

中图分类号: U116
学科分类号: 63050

论文编号: 1028709 19-s039

硕士学位论文

自然灾害应急救援路线优化 模型与算法

研究生姓名	郭鹏辉
学科、专业	管理科学与工程（工业工程）
研究方向	应急物流
指导教师	朱建军 教授

南京航空航天大学

研究生院 经济与管理学院

二〇一九年三月

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics
The Graduate School
College of Economics and Management

Models and Algorithms for Post Disaster Rescue Route Optimization

A Thesis in
Management Science and Engineering

by
Guo Penghui

Advised by
Prof. Zhu Jianjun

Submitted in Partial Fulfillment
of the Requirements
for the Degree of
Master of Engineering

March, 2019

承诺书

本人声明所呈交的博/硕士学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南京航空航天大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。

本人授权南京航空航天大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本承诺书）

作者签名：_____

日 期：_____

摘 要

我国自然灾害频发，应对自然灾害主要从灾前预防、灾后相应和重建恢复三个方面出发，由于自然灾害时间和空间分布不均且难以预测，因此，灾后响应在应对自然灾害方面具有不可替代的地位。本文研究自然灾害应急救援中的路线优化问题。相比于一般的商业物流优化问题，应急救援物流优化具有以下的基本特征，首先，供给能力受限，由于灾害发生后需要在较短时间内做出反应，灾后第一时间内调配的各类物资往往难以满足灾区全部需求；其次，物资需求量难以准确获取，由于灾害具有突发性，因此需求的时间和空间分布、需求的种类和数量难以精确预测；最后，更加追求社会效益，区别于商业物流优化问题，应急物流优化更加关注物资运输过程的社会效益而非经济效益，即常以救援时间、救援风险等效率指标作为优化目标。基于以上应急物流优化问题的基本特征，本文分别研究了供给充分条件下的多地点应急救援路线优化问题、供给受限条件下的应急救援选址-路径-配给优化问题和随机需求条件下的应急救援选址-路径问题。以上问题的数学模型基于运筹学中经典的车辆路径问题（vehicle routing problem, VRP）和选址-路径问题（location-routing problem, LRP）构建，各部分的具体研究内容如下。

首先，针对可同时派出多组救援人员，且有固定救援出救点和救灾补给点的情况，建立了综合考虑安全风险和时间花费的救援路线优化模型。基于进化多目标优化思想，设计了求解模型的遗传算法。提出的交叉和变异算子确保算法迭代过程中得到的路径始终是可行的，精英保留策略在各代 Pareto 最优解中优中选优。

然后，针对灾害发生之后第一时间内各类型救援物资供给受限的情况，以救援及时性、综合满意度和物资供给公平性为优化目标,建立多工厂节点、多品种物资的考虑异质物资合车运输的多目标双层选址-路径-配给优化模型。采用融合差分进化和约束优化的方法,将多目标优化问题分解为三个单目标子迭代过程和一个多目标迭代过程,同时优化车辆行驶路线和需求节点物资分配方案。

最后，针对灾害发生后灾区物资需求难以准确估计的情况，以救援总时间花费作为优化目标，建立了需求量随机的单工厂节点、多中转节点的选址-路径优化模型。模型假设灾区物资需求为满足一定条件的随机变量，将包含随机变量的约束转化为机会约束，并得到机会约束的等价形式，从而将原随机规划模型转化为确定性的整数规划模型。基于大规模邻域搜索算法优化中转节点和需求节点的分配关系，以及车辆行驶路线。各部分研究均通过不同规模的测试数据验证了算法的有效性。

关键词：应急物流， 车辆路径问题， 选址-路径问题， 进化多目标优化算法， 大规模邻域搜索

ABSTRACT

Natural disasters occur frequently in China. Responding to natural disasters mainly depend on three aspects: pre-disaster prevention, post-disaster response and recovery. Because natural disasters are unevenly distributed and difficult to predict, post-disaster response is irreplaceable in responding to natural disasters. This thesis studies the routing optimization problem in natural disaster emergency rescue. Compared with the general commercial logistics optimization problem, the emergency rescue logistics optimization has the following basic characteristics. First of all, the supply capacity is limited. Because of the need to respond within a short period of time after the disaster occurs, it is often difficult to meet all the needs of the disaster area in the first time after the disaster; Secondly, the demand for materials is difficult to obtain accurately. Because disasters are sudden, the time and space distribution of demand, the types and quantities of demand are difficult to predict accurately; Finally, the pursuit of social benefits, different from the commercial logistics optimization problem, emergency logistics optimization pays more attention to the social benefits of the material transportation process rather than economic benefits, that is, the efficiency indicators such as rescue time and rescue risk are often used as optimization targets. Based on above basic characteristics of emergency logistics optimization problems, this paper studies the multi-location emergency rescue routing problem under sufficient supplies, the emergency rescue location-routing-allocation problem with limited supplies and the emergency rescue location-routing problem with stochastic demand. The mathematical models of the above problems are based on the classic vehicle routing problem (VRP) and location-routing problem (LRP) in operational research. The contents of each part are as follows.

Firstly, A rescue routing optimization model considers safety risk and time expenditure is established for the case where multiple groups of rescuers can be dispatched from the departure point and return to replenishment point simultaneously. Based on the multi-objective evolutionary algorithm, this paper proposed a genetic algorithm for solving the preceding model. The crossover and mutation procedure ensure the path obtained is always feasible. The elite preservation strategy chooses optimal solution among the Pareto non-dominated solutions.

Secondly, in view of the limited supply of various types of relief supplies in the first time after a disaster, a multi-objective two-echelon location-routing-allocating optimization model considering multi-depot and heterogeneous materials is proposed. The arriving time, satisfaction degree of demand nodes and the fairness of material supply are the optimization goals. The multi-objective optimization problem is solved by three single-objective sub-iterative processes and a multi-objective iterative process based on the method using the differential evolution strategy and the constrained optimization strategy. The vehicle routes and material distribution is optimized at the same time.

Finally, in view of the difficulty in accurately estimating the material demand in the disaster area after the disaster, the total time spent on rescue is taken as the optimization goal, and the location-routing optimization model of single-depot and multi-satellite with random demand is established. The model assumes that the material demand in the disaster area is a random variable that satisfies certain distribution, constraints containing random variables are transformed into chance constraints, and obtains the equivalent form of the chance constraint, thus the original stochastic programming model is transformed into a deterministic integer programming model. The large neighborhood search algorithm is used to optimize the assignment of satellite nodes and the demand nodes, as well as the vehicle routing. Each part verifies the effectiveness of the algorithm through test data of different scales.

Keywords: emergency logistics, vehicle routing problem, location-routing problem, multi-objective evolutionary algorithms, large neighborhood search

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	2
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 应急物流管理研究现状.....	3
1.2.2 路径优化问题研究现状.....	4
1.2.3 元启发式算法研究现状.....	6
1.2.4 现有文献的总结.....	7
1.3 研究内容.....	7
1.4 研究思路与框架.....	8
第二章 供给充分的多地点应急救援路线优化模型与算法.....	10
2.1 引言.....	10
2.2 问题定义和模型构建.....	11
2.3 求解算法设计.....	14
2.3.1 初始种群生成.....	14
2.3.2 交叉和变异.....	15
2.3.3 选择和子代生成.....	16
2.3.4 算法终止条件.....	17
2.4 实验和算法分析.....	18
2.4.1 随机图算例分析.....	18
2.4.2 无标度网络实验.....	21
2.5 本章小结.....	22
第三章 供给受限的应急救援选址-路径-配给优化模型与算法.....	23
3.1 引言.....	23
3.2 问题定义与描述.....	24
3.3 模型设置与分析.....	27
3.4 求解算法设计.....	30
3.4.1 算法整体框架.....	30
3.4.2 算法模块设计.....	31
3.4.3 多目标优化流程.....	33

3.5 实验和算法分析	35
3.5.1 实验数据和参数标定	35
3.5.2 仿真算例分析	35
3.5.3 测试数据实验	38
3.6 本章小结	41
第四章 随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法	42
4.1 引言	42
4.2 问题定义和模型构建	43
4.3 求解算法设计	46
4.3.1 算法整体框架	46
4.3.2 算法模块设计	47
4.3.3 算法迭代流程	50
4.4 实验和算法分析	51
4.4.1 实验数据和参数标定	51
4.4.2 仿真算例分析	51
4.4.3 测试数据实验	53
4.5 本章小结	54
第五章 结论与展望	56
5.1 结论	56
5.2 展望	57
参考文献	58
致 谢	66
在学期间的研究成果及发表的学术论文	67

图表清单

图 1.1 自然灾害应急救援路线优化模型与算法技术路线图.....	9
图 2.1 使路径长度变短的回路.....	14
图 2.2 可交叉条件.....	15
图 2.3 道路网络拓扑.....	18
图 2.4 100 次和 1000 次迭代的运算结果.....	19
图 2.5 本文算法和 NSGA-II 的比较.....	20
图 3.1 物流网络结构.....	25
图 3.2 分车运输和合车运输对比.....	26
图 3.3 算法框架.....	30
图 3.4 染色体编码.....	31
图 3.5 交叉操作.....	32
图 3.6 节点分布和合车运输的 1 个最优解.....	36
图 3.7 合车运输和分车运输对比.....	37
图 4.1 大规模邻域搜索 (LNS) 示意图.....	47
图 4.2 确定需求和随机需求的最优解.....	52
表 1.1 人道主义救援优化准则.....	4
表 2.1 不同迭代次数的最优解.....	19
表 2.2 1000 次迭代的最优解.....	19
表 2.3 不同情境下的最优解.....	21
表 3.1 节点位置和物资需求量.....	36
表 3.2 $ O , S , D =2, 3, 30$ 合车运输和分车运输对比.....	39
表 3.3 $ O , S , D =2, 3, 50$ 合车运输和分车运输对比.....	39
表 3.4 $ O , S , D =3, 5, 30$ 合车运输和分车运输对比.....	40
表 3.5 $ O , S , D =3, 5, 50$ 合车运输和分车运输对比.....	40
表 4.1 节点的分布和物资需求量.....	52
表 4.2 确定需求的测试用例实验结果.....	53
表 4.3 随机需求的测试用例实验结果.....	54

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

自然灾害是由自然事件或力量为主因造成的生命伤亡和人类社会损失事件,包括洪涝灾害、干旱灾害、台风灾害、冰雹灾害、雷电灾害、沙尘暴灾害、地震灾害、地质灾害、森林草原火灾等^[1]。根据民政部国家减灾办发布的数据,2017年全年各类自然灾害共造成全国1.4亿人次受灾,881人因灾死亡,98人失踪,525.3万人次紧急转移安置,170.2万人次需紧急生活救助;15.3万间房屋倒塌,31.2万间严重损坏,126.7万间一般损坏;农作物受灾面积18478.1千公顷,其中绝收1826.7千公顷;直接经济损失3018.7亿元。2017年我国自然灾害以洪涝、台风、干旱和地震灾害为主,风雹、低温冷冻、雪灾、崩塌、滑坡、泥石流和森林火灾等灾害也有不同程度发生^[2]。应对自然灾害主要从两方面出发,其一为事前的预防,其二为事后的救援。但大多数自然灾害的发生时空分布不均且难以预测,因此事后救援在应对自然灾害方面具有不可替代的地位。灾害发生后往往导致原有的铁路、公路等交通设施受损,如何在这样的条件下充分利用现有资源,安全前往受灾地区,并使受灾地区得到及时的救援具有十分重要的现实意义。

自然灾害发生后需要从应急储备仓库调集救援设备、帐篷、被褥、食物、药品和血液等在内的各种救援物资,并组织救援人员前往灾区。应急救援物资调度问题具有以下特征,供给能力方面,尽管面对大规模自然灾害往往举全国之力进行救援,但灾害发生后第一时间内调配的各种物资仍难以满足灾区的全部需求,灾区物资紧缺的报道仍常见诸报端,因此救援物资在灾害发生后成为一种稀缺资源;物资需求方面,自然灾害的破坏性往往具有很大的不确定性,因此灾害发生后难以对灾区的物资需求量进行较为准确的估计,此外相比一般的物流优化问题,灾后救援活动往往同时需要多种类型的物资;配送过程方面,灾害的发生往往导致灾区道路受损,因此道路的安全风险成为和时间花费同等重要的必须考虑的因素,并且道路损坏使得灾区内部难以通行大型车辆,此时需要先将各类物资从应急储备仓库运往灾区外围的中转站,然后从中转站将各类物资通过小型车辆运往灾区;目标函数方面,一般的商业物流优化问题往往以成本作为首要的目标函数,而灾后救援更加关注如何能够安全、快速地满足灾区的各类物资需求。综上,供给能力的有限性、物资需求的异质性和不确定性、物资配送网络的多层性,以及目标函数的弱经济性是灾后应急救援物资调度问题相比一般的物流优化问题所具有的最重要的特征。

理论背景方面,灾后应急救援过程涉及应急设施的选址、救援路线的规划以及资源稀缺条件下各需求节点物资配给量的优化。应急设施的选址可以抽象为选址问题,救援路线的规划可

以抽象为多旅行商问题 (multi travel sales man problem, mTSP) 和车辆路径问题 (vehicle routing problem, VRP), 上述问题是运筹优化领域的经典问题。其中选址问题起源于 1909 年 Weber 提出的韦伯问题 (Weber problem)^[3], 研究如何在平面上确定一个仓库的位置使其与多个顾客的总距离最小, 并在此基础上发展出了 P-中位问题 (P-median problems)^[4]、P-中心问题 (P-center problems)^[4]和覆盖问题^{[5][6]}等; 车辆路径问题由 Dantzig 和 Ramser 于 1959 年首次提出^[7], 研究如何设计从仓库节点派出的若干容量有限的车辆的行驶路径, 使其能够满足多个顾客的需求, 当车辆路径问题假设车辆的容量为无穷时退化为多旅行商问题。上述的组合优化问题均源于现实生活, 求解组合优化问题的常规方法难以在较快的时间内得到问题的最优解, 因此上述问题近几十年来受到学术界的广泛关注, 并出现了融合选址问题和路径优化问题的选址-路径问题 (location-routing problem, LRP) 和多层选址-路径问题 (multi-echelon location-routing problem, LRP-mE)^{[8][9][10][11]}。学术界主要关注上述问题的两个方面, 其一为如何构建优化模型使得理论研究更加契合现实问题, 其二为针对构建的优化模型如何设计快速有效的求解算法使得理论研究能够为现实问题所用。

纵观物资配送优化领域的相关研究, 已有研究多关注一般条件下的单品种物资的配送优化, 且多假设供给能力能够满足全部需求, 而灾后救援条件下异质稀缺物资和随机需求的配送优化尚未受到广泛关注。本文研究基于以上背景展开, 针对灾后救援的特征, 构建了灾后应急救援的数学规划模型, 并设计求解算法对优化模型进行求解。

1.1.2 研究意义

针对自然灾害发生后有多个地点等待救援的问题, 本文考虑灾后应急救援物资调度问题的供给能力有限性、物资需求异质性和不确定性、配送网络的多层性等特征, 分别构建了供给充分条件下的自然灾害应急救援路线优化模型、供给受限条件下的自然灾害应急救援选址-路径-配给优化模型和随机需求的自然灾害应急救援选址-路径优化模型, 并设计相应的求解算法。本文所研究问题是对车辆路径问题和选址-路径问题等经典的运筹优化问题的扩展, 并且来源于现实生活, 本文的理论意义和应用价值如下。

(1) 对经典的选址-路径问题进行了扩展

理论意义方面, 本文分别研究了资源充足条件、供给受限条件和需求随机条件下的应急救援路线优化问题, 将应急物流网络划分为工厂节点、中转节点和需求节点三类节点, 三类节点构成双层的物流网络。在此基础上考虑了异质稀缺物资的情况、随机需求的情况, 研究中转节点的选址以及车辆运输路线的优化, 并构建了相应的优化模型和求解算法, 是对经典的选址-路径问题的进一步扩展。

(2) 为应急救援物资调度决策提供支持

应用价值方面，本文所研究问题源于现实问题并落脚于现实问题。通过模型和算法的理论研究，使得现实的灾后应急救援物资调度问题能够在可接受的时间内得到一组较好的解。本文进行了不同规模的仿真实验，表明本文的研究结果能在一定程度上为现实的灾后救援物资调度决策提供支持。

1.2 国内外研究现状

自然灾害应急救援路线优化问题的理论基础是车辆路径问题、选址-路径问题等运筹优化领域经典的组合优化问题。由于这类问题具有 NP-hard 的特性，因此，对于较大规模的问题难以简单使用分支定界等确定性算法框架进行求解，此时遗传算法、差分进化算法、大规模邻域搜索算法等元启发式算法就展现出了独特的优势。综上，从应急物流管理研究现状、路径优化问题研究现状和元启发式算法研究现状三部分展开文献综述。

1.2.1 应急物流管理研究现状

应急物流是指以提供突发性自然灾害、突发性公共卫生事件等突发性事件所需应急物资为目的，以追求时间效益最大化和灾害损失最小化为目标的特种物流活动^[12]。国外许多文献中也将应急物流称为人道主义物流（humanitarian logistic）^{[13][14][15]}。按照时间顺序可将应急物流或人道主义物流分为灾前阶段（pre-disaster phase）、灾后响应阶段（post-disaster response phase）和恢复阶段（recovery phase）三个阶段^[15]。其中灾前阶段主要包括建造应急基础设施以应对灾害风险和事先准备应急救援物资设备等，灾后响应阶段主要包括应急物资的输送和受灾人员的撤离等，恢复阶段主要包括灾区受损房屋道路的恢复等。从活动目标、需求特点和环境因素等方面来看，应急物流都与一般的商业物流有着很大不同，其中以下几点关键因素导致了应急物流问题的特殊性和复杂性^[16]：1) 需求的时间和空间分布、需求的类型和数量难以预测；2) 大量不同种类的需求在很短的时间发生，且仅有较短的准备时间；3) 充分且及时交付的高风险性；4) 供应量、人员、技术和运输能力等资源受限。以上特点决定了应急物流管理和商业物流管理的根本性差异。救援物资的运输是灾后响应阶段的重要工作，也是本文研究的主要问题。

在灾后救援物资运输优化模型的研究方面，区别于商业物流优化问题，应急物流管理中首先需要考虑的并非成本等经济指标，而是及时性和覆盖率等效率指标。Walter 等^[17]将人道救援多准则优化中的优化准则分为成本（Cost）、响应时间（Response time）、移动距离（Travel distance）、覆盖率（Coverage）、可靠性（Reliability）、安全性（Security）、公平性（Equity）、痛苦度（Distress）等几类，各准则的内涵如表 1.1 所示。

响应时间、公平性、满意度是本文主要考虑的目标函数，公平性即按照以上分类的 Equity，而满意度与上述分类的 Distress 是一对相对应的概念。公平性是对群体而非个体的概念，所谓公平即在人道主义救援过程中不存在“被系统性地置于弱势地位（systematically disadvantaged）”

的群体^[17]，但是现有研究对公平的定义莫衷一是^[18]，Marsh 等^[19]对比了 20 种不同的公平度量方式。与公平性类似，由于涉及到不完全理性，满意度同样是一个难以直接度量的抽象概念。从经济学角度来说，特定商品的剥夺成本被视为关于需求被完全满足的时间的单调非减的凸函数，函数值为商品的支付意愿^[17]。Hu 等^[20]将满意度定义为关于等待时间的函数。

表 1.1 人道主义救援优化准则

准则	内涵
Cost	一般指经济开支，包括固定成本、运输成本、设施成本、人力成本等。
Response time	灾害发生后各种资源到达受灾人群的时间。
Travel distance	分为供给侧的移动距离和需求侧的移动距离，前者指救援人员到达受灾人员的距离，后者指某些情况下受灾人员需要自行前往避难所所经过的距离。
Coverage	衡量必要的物品或服务被满足的程度。
Reliability	由于未来各种因素存在不确定性，当自然环境或社会经济环境发生变化时人道主义救援应该是可靠的。
Security	救援人员、设备、设施被合理组织、适当分布使其远离伤害。
Equity	不应一部分群体享有特权，另一部分受到区别对待。
Distress	难以直接测量的精神成本和社会成本。

1.2.2 路径优化问题研究现状

(1) 车辆路径问题

车辆路径问题 (vehicle routing problem, VRP) 由 Dantzig 和 Ramser 于 1959 年首次提出^[7]，车辆路径问题为有一个位置确定的配送中心和多个位置确定的客户，各个客户有各自不同的需求量，每台车辆的运输能力有限，如何分配各个车辆的运量并规划车辆运输的路径使得总运输成本最小。车辆路径问题最简单的形式为容量约束的车辆路径问题 (capacitated vehicle routing problem, CVRP)，仅考虑存在单个仓库节点且车辆容量有限的情况。Laporte 和 Mercure 等^[21]、Laporte 和 Nobert 等^[22]、Golden 等^[23]和 Balinski 等^[24]提出的 CVRP 整数规划模型至今仍被学术界广泛使用，并产生了许多基于上述模型的变种。例如，根据节点的特性可将 VRP 分为送货或收货问题、需求可分或需求不可分、动态和随机的问题；根据对单条路径的约束，有考虑路径长度、考虑重复使用车辆、考虑时间窗等类型的变种；根据车辆类型可分为同质车辆的 VRP 和异质车辆的 VRP^[25]。随机需求的车辆路径问题 (vehicle routing problem with stochastic demand, VRP-SD) 是车辆路径问题重要的变种之一。车辆路径问题的求解框架主要有 Laporte 等^[26]提出的基于分支-切割的确定性算法算法，以及模拟退火 (simulated annealing, SA)^[27]、禁忌搜索 (tabu search, TS)^[28]、变邻域搜索 (variable neighborhood search, VNS)^{[29][30]}和遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[31]等元启发式算法。对于大规模问题，元启发式算法可以在较短的运行时间内

得到不逊于确定性算法的解。

近年来, 车辆路径问题的模型和算法除被用于一般的商业运输外同时也被用于灾后救援的物资配送中, 例如, Brunia 等^[32]研究了灾后救援的车辆路径问题, 考虑到了道路可靠性对救援活动的影响, 以到达时间最小为目标函数设计算法对问题进行了求解。Burcu 等^[33]针对灾后数月内需要频繁往受灾地区运输物资的情况, 考虑了救援站点的选择和救援物资的配送路线问题, 定义了覆盖率作为整数规划模型的目标函数, 基于禁忌搜索和邻域搜索设计了求解算法, 并通过不同规模的测试数据以及算例验证了算法的有效性。Mohammad 等^[34]研究了需求可分割的多种类商品的车辆路径问题, 以等待时间最小作为优化目标建立了两个混合整数规划模型, 设计带有局部搜索策略的 VNS 算法对问题进行求解

(2) 选址-路径问题

选址-路线问题 (Location-routing problem, LRP) 考虑两个相互关联的决策过程, 其一为从潜在的有限个或无限个设施节点中选择部分节点, 其二为设计从设施节点到达需求点的车辆行驶路径。“设施选址”和“路径规划”两个问题间存在相互作用, 独立地做出两个阶段地决策过程可能导致局部最优解的出现^{[35][36]}。Tavakkoli 等^[37]建立了有容量限制的 LRP 模型, 以总成本 (节点的开设成本、吞吐成本和运输成本) 最小, 总满意度最大为优化目标, 提出 MOSS 算法 (multi-objective scatter search) 和 ETS 算法 (elite tabu search) 得到模型的 Pareto 前沿。Li 等^[38]在城市应急救援的背景下, 建立了带有时间窗约束的 LRP 模型。上层模型描述设施选址问题, 以总成本最小为优化目标, 下层模型描述车辆路径问题, 以“服务程度”最大化为优化目标。“服务程度”这一指标被定义为关于顾客被服务的时间的函数。基于遗传算法设计了多目标优化模型的求解方法。

随着多层物流网络在现实生活中的广泛应用, 出现了双层选址-路线问题 (two-echelon location-routing problems, LRP-2E) 的相关研究, LRP-2E 将整个物流系统分为仓库节点、中转节点和顾客节点, 货物首先从工厂节点运往中转节点, 然后从中转节点运至终端需求节点。这方面最早的研究为 1980 年 Jacobsen 等^[39]将其应用于报纸投递的问题背景。在其之后最早的关于 LRP-2E 最早的研究为 2009 年 Lin 等^[40]将物流网络划分为工厂、集散中心、大客户、小客户四个层级。认为工厂可以将货物运往集散中心或者直接运往大客户, 以降低建造集散中心的开支, 小客户所需货物仅能由集散中心供应。建立了以固定成本和可变成本最小为优化目标的混合整数规划模型, 采用遗传算法进行求解。Nguyen 等^[41]假设主节点的供应量和卫星节点的容量可以满足所有需求, 考虑了卫星节点的设置以及“第一层路线”和“第二层路线”的设置。除标准的 LRP 中考虑的因素外, 还考虑了从主节点直接将货物运往顾客节点的情况, 并通过在主节点设置虚拟的卫星节点将其转化为标准的 LRP。建立了以卫星节点开设成本、两层路线的运输成本和车辆成本之和最小为优化目标的 MILP 模型, 设计基于迭代局部搜索的算法进行求解。

Rath 等^[42]研究了灾害救援中的 LRP，假设从货物供应方到达中转节点使用大型车辆一次性运输，从中转节点到终端需求方使用小型车辆运输。在上述第一阶段的运输过程中并未考虑车辆的行驶路线，仅关注从各个工厂运往各个中转站的物资数量，且仅考虑了存在单品种物资的情况。另外，考虑了总供给小于总需求的情况，在第二阶段的运输过程中假设每个需求点只有“接受救援”和“不接受救援”两种状态，并未考虑部分满足需求点需求的情况。文章构建了具有建造成本、运营成本和需求覆盖度三个目标函数的混合 0-1 整数规划模型，采用确定算法和启发式算法进行求解。

1.2.3 元启发式算法研究现状

(1) 进化多目标优化算法

本文研究的优化模型具有多目标性和离散性，对较大规模的问题难以直接使用确定性算法求解，因此需要采用基于遗传算法的进化多目标优化算法 (Multiobjective evolutionary algorithms, MOEAs) 进行求解。MOEAs 起源于上世纪 80 年代，发展至今已被成功应用于许多工程领域。1985 年，Schaffer^[43]提出的矢量评价遗传算法 (Vector-evaluated genetic algorithm, VEGA) 被认为是用进化算法求解多目标优化问题的开端。进化多目标优化算法发展历史中具有里程碑意义的事件为 1989 年 Goldberg^[44]提出结合经济学中 Pareto 理论和进化算法来求解多目标优化问题，对后续研究有十分重要的指导意义。

20 世纪 90 年代后出现了以基于 Pareto 等级的个体选择方法和基于适应度共享机制为特征的第一代进化多目标优化算法，Srinivas 和 Deb 提出的 NSGA^[45]是这一阶段比较有代表性的成果。此后，以精英保留机制为特征的第二代进化多目标优化算法相继被提出。这一阶段比较有代表性的成果包括 Knowles 和 Corne^[46]提出的 PESA-II，Deb 等^[47]对 NSGA 进行改进提出的非常经典的算法 NSGA-II，Deb 等^{[48][49]}针对约束规划问题提出的 NSGA-III。以上基于 Pareto 排序 (domination-based framework) 的进化多目标优化算法当目标函数数量较多时会存在种群中非支配解比例过高导致算法运行效率变低，结果变差的问题，因此又出现了基于指标的求解框架 (indicator-based framework) 和基于分解的求解框架 (decomposition-based framework)，前者较有代表性的成果为 IBEA^[50]和 SIBEA^[51]，后者较有代表性的成果为 MOEA/D^[52]和 MOGLS^[53]。基于指标的求解框架存在计算复杂的问题，而基于分解的求解框架避免了这一问题。

(2) 大规模邻域搜索算法

针对车辆路径问题和选址-路径问题的启发式求解算法主要包括局部搜索算法、基于种群的算法、混合算法等几类，其中 Shaw 于 1998 年提出的大规模邻域搜索 (large neighborhood search, LNS)^[54]具有扩展性强、实现简单的特点，并且配合局部搜索策略可以对各种类型的车辆路径问题取得质量较好的解。大规模邻域搜索的核心步骤是通过对一个初始解按照一定的策略进行

