay không người lái.

Nhằm điều chỉnh mô hình tối ưu hóa để phản ánh chính xác các đặc điểm vận

hành mới của hệ thống, nghiên cứu này đề xuất hai thao tác tìm kiếm lân cận bổ sung, được mô tả chi tiết như sau:

- **Tách chuyển:** Một chuyển đi hiện có của xe tải được chia tách thành hai chuyển đi liên tiếp, đảm bảo rằng mỗi chuyển đáp ứng đầy đủ các ràng buộc về tải trọng và thời gian. Sau khi chia tách, các kiện hàng tương ứng sẽ được phân bổ lại theo các quy tắc lân cận đã được định nghĩa trong các phần trước, nhằm duy trì tính khả thi và tối ưu của lời giải.
- **Gộp chuyển:** Hai chuyển đi liên tiếp của cùng một xe tải được hợp nhất thành một chuyển đi duy nhất, với điều kiện là tổng tải trọng và thời gian phục vụ không vi phạm các ràng buộc hoạt động. Các đơn hàng trong hai chuyển sẽ được tái tổ chức dựa trên cùng bộ quy tắc tái phân phối, đảm bảo hiệu quả vận hành trong lời giải thu được.

Hai thao tác tìm kiếm cục bộ được đề xuất sẽ được bổ sung vào tập hợp các cấu trúc lời giải lân cận  $\mathcal{N}$  trong bước lựa chọn cấu trúc lân cận (dòng 8 trong Thuật toán 1), đồng thời không sử dụng phương pháp tìm kiếm cục bộ **Di chuyển điểm tiếp tế** được trình bày trong phần 4.7. Việc điều chỉnh này nhằm đảm bảo rằng mỗi máy bay không người lái chỉ thực hiện một lượt phục vụ khách hàng trong mỗi chuyến bay, trong khi xe tải vẫn có khả năng thực hiện nhiều chuyển đi, phù hợp với các ràng buộc vận hành của bài toán VRPRD-DR.

Bảng 5.10 trình bày kết quả thực nghiệm đánh giá hiệu suất của thuật toán Adaptive Tabu Search khi được mở rộng với các thao tác tìm kiếm cục bộ nêu trên, đồng thời so sánh với kết quả của phương pháp matheuristic do Pina-Pardo và cộng sự [9] đề xuất.

**Bảng 5.10:** Hiệu suất của Adaptive Tabu Search so với các phương pháp từ Pina-Pardo và đồng nghiệp [9] trên benchmark VRPRD-DR

Kích thước	$\beta$	Matheuristic [9]		Adaptive Tabu Search				
		Best	Thời gian	Best	Best's GAP (%)	Avg	Std	Thời gian (s)
10	0.5	165.00	10.71	163.99	-0.52	164.64	0.78	24.40
	1.0	218.13	11.30	220.84	1.27	221.09	0.26	24.65
	1.5	289.47	1.35	292.25	0.95	292.31	0.03	16.94
15	0.5	192.40	505.79	191.78	-0.33	193.38	1.31	50.43
	1.0	247.67	621.23	250.58	1.32	251.48	0.86	52.91
	1.5	320.40	46.04	322.79	0.77	323.12	0.36	37.23
20	0.5	215.87	1407.20	210.30	-2.45	213.42	2.50	181.50
	1.0	293.00	1534.75	290.11	-0.96	292.25	1.54	179.16
	1.5	361.93	1475.23	362.81	0.28	363.90	1.03	163.24
30	0.5	290.60	13731.80	287.36	-1.10	304.21	15.31	811.09
	1.0	376.00	21513.60	367.38	-2.25	391.21	31.30	812.84
	1.5	468.70	9644.10	467.91	-0.19	495.35	44.99	811.51
40	0.5	340.10	17512.40	341.65	0.43	385.87	36.14	845.43
	1.0	429.80	9886.60	424.41	-1.17	475.67	32.98	858.38
	1.5	536.60	19224.30	533.00	-0.66	616.00	55.03	852.67
50	0.5	382.40	23346.50	389.62	1.88	459.28	51.64	2299.70
	1.0	479.80	18594.00	477.45	-0.37	542.24	40.76	2337.07
	1.5	607.30	12387.70	594.68	-2.04	685.01	48.70	2340.38
<b>TRUNG BÌNH</b>		<b>345.29</b>	<b>8414.14</b>	<b>343.83</b>	<b>-0.28</b>	<b>370.58</b>	<b>20.31</b>	<b>705.53</b>

Kết quả từ Bảng 5.10 cho thấy Adaptive Tabu Search có hiệu suất cạnh tranh với phương pháp matheuristic được đề xuất bởi Pina-Pardo và đồng nghiệp [9]. Về chất lượng lời giải, Adaptive Tabu Search đạt được khoảng cách trung bình -0.28% so với phương pháp matheuristic, cho thấy thuật toán tạo ra lời giải có chất lượng tương đương hoặc tốt hơn trong hầu hết các trường hợp.

