

doi: 10.7690/bgzdh.2019.11.004

改进蚁群算法优化通用器材配送路径

王文双¹, 王锐², 顾钧元¹, 李志强³

(1. 海军航空大学, 山东 烟台 264001; 2. 陆军研究院工程设计研究所, 北京 100042;

3. 中国人民解放军 91388 部队, 广东 湛江 524022)

摘要: 为实现武器装备器材在运输供应路线的精确化保障, 对基于蚁群算法的通用器材配送路径供应模式进行改进。针对传统蚁群算法在初始目标选择、信息素更新等方面存在的局限性, 依据蚁群算法的原理与机制设定, 建立配送路径数学模型, 从 3 个方面进行算法改进, 优化了器材从供应中心到各个仓库的配送路径, 并对案例进行仿真测试和分析。实验结果表明, 该路径能确保通用器材适时、高效地送到各个仓库。

关键词: 通用器材; 供应模式; 蚁群算法; 配送路径; 供应中心; 仓库

中图分类号: TP302 **文献标志码:** A

Delivery Path Optimization for General Equipments by Improved Ant Colony Algorithm

Wang Wenshuang¹, Wang Rui², Gu Junyuan¹, Li Zhiqiang¹

(1. Navy Aviation University, Yantai 264001, China; 2. Institute of Engineering Design, Army Academy, Beijing 100042;

3. No. 91388 Unit of PLA, Zhanjiang 524022, China)

Abstract: In order to ensure the precise supply of weapon equipment in transportation route choosing, the general equipment supply mode based on ant colony algorithm is improved. Aiming at the limitation of traditional ant colony algorithm in choosing initial targets and updating information data, the algorithm is improved from 3 aspects. Based on the principle and mechanism of ant colony algorithm, the mathematical model of distribution path is established, and the algorithm is improved to optimize the equipment supply from the supply center to each warehouse, and then simulation analysis is performed. The results show that the modified path can deliver the equipment to each warehouse in a timely and efficient manner.

Keywords: general equipment; supply mode; ant colony algorithm; deliver path; supply center; warehouse

0 引言

随着新技术、新材料、新工艺的推广应用, 武器装备的可靠性水平大幅提升, 故障失效频率大大降低、有效使用时间大大延长; 因此, 器材配送不再像以前直接成车队地向各个仓库拉运, 而应该结合供应中心与各个仓库之间的距离以及各个仓库的需求量对运输供应路线进行科学规划, 实现精确化保障^[1-2]。

配送车辆的路径问题 (vehicle routing problem, VRP) 一直以来都是物流配送领域的研究热点^[3-6]。鉴于传统蚁群算法容易出现搜索时间过长、算法停滞等问题, 专家学者从不同角度对蚁群算法进行改进^[7-14]。孙晓莹等^[7]应用蚁群算法对煤矿运输车辆的调度问题进行了优化研究, 并从选择策略、信息素 2 个角度进行算法改进。苏海锋等^[8]引入变步长机制、双蚁群机制、拐角处理机制对输电线路进行

了自动规划。欧阳志宏等^[9]通过引入目标威胁因素和增加信息素的方式, 对无人机的突防航路进行规划。

通用器材配送路径优化主要体现在减少配送时间、节约配送里程、降低配送成本, 使器材从供应中心准确、快速、高效地运抵各个仓库。器材供应模式已从以往的“长周期、大批量”转变为“短周期、小批量”。笔者在文献[4-5]的基础上, 从转移概率、信息素更新方式、局部搜索策略 3 个角度对蚁群算法改进, 研究通用器材资源配送过程中的路径优化问题, 实现适时、适量、低成本、高效地从供应中心运送到各个仓库。

1 问题描述

通用器材配送车辆的路径优化问题指: 通过调用多台车辆从器材资源供应中心出发, 对各仓库规划适当的行车路线, 有序地访问所有仓库且只访问

收稿日期: 2019-06-24; 修回日期: 2019-07-09

基金项目: 国家自然科学基金(51605487)

作者简介: 王文双(1977—), 男, 山东人, 硕士, 助理研究员, 从事武器装备系统工程研究。E-mail: 2249949260@qq.com。

一次,力争在满足所有约束条件下实现既定的目标。一般情况下,在路径优化过程中需要考虑配送器材的包装、体积、送达时间与地点、安全性等,车辆的载质量、数量、行驶距离等,仓库的需求量、优先级等优化目标(包括距离最短、成本最小、效益最高、时间最短等)以及车场、道路网络、约束条件。现作出模型假设如下:

