****

**本科毕业设计(论文)调研报告**

|  |  |
| --- | --- |
| 题 目： | 基于粒子群算法的车辆路径规划 |
| 学生姓名： | 周子夔 |
| 指导教师： | 何小贤 |
| 学 院： | 计算机学院 |
| 专业班级： | 软件工程2004 |

本科生院制

2024年3月

基于粒子群算法的车辆路径规划

摘要

本项目旨在构建考虑实时路况、时间窗约束、时变车速等多种因素，配送总成本最低、客户平均满意度最高的优化模型，并采用改进的粒子群算法进行优化计算和实验仿真。通过调研显示，物流成本一直居高不下，运输成本在物流成本中占据大头，其中油费路费占据运输成本七成左右，客户满意度随着时限准时率和成本的提高也随之下降。本项目采用PSO算法解决该问题。全文将论述该项目的前期调研相关工作，包括本项目的研究背景和意义、国内外研究成果、主要研究内容与方法、难点及初步解决办法、预期研究成果与计划进度安排等。

**关键词：**PSO VRP 客户满意度 多目标优化

目录

[第一章 研究背景和意义 4](#_Toc6948)

[1.1 研究背景 4](#_Toc17959)

[1.2 研究意义 5](#_Toc9792)

[第二章 国内外研究现状 7](#_Toc19262)

[2.1 车辆路径问题 7](#_Toc4697)

[2.2 粒子群算法 9](#_Toc18677)

[2.3 粒子群算法在车辆路径问题中的应用 10](#_Toc14022)

[第三章 研究内容与方法 11](#_Toc22552)

[3.1 主要研究内容 11](#_Toc5319)

[3.2 主要研究方法 11](#_Toc6648)

[3.3 研究重点和难点 12](#_Toc16665)

[3.4 初步解决方案 12](#_Toc11856)

[3.4.1 编码方案 12](#_Toc27340)

[3.4.2 学习选择 12](#_Toc25892)

[3.4.3 生成初始种群 12](#_Toc29223)

[3.4.4 减少陷入局部最优解 13](#_Toc29868)

[3.4.5 提高局部搜索能力 13](#_Toc22374)

[第四章 预期成果及计划进度安排 14](#_Toc31629)

[4.1 课题设计目标 14](#_Toc18569)

[4.2 计划进度安排 14](#_Toc6639)

[第五章 结论 15](#_Toc3738)

[参考文献 16](#_Toc52)

## 研究背景和意义

1. **国内外研究现状**

2.1 车辆路径问题

关于VRP问题的研究成果十分丰富，国内外总共上万篇相关文章，且由于其现实意义，大量企业投入了许多资源研究该问题。

VRP问题的解法目前主要有两大类，分别是精确求解方法，启发式算法。其中精确求解方法主要有分支界限法，分支界限定价法，列生成算法。启发式算法则比较多样，如遗传算法，模拟退火方法，禁忌搜索，蚁群算法，变领域搜索等。由于深度学习近几年在其他领域取得了很多成果，部分学者也使用深度学习方法来求解VRP问题及其变体。

分支定界法[2]是一种求解整数规划问题的常用算法，可用于解决纯整数规划和混合整数规划问题。该方法通过将全部可行解空间反复分割为越来越小的子集（分支），并计算每个子集内的解集的目标下界（对于最小值问题）来进行搜索与迭代。在每次分枝后，当发现某些子集的界限超出已知可行解集的目标值时，便不再进一步分枝，而是进行剪枝操作。这种方法的主要思路是不断地分枝和定界，以逐步缩小搜索空间，从而提高求解效率。

