

基于蚁群-免疫算法的组团弹性物流配送优化

牛锴文¹, 初良勇¹, 许小卫²

(1. 集美大学航海学院, 福建 厦门 361021; 2. 大连海事大学交通运输工程学院, 辽宁 大连 116026)

[摘要] 为有效降低烟草配送成本, 从配送与补货角度, 提出组团式新型物流配送模式。结合位置、需求与补货周期等信息, 将需求点按小组划分, 建立了组团弹性配送优化模型。以配送路径最短为目标, 设计了组团弹性模式下的蚁群-免疫算法, 实现了对配送路径的优化和仿真。通过实验例证和对比分析, 验证了模型可行性与算法的有效性。

[关键词] 烟草物流; 配送线路优化; 蚁群-免疫算法; 组团式弹性配送

[中图分类号] U 491

Dynamic Optimization of Distribution Route of Tobacco Group Logistics Based on Ant Colony Immune Algorithm in Elastic Mode

NIU Kaiwen¹, CHU Liangyong¹, XU Xiaowei²

(1. Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Transportation Engineering College, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: In order to effectively reduce the cost of tobacco distribution, this article innovates, from the perspective of distribution and replenishment, a new group-based logistics distribution model. With information such as location, demand and replenishment cycle combined, the demand points are divided into groups, and a group flexible distribution optimization model is established. With the aim for the shortest delivery path, an ant colony-immune algorithm under the group elastic mode is designed to realize the optimization and simulation of the delivery path. Finally, the feasibility of the model and the effectiveness of the algorithm are verified through experimental examples and comparative analysis.

Keywords: tobacco logistics; distribution line optimization; ant colony immune algorithm; group-type flexible distribution

0 引言

烟草物流是烟草行业的核心业务。据估计, 烟草行业的物流成本占行业总成本的 22%, 其中运输成本约占物流成本的 50%。为有效降低物流成本, 特别是运输成本, 研究学者们主要从两方面入手: 配送中心选址优化和物流线路优化。在物流配送线路优化方面, 最具代表性的方法就是由 Bulln-

[收稿日期] 2020-10-27

[基金项目] 福建省自然科学基金项目 (2021J01820); 福建省教育厅项目 (JAT190294; JAT190292); 集美大学国家基金培育计划项目 (ZP202001); 集美大学交通运输工程学科高层次课题研究培育基金项目 (2020)

[作者简介] 牛锴文 (1996—), 男, 硕士生, 从事交通运输规划与管理方向研究。通信作者: 初良勇 (1973—), 男, 教授, 博士, 从事交通运输系统规划与设计、现代物流与供应链管理、航运物流智能化方向研究。E-mail: chuliangyong@163.com

heimer 等^[1]提出的蚁群算法, 陆海良等^[2]提出的遗传算法, 以及杨春周等^[3]提出的粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[3]。相比于最短路法, 蚁群算法为近似算法, 用以解决至今没有找到精确有效的算法的问题, 但存在前期信息匮乏, 易陷入局部搜索和收敛速度慢等困境。针对此类缺陷, 王坤^[4]提出了改进的蚁群算法, 在参数选择、信息素更新方面都有了较好的发展; 张超^[5]提出了一种自适应的粒子群算法, 提高了在求解单峰问题时算法的性能; Huang^[6]建立了 HGVRP 模型并设计了一种基于负荷的车辆模型分配方法; Tan 等^[7]结合遗传算法与搜索算法的优点, 通过构建知识库, 实现人工智能辅助求解车辆路线规划问题。为了加强对配送时间的把控, 孙国华^[8]提出以带时间窗的开放式满载车辆路径为出发点, 通过遗传算法对各区域划分, 从而优化了算法, 提高了运输效率, 降低了运输成本; 李阳等^[9]针对客户点不断更新的动态需求车辆路径问题, 设计多阶段求解的混合变邻域人工蜂群算法, 确保路径实时更新和车辆信息匹配; 叶小龙等^[10]提出了层次化网络优化方法与体系, 实现了二级物流配送的路径优化; 李常敏等^[11]结合顾客时间满意度函数, 建立了基于顾客时间满意度的车辆配送模型, 并利用模拟退火算法完成求解; 文展等^[12]设计了改进的粒子群算法用于求解带时间窗的车辆运输问题; Trachanatzt 等^[13]引入基于坐标的萤火虫算法, 通过不断的编码与解码, 减少配送距离, 完成对配送线路的优化; 林文如等^[14]用改进的神经网络解决了非满载情况下物流配送成本优化问题等。综上所述, 国内外学者的研究多集中于对配送线路的优化, 而在配送模式创新方面的研究则较少。