- 1) 供应中心有 m 辆车,每辆车最大负载为 b_k ,对周边的多个仓库进行器材资源配送;
- 2) 已知供应中心与各仓库之间的距离、各仓库之间的距离和各仓库的器材资源需求量;
- 3) 在配送过程中,每辆车的运载量不超过最大负载,每辆车配送到仓库的总需求量不超过该车装载的运载量;
- 4) 每个仓库只能由一辆车配送,一辆车配送多个仓库,当车上器材资源配送完或不满足下一个仓库需求时,车辆返回供应中心。

为提高完成任务条件下的配送效率,对车辆的器材配送路径进行优化,确定最短的行进路线。现构建数学模型: m 辆车从供应中心 0 出发对 n 个仓库进行器材配送。假设第 i 个仓库的需求量为 d_i ,车辆从仓库 i 到仓库 j 的运输成本为 c_{ij} ,车辆 k 的行车路线为 x_{ij}^k ($x_{ij}^k=1$ 表示车辆 k 配送到仓库 i 后继续前往仓库 j ; $x_{ij}^k=0$ 表示车辆 k 配送到仓库 i 后返回供应中心)。整个配送过程的最小运输成本为:

$$J = \min \sum_{k=1}^m \sum_{\substack{i,j=0, \\ i \neq j}}^n c_{ij} x_{ij}^k. \quad (1)$$

模型的约束条件表示为:

$$\sum_{j=1}^n x_{0j}^k = \sum_{j=1}^n x_{j0}^k = 1, \quad k \in (1, 2, \dots, m); \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n x_{ij}^k = 1, \quad i \in (1, 2, \dots, n); \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^m \sum_{\substack{i=0 \\ i \neq j}}^n x_{ij}^k = 1, \quad j \in (1, 2, \dots, n); \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n d_i \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n x_{ij}^k \leq b_k, \quad k \in (1, 2, \dots, m). \quad (5)$$

约束条件(2)表示所有车辆从供应中心出发,完成配送任务之后返回供应中心,每一辆车的配送路径构成一个哈密尔顿巡回;约束条件(3)、(4)表示车辆对所有仓库进行配送且只配送一次;约束条件(5)

表示车辆在给仓库配送时,其负载量不能低于仓库的需求量。

2 基于改进蚁群算法的路径优化方法

2.1 基本蚁群算法

Dorigo 等提出的蚁群算法是基于如下的原理与机制设定:

- 1) 借助于信息素,蚂蚁实现与其他蚂蚁和周边环境之间的通信。蚁群中的单一蚂蚁根据周边环境的信息素对路线作出调整,并释放影响环境和其他蚂蚁的信息素。

- 2) 蚁群具备高度组织化结构,单一蚂蚁具备独立能力,可以根据信息素做出随机行为。

- 3) 蚁群经过路径时留存的信息素浓度将影响种群中其他蚂蚁的路径选择,每条路径的吸引度与该蚂蚁与路径点之间的距离有关。

在旅行商问题中,假设蚁群总数为 m , l_{ij} 表示城市 i 和城市 j 之间的距离, t 时刻路径 (i, j) 上的信息素浓度为 $\tau_{ij}(t)$ 。起始时刻,各城市之间路径信息素相同, $\tau_{ij}(0) = \tau_0$ 。假设蚂蚁 k 在 t 时刻从城市 i 转向城市 j 的概率为 $p_{ij}^k(t)$, 则

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allow}_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in \text{allow}_k \\ 0, & j \notin \text{allow}_k \end{cases}. \quad (6)$$

式中: η_{ij} 为蚂蚁从城市 i 转向城市 j 的吸引度; α 为信息素影响因子; β 为吸引度影响因子; allow_k 为蚂蚁可选择城市的集合。

在起始时刻,蚂蚁有 $\text{allow}_k = n-1$ 个城市可选择,随着时间的推移,可选择的城市逐渐减少,直至为 0。

假设 $\rho(0 < \rho < 1)$ 表示信息素挥发因子,信息素浓度表示为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}. \quad (7)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}$ 表示城市 i 和城市 j 之间路径上增加的信息素:

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k. \quad (8)$$

式中 $\Delta\tau_{ij}^k$ 为蚂蚁 k 在城市 i 和城市 j 之间路径上释放的信息素。

如果蚂蚁 k 从城市 i 到城市 j , $\Delta\tau_{ij}^k$ 设定为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = Q / L_k \quad (9)$$