节点的移除和修复操作，希望通过这样的不断迭代得到质量较好的局部最优解，并通过不断的执行上述步骤从而从全局上得到质量较好的解^[55]。近年来大规模邻域搜索算法被广泛应用于车辆路径问题和选址-路径问题的求解。例如，Oscar 等^[56]将 LNS 用于二维车辆路径问题的求解。Timo 等^[57]基于 LNS 设计了考虑群组约束的车辆路径问题（clustered vehicle routing problem, CluVRP），此类车辆路径问题的变种假设所有顾客预先被划分为一定的群组，群组内的顾客必须被同一车辆服务，通过和基准测试数据的比较表明算法效果较好。Manuel 等^[58]基于 LNS 设计算法进行了多车厢车辆路径问题的车辆选择和路径优化，算例分析表明不同类型的车辆混合使用可以降低运输成本 30%以上。Vera 等^[59]基于自适应的 LNS 对城市物流系统中的双层车辆路径问题进行了求解。Simona 等^[60]基于 LNS 对多仓库、异质车辆的周期车辆路径问题进行了求解。根据以上研究可以看出，LNS 是求解车辆路径问题、选址路径问题、双层车辆路径问题、以及其他车辆路径问题变种的有效算法，具有较高的灵活性。

1.2.4 现有文献的总结

(1) **路径优化问题研究充分**。物流运输车辆的路径优化的研究历史可以追溯到 1959 年 Dantzig 等提出的车辆路径问题，一方面，此类问题来源于现实生活，具有较高的应用价值；另一方面，此类问题本质上是组合优化问题，其求解算法的设计具有较高的理论价值。因此，半个多世纪来车辆路径问题的模型、算法和应用研究不断推陈出新，产生了许多新的变种和研究成果。

(2) **商业物流优化研究较多**。纵观现有的路径优化问题研究，不难发现，相比应急救援中的物流优化问题，商业物流中的路径优化研究数量优势明显，应急物流与商业物流在优化目标、约束条件等方面虽有差异，但也有相似之处，因此，商业物流优化的研究成果可以为应急物流优化带来一定程度的启发。

(3) **应急物流特征有待深挖**。由于应急物流优化相比于商业物流优化研究尚不充分，因此，灾后应急物流优化问题现阶段仍有较大的研究空间。一方面，可以进一步针对现实的应急救援问题构建真实有效刻画其特征的数学模型；另一方面，由于应急救援活动通常要求较短的准备时间，开发快速高效的数学模型求解算法也是一个很有价值的研究内容。

1.3 研究内容

本文研究内容分为“供给充分的多地点应急救援路线优化模型与算法”、“供给受限的应急救援选址-路径-配给优化模型与算法”和“随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法”三部分。各部分具体研究内容如下。

(1) 供给充分的多地点应急救援路线优化模型与算法

研究有多个地点受灾等待接受救援的应急救援路线规划问题。针对可同时派出多组救援人

员,且有固定救援出救点和救灾补给点的情况,建立了综合考虑安全风险和时间花费的救援路线优化模型。基于进化多目标优化思想,设计了求解模型的遗传算法。提出的交叉和变异算子确保算法迭代过程中得到的路径始终是可行的,回路清除算法清除所有非有益回路,精英保留策略在各代 Pareto 最优解中优中选优。实验证明该算法有较好的运行结果和效率。

(2) 供给受限的应急救援选址-路径-配给优化模型与算法

研究灾后应急救援中的双层选址-路径-配给问题。针对灾害发生之后第一时间内各类型救援物资供给受限的情况,以救援及时性、综合满意度和物资供给公平性为优化目标,建立多工厂节点、多品种物资的考虑异质物资合车运输的多目标双层选址-路径-配给优化模型。采用融合差分进化和约束优化的方法,将多目标优化问题分解为三个单目标子迭代过程和一个多目标迭代过程,同时优化车辆行驶路线和需求节点物资分配方案。实验表明,采用合车运输的策略能够有效减少派出车辆的数量和车辆行驶时间。

(3) 随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法

研究需求不确定的应急救援选址-路径优化问题。针对灾害发生后灾区物资需求难以准确估计的情况,以救援总时间花费作为优化目标,建立了需求量随机的单工厂节点、多中转节点的选址-路径优化模型。模型假设灾区物资需求为满足一定条件的随机变量,将包含随机变量的约束转化为机会约束,并得到机会约束的等价形式,从而将原随机规划模型转化为确定性的整数规划模型。基于大规模邻域搜索算法优化中转节点和需求节点的分配关系,以及车辆行驶路线。实验表明,针对不同规模的问题均能得到较好的运算结果。

1.4 研究思路与框架

本文核心研究内容包括“供给充分的多地点应急救援路线优化模型与算法”、“供给受限的应急救援选址-路径-配给优化模型与算法”和“随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法”三部分。其逻辑关系为从特殊到一般。第二章首先考虑车辆数量、供给能力等均能满足灾区需求条件下的救援路线优化问题。但现实问题中往往存在灾后一段时间内物资供给难以满足灾区需求的问题,因此,第三章考虑了多品种物资且物资供给受限条件下的救援路线优化问题。第四章更进一步考虑灾区的物资需求量难以精确估计的情况,研究随机需求条件下的救援路线优化问题。各章节均首先介绍理论研究所针对的现实问题,然后构建数学规划模型,最后设计求解算法求解优化模型并通过实验验证算法的有效性。本文框架如图 1.1 所示。

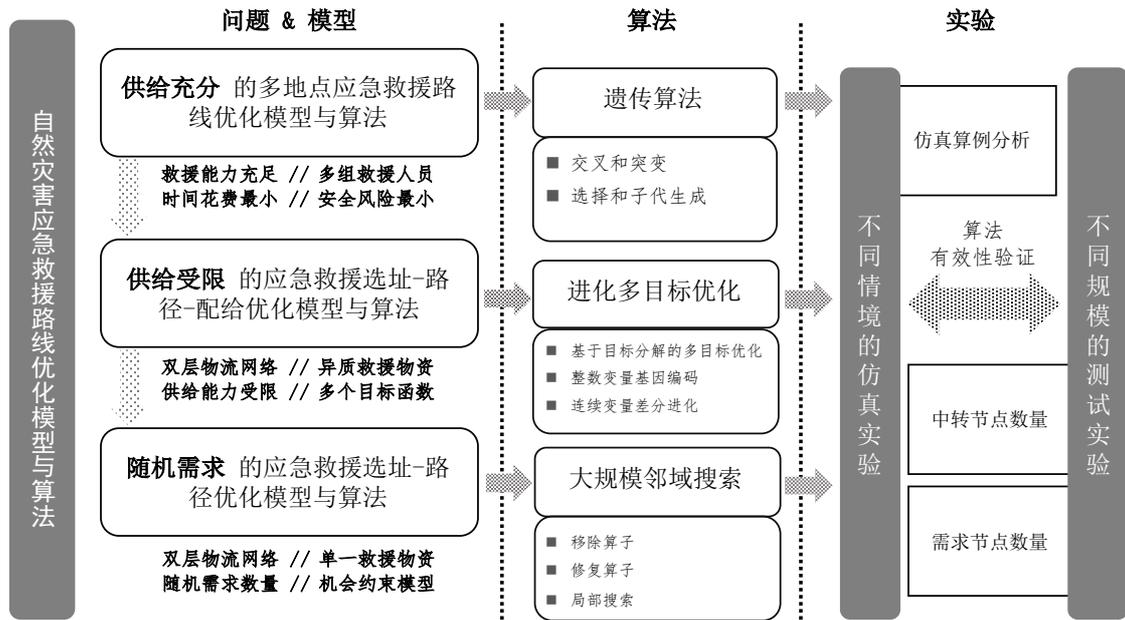


图 1.1 自然灾害应急救援路线优化模型与算法技术路线图

第二章 供给充分的多地点应急救援路线优化模型与算法

2.1 引言

我国自然灾害频发,导致了严重的生命和财产损失,根据国家减灾委员会发布的数据,2016年全年自然灾害造成全国1.9亿人次受灾,直接经济损失5032.9亿元。在突发性自然灾害发生后,如果能在最短的时间内,以最快的流程和最安全的方式组织物流活动并做出高效率的救援,就能在最大程度上减少突发性自然灾害所造成的损失^[1]。自然灾害发生后往往导致道路受损,且不同区域受灾严重程度不同,如何选择合适的路线安全、快速到达需要援助的地点,是应急救援过程中急需解决的问题。

应急救援路线规划属于网络优化范畴,问题具有以下特点:将灾害发生后的道路网络视为网络模型中的边,将受灾地点视为网络模型中的节点。灾害发生可能导致路网受损影响正常通行,因此需考虑网络模型中的边具有“安全风险”和“时间花费”两个属性。此外,由于灾害对不同受灾地点的影响是不同的,因此还需要考虑优先前往受灾严重急需接受救援的重点受灾区域。综上提出路网具有安全风险和时间花费两个属性的多受灾地点应急救援路线优化问题,救援过程为多组救援人员同时从出救点出发,对受灾严重节点实施救援后前往预先指定的补给点进行休整。应急救援路线选择研究方面,王晶等^[62]以费用和风险之和作为目标函数,采用禁忌搜索算法对优化模型进行求解;盖文妹等^[63]将人员安全性作为首要优化目标,将行驶时间和运输成本等作为次要优化目标,并调用Dijkstra算法对问题进行求解;刘长石等^[64]以送达时间最短和配送成本最小为优化目标,采用混合免疫遗传算法对震后物资配送问题进行求解;王海军等^[65]以平均车辆运输时间最小化和系统总成本最小化为优化目标构建模型,采用非支配排序遗传算法进行求解。本文研究的问题可抽象为从出救点出发,经受灾严重节点后前往补给点的经指定节点集的最短路问题。理论研究方面,经过指定节点的最短路径问题是NP-Hard问题,其复杂度在指定节点个数较多的情况下不会低于旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)^[66],可以看作是旅行商问题的一个变种。Gomes等^[67]研究了经过指定节点的最短路径问题,仅考虑了无回路路径,且未考虑优化目标有多个时的情况;黄书力等^[68]研究了带节点约束的最短路径问题,不能解决边有多个权值的问题;Ahn等^[69]研究了遗传算法解决最短路径问题时交叉、突变算子的设定方式,但并未考虑节点约束和多目标的情况。以上算法仅能解决单目标最短路径问题,而应急救援路线优化是一个带约束的多目标最短路径问题,约束体现在路网中有部分受灾节点必须经过,多目标体现在路网中边的权值包含安全风险和时间花费等多个指标。因此,本文在算法设计上考虑了部分指定节点必须经过的约束条件,并考虑优化目标有多个的情况。

应急救援路线的规划中,既要考虑到到达各个受灾地点的安全风险,又要考虑选择不同道路

的时间花费，这类多目标优化问题的遗传算法求解过程被称为“进化多目标优化”，是求解复杂多目标优化问题的有效方法。针对应急救援路线优化的现实问题，本文基于 Pareto 占优的概念提出了多目标带节点约束的最短路径问题遗传算法解法，以安全风险和时间花费最小为优化目标，考虑了不同节点受灾情况的差异和路径中存在回路的情况。从确保生成路径可行和在可行路径中寻优出发，进行了初始种群生成算法设计，提出了子代种群选择策略和算法终止条件，最后进行仿真实验，表明算法取得了较好的效果。

2.2 问题定义和模型构建

以地震为例，灾难发生后道路会发生不同程度的损坏，例如道路开裂、楼房倒塌、山体塌方等原因均会导致道路无法正常通行，由此导致通过道路的安全风险和所需时间与灾前相比有较大变化。此外，各受灾地点由于受灾严重程度不同、所处自然环境不同、受次生灾害影响的可能性不同，从而导致其接受救援的紧急程度不同。例如 2008 年发生的汶川地震导致地貌发生改变诱发了一系列次生山地灾害，并形成了众多的堰塞湖，在地震发生后第一时间救援力量有限的情况下，生活在山区和堰塞湖附近的居民无疑应该得到更高优先级的救援和转移，以避免被次生灾害波及。综上，本文模型主要考虑应急救援路线选择中的两个重要因素：其一，救援路线安全风险的大小；其二，重点受灾区域得到救援的及时性。

假设 1)某区域内发生自然灾害，部分重点受灾区域需要尽快到达救援，救援人员从出救点出发到达这些地点实施救援后前往补给点进行补给；2) 灾区道路构成网络模型的边，受灾地点和道路交汇点构成网络模型的节点，任意两节点间均至少有一条可行的路径，即图为连通图；3)允许至多派出 M 组救援人员，救援人员从相同的出救点出发，救援结束后返回相同的补给点；4) 重点受灾区域为网络中所有节点的子集，这些节点均至少被一组救援人员访问到；5) 各重点受灾区域接受救援的先后以及由哪组救援人员救助未事先指定；6) 每组救援人员的救援路线均允许回路存在。灾害发生后由于道路受损，道路的安全风险和通过时间与灾害前相比都发生了不同程度的改变，分道路尚可通行和道路中断两种情况对安全风险和时间花费两个指标作出定义。

定义 2.1 安全风险：道路安全性主要受路侧净区宽度、道路周边环境、是否有长大隧道、特大桥梁、连续上坡、连续下坡等因素影响^[70]，设灾害前道路安全风险为 0，灾害导致道路无法通行时安全风险为 1，则可通行道路的安全风险指标为一个介于 0 到 1 的常数，该常数越大表示道路安全风险越大。

定义 2.2 时间花费：道路尚可通行时时间花费与道路长度成正比($w^c_0 = l/v$, l 为道路长度, v 为行车速度)，道路中断时时间花费为正常通行耗时和道路抢修耗时之和($w^c = w^c_0 + T$, T 为道路抢修耗时)，时间指标需要做无量纲化处理。

受灾区域内受灾地点和道路构成路网模型即无向赋权图 $G = (V, E, W)$ ，其中受灾点、出救点和补给点构成节点集 $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ ，受灾严重地点构成集合 $Z \subseteq V$ ，出救点和补给点记为 $v_s, v_t \in V$ ，救援队伍数量上限为 M ；路网构成边集 $E = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_m\}$ ，路网中的每条道路为两个不同节点构成的无序偶记为 $e_k = (v_i, v_j) \in E, k = 1, 2, 3, \dots, m, i, j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}, i \neq j$ ；每条道路的安全风险和时间花费为标准化权重向量 $w_k = (w_k^r, w_k^c), k = 1, 2, 3, \dots, m, 0 < w_k^r < 1, 0 < w_k^c < 1$ 。从节点 v_i 到节点 v_j 的一条通路记为有序集 $p_{i \rightarrow j} = [v_i, v_{i+1}, v_{i+2}, \dots, v_j]$ ，将 v_i 可仅经过一条边就到达的节点集记为 $\sigma(i)^+$ ，将可仅经过一条边就到达 v_i 的节点集记为 $\sigma(i)^-$ ，则当且仅当 $v_{i+1} \in \sigma(i)^+$ 时 $p_{i \rightarrow j}$ 为从节点 v_i 到节点 v_j 的一条可行通路；进一步考虑经过受灾严重节点集 Z 的约束条件，则 $\bigcup_{m=1}^M p_{v_s \rightarrow v_t}$ 为可行解当且仅当 $v_z \in \bigcup_{m=1}^M p_{v_s \rightarrow v_t} \forall z \in Z$ ，所有可行解构成集合 \mathbb{P} ，优化目标为找到 $p^* \in \mathbb{P}$ 使得路径安全风险和时间花费最小。有如下的 0-1 规划模型 (M2.1)。

$$\min F_r(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \sum_{(v_i, v_j) \in E} x_{(v_i, v_j)}^m w_{(v_i, v_j)}^r \quad (2.1)$$

$$\min F_c(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \sum_{(v_i, v_j) \in E} x_{(v_i, v_j)}^m w_{(v_i, v_j)}^c \quad (2.2)$$

s. t.

$$\begin{cases} \sum_{v_j \in \sigma(s)^+} x_{(v_s, v_j)}^m - \sum_{v_i \in \sigma(s)^-} x_{(v_i, v_s)}^m = 1, \text{ if } u_m = 1 \\ \sum_{v_j \in \sigma(s)^+} x_{(v_s, v_j)}^m = \sum_{v_i \in \sigma(s)^-} x_{(v_i, v_s)}^m = 0, \text{ if } u_m = 0 \end{cases} \quad \forall m \in M \quad (2.3)$$

$$\begin{cases} \sum_{v_i \in \sigma(t)^-} x_{(v_i, v_t)}^m - \sum_{v_j \in \sigma(t)^+} x_{(v_t, v_j)}^m = 1, \text{ if } u_m = 1 \\ \sum_{v_i \in \sigma(t)^-} x_{(v_i, v_t)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(t)^+} x_{(v_t, v_j)}^m = 0, \text{ if } u_m = 0 \end{cases} \quad \forall m \in M \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} \sum_{v_i \in \sigma(k)^-} x_{(v_i, v_k)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(k)^+} x_{(v_k, v_j)}^m, \text{ if } u_m = 1 \\ \sum_{v_i \in \sigma(k)^-} x_{(v_i, v_k)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(k)^+} x_{(v_k, v_j)}^m = 0, \text{ if } u_m = 0 \end{cases} \quad \forall v_k \in V \setminus \{v_s, v_t\}, m \in M \quad (2.5)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{v_j \in \sigma(z)^+} x_{(v_z, v_j)}^m \geq 1, \forall z \in Z \quad (2.6)$$

$$u_m \in \{0, 1\}, \forall m \in M \quad (2.7)$$

$$x_{(v_i, v_j)}^m \in \{0, 1\}, \forall v_i, v_j \in V, m \in M \quad (2.8)$$

其中, u_m 表示是否派出第 m 组救援人员, $x_{(v_i, v_j)}^m$ 表示 m 路径是否从边 (v_i, v_j) 上经过。 $\sum_{v_j \in \sigma(i)} [x_{(v_i, v_j)}^m]$ 表示 m 路径上节点 v_i 的出度, 相应的 $\sum_{v_i \in \sigma(j)} [x_{(v_i, v_j)}^m]$ 表示 m 路径上节点 v_j 的入度。各式的具体意义如下:

(2.1)式含义为 M 组救援人员救援路线总的安全风险最小; (2.2)式含义为 M 组救援人员救援路线总的时间花费最小; (2.3)式指当 $u_m = 1$ 时从 v_s 节点派出第 m 组救援人员时, m 路径上 v_s 节点出度为的出度比入度大 1; 当 $u_m = 0$ 时不从 v_s 节点派出第 m 组救援人员时, m 路径上 v_s 节点的出度和入度相等且为 0; (2.4)式与(2.3)式类似, 限制了 m 路径上 v_t 节点的出度和入度; (2.5)式指各组救援人员的救援路径除起点 v_s 和终点 v_t 外其他各节点的出度和入度相等; (2.6)式指节点 $z \in Z$ 至少被 M 条救援路径中的 1 条访问到; (2.7)式表示 u_m 为二元变量, 其值为 1 当且仅当第 m 组救援人员被派出; (2.8)式表示 $x_{(v_i, v_j)}^m$ 为二元变量, 其值为 1 当且仅当第 m 组救援人员的救援路线从边 (v_i, v_j) 上经过。以上模型尚不完整, 因为当解为若干个子回路 (subtour) 而非一条从 v_s 出发经过所有 $z \in Z$ 达到 v_t 的完整路径时, 根据 M1 解依然是可行的。将由 M2.1 得到的可行解中所有被路径 m 访问过的节点集合表示如下:

$$C = \{v_i, v_j | x_{(v_i, v_j)}^m = 1\} \forall m \in M \quad (2.9)$$

令 S_C 代表 C 的一个子集, 增加下面的子回路清除约束:

$$\sum_{v_i \in S_C} \sum_{v_j \in S_C} x_{(v_i, v_j)}^m \geq 1 \forall m \in M \quad (2.10)$$

式(2.1)~(2.8)和(2.9)(2.10)构成完整的指定出救点和补给点的多救援队伍多受灾节点救援路线优化模型 (M2.2)。约束(2.9)的数量随着 $|C|$ 的增大指数级增大, 使得求解模型变得十分困难。本文提出的模型是对旅行商问题和最短路问题的扩展。旅行商问题一般要求所有节点均被访问一次然后回到起点, 即路径中不存在回路; 最短路问题要求得到指定节点对间的最短路径。本文模型要求生成指定节点对 (出救点和补给点) 间经过指定节点集 (受灾严重节点集) 的长度之和最短的至多 M 条路径, 且允许路径中存在回路。在节点数量相同的条件下, 相比单纯的旅行商问题和最短路问题, 本文模型求解较困难。当网络模型 G 的边仅有一个权值且限定 $M = 1$ 时上述模型有如下解法^[66]: 首先求 Z 中任意一对节点间的最短路, 路线长度记为 $d_{ij}, (v_i, v_j) \in Z$, 然后以 d_{ij} 作为 i 和 j 之间的距离, 对 Z 进行 TSP 求解即得到最终的解。上述求解思路当 $M \neq 1$ 时无法直接使用, 且无法自然地拓展到目标函数有多个的情形。

多目标遗传算法对一组可行解进行操作, 经过若干次迭代给出一组非劣解, 是求解多目标优化问题的一种切实可行的方法。本文基于遗传算法设计模型求解算法, 其中的关键问题为: 1) 初始可行解的生成; 2) 约束优化求解过程如何确保交叉突变产生的子代为可行解; 3) 如何权衡非支配解和支配解进入子代的可能性, 进行子代个体的选择; 4) 多目标优化算法停止条件和最优解的提取。

2.3 求解算法设计

对于必须经过若干指定节点的最短路径问题，若不考虑指定的节点重复经过多次的情况，则一旦节点的顺序确定且节点间路径确定，就可以唯一确定一条路径，本节算法的设计就是基于这一基本思想展开的。本节基于遗传算法的基本框架从初始可行解生成、交叉和突变、选择和子代生成、算法终止条件几部分展开，其中初始种群生成（2.3.1）、交叉和突变（2.3.2）确保得到的路径为可行的，选择和子代生成（2.3.3）、算法终止条件（2.3.4）对得到的个体进行寻优。

2.3.1 初始种群生成

首先，将节点 $z \in Z$ 随机分配至 M 个序列，其中 M 为救援人员组数的上限，第 m 个序列形如 $[z_m^1, z_m^2, \dots, z_m^*]$ ，且 $\cup_{m=1}^M [z_m^1, z_m^2, \dots, z_m^*] = Z$ ，即所有的 $z \in Z$ 均被 M 条路径中的1条访问。然后，对所有的 $m \in M$ ，从 z_m^i 出发搜索与其相邻的 z_m^{i+1} 节点，直到所有相邻节点间的通路全部确定。最后，从 z_m^1 出发搜索指定的出救点 v_s ，从 z_m^* 出发搜索指定的补给点 v_t 。这样便生成了从 v_s 出发到达 v_t 并经过所有 $z \in Z$ 的 M 条路径 $[v_s, \dots, z_m^1, \dots, z_m^2, \dots, z_m^*, \dots, v_t] \forall m \in M$ ，这些路径构成一个完整的救援方案，即一个可行解。如此重复多次可得到若干初始可行解，即遗传算法的初始种群。

以上算法确保从 z_m^i 到 z_m^{i+1} 的路径没有回路，但 z_m^i 到 z_m^{i+1} 的路径中可能存在 $z \in Z$ 导致整条路径是有回路的。回路的出现有时对缩短路径长度是有益的。不失一般性，以单权重的图模型为例，设图2.1中3为必须经过的节点，1和2分别为起点和终点。若要求生成的路径中不包含回路，则解为左图的 $[1, 3, 4, 2]$ ，长度为13；若允许生成的路径中存在回路，则解为右图的 $[1, 4, 3, 4, 2]$ ，长度为12。因此，对于节点对间经指定节点集的最短路问题，某些类型回路的存在有助于缩短路径总长度。

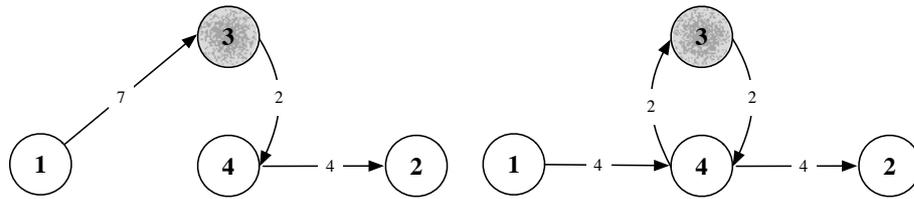


图 2.1 使路径长度变短的回路

对生成的路径中的回路有如下“有益回路”和“非有益回路”的定义，其中有益回路为可能减少路径安全风险或时间花费的回路，非有益回路为对减少路径安全风险或时间花费无益的回路。具体定义如下。

定义 2.3: 有益回路: 路径 p 中的回路 $p_l = [v_{k^*}, v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{k^*}]$ 为有益回路当且仅当 $\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$ 。

定义 2.4: 非有益回路: 路径 p 中的回路 $p_l = [v_{k^*}, v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{k^*}]$ 为非有益回路当且仅当 $\forall v_{ki} \notin Z, i \neq *$ 。

并对路径(p)中的回路($p_l = [v_{k^*}, v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{k^*}]$)存在的必要性做以下分析。回路端点(起止点)和回路中其他节点共有以下几种情况: 1) 整个回路中仅存在非指定节点($v_{ki} \notin Z, \forall v_{ki} \in p_l$), 清除回路必然使路径长度缩短且不会导致路径变为非可行解, 这种类型的回路是不必要的; 2) 回路起点(亦即终点)为指定节点, 且回路中其他节点均为非指定节点($v_{k^*} \in Z, v_{ki} \notin Z, \forall i \neq *$), 清除除端点外的路径必然路径长度缩短且不会导致路径变为非可行解, 因此除起止点外的路径是不必要的; 3) 回路中存在某个指定节点, 回路外存在相同的指定节点($\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$ 且 $v_{ki} \in p \setminus \{v | v \in p_l\}$), 这样的回路可能对缩短路径总长度有益; 4) 回路中存在某个指定节点, 且回路外不存在该节点($\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$ 且 $v_{ki} \notin p \setminus \{v | v \in p_l\}$), 这样的回路是必要的, 删除回路将使解变的不可行。综合以上回路除端点外其他节点均为非指定节点时(对端点的情况不作限制, 即端点可为指定节点或非指定节点), 回路可清除。

因此, 生成的初始可行解不存在非有益回路。进行交叉和变异操作后新生成的路径需清除非有益回路。

2.3.2 交叉和变异

两个基因片段可交叉的条件为, 假设两基因片段中分别存在一段路径, 表示为 $p_1 = [v_a, \dots, v_b]$ 和 $p_2 = [v_a, \dots, v_b]$ (或 $[v_b, \dots, v_a]$), 即路径中存在起止点相同的一段路径, 若 $v_a, v_b \in Z$ 且 $v_i \notin Z \forall v_i \in \{v | v \in p_1 \cup v \in p_2\} \setminus \{v_a, v_b\}$ 则起止点相同的这一段路径是可交换的。图 2.2 举例说明了两个基因片段交换的过程, 假设指定必须经过的节点的序号为 3, 6, 9, 12, S 和 T 分别代表预先指定的路径起止点, 上下为两段不同的基因, 则上边一条基因的 $[6, \dots, 9]$ 片段和下边一条基因的 $[9, \dots, 6]$ 片段可交叉生成新的子代。

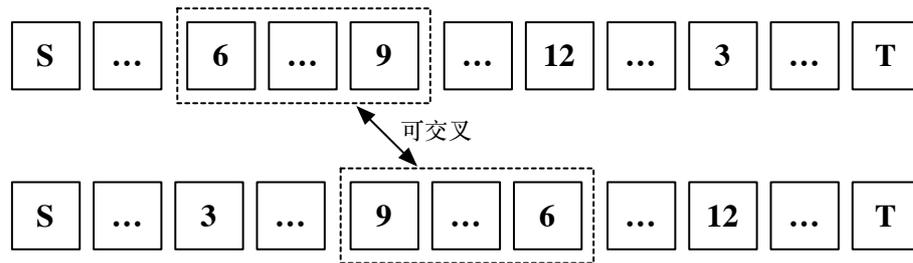


图 2.2 可交叉条件

突变算法为, 随机从指定节点集(Z)中选取两个不同节点, 基因片段中这两个节点间的路径(需满足这两个节点间的路径中无第三个指定节点这一条件)发生突变, 生成从一个节点出发到另一节点的随机路径。此外, 设计变异策略, 使得一个救援方案中的 M 条路线可以进行合并重组, 从而使算法搜索过程可减少救援人员组数。具体为, 将表示一个完整救援方案的 M 条