Đối với các bộ dữ liệu với kích thước = 10 khách hàng, Adaptive Tabu Search cho thấy hiệu suất hỗn hợp. Trong trường hợp  $\beta = 0.5$ , thuật toán đạt được cải thiện nhỏ với GAP -0.52%, trong khi với  $\beta = 1.0$  và  $\beta = 1.5$ , kết quả có phần kém hơn với GAP dương 1.27% và 0.95% tương ứng. Tương tự, với kích thước = 15, kết quả cũng cho thấy sự biến động, với một trường hợp cải thiện ( $\beta = 0.5$ , GAP -0.33%) và hai trường hợp có GAP dương.

Khi kích thước bài toán tăng lên, xu hướng cải thiện trở nên rõ ràng hơn. Đối với kích thước = 20, Adaptive Tabu Search tạo ra lời giải tốt hơn trong hai trong số ba trường hợp, với GAP -2.45% và -0.96% cho  $\beta = 0.5$  và  $\beta = 1.0$  tương ứng. Với kích thước = 30, thuật toán duy trì hiệu suất tương đương hoặc tốt hơn trên tất cả các giá trị  $\beta$ , đạt GAP âm từ -0.19% đến -2.25%.

Xu hướng này tiếp tục được duy trì trong các bộ dữ liệu lớn hơn. Đối với kích

thước = 40, mặc dù có một trường hợp với GAP dương nhỏ (0.43%), nhưng hai trường hợp còn lại cho thấy cải thiện với GAP -1.17% và -0.66%. Với kích thước = 50, kết quả cho thấy sự biến động lớn hơn, với một trường hợp cải thiện đáng chú ý (GAP -2.04%) và hai trường hợp khác có hiệu suất hỗn hợp.

Về mặt hiệu quả tính toán, Adaptive Tabu Search cho thấy những cải thiện đáng kể. Thời gian tính toán trung bình của thuật toán là 705.53 giây, thấp hơn đáng kể so với 8414.14 giây của phương pháp matheuristic. Sự khác biệt này đặc biệt rõ ràng trong các bộ dữ liệu kích thước lớn, nơi phương pháp matheuristic có thể mất nhiều giờ để hoàn thành, trong khi Adaptive Tabu Search duy trì thời gian tính toán ổn định.

Độ lệch chuẩn của Adaptive Tabu Search cho thấy tính ổn định tương đối của thuật toán, mặc dù có xu hướng tăng theo kích thước bài toán. Điều này phản ánh tính chất tự nhiên của các bài toán tối ưu hóa phức tạp, nơi không gian lời giải trở nên rộng lớn hơn với kích thước bài toán tăng.

Những kết quả này cho thấy Adaptive Tabu Search là một phương pháp khả thi cho việc giải quyết VRPRD-DR, đặc biệt về mặt hiệu quả tính toán. Thuật toán bộ dữ liệu khả năng cạnh tranh tốt với phương pháp matheuristic hiện có và có tiềm năng ứng dụng trong các bài toán định tuyến xe-máy bay không người lái quy mô lớn.

## CHƯƠNG 6. KẾT LUẬN

Nghiên cứu này đã tập trung giải quyết bài toán tối ưu hóa định tuyến xe tải-máy bay không người lái với thời gian phát hành, một vấn đề quan trọng trong lĩnh vực cung ứng hàng hóa và vận chuyển hiện đại. Qua quá trình nghiên cứu, luận văn đã đạt được những kết quả có giá trị trên cả phương diện lý thuyết và thực tiễn.

### 6.1 Những đóng góp chính của nghiên cứu

Về mặt lý thuyết, nghiên cứu đã xây dựng thành công mô hình toán học MILP hoàn chỉnh cho bài toán vận tải tích hợp tiếp tế đa điểm bằng máy bay không người lái, mở rộng từ các mô hình truyền thống để xử lý ràng buộc thời gian phát hành của các đơn hàng. Điều này không chỉ làm phong phú thêm cơ sở lý thuyết về bài toán định tuyến phương tiện với máy bay không người lái mà còn mở ra hướng nghiên cứu mới cho lớp bài toán tối ưu tổ hợp này. Đồng thời, luận văn đã phát triển thuật toán Adaptive Tabu Search với cơ chế thích ứng tiên tiến, tích hợp quá trình tinh chỉnh hai pha và chiến lược đa dạng hóa để cải thiện hiệu quả tìm kiếm. Việc phân tích toán học về độ phức tạp và chứng minh tính NP-hard của bài toán cũng góp phần quan trọng vào việc định hình nền tảng lý thuyết vững chắc.

