

基于改进粒子群算法的物流配送中心选址策略*

胡伟^{1,2}, 徐福缘¹, 台德艺¹, 马庆国³

(1. 上海理工大学管理学院, 上海 200093; 2. 绵阳师范学院数学与计算机科学学院, 四川 绵阳 621000; 3. 浙江大学管理学院, 杭州 310058)

摘要: 针对传统算法在求解物流配送中心选址问题时容易陷入局部最优解和寻优效果不够理想的缺陷, 提出了一种改进的粒子群算法。该算法通过引入领域均值来反映粒子间合作与竞争的隐性知识, 使粒子种群的多样性和算法的全局搜索能力得到改善; 利用边界缓冲墙对超越边界的粒子进行缓冲, 使算法的收敛速度和寻优精度有明显的提高。仿真实验结果表明, 该算法比传统方法具有更好的性能, 特别是当物流需求点的数量很大时, 该算法的优越性更加明显。

关键词: 粒子群算法; 配送中心; 选址模型; 物流; 智能优化

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)12-4489-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.022

Selection of logistics distribution center location based on improved particle swarm optimization

HU Wei^{1,2}, XU Fu-yuan¹, TAI De-yi¹, MA Qing-guo³

(1. School of Business, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China; 2. School of Mathematics & Computer Science, Mianyang Normal University, Mianyang Sichuan 621000, China; 3. School of Business, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: Aiming at the problems of traditional algorithms for solving the logistics distribution center location problem with falling into local optimal solution and the bad optimization effects, this paper presented an improved particle swarm optimization algorithm. By utilizing the field means to reflect the tacit knowledge of cooperation and competition during the process of optimization, it improved the diversity of particle population and the global search capability of algorithm. By using the boundary buffer wall, it buffered the particles beyond the boundary, and significantly improved convergence speed and optimization accuracy. Simulation results show that the improved algorithm has better performance than traditional methods, especially when the number of logistics demand point are very large, the improved algorithm has more obvious superiority.

Key words: particle swarm optimization(PSO); distribution center; location selection; logistics; intelligence optimization

在物流系统的运作中, 配送中心起着中心枢纽的作用, 它的主要任务是按照区域内各个客户的要求及时、准确和经济地配送商品货物。物流配送中心是连接供需双方的桥梁, 其选址策略是物流网络系统分析中的核心内容, 往往决定着物流系统的配送体系和模式。如何选择合理的物流配送中心, 达到最佳的供需平衡, 进而提高整个物流系统的运作效率, 具有重要的理论与现实意义^[1,2]。

物流配送中心选址模型是非凸和非光滑的, 带有复杂约束的非线性模型, 属于 NP-hard 问题。近年来, 有许多学者对此进行了研究, 提出了很多解决方法, 如重心法、层次分析法、禁忌搜索算法、动态规划法和遗传算法等。文献[3~8]分别从定性或定量方面对物流配送中心的选址问题进行了研究, 取得了一定的成效, 但是以上这些方法有一个共同的缺点就是当所求问题的规模较大时, 会出现很大的偏差, 寻优的效果不够理想。粒子群优化算法(PSO)^[9,10]作为一种群体智能算法, 具有易实现、通用性强、收敛速度快等特点, 在解决物流配送中心选

址问题时具有很好的效果。但是在实际的应用当中, 标准粒子群算法容易早熟收敛, 特别是当物流配送点的数目很大时, 用标准粒子群算法来求解物流配送中心的选址问题容易陷入局部最优解, 算法的局部搜索能力非常差。为了解决此问题, 本文对标准粒子群算法进行了改进, 通过引入领域均值, 更加形象地反映了粒子之间合作与竞争的生存机制, 在算法中既考虑了粒子自身的认知思考和群体的全局最优位置, 又兼顾考虑了群体间的隐性知识, 进一步挖掘了算法的寻优本质, 使种群的多样性和算法的搜索能力得到了改善; 同时利用边界缓冲墙对越界的粒子进行缓冲, 根据粒子的越界速度分情况进行处理, 使算法的收敛速度和精度得到提高。