路线进行随机的两两合并，突变后的路径数量为 $M/2$ 或 $1 + (M - 1)/2$ ；或将表示一个完整救援方案的 M 条路线进行整体合并，突变后的路径数量为 1 。由于 M 条路线的起点和终点均相同，且路径逆序排列后长度不会发生变化，因此两路线合并的方法为，将其中一条逆序排列然后两路线首尾相接。

综上，考虑交叉概率和突变概率的子代生成过程为：令种群中所有个体对间若满足可交叉条件则均可交叉产生子代，两个个体生成的子代数量为 2 。子代以设定的突变概率发生突变。父代与新生成的子代共同参与后续的“选择”步骤。

2.3.3 选择和子代生成

Goldberg 开创性地将 Pareto 排序的概念引入多目标优化，NSGA-II^[47]是基于 Pareto 序的经典多目标优化算法之一。本节基于 NSGA-II 算法有以下选择策略。首先根据[72]对应急救援路线优化问题中的 Pareto 支配和 Pareto 最优解作如下定义：

定义 2.5 Pareto 支配：设 p_1 和 p_2 为两可行路径， $(\omega^r(p_1), \omega^c(p_1))$ 和 $(\omega^r(p_2), \omega^c(p_2))$ 为两路径安全风险和时间花费的目标向量，称 p_1 Pareto 支配 p_2 ，记作 $p_1 > p_2$ ，当且仅当：

$$\omega^r(p_1) \leq \omega^r(p_2), \omega^c(p_1) \leq \omega^c(p_2), (\omega^r(p_1), \omega^c(p_1)) \neq (\omega^r(p_2), \omega^c(p_2)).$$

定义 2.6 Pareto 最优解(非支配解)：设 \mathbb{P} 为可行解集，则称 $p^* \in \mathbb{P}$ 为非支配解当且仅当： $\nexists p \in \mathbb{P}: p > p^*$ 。所有非支配解构成的集合为 Pareto 最优解集，非支配解在目标空间的向量集合称为 Pareto 前沿。

根据种群中个体的 Pareto 支配关系对各个个体赋 Pareto 序值，具体过程为：对一个种群 $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$ 中所有个体 $p_i (1 \leq i \leq n)$ 依次计算其与其他个体 $p_j (1 \leq j \leq n, j \neq i)$ 的 Pareto 支配关系，若某个个体 p_i 不被其他所有个体 p_j Pareto 支配，则将 p_i 的 Pareto 序赋值为 0 ；然后删除种群中已经赋 Pareto 序值的个体，对剩余个体再次执行上述操作，Pareto 序值变为 1 ；每次执行 Pareto 序都增加 1 ，执行以上步骤直至种群中所有个体都被赋 Pareto 序值。

经典的多目标优化遗传算法 NSGA-II 选择子代的做法为，按照 Pareto 序从小到大依次选择个体进入子代种群，直至子代种群中个体数量达到预设的种群容量限制。这个过程中可能存在种群差 n 个个体达到容量限制，但 Pareto 序相同的个体数为 $m > n$ 的情况，此时依拥挤距离(crowding distance)从 m 个个体中选择 n 个分布较分散的个体进入子代种群。NSGA-II 为精英主义的算法，它确保 Pareto 序较小的个体全部进入子代种群。

考虑到最短路径问题的特殊性，一方面最短路径问题是约束优化问题，另一方面最短路径问题是组合优化问题。对于约束优化问题，涉及权衡非支配解和支配解进入子代的可能性；对于组合优化问题，虽然某些可行路径在目标空间中表现不佳，但其中可能存在较优的模式。而 NSGA-II 精英主义的选择策略则完全排除了这些较优模式进入子代种群的可能性。因此提出“算

法 2.1 子代选择算法”，在使非支配解能够进入子代，从而确保算法收敛的条件下，同时使部分支配解能够进入子代，扩大算法的搜索范围。

算法 2.1	子代选择算法
输入	非支配解集 P_{00} ；支配解集 P_{01} ；种群容量 m
输出	子代种群 P_n
1.	$while P_n < m: \{$
2.	$P_n = P_n \cup P_{00}[0]$
3.	$P_{00} = P_{00} - P_{00}[0]$
4.	$\}$
5.	$P_{01} = random(P_{01})$
6.	$while P_n < m: \{$
7.	$P_n = P_n \cup P_{01}[0]$
8.	$P_{01} = P_{01} - P_{01}[0]$
9.	$\}$

按照上述子代选择过程仅需将待选个体集划分为支配解集和非支配解集，无需确定所有个体的 Pareto 序，此算法的复杂度为 $O(N^2)$ ，而 NSGA-II 算法由于需要确定所有个体具体的 Pareto 序，其复杂度为 $O(MN^2)$ 。在复杂度方面算法 1 优于 NSGA-II 的选择策略。

2.3.4 算法终止条件

Pareto 前沿面在理想情况下会随着算法的迭代过程会不断向前推进，但当两次实验迭代次数差异不太大时，很可能两次运行得到的 Pareto 前沿差异并不显著，但这些微小差异的累积会使得较大迭代次数得到的解集与较少迭代次数得到的解集差别明显。单目标遗传算法最优解的提取方式为迭代 n 次取最后一次迭代的最优解作为最终的解。在多目标问题中，虽然每次迭代得到的 Pareto 最优解集都是本次迭代的最优解，但是不同次迭代得到的解之间的优劣关系是不清楚的，且问题的离散性使得各次迭代得到的 Pareto 最优解集之间的关系十分复杂，此时将最后一次迭代得到的 Pareto 最优解集作为最终的解是不合理的。因此本文提出一种保留精英的算法。

定义 2.7 精英解 (elite solution): 每代种群中的 Pareto 最优解即精英解，各代精英解的集合构成精英解集。

定义 2.8 全局最优解 (optimal solution): 精英解集中的 Pareto 最优解即全局最优解。

详细过程为，将第一次迭代得到的 Pareto 最优解集作为初始的精英集；第二次迭代得到 Pareto 最优解集后，判断其中每个个体是否在精英集中存在，若不存在则将其加入精英集。如此循环直至达到预先设定的循环次数上限（或直至精英集中个体数量连续若干次迭代都不再增加），此时得到每次迭代生成的 Pareto 最优解集中不相同的个体组成的精英集。对精英集中的个体进行 Pareto 排序即可得到最终的最优解集。这一算法的优势在于不仅考虑了最后一次迭代的

结果，同时考虑了各次迭代的最优解。

至此，本文算法流程如下：

步骤 1: 确定交叉率、变异率、种群容量等基础参数，并生成初始种群；

步骤 2: 种群内执行交叉操作生成待选择个体集合，根据 Pareto 支配关系选择个体进入子代种群，并将父代种群中所有非支配解存入精英解集；

步骤 3: 计算精英解集中个体的 Pareto 支配关系，找到所有非支配解，重复步骤 2 直到非支配解个数若干次迭代不再增加或达到设置的迭代次数上限；

步骤 4: 输出最后一次迭代得到的精英解集中的非支配解，即全局最优解。

2.4 实验和算法分析

2.4.1 随机图算例分析

设某地发生严重自然灾害，受灾地区道路网络如图 2.3。由于道路受损，不同道路的安全性及通过该道路所需的时间均有所不同，通过对受灾地区道路情况的评估，得到各条道路的安全风险和时间花费，经过标准化的安全风险和时间花费在图的边上标出。考虑到[3, 6, 9, 12, 15]五个地区受灾最为严重急需救援，且抢险人员需要从 0 节点出发，依次经过受灾严重地区后到达 19 节点进行补给，因此需要找到从 0 出发到达 19 且途经[3, 6, 9, 12, 15]的路线。并且路线的选择应综合考虑“安全-时间”两个指标，使得安全风险和时间花费均较小。由于本例中救援人员需前往的地点数量较少，仅为 5 个，因此共派出 $M = 1$ 组救援人员。

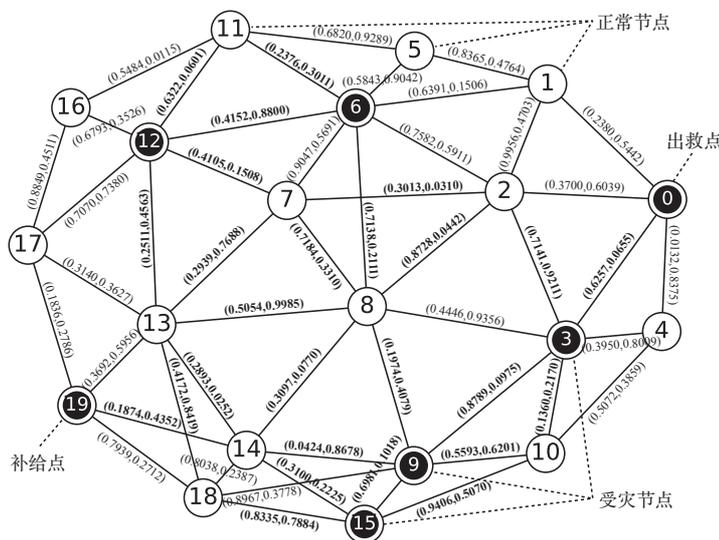


图 2.3 道路网络拓扑

根据 2.3 中设计的遗传算法，首先确定算法的主要参数：种群容量是影响算法性能的主要参数，多次试验发现对以上问题种群容量设置为 20 时可以取得较满意的结果又不花费太多的

运行时间；较大的变异率会使遗传算法接近于随机搜索，而较小的变异率又无法向路径中引入较优的模式，这里设置变异率为 0.08；交叉率设置为 1，令种群中每对个体均可交叉生成子代。与常规的遗传算法将最后一次迭代的结果作为最终解的方式不同，本文采取了保留精英的策略，每次迭代的最优解都参与全局最优解的筛选，因此越大的迭代次数往往意味着全局最优解的数目越多，试验也印证了这一点。下面比较不同迭代次数下算法的运行结果，以考察算法的性能。图 2.4 为 100 次和 1000 次迭代所有可行解在目标空间中的分布情况，表 2.1 为 100~1000 次迭代得到的最优解，表 2.2 为具体路径。

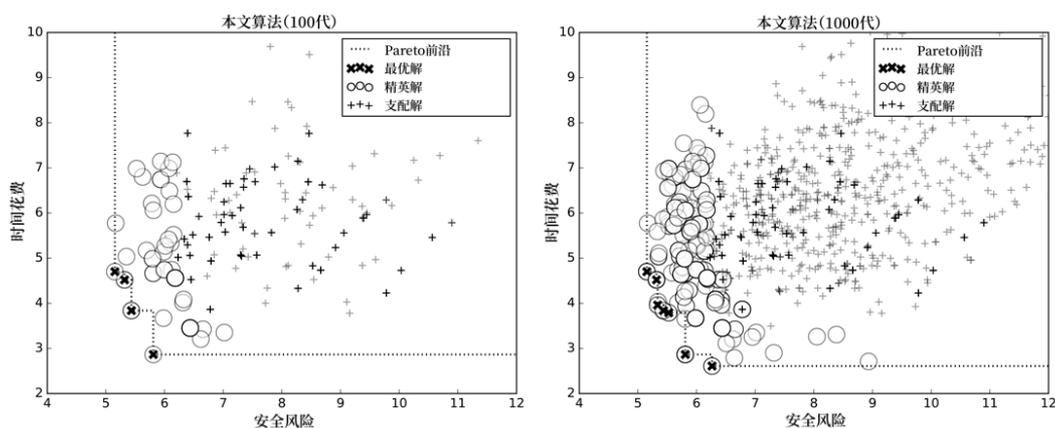


图 2.4 100 次和 1000 次迭代的运算结果

表 2.1 不同迭代次数的最优解

100 代	200 代	500 代	1000 代
(5.44, 3.84)	(5.44, 3.84)	(5.44, 3.84)	(5.44, 3.84)
(5.81, 2.87)	(5.81, 2.87)	(5.81, 2.87)	(5.81, 2.87)
(5.32, 4.52)	(5.32, 4.52)	(5.32, 4.52)	(5.32, 4.52)
(5.15, 4.70)	(5.15, 4.70)	(5.15, 4.70)	(5.15, 4.70)
	(6.26, 2.61)	(6.26, 2.61)	(6.26, 2.61)
		(5.52, 3.79)	(5.52, 3.79)
			(5.33, 3.96)

表 2.2 1000 次迭代的最优解

路径	解向量
0-3-10-15-9-8-13-12-11-6-8-14-19	(5.44, 3.84)
0-3-10-15-9-8-7-12-11-6-8-14-19	(5.81, 2.87)
0-3-2-7-13-12-11-6-8-14-15-9-14-19	(5.32, 4.52)
0-3-10-9-15-18-13-12-6-8-14-19	(5.15, 4.70)
0-3-10-15-9-8-2-7-12-11-6-8-14-19	(6.26, 2.61)
0-3-10-15-9-14-13-7-12-11-6-8-14-19	(5.52, 3.79)
0-3-9-15-18-13-12-6-8-14-19	(5.33, 3.96)

图中虚线为 Pareto 前沿，在 Pareto 占优的概念下，Pareto 前沿上的解不劣于其他解，且 Pareto 前沿上各个解间为互不支配的关系。对 Pareto 前沿上解的进一步优选虽然不在本文的讨

论范围，但应该明确较多分布较分散的 Pareto 最优解对后续的优中选优是有益的。本文讨论的问题是离散的，理论上 Pareto 前沿上的解为有限个，理想情况下算法应当在有限次迭代后找到所有 Pareto 前沿上的解。综上 Pareto 前沿上解的个数和分布情况可以在一定程度上反应算法的性能，即应在较少次的迭代后找到尽可能多差异尽可能大的 Pareto 非支配解。

比较迭代次数为 100、200、500、1000 时的最优解集，可以发现在迭代代数成倍增加的情况下最优解集中解的个数仅增加一个，且新增加的解与之前的解无支配关系。迭代次数为 1000 次时最优解的个数相比迭代次数为 100 时虽然增加了三个，但若观察解的分布情况和 Pareto 前沿的形状可以发现在 100 次迭代时已经生成了与 1000 次迭代相差无几的 Pareto 前沿。另外，若考虑 1000 次迭代最优解集中有三个点((5.44, 3.84), (5.52, 3.79), (5.33, 3.96))分布较密集，在实际决策中它们之间的差异很小，忽视这三个点的差异则迭代 200 次时已大致生成了和迭代 1000 次时相同的解集。因此算法可以在较小的迭代次数后得到满意的结果。

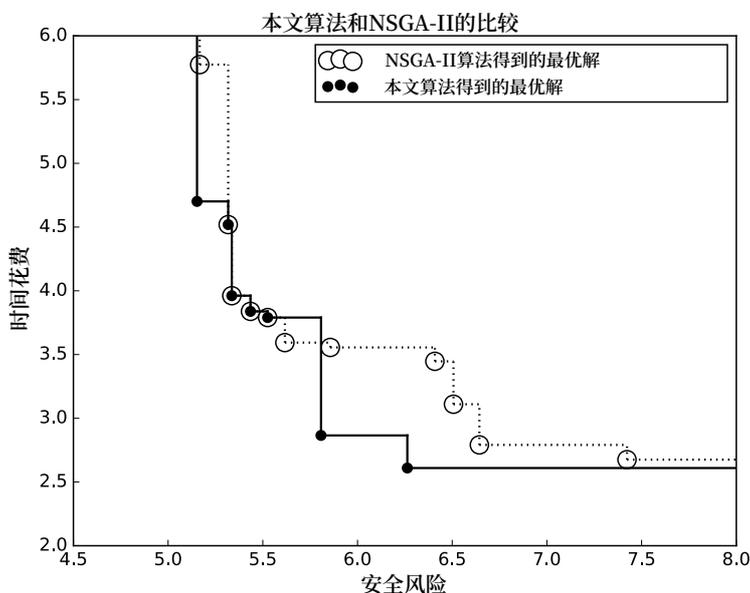


图 2.5 本文算法和 NSGA-II 的比较

前面纵向比较不同迭代次数本文算法的运行结果，由于本文采用了与 NSGA-II 不同的子代选择策略，下面横向比较比较本文算法和 NSGA-II 的运算结果。结果见图 2.5。NSGA-II 严格按照 Pareto 序选择子代，使得绝大部分的支配解无法进入子代。但由于本文的救灾路线优化问题实质上是一个组合优化问题，很可能在目标空间中表现较差的解存在着较优的模式，而这些存在着较优模式的可行解在 NSGA-II 的迭代过程中被丢弃掉了，使得 NSGA-II 的运算结果不如本文提出的算法。NSGA-II 运算结果与本文运算结果有 4 个最优解完全相同，除这 4 个解外其余 7 个解中仅有 1 个与本文算法得出的最优解之间无 Pareto 支配关系，其余 6 个解均被本文算法得到的至少一个解支配。因此本文针对多目标路径优化问题对 NSGA-II 所做改进有较好的效果。

2.4.2 无标度网络实验

2.4.1 节进行了 20 个节点的随机图实验，比较了算法迭代不同次数时最优解的数量和分布情况，并与 NSGA-II 的运算结果进行对比，表明算法有较好的效率和运算结果。本节将考虑路网密度、灾害影响范围等因素，模拟真实路网环境，考察算法在不同灾害条件下的适用性。

道路网络的密度可以用平均度 ($\bar{k} = 2|E|/|V|$) 来度量，灾害影响范围可以用节点数 ($|V|$) 来度量。叶彭姚^[73]研究了我国 7 个不同规模城市的道路网拓扑结构，得出城市道路网中节点的平均度约为 4 至 8，且网络结构呈现无标度特性，即节点度服从幂律分布 ($P(k) \propto k^{-\gamma}$)，其中参数 γ 的值介于 2 与 3 之间。农村道路网拓扑结构相关研究较少，但直观经验表明农村路网密度要低于城市路网密度。因此本节依幂律分布随机生成 4 个无标度网络模型，指定平均度分别为 8 和 3，以模拟城市和农村道路情况；指定节点数分别为 30 和 100，以模拟自然灾害影响范围不同的情况。道路安全风险和时间花费依均匀分布 $w^r, w^c \sim U(0,1)$ 随机生成。从所有的节点中随机选择 15 个受灾严重节点并指定出救点和补给点各 1 个，令救援队伍数量上限为 $M = 3$ 。各迭代 1000 次得到如表 2.3 所示的结果。

表 2.3 不同情境下的最优解

(a) 农村 / 小规模 $ V = 30, \bar{k} = 3$		(b) 城市 / 小规模 $ V = 30, \bar{k} = 8$	
本文算法	NSGA-II	本文算法	NSGA-II
(9.21,12.65)	(9.21,12.65)	(11.01,9.47)	(11.01,9.47)
(9.25,11.43)	(9.25,11.43)	(9.55,11.15)	(11.77,9.41)
(9.23,12.58)	(9.23,12.58)	(10.65,9.79)	(10.42,11.91)
			(11.00,11.20)
			(10.35,13.96)
431s	690s	514s	602s
(c) 农村 / 大规模 $ V = 100, \bar{k} = 3$		(d) 城市 / 大规模 $ V = 100, \bar{k} = 8$	
本文算法	NSGA-II	本文算法	NSGA-II
(31.16,30.71)	(36.53,36.06)	(33.47,34.43)	(33.47,34.43)
	(36.87,34.32)	(33.03,37.73)	(30.53,38.82)
	(36.12,44.72)	(31.48,38.93)	
1156s	1236s	1530s	1863s

表 2.3 (a) 表明当节点数不太多、路网密度不太大时本文算法和 NSGA-II 运算结果相同，这是由于这种情况下潜在的可行路径数目较少，本文算法搜索范围增大的优势未能显现。但在算法运行时间方面，本文算法时间消耗相比 NSGA-II 降低约 38%。当路网密度增大、节点数目增多时，本文算法的优势开始显现。表 2.3 (b) - (d) 中加粗的解向量为本文算法找到而 NSGA-II 未找到的解或 NSGA-II 找到而本文算法未找到的解，带删除线的表示其被另一算法得到的最优解集中至少一个解支配，综合考虑城市 / 小规模、农村 / 大规模、城市 / 大规模这三种情境，

并排除被另一算法解集支配的解,则本文算法找到解的数量比 NSGA-II 多 50%,且运行时间减少约 14%。综上,本文提出的算法在不同灾害规模、不同路网密度的条件下均能给出一组较好的非劣解。

2.5 本章小结

针对严重灾害发生时有多个重点受灾区域需要救援,且需要同时考虑安全风险和时间花费的现实问题,本文构建了多目标优化模型。允许同时派出至多 M 组救援人员,各组救援人员从相同的出救点出发,执行救援活动后返回相同的补给点,各重点受灾区域至少被其中一组救援人员访问。此外,还基于 Pareto 支配的概念设计了遗传算法对问题进行求解。通过在随机生成的网络模型和模拟真实路网的网络模型上的实验,表明算法可以在较少的迭代次数得到较好的最优解集。

提出的初始种群生成策略和交叉变异策略均考虑了路径中有回路的情况,回路的存在贴近现实实际,且一部分回路的确有益于安全风险和时间花费的减小。选择和子代种群的生成基于 NSGA-II 等一系列经典多目标优化遗传算法中 Pareto 排序的思想,在降低算法复杂度的同时取得了较好的运算结果。本文提出了一种精英保留策略,不以某次迭代的结果作为最终的解,而是综合考虑各代“精英”,通过计算“精英”间的 Pareto 支配关系得到最终的全局最优解。

本文对自然灾害发生后的应急救援路线优化问题进行了建模和求解。本文问题设定要求不同救援队伍从相同的出救点出发并最终到达相同的补给点。在实际的灾后救援过程中可能存在从不同出救点出发的多组救援人员前往同一区域进行救援的情况。因此多组救援人员、多出救点、多补给点的应急救援路线优化问题是一个有待于进一步研究的问题。此外,由于次生灾害的存在,自然灾害发生后道路网的安全风险和花费可能是不确定的和动态的,如何解决应急救援路线规划中的随机和动态优化问题是非常有实际意义的研究课题。

第三章 供给受限的应急救援选址-路径-配给优化模型与算法

3.1 引言

根据国家减灾委员会发布的数据, 2017 年各类自然灾害共造成全国 1.4 亿人次受灾, 直接经济损失 3018.7 亿元。尽管面对大规模自然灾害往往举全国之力进行救援, 但灾害发生第一时间内调配的各种物资仍无法完全满足灾区的全部需求, 关于灾区各类物资紧缺的报道仍常见诸报端。救援物资在灾害发生后成为一种稀缺资源, 导致救援物资稀缺性产生的主要原因有以下几方面, 一方面灾害发生的时间和规模难以预测, 而维持大量的应急救援物资储备是不经济也是不现实的, 因此储备物资往往难以满足灾区的全部需求; 另一方面, 尽管灾后可以通过各种社会渠道调集物资, 但灾害的突发性和调集物资的实效性是难以调和的冲突, 灾害突发导致大量且集中的食品、药品、帐篷等物资需求, 各种渠道现有的储备可能难以完全覆盖灾区需求。大规模自然灾害发生之后, 往往需要在第一时间内调集包括救援设备、帐篷、被褥、食物、药品等在内的多种类型的大量救援物资, 灾区对物资的需求具有异质性的特征。根据对灾后救援现实需求的分析, 如何在灾难发生后将有限的异质物资快速合理地向灾区配送是一个值得研究的问题。

由于灾害往往导致原有道路受损, 无法通行大型车辆, 因此往往需要在受灾区域外围通过大型运输车辆将所需物资从工厂节点运往受灾区域附近的中转节点, 再在受灾区域内部通过小型车辆或直升机运输至需求节点, 中转节点的选址及车辆路径的设计直接决定救援的效果。文献研究来看, 选址-路径问题(Location-routing problem, LRP)整合了经典的设施选址问题(Facility location problem)和车辆路径问题(Vehicle routing problem, VRP), “设施选址”属于长期决策而“车辆路径设计”属于短期决策, 但在灾后应急救援过程中若割裂两者可能造成所选方案与全局最优相差甚远^[35]。LRP 的研究有至今约有几十年的历史^[11], 已被广泛应用于城市物流系统设计、应急救援物资调度等领域。双层或多层 LRP (Multi-echelon location routing problem) 是对经典 LRP 的扩展, 多层 LRP 假设顾客并非直接被中心仓库节点服务, 而是将货物通过一个包含 $N + 1$ 类物流设施的 N 层物流网络逐层进行运输, 直至货物到达顾客^[10]。Nagy^[8]等在 2007 年的综述文章中仅提到了 3 个关于多层 LRP 的研究, 近 10 年来多层 LRP 的研究增多并被认为是 LRP 众多变种中最重要的一个, 且多数研究关注双层的 LRP (Two-echelon location routing problem, LRP-2E)^[10]。已有的研究多以成本作为优化目标, 且较少关注多品种商品的情况。Rath 等^[74]研究了供给能力受限条件下的灾害救援 LRP, 第一阶段从货物供应方到达中转节点使用大型车辆一次性运输, 第二阶段从中转节点到需求节点使用小型车辆运输, 但在上述第一阶段的运输过程中并未考虑车辆的行驶路线, 仅关注从各个工厂运往各个中转站的物资数量, 且仅考

虑了存在单品种物资的情况。王绍仁^[75]等研究了地震灾害紧急响应阶段的选址-路径问题,以应急物流系统耗时间最少为优化目标,研究如何确定物资集散点和应急物资运输路径以满足需求点的应急资源需求。詹沙磊等^[76]将应急决策过程划分为车辆选址决策、车辆路径选择和物资配送决策,研究了多出救点、多受灾点、多物资、多车型的选址-路径问题。王海军等^[77]以平均车辆运输时间最小化和系统总成本最小化为目标,建立多车型的双目标开放式选址-路径问题混合整数规划模型,采用基于非支配排序的遗传算法求解。王旭坪等^[78]研究了运力受限情况下的救援车辆路径选择和应急物资分配模型,将应急救援网络分为中央储备库、大型枢纽站、物资集散地和救援点四级,优化车辆路径、物资分配和运力配置,设计分层求解算法进行求解。Lin等^[79]将物流网络划分为工厂、集散中心、大客户、小客户四个层级,运输网络第一层车辆在工厂、集散中心和大客户之间的路线以及第二层的车辆在集散中心和小客户之间的运输路线,建立了以固定成本和可变成本最小为优化目标的混合整数规划模型。Zhou等^[80]研究了“最后一公里”配送中的多仓库节点双层选址-路径问题,考虑了具有多个1级仓库节点的情况,但未考虑仓库节点提供异质物资,仅研究了不同仓库节点提供的物资具有可替代性的情况。Maurizio等^[81]研究了多商品的LRP,建立基于“流拦截(Flow intercepting)”的选址-路径模型,采用分支-切割法(branch-and-cut algorithm)进行求解。黄凯明等^[82]研究了多层级的设施选址-路径规划问题,以选址费用、车辆配送固定费用和运输费用之和最小为优化目标,采用量子进化算法与遗传算法协同的集成求解方案对问题进行求解。

现有的LRP2E研究主要集中于常规条件下单品种商品的问题,多以成本作为优化目标,而灾后应急救援条件下的LRP2E具有需求紧急性、资源稀缺性、商品异质性等特点,相关研究较少。本文研究自然灾害发生后资源受限条件下的多品种物资调度策略,将应急救援物资配送网络划分为两层,上层由工厂节点和中转节点构成,下层由中转节点和需求节点构成,以“救援及时性”、“综合满意度”和“公平性”作为优化目标,采用异质物资合车运输的策略发挥车辆运力并提高运输效率,提出异质物资合车运输的双层选址-路径-配给问题(Two-echelon location-routing-allocation problem, LRAP-2E)模型,并研究基于救援目标要求下的应急救援配送网络优化求解算法。本文的主要创新和贡献为,提出资源稀缺条件下考虑异质物资合车运输的多目标LRAP-2E模型,并针对这一问题提出一种基于目标函数分解的进化多目标优化算法。