列生成算法（Column Generation Algorithm）是一种解决组合优化问题的有效方法，通常用于解决线性规划问题中的大规模问题，尤其是在资源分配、网络设计和运输等领域。列生成算法的基本思想是动态生成可行解空间的列，通过将问题分解为主问题和子问题两个阶段来实现。在主问题阶段，只考虑问题的一部分变量，通常称为列，然后将问题转化为一个小规模的线性规划问题并求解。在子问题阶段，利用主问题的解来生成新的列，并将这些新列加入主问题中，形成一个更大的问题。这样不断迭代，直到找到最优解或满足某个终止条件为止。列生成算法的优点在于它能够充分利用问题的特殊结构和稀疏性，减少了求解问题所需的计算时间和存储空间。它尤其适用于那些具有大规模列集合但只有少数列对目标函数有贡献的问题，如运输网络设计、航班调度和电力系统优化等领域。

遗传算法（Genetic Algorithm）[4]是一种启发式优化算法，模拟了生物进化过程中的自然选择和遗传机制。在遗传算法中，问题的解被编码成染色体或基因型，然后通过模拟自然选择、交叉、变异等操作来生成新的解，并筛选出更好的解。通过不断迭代这些操作，遗传算法能够搜索到问题的全局最优解或接近最优解的解空间。

模拟退火方法（Simulated Annealing）是一种基于物理学原理的全局优化算法，模拟了固体退火时的温度降低过程。在模拟退火中，通过接受概率性的状态转移来避免陷入局部最优解，同时随着迭代的进行逐渐减小接受概率，使算法在搜索过程中逐渐收敛到全局最优解。

禁忌搜索（Tabu Search）[5]是一种启发式搜索算法，用于解决组合优化问题。禁忌搜索通过维护一个禁忌列表来记录已经搜索过的解，以避免重复搜索相同的解，同时引入禁忌策略来引导搜索过程，以尽量避免陷入局部最优解并加速收敛到全局最优解。

变领域搜索（Variable Neighborhood Search，VNS）[3]是一种启发式搜索算法，通过不断变化搜索领域来探索问题的解空间。在变领域搜索中，通过定义不同的搜索领域或邻域结构，并在不同的邻域中进行搜索，以克服搜索过程中可能遇到的局部最优解和搜索空间的局限性，从而提高搜索的效率和全局搜索能力。

由于TSP是VRP的特例，所以VRP也属于NP-hard问题，因此目前无法在多项式时间内得到最优解，所以精确算法只能在小规模实例中求解，而大规模实例一般都采用启发式算法求解。除了运行时间的差距，精确求解算法难度很大，实现十分复杂，而启发式算法一般算法思想简单，实现方便，因此启发式算法受到广泛的使用。

在运输管理中，VRP有很高的经济价值和意义，因此，很多研究人员一直致力于解决该问题。1959年，Dantzig[1]提出了CVRP问题。1987年，Solomon[6]在CVRP的基础上添加了时间窗约束，也就是CVRPTW问题，并且给出了一组算例，被称为solomon算例，直到今天还在被广泛使用。1999年，Laporte[7]提出了VRP问题的精确算法，同时Larsen[10]使用了Dantzig-Wolfe分解（DW分解算法）的精确方法来解决 CVRPTW。Lysgaard[11]等人提出了分支和切割的算法。

由于VRP是NP-hard问题，因此许多研究者使用启发式算法解决这个问题。Toth[14]在2003年提出了基于受限邻域概念的颗粒禁忌搜索策略。Golden[12]在1998年以及Wasil[13]在2005年结合了记录到记录的旅行和可变长度邻域列表，发现了许多新的最优解。Mester[15]在2005年提出了主动引导进化策略AGES并获得了许多最优解。这部分是因为使用了高质量的初始解决方案。其中VNS算法是Imran和Wassan[16]在2009年提出的算法，被认为是解决VRP问题最成功的元启发式算法之一。2007年，Bräysy[18]提出了改进版变邻域搜索算法。Polacek[19]在2004年，以及Polat[20]在2015年也提出了使用VNS算法解决VRP问题。