传统配送模式多采用配送中心到零售商的直达配送。在零售商提交订单后, 配送中心根据订单详情, 指派车辆完成相应的配送。考虑到不同地区不同零售商对烟草需求的急迫程度不同, 若仅参考订单量, 而不根据实际位置分布与需求特性进行规划, 可能会造成补货速度慢、发车频率高、配送距离较远及车辆装载率较低等情况。本文从配送模式创新角度出发, 针对烟草物流需求量大、配送时效性要求较高等特点, 提出一种新型配送模式——组团式弹性配送, 通过整合位置信息与需求量, 将待配送点合理分组, 完成统一配送, 从而达到降低配送成本的目的。目前国内外先进的企业在配送过程中已经有在使用, 但此类学术研究还相对较少, 因此本文将从组团式物流配送模式入手, 研究其线路优化模型及算法。

1 组团式弹性配送的提出

本文提出的组团弹性配送新模式如图 1 所示。其中“组团”是通过分组标号的方式对同一地区相邻区域的零售商进行整合, 将集中模式之下的单独配送转换为组内多零售商的统一配送。而“弹性”的概念则是指从库存的角度考察, 当组内任一零售商库存不足时, 配送中心将会获取组内其余零售商的需求量并同时给予补货, 有效增加各物流节点的库存和应急能力。与共同配送不同, 组团式配送注重的是将同一类货物依次配送至不同零售商。

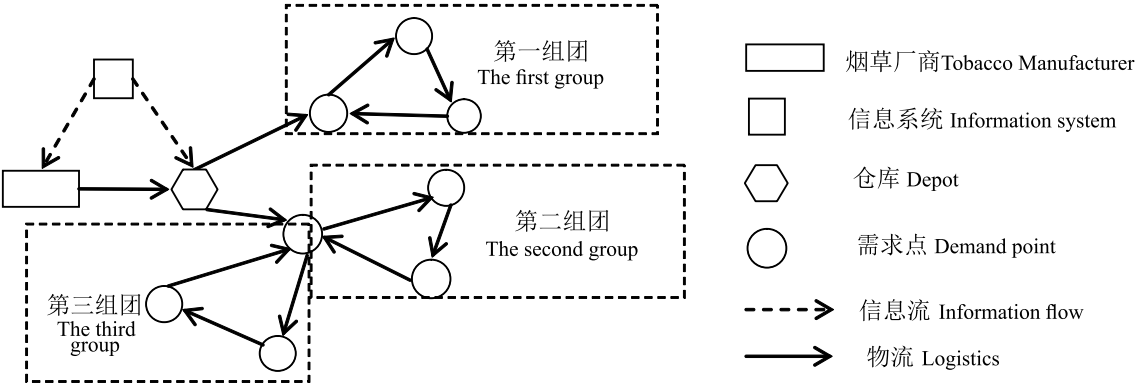


图 1 组团式弹性配送模式
Fig. 1 Group flexible distribution model

2 优化模型的构建

针对当前配送模式单一的问题,本文以配送车辆数尽可能少、配送车辆总里程尽可能短,满载率尽可能高等为目标,在弹性配送模式下,基于蚁群-免疫算法,对组内的物流配送路径进行优化。

2.1 模型构建因素分析

通过调研分析烟草物流配送的各个环节,对收集到的已知条件进行汇总与模型构建,完成配送路径动态优化模型的约束分析。具体如下:

- 1) 零售客户集合信息约束 零售客户在模型中为各个零售商的信息,根据地理位置、地理性质和路网性质形成零售客户“点集”信息。另外还包括每个零售商对卷烟的需求量。
- 2) 线路信息约束 制定配送线路需要结合需求点位置与需求量,保证配送路径通畅稳定,原则上选取地理位置相对集中的零售客户由同一辆送货车进行送货,以提高配送的时效性及效率。
- 3) 车辆信息约束 车辆约束为本模型的核心约束,主要包括在物流中心的配送车辆的数量、每辆车最大装载能力、每辆车日配送货物最长时间、车公里油耗、车辆的固定成本以及时间成本。
- 4) 配送中心约束 配送中心信息包括配送中心的地理位置、配送中心到各零售客户点的距离、零售客户之间的距离,并且各零售商之间与配送中心配备较完善的信息系统,用以确保信息的时效性。
- 5) 特殊信息约束 为了保证车辆装载率,异形烟草在配送过程中采用特殊的车辆进行配送,即系统通过调查历史需求得出各个零售店对于异形烟草的需求量,拟定合适的线路进行组团式配送。