3.2 问题定义与描述

灾后救援物资的配送过程为首先使用大型车辆将各种不同类型的物资运至灾区外围的中转节点,由于灾区道路受损,在灾区内部使用运量较小但更加灵活的小型车辆进行运输,从各中转节点运输各种救援物资至需求节点。假设第一阶段工厂节点-中转节点的运输过程,各中转节点仅能被运输某类型物资的车辆访问一次,第二阶段中转节点-需求节点的运输过程,考虑不同

类型物资的合车运输，且各需求节点仅能被运输物资的车辆访问一次。根据 Boccia 等^[83]和 Laporte 等^[84]对车辆路径问题分类的表示方法，本文研究问题可以表示为 $3/T/\bar{T}$ ，即将运输网络分为三种类型的节点，存在两个阶段的车辆路径问题，且两个阶段均考虑车辆的具体行驶路径，仅考虑中转节点的选址问题。

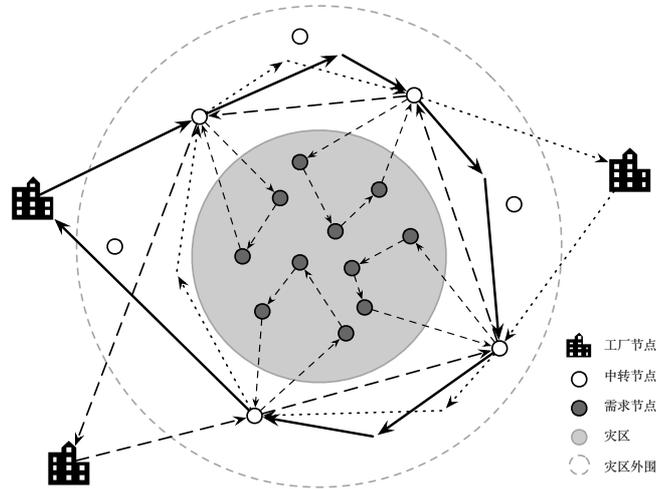


图 3.1 物流网络结构

将应急救援物资配送物流网络划分为如图 3.1 所示的三部分，第一部分为若干生产异质商品的工厂、第二部分为若干可供使用的中转节点、第三部分为若干需求节点。救援物资从工厂节点出发，经过中转节点，最终到达需求点。由于本文研究确定性的选址-路径-配给问题，假设开始运输物资之前工厂节点的数量、位置和各节点可提供物资数量等信息已经给定。灾害发生后首先从受灾区域附近的应急储备仓库、工厂、血站等地点安排准备救援物资，本文将这些节点统称为工厂节点。然后通过大型运输车辆将各种物资从距离受灾区域较远的工厂节点运往受灾区域外围的中转节点，最后将各类物资从中转节点合车运往需求节点。本文假设各工厂节点仅供应单一品种的物资，且工厂节点至中转节点的运输过程不考虑物资的合车运输，这一考虑基于以下原因。中转节点至需求节点运输过程中各类物资数量相对于车辆容量较小，因此合车运输能够充分发挥车辆的运力，并一次性满足某个需求节点的多种物资需求，从而提高运输效率；而仓库节点至中转节点的运输过程货物运输量大，往往需要使用大型车辆运输，现实生活中货物大批量运输时采用合车运输方式带来的效率提升是十分有限的，并且会带来额外的调度成本，同时增大问题的求解难度。本文提出的双层选址-路径-配给优化模型存在几个有待解决的问题：（1）如何选择合适的中转节点；（2）如何分配各需求节点接收物资的数量；（3）如何设计从工厂节点至中转节点以及从中转节点至需求节点的车辆路径。事实上，上述问题可以视为两层的车辆路径问题，存在两个阶段的决策问题，第一阶段确定开设哪些中转节点以及从各个工厂通过何种路线运往各个中转节点多少物资，第二阶段确定从各个中转节点通过何种路线运往各个需求节点多少物资。和 VRP 相比的困难之处在于中转节点的信息不完备性，即无法事

先知道哪些中转节点被选择，以及各个被选中的中转节点中转的各类型物资数量。

由于不同种物资合车运输能够充分发挥车辆的运输能力，使得运输同样数量物资所需的车辆数量更少，或同样数量的车辆能够运输更多的救援物资，因此本文考虑异质物资合车运输的情况。不失一般性，以图 3.2 所示的单仓库节点的多商品 VRP 为例，假设仓库节点的供给量无限，车辆容量为 100，需求节点两类物资的需求量在大括号中给出，对比合车运输和分车运输的差异。

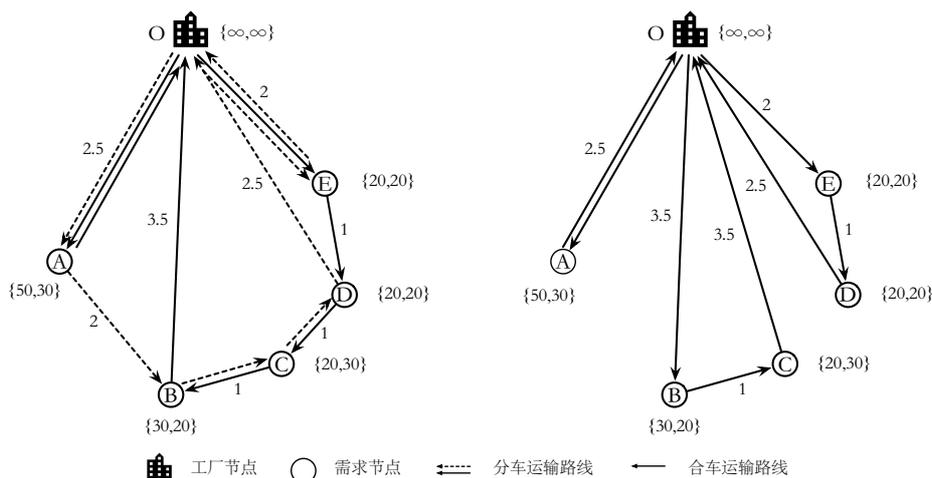


图 3.2 分车运输和合车运输对比

分车运输时，左图中实线为运输第一类物资的车辆路径，分别派出 2 辆载货量为 50 和 90 的车辆，其中 1 号车辆的路线为 O-A-O，里程为 5，2 号车辆的路线为 O-E-D-C-B-O，里程为 8.5；左图中虚线为运输第二类物资的车辆路径，分别派出 2 辆载货量为 100 和 20 的车辆，3 号车辆的路线为 O-A-B-C-D-O，里程为 9，4 号车辆的路线为 O-E-O，里程为 4。综上，合车运输时车辆数为 4，总行驶里程为 26.5，载货率（载货率=总运货量/(车辆容量×车辆数量)）为 65%。合车运输时，分别派出 3 辆车，其中 1 号车辆装载第一类物资 50，第二类物资 30，路线为 O-A-O，里程为 5；2 号车辆装载第一类物资 50，第二类物资 30，路线为 O-B-C-O，里程为 8；3 号车辆装载第一类物资 40，第二类物资 40，路线为 O-E-D-O，里程为 5.5。综上，合车运输时车辆数为 3，总行驶里程为 18.5，载货率为 87%。因此，合车运输相比分车运输，在同等条件下可以减少所需车辆数量和车辆行驶里程，并充分发挥车辆运力。异质物资分车运输的问题可以视为若干个同质物资问题的叠加，且各子问题间不存在交互关系。若考虑异质物资合车运输，则存在在车辆容量有限的条件下如何分配不同物资的装载量的问题。综上，本文提出采用异质物资合车运输策略的 LRAP-2E 优化模型。

本文模型和算法与已有研究的区别主要有以下几个方面：**考虑有多种类型物资合车运输的情况**：自然灾害发生后受灾区域的物资需求往往包含多种类型，例如救援设备、帐篷、被褥、衣物、食品、药品、血液等，由于存在体积差异的异质物资合车运输更能充分发挥救援车辆的

运输能力, 本文考虑中转节点-需求节点的运输过程中不同品种的物资经由同一车辆运输的情况。

考虑供给能力受限的情况: 由于在灾害发生的第一时间内总的供给能力有限, 无法满足灾区的全部需求, 相比于常规条件下选址-路径问题考虑的资金成本, 更需要考虑如何快速满足各受灾地点的需求且避免某些群体被不公平对待, 即本文考虑的救援及时性、综合满意度率和公平性三个优化目标。**基于目标函数分解的协同进化多目标优化算法:** 当模型中优化目标数量较多时, 传统的多目标优化方法会面临复杂度较高或非支配解在种群中占比较大导致算法效率较低的问题, 使得算法无法有效地得到 Pareto 前沿, 对此, 本文采用基于目标分解的协同进化算法对提出的多目标双层选址-路径-配给问题进行求解。

3.3 模型设置与分析

本文相关符号描述如下, O 、 S 、 D 、 P 分别表示工厂节点、中转节点、需求节点和物资类型的集合, $T_{ij} \forall i, j \in O \cup S \cup D$ 表示从 i 节点到 j 节点所需时间; U 和 V 表示从工厂节点至中转节点的车辆集合以及从中转节点至需求节点的车辆集合, 两种不同类型的车辆容量分别为 C_u 和 C_v ; 由于不考虑物资在同一层节点内部的中转, 即从工厂节点 i 运到工厂节点 j 或从中转节点 i 运到中转节点 j , 因此设置节点通路集合 $A_1 = \{(i, j) | i \in O, j \in S \text{ and } i, j \in S \text{ and } i \in S, j \in O\}$ 和 $A_2 = \{(i, j) | i \in S, j \in D \text{ and } i, j \in D \text{ and } i \in D, j \in S\}$; 路径变量 $x_{ij}^u(p) \in \{0, 1\} \forall (i, j) \in A_1, u \in U, p \in P$ 和 $x_{ij}^v(p) \in \{0, 1\} \forall (i, j) \in A_2, v \in V, p \in P$ 表示运输 p 物资的 u 或 v 车辆是否在通路 (i, j) 上经过, 流量变量 $f_{ij}^u(p) \in \mathcal{R}^+ \forall (i, j) \in A_1, u \in U, p \in P$ 和 $f_{ij}^v(p) \in \mathcal{R}^+ \forall (i, j) \in A_2, v \in V, p \in P$ 表示 u 或 v 车辆运输的 p 物资在通路 (i, j) 上的流量, 选址变量 $z_j \in \{0, 1\} \forall j \in S$ 表示节点 j 是否被选作中转节点, $z_j = 1$ 当且仅当 $\sum_{u \in U} \sum_{(i, j) \in A_1} \sum_{p \in P} x_{ij}^u(p) \geq 1 \forall j \in S$; $M_o(p)$ 表示工厂节点 $o \in O$ 能够供应的物资 $p \in P$ 的最大数量, $M_j(p)$ 表示需求节点 $j \in D$ 对物资 $p \in P$ 的需求。

目标函数 F_1 定义为车辆从工厂节点将货物运往中转节点与车辆将货物从中转节点运往需求节点所花费的所有时间, 这个目标函数在模型求解时等价于所有车辆路径的总长度; 将每个需求节点的满意度定义为 $\sum_{p \in P} m_j(p) / M_j(p) \forall j \in D$, 其中 $m_j(p) = \sum_{v \in V} (\sum_{i \in S \cup D} f_{ij}^v(p) - \sum_{h \in S \cup D} f_{jh}^v(p))$ 表示需求节点 j 接收的 p 物资数量, 则所有需求节点的综合满意度为各需求节点的满意度之和, 但是当需求节点数量或物资数量不同时上述指标在不同的问题上缺乏可比性, 因此, 将所有需求节点的综合满意度 F_2 定义为 (3.2) 式; 公平性目标函数 F_3 定义为各需求节点满意度的方差。模型中的约束主要有两类车辆的数量和容量约束、工厂节点供给能力约束。设置虚拟变量 $m_i^*(p)$ 表示中转节点 i 中转的 p 类物资数量, 则从工厂节点至中转节点以及从中转节点至需求节点的建模过程类似。

$$\min F_1 = \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in A_1} \sum_{p \in P} T_{ij} x_{ij}^u(p) + \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in A_2} \sum_{p \in P} T_{ij} x_{ij}^v(p) \quad (3.1)$$

$$\max F_2 = \left(\sum_{j \in D} \sum_{p \in P} \frac{m_j(p)}{M_j(p)} \right) / (|D| \cdot |P|) \quad (3.2)$$

$$\min F_3 = \sum_{j \in D} \left(\sum_{p \in P} \frac{m_j(p)}{M_j(p)} - \left(\sum_{j \in D} \sum_{p \in P} \frac{m_j(p)}{M_j(p)} \right) / |D| \right)^2 / |D| \quad (3.3)$$

$$\text{s. t. } f_{oj}^u(p) \leq C_u \forall o \in O, p \in P, u \in U, j \in S \quad (3.4)$$

$$\sum_{u \in U} \sum_{j \in S} f_{oj}^u(p) \leq M_o(p) \forall o \in O, p \in P \quad (3.5)$$

$$\sum_{u \in U} \sum_{j \in S} \sum_{o \in O} \sum_{p \in P} x_{oj}^u(p) \leq |U| \quad (3.6)$$

$$\sum_{u \in U} \sum_{h \in S \cup \{o\}} x_{ih}^u(p) = \sum_{u \in U} \sum_{h \in S \cup \{o\}} x_{hi}^u(p) \leq 1 \forall i \in S, o \in O, p \in P \quad (3.7)$$

$$\sum_{u \in U} \sum_{h \in S \cup \{o\}} f_{hi}^u(p) - \sum_{u \in U} \sum_{h \in S \cup \{o\}} f_{ih}^u(p) = m_i^*(p) \forall i \in S, o \in O, p \in P \quad (3.8)$$

$$m_j^*(p) x_{ij}^u(p) \leq f_{ij}^u(p) \leq (C_u - m_i^*(p)) x_{ij}^u(p) \forall (i,j) \in A_1, p \in P, u \in U \quad (3.9)$$

$$\sum_{p \in P} f_{ij}^v(p) \leq C_v \forall i \in S, j \in D, v \in V \quad (3.10)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{j \in D} f_{ij}^v(p) = m_i^*(p) \forall i \in S, p \in P \quad (3.11)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in D} \sum_{v \in V} \sum_{p \in P} x_{ij}^v(p) \leq |V| \quad (3.12)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{v \in V} \sum_{h \in S \cup D} x_{ih}^v(p) = \sum_{p \in P} \sum_{v \in V} \sum_{h \in S \cup D} x_{hi}^v(p) = 1 \forall i \in D \quad (3.13)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{h \in S \cup D} f_{hi}^v(p) - \sum_{u \in U} \sum_{h \in S \cup D} f_{ih}^u(p) \leq M_i(p) \forall i \in D, p \in P \quad (3.14)$$

$$\sum_{p \in P} f_{ij}^v(p) \leq (C_v - \sum_{p \in P} M_i(p)) x_{ij}^v(p) \forall (i,j) \in A_2, p \in P, v \in V \quad (3.15)$$

$$f_{ij}^v(p) \geq M_j(p) x_{ij}^v(p) \forall (i,j) \in A_2, p \in P, v \in V \quad (3.16)$$

$$\sum_{p \in P} x_{ij}^v(p) \in \{0, |P|\} \forall (i,j) \in A_2, v \in V \quad (3.17)$$

$$x_{ij}^u(p), x_{ij}^v(p) \in \{0, 1\} \forall (i,j) \in A_1 \cup A_2, u \in U, v \in V, p \in P \quad (3.18)$$

$$f_{ij}^u(p), f_{ij}^v(p) \in \mathcal{R}^+ \forall (i,j) \in A_1 \cup A_2, u \in U, v \in V, p \in P \quad (3.19)$$

$$z_j \in \{0, 1\} \forall j \in S \quad (3.20)$$

(3.1) 式表示车辆将所需物资从工厂节点运往中转节点以及从中转节点运往需求节点所需的时间之和；(3.2) 式表示所有需求节点各类型物资被满足程度的综合满意度；(3.3) 式表示各需求节点需求被满足程度的差异，其中 $\sum_{p \in P} m_j(p)/M_j(p)$ 为各需求节点的满意度，(3.3) 式为各

需求节点满意度的方差；(3.4) (3.5) (3.6) 式分别为单个车辆的容量约束、工厂节点供给量约束、车辆总数约束，(3.7) 式表示中转节点被运送某类型物资的所有车辆至多访问一次，(3.8) 式设置虚拟变量 $m_i^*(p)$ 表示运往 i 节点的 p 物资数量，(3.9) 式的含义为，当 $x_{ij}^u(p) = 1$ 时 $m_j^*(p) \leq f_{ij}^u(p) \leq C_u - m_i^*(p)$ 成立，式中 $m_i^*(p)$ 和 $m_j^*(p)$ 分别为节点 i 和节点 j 的 p 物资中转量，因此不等式的含义为当车辆离开 i 节点前往 j 节点时，车上的 p 类型物资量 $f_{ij}^u(p)$ 大于 j 节点的 p 类型物资需求量 $m_j^*(p)$ ，且在 i 节点卸货前车上的物资数量 $m_i^*(p) + f_{ij}^u(p)$ 不超过车辆容量 C_u ；当 $x_{ij}^u(p) = 0$ 时 $f_{ij}^u(p) = 0$ ，表明当运输 p 物资的 u 车辆不从路径 ij 经过时，路径 ij 上不产生物资流量，(8) (9) 两式共同定义了物资的运输过程；(3.10) ~ (3.15) 式为物流网络第二层的约束，与物流网络第一层的约束 (3.4) ~ (3.9) 一一对应，其中 (3.13) 式表示每个需求节点仅被车辆访问一次，(3.14) 式表示各需求节点各类型需求均被部分满足。与 (3.9) 式类似，(3.15) 式表示当车辆到达 i 节点时，车上各类物资总量不超过车辆容量；(3.16) 式表示当车辆离开 i 节点前往 j 节点时，车上各类物资量大于等于 j 节点需求。(3.17) 式表示每个需求节点的各类物资需求被同一车辆服务。(3.18) (3.19) (3.20) 表示路径变量和选址变量为 0-1 变量，流量变量为实数变量。

应急救援中的 LRAP 首先需要考虑的并非开设救援设施的成本或车辆行驶成本等经济指标，而是“救援及时性”这一效率指标 (F_1)。救援的及时性主要受车辆的行驶时间影响，包括将物资从工厂运往中转设施的时间以及从中转设施运往终端需求的时间两部分，若选择的中转节点距离工厂较近而距离需求节点较远则第一部分时间花费较小第二部分时间花费较大，反之则第一部分时间花费较大第二部分时间花费较小，因此需要选择合适的中转节点使得总时间花费较小。此外，由于灾害发生的第一时间内所能调集的救援资源也往往十分有限，难以马上满足所有受灾区域的所有需求，此时便需要考虑各种物资在各个需求点的配给方案，尽最大可能满足各需求点的需求，即优化模型中第二个目标函数——“综合满意度” (F_2)。若仅考虑上述的 F_1 和 F_2 ，优化结果会倾向于优先满足距离中转节点近的、需求量小的需求节点，而忽视距离中转节点远的、需求量大的需求节点。救援物资作为一种稀缺资源在上述条件下出现了分配不公平的现象，因此需要考虑第三个指标——“公平性” (F_3)，使得各个节点需求被满足程度的差异尽可能小。若完全按照需求量和供给量的比例关系分配各种物资，虽然可以实现绝对的公平，但是覆盖率指标无法同时达到最优，因为同样数量的某种物资供给给需求量小的节点对“综合满意度”的贡献比供给给需求量较大的节点时大。而物资的分配方式又必然会对车辆路径产生影响，进而影响目标函数 F_1 的值。上述 LRAP-2E 模型是对对已有的如 LRP、LRP-2E 等 \mathcal{NP} -hard 问题的推广，因此也是 \mathcal{NP} -hard 问题。

3.4 求解算法设计

3.4.1 算法整体框架

本文模型为约束多目标优化，各个目标函数存在冲突无法同时达到最优，存在权衡各个解的质量的问题。求解多目标优化问题的方法主要可以分为线性加权法、目标规划法、 ϵ -约束法等方法^[85]，但以上方法存在需要先验知识或计算复杂等问题。进化多目标优化（Multi-objective evolutionary algorithms, MOEA）同时对一组解进行操作，是求解多目标优化问题的有效算法，但当目标函数数量较多时，传统的基于 Pareto 排序的进化多目标优化算法会面临非支配解在所有解中所占比例过高使得算法效率低下的问题^[86]。本文采用基于目标函数分解的协同进化算法（Cooperative CMOEA based on objective functions decomposition），根据目标函数数量设置种群数量，各个种群仅优化一个目标函数，避免了各个目标函数之间的冲突。但是，存在最终的解倾向于取得各个目标函数的极端值而偏离 Pareto 前沿的问题。因此，设置额外的种群，采用一定的信息共享策略控制各种群的进化方向，并通过比较各种群迭代得到的最优解得到最终的非支配解集。

对于约束优化，存在权衡可行解和不可行解进入子代种群可能性的问题。^[87]表明通过控制算法对不可行域的搜索可能增强算法的性能，因此本文的搜索空间包括可行域和不可行域。模型存在的约束主要包括供给量约束、车辆容量约束等，实验发现若允许各类型的不可行解进行交叉、变异和选择操作会造成种群中不可行解占多数的情况，因此在进化算法的编码过程中确保各个解均不违反车辆容量约束。对不满足供给量约束的不可行个体的选择步骤在 3.4.2(3) 详细介绍。本文算法的框架如图 3.3。

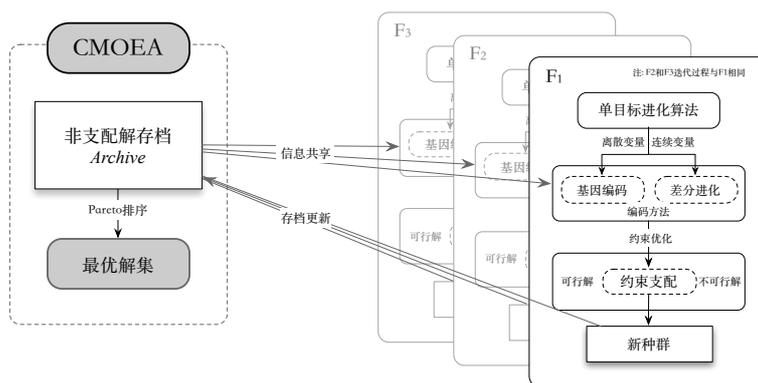


图 3.3 算法框架

本文算法中 3 个单目标种群输出较优解进行 Pareto 排序，每次迭代得到的非支配解被存入 Pareto 最优解集，并与之后单目标种群输出的较优解进行 Pareto 排序。在 Pareto 占优的概念下无需事先设定目标函数权重，并最终得到非劣解集。因此，本文算法避免了现实决策环境中需要预先确定决策者偏好信息的难题。此外，针对决策者对不同目标函数存在偏好的情况，当得

到非劣解集后可引入偏好信息以突出目标函数重要程度的差异，并据此对非劣解进行进一步优选。

3.4.2 算法模块设计

(1) 编码和初始种群

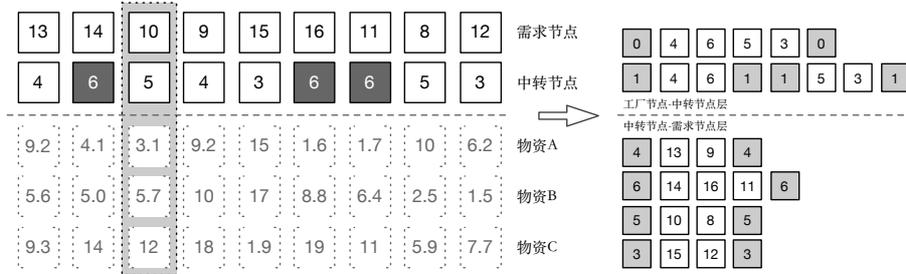


图 3.4 染色体编码

本文编码方式受[80]启发，用 3 条染色体分别表示节点的分配关系、仓库节点-中转节点车辆路径和中转节点-需求节点车辆路径，构成问题的一个解。与其主要差异在于，由于本文模型同时优化运输路线结构和运输物资的数量，不仅存在 0-1 变量且存在实数变量，编码方式需要做出相应的调整，后续交叉、变异操作与之截然不同。如图所示的染色体第一层为需求节点编号，第二层为中转节点编号，第三层及其之后为经由中转节点运往某需求节点的某类型物资数量。图 3.4 中长方形内的一段染色体表示，经由 5 号中转节点运往 10 号需求节点 A 类型物资 3.1 单位容量，B 类型物资 5.7 单位容量，C 类型物资 12 单位容量。

车辆路径根据如图 3.4 所示的分配关系自动生成，且保证满足车辆容量约束。工厂节点-中转节点车辆路径和中转节点-需求节点车辆路径的生成方式的核心思想为，工厂节点按照染色体第二层中转节点出现的先后顺序向中转节点运输货物，每个中转节点仅被生产某产品的工厂节点访问一次；中转节点按照分配给自己的需求节点出现的先后顺序构造从中转节点向需求节点运送物资的车辆路径，上述过程均保证运货量满足车辆容量满足约束。以中转节点 6 为例说明中转节点-需求节点的路径生成方式：首先，验证 14 和 16 的各物资总需求量是否超出车辆的总容量限制，若超出则生成路线 6-14-6，若未超出则进一步验证 14、16、11 的各物资总需求量是否超出车辆的容量限制，若超出则生成路线 6-14-16-6，若未超出则生成路线 6-14-16-11-6。根据染色体的第二行中转节点出现的先后顺序确定中转节点序列[4, 6, 5, 3]，采用和中转节点-需求节点路径生成方式类似的方法生成从各个工厂节点到达中转节点的车辆路径，各中转节点的物资需求根据其所服务的需求节点的物资需求量确定。图 3.4 右边为根据分配关系生成车辆路径的过程，其中仓库节点 1 派出了 2 辆车进行运输，其他仓库节点和中转节点均派出 1 辆车进行运输。中转节点 2 和 7 根据图 3.4 的染色体编码未被选为使用的中转节点。在现实问题中可能存在某些物资必须使用专车运输，上述编码方式同样可被用于存在必须专车运

输物资的情况，只需对车辆路径生成算法进行修改，使得每辆车均运输不超过其容量的单品种物资，且各需求节点被运输每类物资的车辆均访问 1 次即可。

初始种群生成方式为，首先对需求节点随机排序生成染色体的第一行，然后对各个需求节点随机分配中转节点生成染色体的第二行，最后依 $x \sim \mathcal{N}(M_o(p_i)/|D|, M_o(p_i)/(3 \cdot |D|))$ 随机生成运往各个需求节点的各种类型物资数量构成染色体的其他部分，再由上述分配关系生成车辆路径。需求节点和中转节点的分配关系、工厂节点-中转节点车辆路径、中转节点-需求节点车辆路径共同构成一个个体。重复上述步骤 μ 次生成初始种群。

(2) 交叉和变异

交叉过程应尽可能地保留个体中已有的模式，使得较优的模式在进化过程中能够得以保留。本文采用的交叉方式为多点交叉。首先从一个个体上随机选择一段染色体片段，由于染色体第一行的需求节点编号在每一个个体中均出现且仅出现一次，因此可将其视为染色体片段的索引。以图 3.5 为例，发生交叉的点为 11, 8, 16, 12，两个个体的对应片段交换生成 2 个新的个体。