1 基于改进粒子群算法的选址策略

1.1 物流配送中心选址模型

在物流网络系统中, 需求点的需求应该小于或等于配送中心的规模容量, 在满足距离上限的情况下, 需要从已知的需求

收稿日期: 2012-03-26; **修回日期:** 2012-05-12 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(71171135); 上海市(第三期)重点学科资助项目(S30504); 四川省系统科学与企业发展研究中心资助项目(XQ12C09); 绵阳师范学院青年基金资助项目(2012A06)

作者简介: 胡伟(1979-), 男, 湖北黄冈人, 博士研究生, 主要研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、智能优化算法(hw18721348510@126.com); 徐福缘(1948-), 男, 浙江绍兴人, 教授, 博导, 主要研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、超网络等; 台德艺(1974-), 男, 安徽霍邱人, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、智能优化算法; 马庆国(1945-), 男, 湖南衡阳人, 教授, 博导, 主要研究方向为决策科学。

点中找出配送中心并向各需求点配送物品,并且应该将固定费用、管理费用及库存最大容量等因素考虑进去。物流配送中心选址模型可表示为

$$\min T = \sum_{j=1}^M h_j C_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M g_j W_{ij} + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M W_{ij} d_{ij} z_{ij} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_{j=1}^M W_{ij} \leq B_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^M Z_{ij} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

$$Z_{ij} \leq h_j \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^M h_j = p \quad (5)$$

$$d_{ij} \leq l \quad i \in M, j \in N \quad (6)$$

其中: N 为所有需求点的序号集合; M 为被选为配送中心的需求点的集合; C_j 为配送中心的建设费用; $h_j \in \{0, 1\}$, 当其为 1 时表示点 j 被选为配送中心; g_j 表示配送中心物流流转的单位管理费用; W_{ij} 表示需求点 i 的需求量; d_{ij} 表示需求点 i 离它最近的配送中心 j 的距离; $Z_{ij} \in \{0, 1\}$, 表示需求点与配送中心的服务分配关系, 当其为 1 时, 表示需求点 i 的需求量由配送中心 j 供应, 否则 $Z_{ij} = 0$; l 表示需求点与配送中心的距离上限。式(2)表示用户的需求量应小于或等于配送中心的规模容量; 式(3)表示保证每个需求点由离它最近的一个配送中心服务; 式(4)表示没有配送中心的地点不会有客户; 式(5)表示有 p 个需求点被选为配送中心; 式(6)表示配送中心只在限定的范围内对附近的需求点进行供应。

1.2 配送中心的选址编码

用改进的粒子群算法对物流配送中心的选址模型进行优化时, 粒子可表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 其中粒子的长度 N 为物流中心备选点的个数, 一共有 M 个需求点被选为配送中心, P_i 表示第 i 个粒子经过若干次比较后的最优位置。若最后求出的最优粒子 $X = (1, 0, 0, 1, 1, 0, 0)$, 则表示在七个物流备选点中, 第 1、4、5 个备选点被选中, 这三个备选点将作为物流配送中心。对于第 i 代, 根据如下公式进行迭代:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (7)$$

$$x_{id}(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{rand}() < S(v_{id}(t+1)) \\ 0 & \text{rand}() < S(v_{id}(t+1)) \end{cases} \quad (8)$$

其中: ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速因子; r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 的随机数; $p_{id}(t)$ 表示粒子 i 到目前为止所出现的个体最优位置; $p_{gd}(t)$ 表示所有粒子到目前为止所出现的群体最优位置; $S(v)$ 为 sigmoid 函数, 表示为 $\frac{1}{1 + e^{-v}}$; $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 的随机数。

