

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2023.07.030

基于改进蚁群算法的 B2B 城配模式下 车辆路径优化

陈志新*, 闫昊炜, 张昕宇, 张志浩
(北京物资学院 物流学院, 北京 101149)

摘要: 考虑到物流城配企业在制订高效配送方案时需要更优化的车辆路径, 提出了一种改进的蚁群算法并将其应用于城市 B2B 模式下车辆配送的路径优化。针对传统蚁群算法中只考虑收货点之间的距离和路径上的信息素浓度对状态转移概率公式的影响, 而没有考虑从蚂蚁转移后的位置返回配送中心的距离, 路径上的信息素浓度过高而导致寻优陷入局部最优解, 或因为路径上的信息素浓度过低而影响算法收敛和寻优效率, 对所有蚂蚁遍历完所有待访问的收货点后搜索到的所有路径上的信息素进行更新而导致算法收敛和计算效率降低等缺陷, 改进了算法中的状态转移概率公式、优化了信息素浓度设定和更新方式, 设计了改进蚁群算法的实现步骤。配送线路的安排是决定配送成本、准时性、效益等配送水平高低的关键。以某城市的啤酒配送中心业务为例, 建立了 B2B 城配模式下的车辆配送路径优化模型并求解, 验证了改进算法的可行性及有效性。将改进蚁群算法与基本蚁群算法进行了多次对比试验。结果表明: 改进蚁群算法求得的最优解的路径长度和取得最优解的概率都优于基本蚁群算法; 原调度系统根据订单数据调用改进算法, 能实现配送和运输成本最低的车辆调度, 为配送车辆提供最佳配送路线, 并调用百度地图将智能规划的各车辆的最优配送路径进行可视化展示。

关键词: 物流工程; 路径优化; 改进蚁群算法; 车辆调度系统; B2B 模式

中图分类号: TP391, U495

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268 (2023) 07-0231-08

Vehicle Routing Optimization under B2B Urban Distribution Mode Based on Improved Ant Colony Algorithm

CHEN Zhi-xin*, YAN Hao-wei, ZHANG Xin-yu, ZHANG Zhi-hao
(School of Logistics, Beijing Wuzi University, Beijing 101149, China)

Abstract: Considering that logistics urban distribution enterprises need more optimized vehicle routing when formulating efficient distribution schemes, an improved ant colony algorithm is proposed and applied to vehicle distribution routing optimization under urban B2B mode. In the traditional ant colony algorithm, only the influence of the distance between the receiving points and the pheromone concentration on the path on the state transition probability formula is considered, but the distance from the location transferred by ant to the distribution center is not considered, the pheromone concentration on the path is too high, resulting in the optimization falling into the local optimal solution, or the algorithm convergence and optimization efficiency are affected because the pheromone concentration on the path is too low, and the algorithm convergence and calculation efficiency are reduced by updating all pheromone on the path searched by all ants after they traversed all the receiving points to be visited. In view of these defects, the state transition probability formula

收稿日期: 2021-07-23

基金项目: 北京物资学院校级科研项目 (2021XJKY15); 北京市自然科学基金项目 (3173043); 北京市教委科研计划一般项目 (KM201810037003)

作者简介 (* 通讯作者): 陈志新 (1973-), 男, 湖北孝感人, 副教授, 博士. (zxchen_05@163.com)

in the algorithm is improved, the pheromone concentration setting and updating mode are optimized, and the implementation steps of the improved ant colony algorithm are designed. The arrangement of distribution route is the key to determine the distribution level such as distribution cost, punctuality and benefit. Taking the business of beer distribution center in a city for example, the vehicle distribution route optimization model under B2B urban distribution mode is established and solved, and the feasibility and effectiveness of the improved algorithm are verified. The improved ant colony algorithm is compared with the traditional ant colony algorithm for many times. The result shows that (1) the path length and probability of obtaining the optimal solution obtained by the improved ant colony algorithm are better than those of traditional ant colony algorithm; (2) the original scheduling system calls the improved algorithm according to the order data, which can realize the vehicle scheduling with the lowest distribution and transport cost, provide the best distribution route for the distribution vehicles, and call Baidu map to visually display the intelligently planned optimal distribution route of each vehicle.