式中: Q 为常数, 表示算法运行一次蚂蚁释放的信息素总量; L_k 为蚂蚁 k 经过各个城市的总距离。

2.2 蚁群算法改进

蚁群算法存在初始城市选择、信息素更新的局限性, 现从转移概率、信息素更新方式、局部搜索策略 3 个方面进行模型改进。

1) 转移概率改进。

在选择初始城市时, 借助禁忌搜索算法的长久记忆能力修正转移概率, 引入负信息素

$$\phi_{ij} = \gamma / \lambda_{ij}(t) \quad (10)$$

其中, 在每条路径 (i, j) 中, γ 为常量, $\lambda_{ij}(t)$ 为路径 (i, j) 的选择频率。当 (i, j) 或者 (j, i) 出现在任一解中时, $\lambda_{ij}(t)$ 增加 1。初始时刻, $\lambda_{ij}(0) = 1$ 。

当蚂蚁 k 在城市 i 时, 通过如下规则选择下一城市:

$$j = \begin{cases} \arg \max \{ \tau_{iu}^\alpha(t) \beta_{iu}^\beta(t) \phi_{iu}^\gamma(t) \}, & r \leq r_0 \\ J, & r > r_0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $r \sim U(0, 1)$, $r_0 \in [0, 1]$ 。

$J \in N_i^k(t)$ 根据如下转移概率随机选择城市:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t) \phi_{ij}^\gamma(t)}{\sum_{u \in N_i^k(t)} \tau_{iu}^\alpha(t) \eta_{iu}^\beta(t) \phi_{iu}^\gamma(t)}, & (i, j) \in N_i^k(t) \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $N_i^k(t)$ 为可选城市的集合; 设定 $\eta_{ij} = 1 / l_{ij}$ 。

路径 (i, j) 用于解的次数越多, 负信息素 ϕ_{ij} 越小, 越有利于对路径的搜索。为了充分利用禁忌搜索算法的记忆性和搜索性, 在起始时刻 γ 设置较小值, 随着迭代次数的增加逐渐增大。

2) 信息素更新改进。

针对蚁群算法在信息素更新方面存在的局限

性, 结合局部信息素更新和全局信息素更新的进行信息素更新模式改进: 局部信息素更新使得蚂蚁经过路径 (i, j) 时, 挥发部分此路径的信息素以降低其他蚂蚁选择此路径的概率; 全局信息素更新为迭代过程中的寻优提供正反馈, 便于在往后的迭代中更高效的搜索到最优路径。

① 局部信息素更新。

蚂蚁在经过路径 (i, j) 时, 根据下式对该路径上的信息素进行更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho_1) \tau_{ij}(t) + \rho_1 \tau_0 \quad (13)$$

式中: ρ_1 为局部更新挥发系数, $\rho_1 \in (0, 1)$; τ_0 为信息素初始值, 设定为 $\tau_0 = 1 / (n_G L)$, 其中 n_G 为城市数, L 为生成的路径长度。

② 全局信息素更新。

在完成一次迭代运算之后, 对最优路径上的信息素进行全局更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}; \quad (14)$$

$$\Delta\tau_{ij} = (L_2 - L_1) / L_2 \quad (15)$$

式中: ρ 为全局更新挥发系数, $\rho \in (0, 1)$; $\Delta\tau_{ij}$ 为路径 (i, j) 上增加的信息素; L_1 为迭代 x 次时的最优路径长度; L_2 为迭代 $x-1$ 次时的最优路径长度。

3) 局部搜索策略。

为了增强算法的开拓性, 对所有选择的路径应用 2-opt 算法进行局部搜索, 具体方法见文献[15]。改进蚁群算法的性能已通过 VRP 共用数据库中的案例测试。

3 案例分析

某东部地区通用器材供应中心用 5 辆车对周边片区的 18 个仓库进行配送, 假设配送中心编号为 s, 其他 18 个仓库编号依次为 a~r, 各个仓库的器材需求量如表 1 所示, 供应中心与各仓库以及各仓库之间的距离如表 2 所示。器材运输车辆的最大载质量为 10 t。

表 1 各仓库器材需求量

	t								
编号	a	b	c	d	e	f	g	h	i
需求量	2	1.5	4	3	2.5	3	2.5	1	2
编号	j	k	l	m	n	o	p	q	r
需求量	3.5	2	3	2.5	1.5	2	2.5	1.5	3