1.3 领域均值和边界缓冲墙

在 PSO 算法中, 速度的更新主要依靠粒子的个体最优值和群体最优值来操作, 求出的速度不能反映粒子的真实状态。为此文献[11]提出了一种改进方法, 在速度更新方程中加入了一个随机粒子来平衡个体最优值和群体最优值所带来的误差; 但是这种改进方法的缺点是: 当随机选择的粒子严重偏离群体而成为异常粒子时, 速度更新方程中加入的内容不仅不能使粒子的速度变优, 而且还破坏了粒子朝正确方向飞行的轨迹。文献[12]对文献[11]中提出的方法进行了改进, 用所有粒子的平均值代替随机粒子, 文献[12]中的方法虽然克服了文献[11]中异常粒子带来的影响, 但是算法收敛速度过快, 容

易陷入局部最优。本文在总结文献[11~14]的基础上, 引入了领域均值和边界缓冲墙的方法来克服以上出现的问题。

定义 1 领域半径 R 。在第 t 次迭代时粒子 i 的个体最优值为 $P_{id}(t)$, 所有粒子的全局最优值为 $P_{gd}(t)$, 那么领域半径 R 为

$$R = \| P_{id}(t) - P_{gd}(t) \| = \sqrt{\sum_{d=1}^D (P_{id}(t) - P_{gd}(t))^2} \quad (9)$$

其中: D 表示空间中每个粒子的维数, 其中 $1 \leq d \leq D$ 。

定义 2 领域均值 $T_{id}(t)$ 。在第 t 次迭代时粒子 i 的领域半径为 R , 设 N_i 为粒子 i 在 R 内的所有邻居粒子的个数, 则包括粒子 i 在内的 $N_i + 1$ 个粒子可表示为 $(P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_{N_i+1})$, 此时粒子 i 的领域均值可表示为

$$T_{id}(t) = \frac{N_i + 1}{N_i + 1} P_i \quad (10)$$

引入领域均值之后的速度更新方程为

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) + c_3 \times r_3 \times (T_{id}(t) - x_{id}(t)) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) + c_3 \times r_3 \times \left(\frac{N_i + 1}{N_i + 1} P_i - x_{id}(t) \right) \quad (11)$$

粒子群算法在寻优的过程中, 粒子的位置和速度有可能会突破其边界值, 针对这种情况, 采用边界缓冲墙的方法对越界粒子进行操作。具体操作如下:

当 $x_{ij}(t) < a_j$ 时, $x_{ij}(t)$ 可表示为

$$x_{ij}(t) = a_j \left((1 - \text{sgn } a_j L) + \text{sgn } a_j L (|v_{ij}(t)| / v_{j \max}) \text{rand} \right) \quad (12)$$

当 $x_{ij}(t) > b_j$ 时, $x_{ij}(t)$ 可表示为

$$x_{ij}(t) = b_j \left((1 + \text{sgn } b_j L) - \text{sgn } b_j L (|v_{ij}(t)| / v_{j \max}) \text{rand} \right) \quad (13)$$

其中: sgn 为符号函数, $L \in [0, 1]$; a_j 和 b_j 分别为粒子在第 j 维的下限与上限。

2 求解的具体步骤

用改进的粒子群算法对物流配送中心选址问题进行优化的具体步骤如下:

- 初始化种群。包括粒子群的规模、随机位置、粒子速度、惯性权重 ω ; 加速因子 c_1 、 c_2 和 c_3 ; 缓冲墙厚度 L 、最大迭代次数; 粒子的位置区间为 $[0, m_j]$, 粒子的速度区间为 $[0, m_j]$ 。
- 计算每个粒子的适应度值, 确定个体最优值和群体最优值, 利用式(9)(10)计算领域均值。
- 利用式(8)(11)更新粒子的位置和速度。
- 根据式(12)和(13)启动边界缓冲墙对冲出边界的粒子进行缓冲, 根据粒子的实际情况对越界粒子分别进行处理。
- 更新粒子的个体最优值、群体最优值和领域均值。
- 判断是否满足寻优结束条件, 若满足则终止寻优, 输出最优结果, 即最佳的物流配送中心; 不满足条件则转到 b)。