除了精确算法和启发式算法，部分学者也采用深度学习的方式来求解VRP问题。Elias Khalil[22]在2017年使用图嵌入结构和深度学习方法求解VRP问题。根据结果，该方法在部分数据集上略差于启发式算法，但是在真实世界表现略好。Chaitanya[23]和Alex Nowak[24]在2017年以有监督的方式训练了一个图卷积网络（GCN）。Michel Deudon[27]在2018年将Irwan Bello[28]中的长短期记忆（LSTM）架构替换为Transformer架构，实现了更有效的学习方法。

综上所述，国内外对于车辆路径问题的分类、建模、求解方法等方面做出了各种各样的探索，研究成果十分丰富。且为了贴合实际，VRP问题的各类变体提出的速度越来越快。

2.2 粒子群算法

粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）是一种群体智能优化算法，灵感来源于鸟群或鱼群等生物群体的行为。该算法由美国的James Kennedy和Russell Eberhart于1995年提出，最初用于解决优化问题。

粒子群算法模拟了鸟群或鱼群等生物个体在搜索过程中的群体行为。在PSO算法中，解空间中的每个潜在解被称为粒子，这些粒子沿着解空间中的搜索方向移动，并根据其个体历史最优解和群体历史最优解来调整移动的方向和速度。

PSO算法的基本思想是通过模拟群体的协作和信息共享来搜索解空间中的最优解。每个粒子都有一个位置向量和一个速度向量，它们通过迭代更新来搜索解空间。粒子的移动受到个体历史最优解和全局历史最优解的影响，以及一定程度的随机性。

粒子群算法的理论研究是对该算法本身的探索和改进。Shi等人将惯性权重加入了粒子群算法的速度更新公式中，并通过大量实验测试了惯性权重对于粒子群算法寻优能力的影响。实验结果表明，惯性权重的大小直接决定了整个粒子群在寻优过程中的策略，对于粒子跳出局部最优以及扩大搜索范围具有重要作用。Chaturvedi等人通过对学习因子c1和c2的研究，得出了学习因子的值在[0,2]时，算法能够取得较好的结果。Jin等人提出了一种基于健康度的粒子群算法（HPSO），该算法通过对每一个粒子计算健康度来区分正常粒子和异常粒子，对于每一代中的异常粒子，通过对其个体最优值进行变异操作，提高其健康度。实验结果也表明HPSO具有较好的搜索能力。

因为PSO有容易陷入局部最优解的缺点，一些研究者也着力研究如何提升PSO的全局搜索能力。综合学习粒子群算法（CLPSO）由Liang等人提出，其特点在于更新单个粒子的飞行速度时，综合了整个种群粒子的历史最优信息。由此，该算法能够维持良好的种群多样性，有效地避免了算法过早陷入局部最优解的问题。Zhan[29]等人提出了自适应粒子群优化算法（APSO），其特点在于具备快速收敛的全局搜索能力。该算法根据种群的空间分布信息和粒子的优劣实时计算并确定粒子群的进化状态，并根据种群的不同状态动态调整算法中的各种参数。这样设计能够使得算法具有较好的搜索性能和收敛速度。此外，APSO还引入了精英学习策略，有助于算法跳出局部最优解。Maurice Clerc[31]在2004年提出了NoHope/ReHope机制，用于在种群陷入局部最优解时重新启动种群，此外，Maurice Clerc[31]还定义了一组行为，将PSO在解空间的连续变化映射为离散变化，并求解了TSP问题。夏学文等人提出了一种具备反向学习和局部学习能力的粒子群优化算法。该算法在每次迭代中记录下最差粒子的位置以及每个个体的历史最差位置。当算法陷入停滞时，部分粒子采用反向学习策略，向这些较差的信息学习，以使粒子摆脱局部最优。同时，利用种群中较优粒子的位置引导粒子在局部进行精细搜索，有效地提高了算法的局部搜索能力。