Key words: logistics engineering; route optimization; improved ant colony algorithm; vehicle dispatching system; B2B mode

0 引言

潜力巨大的同城货运市场在新零售背景下, 仓到店的城市 B2B 货运需求越来越大。依靠车队与仓库的运营管理, 为商超、便利店、专卖店及消费者做计划性或即时性配送服务的城市配送, 其模式可分为 B2B、B2C、C2C 这 3 类, 而 B2B 模式包括仓到仓、仓到店、店到店、店到仓等企业间的运输与仓储。城配核心竞争力表现在 4 个方面: 运力掌控、精准匹配、一对一服务、汽车后市场。这 4 个方面都离不开车辆调度系统, 该系统要实现车辆智能调度, 必然要根据系统中的待配送订单信息生成最优配送路径, 其核心逻辑就是调用车辆路径优化算法。作为网络优化问题中最基本的问题之一的车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem, VRP) 可描述为: 配送中心有多个客户, 每个客户都有不同的货物需求, 配送中心要安排合理的配送方案完成对所有有货物需求的客户的配送业务。由于启发式算法具有较好的并发性、较高的稳定性及较强的鲁棒性, 因此对于求解 VRP 问题的最优解具有非常好的适用性。启发式算法主要包括蚁群算法、节约算法、模拟退火算法、遗传算法等, 通过综合考虑, 最终选择使用蚁群算法求解本研究的车辆路径优化问题。虽然蚁群算法初始计算速度较慢, 但相比于遗传算法等其他算法, 它参数较少, 参数设置比较简单, 更容易进行算法的改进, 有利提升算法的运算效率。国内研究中, 刘中强等^[1]在应用蚁群算法求解车辆路径问题时提出了动态信息素更新策略。张肖琳等^[2]构建出配送路径优化模型并用蚁群算法进行求解。陈希琼等^[3]提出了同时考虑车辆容量和距离约束

的 VRPSPD 双目标模型对蚁群算法进行改进。李丹莲等^[4]提出了一种针对软时间窗下连锁便利店配送路径规划的多染色体遗传算法。蒋美芝等^[5]用 Pareto 最优解集和 NSGA 小生境方法改进了多目标蚁群算法。麻存瑞等^[6]综合考虑快件数量、车辆载重、车辆容量等约束改进了遗传算法。在国外研究中, Dantzig 等^[7]1959 年正式提出了 VRP 问题, 此后, VRP 问题一直都是各方面的专家学者关注和研究的热点问题。Clarke 等^[8]在研究运输车辆路径规划问题时提出了启发式算法求解 VRP 问题。Yassen 等^[9]在求解软时间窗的 VRP 问题时提出了和声搜索的元启发式算法。Figliozzi^[10]为使启发式算法具有更好的适应性, 引入了一些约束条件。关于求解算法, 姜彦宁等^[11]设计了基于遗传算法的启发式算法, 覃运梅等^[12]采用了元胞遗传算法, 李晓娟等^[13]提出了基于动态权值分配的 Dijkstra 算法, 唐燕等^[14]采用了大规模邻域搜索调度 (ALNS) 算法, 陈汨梨等^[15]采用了 K 短路算法, 张得志等^[16]设计了基于 Pareto 最优的多目标遗传算法, 王勇等^[17]设计了禁忌搜索算法和非支配排序遗传算法的混合算法, 李军涛等^[18]采用了自适应遗传模拟退火算法, 鲁建厦等^[19]提出了改进混合蛙跳算法, 宋英华等^[20]采用了加权遗传算法。本研究根据某品牌啤酒荆州市配送中心的实际配送场景, 对求解该配送中心的车辆配送路径优化算法进行详细设计与改进实现, 调度系统将调用此算法实现智能车辆调度功能。

1 车辆配送路径优化模型

1.1 配送中心实际配送场景分析

要解决的问题是通过智能车辆调度系统, 对

某品牌啤酒荆州市配送中心的啤酒配送车辆配送路径进行优化。该中心的啤酒配送业务主要是B2B模式,主要负责对荆州市城区的中小型超市、啤酒零售商、副食店及部分酒店等商家的啤酒配送业务。

主要配送产品为某公司旗下的一系列品牌啤酒。由于该系列啤酒包装规格一致,啤酒配送量以箱为最小单位,1箱啤酒包含12瓶啤酒。根据调研获取的数据,对该配送中心2017和2018年的啤酒配送量进行统计,如图1所示。

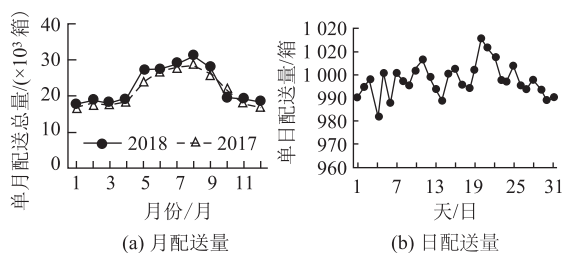


图1 啤酒配送量统计

Fig. 1 Statistics of beer distribution volume

由图1(a)可知,啤酒配送业务有明显的淡旺季特征,旺季为5月到9月,其中8月啤酒配送量达到峰值,淡季为11月到3月,其中1月啤酒订单量最低。为满足旺季配送的需求,配送中心拥有的车辆数应能满足旺季单日啤酒配送量所需的车辆数。