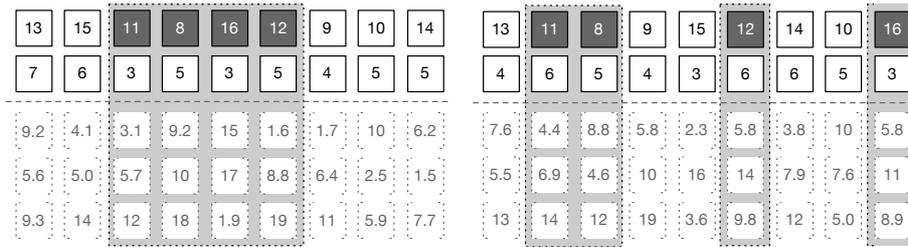


图 3.5 交叉操作

变异过程的困难之处在于，简单的单点或多点变异方法虽然能够使得中转节点和需求节点的分配关系发生变化，避免解陷入局部最优，但是由于实数变量即染色体的最后几行的存在，变异过程应该保证实数变量的搜索过程能够尽可能覆盖可行域的所有范围。因此，这里对染色体的前两行和最后几行采用不同的变异操作。需求节点和中转节点的分配关系，即染色体前两行的变异方式为对染色体的第二行进行逆序排列。对需求节点接收物资数量，即染色体的后几行的变异引入差分进化策略^[88]：

$$V_{i,G}^m = X_{i,G}^m + f_1 \cdot (X_{best,G}^m - X_{i,G}^m) + f_2 \cdot (X_{i1,G}^m - X_{i2,G}^m) + f_3 \cdot (A_{r,G} - X_{i,G}^m) \quad (3.21)$$

式 (3.21) 中 $X_{i,G}^m$ 为原始的变量向量 (向量维数由物资种类数量和需求节点数量确定，如图 5 对应的 $X_{i,G}^m$ 维数为 3×9)， $X_{best,G}^m$ 为 m 目标函数子种群中的最优解， $X_{i1,G}^m$ 和 $X_{i2,G}^m$ 为从种群中随机选择的两个个体， f_i 为变异因子， $A_{r,G}$ 为从 Pareto 最优解集中随机选择的解，起到了调节种群进化方向的作用。式 (3.21) 中， $X_{i,G}^m$ 保存了个体自身的搜索信息，有助于保证算法的收敛性； $(X_{best,G}^m - X_{i,G}^m)$ 增强算法在目标 m 方向上的搜索能力； $(X_{i1,G}^m - X_{i2,G}^m)$ 加入随机扰动维持种群的多样性； $(A_{r,G} - X_{i,G}^m)$ 引入了其他种群的搜索信息，增强算法在 Pareto 最优解集方向上的搜索能力，是式 (3.21) 与经典的单目标优化差分进化算法的关键区别。变异过程先执行需求节点接收

物资数量的变异，再执行中转节点和需求节点分配关系的变异。

(3) 个体评价和子代生成

对每个单目标优化子种群，本文参考经典的差分进化子代生成策略，与其不同之处在于由于在搜索过程考虑了不可行解，因此个体的选择不能仅考虑目标函数值的大小，还要考虑对约束违反程度的大小。参考经典的差分进化算法^[89]的子代生成过程，本文从种群中所有的 μ 个个体中随机选择 $\lambda/2$ 对个体执行以下操作：

$$u_{i,j,G} = \begin{cases} v_{i,j,G} & \text{if } \text{rand}(0,1) < \text{mtt}_{prob} \\ x_{i,j,G} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.22)$$

式(3.22)中 $x_{i,j,G}$ 为一对原始的变量向量， $v_{i,j,G}$ 为根据“3.4.2(2)交叉和变异”的变异算法生成的变量向量， mtt_{prob} 为变异率， $u_{i,j,G}$ 称为实验向量。对实验向量根据3.4.2(2)执行交叉操作生成两个新的个体，通过比较新生成的个体和原始个体的目标函数值以及对约束的违反程度确定进入子代种群的个体。为保证随算法的迭代，种群中可行解比例不断提高，故采用如式(3.23)所示的贪婪选择策略，优先选择目标函数值较优的可行解进入子代。

$$X_{G+1} = \begin{cases} U_{i,G} & \text{if } \begin{cases} \phi(X_{i,G}) > 0 \text{ and } \phi(U_{i,G}) = 0 \\ \phi(X_{i,G}) = 0 \text{ and } \phi(U_{i,G}) = 0, & F(U_{i,G}) > F(X_{i,G}) \\ \phi(X_{i,G}) > 0 \text{ and } \phi(U_{i,G}) > 0, & \phi(U_{i,G}) < \phi(X_{i,G}) \end{cases} \\ X_{i,G} & \text{if } \begin{cases} \phi(U_{i,G}) > 0 \text{ and } \phi(X_{i,G}) = 0 \\ \phi(U_{i,G}) = 0 \text{ and } \phi(X_{i,G}) = 0, & F(X_{i,G}) > F(U_{i,G}) \\ \phi(U_{i,G}) > 0 \text{ and } \phi(X_{i,G}) > 0, & \phi(X_{i,G}) < \phi(U_{i,G}) \end{cases} \end{cases} \quad (3.23)$$

式(3.23)中 X_{G+1} 为进入新种群的个体， $U_{i,G}$ 为交叉操作后生成的个体， $X_{i,G}$ 为原始个体， $F(X_{i,G})$ 为原始个体的目标函数值， $\phi(X_{i,G})$ 为原始个体对约束的违反程度（ $F(U_{i,G})$ 和 $\phi(U_{i,G})$ 含义与之对应）。(3.23)式的含义为，以下3种情况时选择新生成的子代个体进入新种群：1) 原始个体为不可行解，子代个体为可行解；2) 原始个体和子代个体均为可行解，但子代个体目标函数值较优；3) 原始个体和子代个体均为不可行解，但子代个体对约束的违反程度较小。选择原始个体进入新种群的情况与之类似。 $\phi(X_{i,G}) \in [0,1]$ ($\phi(U_{i,G}) \in [0,1]$)的定义为：

$$\phi(X_{i,G}) = (\varphi_1(X_{i,G}) + \varphi_2(X_{i,G}) + \varphi_3(X_{i,G}))/3 \quad (3.24)$$

式(3.24)中 $\varphi_1(X_{i,G})$ 为标准化后的 $X_{i,G}$ 对工厂节点总供给量约束的违反值， $\varphi_2(X_{i,G})$ 为差分算法迭代过程中可能生成的 $X_{i,G}$ 供应量为负数的部分标准化后的值， $\varphi_3(X_{i,G})$ 为标准化后的 $X_{i,G}$ 对车辆数量约束的违反值。标准化方法为 $\varphi_i(X_{i,G}) = (\varphi_i(X_{i,G}) - \varphi_{imin}(pop))/(\varphi_{imax}(pop) - \varphi_{imin}(pop))$ 。

3.4.3 多目标优化流程

对每个单目标优化子种群按照3.4.2(2)的交叉变异算法和3.4.2(3)的个体评价和子代生成策略并行地执行单目标优化算法，每次迭代用各个单目标优化子种群最优的前 k 个可行个体

$pop_{m.best_k}$ 更新多目标优化种群，对多目标优化种群进行 Pareto 排序得到 Pareto 最优解集。详细过程见算法 3.1。

算法 3.1 多目标选址-路径-配给优化算法

```

input:  $\mu, \lambda, k, |Archive|, mtt_{prob}, f_i$ 
output: Archive
1: /*framework*/
2:  $Archive = \emptyset; best_{k_s} = \emptyset$ 
3: for each single objective population  $m = 1$  to 3 do:
4:      $pop_m = \emptyset;$ 
5:     for  $i$  in range  $i = 1$  to  $\mu$  do:
6:          $ind_{rand} =$  individual generated according to 3.4.2(1);
7:          $pop_m = pop_m \cup \{ind_{rand}\};$ 
8:     end for
9:      $pop_{m.best_k}, offspring_m = single\_objective\_evolution(pop_m, pop_m);$ 
10:     $best_{k_s} = best_{k_s} \cup \{pop_{m.best_k}\};$ 
11: end for
12:  $Archive = multi\_objective\_evolution(Archive, best_{k_s});$ 
13: while stop criterion is not met do:
14:     for each single objective population  $m = 1$  to 3 do:
15:          $pop_{m.best_k}, offspring_m = single\_objective\_evolution(pop_m, Archive);$ 
16:          $best_{k_s} = best_{k_s} \cup \{pop_{m.best_k}\};$ 
17:     end for
18:      $Archive = multi\_objective\_evolution(Archive, best_{k_s});$ 
19: end while
20: return Archive.
21:
22: /*single objective evolution function*/
23: def  $single\_objective\_evolution(pop_m, Archive):$ 
24:      $P =$  randomly chose  $\lambda/2$  pairs of individuals from  $pop_m$ ;
25:     for each  $ind$  in  $P$  do:
26:          $pop_m = pop_m \setminus \{ind\};$ 
27:     for each pair of individuals  $(ind_1, ind_2)$  in  $P$  do:
28:         if  $random() < mtt_{prob}$  then:
29:              $ind_1, ind_2 = ind_1, ind_2$  mutation according to 3.4.2(2);
30:         end if
31:          $ind_{1son}, ind_{2son} = ind_1, ind_2$  crossover according to 3.4.2(2);
32:          $ind_{1new} =$  chose one of  $ind_{1son}$  and  $ind_1$  according to Eqs. 3.23;
33:          $ind_{2new} =$  chose one of  $ind_{2son}$  and  $ind_2$  according to Eqs. 3.23;
34:          $pop_m = pop_m \cup \{ind_{1new}, ind_{2new}\};$ 
35:     end for
36:     return the best  $k$  feasible solutions,  $pop_m$ .
37:
38: /*multi objective evolution function*/
39: def  $multi\_objective\_evolution(Archive, best_{k_s}):$ 
40:      $Archive = \emptyset; P = Archive \cup best_{k_s};$ 
41:     for each individual  $ind = P_1$  to  $P_{|P|}$  do:
42:         if  $ind$  is not dominated by any other individual in  $P$  then:
43:              $Archive = Archive \cup \{ind\};$ 
44:         end if
45:     end for
46:     return Archive.
47:
    
```

3.5 实验和算法分析

3.5.1 实验数据和参数标定

实验分为以 2008 年汶川地震为例的算例分析 (3.5.2) 和随机生成的测试用例实验 (3.5.3)。算例分析为了验证算法对现实问题的适用性, 以及对比合车运输和不合车运输时目标函数的差异。基准测试数据主要为了验证本文提出的算法在不同条件 (如工厂节点、中转节点、需求节点数量不同, 或各类节点的分布特征不同) 下的性能。

Breunig 等^[90]对已有的双层车辆路径问题的测试数据进行了收集和整理^[91], 将已有研究所使用的基准测试数据分为 5 个数据集共 200 余个测试用例, 中转节点数量为 2~10, 需求节点数量为 20~200。但现有数据均无法直接用于本文提出的模型和算法, 因为: (1) 与现有的大部分双层车辆路径问题研究相对应, 上述数据中工厂节点的数量均为 1, 而本文模型研究有多个工厂节点时的情况; (2) 上述数据中需求节点的需求为单品种商品的需求, 而本文研究异质商品需求下的问题, 即商品的品种数量为 2 或 2 以上; (3) 上述数据无工厂节点的供应能力信息, 假设工厂节点可以满足所有需求点的需求, 而本文研究供应能力受限下的问题, 需要明确各工厂节点的供应能力上限。本文基于 Set4^[92] ($|O| = 1$, $|S| = [2, 3, 5]$, $|D| = 50$), 增加工厂节点数量 (令 $|O| = [2, 3]$), 随机从 50 个需求节点中选择部分节点 (令 $|S| = [30, 50]$), 并按照 $x \sim U(0.5l_i, 0.5u_i)$ 及 $y \sim U(0.3l_i, 0.3u_i)$ (其中 l_i 和 u_i 为原始数据中结点需求量的下界和上界) 随机生成各需求节点其他两种物资的需求量, 各供给节点的供给能力按照其所对应物资总需求量的 80% 给出, 生成 4 类 ($[|O|, |S|, |D|] = [2, 3, 30], [2, 3, 50], [3, 5, 30], [3, 5, 50]$) 共 72 个的“供应能力受限的多工厂节点多商品双层选址-路径-配给问题”测试数据^[93]。

本文算法的参数可以分为 2 类: (1) 种群容量 (μ)、子代数量 (λ)、最优子代数量 (k)、非支配解集容量 ($|Archive|$) 和变异率 (mtt_{prob}) 等遗传算法的基本参数; (2) 差分进化算法中指导连续变量进化方向的参数 f_i 。对于种群容量等遗传算法的基本参数, 虽然较大的种群容量往往能够保证解的效果较好, 但维护种群中的大量个体, 以及对个体的交叉变异操作会产生大量的计算开销, 因此需要权衡解的质量和算法效率确定第一类参数取值。 f_i 参数标定问题可以视为一个确定参数为何值时目标函数最优的优化问题。因此本文从仓库节点数为 3, 中转节点数为 5 的测试用例中随机选取 5 个, 尝试 $f_1 = \{0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7\}$, $f_2 = \{0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7\}$, $f_3 = \{0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7\}$ 中所有的组合, 确定参数为何值时测试用例取得最理想的解。不同参数下得到的 Pareto 最优解集优劣的比较方式为, 本解集支配其他解集解的数量, 该值越大越好。各参数最终取值为 $\mu, \lambda, k, |Archive|, mtt_{prob} = \{500, 300, 300, 400, 0.3\}$, $f_1, f_2, f_3 = \{0.4, 0.5, 0.5\}$ 。

3.5.2 仿真算例分析

本部分以 5·12 四川汶川特大地震为例, 分析本文算法的运行效果。需求节点为图 3.6 中所

列出的 15 个受灾严重的城市，中转节点为人为指定的 5 个位于高速公路或国道附近且避开灾区的中转站（其中节点 D 为了验证算法的选址效果，由于 D 既远离灾区又远离工厂节点，因此最优解集中 D 未被选作中转节点），仓库节点为成都市及双流机场。灾害发生后从全国通过铁路运输或航空运输将帐篷和食品等物资运往成都市和双流机场。帐篷通过成都市经中转节点运往受灾城市，食品通过双流机场经中转节点运往受灾城市。在地震发生后的第一时间所调集的物资仅能满足灾区所有需求的 80%。各需求节点、中转节点、仓库节点的经纬度、需求量和供给量见表 3.1。表中各需求节点的需求量为帐篷和食品的总量 $p_1 + p_2$ ，令 $p_1:p_2 = [5:5], [6:4], [7:3], [8:2], [9:1]$ ，设计 5 个不同的实验，以模拟所需的不同救援物资体积或质量差异悬殊的情况，从而验证“不同物资体积或质量差异较大时合车运输能够减少所需车辆数量和车辆行驶里程并充分发挥车辆的运力”的假设。

表 3.1 节点位置和物资需求量

O , S , D = 2, 5, 15 U = 4 C _u = 6000 V = 10 C _v = 2000									
序号	节点	经度	纬度	需求 (供给)	序号	节点	经度	纬度	需求 (供给)
0	成都	104.073370	30.696811	80% $\sum M_j(p_1)$	11	平武县	104.555583	32.409675	882
1	双流县	103.923651	30.574474	80% $\sum M_j(p_2)$	12	绵竹市	104.220750	31.338077	164
2	A	104.795866	30.987896	\	13	什邡市	104.167501	31.126780	361
3	B	105.153533	31.080407	\	14	都江堰市	103.646912	30.988434	220
4	C	105.820597	30.931548	\	15	彭州	103.958014	30.990108	607
5	D	105.894298	30.008766	\	16	青川县	105.238842	32.575484	879
6	E	103.553531	30.578562	\	17	理县	103.166852	31.436473	560
7	汶川县	103.590386	31.476822	237	18	江油市	104.745823	31.778022	583
8	茂县	103.853522	31.681154	682	19	广元市	105.843357	32.435435	767
9	北川县	104.467970	31.617202	967	20	绵阳市	104.679004	31.467460	488
10	安县	104.567187	31.534886	921	21	德阳市	104.397894	31.126855	907

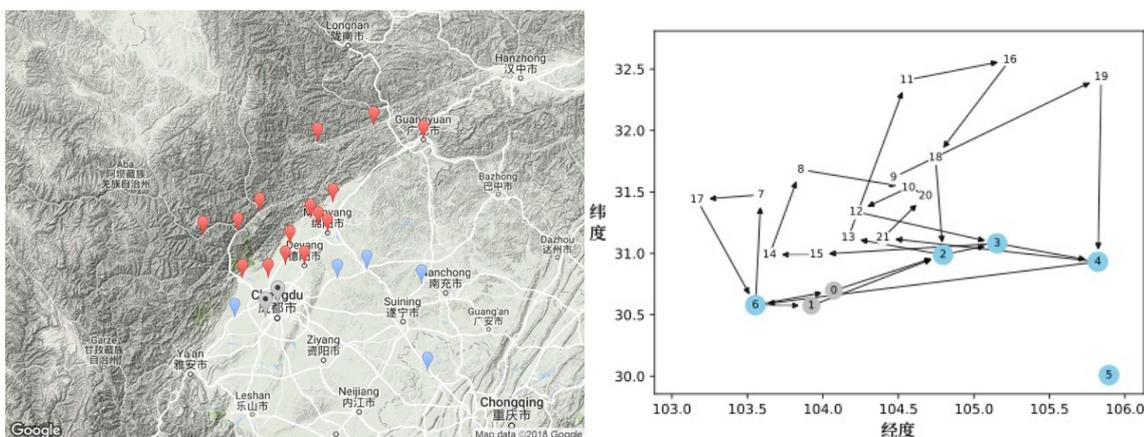


图 3.6 节点分布和合车运输的 1 个最优解

除对比不同的 $p_1:p_2$ 外,本文还对比了合车运输和各类物资分车运输的差异。分车运输的实验假设每个需求节点的不同物资需求仅能被唯一中转节点满足。算法实现仅需对中从中转节点到需求节点的路径生成算法做出调整,算法其他部分及参数与合车运输时保持一致。合车运输和分车运输时的目标函数值及使用的中转节点、各类车辆数量如图 3.7。

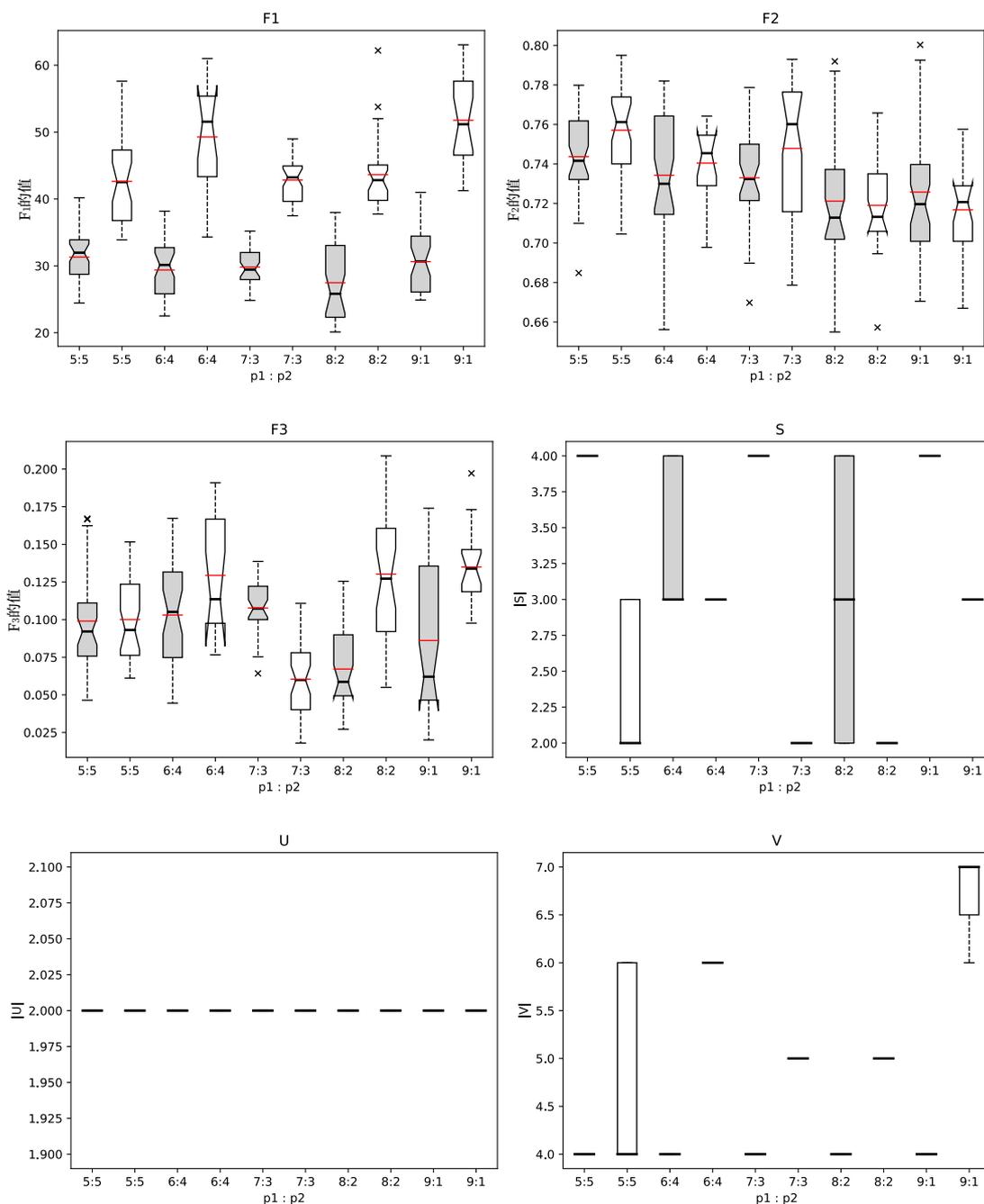


图 3.7 合车运输和分车运输对比

图 3.7(1)-(3)为根据“4 求解算法”的多目标优化算法得到的 Pareto 最优解的分布情况。图

中横坐标为两种物资的体积比（5 个实验用例中每个需求节点两种物资需求总量在表 3.1 中给出），各横坐标对应一个实验用例，三个图对应三个目标函数。箱线图描述某个测试用例的 Pareto 最优解集中某个目标函数值的分布情况，灰色和白色的图形分别表示合车运输和分车运输时的情况。在救援及时性这一目标函数上合车运输策略显著优于分车运输；在综合满意度这一目标函数上，当两类物资数量差异不大时分车运输略优于合车运输，当两类物资量差异较大（ $p_1:p_2 = [8:2], [9:1]$ ）时两种策略差别较小；在公平性这一目标函数上，除 $p_1:p_2 = [7:3]$ 外，合车运输均优于分车运输。

图 3.7(4)-(6)为 Pareto 最优解集中每个可行解实际使用的中转节点数量和两类车辆数量。合车运输时中转节点的使用数量在各种条件下均高于分车运输，这在一定程度上解释了合车运输在救援及时性指标上的优异表现；各最优解的工厂节点-中转节点车辆数量均为 2，即从 2 个工厂节点各派出 1 辆车；合车运输时各最优解的中转节点-需求节点车辆数量均为 4，而分车运输时仅有极少数解的车辆使用数量为 4，且当两类物资数量差异较大（ $p_1:p_2 = [9:1]$ ）时甚至出现了使用 7 辆车的解。虽然合车运输使用的中转节点略多于分车运输，但合车运输在使用车辆数较少的条件下目标函数 F_1 显著优于分车运输时的目标函数值，这印证了本节开头的假设。

3.5.3 测试数据实验

3.5.2 的算例分析表明同等条件下合车运输相比分车运输使用车辆数量更少、车辆行驶里程更少，本部分主要目的在于验证本文提出算法面对更大规模问题时的运行速度和优化结果。此外，还对比了本文提出的算法和基于 Pareto 排序的 NSGA-III 算法^{[86][94]}在算法效率和目标函数寻优上的差异。NSGA-III 种群容量、子代数量和变异率均与本文提出算法的各单目标种群保持一致，即 $\mu', \lambda', mtt_{prob}' = \{500, 300, 0.3\}$ （未令 $\mu' = 3\mu$ 的原因为，此时算法进行 Pareto 排序会十分缓慢，与本文提出的算法效率相差巨大）。种群中存在可行解和不可行解时，依照[94]提出的约束支配关系选择精英解。篇幅所限，仅展示从 3.5.1 中构造的测试数据中选取的共 4 组（ $[|O|, |S|, |D|] = [2, 3, 30], [2, 3, 50], [3, 5, 30], [3, 5, 50]$ ）每组 5 个测试用例的求解结果。算法实现环境为 Intel Xeon E5-2682 v4 (1core) CPU, 2GB RAM, CentOS7.3, Python3.6.3。实验结果如表 3.2-表 3.5，表头中 $|O|, |S|, |D|$ 分别为工厂节点、中转节点、需求节点数量， $|U|, |V|$ 分别为工厂节点-中转节点层和中转节点-需求节点层车辆数量， C_u, C_v 为两种车辆的容量。表中测试用例名（instance）左边为所有需求节点各类物资的需求量（ p_1, p_2, p_3 ），供给量为需求量的 80%，右边为合车运输时 Pareto 最优解的数量（ n_{opt} ）、算法运行时间（ t ）及 Pareto 最优解集中救援及时性、综合满意度、公平性三个目标函数的中位数（ $F_{1median}, F_{2median}, F_{3median}$ ），分车运输的情况与合车运输对应（ $n_{opt}', t', F_{1median}', F_{2median}', F_{3median}'$ ）。

为了对比本文提出的算法和 NSGA-III 算法生成解集的差异，采用 Hypervolume 指标

$^{[100][102]}I_{hv}(A)$, Schott's spacing metric 指标 $^{[101]}I_{ss}(A)$ 和 Coverage 指标 $^{[102]}I_c(A, B)$ 来衡量算法的性能。通常从收敛性和多样性两方面评价多目标优化算法得到解集的优劣, 收敛性方面解集应尽可能接近真实的 Pareto 前沿, 多样性方面解集中各解的差异应尽可能大。 $I_{hv}(A)$ 指标为解集与参考点形成的超体积, 可同时衡量解集的收敛性和多样性。该指标越大越好, 因为当解分布集中或离真实的 Pareto 前沿较远时该值不会太大。 $I_{ss}(A)$ 指标测度解集的一致性, 该指标越小越好。其定义为 $I_{ss}(A) = [\sum_{z \in A} (\bar{d} - d(z))^2 / (|A| - 1)]^{1/2}$, 其中 $d(z) = \min_{z' \in A} \{\sum_{m=1}^M |z_m - z'_m|\}$, \bar{d} 为 $d(z)$ 的均值, z_m 为目标函数向量 z 的 m 分量。 $I_c(A, B)$ 指标为 B 中被 A 支配或与 A 相等的解的数量在 B 中所占比例, 该指标越接近 1 表明 A 相比 B 越好。其定义为 $I_c(A, B) = |\mathbf{z}^2 \in B | \exists \mathbf{z}^1 \in A: \mathbf{z}^1 \succ \mathbf{z}^2| / |B|$, 其中 $\mathbf{z}^1 \succ \mathbf{z}^2$ 表示 \mathbf{z}^1 支配 \mathbf{z}^2 或与 \mathbf{z}^2 相等。计算 $I_{hv}(A)$ 和 $I_{ss}(A)$ 需要先将解集标准化。标准化方法为, 首先将原始模型转化为最小化问题, 即令解集中 z_{2i} 均取对应的相反数; 然后使用 $z_{mi}' = (z_{mi} - \min_m^{(\cdot)}) / (\max_m^{(\cdot)} - \min_m^{(\cdot)})$ 对解集中所有解的 $|M| = 3$ 个目标函数值分别标准化处理, 其中 $\max_m^{(\cdot)}$ 为解集 (\cdot) 中所有解向量 m 分量的最大值, 对于 I_{ss} 指标, $\max_m^{(\cdot)} = \max_m^{(A)}$, 对于 I_{hv} 指标, $\max_m^{(\cdot)} = \max_m^{(A \cup B)}$, 其中 A 为待评价算法得到的解集, B 为与待评价算法对比的算法得到的解集, $\min_m^{(\cdot)}$ 与之类似。计算 I_{hv} 指标的参考点取 $[1.1, 1.1, 1.1]$ 。