2.2 模型建立及参数

要求配送总里程 Z (即各条配送路径的长度之和) 最短的目标函数为

$$\min Z = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)}r_k} + d_{r_n r_{k0}} \times \text{sign}(n_k) \right]。$$

(1)

其中: K 表示配送中心拥有的车辆数; $d_{r_{k(i-1)}r_k}$ 为车辆 k 从组内第 $i-1$ 个客户配送至第 i 个客户间的距离; $d_{r_n r_{k0}}$ 为新增车辆从配送中心到客户点间的距离; n_k 表示第 k 辆车服务的客户数量。

模式约束条件:

- 1) 客户的货物需求量为其最大储存量 q_i 与库存量 p_i 之差。需保证每条路径上各客户对货物需求量之和不超过配送车辆的最大载重量 Q_k , 即 $\sum_{i=1}^n (q_i - p_i) \leq Q_k。$
- 2) 在配送过程中, $i+1$ 点的货物需求量不超过车辆在 i 点的装载量, 即 $q_{j+1} - p_{j+1} \leq Q_k - \sum_{i=1}^j (q_i - p_i)。$
- 3) 每条配送路径的长度不超过配送车辆的最大行驶距离 D , 即 $\sum_{k=1}^K \left[\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)}r_{ki}} + d_{r_n r_{k0}} \times \text{sign}(n_k) \right] \leq D。$
- 4) 每条路径上的客户数 n_k 不超过总客户数 L , 即 $0 \leq n_k \leq L。$
- 5) 保证每个客户都得到配送服务, 即 $\sum_{k=1}^K (n_k) = L。$
- 6) 每条路径 R_m 均由客户 R_{m_i} 组成, 即 $R_m = \{R_{m_i} \in \{1, 2, \cdots, L\}, i = 1, 2, \cdots, n_k\}。$
- 7) 分组确定后, 当组内任一客户库存不足仓储量的 30% 时, 触发全组配送, 即 $\forall p_i < 0.3 \times q_i。$ 通过调查及存储论的知识可知, 平均补货周期是 3 d, 即平均每天消耗库存的 1/3。由于订货费与需求速度已知, 为保证总成本最小, 只需要保证储存费用最小即可, 故此处选择 30% 较为合适。
- 8) 限制每个客户仅能有一台配送车辆送货, 即 $R_{m_i} \cup R_{m_j} = 1, R_{m_i} \cap R_{m_j} = 0。$
- 9) 所有由配送中心出发的车辆完成配送后均返回到配送中心。
- 10) 当第 k 辆车服务的客户数 ≥ 1 时, 说明该台车参加了配送, 则取 $\text{sign}(n_k) = 1$; 当第 k 辆车服务的客户数 < 1 时, 表示未使用该台车辆, 则取 $\text{sign}(n_k) = 0。$

3 求解算法设计

3.1 蚁群-免疫算法原理及流程

由于烟草订单量大、目标多样化，零售商分布散乱、需求不一，以及优化复杂性较高，本文采用了蚁群算法与免疫算法相结合的混合算法。

蚁群-免疫算法的基本思路是将免疫操作引入到蚁群系统中，利用免疫算法搜索速度快，全局收敛性强等特点，改善蚁群算法前期因信息素匮乏造成的搜索速度慢、易陷入局部最优等情况。在求解过程中，每只蚂蚁都代表优化问题中的一个解。通过整合与目标问题相关的先验知识并将其当做疫苗作用在部分蚂蚁上，可得到求解能力较强的“精英蚂蚁”。由于精英蚂蚁的存在，不满足先验知识的线路将不再被选择，随着迭代次数的增加，可选择的点逐渐减少，收敛速度将得到提升。