由图1(b)可知,8月的单日最大配送量达到1015箱,且单日配送量变化不大,在980~1020箱之间。根据调研,该配送中心现拥有5辆2.4m的厢货车,由于车辆载重和容量的限制及装载时所能堆放的最高层数限制,每辆厢货车能装载最多120箱啤酒,基本能满足旺季订单量的配送需求。因为淡旺季特征明显,配送车辆有限,该配送中心更依赖于车辆配送路径优化,规划车辆最佳配送路径,以降低配送成本,提高配送效率,合理使用车辆进行配送。

1.2 问题描述

要解决的问题是合理规划配送中心的车辆配送路径,使配送运输费用最低。根据上文配送场景分析,该啤酒配送中心的车辆路径优化问题描述如下。

单配送中心问题:配送中心的配送网络中只有1个配送中心,所有配送车辆从该配送中心出发完成对所有收货点的配送业务。

单车型问题:配送中心拥有统一规格的2.4m厢货车进行配送,满足该配送中心进行配送时的最

大车辆需求量。

非满载问题:根据第2部分中管理员对订单的处理流程,对超出车辆最大装载量的订单进行拆分,对特殊订单进行单独配送,配送中心统一处理的所有普通订单的货物需求量都小于该配送中心每辆厢货车所能装载的最大装载量。

送货与取货相结合问题:根据第2部分中的配送流程,配送中心的配送车辆除负责完成该配送中心向其他商家的啤酒配送业务,同时负责对商家的空酒瓶进行回收,负责送货的同时完成取货。

无时间窗问题:因为该配送中心的配送主要是B2B模式,商家往往会在啤酒销售完之前提前下单,一般至少会提前1d下单以免出现货物紧缺影响销售,因此对啤酒的送达时间没有严格要求,配送中心在商家下单当天完成商家的配送即可。该配送中心主要负责荆州市城区的商家配送,配送距离相对较短,车辆从接收配送任务到完成配送并返回配送中心往往能在3h之内完成。因此,该配送中心对处于同一配送时间段的普通订单统一进行配送时,不存在额外时间窗约束。

单目标问题:该配送中心的配送车辆由上属公司根据配送量进行分配。在进行配送成本计算时,不需考虑购买和使用车辆的成本,配送产生的运费仅与所有配送车辆的行驶总距离有关,因此将所有配送车辆行驶的总距离乘以车辆行驶每公里产生的运费作为物流运输总成本,即目标函数设定为所有车辆行驶的总路径长度最短。

1.3 模型建立

通过以上分析,要解决的车辆路径优化问题在数学描述上可描述为:已知有1个配送中心,该配送中心的收货点数量为 n ,配送车辆的最大装载量为 Q_v ,收货点的货物需求量 q_i 及收货点的地址坐标 (x_i, y_i) ,要求该配送中心合理安排车辆,规划运输成本最小的配送方案,完成对所有待配送收货点的配送任务。

根据配送中心的实际配送场景,为便于建立数学模型及使用算法对模型求解,在建立数学模型求解本VRP问题前需对问题作出以下假设:

- (1) 每辆运输车都是从配送中心出发,且在完成配送任务后都要回到配送中心。
- (2) 每辆运输车在配送中心与收货点及收货点两两之间的路径上行驶每公里产生的运费相同。
- (3) 每辆运输车辆对1个收货点只能配送1次。
- (4) 每个收货点只能由1辆运输车辆进行配送。

目标函数:

$$\min f(x) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^m u_{ijk} \cdot d_{ij}, \quad (1)$$

约束条件:

$$\sum_{i=1}^n c_{ik} \cdot q_i \leq Q_v, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^m c_{ik} = 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^n u_{ijk} = c_{jk}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (4)$$

$$\sum_{j=0}^n u_{ijk} = c_{ik}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (5)$$

$$\sum_{j=0}^n u_{0jk} = 1, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (6)$$

$$\sum_{i=0}^n u_{i0k} = 1, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m, \quad (7)$$

式中, n 为收货点的数量; m 为配送中心车辆的数量; d_{ij} 为收货点 i 与收货点 j 之间的距离; q_i 为收货点 i 的货物需求量; Q_v 为车辆的最大货物装载量限制; u_{ijk} 为决策变量, 车辆 k 从收货点 i 行驶到收货点 j 时为 1, 否则为 0; c_{ik} 为决策变量, 车辆 k 完成收货点 i 的配送业务时为 1, 否则为 0。

