

求解物流配送问题的混合粒子群算法

胡文皓^{1,3}, 陈曙东^{2,3}, 辛欣^{1,3}

(1. 中国科学院大学 电子电气与通信工程学院, 北京 100049;
2. 中国科学院 微电子研究所, 北京 100029;
3. 中国物联网研究发展中心, 江苏 无锡 214135)

摘要: 为了加快粒子群算法(PSO)在解决限定车辆配送问题时的收敛速度和减少时间花费,采取先验判断粒子个体最优位置与全局最优位置的距离决定粒子的更新方式,提出一种混合策略,设计鱼群-粒子群算法(AFSA-PSO),并通过对函数极值的求解进行验证. 实验结果表明:该方法能够得到正确解,并具有收敛快、寻优佳的特点.

关键词: 粒子群算法; 鱼群算法; 混合算法; 物流配送问题

中图分类号: TP 18 **文献标志码:** A

物流配送问题属于复杂的求解最优方案的问题,在实际问题中求解最优解存在难度. 因此,出现了通过种群中个体的协作能力寻找最优解的方法^[1]. 以粒子群算法(PSO)为代表的群智能^[2]是基于此思想而产生的. 粒子群算法是群智能理论中应用广泛的一类,它是个体学习迭代产生更佳解的算法. 粒子群算法解决配送问题的研究主要体现在粒子编码方式和改进解的精度上^[3-6]. 粒子群算法为得到更精确解而增大了迭代次数,导致收敛速度慢、时间花费多等问题. 为缩小迭代次数、加快解的收敛速度,本文设计了一种求解物流配送问题的混合粒子群算法.

1 问题模型

车辆路径问题是物流配送的关键,引入不同因素可以推导出不同的数学模型. 文中采用有能力约束的车辆路径问题^[6]. 假定配送中心编号为 0;用户编号依次为 1,2,⋯,n;第 i 个用户的需求量为 g_i ;可供使用的车辆数量为 K ;每辆车的容量为 q ; $c_{i,j}$ 表示从点 i 到点 j 的单位费用. 则有

$$y_{k,i} = \begin{cases} 1, & \text{用户 } i \text{ 的需求由车辆 } k \text{ 完成,} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$
$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 从 } i \text{ 到 } j, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

又

$$\min T = \sum \sum \sum c_{i,j} x_{i,j,k}, \tag{1}$$

$$\sum_i^n y_{k,i} g_i \leqslant q, \tag{2}$$

$$\sum y_{k,i} = \begin{cases} 1, & i = 1, 2, 3, \cdots, n, \\ m, & i = 0. \end{cases} \tag{3}$$

式(1)为成本函数;式(2)为全部车的容量限制;式(3)限定了一个用户仅能由一辆车完成. 由于车容量的限制,采用判罚值修正成本函数. 其中, $R = (1+t)/4$ (t 为当前迭代次数). 式(1)可转化为

$$\min T = \sum \sum \sum c_{i,j} x_{i,j,k} + R \times \sum_{k=1}^K \max((\sum_{i=1}^n g_i \cdot y_{i,k}) - q, 0), \tag{4}$$

采用自然数对配送路径进行编码,对粒子维数值进行递增排序,得到相应用户序列.此外,每辆车必须从中心出发再回到中心.

2 混合粒子群算法

2.1 粒子群算法

粒子群算法是个体寻优算法,粒子本身有感知能力.每次迭代后得到一个候选解,粒子维数代表解方案,在组合优化问题上应用广泛,如求路径规划问题^[7]、股票预测^[8]、工程数学应用问题^[9-11].

粒子 x 的函数值 $f(x)$ 称为个体适应度值 p_{best} ,一次迭代后,得到新位置 x^{new} .若 $f(x^{\text{new}})$ 比 $f(x)$ 更佳,则该粒子的个体最优位置 $p_{\text{best},X}$ 为 x^{new} , p_{best} 为 $f(x^{\text{new}})$;否则, $p_{\text{best},X}$ 为 x , p_{best} 为 $f(x)$;种群中最优位置 $g_{\text{best},X}$ 是全部个体适应度值最佳的粒子 x^{best} ,全局适应值 g_{best} 为 $f(x^{\text{best}})$.粒子更新位置为

$$v_{i,d}^{t+1} = v_{i,d}^t + c_1 r_1 \times (p_{\text{best},X_{i,d}^t} - x_{i,d}^t) + c_2 r_2 \times (g_{\text{best},X_i^t} - x_{i,d}^t), \tag{5}$$

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}. \tag{6}$$

式(5),(6)中: r_1, r_2 均为(0,1)的随机数; c_1, c_2 为学习因子.

粒子位置更新依靠着粒子的感知能力,即有:1) 继承能力,表示对之前自己状态的信任,依着惯性前进,对应 $v_{i,d}^t$;2) 自我认知能力,表示对本身学到信息的信任,对应 $p_{\text{best},X_{i,d}^t} - x_{i,d}^t$;3) 整体感知能力,以上一次迭代得到的整体最优位置指导本次迭代中粒子的前进,对应 $g_{\text{best},X_i^t} - x_{i,d}^t$.

2.2 鱼群算法原理

鱼群算法(AFSA)是个体寻优算法,具有易实现、适用性强等优点.如粒子群算法一样,AFSA 是连续型算法,对于离散型问题需对解编码.AFSA 算法有以下 4 个关键步骤.