蚁群-免疫算法的基本流程如图 2 所示，其中最大迭代次数仅作用于蚁群算法。在分组之后，受车辆最大装载量的限制，各个组内客户不会很多，所以最大迭代次数不需要设置很大。随后进入免疫操作，每完成一次搜索，算法会计算抗体浓度与抗体间的亲和力并更新当前可行解与禁忌表，在不断免疫选择与变异的过程中，低质量的解逐渐被淘汰，高质量的解得以保留，直到子代中抗体间的亲密度小于等于父代时停止循环，此时输出的路径即为全局最优路径。

3.2 算法的实现

由于蚁群系统中精英蚂蚁对搜索方向起决定性作用，而参与全局最优竞争的只有每一代中的最优解，故完成单次循环之后，只需对最优的蚂蚁实施信息素更新，公式为：

$$p(A_{ab}(k)) = \alpha f(A_{ab}(k)) + (1 - \alpha) d(A_{ab}(k))。$$

(2)

其中： $p(A_{ab}(k))$ 代表了高质量抗体间的相似程度，取值范围在 0~1 之间，且值越大相似程度越高解也越接近； $f(A_{ab}(k))$ 为蚂蚁 a 、 b 的适应度； $d(A_{ab}(k))$ 为蚂蚁 a 、 b 散发的信息素浓度； α 为信息启发因子。

由于环境信息素具有最大、最小值范围，信息素每次进行更新后需检查，若超过范围则需要调整。信息素最大、最小值计算公式为：

$$\tau_{\max} = 1/(1 - \rho), \tau_{\min} = \tau_{\max} (1 - \sqrt[n]{p_{\text{best}}}) / ((\text{avg} - 1) \sqrt[n]{p_{\text{best}}})。$$

(3)

抗体亲和力计算方式与信息素更新公式为：

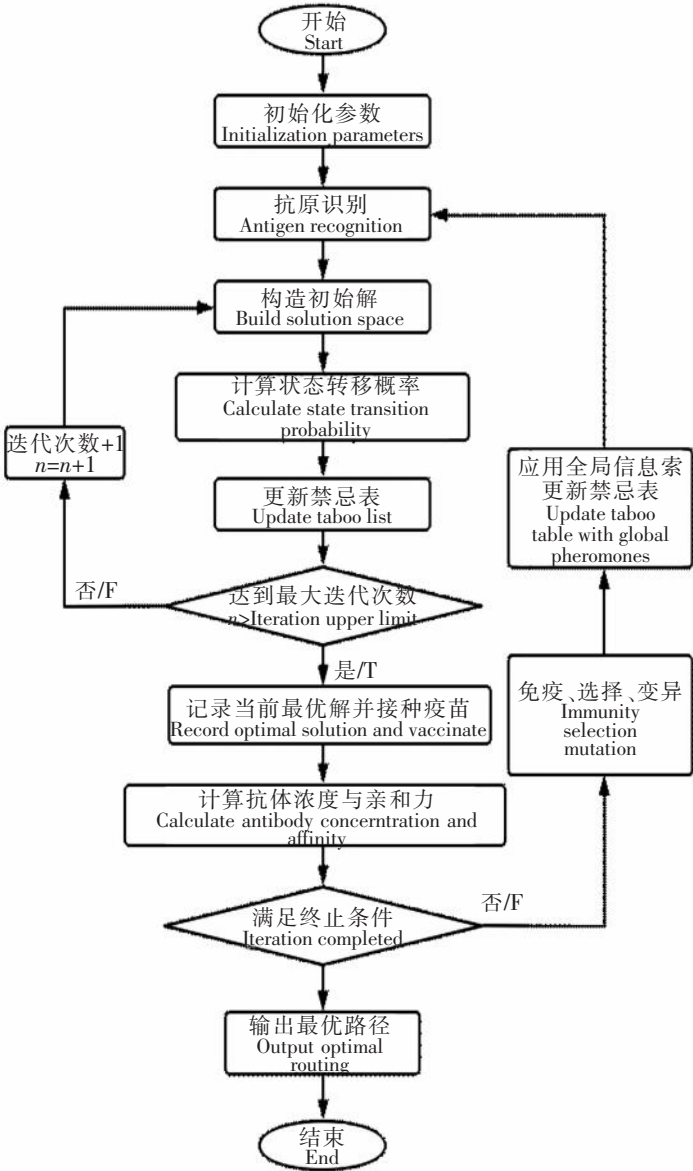


图 2 弹性模式下蚁群-免疫算法流程图

Fig.2 The flow chart of ant colony-immune algorithm in elastic mode

$$p_{ij}^k(t) = (\tau_{ij}(t))^{\alpha}(\eta_{ij}(t))^{\beta} / \sum ((\tau_{is}(t))^{\alpha}(\eta_{is}(t))^{\beta}), j \in \text{allowed}_k, \tag{4}$$