表 3.2 $|O|, |S|, |D|=2,3,30$ 合车运输和分车运输对比

		$ O , S , D =2,3,30 \quad U =6 \quad C_u=12500 \quad V =12 \quad C_v=500$															
instance	Algorithm	n_{opt}	n_{opt}'	t	t'	$F_{1median}$	$F_{1median}'$	$F_{2median}$	$F_{2median}'$	$F_{3median}$	$F_{3median}'$	I_{hv}	I_{hv}'	I_{ss}	I_{ss}'	I_c	I_c'
Set4a_20_2_3_30	本文算法	90	100	93.05	90.98	249171.76	387141.29	0.800638	0.797558	0.011619	0.015643	0.8655	0.6925	0.1324	0.1833	1	1
	NSGA-III	84	60	275.52	280.85	278656.96	449039.93	0.723578	0.722736	0.10843	0.113914	0.0374	0.014	0.3875	0.4412	0	0
Set4a_24_2_3_30	本文算法	87	73	92.36	90.34	244535.03	393825.19	0.820302	0.826861	0.037961	0.040853	0.5564	0.7772	0.149	0.2114	1	1
	NSGA-III	55	72	285.18	287.94	278117.34	467840.77	0.746921	0.748843	0.182657	0.191024	0.0122	0.0121	0.2854	0.428	0	0
Set4a_28_2_3_30	本文算法	74	74	93.83	90.24	229349.89	390991.24	0.797452	0.799234	0.027106	0.019681	0.8965	0.9779	0.1689	0.1947	1	1
	NSGA-III	67	64	285.51	258.84	267916.39	426368.76	0.729741	0.727968	0.163092	0.16778	0.0151	0.0128	0.4271	0.4161	0	0
Set4a_32_2_3_30	本文算法	78	80	94.02	89.71	241835.59	379919.43	0.813713	0.816966	0.031842	0.034046	0.4867	0.6327	0.1471	0.1686	1	1
	NSGA-III	57	63	284.56	238.32	268572.77	431896.84	0.727887	0.726262	0.162762	0.161528	0.0119	0.004	0.5203	0.383	0	0
Set4a_36_2_3_30	本文算法	63	67	95.75	89.96	232593.29	391464.62	0.799482	0.78961	0.016619	0.013168	0.8573	0.2113	0.2066	0.1819	1	1
	NSGA-III	62	66	298.12	209.05	276205.13	438267.07	0.728373	0.727801	0.131728	0.133766	0.007	0.0138	0.3702	0.3372	0	0
均值	本文算法	78.4	78.8	93.8	90.25	239497.11	388668.35	0.806317	0.806046	0.025029	0.024678						
	NSGA-III	65	65	285.78	255	273893.72	442682.67	0.7313	0.730722	0.149734	0.153602						

表 3.3 $|O|, |S|, |D|=2,3,50$ 合车运输和分车运输对比

		$ O , S , D =2,3,50 \quad U =6 \quad C_u=12500 \quad V =12 \quad C_v=500$															
instance	Algorithm	n_{opt}	n_{opt}'	t	t'	$F_{1median}$	$F_{1median}'$	$F_{2median}$	$F_{2median}'$	$F_{3median}$	$F_{3median}'$	I_{hv}	I_{hv}'	I_{ss}	I_{ss}'	I_c	I_c'
Set4a_20_2_3_50	本文算法	65	42	116.69	106.44	386708.1	617377.23	0.757092	0.74147	0.046617	0.047898	0.4868	0.3624	0.2003	0.289	1	1
	NSGA-III	15	14	208.98	180.11	414685.18	694291.11	0.724269	0.726947	0.130435	0.124538	0.0152	0.0143	0.5415	0.58	0	0
Set4a_24_2_3_50	本文算法	71	27	121.08	99.89	391431.74	651201.79	0.799388	0.756809	0.062107	0.151295	0.5759	0.6212	0.2398	0.1786	1	1
	NSGA-III	36	26	180.76	201.18	423086.94	690498.99	0.740942	0.735294	0.180494	0.185265	0.006	0.006	0.5114	0.4735	0	0
Set4a_28_2_3_50	本文算法	65	38	120.31	97.57	366997.62	573563.59	0.792892	0.744836	0.047427	0.087478	0.2066	0.3568	0.2144	0.2357	1	1
	NSGA-III	25	14	219.66	210.87	382408.62	615013.36	0.732716	0.73558	0.149325	0.149608	0.0066	0.022	0.4763	0.476	0	0
Set4a_32_2_3_50	本文算法	40	35	117.74	104.76	375303.82	590984.75	0.779306	0.761307	0.052205	0.080036	0.3087	0.4748	0.2703	0.3421	1	1
	NSGA-III	11	15	228.24	194.67	407341.57	660342.89	0.723121	0.728187	0.133636	0.145931	0.0097	0.0086	0.5305	0.5101	0	0
Set4a_36_2_3_50	本文算法	49	64	119.13	106.59	367053.66	615744.35	0.791543	0.740686	0.059921	0.078705	0.4395	0.2085	0.3021	0.1553	1	1
	NSGA-III	20	2	203.48	214.76	404878.61	668941.47	0.724794	0.714839	0.149503	0.168147	0.0114	0.0069	0.4591	0.7071	0	0
均值	本文算法	58	41.2	118.99	103.05	377498.99	609774.34	0.784044	0.749022	0.053655	0.089082						
	NSGA-III	21.4	14.2	208.22	200.32	406480.18	665817.56	0.729168	0.728169	0.148679	0.154698						

表 3.4 $|O|, |S|, |D|=3, 5, 30$ 合车运输和分车运输对比

$ O , S , D =3, 5, 30 \quad U =9 \quad C_u=12500 \quad V =18 \quad C_v=500$																	
instance	Algorithm	n_{opt}	n_{opt}'	t	t'	$F_{1median}$	$F_{1median}'$	$F_{2median}$	$F_{2median}'$	$F_{3median}$	$F_{3median}'$	I_{hv}	I_{hv}'	I_{ss}	I_{ss}'	I_c	I_c'
Set4a_40_3_5_30	本文算法	72	24	103.85	93.59	305030.06	703527.76	0.786606	0.76556	0.024586	0.166921	0.8769	0.1745	0.2045	0.2179	1	1
	NSGA-III	37	2	294.83	292.47	355058.14	<u>603718.76</u>	0.731075	0.74071	0.229273	0.241625	0.0121	0.0094	0.5004	0.7071	0	0
Set4a_44_3_5_30	本文算法	61	39	104.23	96.36	302362.29	621375.92	0.801078	0.767592	0.014811	0.086595	0.9005	0.4418	0.2496	0.2861	1	1
	NSGA-III	23	29	300.86	306.56	351190.37	730696.96	0.739355	0.737241	0.168398	0.194362	0.0238	0.008	0.6125	0.5146	0	0
Set4a_48_3_5_30	本文算法	61	44	102.47	93.7	292761.05	554150.79	0.78958	0.738682	0.015359	0.120308	0.8105	0.5663	0.2683	0.2265	1	0.9615
	NSGA-III	22	26	298.78	298.7	332457.16	705990.03	0.728933	0.732624	0.208921	0.207993	0.0173	0.2635	0.4858	0.4088	0	0
Set4a_52_3_5_30	本文算法	65	44	103.63	97.03	302028.06	592007.65	0.799344	0.759173	0.033579	0.090655	0.7707	0.5267	0.2344	0.2491	1	1
	NSGA-III	31	28	288.24	291.16	357574.62	717942.91	0.721994	0.728388	0.260442	0.252063	0.0128	0.0226	0.4784	0.419	0	0
Set4a_54_3_5_30	本文算法	73	41	102.98	99.1	307456.44	591438.38	0.780623	0.754779	0.025939	0.137272	0.5653	0.3194	0.1862	0.2863	1	1
	NSGA-III	41	2	279.4	276.63	366133.67	646653.4	0.723037	0.702123	0.23963	0.252061	0.0208	0.0035	0.4501	0.7071	0	0
均值	本文算法	66.4	38.4	103.43	95.96	301927.58	612500.1	0.791446	0.757157	0.022855	0.12035						
	NSGA-III	30.8	17.4	292.42	293.1	352482.79	681000.41	0.728879	0.728217	0.221333	0.229621						

表 3.5 $|O|, |S|, |D|=3, 5, 50$ 合车运输和分车运输对比

$ O , S , D =3, 5, 50 \quad U =9 \quad C_u=12500 \quad V =18 \quad C_v=500$																	
instance	Algorithm	n_{opt}	n_{opt}'	t	t'	$F_{1median}$	$F_{1median}'$	$F_{2median}$	$F_{2median}'$	$F_{3median}$	$F_{3median}'$	I_{hv}	I_{hv}'	I_{ss}	I_{ss}'	I_c	I_c'
Set4a_40_3_5_50	本文算法	74	43	139.27	128.77	456914.09	1013726.9	0.789411	0.758149	0.063522	0.166065	0.1091	0.4426	0.1548	0.2265	1	1
	NSGA-III	21	27	236.22	248.54	516392.42	1095198.42	0.733231	0.733455	0.248819	0.241071	0.0031	0.0321	0.5916	0.5607	0	0
Set4a_44_3_5_50	本文算法	78	18	138.34	128.43	411273.61	951784.27	0.780673	0.751196	0.050642	0.109915	0.4968	0.4344	0.217	0.2948	1	1
	NSGA-III	29	18	210.73	228.35	466276.46	972598.25	0.732678	0.729039	0.196781	0.196863	0.0153	0.0032	0.4774	0.5332	0	0
Set4a_48_3_5_50	本文算法	77	32	136.59	130.07	426057.03	905624.13	0.775476	0.748957	0.038896	0.11286	0.6372	0.3139	0.2314	0.2356	1	1
	NSGA-III	22	19	187.85	212.65	473415.83	990840.13	0.735367	0.730625	0.197124	0.202763	0.0031	0.0073	0.6489	0.4383	0	0
Set4a_52_3_5_50	本文算法	85	40	137.32	126.07	447671.44	955365.75	0.776822	0.755524	0.058524	0.143713	0.303	0.5274	0.2465	0.2479	1	1
	NSGA-III	26	28	216.93	251.7	506109.84	1069592.29	0.730264	0.73164	0.237121	0.236366	0.0354	0.0114	0.4525	0.5314	0	0
Set4a_54_3_5_50	本文算法	103	41	138.35	125.37	443916.04	980235.09	0.772218	0.761268	0.065694	0.127671	0.5134	0.4577	0.1923	0.1499	1	1
	NSGA-III	34	26	213.94	226.11	508304.51	1062634.19	0.728971	0.732887	0.240308	0.230225	0.0119	0.012	0.41	0.4355	0	0
均值	本文算法	83.4	34.8	137.97	127.74	437166.44	961347.23	0.77892	0.755019	0.055456	0.132045						
	NSGA-III	26.4	23.6	213.13	233.47	494099.81	1038172.66	0.732102	0.731529	0.224031	0.221458						

首先对比本文提出的算法求解合车运输和分车运输问题的结果，以比较两种不同策略的差异，表中加粗字体表示合车运输和分车运输的优劣关系。当 $|O|, |S|, |D|$ 数量增加时，Pareto 最优解的数量变化较小，合车运输 $|O|, |S|, |D|=3, 5, 50$ 相比 $|O|, |S|, |D|=2, 3, 30$ 算法运行时间增长约47%。 $|O|, |S|, |D|=2, 3, 30$ 时本文算法存在部分测试用例分车运输时在综合满意度和公平性指标上优于合车运输，当 $|O|, |S|, |D|$ 为其他值时本文算法采用合车运输策略在救援及时性和公平性目标函数上的表现均优于分车运输，且随着问题规模扩大优势更加明显。各组测试用例及两种不同运输策略在综合满意度目标函数上的表现差异较小，大致呈现随问题规模扩大综合满意度略微减小的趋势。然后对比本文提出的算法和 NSGA-III 得到结果的差异，表 3.2-表 3.5 中加下划线的表示同等条件下 NSGA-III 算法的表现优于本文算法的表现。除 Set4a_40_3_5_30 的 $F_{1median}'$ 外，无论是算法运行效率还是“救援及时性”、“综合满意度”和“公平性”目标函数，本文算法均明显优于 NSGA-III。通过 I_{hv} 和 I_{ss} 指标可以看出本文算法在收敛性和解的多样性上均优于 NSGA-III 算法，通过 I_c 指标可以看出针对各种规模问题采用各种运输策略时本文算法得到的解集均优于 NSGA-III 得到的解集，对于测试用例 Set4a_48_3_5_30，采用分车运输策略时，NSGA-III 解集中存在不被本文算法解集支配的解。综上，本文提出的算法对上述的不同规模问题均可在可接受的时间内给出非支配解集，本文提出的异质物资合车运输策略明显优于分车运

输的策略，且本文基于目标函数分解的多目标优化算法在解的质量上优于基于 Pareto 排序的 NSGA-III 算法。

3.6 本章小结

针对灾害发生之后第一时间各类型救援物资供给受限的情况，本文研究多工厂节点、多品种物资的异质物资合车运输多目标双层选址-路径-配给优化问题。文章建立了包含救援及时性、综合满意度、公平性三个目标函数的多目标混合整数规划模型，采用基于目标分解的协同进化算法对优化模型进行求解。通过算例分析和基准测试数据实验验证了算法的在不同规模问题下的优化结果和运行速度。本文将应急救援物流网络分为工厂节点、中转节点、需求节点构成的双层网络，且考虑了多品种物资的情况。各类物资首先从工厂节点运往中转节点，然后不同品种物资合车运输从中转节点运往需求节点。由于灾害发生第一时间救援物资具有稀缺性，本文还考虑了总供给无法满足总需求的情况，并由此引出了多目标优化模型中的“综合满意度”和“公平性”优化目标。当多目标优化模型中有三个或三个以上目标函数时，基于 Pareto 排序的多目标优化算法由于非支配解的比例较高，会出现算法效率较低的问题。本文采用基于目标分解的多目标协同进化算法对提出的混合整数规划模型进行求解，同时优化车辆路径结构和物资配给方案。进化算法的搜索空间包括可行域和不可行域，通过一定的控制策略指导算法的搜索方向，最终得到一组 Pareto 最优解。本文提出了资源稀缺条件下的异质物资合车运输双层选址-路径-配给优化模型，设计的算法可以对各种规模问题在可接受的时间内给出 Pareto 最优解集。需求紧急性、资源稀缺性、商品异质性是应急救援物流优化问题的重要特征，应急救援物流优化问题另外的重要特征是需求的不确定性及路网可靠性的不确定性，如何解决上述不确定性灾后应急救援物流优化问题是十分有现实意义的研究课题。此外，本文模型未考虑物资在同一层节点间的中转，在需求不确定的双层车辆路径问题中，考虑物资在同一层节点间的中转也是一个很重要的问题。

第四章 随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法

4.1 引言

第三章考虑了自然灾害发生后各类救援物资难以满足灾区需求的情况，研究了资源稀缺条件下，即工厂节点的总供给量小于需求节点总需求量时的选址-路径-配给问题。假设灾害发生后各受灾地点各类物资的需求量已知，工厂节点的总供给能力已知，构建了确定性的混合整数规划模型。除了第三章考虑的“供给能力受限”的特征外，当灾害发生后，灾区的物资需求量往往难以事先准确估计，即物资的需求具有随机性或不确定性。本章研究随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法，假设灾害发生后仅能够根据经验给出灾区物资需求量的估计值，真实需求量为需求量估计值附近的实数。由于无法事先给出灾区物资需求量的确切值，因此需要构建随机规划模型，通过机会约束的方法控制包含随机变量的约束被违反的可能性。存在权衡物资运输量与缺货可能性的问题，若物资运输量过大，则可能导致花费时间过长物资不能及时到达灾区的问题；若物资运输量过小，则可能导致灾区需求不能被充分满足的问题。

双层的物流网络是现实生活中广泛存在的物流网络结构，双层物流网络的上层由工厂节点-中转节点构成，下层由中转节点-需求节点构成，工厂节点至需求节点由大型车辆大批量运输，中转节点至需求节点由小型车辆运往终端需求。双层物流网络更具有灵活性，并能从全局上降低运输成本。自然灾害应急救援过程使用双层物流网络结构进行物资的运输尤为合适，因为灾害发生往往伴随着道路受损，灾区内部受灾地点分散且大型车辆通行受限，此时直接从工厂节点将物资运往终端需求节点的做法可能无法执行。因此，更加合理的做法为，首先从工厂节点使用大型车辆将物资运往灾区外围的中转节点，然后使用虽然运力较小但更加灵活的小型车辆或直升机将物资从中转节点运往需求节点。此外，如前文所述，本章节还考虑了需求节点的需求量无法事先确定的情况，即需求节点的需求量为服从某种概率分布的随机变量。综上，本文将灾后应急救援的物资配给问题描述为随机需求的双层选址-路径问题（two-echelon location routing problem with stochastic demand, LRP2E-SD）。双层选址路径问题（two-echelon location routing problem, LRP-2E）是选址路径问题（location routing problem, LRP）众多变种中受到最广泛关注的之一。随机需求的车辆路径问题（vehicle routing problem with stochastic demand, VRPSD）是车辆路径问题众多变种中十分重要的一个。但是，随机需求的双层选址路径问题尚未有较充分的研究。Wang^[95]等研究了随机需求的双层车辆路径问题，构建的数学规划模型中将成本分为与确定性问题一致的常规成本以及由于随机需求导致的重新配送产生的成本两部分。首先，根据各需求节点需求量的期望值来确定目标函数的第一部分成本；然后，当车辆到达某需求节点发现物资不足以满足其需求时车辆返回中转节点进行补充，若中转节点产生缺货，则

需从中转节点派出车辆前往工厂节点进行补充，这两部分补充成本构成目标函数的第二部分成本。但是，一般情况下，工厂节点-中转节点的运输过程单位成本较高，耗时较长，因此本文在构建模型时期望一次性确定较合适的从工厂节点运往中转节点的物资数量，使得中转节点缺货的可能性被控制在较低的水平。

综上，本文研究随机需求的应急救援选址-路径优化模型与算法，假设灾害发生后可根据经验估计灾区的物资需求量概率分布，通过优化模型的求解确定被选中的中转节点，中转节点和需求节点间的分配关系，各中转节点从工厂节点接收的物资数量，以及两类车辆的行驶路径。运输开始时首先从工厂节点使用大型车辆运往各被选中的中转节点一定数量的物资，再从各中转节点派出一定数量的小型车辆将物资运往需求节点。本文的主要创新在于，LRP2E-SD 的研究尚不充分，区别于已有研究，本文模型避免了工厂节点向中转节点的二次运输，从而降低运输成本和时间花费

4.2 问题定义和模型构建

将数学规划模型中的参数和变量描述如下，令 $N = O \cup S \cup D$ 为工厂节点、中转节点和需求节点的集合，其中 $O = \{o\}$ 为工厂节点， S 为中转节点集合， D 为需求节点集合。令 $A = A_1 \cup A_2$ 为边的集合，其中 $A_1 = \{(i,j) | i \in O, j \in S \text{ and } i, j \in S \text{ and } i \in S, j \in O\}$ ， $A_2 = \{(i,j) | i \in S, j \in D \text{ and } i, j \in D \text{ and } i \in D, j \in S\}$ 。 N 和 A 构成完全图 $G = (N, A)$ 。工厂节点-中转节点的车辆集合记为 $U = \{u\}$ ，中转节点-需求节点的车辆集合记为 $V = \{v\}$ ，两类车辆的容量分别为 C_u 和 C_v 。下文将 $u \in U$ 称为“第一类车辆”，将 $v \in V$ 称为“第二类车辆”。将需求节点 $d \in D$ 的需求量记为 $M_d \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ 。将在边 $(i,j) \in A$ 上花费的时间记为 T_{ij} ，假设 T_{ij} 满足三角不等式，即 $T_{ij} = T_{ji}$ 且 $T_{ih} + T_{hj} \geq T_{ij}, \forall (i,j) \in A$ 。以上为本文数学模型的参数，下面介绍本文数学模型的决策变量。模型包含三类决策变量，其一为 0-1 路径变量， $x_{ij}^u \in \{0,1\} \forall (i,j) \in A_1 \forall u \in U$ ($x_{ij}^v \in \{0,1\} \forall (i,j) \in A_2 \forall v \in V$)， $x_{ij}^u = 1$ ($x_{ij}^v = 1$) 当且仅当第一类车辆 u (第二类车辆 v) 访问 i 节点后访问 j 节点，否则 $x_{ij}^u = 0$ ($x_{ij}^v = 0$)；其二为 0-1 指派变量，表示某需求节点是否被分配给某中转节点，令 $w_{ds} \in \{0,1\} \forall D \forall S$ 表示指派变量， $w_{ds} = 1$ 当且仅当需求节点 d 被分配给中转节点 s ，否则 $w_{ds} = 0$ ；其三为表示物资运量的连续变量 $f_{ij}^u \in R^+ \forall (i,j) \in A_1 \forall u \in U$ 和 $f_{ij}^v \in R^+ \forall (i,j) \in A_2 \forall v \in V$ ，它们分别代表工厂节点 i 至中转节点 j 经由车辆 u 的物资运量和中转节点 i 至需求节点 j 经由车辆 v 的物资运量。随机混合整数规划模型 (M4.1) 如下。

$$(M4.1) \min F(\mathbf{x}, \mathbf{f}) = \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in A_1} T_{ij} x_{ij}^u + \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in A_2} T_{ij} x_{ij}^v \quad (4.1)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{j \in S \cup D} x_{dj}^v = 1, \forall d \in D \quad (4.2)$$

$$\sum_{h \in S \cup D} x_{hi}^v - \sum_{h \in S \cup D} x_{ih}^v = 0, \forall i \in S \cup D, \forall v \in V \quad (4.3)$$

$$L_i - L_j + (|S| + |D|) \sum_{v \in V} x_{ij}^v \leq (|S| + |D| - 1), \forall (i, j) \in S \cup D, i \neq j \quad (4.4)$$

$$\sum_{h \in S \cup D} \sum_{i \in S} x_{hi}^v \leq 1, \forall v \in V \quad (4.5)$$

$$\sum_{u \in U} \sum_{j \in O \cup S} x_{sj}^u \leq 1, \forall s \in S \quad (4.6)$$

$$\sum_{h \in O \cup S} x_{hi}^u - \sum_{h \in O \cup S} x_{ih}^u = 0, \forall i \in O \cup S, \forall u \in U \quad (4.7)$$

$$L_i - L_j + (|O| + |S|) \sum_{u \in U} x_{ij}^u \leq (|O| + |S| - 1), \forall (i, j) \in O \cup S, i \neq j \quad (4.8)$$

$$\sum_{h \in O \cup S} \sum_{i \in O} x_{hi}^u \leq 1, \forall u \in U \quad (4.9)$$

$$\sum_{h \in S \cup D} x_{dh}^v + \sum_{h \in S \cup D} x_{sh}^v - w_{ds} \leq 1, \forall d \in D, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (4.10)$$

$$\sum_{s \in S} w_{ds} = 1, \forall d \in D \quad (4.11)$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{u \in U} f_{os}^u - \sum_{d \in D} M_d w_{ds} = 0, \forall s \in S \quad (4.12)$$

$$C_u \sum_{h \in O \cup S} x_{sh}^u - f_{os}^u \geq 0, \forall u \in U, \forall s \in S, \forall o \in O \quad (4.13)$$

$$C_v \sum_{h \in O \cup S} x_{oh}^u - f_{os}^u \geq 0, \forall u \in U, \forall s \in S, \forall o \in O \quad (4.14)$$

$$\sum_{d \in D} M_d \sum_{j \in S \cup D} x_{dj}^v \leq C_v u_v, \forall v \in V \quad (4.15)$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{s \in S} f_{os}^u \leq C_u u_u, \forall u \in U \quad (4.16)$$

$$x_{ij}^u \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in A_1, \forall u \in U \quad (4.17)$$

$$x_{ij}^v \in \{0, 1\}, \forall (i, j) \in A_2, \forall v \in V \quad (4.18)$$

$$w_{ds} \in \{0, 1\}, \forall d \in D, \forall s \in S \quad (4.19)$$

$$f_{ij}^u \in R^+, \forall (i, j) \in A_1, \forall u \in U \quad (4.20)$$

$$f_{ij}^v \in R^+, \forall (i, j) \in A_2, \forall v \in V \quad (4.21)$$

(4.1) 式指最小化工厂节点-中转节点和 中转节点-需求节点的总时间；(4.2) 式指每个需求节点 $d \in D$ 仅被所有的第二类车辆访问 1 次；(4.3) 式指对于每个第二类车辆，其到达和离开节点 $h \in S \cup D$ 的次数相等；(4.4) 是 Miller-Tucker-Zemlin 提出的子回路清除约束 (subtour

elimination constraint, SEC); (4.5) 式指对于每个第二类车辆 $v \in V$, 其到达中转节点 $s \in S$ 至多 1 次, 也就是说每辆车至多对应 1 条路径; (4.6) - (4.9) 是工厂节点-中转节点的约束, 与 (4.2) - (4.5) 一一对应; (4.10) 式表示路径变量和选址变量的关系; (4.11) 式指每个需求节点被分配给唯一的中转节点; (4.12) 式指对于每个中转节点 $s \in S$, 从工厂节点运至它的物资数量与分配给它的需求节点的物资需求量相等; (4.13) (4.14) 式指 f_{os}^u 非负当且仅当 $\sum_{h \in OUS} x_{sh}^u$ 和 $\sum_{h \in OUS} x_{oh}^u$ 均为 1, 此时中转节点 s 和工厂节点 o 被同一个第一类车辆 u 访问; (4.15) 式指车辆 v 服务的需求节点的总需求量不超过车辆容量; (4.16) 式指由车辆 u 从工厂节点运往中转节点物资总量不超过车辆容量; (4.17) - (4.21) 式是各个决策变量的定义域。

由于各个需求节点的需求量 $M_d \forall d \in D$ 是随机变量, 因此上述模型包含随机变量的约束有 (4.12) 式和 (4.15) 式, 将 (4.15) 式写为如下形式:

$$\sum_{(i,d) \in A_2} \sum_{v \in V} y_{id}^v \geq M_d, \forall d \in D \quad (4.22)$$

$$\sum_{(s,j) \in A_2} y_{sj}^v \leq C_v, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (4.23)$$

$$y_{ij}^v \leq Qx_{ij}^v, \forall (i,j) \in A_2, \forall v \in V \quad (4.24)$$

其中 y_{ij}^v 表示车辆 v 在边 (i,j) 上的物资流量。(4.22) 式限制了需求节点接收物资数量的下限; (4.23) 式为车辆容量约束; (4.24) 式中 Q 为一个足够大的实数, 当且仅当 $x_{ij}^v = 1$ 时, f_{ij}^v 不为 0。将 (4.12) 式和 (4.22) 式写为机会约束的形式, 其他各式保持原样, 则有如下的机会约束模型 (M4.2)。

$$(M4.2) \min F(\mathbf{x}, \mathbf{f}) = \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in A_1} T_{ij} x_{ij}^u + \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in A_2} T_{ij} x_{ij}^v \quad (4.25)$$

$$\mathbb{P} \left\{ \sum_{o \in O} \sum_{u \in U} f_{os}^u - \sum_{d \in D} M_d w_{ds} \geq 0 \right\} \geq \alpha, \forall s \in S \quad (4.26)$$

$$\mathbb{P} \left\{ \sum_{(i,d) \in A_2} \sum_{v \in V} y_{id}^v \geq M_d \right\} \geq \beta, \forall d \in D \quad (4.27)$$

$$\sum_{(s,j) \in A_2} y_{sj}^v \leq C_v, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (4.28)$$

$$y_{ij}^v \leq Qx_{ij}^v, \forall (i,j) \in A_2, \forall v \in V \quad (4.29)$$

$$M4.1 \text{ 中 } (4.2) - (4.11), (4.13) - (4.14), (4.16) - (4.21) \text{ 式} \quad (4.30)$$

(4.26) 式中的 α 限制了中转节点发生缺货的可能性至多为 $1 - \alpha$; (4.27) 式通过控制各需求节点接收的物资数量, 使得缺货可能性至多为 $1 - \beta$ 。机会约束 (4.26) (4.27) 式为非线性不等式, 它们可以等价于确定合适的中转节点物资中转量 z_s^* , 使得中转节点缺货的可能性至多为 $1 - \alpha$; 确定合适的需求节点物资接收量 m_d^* , 使得需求节点需求未被满足的可能性至多为 $1 - \beta$ 。有如下的优化模型 M4.3 和 M4.4 确定最优的中转节点物资中转量 z_s^* 和需求节点物资接收量 m_d^* 。

$$(M4.3) \min \sum_{s \in S} z_s \quad (4.31)$$

$$\mathbb{P} \left\{ z_s \geq \sum_{d \in D} M_d w_{ds} \right\} \geq \alpha, \forall s \in S \quad (4.32)$$