综上所述，国内外对于粒子群算法进行了各种各样的研究，研究成果十分丰富，对于解决相关问题具有很大的作用，但是对于理论上的研究还是略显欠缺。

2.3 粒子群算法在车辆路径问题中的应用

VRP问题作为NPH问题，使用精确方法求解困难，因此通常使用PSO等启发式算法求解此类问题。Gan[32]等人将碳排放因子引入到车辆路径问题中，提出了一种新的 VRP 模 型并使用 CLPSO 对其进行求解，并将结果与 GA 求解的结果进行对比。实验表明 CLPSO 算法有着较好的求解效果。Okulewicz[33]等人提出了一种两阶段的多种群 PSO 算法，并将其应用于动态 VRP 问题的求解中，并在标准测试函数上与其他最 新提出的改进 PSO 算法进行比较，结果表明文章所提出的算法得到的结果均值和 收敛速度均优于其他算法。Anisul[34]等人使用PSO混合VNS算法，用于求解CluVRP问题，在大量实例上取得良好的效果。

由此看来，PSO在解决VRP问题上具有很大的潜力。

1. **研究内容与方法**

3.1 主要研究内容

本项目的主要研究内容是，构建考虑实时路况、时间窗约束、时变车速等多种因素，配送总成本最低、客户平均满意度最高的优化模型，并采用改进的粒子群算法进行优化计算和实验仿真。

1. 实时路况：针对道路拥堵情况，将采集过往时间的交通数据，并利用这些数据模拟道路的实时路况。为了确保模拟的准确性，我们将道路划分为小段，通常每段长度为200米，以更精细的粒度来模拟道路的实际情况。
2. 时变车速：为了准确评估交通状况对车辆行驶速度的影响，我们将利用爬虫技术从高德地图等平台获取各大城市的实时交通数据，包括拥堵程度、道路条件等信息，以推算出时变车速。这样可以更准确地模拟实际的交通情况，为配送路线的优化提供更精准的数据支持。
3. 时间窗约束：考虑到客户对送货时间的要求，我们将设置时间窗约束，确保配送任务在规定的时间窗内完成。这样可以提高配送效率，避免配送延迟，提升客户满意度。

3.2 主要研究方法

为了收集实时路况和时变车速信息，本项目将利用爬虫技术从高德地图等平台获取各大城市的实时交通数据，包括拥堵程度、道路条件等信息，保存到本地，并通过统计学方法排除偏差较大的数据，防止突发事件等造成的交通异常影响数据计算，利用正常数据用于推测实时路况和时变车速。

本研究的数据主要来源于Solomon算例和Gehring&Homeberger算例，这些数据集包含了实际物流配送中的各种情况。对于缺失的维度，例如时间窗等，将手动设定一个合理的值，以确保数据的完整性和可用性。

为了解决车辆路径规划问题，本项目将采用多目标的自适应粒子群等算法进行优化计算。该算法将同时考虑两个优化目标：一是最小化配送成本，二是最大化客户平均满意度。为了处理这两个相互冲突的目标，我们将使用帕累托最优作为粒子个体排序方式，以在解空间中找到最优的均衡解。在算法运行结束时，模型将返回一系列可行解，这些解构成了算法探索过程中形成的帕累托前沿，为决策者提供了不同的选择方案，以便根据具体情况进行决策。

3.3 研究重点和难点

PSO通常用于解决连续问题的优化，而VRP问题是一个离散问题，因此需要建立粒子和解决方案之间的映射关系，以便让PSO能够有效地解决VRP问题。

在采用多目标优化方式时，我们选择了帕累托最优作为优化标准。在PSO的迭代过程中，需要同时考虑历史最优解和个体最优解这两个集合，以保证生成高质量的解。因此，如何选择个体以确保解的质量是一个需要认真考虑的问题。