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}, \Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = 1/f(s^{\text{best}}). \tag{5}$$

其中: η_{ij} 为边 (i,j) 上的能见度; allowed_k 为下一步允许到达的节点集合; τ 为信息素; $\tau_{ij}(t)$ 表示第 t 周期内, 点 i 与点 j 间的信息素总量, 其象征最优解方案的发展方向; $\tau_{is}(t)$ 表示第 t 周期内的全局信息素总量; $\eta_{is}(t)$ 表示第 t 周期内的全局能见度; $p_{ij}^k(t)$ 表示第 t 周期内边 (i,j) 上抗体亲和力; ρ 为信息素残留系数; $\Delta\tau_{ij}^{\text{best}}$ 表示该次循环里最优的蚂蚁在 i, j 路径上信息量的增加量; $f(s^{\text{best}})$ 为蚂蚁所走最优路径长度; $\text{avg} = L/2$, L 为配送客户数量; $P_{\text{best}} = 0.05$, 表示蚂蚁搜索一次即寻到最优解的概率。环境信息素在运算开始时设置为 τ_{max} 。

由于在实际运输过程中, 运输总成本由运输方式和运输时间共同决定, 故在选择一条运输成本和时间综合考虑的路径时, 其状态转移策略也不同。通过循环迭代可得全局最优蚂蚁的路径长度。

4 算例分析

4.1 数据采集

本文选择某烟草公司 17 173 条订单数据作为实验数据, 并将其分为 A、B、C、D、E、F、G、H 共八组。同时为了方便计算, 在收集卷烟订单量时, 卷烟单位统一为 m^3 。限于篇幅, 本文摘取部分数值如表 1 所示。

表 1 某烟草公司订单数据表
Tab.1 Order data of a tobacco company

需求点编号 Demand site number	1	2	3	4	...	469	1738	...
卷烟订购量 Cigarette order/ m^3	8.0	7.0	15.0	7.2	...	15.4	4.0	...

4.2 运算结果

本文基于 matlab 实现蚁群-免疫算法, 为物流配送路线优化提供服务。为了检验算法的有效性, 此处选用代表性较高的 A1 组作为实验案例。图 3 所示为组团弹性模式下运用蚁群-免疫算法得到的最优配送路径, 通过导入各零售商的位置信息及卷烟订购量可知, 面对 A1 组内 11 个零售商, 配送中心只需两辆车即可完成补货任务。与传统配送模式相比, 大大降低了完成配送所需的车辆数与配送成本。

图 4 分别呈现了传统配送、蚁群算法、蚁群-免疫混合算法在 50 次迭代过程中的路程值。由图 4 可知, 与传统配送模式相比, 蚁群算法与蚁群-免疫混合算法都能有效地降低配送距离, 且混合算法得到的结果更优。这是由于算例在求解过程中可能会存在可行解不唯一的情况, 仅通过蚁群算法进行求解容易陷入局部最优解; 而混合算法具有很好的全局搜索能力, 通过引入路径浓度抑制机制与免疫机制, 在不断迭代的过程中, 亲和度不足的路线将被加入禁忌表, 从而在求解后期可以有效避免陷入局部最优并提高求解效率。

图 5 与图 6 从库存量与补货及时性角度出发, 对两种配送模式进行了仿真。通过对比不难发现, 在图 5 所示的传统配送模式之下, 各零售店以个体为单位, 由于对烟草的需求量与补货周期不同, 剩余库存呈无规律波动, 若依据传统模式进行配送, 易导致车辆装载率较低和发车频繁等现象的发生。同时车辆可能因为天气、交通拥堵等突发状况的影响而无法准时完成配送任务, 从而导致零售商某时刻的库存小于等于零, 带来不必要的缺货成本。而在弹性配送模式下, 配送车辆服务于各个组团(如图 6 所示), 各组团补货周期稳定在 3 d 左右, 各组仅需 1 辆车即可完成配送工作, 在优化配送路径的过程中不仅保证了配送的稳定性与及时性, 同时增加了配送过程的灵活性, 提高了车辆装载率, 避免了不必要的装载空间浪费。