式 (1) 为目标函数, 根据配送中心的实际配送场景和成本计算方式, 该啤酒配送中心的车辆运输成本只与车辆行驶路径相关, 这里将车辆行驶路径总距离最短作为目标函数。式 (2) 为车辆最大装载量的限制, 要求配送车辆装载的货物总量不能超过该车辆的最大装载量。式 (3) 为收货点的配送车辆数, 要求每个收货点有且仅有 1 辆车进行啤酒配送。式 (4) 和 (5) 为每辆车完成配送任务须通过决策控制。式 (6) 和 (7) 为所有配送车辆从配送中心出发, 完成配送任务后, 所有配送车辆都返回配送中心。

2 蚁群算法的改进

2.1 状态转移概率公式的改进

在蚁群算法中, 当蚂蚁从当前收货点 i 移动到下一个待访问的收货点 j 时, 需考虑以下几个因素: (1) 配送车辆的最大货物装载量 Q_v ; (2) 收货点 i 和收货点 j 之间的路径距离大小 d_{ij} ; (3) 路径上的信息素浓度大小 $\tau_{ij}(t)$ 。

基本蚁群算法在求解车辆路径优化问题时, 只考虑了收货点之间的距离和路径上的信息素浓度对状态转移概率公式的影响, 当蚂蚁移动到最后一个待访问的收货点后, 结束本次蚂蚁的搜索过程并生成访问路径。但实际上所有配送车辆最后都要返回配送中心, 因此蚂蚁在选择下一个待访问的收货点时, 除考虑蚂蚁当前位置到剩余待访问的收货点之间的距离和路径上的信息素浓度, 还应考虑从蚂蚁转移后的位置返回配送中心的距离。因此, 为使计算所得状态转移概率值具有更高的准确性和现实意义, 同时考虑上述几个因素对路径选择的影响, 对基本蚁群算法的状态转移概率公式进行改进, 改进后的状态转移概率公式为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \times [\eta_{ij}(t)]^\beta \times [\omega_{ij}(t)]^\lambda}{\sum_{s \in C_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \times [\eta_{is}(t)]^\beta \times [\omega_{is}(t)]^\lambda} & s \in C_k \\ 0 & s \notin C_k \end{cases}, \quad (8)$$

式中, $p_{ij}^k(t)$ 为在时刻 t 蚂蚁 k 从收货点 i 转移到收货点 j 的概率; $[\tau_{ij}(t)]^\alpha$ 为在时刻 t 从收货点 i 到收货点 j 的路径上的信息素浓度; α 为信息素启发式因子, 代表信息量对是否选择当前路径的影响程度; $[\eta_{ij}(t)]^\beta$ 为蚂蚁从收货点 i 转移到收货点 j 的期望程度; β 为期望启发因子, 反映蚁群在搜索最优路径过程中的先验性和确定性因素的作用强度; C_k 为蚂蚁 k 允许选择的集合; s 为在时刻 t 蚂蚁所处的位置; $\omega_{ij}(t)$ 为在时刻 t 配送车辆从收货点 i 转移到收货点 j 时行驶距离占车辆最大行驶距离的比例; λ 为 $\omega_{ij}(t)$ 的重要程度因子。

2.2 最大最小信息素浓度设定

为避免蚁群算法在寻找最优路径过程中, 因为路径上的信息素浓度过高而导致寻优陷入局部最优解, 或因为路径上的信息素浓度过低而影响算法收敛和寻优效率, 对所有收货点之间所有路径上的信息素浓度都设置了最小值 $\tau_{\min}$ 和最大值 $\tau_{\max}$, 把路径上的信息素浓度范围都限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 的区间内。

对 $\tau_{\max}$ 初始值的设定与初始总路径长度 L 的值有关。 L 值是通过贪心算法生成的 1 条可行解路径的长度, ρ 为信息素蒸发系数。 $\tau_{\max}$ 的初始值的计算公式为:

$$\tau_{\max} = \frac{1}{(1 - \rho) \times L} \quad (9)$$

$\tau_{\min}$ 和 $\tau_{\max}$ 的值与待访问的收货点的数量 n 有关。最小信息素浓度 $\tau_{\min}$ 初始值的计算式为:

$$\tau_{\min} = \frac{\tau_{\max}}{n}。 \quad (10)$$

此外, 对 $\tau_{\max}$ 值采取了动态变化策略, 即随着蚁群算法的推进不断寻找到距离最短的路径 $L_{\min}$, $\tau_{\max}$ 值也会随着 $L_{\min}$ 的变化而动态变化。 $\tau_{\max}(t)$ 的计算式为:

$$\tau_{\max}(t) = \frac{1}{1 - \rho} \times \frac{1}{L_{\min}(t)}。 \quad (11)$$

$\tau_{\min}$ 值也会随着 $\tau_{\max}$ 的变化而动态变化, $\tau_{\min}(t)$ 的计算式为:

$$\tau_{\min}(t) = \frac{\tau_{\max}(t)}{n}。 \quad (12)$$

这样的设定将所有路径上的信息素浓度 τ_{ij} 都限制在 $\tau_{\min}$ 和 $\tau_{\max}$ 之间, 当 $\tau_{ij} < \tau_{\min}$ 时, 则令 $\tau_{ij} = \tau_{\min}$, 当 $\tau_{ij} > \tau_{\max}$ 时, 则令 $\tau_{ij} = \tau_{\max}$, 这样保证了蚁群算法的寻优结果既不会因为路径上的信息素浓度过高而陷入局部最优解, 也不会因为信息素浓度过低而导致算法的收敛速度过慢。

2.3 信息素更新方式的优化

基本蚁群算法对信息素的更新方式是对所有蚂蚁遍历完所有待访问的收货点后搜索到的所有路径上的信息素进行更新。当要解决的车辆路径优化问题规模较大时, 这样的方式导致算法要处理的信息量过多, 影响算法的收敛效率, 并导致算法的计算效率降低。

为了促进算法的收敛速度, 使算法能够快速找到最优解路径, 同时又保证算法不会陷入局部最优解, 将最优解更新和次优解更新相结合对路径上的信息素浓度进行更新, 即在每次迭代后, 除对所有蚂蚁都遍历完所有待访问的收货点后生成的所有路径中的最短路径进行信息素更新, 还对生成的所有路径中的较接近最短路径的次短路径进行信息素更新, 而对生成的其他较长路径则不再进行信息素更新。改进后的信息素的更新公式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \quad (13)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{ij}^k, \quad (14)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若 } f(L_k) \geq \sigma \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (15)$$

$$f(L_k) = \frac{L_{\text{best}}}{L_k}, \quad (16)$$

式中, $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为本次迭代后所有蚂蚁走过路径时所释放的总信息素浓度增量; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为本次迭代中蚂蚁 k 走过路径时所释放的信息素浓度; Q 为蚂蚁释放的信息素; L_k 为本次迭代中蚂蚁 k 走过的路径长度; $f(L_k)$ 为本次迭代结束后产生的最短路径与每只蚂蚁生成的路径长度的比值, 其值在区间 $(0, 1]$ 内; 参数 σ 用来判断 L_k 是否为最短路径或次短路径, 在算法初始时刻设定值, 其值在区间 $(0, 1]$ 内, 只有 L_k 对应的 $f(L_k)$ 大于等于 σ 时, L_k 才是最短路径或次短路径。

每次迭代后对路径进行信息素更新前, 需对每只蚂蚁走过的路径 L_k 是否为最短路径或次短路径进行判断。如果 L_k 是最短路径或次短路径, 则蚂蚁 k 在路径上释放的信息素为 Q 并计算释放的信息素浓度 Q/L_k ; 如果 L_k 不是最短路径或次短路径, 则蚂蚁在路径上释放的信息素为 0。

2.4 蚁群算法改进的实现步骤及流程设计

通过编写可执行的代码实现改进蚁群算法并求解 VRP 问题模型, 其主要实现步骤如下。

步骤 1: 初始化 $m, \rho, \alpha, \beta, Q, \lambda, Qv, \sigma$ 等参数, 初始化最大迭代次数 Nc_Max 及循环控制变量 $Nc=1$, 并计算初始总距离 L , 继续下一步。

步骤 2: 判断循环控制变量 Nc 是否在最大迭代次数 Nc_MAX 内, 超出则跳出循环转到步骤 18, 否则继续下一步。

步骤 3: 开始构建解空间, 选择蚂蚁 $k=1$, 继续下一步。

步骤 4: 判断蚂蚁 k 是否在初始化的蚂蚁数量 m 之内, 是则继续下一步, 否则跳转到步骤 14。

步骤 5: 将蚂蚁 k 放置到配送中心, 将蚂蚁当前位置编号保存到路径记录表 $table_k$ 中, 将剩余待访问的收货点保存到集合 C_k , 继续下一步。

步骤 6: 判断 C_k 中是否还有待访问的收货点, 如果有则继续下一步, 否则跳转到步骤 12。

步骤 7: 分别计算当前车辆装载货物量 g_i 与当前所有剩余待访问的收货点集合 C_k 中所有收货点的货物需求量 q_j 之和 (q_j+g_i) , 继续下一步。