粒子群算法收敛速度和生成解的质量与初始种群的质量相关性很高。所以如何构建合适的初始种群对于算法效率和成果十分重要。

由于粒子群算法具有容易陷入局部最优解的缺点，为了解决这一点，通常的做法是避免陷入局部最优，或者使算法能跳出局部最优。

因为粒子群算法可能由于步长过大，导致无法细致搜索局部，所以需要合适的手段增强局部搜索能力。

3.4 初步解决方案

3.4.1 编码方案

粒子和解决方案之间的映射关系，采用两个M维变量（M为客户数量），第一个变量为1-L的整数（L为车辆数量）构成的向量Xv，第二个为实数向量Xr。

Xv[i]=k代表编号为i的客户由编号为k的车辆服务，抽取所有由k服务的客户点和在Xr中对应的值，Xr中的值的大小代表被k车服务的先后顺序。

3.4.2 学习选择

采用轮盘赌方案选择粒子。根据轮盘赌选择一个超立方体,在该超立方体内随机抽一个粒子作为学习对象。这样既可以保留优势粒子，也能具有一定的随机性，减少陷入局部最优解的可能性。

3.4.3 生成初始种群

常见的初始种群生成算法有贪心算法，插入算法，随机生成法。贪心算法简单有效但是生成的解的质量不高。插入法是一种基于贪心思想的方法，通过逐步向已有路径中插入新的客户点，来构建一条完整的车辆路径。插入法的关键在于选择插入位置的策略，常见的策略包括最近插入法、最远插入法、最便利插入法等。随机法是一种基于随机选择的方法，通过随机生成车辆路径来构建解。在VRP问题中，随机法可以随机选择起始点和终止点，逐步添加客户点来生成车辆路径。

这里我们选择使用混沌映射算法来生成初始种群。合适的混沌映射算法生成的解一般具有多样性高，种群分布均匀等优点，有助于提高粒子群算法收敛速度和解的质量。

3.4.4 减少陷入局部最优解

为了减少算法陷入局部最优解的可能性，我们采用莱维飞行来更新粒子。

莱维飞行是符合莱维分布的随机搜索方法，是一种短距离和偶尔较长距离的混合搜索行走方式，从而使得莱维飞行的全局搜索能力较好。在粒子群优化算法更新粒子位置时，使用莱维飞行算法生成随机步长，既能满足收敛精度的需要，又有一定概率生成较大步长，跳出次优值从而收敛到真正的最优值。

3.4.5 提高局部搜索能力

常见的VRP局部搜索策略有k-opt，局部反转，嫁接等策略。

K-opt是指一个环形回路，随机去掉k条边，然后任意链接断点，变成另一个环形回路的操作。局部反转是将一辆车的路径的一部分反转。嫁接是指将两个车辆路径分别裁剪拼接的操作。