Trên phương diện thực nghiệm, nghiên cứu đã tiến hành một quy trình đánh giá toàn diện và có hệ thống. Quá trình hiệu chỉnh tham số chi tiết cho thuật toán Adaptive Tabu Search đã được thực hiện một cách khoa học, từ đó xác định được các giá trị tối ưu cho xác suất lựa chọn lân cận, điều kiện dừng và các tham số điều khiển khác. Việc so sánh hiệu quả giữa phương pháp MILP và thuật toán heuristic đề xuất đã chứng minh rõ ràng ưu thế của thuật toán heuristic trong việc xử lý các bài toán quy mô lớn, đồng thời cung cấp cái nhìn sâu sắc về giới hạn và khả năng của mỗi phương pháp.

### 6.2 Hiệu quả của phương pháp đề xuất

Thuật toán Adaptive Tabu Search được phát triển trong nghiên cứu này đã thể hiện khả năng tìm kiếm lời giải chất lượng cao trong thời gian tính toán hợp lý, đặc biệt hiệu quả đối với các bài toán có quy mô trung bình và lớn. Điểm mạnh của thuật toán không chỉ nằm ở khả năng xử lý tốt các ràng buộc phức tạp của bài toán, bao gồm việc đồng bộ hóa hoạt động giữa xe tải và máy bay không người lái, quản lý thời gian phát hành và tối ưu hóa chi phí tổng thể, mà còn ở tính thích ứng linh hoạt với các tham số khác nhau của bài toán.

Cơ chế thích ứng và đa dạng hóa được tích hợp trong thuật toán đã giúp tránh được vấn đề rơi vào tối ưu cục bộ, một thách thức thường gặp trong các bài toán

tối ưu hóa phức tạp. Điều này không chỉ nâng cao chất lượng nghiệm mà còn tạo ra tính ổn định trong hiệu suất của thuật toán khi áp dụng cho các trường hợp khác nhau. Kết quả so sánh với các nghiên cứu hiện có đã khẳng định tính cạnh tranh và hiệu quả của phương pháp đề xuất.

### 6.3 Ý nghĩa khoa học và thực tiễn

Nghiên cứu mang lại ý nghĩa khoa học thông qua việc đóng góp vào cơ sở lý thuyết về bài toán định tuyến phương tiện với máy bay không người lái. Phương pháp tiếp cận mới trong việc xử lý ràng buộc thời gian phát hành không chỉ áp dụng cho bài toán cụ thể được nghiên cứu mà còn có thể mở rộng cho các bài toán tương tự trong lĩnh vực tối ưu hóa. Các kết quả thực nghiệm chi tiết và có hệ thống cung cấp dữ liệu tham khảo có giá trị cho cộng đồng nghiên cứu về tối ưu hóa hệ thống cung ứng hàng hóa.

Về mặt thực tiễn, nghiên cứu cung cấp công cụ hỗ trợ quyết định thiết thực cho các doanh nghiệp trong việc thiết kế và triển khai hệ thống phân phối sử dụng máy bay không người lái. Điều này đặc biệt có ý nghĩa trong bối cảnh thương mại điện tử phát triển mạnh mẽ và nhu cầu ngày càng cao về dịch vụ giao hàng nhanh chóng, hiệu quả. Nghiên cứu không chỉ giúp tối ưu hóa chi phí vận chuyển mà còn nâng cao chất lượng dịch vụ, góp phần thúc đẩy ứng dụng công nghệ máy bay không người lái trong lĩnh vực cung ứng hàng hóa.

### 6.4 Những hạn chế và thách thức

Mặc dù đạt được những kết quả tích cực, nghiên cứu vẫn còn những hạn chế cần được thừa nhận và khắc phục trong tương lai. Mô hình toán học hiện tại chưa xem xét đầy đủ các yếu tố thực tế như điều kiện thời tiết, không gian bay của máy bay không người lái, và các quy định pháp lý về sử dụng máy bay không người lái trong môi trường đô thị. Những yếu tố này có ảnh hưởng đáng kể đến tính khả thi và hiệu quả của hệ thống trong điều kiện thực tế.