和

$$(M4.4) \min \sum_{d \in D} m_d \quad (4.33)$$

$$\mathbb{P}\{m_d \geq M_d\} \geq \beta, \forall d \in D \quad (4.34)$$

当需求节点需求量服从独立正态分布时, $z_s^* = \phi^{-1}(\alpha) \sum_{d \in D} w_{ds} \sigma_d + \sum_{d \in D} w_{ds} \mu_d \forall s \in S$, $m_d^* = \phi^{-1}(\beta) \sigma_d + \mu_d \forall d \in D$ 。且当 $\alpha = \beta$ 时, $z_s^* = \sum_{d \in D} w_{ds} m_d^* \forall s \in S$ 。

若需求节点的需求量不满足独立正态假设, 当需求节点需求量的概率密度函数为对数凹 (log-concave) 时 (不要求随机变量互相独立), 机会约束 (4.34) 有凸等价^[96], 并且可以使用 Chen^[97]等提出的方法进行求解。正态分布、均匀分布、形状参数大于 1 的伽马分布、所有参数均大于 1 的贝塔分布等的概率密度函数均为对数凹的, 现实问题中的概率分布密度函数极少有不是对数凹的, 非对数凹的分布多出现在统计量中^[98]。此时, 令 $z_s^* = \sum_{d \in D} m_d^* w_{ds} \forall s \in S$, 则 M4.2 可以转化为如下的确定性线性混合整数规划模型 (M4.5)。

$$(M4.5) \min F(\mathbf{x}, \mathbf{f}) = \sum_{u \in U} \sum_{(i,j) \in A_1} T_{ij} x_{ij}^u + \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in A_2} T_{ij} x_{ij}^v \quad (4.35)$$

$$\sum_{o \in O} \sum_{u \in U} f_{os}^u - z_s^* = 0, \forall s \in S \quad (4.36)$$

$$\sum_{(i,d) \in A_2} \sum_{v \in V} y_{id}^v \geq m_d^*, \forall d \in D \quad (4.37)$$

$$\sum_{(s,j) \in A_2} y_{sj}^v \leq C_v, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (4.38)$$

$$y_{ij}^v \leq Q x_{ij}^v, \forall (i,j) \in A_2, \forall v \in V \quad (4.39)$$

$$M4.1 \text{ 中}(4.2) - (4.11), (4.13) - (4.14), (4.16) - (4.21) \text{ 式} \quad (4.40)$$

为简便起见, 后续的实验部分假设需求节点的需求量服从独立的正态分布。并根据 M4.3 和 M4.4 求解得到 z_s^* 和 m_d^* 。

4.3 求解算法设计

4.3.1 算法整体框架

本文提出了随机需求的选址-路径问题, 假设各个需求节点的需求量服从随机分布。由于约束中包含随机变量, 难以直接对模型进行求解, 因此将模型进行了转换, 使包含随机变量的约束一定概率不被违反, 即机会约束规划模型。当随机变量满足 log-concave, 包含随机变量的机会约束可以转化为等价的为确定性约束。综上, 本文提出的随机规划模型在一定的条件下可以

转化为确定性的 0-1 整数规划模型。但是，即使约束中不包含随机变量，由于变量和约束数量随着节点数量的增加呈指数增长，较大规模的问题仍难以简单地直接使用分支定界等确定性算法进行求解。

基于以上原因，本文基于 Shaw^[99]提出的大规模邻域搜索 (large neighborhood search, LNS) 算法对提出的双层选址-路径问题进行求解。大规模邻域搜索算法是求解车辆路径问题及其变种的有效算法，其核心构成部分为一组预先定义的“移除操作 (removal operators)”和“修复操作 (repair operators)”。算法的步骤为，首先，依据一定的策略生成一个初始解；然后，对这个初始解执行若干次“移除”和“修复”操作，移除即从已有的路径中按照一定的策略删除节点，修复即按照一定的策略将这些被移除的节点重新插入路径；执行若干次后如果发现新生成的解质量比已有的最优解优，则用新生成的解替换最优解，若不优于已有的最优解则生成新的初始解并重新执行移除和修复操作。求解双层选址-路径问题的 LNS 迭代过程如图 4.1 所示。

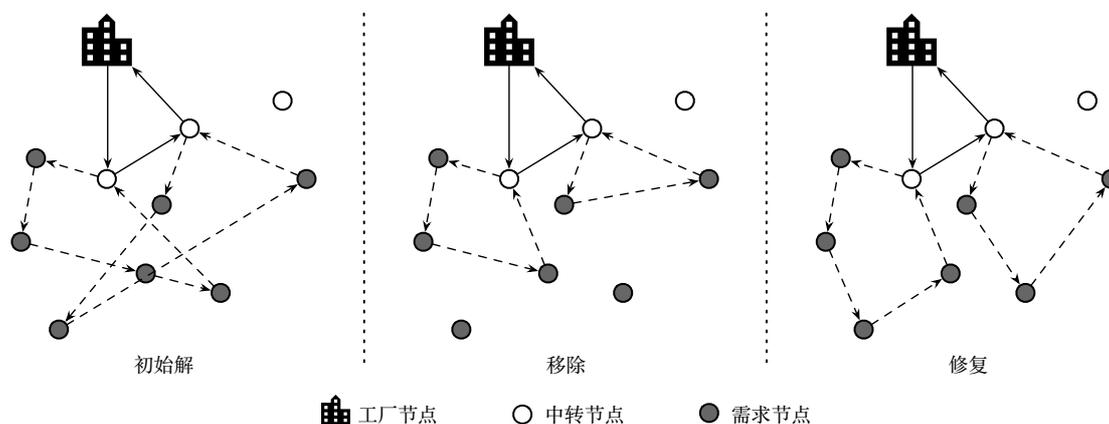


图 4.1 大规模邻域搜索 (LNS) 示意图

LNS 算法设计的核心为移除操作和修复操作的定义，本文在 4.3.2 进行了详细介绍。此外，本文还引入了局部搜索 (local search) 策略，对于算法迭代过程中新发现的最优解，执行局部搜索，使得解的质量得到进一步的提升。一方面，由于相对于邻域搜索，局部搜索的计算开支较高，因此未在每次移除和修复迭代后均执行局部搜索；另一方面，局部搜索往往倾向于使算法收敛于局部最优，而在一定程度上丧失全局搜索能力，这也是未每次迭代均执行局部搜索的原因。

4.3.2 算法模块设计

4.3.2.1 初始可行解生成

大规模邻域算法的执行依赖于对一个初始解的移除节点和修复路径的不断迭代，本节介绍初始解的生成方法。对于本文研究的双层选址-路径问题，存在两种类型的路径，其一为工厂节点至中转节点的路径，其二为从中转节点至需求节点的路径，由于工厂节点至中转节点的解空

间相对于中转节点至需求节点的解空间要小很多，因此后续的移除和修复操作仅对需求节点进行，工厂节点至需求节点的路径采用引入随机策略的贪婪算法生成；存在两种类型的约束，其一为第一类车辆的容量，其二为第二类车辆的容量，由于约束相对简单，因此本文算法仅考虑了对解空间可行域的搜索，即修复操作要保证需求节点插入已有路径后车辆容量和中转节点供给量不违反约束。

初始可行解的生成过程为，首先，随机确定需求节点和中转节点间的分配关系，即各个需求节点由哪个中转节点服务，并以此为依据确定各个中转节点接收物资的数量 $z_s^* \forall s \in S$ ；然后，确定各个需求节点接收的物资数量 $m_d^* \forall d \in D$ ；最后，将分配给各个中转节点的需求节点进行随机排序，并将所有的中转节点随机排序，按照以上的顺序分别生成中转节点至需求节点和工厂节点至中转节点的车辆路径，此过程需要满足车辆的容量约束，当从中转节点派出的1辆车不足以满足分配给中转节点的所有需求节点的需求时需要派出新的车辆，工厂节点至中转节点与之类似。

4.3.2.2 移除操作 (removal operators)

当一个初始解生成后，对生成的运输方案按照如下的6种策略执行移除操作，经过一次移除操作后，有部分需求节点被从原有的方案中移除，等待执行后续的修复操作，从而重新生成新的可行解。

(1) **随机移除算子**：从中转节点至需求节点的路径中随机选择1个需求节点，将该节点从原有的路径中移除，这一操作引入了随机性，增强了算法的全局搜索能力。

(2) **Shaw 移除算子**：这一操作最早由 Shaw 在其提出的求解车辆路径问题的 LNS 算法中提出，其核心思想为，由于被移除的节点要重新执行插入操作，因此被移除的节点之间的差异应尽可能小，从而使得后续的插入步骤能够顺利进行。由于本文所研究问题为双层选址-路径问题，区别于原始的 Shaw 移除算子，本文设计的 Shaw 移除算子考虑到了需求节点被分配的中转节点、需求节点之间的距离和需求节点的需求量三个因素，具体步骤为，首先从所有的需求节点中随机选择一个，然后计算其他需求节点与被选中的需求节点间的差异度，差异度的定义为 $\phi(i, j) = \omega_1(a_{ij}) + \omega_2(dis(i, j)) + \omega_3(|\tilde{m}_i - \tilde{m}_j|)$ ，其中 $a_{ij} = 1$ 当且仅当节点 i 和 j 被分配给同一个中转节点 z ，否则 $a_{ij} = 0$ ， $dis(i, j)$ 为将所有节点映射至标准化空间后节点 i 和节点 j 之间的距离， $|\tilde{m}_i - \tilde{m}_j|$ 为将需求量映射至标准化空间后节点 i 和节点 j 需求量的差值。以上三个差异度的值域均为 $[0, 1]$ ， ω_1 、 ω_2 和 ω_3 为上述三个差异度的权重，通过实验确定参数取值为 $\omega_1, \omega_2, \omega_3 = 0.2, 0.4, 0.4$ 。最终被移除的节点为被随机选中的节点，以及其他节点中和随机选中的节点差异度最小的节点。

(3) **贪婪移除算子 1 (基于最大节约节点)**：由于本文模型设置假设节点间的移动时间符合三角不等式，因此，从路径中移除节点必然导致总运输时间的降低。该移除算子通过比较移

除路径中的节点带来的时间节约确定哪个需求节点被从路径中移除，即采用贪婪策略选择导致最大时间节约的节点。

(4) **贪婪移除算子 2 (基于中转节点距离)**: 一个基于经验的想法是，需求节点不应被分配给距离它太远的中转节点，因此该移除算子通过比较路径中各个需求节点和中转节点之间的距离来确定哪个需求节点被从路径中移除，即移除路径中距离中转节点最远的需求节点。

(5) **贪婪移除算子 3 (基于相邻节点距离)**: 这一移除算子考虑了车辆路径的局部结构，与贪婪移除算子 1 的想法类似。首先计算路径中所有需求节点和它在路径中相邻的节点的距离之和，然后移除和相邻节点间的距离最大的需求节点。

(6) **贪婪移除算子 4 (基于其他节点距离)**: 这一移除算子考虑了路径上节点的空间分布，与贪婪移除算子 2 的想法类似。首先计算路径中所有需求节点和路径中其他节点之间的距离之和，然后移除和其他节点间的距离最大的需求节点。

上述所有的移除算子按照随机顺序对原始方案中中转节点至需求节点的路径执行，原始的可行解经过移除操作后生成新的路径以及未被访问到的需求节点集，这些节点按照下面的修复操作重新插入路径，最终生成新的可行解。

4.3.2.3 修复操作 (repair operators)

首先将所有未被访问到的需求节点进行随机排序，然后对各个节点从以下的 3 个插入算子中随机选择，执行插入操作。这一过程需要满足车辆容量约束和中转节点的供给量约束。

(1) **贪婪插入 (greedy insertion)**: 由于本文模型设置假设节点间的移动时间符合三角不等式，因此，向路径中插入节点必然会导致总运输时间的增加。该插入算子将节点插入路径中使得运输时间 (f_{i1}) 增加最少的位置

(2) **后悔值插入 (regret insertion)**: 该插入算子依据后悔值确定节点插入路径的位置，后悔值定义为 ($regret(r) = f_{i2}(r) - f_{i1}(r)$)，其中 $f_{i1}(r)$ 为在路径 r 中插入 i 节点后最小的总运输时间， $f_{i2}(r)$ 为在路径 r 中插入 j 节点后第二小的总运输时间，选择使后悔值最大的路径插入节点 i ，节点 i 的插入位置为该路径中使总运输时间增加最小的位置。

(3) **噪声插入 (insertion with noise)**: 由于以上两种插入算子本质上都是基于贪婪策略的，是在一定前提条件下的最优插入，而此类插入算子不可避免地会导致出现局部最优解的情况。因此，在上述两个插入算子的基础上加上随机因素 $\sigma dist_{max} \epsilon$ ，其中 σ 为控制参数控制随机性的大小，这里令 $\sigma = 0.1$ ， $dist_{max}$ 为所有节点间距离的最大值， $\epsilon \sim U(0,1)$ 为取值范围 $[0,1]$ 的均匀分布随机变量。

4.3.2.4 局部搜索 (local search)

一个初始可行解经过上述的移除操作和修复操作后生成新的可行解，若该可行解不优于初始可行解则重复执行移除操作和修复操作直到到达设定的迭代次数上限。若生成新的可行解优

于已发现的最优解，则对该解进行局部搜索，从而进一步提升解的质量。具体的局部搜索策略如下。

(1) **SWAP**: 原始的 SWAP 操作为从一条车辆路径 $\{v_{r1} \dots v_{ri} \dots v_{rj} \dots v_{rn}\}$ 中选择两个节点 v_{ri} 和 v_{rj} ，交换这两个节点的位置生成新的车辆路径 $\{v_{r1} \dots v_{rj} \dots v_{ri} \dots v_{rn}\}$ 。本文将其扩展为从所有的需求节点中选择两个节点 d_i 和 d_j ，交换这两个节点的位置，交换需要满足车辆容量约束和中转节点供给量约束，所有的 d_i 和 $d_j, i \in [1, |D|], j \in [i, |D|]$ 的组合都被尝试，使目标函数值减少最多的交换后的解将被保留。

(2) **2-Opt**: 该局部搜索算子从一条车辆路径 $\{v_{r1} \dots v_{ri} \rightarrow v_{rj} \dots v_{rn}\}$ 中选择两个位置 v_{ri} 和 v_{rj} ，并使这两个位置之间的所有节点逆序排列生成新的车辆路径 $\{v_{r1} \dots v_{rj} \leftarrow v_{ri} \dots v_{rn}\}$ ，所有的 v_{ri} 和 $v_{rj}, i \in [v_{r1}, v_{rn}], j \in [v_{ri+1}, v_{rn}]$ 的组合都被尝试，使目标函数值减少最多的解将被保留。由于这一局部搜索操作不会导致中转节点和需求节点分配关系的变化，因此不会生成不可行解。

4.3.3 算法迭代流程

本文 LNS 算法的伪代码如算法 4.1 所示。

算法 4.1 大规模邻域搜索算法

input: $iter_1, iter_2, \omega_1, \omega_2, \omega_3, \sigma$

output: $Solution_{best}$

```

1: /*framework*/
2:  $Solution =$  initial solution generated according to 4.3.2.1;
3:  $Solution = local\_search(repair\_operators(removal\_operators(Solution)))$ ;
4:  $Solution_{best} = Solution$ ;
5: for  $i$  in range  $i = 1$  to  $iter_2$  do:
6:      $j = 0$ ;
7:     while  $j < iter_1$  do:
8:          $j = j + 1$ ;
9:          $Solution_{temp} = repair\_operators(removal\_operators(Solution))$ ;
10:        if  $Solution_{temp} > Solution$  then:
11:             $Solution = local\_search(Solution_{temp})$ ;
12:             $j = 0$ ;
13:        end if;
14:    end while;
15:    if  $Solution > Solution_{best}$  then:
16:         $Solution_{best} = Solution$ ;
17:    else:
18:         $Solution =$  initial solution generated according to 4.3.2.1;
19:         $Solution = local\_search(repair\_operators(removal\_operators(Solution)))$ ;
20:    end if;
21: end for;
22: return  $Solution_{best}$ 
23:

```

4.4 实验和算法分析

4.4.1 实验数据和参数标定

本文研究灾后救援过程中的随机需求双层选址-路径问题，假设各需求节点的物资需求服从某个概率分布，应急物资运输过程为，首先由模型得出中转节点最优物资中转量和需求节点最优物资接收量，然后根据上述物资量采用 LNS 算法得到最优的物资运输路线。但这一问题尚未有系统的研究，更无广泛使用的随机需求的双层选址路径问题和双层车辆路径问题的基准测试数据集，因此本文需要针对这一问题设计测试数据。相对于随机需求的选址-路径问题，确定需求的双层车辆路径问题和双层选址-路径问题的研究是相对完善的，Breunig 等^[90]对已有研究中使用的双层车辆路径问题基准测试数据进行了整理^[91]，分为共 5 个数据集 200 余个测试用例，中转节点数量为 2~10，需求节点数量为 20~200。本文的测试数据基于以上中的 Set6^[92]生成。将原始数据中需求节点的需求量 μ 作为随机需求的期望，则生成的数据需求节点的需求量为 $M_d \sim N(\mu, \delta\mu)$ ，即需求节点需求量服从期望为 μ 标准差为 $\delta\mu$ 的正态分布，令 $\delta = [0.05, 0.15]$ ， $\beta = [0.7, 0.9]$ 生成了 4 组需求随机性不同的测试数据。

本文 LNS 算法的第一类参数包含迭代次数 $iter_1$ 和 $iter_2$ ，其中 $iter_1$ 控制算法在初始解邻域范围内的搜索次数， $iter_2$ 控制算法生成初始解的个数。第一类参数决定了算法的运行时间，此类参数取较大值会增加算法的运行时间，但与此同时也扩大了在解空间的搜索范围。第二类参数包括 Shaw 移除算子中各类差异度的权重 $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ ，噪声插入控制随机性大小的参数 σ 。通过实验并对比结果，确定各参数的值为 $iter_1, iter_2 = 20, 100$ ， $\omega_1, \omega_2, \omega_3 = 0.2, 0.4, 0.4$ ， $\sigma = 0.1$ 。

4.4.2 仿真算例分析

本节基于随机生成的数据进行算例分析，假设仓库节点数量为 1，中转节点数量为 3，需求节点数量为 40，数据见表 4.1。表头含义分别为，“ID”指节点的编号，其中节点 0 为工厂节点，节点 1~3 为中转节点，节点 4~43 为需求节点；“(X, Y)”指节点的坐标，工厂节点指定坐标为 (5, 5)，中转节点和需求节点在边长为 100 的正方形中随机生成；“ μ_d ”为需求节点需求量的期望，按照 $\mu_d \sim [U(10, 50)] \forall d \in D$ 随机生成；“ δ_d ”控制需求不确定性的的大小，按照 $\delta_d \sim U(0.05, 0.3) \forall d \in D$ 随机生成；“ σ_d ”为需求节点需求量的标准差， $\sigma_d = \delta_d \mu_d \forall d \in D$ ；“ m_d^* ”为根据 M4.4 得到的各需求节点的最优物资接收量， $m_d^* = \phi^{-1}(\beta)\sigma_d + \mu_d \forall d \in D$ ，令 $\beta = 0.9$ 。

表 4.1 节点的分布和物资需求量

ID	(X Y)	μ_d	δ_d	σ_d	m_d^*	ID	(X Y)	μ_d	δ_d	σ_d	m_d^*
0	(5 5)					22	(33 50)	35	0.22	7.70	44.87
1	(15 60)					23	(54 68)	23	0.16	3.68	27.72
2	(79 61)					24	(32 72)	29	0.24	6.96	37.92
3	(68 54)					25	(99 40)	18	0.05	0.90	19.15
4	(85 52)	44	0.22	9.68	56.41	26	(13 47)	17	0.06	1.02	18.31
5	(58 27)	35	0.09	3.15	39.04	27	(73 68)	47	0.14	6.58	55.43
6	(96 53)	50	0.09	4.50	55.77	28	(35 10)	10	0.23	2.30	12.95
7	(60 39)	34	0.08	2.72	37.49	29	(75 36)	39	0.18	7.02	48.00
8	(74 6)	47	0.22	10.34	60.25	30	(71 14)	50	0.13	6.50	58.33
9	(72 86)	33	0.23	7.59	42.73	31	(95 11)	16	0.13	2.08	18.67
10	(55 35)	30	0.13	3.90	35.00	32	(11 44)	18	0.16	2.88	21.69
11	(38 33)	17	0.21	3.57	21.58	33	(88 26)	34	0.16	5.44	40.97
12	(82 43)	28	0.12	3.36	32.31	34	(44 22)	28	0.08	2.24	30.87
13	(87 26)	39	0.12	4.68	45.00	35	(46 36)	12	0.07	0.84	13.08
14	(35 30)	48	0.2	9.60	60.30	36	(48 19)	29	0.05	1.45	30.86
15	(34 93)	12	0.11	1.32	13.69	37	(13 87)	17	0.18	3.06	20.92
16	(76 31)	43	0.29	12.47	58.98	38	(18 16)	19	0.23	4.37	24.60
17	(67 6)	14	0.14	1.96	16.51	39	(80 9)	15	0.11	1.65	17.11
18	(99 62)	37	0.07	2.59	40.32	40	(11 99)	16	0.11	1.76	18.26
19	(46 70)	30	0.09	2.70	33.46	41	(84 66)	20	0.23	4.60	25.90
20	(39 40)	42	0.23	9.66	54.38	42	(39 66)	31	0.25	7.75	40.93
21	(24 88)	12	0.21	2.52	15.23	43	(36 75)	40	0.23	9.20	51.79

首先令 $\delta_d = 0 \forall d \in D$ 进行实验，即不考虑需求节点需求量的随机性，将 μ_d 作为需求节点的真实需求量。然后根据表中的 δ_d 值进行实验，即考虑需求节点需求量的随机性，将 m_d^* 作为需求节点物资接收量。分别得到如图 4.2 所示的确定需求的最优解和随机需求的最优解，确定需求时目标函数值为 868.89，随机需求时目标函数值为 878.94。解的差异主要在于需求节点 23, 35, 36 的分配情况，以及由此导致的中转节点 3 派出的车辆的行驶路径差异，左图中需求节点 23, 35, 36 被分配给中转节点 1，右图中需求节点 23, 35, 36 被分配给中转节点 3。若不考虑上述三个需求节点，则左图和右图中转节点 1 和 2 派出的车辆路径结构类似。

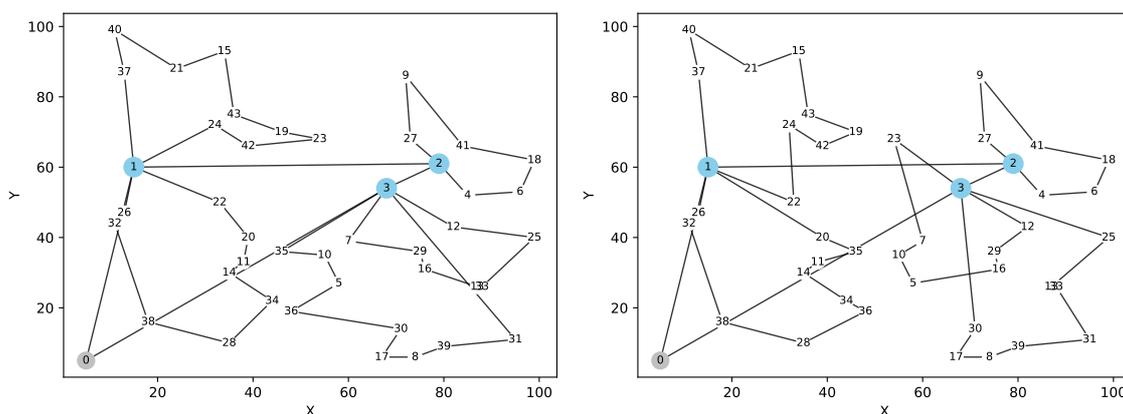


图 4.2 确定需求和随机需求的最优解

4.4.3 测试数据实验

首先，不考虑需求节点需求量的随机性，将本文算法用于求解基准测试用例 Set6。求解结果见表 4.2。表头的含义分别为，“instance”指测试用例名称；“|S|”指测试用例中中转节点数量；“|D|”指测试用例中需求节点数量；“BKS (best known solution)”指已知的最好的解的目标函数值；“best”指本文算法得到的最优解的目标函数值；“gap”指“best”与“BKS”的相对误差，该值越小越好；“t(s)”指本文算法整个迭代过程消耗的时间（单位为秒）；“t*(s)”指本文算法找到最优解时消耗的时间（单位为秒）。表 4.3 随机需求的实验结果表头的含义与之相同

表 4.2 确定需求的测试用例实验结果

instance	S	D	BKS	best	gap	t(s)	t*(s)
Set6_A-n51-4	4	50	652.00	657.66	0.01	29.68	29.68
Set6_A-n51-5	5	50	663.41	724.44	0.09	29.86	5.81
Set6_A-n51-6	6	50	662.51	724.84	0.09	32.56	2.08
Set6_A-n76-4	4	75	985.95	1042.48	0.06	52.53	26.39
Set6_A-n76-5	5	75	979.15	1028.94	0.05	55.03	34.86
Set6_A-n76-6	6	75	970.20	1087.79	0.12	58.24	38.32
Set6_A-n101-4	4	100	1194.17	1249.32	0.05	98.85	35.17
Set6_A-n101-5	5	100	1211.38	1335.78	0.10	95.98	53.73
Set6_A-n101-6	6	100	1155.96	1345.27	0.16	92.03	54.79
Set6_B-n51-4	4	50	563.98	616.45	0.09	28.19	9.66
Set6_B-n51-5	5	50	549.23	598.84	0.09	28.25	23.99
Set6_B-n51-6	6	50	556.32	607.89	0.09	31.58	9.87
Set6_B-n76-4	4	75	792.73	831.02	0.05	59.87	17.53
Set6_B-n76-5	5	75	783.93	843.95	0.08	62.22	13.00
Set6_B-n76-6	6	75	774.17	860.00	0.11	63.36	54.55
Set6_B-n101-4	4	100	939.21	1024.44	0.09	101.63	100.43
Set6_B-n101-5	5	100	967.82	1114.75	0.15	99.52	18.97
Set6_B-n101-6	6	100	960.29	1069.06	0.11	99.06	24.30
Set6_C-n51-4	4	50	689.18	736.96	0.07	29.83	12.54
Set6_C-n51-5	5	50	723.12	820.26	0.13	28.19	5.05
Set6_C-n51-6	6	50	697.00	755.75	0.08	29.35	5.97
Set6_C-n76-4	4	75	1054.89	1147.65	0.09	56.86	37.83
Set6_C-n76-5	5	75	1115.32	1246.87	0.12	52.26	24.97
Set6_C-n76-6	6	75	1060.52	1147.95	0.08	52.65	50.78
Set6_C-n101-4	4	100	1302.16	1399.42	0.07	100.66	100.66
Set6_C-n101-5	5	100	1305.82	1505.19	0.15	88.85	51.08
Set6_C-n101-6	6	100	1284.48	1522.35	0.19	91.53	73.36
均值			910.92	1001.68	0.10	61.06	33.90

注：BKS 来源为[90]

从表 4.2 可以看出，针对需求确定的问题，本文算法得到的最优解目标函数值与已知的最优目标函数值平均差异在 10%以内，且本文算法找到最好的解的时间消耗为文献[90]的 20%以下（文献[90]中上述 27 个测试用例的 t*(s)平均值为 177）。