这里我们选择k-opt策略，因为k-opt策略局部搜索能力强，能有效提升算法的搜索能力，提高解的质量。

1. **预期成果及计划进度安排**

4.1 课题设计目标

本课题设计的设计目标包括：

考虑实时路况、时间窗约束、时变车速等多种因素，使得配送总成本最低、客户平均满意度最高的改进的粒子群算法模型。

一篇基于上述模型和仿真结果的论文，介绍开发过程和开发理念。

4.2 计划进度安排

本毕业设计的计划进度安排将分为六个阶段。具体时间安排如下图4-1。

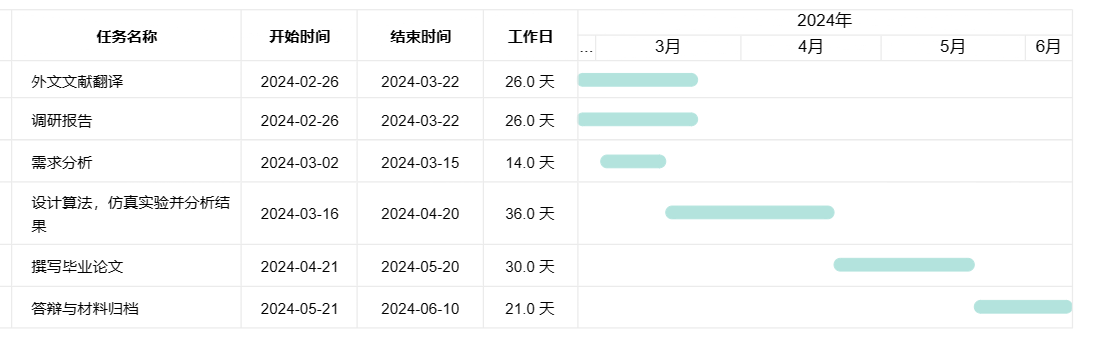


图4-1 毕业设计计划进度安排

1. **结论**

使用PSO进行车辆调度能优化运输效率、节省成本、提高客户满意度、应对复杂情况和提高管理水平。通过算法的规划和智能调度，可以确保货物及时送达目的地，减少运输成本和时间浪费，提升客户满意度，有效应对交通堵塞和突发事件，提高管理水平和运营效率。因此，车辆调度算法在现代社会是十分重要的。

参考文献

[1] Dantzig, G.B. and Ramser, J.H. (1959) The Truck Dispatching Problem. Management Science, 6, 80-91.http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80

[2] Clerc, M. (2004). Discrete Particle Swarm Optimization, illustrated by the Traveling Salesman Problem. In: New Optimization Techniques in Engineering. Studies in Fuzziness and Soft Computing, vol 141. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-39930-8\_8.

[3] Imran, A., Salhi, S., Wassan, N. A. A variable neighborhood-based heuristic for the heterogeneous flfleet vehicle routing problem. European Journal of Oper-ational Research, 2009, 197 (2), 509–518.

[4] Goldberg, D.E., & Holland, J.H. Genetic Algorithms and Machine Learning. Machine Learning, 1998, 3, 95-99.

[5] 1 X D ,2 ,1 X R , et al. An Improved Tabu Search for the Split Delivery VRP[C]//IEEE Beijing Section,China.Proceedings of 2008 IEEE International Symposium on IT in Medicine and Education(ITME 2008).IEEE Press,2008:4.

[6] Solomon MM. Algorithms for the vehicle routing problem with time window constraints [J]. Operations Research, 1987, 35 (2): 254-265.

[7] Bekta T, Laporte G. The pollution routing problem [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2011, 45: 1232-1250.

[8] 罗梓瑄，杨杰庆，刘学文. 基于 NSGA-II 的考虑客户满意度的多目标车辆路径问题研究[J]. 重庆师范大学学报：自然科学版，2020，37(6)：13-17.

[9] 徐慧英，赵建民，张泳，等. 改进 NSGA-II 算法在车辆路径多目标优化问题中的应用[J]. 计算机工程与科学，2010，32(10)：117-121.

[10] Larsen J. Parallelization of the vehicle routing problem with time windows[M]. Lyngby, Denmark: Institute of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, 1999.

[11] Letchford, A.N., Eglese, R.W., Lysgaard, J.: Multistars, partial multistars and the capacitated vehicle routing problem. Math. Program. 94, 21–40 (2002)

[12] Golden, B. L., Wasil, E. A., Kelly, J. P., & Chao, I.-M. (1998). The Impact of Metaheuristics on Solving the Vehicle Routing Problem: Algorithms, Problem Sets, and Computational Results. In Fleet Management and Logistics (pp. 33–56).

[13] Chris Groër, Bruce Golden, Edward Wasil, (2008) The Consistent Vehicle Routing Problem. Manufacturing&Service Operations Management11 (4):630-643.https://doi.org/10.1287/msom.1080.0243.

[14] Faulin, J. (2003). Toth, Paolo, Daniele Vigo, eds. 2002. The Vehicle Routing Problem. Interfaces, 33(6), 115+. https://link.gale.com/apps/doc/A112799016/AONE?u=anon~928d331a&sid=googleScholar&xid=362a577a.

[15] Mester D, Bräysy O. Active-guided evolution strategies for large-scale capacitated vehicle routing problems[J]. Computers & operations research, 2007, 34(10): 2964-2975.