步骤 8: 判断是否有满足 $(q_j+g_i) < Q_v$ 的收货点, 如果有, 则记录所有满足的收货点保存到记录表 $allowed_k$ 中并继续下一步, 否则蚂蚁 k 找到 1 条车辆配送的路径, 跳转到步骤 11。

步骤 9: 根据式 (9) 选择下一个收货点, 将收货点编号保存到路径记录表 $table_k$ 中, 继续下一步。

步骤 10: 更新蚂蚁 k 的当前位置编号, 更新当前所有待访问的收货点集合 C_k , 更新车辆当前的装载量, 返回步骤 6。

步骤 11: 将新生成路径中的收货点依次记录到路径记录表 temp 中, 将车辆当前货物装载量 g_i 重新设置为 0。更新剩余待访问的收货点集合 C_k , 从 C_k 除去已访问过的收货点, 跳转到步骤 5。

步骤 12: 蚂蚁 k 完成对所有待访问的收货点的访问, 蚂蚁 k 访问生成的总路径中的收货点都按访问顺序记录在表 temp 中, 按记录顺序依次计算前后收货点之间的距离长度, 并累加作为蚂蚁 k 在本次迭代 Nc 寻找到的路径的总距离长度 L , temp 表中记录的收货点访问顺序即为蚂蚁 k 本次访问所有收货点的总路径, 将 L 记录到表 Length 中, 继续下一步。

步骤 13: 执行 $k=k+1$, 选择下一只蚂蚁 k , 跳转到步骤 4。

步骤 14: 本次迭代完成, 所有的 m 只蚂蚁均完成对所有收货点的访问, Length 表中记录着本次迭代所有蚂蚁生成的路径长度 L_k , 其中的最短路径 $L_{\min}$ 即为本次迭代的最优解, 将 $L_{\min}$ 记录到 Best_Length 表中, 继续下一步。

步骤 15: 对最大信息素浓度 $\tau_{\max}$ 、最小信息素浓度 $\tau_{\min}$ 进行更新, 继续下一步。

步骤 16: 对 Length 表中记录的本次迭代所有蚂蚁生成的路径长度 L_k 与寻找的最短路径 $L_{\min}$ 比较选择次优解, 根据式 (13) 对最优解路径和次优解路径上的信息素浓度都进行更新, 并判断当前信息素浓度 $\tau_{ij}(t+1)$ 是否在区间 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 之间, 当 $\tau_{ij} < \tau_{\min}$ 时, 则令 $\tau_{ij} = \tau_{\min}$, 当 $\tau_{ij} > \tau_{\max}$ 时, 则令 $\tau_{ij} = \tau_{\max}$ 。

步骤 17: 执行 $Nc=Nc+1$, 跳转到步骤 2 进入下一次迭代。

步骤 18: 所有迭代完成, 算法结束, 记录 Best_Length 表中的最短路径长度即为最优解路径长度, 其对应的路径即为最优解路径。

3 模型求解及算法改进效果

以部分订单为例, 选取配送中心的 10 条历史订单, 使用改进蚁群算法代码进行仿真求解。订单数据如表 1 所示。

将改进蚁群算法与基本蚁群算法计算同一批订单数据的最优解路径进行 5 次对比试验, 分别得到的最优解路径如表 2 所示。

可以看出, 通过 5 次对比试验, 改进蚁群算法 2 次得到了长度为 182.462 3 的最优解路径, 基本蚁群

表 1 配送中心部分订单数据表
Tab. 1 Partial order data of allocation centre

收货点 编号	收货点横坐标 x_i	收货点纵坐标 y_i	需求量/箱
0	112.13	30.31	0
1	111.84	30.42	45
2	111.80	30.37	22
3	112.04	30.49	40
4	112.05	30.41	30
5	112.25	30.40	25
6	112.30	30.53	35
7	112.20	30.43	40
8	112.25	30.39	30
9	112.29	30.36	45
10	112.32	30.32	25

表 2 算法试验结果统计
Tab. 2 Statistics of experimental results

运行次数	1	2	3	4	5
基本蚁群算法	202.346 5	201.568 0	199.027 4	200.542 9	202.346 5
改进蚁群算法	185.181 5	184.942 2	185.139 9	182.462 3	182.462 3

算法只得到 1 次长度为 199.027 4 的最优解路径。从对比试验结果可知, 改进蚁群算法求得最优解的路径长度和取得最优解的概率都优于基本蚁群算法。改进蚁群算法经过 5 次试验计算的最优解为 182.462 3 时, 其对应的车辆配送的最佳配送路径图如图 2 所示。