表 2 供应中心与各仓库两两之间的距离

km

距离	s	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r
s	0	37	58	63	88	83	129	163	69	193	189	243	253	379	390	377	369	629	683
a	37	0	79	86	96	108	97	132	84	182	176	228	269	365	376	396	388	642	671
b	58	79	0	27	43	29	135	167	113	198	206	222	258	352	363	361	387	646	671
c	63	86	27	0	26	37	142	174	93	219	241	263	261	376	391	321	342	622	691
d	88	96	43	26	0	24	154	178	105	215	236	257	249	369	377	332	366	611	679
e	83	108	29	37	24	0	168	189	129	196	212	239	236	358	369	359	385	639	665
f	129	97	135	142	154	168	0	76	89	221	241	269	328	398	414	394	415	638	725
g	163	132	167	174	178	189	76	0	128	235	256	269	389	426	437	452	463	659	726
h	69	84	113	93	105	129	89	128	0	243	256	298	276	423	438	358	369	587	735
i	193	182	198	219	215	196	221	235	243	0	32	97	317	169	173	425	446	746	586
j	189	176	206	241	236	212	241	256	256	32	0	89	335	174	188	463	487	752	562
k	243	228	222	263	257	239	269	269	298	97	89	0	356	186	197	486	497	768	532
l	253	269	258	261	249	236	328	389	276	317	335	356	0	423	436	267	286	434	728
m	379	365	352	376	369	358	398	426	423	169	174	186	423	0	42	532	543	794	431
n	390	376	363	391	377	369	414	437	438	173	188	197	436	42	0	523	534	786	425
o	377	396	361	321	332	359	394	452	358	425	463	486	267	532	523	0	36	379	826
p	369	388	387	342	366	385	415	463	369	446	487	497	286	543	534	36	0	356	843
q	629	642	646	622	611	639	638	659	587	746	752	768	434	794	786	379	356	0	753
r	683	671	671	691	679	665	725	726	735	586	562	532	728	431	425	826	843	753	0

应用 Matlab 进行蚁群算法编程，在处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-4460 CPU @3.20 GHz、内存 8 G 的计算机上进行仿真。参数设置为： $\rho_1=0.1$ ， $\rho=0.1$ ， $\alpha=1$ ， $\beta=2$ ， $\gamma=1$ ， $r_0 \in [0.80, 0.95]$ ，最

大迭代次数为 80。对改进的蚁群算法运行 6 次，仿真结果如表 3 所示。对案例进行多次仿真求解，第 2 次仿真结果为最短路径，各车辆的行车路线与里程如表 4 所示。

表 3 改进蚁群算法 6 次仿真运行结果

仿真次数	1	2	3	4	5	6	平均
最小配送里程/km	4 623	4 515	4 764	4 665	4 587	4 712	4 644
计算时间/s	3.43	3.31	3.62	3.55	3.87	3.22	3.5
与最小值之差	108	0	249	150	72	197	129

表 4 各车辆行车路线与里程 km

车辆	行车路线	里程
1	s → a → f → g → h → s	407
2	s → b → d → e → l → s	617
3	s → c → o → p → q → s	1 405
4	s → i → j → k → s	557
5	s → m → n → r → s	1 529

4 结论

笔者针对现阶段通用器材需求出现的“周期短、批量小”特征，应用改进的蚁群算法对器材配送的路径进行了优化研究，探寻了精确化保障形势下器材供应的优化方法。传统的蚁群算法在初始目标选择、信息素更新等方面存在一定的局限性，因此，笔者从转移概率、信息素更新方式、局部搜索策略 3 个角度对模型进行改进，以实现器材资源适时、低成本、高效地从供应中心运送到各个仓库。

参考文献：

[1] 董琪, 徐廷学, 赵建忠, 等. 多需求分布下特装器材随舰配置多目标优化研究[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(2): 335-339.

[2] 曾翔, 徐廷学, 安进, 等. 灰色关联分析的备件分类方法[J]. 现代防御技术, 2018, 46(2): 145-152.

[3] 秦潇, 曾斌. 基于时间依赖网络的战时军事物流路径优化研究[J]. 兵工自动化, 2018, 37(10): 41-45.

[4] 张涛, 曹振刚, 吴坤, 等. 一种混合遗传算法在地震救援路径优化问题中的应用[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(1): 266-272.

[5] 开吉, 杨金云, 蒋其岑, 等. 基于蚁群算法的物流配送路径的研究[J]. 物流工程与管理, 2018, 40(2): 74-76.