[16] Imran, A., Salhi, S., & Wassan, N. A. (2009). A variable neighborhood-based heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. \*European Journal of Operational Research\*, 197(2), 509-518. DOI: 10.1016/j.ejor.2008.07.022

[17] 夏学文, 刘经南, 高柯夫, 李元香, 曾辉. 具备反向学习和局部学习能力的粒子群算法[J]. 计算机学报, 2015, 38(07): 1397-1407.

[18] Mester, D., Br¨aysy, O. Active-guided evolution strategies for large-scale capacitated vehicle routing problems. Computers & Operations Research, 2007, 34 (10),2964–2975.

[19] Polacek, M., Hartl, R. F., Doerner, K., Reimann, M. A Variable Neighborhood Search for the Multi Depot Vehicle Routing Problem with Time Windows. Journal of Heuristics, 2004, 10 (6),

[20] Polat, O., Kalayci, C. B., Kulak, O., G¨unther, H.-O. A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit. European Journal of Operational Research, 2015, 242 (2), 369–382.

[21] 王征, 张俊, 王旭坪. 多车场带时间窗车辆路径问题的变邻域搜索算法[J]. 中国管理科学, 2011, 19(2): 99-109.

[22] Elias Khalil, Hanjun Dai, Yuyu Zhang, Bistra Dilkina, and Le Song. 2017. Learning combinatorial optimization algorithms over graphs. In Advances in Neural Information Processing 6348–6358.

[23] Chaitanya K Joshi, Thomas Laurent, and Xavier Bresson. An efficient graph convolutional network technique for the travelling salesman problem. 2019, arXiv preprint arXiv:1906.01227.

[24] Alex Nowak, Soledad Villar, Afonso S Bandeira, and Joan Bruna. A note on learning algorithms for quadratic assignment with graph neural networks.2017, Stat 1050 , 22.

[25] 李进, 张江华. 基于碳排放与速度优化的带时间窗车辆路径问题[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(12): 3063-3072.

[26] 南丽君,陈彦如,张宗成.改进的自适应大规模邻域搜索算法求解动态需求的混合车辆路径 问题[J].计算机应用研究,2021,38(10):2926-2934.

[27] Michel Deudon, Pierre Cournut, Alexandre Lacoste, Yossiri Adulyasak, and LouisMartin Rousseau. Learning heuristics for the tsp by policy gradient. In International Conference on the Integration of Constraint Programming, Artificial Intelligence, and Operations Research. Springer,2018, 170–181.

[28] Irwan Bello, Hieu Pham, Quoc V. Le, Mohammad Norouzi, and Samy Bengio. Neural combinatorial optimization with reinforcement learning.2016, arXiv preprint arXiv:1611.09940 .

[29] Z. H. Zhan, J. Zhang, Y. Li, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(6): 1362-1381.

[30] 李英, 张鹏威, 吴一帆. 电动汽车/传统汽车混合车队车辆配置及路径优化模型[J]. 系统管理学报, 2020, 29(03): 522-531.

[31] Clerc, M. (2004). Discrete Particle Swarm Optimization, illustrated by the Traveling Salesman Problem. \*DOI: 10.1007/978-3-540-39930-8\_8\*.

[32] X. B. Gan, L. J. Liu, J. S. Chen, et al. Comprehensive learning PSO for solving environment heterogeneous fixed fleet VRP with time windows[C]. International Conference on Swarm Intelligence. Springer, Cham, 2016: 424-432.

[33] M. Okulewicz, J. Mandziuk. The impact of particular components of the PSO-based algorithm solving the Dynamic Vehicle Routing Problem[J]. Applied soft computing, 2017, 58: 586-604.

[34] Islam, M. A., Gajpal, Y., & ElMekkawy, T. Y. (2021). Hybrid particle swarm optimization algorithm for solving the clustered vehicle routing problem. \*Applied Soft Computing\*, 110, 107655.