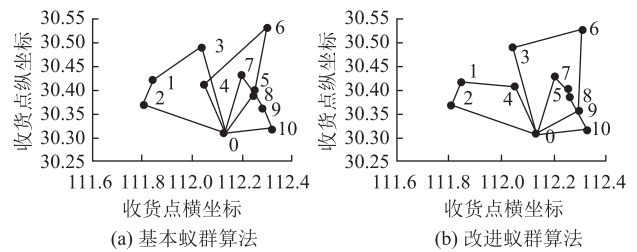


图 2 蚁群算法最优车辆配送路径图
Fig. 2 Optimal vehicle distribution path of ant colony algorithm

该啤酒配送中心完成本次配送业务需派出 3 辆配送车辆, 每辆车需装载的货物量均不超过车辆的最大装载量, 验证了该算法的可行性。每辆车辆的配送路线和应装载货物量如表 3 所示。

由以上结果可知, 提出的应用于城市 B2B 模式下车辆配送路径优化的改进蚁群算法, 能实现物流城配企业制订高效配送方案时对更优化的车辆路径的需要。该算法将作为车辆调度系统实现配送成本

表 3 最佳车辆配送方案

Tab. 3 Best vehicle distribution scheme

车辆编号	配送路线	装载量/箱
1	0-7-5-8-10-0	120
2	0-9-6-3-0	120
3	0-4-1-2-0	97

最少的智能车辆调度的核心逻辑。车辆调度系统将调用该算法, 根据系统中订单对应的收货点的坐标和需求量, 解析改进蚁群算法计算的最优配送路径结果, 调用百度地图对每辆车的配送路线进行可视化展示。

4 结论

针对 B2B 模式下某品牌啤酒荆州市配送中心业务场景的车辆路径优化问题建立了数学模型, 并对蚁群算法进行了改进, 对模型进行了求解。最后使用该配送中心的部分历史订单数据进行了实例测试。主要结论如下:

(1) 针对基本蚁群算法易陷入局部最优解等缺陷改进了状态转移概率公式、优化了信息素浓度设定和更新方式。通过多次对比试验可知, 改进蚁群算法求得的最优解路径长度和取得最优解概率都优于基本蚁群算法。

(2) 原调度系统根据订单数据调用改进算法, 能实现配送和运输成本更低的车辆调度, 为配送车辆提供最佳配送路线, 并调用百度地图将智能规划的各车辆的最优配送路径进行可视化展示。

(3) 最后以某品牌啤酒荆州市中心的 B2B 模式下的啤酒配送业务作为算例, 验证了该模型和改进算法的有效性和可行性。

参考文献:

References:

- [1] 刘中强, 游晓明, 刘升. 一种启发式动态信息素更新策略的蚁群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54 (20): 20-27.
LIU Zhong-qiang, YOU Xiao-ming, LIU Sheng. An Ant Colony Algorithm with Heuristic Dynamic Pheromone Updating Strategy [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54 (20): 20-27.
- [2] 张肖琳, 梁力军, 张梦婉. 绿色物流配送路径优化研究: 以京东配送为例 [J]. 价格月刊, 2020 (8): 64-69.
ZHANG Xiao-lin, LIANG Li-jun, ZHANG Meng-wan. Research on Optimization of Green Logistics Distribution

Path: Taking JD Distribution as an Example [J]. Price Monthly, 2020 (8): 64-69.

- [3] 陈希琼, 胡大伟, 杨倩倩, 等. 多目标同时取送货车辆路径问题的改进蚁群算法 [J]. 控制理论与应用, 2018, 35 (9): 1347-1356.
CHEN Xi-qiong, HU Da-wei, YANG Qian-qian, et al. An Improved Ant Colony Algorithm for Multi-objective Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery [J]. Control Theory and Applications, 2018, 35 (9): 1347-1356.
- [4] 李丹莲, 曹倩, 徐菲. 基于改进遗传算法的连锁便利店配送路径优化 [J]. 计算机工程与科学, 2020, 42 (11): 2096-2102.
LI Dan-lian, CAO Qian, XU Fei. Delivery Route Optimization of Chain Convenience Stores Based on Improved Genetic Algorithm [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42 (11): 2096-2102.
- [5] 蒋美芝, 吕靖. 基于 Pareto 蚁群算法的船舶风险规避路径优化 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19 (1): 192-199.
JIANG Mei-zhi, LÜ Jing. Ship Risk Aversion Path Optimization Based on Pareto Ant Colony Algorithm [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19 (1): 192-199.
- [6] 麻存瑞, 柏赞, 赵欣苗, 等. 快递配送车辆路径优化研究 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17 (4): 182-187.
MA Cun-rui, BAI Yun, ZHAO Xin-miao, et al. Vehicle Routing Optimization on Express Distribution [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17 (4): 182-187.
- [7] DANTZIG G B, RAMSER J H. The Truck Dispatching Problem [J]. Management Science, 1959, 6 (1): 80-91.
- [8] CLARKE G, WRIGHT J W. Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points [J]. Operations Research, 1964, 12 (4): 568-581.
- [9] YASSEN E T, AYOB M, NAZRI M Z A, et al. Harmony Search Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Windows [J]. Journal of Applied Sciences, 2013, 13 (4): 633-638.
- [10] FIGLIOZZI M A. An Iterative Route Construction and Improvement Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2010, 18 (5): 668-679.
- [11] 姜彦宁, 徐奇, 任晗, 等. 资源共享模式下的整车物流路径优化 [J]. 公路交通科技, 2017, 34 (6): 114-121.
JIANG Yan-ning, XU Qi, REN Han, et al. Automobile Logistics Routing Problem Optimization under Resource