Về mặt tính toán, mặc dù thuật toán đã cho thấy hiệu quả tốt, thời gian tính toán vẫn còn cao đối với các bài toán quy mô rất lớn với hàng trăm khách hàng. Điều này đặt ra thách thức cho việc áp dụng trong các hệ thống thương mại có quy mô lớn và yêu cầu thời gian phản hồi nhanh. Ngoài ra, nghiên cứu chủ yếu sử dụng dữ liệu mô phỏng, chưa có cơ hội thực nghiệm với dữ liệu thực tế từ các doanh nghiệp, điều này có thể ảnh hưởng đến tính ứng dụng thực tiễn của các kết quả.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] W. E. Forum, *Sustainable deliveries: How cities and companies can lead on logistics*, 2024. **url:** <https://www.weforum.org/stories/2024/10/sustainable-deliveries-cities-companies-logistics/>.
- [2] Amazon, *Amazon prime air*, 2019. **url:** <https://www.amazon.com/primeair>.
- [3] UPS, *Ups flight forward*, 2020. **url:** <https://www.ups.com/us/en/services/knowledge-center/article.page?name=ups-flight-forward&kid=aa8f9f10>.
- [4] DHL, *Dhl's parcelcopter delivers medical supplies to remote areas*, 2019. **url:** <https://www.dhl.com/global-en/home/about-us/delivered-magazine/articles/2021/parcelcopter.html>.
- [5] C. C. Murray and A. G. Chu, "The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **jourvol** 54, **pages** 86–109, 2015.
- [6] I. Dayarian, M. Savelsbergh and J. P. Clarke, "Same-day delivery with drone resupply," *Transportation Science*, **jourvol** 54, **number** 1, **pages** 229–249, 2020. DOI: 10.1287/trsc.2019.0937.
- [7] J. C. Pina-Pardo, D. F. Silva and A. E. Smith, "The traveling salesman problem with release dates and drone resupply," *Computers & Operations Research*, **jourvol** 129, **page** 105 170, 2021. DOI: 10.1016/j.cor.2020.105170.
- [8] M. Dienstknecht, N. Boysen and D. Briskorn, "The traveling salesman problem with drone resupply," *OR Spectrum*, **jourvol** 44, **number** 4, **pages** 1045–1086, 2022. DOI: 10.1007/s00291-021-00635-2.
- [9] J. C. Pina-Pardo, D. F. Silva, A. E. Smith and R. A. Gatica, "Fleet resupply by drones for last-mile delivery," *European Journal of Operational Research*, **jourvol** 316, **number** 1, **pages** 168–182, 2024. DOI: 10.1016/j.ejor.2022.12.012.
- [10] J. C. Pina-Pardo, D. F. Silva, A. E. Smith and R. A. Gatica, "Dynamic vehicle routing problem with drone resupply for same-day delivery," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **jourvol** 162, **page** 104 611, 2024. DOI: 10.1016/j.trc.2023.104611.

- [11] W. Liu, L. Liu **and** X. Qi, “Drone resupply with multiple trucks and drones for on-time delivery along given truck routes,” *European Journal of Operational Research*, 2024.
- [12] M. Moshref-Javadi, K. P. Van Cauwenberghe, B. A. McCunney **and** A. Hemmati, “Enabling same-day delivery using a drone resupply model with transshipment points,” *Computational Management Science*, **jourvol** 20, **number** 1, **pages** 22–40, 2023. DOI: 10.1007/s10287-021-00405-4.
- [13] D. Sanchez-Wells, J. L. Andrade-Pineda **and** P. L. Gonzalez-R, “Truck-multidrone same-day delivery strategies: On-road resupply vs depot return,” *Expert Systems with Applications*, **page** 126 757, 2025.
- [14] P. Nguyen, T. Crainic **and** M. Toulouse, “A tabu search for time-dependent multi-zone multi-trip vehicle routing problem with time windows,” *European Journal of Operational Research*, **jourvol** 231, **number** 1, **pages** 43–56, 2013. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.05.026.
- [15] M. Gmira, M. Gendreau, A. Lodi **and** J.-Y. Potvin, “Tabu search for the time-dependent vehicle routing problem with time windows on a road network,” *European Journal of Operational Research*, **jourvol** 288, **number** 1, **pages** 129–140, 2021. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.05.041.
- [16] C. Póvoa, M. Roboredo, A. Velasco, A. Pessoa **and** F. Paes, “A hybrid grasp and tabu-search heuristic and an exact method for a variant of the multi-compartment vehicle routing problem,” *Expert Systems with Applications*, **jourvol** 259, **page** 125 319, 2025. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.125319.
- [17] Y. Meliani, Y. Hani, S. Lissane Elhaq **and** A. El Mhamedi, “A tabu search based approach for the heterogeneous fleet vehicle routing problem with three-dimensional loading constraints,” *Applied Soft Computing*, **jourvol** 126, **page** 109 239, 2022. DOI: 10.1016/j.asoc.2022.109239.
- [18] C. Archetti, D. Feillet, A. Mor **and** M. G. Speranza, “An iterated local search for the traveling salesman problem with release dates and completion time minimization,” *Computers & Operations Research*, **jourvol** 98, **pages** 24–37, 2018.