[6] 喻会, 舒松, 帅晓华. 基于蚁群算法的煤炭物流网络建设研究[J]. 煤炭技术, 2014, 33(2): 175-177.

[7] 孙晓莹, 徐红霞. 基于蚁群算法的煤矿运输车辆调度应用研究[J]. 器材技术, 2012, 31(7): 140-142.

[8] 苏海锋, 杨阔, 梁志瑞. 基于改进蚁群算法的输电线路路径自动选择[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 87-92.

[9] 欧阳志宏, 郭强. 改进蚁群算法的无人机突防航路规划[J]. 现代防御技术, 2018, 46(1): 74-79.

[10] 郭咏梅, 胡大伟, 陈翔. 改进蚁群算法求解带时间窗的应急物流开环车辆路径问题[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2017, 37(6): 105-112.

[11] 王茹, 周磊, 刘俊. 基于改进蚁群算法的元胞自动机疏散模型研究[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(1): 38-43.

[12] 凡彬, 杨俊杰, 叶波. 改进蚁群算法的变电站群机器人路径规划研究[J]. 仪表技术, 2018, 25(3): 9-14.

[13] 梁建刚, 刘晓平, 王刚, 等. 基于改进蚁群算法的自动导引运输车全局路径规划方法研究[J]. 机电工程, 2018, 35(4): 431-436.

[14] GE B, SHENG H. Ant colony optimization based on combined optimization for path planning[C].

International Conference on Logistics Engineering, Management and Computer Science, Paris: Atlantis Press, 2015.

[15] 秦东各, 王长坤. 一种基于 2-opt 算法的混合型蚁群算法[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(1): 98-100.

(上接第 4 页)

分析图 5 可以发现, 系统综合价值更加偏向于网络价值。这是因为案例中体系网络的簇系数为 0.332, 当簇系数较小时, 体系的网络拓扑结构容易因某些关键系统的故障发生重大变化, 此时系统的网络价值对系统综合价值的贡献更大。

总的来说, 系统最终价值是受其个体价值和网络价值综合影响的。传统体系中系统价值分析方法较少分析系统的网络价值, 存在局限性, 而笔者提出的面向武器装备体系的系统价值分析方法, 从武器装备体系出发, 既考虑了系统的个体性价值, 又考虑了网络价值, 分别对系统的个体价值和网络价值进行了定量分析, 得出系统最终价值的定量描述。这种方法具有可行性, 在一定程度上也符合具体的作战情况和背景。

4 结束语

笔者提出的面向武器装备体系的系统价值分析方法, 在一定程度上突破了传统的系统价值分析方法中忽视网络价值的局限性, 进一步贴近实际作战情况。通过案例分析表明了该方法的可行性, 为解决武器装备体系建设过程中系统价值的分析问题提供一种途径。影响体系中系统价值的因素还有很多,

笔者只是讨论了其中一部分, 还有待更深入的研究。

参考文献:

[1] 姜静波, 黄建新, 樊惠军, 等. 适应未来联合作战装备发展要求大力加强武器装备体系研究[C]. 北京: 全军武器装备体系研究第一届学术研讨会, 2006.

[2] 赵华, 陈英武. 基于自然连通度的武器装备体系生存能力评估方法[C]. 江苏: 中国系统工程学会决策科学专业委员会第八届学术年会, 2009.

[3] 赵华. 基于体系结构产品的阻击式防空体系作战能力评估方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2009: 17-28.

[4] 周永生. 战役战术导弹目标价值排序的模糊综合评判法[J]. 战术导弹技术, 2006(4): 36-39.

[5] 刘刚, 马多胜, 张东升. 战场目标价值评判的神经网络方法[J]. 兵工自动化, 2007, 26(11): 11-12, 15.

[6] 李桥兴. 多属性决策中指标权重确定的理论与应用[D]. 南宁: 广西大学, 2004.

[7] 胡良明, 徐诚, 李峰. 基于模糊综合评判的战场目标价值研究[J]. 火力与指挥控制, 2007, 32(2): 55-57.

[8] 王应明. 运用离差最大化方法进行多指标决策与排序[J]. 系统工程与电子技术, 1998(7): 36-38.

[9] 涂文燕, 赫南, 李德毅, 等. 一种基于拓扑势的网络社区发现方法[J]. 软件学报, 2009, 20(8): 2241-2254.

[10] 郭天柱. 复杂网络中心性及其对灾害传播影响的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2008.