3 实验结果与分析

为了验证本文所提算法在解决物流配送中心选址中的可行性和有效性, 在 MATLAB 环境下进行了实验。在实验过程中, 采集了全国 31 个城市的坐标, 每个需求点的位置坐标及物资需求量由表 1 给出。表中的坐标是中国 31 个主要城市的坐标(注: 具体的省市、城市名以及经纬度在研究 TSP 问题的相关资料中可查询), 为了在实验中体现物流配送中心的桥梁和平衡作用, 使物流配送中心在城市中的位置更加合理, 笔者对部分城市的坐标进行了修正。表中的物资需求量是经过规范化处理后的数值, 并不代表实际值。

表 1 需求点位置及物资需求量

序号	坐标	需求量	序号	坐标	需求量
1	(1254,2173)	30	17	(3357,2634)	100
2	(2987,1456)	80	18	(4287,2145)	60
3	(3978,2589)	80	19	(3898,2431)	90
4	(3752,1450)	50	20	(3545,2967)	60
5	(3367,1479)	80	21	(4123,2217)	60
6	(3875,1997)	80	22	(4713,2476)	60
7	(2956,1365)	50	23	(3329,1675)	60
8	(4853,1374)	90	24	(3217,2546)	80
9	(4456,1067)	90	25	(3278,2835)	70
10	(4123,876)	60	26	(3621,3386)	50
11	(3132,1878)	70	27	(2967,2304)	50
12	(2247,1893)	50	28	(3216,3376)	70
13	(2564,1395)	50	29	(2856,2248)	60
14	(2932,1219)	50	30	(2845,2437)	40
15	(1082,871)	40	31	(2537,2678)	40
16	(4430,1745)	90			

用改进的粒子群算法对物流配送中心选址模型进行优化时, p 的值设为 6, 表示从 31 个需求点中选择 6 个作为物流配送中心。粒子群的规模为 100, 最大迭代次数为 100, w 为 0.63, $c_1 = c_2 = c_3 = 1.5$, 缓冲墙厚度 L 为 0.3, 粒子的位置和速度区间为 $[0, 5]$ 。在仿真实验中, 为了减小误差, 最终的数据获取程序运行 100 次后的平均结果。改进的粒子群算法的收敛曲线如图 1 所示。

物流配送中心选址方案如图 2 所示。其中方框表示配送中心, 圆点表示需求点, 方框与圆点之间的连线表示某需求点的物资由物流配送中心负责配送。用本文所提出的改进的粒子群算法对物流配送中心选址模型进行优化, 得出的选址方案为 [16 22 5 26 8 13]。

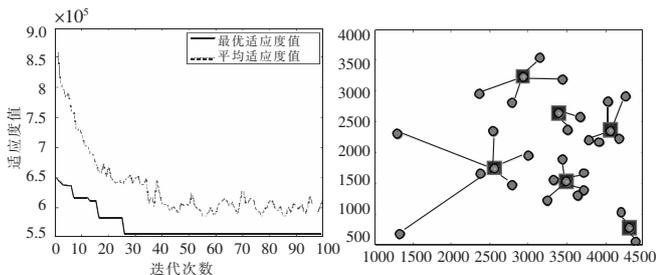


图 1 收敛曲线

图 2 选址方案

表 2 为本文所提出的方案与遗传算法、文献 [4] 中方法、文献 [8] 中方法和标准粒子群算法应用于物流配送中心选址模型优化时的性能对比分析表。

表 2 几种算法的性能比较

算法	选址方案	平均配送费用	迭代次数	运行时间/s
GA	16, 22, 5, 26, 8, 13	1 664	120	33.3
PSO	16, 22, 5, 26, 8, 13	1 345	56	16.5
文献[4]	19, 22, 5, 24, 8, 13	1 574	86	25.3
文献[8]	12, 24, 8, 22, 9, 15	1 539	78	22.9
本文的方案	16, 22, 5, 26, 8, 13	1 069	33	9.7