综上所述, 与传统配送模式相比, 组团配送模式在减少配送距离、提高配送及时性、降低配送成本等方面都取得了新的突破。其余各组的配送优化情况如表 2 所示。

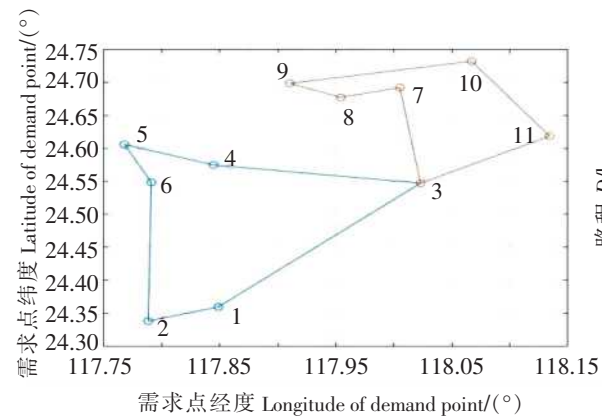


图 3 组团模式下蚁群-免疫算法配送图

Fig.3 Ant colony-immune algorithm delivery in group mode

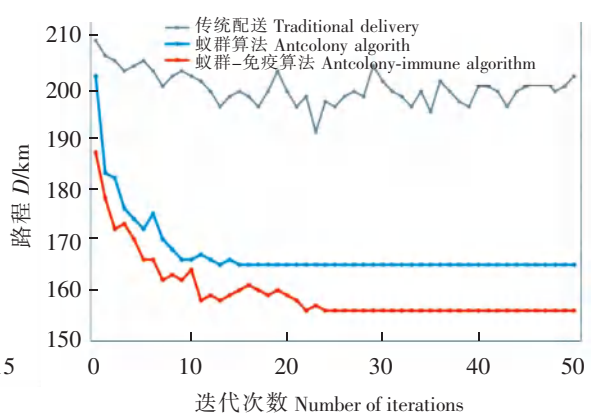


图 4 传统配送、蚁群算法及蚁群-免疫算法路程值比较

Fig.4 Comparison of distance values among traditional delivery, ant colony algorithm and ant colony-immune algorithm

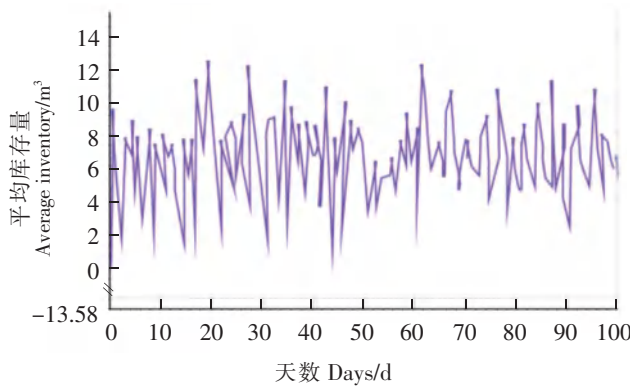


图 5 传统模式下各个区域平均库存剩余情况

Fig.5 Average inventory surplus in each area under traditional mode

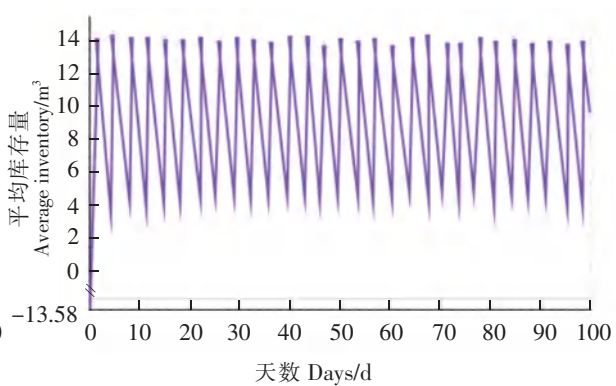


图 6 组团弹性模式下各区域平均库存剩余情况

Fig.6 Average inventory surplus in each region under the group elastic mode

表 2 模型结果对比

Tab.2 Comparison of model results

组别 Group	优化后里程数/km Optimized mileage	原里程数/km Original mileage	优化前车辆数/辆 Number of vehicles before optimizations	优化后车辆总和/辆 Vehicle sum after optimization
A2	157.01	201.46	8	24
A3	162.33	200.79	4	
A4	186.25	212.10	7	
A5	165.87	207.15	5	
A6	159.26	198.13	5	
B2	445.24	505.24	4	12
B3	462.14	547.57	5	
B4	533.54	602.34	5	
⋮	⋮	⋮	⋮	
H6	380.36	420.50	4	