下面将本文算法用于求解需求随机的问题，假设需求节点需求量为 $M_d \sim N(\mu, \delta\mu)$ ，生成测试用例之前需要确定参数 δ 和 β ，其中 δ 控制需求随机性的大小； β 控制得到的运输方案的可靠程度，即有 $1 - \beta$ 的可能性，得到的运输方案无法满足各需求节点的真实需求。本文令 $\delta, \beta = [0.05, 0.7], [0.05, 0.9], [0.15, 0.7], [0.15, 0.9]$ 基于 Set6 共生成 4 组测试用例，各测试用例中需求节

点需求量的期望即 Set6 原始测试数据中需求量的值。求解结果见表 4.3。

表 4.3 随机需求的测试用例实验结果

instance	$\delta, \beta = [0.05, 0.7]$			$\delta, \beta = [0.05, 0.9]$			$\delta, \beta = [0.15, 0.7]$			$\delta, \beta = [0.15, 0.9]$		
	best	t(s)	t*(s)									
Set6_A-n51-4	669.51	28.15	21.41	676.81	29.63	29.16	674.53	30.35	19.53	690.16	26.84	18.93
Set6_A-n51-5	745.32	28.92	27.42	740.48	30.29	2.44	726.37	33.04	14.77	739.62	27.71	19.44
Set6_A-n51-6	734.96	31.93	9.78	735.59	32.44	20.85	731.83	29.67	21.82	758.91	29.83	2.26
Set6_A-n76-4	1070.55	59.94	14.68	1107.82	56.74	27.50	1101.85	53.20	15.67	1169.96	55.26	2.84
Set6_A-n76-5	1047.26	59.45	28.07	1061.68	52.92	10.51	1084.98	54.53	3.91	1152.17	56.33	55.49
Set6_A-n76-6	1069.90	59.94	34.81	1100.10	54.55	9.21	1125.85	53.29	37.71	1137.39	54.62	4.07
Set6_A-n101-4	1279.45	94.13	72.71	1292.58	94.09	85.34	1310.98	93.86	29.78	1370.21	96.79	3.72
Set6_A-n101-5	1375.33	97.31	44.61	1395.86	89.17	11.88	1420.51	90.54	3.54	1500.49	89.73	35.97
Set6_A-n101-6	1364.42	87.26	42.45	1346.22	90.20	65.24	1369.20	91.44	56.01	1405.93	90.75	67.71
Set6_B-n51-4	618.60	29.72	4.21	638.20	28.83	24.60	645.84	32.74	4.45	648.34	28.18	8.57
Set6_B-n51-5	598.42	30.14	26.33	604.05	30.98	3.79	601.20	33.76	1.59	612.93	28.60	28.60
Set6_B-n51-6	608.73	30.23	7.66	627.51	31.35	7.96	639.88	33.22	6.57	650.04	25.83	17.32
Set6_B-n76-4	859.46	56.11	56.11	864.20	52.75	27.65	859.09	56.53	4.44	897.53	51.43	31.38
Set6_B-n76-5	836.73	55.02	48.00	838.46	54.79	32.15	870.14	56.72	26.54	872.70	61.53	8.60
Set6_B-n76-6	849.44	61.87	46.80	894.08	53.23	8.07	874.60	52.60	26.63	901.41	52.40	20.69
Set6_B-n101-4	1002.74	101.95	84.45	1052.39	91.07	53.18	1039.86	94.77	13.26	1114.51	89.96	67.96
Set6_B-n101-5	1103.60	89.22	17.62	1121.77	92.75	87.67	1111.39	92.01	42.40	1162.81	94.63	3.04
Set6_B-n101-6	1101.96	96.97	9.70	1136.91	92.05	24.19	1138.98	91.88	4.12	1191.87	87.54	49.96
Set6_C-n51-4	762.91	27.03	9.99	756.10	31.77	24.49	763.90	33.28	33.28	780.54	27.23	6.07
Set6_C-n51-5	819.87	27.44	4.44	828.68	27.48	3.88	868.29	27.82	0.94	836.85	27.01	9.12
Set6_C-n51-6	821.82	26.75	13.22	853.11	27.47	13.80	841.83	29.60	1.03	871.96	27.65	25.77
Set6_C-n76-4	1114.90	59.02	12.45	1189.26	51.60	50.00	1187.73	52.39	5.96	1260.30	56.86	4.24
Set6_C-n76-5	1240.19	51.40	3.38	1283.76	48.17	36.26	1295.29	50.22	24.73	1391.20	47.03	35.96
Set6_C-n76-6	1158.98	55.93	11.74	1198.64	46.90	7.09	1222.24	51.81	17.32	1299.07	53.73	38.26
Set6_C-n101-4	1404.98	95.24	75.69	1409.01	84.58	58.79	1406.11	96.70	38.02	1491.78	85.12	46.83
Set6_C-n101-5	1472.46	94.96	71.10	1524.61	86.75	37.72	1531.10	86.05	83.84	1600.02	87.57	5.95
Set6_C-n101-6	1507.38	90.08	50.84	1525.14	86.85	2.47	1604.09	87.04	26.53	1689.01	85.68	60.70
均值	1008.88	60.23	31.47	1029.74	57.39	28.37	1038.80	58.85	20.90	1081.40	57.25	25.16

从表 4.3 可以看出, 当 δ 均为 0.05, 而 β 由 0.7 增大至 0.9 时, 目标函数值增大 2.1%; 当 δ 均为 0.15, 而 β 由 0.7 增大至 0.9 时, 目标函数值增大 4.1%。当 β 均为 0.7, 而 δ 由 0.05 增大至 0.15 时, 目标函数值增大 2.9%; 当 β 均为 0.9, 而 δ 由 0.05 增大至 0.15 时, 目标函数值增大 5%。各种 δ, β 参数设定下, 相对于确定性问题, 目标函数分别增大 11%, 13%, 14%, 19%(相对于 BKS), 0.72%, 2.8%, 3.7%, 8.0% (相对于确定性问题本文算法得到的解)。以上目标函数值的增加即为应对需求不确定性而产生的额外成本。

4.5 本章小结

针对自然灾害发生后灾区物资需求无法精确估计, 具有不确定性的情况, 本文研究随机需求的双层选址-路径问题。将应急救援物流网络划分为工厂节点、中转节点和需求节点三层, 救援开始时首先从工厂节点向各个中转节点运输一定数量的物资, 然后各中转节点向分配给它的需求节点运输物资。区别于需求确定的双层选址-路径问题, 在随机需求的条件下可能出现中转节点的物资总量不足以满足所有分配给它的需求节点的情况。基于上述现实问题, 本文构建了

随机整数规划模型，假设需求节点的物资需求量服从某些概率分布。由于数学规划模型中存在包含随机变量的约束，难以直接对模型进行求解。因此，首先将包含随机变量的约束转化为机会约束，即使得该约束在一定的可能性下不被违反，从而控制需求节点需求未被充分满足的可能性，以及中转节点发生缺货的可能性；然后，通过两个易于求解的机会约束模型确定各个需求节点接收的物资数量，以及各个中转节点中转物资的数量，从而将包含机会约束的双层选址-路径问题模型转化为需求量确定的等价形式；最后，设计基于大规模邻域搜索的元启发式算法对问题进行求解。本文的大规模邻域搜索算法包括移除操作和修复操作两类核心组成部分，并引入了局部搜索策略。通过一个仿真算例以及不同规模的测试数据实验验证了算法的有效性。在机会约束的研究范式下，允许一定概率下发生原始模型约束不被满足的情况，针对本文的问题，即有可能发生物资配给量无法满足需求节点真实需求量的情况，这样的情况下如何设计补救策略以弥补需求未被充分满足的部分是随机需求的路径优化问题中的重要研究内容。

第五章 结论与展望

5.1 结论

本文分别研究了供给充分的多地点应急救援路线优化问题、供给受限的应急救援选址-路径-配给优化问题和随机需求的应急救援选址-路径优化问题，首先考虑了供给量可以满足需求量的情况，然后考虑了物资供给总量受限的情况，最后考虑了物资需求为不确定量的情况。针对上述问题构建了数学规划模型，并设计了相应的元启发式算法对优化模型进行求解，通过不同规模的实验验证了算法的有效性。

(1) 针对供给充分的多地点应急救援路线优化问题，以时间花费和安全风险最小为目标函数构建了 0-1 整数规划模型，并基于 Pareto 排序的思想设计求解算法，优化救援人员救援路径。灾害发生后从出救点同时派出多组救援人员前往受灾区域进行救援，各受灾地点均至少被一组救援人员访问到，救援结束后返回补给点。通过仿真算例以及城市/大规模、城市/小规模、农村/大规模、农村/小规模四个测试数据的实验，验证了本文算法的有效性。

(2) 针对供给受限的应急救援选址-路径-配给优化问题，以时间花费、综合满意度和公平性为目标函数构建了混合整数规划模型，并基于目标函数分解的思想设计求解算法，优化物资配给方案和车辆路径结构。将应急物流网络划分为工厂节点、中转节点和需求节点三类节点共两层的网络结构，救援开始时首先从工厂节点向中转节点运输物资，然后物资从中转节点运至需求节点，中转节点至需求节点的运输过程中考虑到了不同品种物资的合车运输，从而提高运输效率。通过仿真算例以及测试数据的实验，验证了本文算法的有效性以及异质物资合车运输对运输效率提升的作用。

(3) 针对随机需求的应急救援选址-路径优化问题，以时间花费最小为目标函数构建了随机整数规划模型，并基于大规模邻域搜索设计求解算法，优化车辆路径结构。与供给受限的应急救援选址-路径-配给问题类似，将应急物流网络分为三类节点共两层的网络结构，并在此基础上考虑了需求节点物资需求量难以准确估计的情况。首先将提出的包含随机变量的优化模型转化为机会约束模型，并得到与之等价的确定性整数规划模型。在大规模邻域搜索算法中引入了局部搜索策略对确定性模型进行了求解，并通过仿真算例和测试数据验证了不同随机性以及不同置信度下本文算法的有效性。

本文创新点主要有以下两方面：

(1) 构建了供给受限的双层选址-路径-配给问题模型，考虑了总供给不足以满足总需求的情况，并考虑了运输过程中异质物资合车运输。

(2) 构建了随机需求的双层选址-路径优化问题模型，考虑了双层物流网络中需求量为不

确定量的情况。

5.2 展望

区别于一般的商业物流优化问题，应急救援物流优化问题具有供给能力受限、需求难以准确估计和安全风险较高等特点。本文第二章主要考虑了救援时间花费和道路安全风险两个目标函数，第三章主要考虑了救援时间花费、综合满意度和公平性三个目标函数，第四章主要考虑了救援时间花费这一目标函数。其中时间花费是本文各章均考虑到的优化目标，这是由于应急救援活动物资需求的紧急性导致的。然而，灾害发生往往伴随着道路的受损，此时各条道路的通行时间也具有很大的不确定性。此外，本文从全局上优化救援时间使得所有车辆的总行驶时间最小，在实际的救援过程中各个需求节点接受救援的及时性也是一个不得不考虑的因素，即存在权衡整体利益和部分利益的问题。因此，道路通行时间不确定条件下，以整体救援时间花费和各需求点接受救援及时性为优化目标的多目标优化问题也是一个值得探索的研究内容。

参考文献

- [1] 黄崇福. 自然灾害基本定义的探讨[J]. 自然灾害学报, 2009, 18(05):41-50.
- [2] 民政部. 民政部、国家减灾办发布 2017 年全国自然灾害基本情况 [EB/OL]. http://www.gov.cn/xinwen/2018-02/01/content_5262947.htm, 2018-02-01.
- [3] Weber A. Theory of the Location of Industries[M]. University of Chicago Press, 1929.
- [4] Hakimi S L. Optimum locations of switching centers and the absolute centers and medians of a graph[J]. Operations research, 1964, 12(3): 450-459.
- [5] Toregas C, Swain R, ReVelle C, et al. The location of emergency service facilities[J]. Operations research, 1971, 19(6): 1363-1373.
- [6] Church R, Velle C R. The maximal covering location problem[J]. Papers in regional science, 1974, 32(1): 101-118.
- [7] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem[J]. Management science, 1959, 6(1): 80-91.
- [8] Nagy G, Salhi S. Location-routing: Issues, models and methods[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177(2): 649-672.
- [9] Prodhon C, Prins C. A survey of recent research on location-routing problems[J]. European Journal of Operational Research, 2014, 238(1): 1-17.
- [10] Drexler M, Schneider M. A survey of variants and extensions of the location-routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 241(2): 283-308.
- [11] Schneider M, Drexler M. A survey of the standard location-routing problem[J]. Annals of Operations Research, 2017: 1-26.
- [12] 欧忠文,王会云,姜大立,卢宝亮,甘文旭,梁靖. 应急物流[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2004(03):164-167.
- [13] Holguín-Veras J, Jaller M, Wassenhove L N V, et al. On the unique features of post-disaster humanitarian logistics[J]. Journal of Operations Management, 2012, 30(7-8):494-506.
- [14] Caunhye A M, Nie X, Pokharel S. Optimization models in emergency logistics: A literature review[J]. Socio-Economic Planning Sciences, 2012, 46(1):4-13.
- [15] Özdamar L, Ertem M A. Models, solutions and enabling technologies in humanitarian logistics[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 244(1):55-65.
- [16] B. Balci, B. M. Beamon. Facility location in humanitarian relief[J]. International Journal of

- Logistics Research and Applications, 2008, 11(2):101-121.
- [17] Gutjahr W J, Nolz P C. Multicriteria optimization in humanitarian aid[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 252(2): 351-366.
- [18] Huang M, Smilowitz K, Balcik B. Models for relief routing: Equity, efficiency and efficacy[J]. Transportation research part E: logistics and transportation review, 2012, 48(1): 2-18.
- [19] Marsh M T, Schilling D A. Equity measurement in facility location analysis: A review and framework[J]. European Journal of Operational Research, 1994, 74(1): 1-17.
- [20] Hu Z H, Sheu J B. Post-disaster debris reverse logistics management under psychological cost minimization[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2013, 55: 118-141.
- [21] Laporte G, Mercure H, Nobert Y. An exact algorithm for the asymmetrical capacitated vehicle routing problem[J]. Networks, 1986, 16(1):33-46.
- [22] Laporte G, Nobert Y, Desrochers M. Optimal Routing under Capacity and Distance Restrictions[J]. Operations Research, 1985, 33(5):1050-1073.
- [23] Golden B L, Magnanti T L, Nguyen H Q. Implementing vehicle routing algorithms[J]. Networks, 1977, 7(2):113-148.
- [24] Balinski M L, Quandt R E. On an Integer Program for a Delivery Problem[J]. Operations Research, 1964, 12(2):300-304.
- [25] Toth P, Vigo D, Toth P, et al. Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications, Second Edition[M]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.
- [26] Laporte G, Nobert Y, Desrochers M. Optimal Routing under Capacity and Distance Restrictions[J]. Operations Research, 1985, 33(5):1050-1073.
- [27] Osman I H. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem[J]. Annals of Operations Research, 1993, 41(4):421-451.
- [28] Zachariadis E E, Kiranoudis C T. A strategy for reducing the computational complexity of local search-based methods for the vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(12):2089-2105.
- [29] Mladenović N, Hansen P. Variable neighborhood search[J]. Computers & operations research, 1997, 24(11):1097-100.
- [30] Kyt, joki, Jari, Nuortio, Teemu, et al. An efficient variable neighborhood search heuristic for very large scale vehicle routing problems[J]. Computers & Operations Research, 2007, 34(9):2743-2757.
- [31] Christian Prins. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2004, 31(12):1985-2002.

- [32] Bruni ME, Beraldi P, Khodaparasti S. A fast heuristic for routing in post-disaster humanitarian relief logistics[J]. *Transportation research procedia*, 2018, 30:304-13.
- [33] Balcik B. Site selection and vehicle routing for post-disaster rapid needs assessment[J]. *Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review*, 2017, 101:30-58.
- [34] Moshref-Javadi M, Lee S. The customer-centric, multi-commodity vehicle routing problem with split delivery[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 56(C):335-348.
- [35] Salhi S, Nagy G. A cluster insertion heuristic for single and multiple depot vehicle routing problems with backhauling[J]. *Journal of the operational Research Society*, 1999: 1034-1042.
- [36] Salhi S, Rand G K. The effect of ignoring routes when locating depots[J]. *European journal of operational research*, 1989, 39(2): 150-156.
- [37] Tavakkoli-Moghaddam R, Makui A, Mazloomi Z. A new integrated mathematical model for a bi-objective multi-depot location-routing problem solved by a multi-objective scatter search algorithm[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2010, 29(2): 111-119.
- [38] Hua-Li S, Xun-Qing W, Yao-Feng X. A Bi-level programming model for a multi-facility location-routing problem in Urban emergency system[J]. *Engineering Education and Management*, Springer, Berlin, 2012: 75-80.
- [39] Jacobsen S K, Madsen O B G. A comparative study of heuristics for a two-level routing-location problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 1980, 5(6): 378-387.
- [40] Lin J R, Lei H C. Distribution systems design with two-level routing considerations[J]. *Annals of Operations research*, 2009, 172(1): 329-347.
- [41] Nguyen V P, Prins C, Prodhon C. A multi-start iterated local search with tabu list and path relinking for the two-echelon location-routing problem[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(1): 56-71. MLA
- [42] Rath S, Gutjahr W J. A math-heuristic for the warehouse location–routing problem in disaster relief[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 42: 25-39.
- [43] Schaffer J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithm[C]//*Proceeding of the First International Conference of Genetic Algorithms and Their Application*. 1985: 93-100.
- [44] Goldberg D E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, 1989[J]. Reading: Addison-Wesley, 1989.
- [45] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. *Evolutionary computation*, 1994, 2(3): 221-248.

- [46] Corne D W, Jerram N R, Knowles J D, et al. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization[C]//Proceedings of the 3rd Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001: 283-290.
- [47] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [48] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting sprochen, Part I: Solving problems with box constraints[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.
- [49] Jain H, Deb K. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based nondominated sorting approach, Part II: Handling constraints and extending to an adaptive approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 602-622.
- [50] Zitzler E, Künzli S. Indicator-Based Selection in Multiobjective Search[C]// International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Springer, Berlin, Heidelberg, 2004:832-842.
- [51] Brockhoff D, Zitzler E. Improving hypervolume-based multiobjective evolutionary algorithms by using objective reduction methods[C]// Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on. IEEE, 2007:2086-2093.
- [52] Qingfu Zhang, Hui Li. MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6):712-731.
- [53] Ishibuchi H, Murata T. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 1998, 28(3):392-403.
- [54] Shaw P. Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems[C]// International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming. Springer-Verlag, 1998:417-431.
- [55] Gendreau M, Potvin JY. Handbook of metaheuristics[M]. New York: Springer; 2010.
- [56] Dominguez O, Guimarans D, Juan A A, et al. A Biased-Randomised Large Neighbourhood Search for the two-dimensional Vehicle Routing Problem with Backhauls[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 255(2):442-462.
- [57] Hintsch T, Irnich S. Large Multiple Neighborhood Search for the Clustered Vehicle-Routing Problem[J]. European Journal of Operational Research, 2018.
- [58] Ostermeier M, Hübner A. Vehicle Selection for a Multi-Compartment Vehicle Routing Problem[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 269(2).

- [59] Hemmelmayr V C, Cordeau J F, Crainic T G. An adaptive large neighborhood search heuristic for Two-Echelon Vehicle Routing Problems arising in city logistics[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(12):3215-3228.
- [60] Mancini S. A real-life Multi Depot Multi Period Vehicle Routing Problem with a Heterogeneous Fleet: Formulation and Adaptive Large Neighborhood Search based Matheuristic[J]. *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, 2016, 70:100-112.
- [61] 方磊, 夏雨, 杨月明,等. 面向突发性自然灾害的救济供应链研究述评与未来展望[J]. *管理评论*, 2016, 28(8):238-249.
- [62] 王晶, 易显强, 张玲. 考虑道路可靠性的突发事件资源配送路线优化模型与算法[J]. *系统与数学*, 2014, 34(9):1128-1137.
- [63] 盖文妹, 蒋仲安, 邓云峰,等. 应急救援物资车辆运输路线多目标优化[J]. *工程科学学报*, 2014(10):1384-1393.
- [64] 刘长石, 彭怡, 寇纲. 震后应急物资配送的模糊定位-路径问题研究[J]. *中国管理科学*, 2016, 24(5):111-118.
- [65] 王海军, 杜丽敬, 马士华. 震后应急物流系统中双目标开放式选址:路径问题模型与算法研究[J]. *管理工程学报*, 2016, (02):108-115.
- [66] Dreyfus S E. An appraisal of some shortest-path algorithms[J]. *Operations research*, 1969, 17(3): 395-412.
- [67] Gomes T, Marques S, Martins L, et al. Protected shortest path visiting specified nodes[C]//*Reliable Networks Design and Modeling (RNDM)*, 2015 7th International Workshop on. IEEE, 2015: 120-127.
- [68] 黄书力,胡大裘,蒋玉明. 经过指定的中间节点集的最短路径算法[J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(11):41-46.
- [69] Ahn C W, Ramakrishna R S. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations[J]. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 2002, 6(6): 566-579.
- [70] JTG B05-2015. 公路项目安全性评价规范[S]. 北京: 人民交通出版社, 2016.
- [71] Fredman M L, Tarjan R E. Fibonacci heaps and their uses in improved network optimization algorithms[J]. *Journal of the ACM (JACM)*, 1987, 34(3): 596-615.
- [72] Deb K. *Multi-objective Optimization Using Evolutionary Algorithms: An Introduction*[M]. John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [73] 叶彭姚. 城市道路网拓扑结构的复杂网络特性研究[J]. *交通运输工程与信息学报*, 2012, 10(1):13-19.

- [74] Rath S, Gutjahr W J. A math-heuristic for the warehouse location–routing problem in disaster relief[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 42: 25-39.
- [75] 王绍仁, 马祖军. 震害紧急响应阶段应急物流系统中的 LRP[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(8):1497-1507.
- [76] 詹沙磊, 刘南. 基于灾情信息更新的应急物资配送多目标随机规划模型[J]. *系统工程理论与实践*, 2013,
- [77] 王海军, 杜丽敬, 马士华. 震后应急物流系统中双目标开放式选址:路径问题模型与算法研究[J]. *管理工程学报*, 2016, 30(02):108-115.
- [78] 王旭坪, 马超, 阮俊虎. 运力受限的应急物资动态调度模型及算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2013, 33(06):1492-1500.
- [79] Lin J R, Lei H C. Distribution systems design with two-level routing considerations[J]. *Annals of Operations research*, 2009, 172(1): 329-347.
- [80] Zhou L, Baldacci R, Vigo D, et al. A Multi-Depot Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Delivery Options Arising in the Last Mile Distribution[J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 265(2): 765-778.
- [81] Boccia M, Crainic T G, Sforza A, et al. Multi-commodity location-routing: Flow intercepting formulation and branch-and-cut algorithm[J]. *Computers & Operations Research*, 2018, 89:94-112.
- [82] 黄凯明, 卢才武, 连民杰. 多层次设施选址-路径规划问题建模及算法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(10):1803-1809.
- [83] Boccia M, Crainic T G, Sforza A, et al. Location-routing models for designing a two-echelon freight distribution system[J]. *Rapport technique, CIRRELT, Université de Montréal*, 2011: 91.
- [84] Laporte G. Location-routing problems. In: Golden BL, Wasil AA, editors. *Vehicle routing: methods and studies*[M]. North-Holland; 1988. p. 163–97
- [85] Cho J H, Wang Y, Chen I R, et al. A Survey on Modeling and Optimizing Multi-Objective Systems[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, PP(99):1-1.
- [86] Deb K, Jain H. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4):577-601.
- [87] Glover F, Hao J K. The case for strategic oscillation[J]. *Annals of Operations Research*, 2011, 183(1): 163-173.
- [88] Wang J, Zhang W, Zhang J. Cooperative differential evolution with multiple populations for multiobjective optimization[J]. *IEEE transactions on cybernetics*, 2016, 46(12): 2848-2861.

- [89] Das S, Suganthan P N. Differential evolution: A survey of the state-of-the-art[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2011, 15(1): 4-31.
- [90] Breunig U, Schmid V, Hartl R F, et al. A large neighbourhood based heuristic for two-echelon routing problems[J]. Computers & Operations Research, 2016, 76: 208-225.
- [91] U. Breunig. Two-Echelon Vehicle Routing Problem[EB/OL]. <http://prolog.univie.ac.at/research/TwoEVRP/>, 2015-01-20/2018-01-05.
- [92] Beasley J E. OR-library[EB/OL]. [http://people.brunel.ac.uk/\\$mastjjb/jeb/orlib/files/vrp2e.rar](http://people.brunel.ac.uk/$mastjjb/jeb/orlib/files/vrp2e.rar), 2017-09/2018-01-05.
- [93] Guo P H. LRP2E-instances[EB/OL]. <https://github.com/phguo/LRP2E-instances/>, 2018-01-05/2018-01-05.
- [94] Jain H, Deb K. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point Based Nondominated Sorting Approach, Part II: Handling Constraints and Extending to an Adaptive Approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4):602-622.
- [95] Wang K, Lan S, Zhao Y. A genetic-algorithm-based approach to the two-echelon capacitated vehicle routing problem with stochastic demands in logistics service[J]. Journal of the Operational Research Society, 2017:1-13.
- [96] Prékopa A. Stochastic programming[M]. Springer Science & Business Media; 2013
- [97] Chen J, Chen L, Sun D. Air traffic flow management under uncertainty using chance-constrained optimization[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 1(102):124-41.
- [98] Chen L, Chiang W C, Russell R, et al. The probabilistic vehicle routing problem with service guarantees[J]. Transportation Research Part E: Logistics & Transportation Review, 2018, 111:149-164.
- [99] Shaw P. Using Constraint Programming and Local Search Methods to Solve Vehicle Routing Problems[C]// International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming. Springer-Verlag, 1998:417-431.
- [100] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms - A comparative case study[C]// International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, 1998: 292-301.
- [101] Schott J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization[D]. Boston: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [102] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the

strength pareto approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.

致 谢

本文的选题和撰写是在我的导师朱建军教授悉心指导下完成的。衷心感谢朱老师在过去两年多里耐心、认真、细致的指导。研一论文选题时朱老师给了我很高的自由度，锻炼了我发现问题、提出问题和解决问题的能力。确定研究方向并开始论文撰写的过程中，虽然朱老师事务繁忙，但总能在收到论文后几天内给出详细甚至是逐字逐句的修改意见。在朱老师的指导下虽然倍感压力，但收到论文录用通知时也获得了前所未有的满足感。科研之外，朱老师常说要健康生活，快乐学习，朱老师热情饱满的生活态度与积极向上的处事方式将给我带来更加长远的影响。

还要感谢师母王嵩华老师，师姐马珍珍博士、张明、宋文、周金华、谭笑，师兄张世涛博士、刘小弟博士、覃朗、汪军、易凯凯、周新民、张宇槐、童华刚，同门曹帅，师妹骆雅、王灿、程亚敏，师弟赵飞等在学习和生活上的给予的帮助。感谢智能决策与风险分析研究所的徐海燕老师、陈晔老师、陈洪转老师、关叶青老师、李杰老师、郝忠原老师、何沙玮老师、高广鑫老师等创造的学术交流机会。另外，感谢评审专家和答辩组老师对本文提出的宝贵意见。

最后，感谢父母和家人一直以来在精神和物质上的默默支持。

在学期间的研究成果及发表的学术论文

攻读硕士学位期间发表（录用）论文情况

1. 郭鹏辉, 朱建军*, 王嵩华. 考虑异质物资合车运输的灾后救援选址-路径-配给优化[J]. 系统工程理论与实践, 2018 年 10 月录用.
2. 郭鹏辉, 朱建军*, 王嵩华. 考虑“安全-时间”的自然灾害多地点应急救援路线优化[J]. 系统工程, 2018 年 9 月录用.

攻读硕士学位期间参加科研项目情况

1. 主持 南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金项目, “大规模自然灾害应急救援‘选址-路径-配给’联合优化问题研究”, 基金编号 KFJJ20170908, 2017 年~2018 年.
2. 参与 国家社会科学基金重点项目, “我国诚信制度建设的战略目标、战略方向与实施路径优化研究”, 基金编号 14AZD049, 2016 年~2017 年.