- Sharing Mode [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2017, 34 (6): 114-121.
- [12] 覃运梅, 毛海军, 黑秀玲. 基于自动快递机的快递配送车辆路径优化研究 [J]. 公路交通科技, 2015, 32 (10): 134-140.
- QIN Yun-mei, MAO Hai-jun, HEI Xiu-ling. Optimizing of Vehicle Routing for Express Delivery Based on Automatic Parcel Machine [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2015, 32 (10): 134-140.
- [13] 李晓娟, 刘晶鑫, 霍月英, 等. 基于电力损耗预测的共享纯电动汽车路径优化方法 [J]. 公路交通科技, 2021, 38 (4): 103-111.
- LI Xiao-juan, LIU Jing-xin, HUO Yue-ying, et al. A Route Optimization Method for Shared Pure Electric Vehicle Based on Power Loss Prediction [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2021, 38 (4): 103-111.
- [14] 唐燕, 许睿, 黄锴迪, 等. 基于温区细化的多温共配车辆路径优化 [J]. 公路交通科技, 2021, 38 (3): 136-143.
- TANG Yan, XU Rui, HUANG Kai-di, et al. Optimization of Multi-temperature Co-distribution Vehicle Route Based on Temperature Zone Refining [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2021, 38 (3): 136-143.
- [15] 陈汨梨, 赵孝进, 邓夕贵, 等. 不确定条件下的多式联运路径优化 [J]. 公路交通科技, 2021, 38 (1): 143-150, 158.
- CHEN Mi-li, ZHAO Xiao-jin, DENG Xi-gui, et al. Multimodal Transport Path Optimization under Uncertain Conditions [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2021, 38 (1): 143-150, 158.
- [16] 张得志, 乔馨, 肖博文, 等. 基于低碳与随机需求的多目标车辆路径优化 [J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18 (8): 2165-2174.
- ZHANG De-zhi, QIAO Xin, XIAO Bo-wen, et al. Multi-objective Vehicle Routing Optimization Based on Low Carbon Perspective and Random Demand [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18 (8): 2165-2174.
- [17] 王勇, 张杰, 刘永, 等. 基于资源共享和温度控制的生鲜商品多中心车辆路径优化问题 [J]. 中国管理科学, 2022, 30 (11): 272-285.
- WANG Yong, ZHANG Jie, LIU Yong, et al. Optimization of Fresh Goods Multi-center Vehicle Routing Problem Based on Resource Sharing and Temperature Control [J]. Chinese Journal of Management Science, 2022, 30 (11): 272-285.
- [18] 李军涛, 刘明月, 刘朋飞. 生鲜农产品多车型冷链物流车辆路径优化 [J]. 中国农业大学学报, 2021, 26 (7): 115-123.
- LI Jun-tao, LIU Ming-yue, LIU Peng-fei. Route Optimization of Multi-vehicle Cold Chain Logistics for Fresh Agricultural Products [J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26 (7): 115-123.
- [19] 鲁建厦, 翟文倩, 李嘉丰, 等. 基于改进混合蛙跳算法的多约束车辆路径优化 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2021, 55 (2): 259-270.
- LU Jian-xia, ZHAI Wen-qian, LI Jia-feng, et al. Multi-constrained Vehicle Routing Optimization Based on Improved Hybrid Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science Edition), 2021, 55 (2): 259-270.
- [20] 宋英华, 尹思杨, 杜丽敬. 基于加权遗传算法的双目标应急物资配送车辆路径优化决策模型 [J]. 安全与环境工程, 2020, 27 (3): 82-89.
- SONG Ying-hua, YIN Si-yang, DU Li-jing. Bi-objective Emergency Materials Distribution Vehicle Routing Optimization Decision Model Based on Weighted Genetic Algorithm [J]. Safety and Environmental Engineering, 2020, 27 (3): 82-89.