通过结果比较分析可知，优化后各条线路配送平均里程与车辆使用数都得到了有效的减少，完成一次配送的总路程可优化缩短 28.51%。此外，运用本文得出的优化方案，各条配送线路的工作量也较优化之前更均衡，提高了服务水平。

5 结论

为有效提高烟草物流的配送效率,本文以配送成本最小化为目标,从配送的合理性、及时性等方面对多个零售商的烟草需求和车辆配送问题展开研究。首先,考虑到各零售商对烟草的需求量以及补货周期不同,构建了弹性配送优化模型,以保证烟草物资分配的合理性与及时性。其次,通过结合烟草物流配送实际情况,设计了蚁群-免疫算法完成路径优化,通过更新抗体浓度与亲和力,不断更新禁忌表,在正反馈机制作用下,使得搜索过程不断收敛,最终求得最优解。最后,通过算例分析对算法进行验证。结果显示蚁群-免疫优化算法在解决路线优化问题时要优于传统配送与蚁群算法,大大节省了配送车辆数与行驶距离;此外,运用本文得出的优化方案,各条配送线路的工作量也较优化之前明显均衡。本研究对于构建现代物流体系具有一定的借鉴意义。

在使用组团弹性配送过程中仍需注意以下几点:1) 分组前,配送中心需根据各个位置信息、车辆最大装载量、车辆最大行驶距离及需求量对零售商们进行合理分组,保证每组仅由一辆车即可完成配送;2) 结合烟草物流特性,本文建立了不允许缺货和补货需要一定时间的存储模式,因此补货周期应结合组内各零售商剩余库存与日均销量进行调整,避免出现缺货情况;3) 对于异形烟草,配送中心可结合零售商的位置信息及需求量,考虑采用特殊车型进行配送。在未来的工作中,将结合实时交通拥堵情况、车辆运行方向及突发订单需求等因素,完成对配送模型的深入优化。

[参考文献]

- [1] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRAUSS C. Applying the Ant System to the vehicle routing problem [M] //VOB S, MARTEUO S, OSMAN I H, et al. Meta-Heuristics. Boston: Springer, 1999: 285-296. DOI:10.1007/978-1-4615-5775-3_20.
- [2] 陆海良,郁钢,单宇翔. 基于改进遗传算法的车辆路径优化算法 [J]. 工业控制计算机, 2015, 28(10): 74-75.
- [3] 杨春周,战希臣,王慧锦. 军事物流配送中心选址模型的构建 [J]. 计算机仿真, 2012, 29(5): 19-23.
- [4] 王坤. 蚁群算法物流配送中心选址优化仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2012(4): 251-254.
- [5] 张超. 混合群智能优化算法研究及应用 [D]. 北京: 北京科技大学, 2018.
- [6] HUANG X B. Research on heterogeneous green vehicle routing model and algorithm [J]. Journal of Innovation and Social Science Research, 2020, (5): 151-157.
- [7] TAN K C, LEE L H, OU K. Artificial intelligence heuristics in solving vehicle routing problems with time window constraints [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2001, 14: 825-837.
- [8] 孙国华. 带时间窗的开放式满载车辆路径问题建模及其求解算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(8): 1801-1807.
- [9] 李阳,范厚明,张晓楠. 动态需求下车辆路径问题的周期性优化模型及求解 [J]. 中国管理科学, 2020(11): 1-12.
- [10] 叶小龙,魏国辰. 烟草企业物流配送网络设计研究 [J]. 中国流通经济, 2012, 26(2): 77-82.
- [11] 李常敏,陶颖,彭显,等. 基于顾客时间满意度的车辆路径问题 [J]. 上海大学学报(自然科学版), 2020, 26(3): 472-480.
- [12] 文展,唐康健,李文藻. 一种改进粒子群优化算法在车辆路径问题的应用研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(5): 891-897.
- [13] TRACHANATZI D, RIGAKIS M, MARINAKI M, et al. An interactive preference-guided firefly algorithm for personalized tourist itineraries [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 159: 113563.
- [14] 林文如,陈腾林,林国福. 基于改进神经网络的非满载车辆路线优化模型 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(16): 239-242.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 周云龙)