从表 2 中可以看出, 改进的粒子群算法对物流配送中心选址问题进行优化时, 其性能总体优于其他几种算法。本文所提算法的平均迭代次数为 33 次, 而标准粒子群算法需要 56 次, 改进的粒子群算法比标准粒子群算法节省了 41.1% 的寻优时间, 充分说明了领域均值及边界缓冲墙技术的可行性。为了进一步验证改进的粒子群算法在解决此类问题的通用性, 改变了物流需求点的个数, 且分别对不同的初始数据进行仿真实验 (篇幅有限, 不便列出), 仿真实验结果表明, 当物流需求点数量很大时, 本文所提算法的优越性更加明显。

4 结束语

本文将智能优化方法应用于物流配送中心选址问题中, 提出了一种改进的粒子群优化算法。在分析标准粒子群算法寻优本质的基础上, 对原速度更新方程进行了改进, 通过计算种群中粒子的领域均值来平衡个体极值和群体极值所带来的误差, 这种方法既考虑了粒子自身和群体的最优位置, 又兼顾考虑了群体间的隐性知识, 从而更加真实地反映了粒子的运动规律。针对越界粒子, 利用边界缓冲墙技术进行了有效的处理, 使算法的收敛速度和精度得到改善。实验结果表明, 相比于其他方法, 本文所提出的改进粒子群算法用于求解物流配送中心选址优化问题时具有更加良好的效果, 该算法可以快速、精确地为需求点找到最佳的物流配送中心。

参考文献:

- [1] KAYIKCI Y. A conceptual model for intermodal freight logistics centre location decisions[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2010, 2(3): 6297-6311.
- [2] KUO M S. Optimal location selection for an international distribution center by using a new hybrid method[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(6): 7208-7221.
- [3] XU Jiu-ping, YAO Li-ming, ZHAO Xiao-dan. A multi-objective chance-constrained network optimal model with random fuzzy coefficients and its application to logistics distribution center location problem[J]. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2011, 10(3): 255-285.
- [4] YANG Li-xing, JI Xiao-yu, GAO Zi-you. Logistics distribution centers location problem and algorithm under fuzzy environment[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2007, 208(2): 303-315.
- [5] SUN Hui-jun, GAO Zi-you, WU Jian-jun. A bi-level programming model and solution algorithm for the location of logistics distribution centers[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2008, 32(4): 610-616.
- [6] LI Ye, LIU Xiao-dong, CHEN Yan. Selection of logistics center location using axiomatic fuzzy set and TOPSIS methodology in logistics management[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(6): 7901-7908.
- [7] LIU Sen, CHAN F T S, CHUNG S H. A study of distribution center location based on the rough sets and interactive multi-objective fuzzy decision theory[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2011, 27(2): 426-433.
- [8] WANG Bao-hua, HE Shi-wei. Robust optimization model and algorithm for logistics center location and allocation under uncertain environment[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2009, 9(2): 69-74.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]// *Proc of IEEE International Conference on Neural Networks*. 1995: 1942-1948.
- [10] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm [C]// *Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995: 39-43.
- [11] HE S, WU Q H, WEN J Y, et al. A particle swarm optimizer with passive congregation[J]. *Biosystems*, 2004, 78(1-3): 135-147.
- [12] 苏晋荣, 李兵义, 王晓凯. 一种利用种群平均信息的粒子群优化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(10): 58-59.
- [13] 李剑波, 王东风, 付萍, 等. 基于改进粒子群算法的主汽温系统参数优化[J]. *华北电力大学学报*, 2005, 32(4): 26-30.
- [14] 杨智, 陈志堂, 范正平, 等. 基于改进粒子群优化算法的 PID 控制器整定[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(10): 1345-1352.