1) 追尾.个体鱼 i 在其邻域内满足有更好的位置 best_j ,且位置 best_j 的邻域内的个体鱼数量满足一定条件.则鱼 i 向 best_j 前进一步;否则,群聚.

2) 群聚.个体鱼 i 在其邻域内的个体鱼数量满足一定条件,并且该邻域内有一个中心位置,若位置更佳,则鱼 i 向中心位置前进一步;否则,觅食.

3) 觅食.个体鱼 i 邻域内随机选择位置 new_i ,若该位置更佳,则鱼 i 向其前进一步;否则,位置不变.选择一定次数后,都没有更佳的位置,则随机移动.

4) 随机移动.在可行域内,随机生成新位置,个体鱼向其前进一步.

2.3 混合策略改进粒子群算法

鱼群算法根据适应值规定不同个体应有各自的优化方向,为粒子群算法改进提供了思路,即粒子应针对性地依靠不同感知能力指导粒子位置更新.

粒子的不同感知能力决定了粒子的搜索范围和粒子种群的收敛速度.粒子在大范围内搜索最优位置,需依仗整体感知和自我感知,使粒子位置更新后足够分散.而为实现收敛速度快,应让粒子向全局最优位置靠拢,这就不能扩大整体感知和自我感知.因此,应平衡粒子位置更新时所具备的 3 种感知能力.引入权重维持粒子的继承能力,即

$$v_{i,d}^{t+1} = \omega v_{i,d}^t + c_1 r_1 \times (p_{\text{best},X_{i,d}^t} - x_{i,d}^t) + c_2 r_2 \times (g_{\text{best},X_i^t} - x_{i,d}^t). \tag{7}$$

为加速粒子种群的收敛速度,每次迭代更新位置时,对粒子进行个体适应值与全局适应度差值检测.如果接近,则“追尾”可以得到解,这些粒子的位置可信度高,为了维持粒子的搜索能力,采取信任 3 种感知能力的方式进行更新;如果临近,则“群聚”即可,采取信任自我感知能力,粒子向着自己邻近的粒子靠拢,即它们的个体最优位置 $p_{\text{best},X}$ 是邻近的粒子的 $p_{\text{best},X}$;其余情况,为加速收敛,这些粒子的位置和当前个体最优位置是不足够可信的,则直接忽略,采取信任整体感知能力,向全局最优位置 $g_{\text{best},X}$ 靠拢.由此,粒子会整体向当前全局最优位置靠拢,加速了收敛速度.新的混合算法记为 AFSA-PSO.

3 结果与分析

为验证文章算法解决车辆路径问题的可行性和有效性,在 Windows7 系统下,基于 Matlab R2010b

工具实现算法,通过求函数极值验证搜索性能,并与其他文献方法进行对比.

3.1 寻优性能的验证

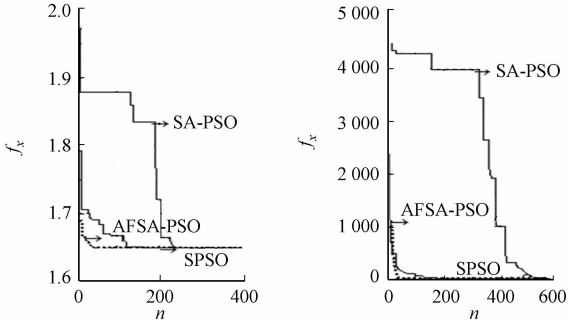
由线性递减策略可得到标准粒子群算法 (SPSO). 模拟退火算法与粒子群算法的融合^[12] (SA-PSO) 是混合策略研究的热门. 设粒子数量 $N=40$; $c_1=c_2=1.496\ 18$; $\omega_{\text{start}}=0.9$; $\omega_{\text{end}}=0.4$; 最大迭代次数为 1 000 次; 初始温度为 10 000 ℃; 最低温度为 0.01 ℃; 温度递减因子 $K=0.9$; 最大接受误差为 0.5.

Sphere 函数为 $f_1(x)=\sum_{i=1}^n x_i^2$, $-100\leq x_i\leq 100$, 维数为 10 维, 速度为 $[-50,50]$. Ackley 函数为 $f_2(x)=-20\exp(-0.2\times\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n x_i^2})-\exp(-0.2\times\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i)+20+e$, $-30\leq x_i\leq 30$, 维数为 10 维, 速度为 $[-30,30]$.

混合策略和 SPSO 求解函数极值, 如图 1 所示. 图 1 中: n 为迭代算法的次数; f_x 为函数极值. 由图 1 可知: SA-PSO 算法收敛速度慢, 搜索范围广; 而 AFSA-PSO 算法收敛速度快, 搜索范围小; SPSO 算法收敛速度比 AFSA-PSO 稍微慢, 搜索过程稳定.

3.2 车辆路径问题

配送路径问题的数据来源于文献[6]. AFSA-PSO 参数设置: 粒子个数为 60; 迭代次数为 150; 粒子维数为 9; 最大速度限制 100; 权重始于 0.9, 终于 0.4; 学习因子 $c_1=c_2=1.496\ 18$. 随机运行 20 次, 结果如表 1 所示. 表 1 中: HAPS 为加入蛙跳算法的粒子群优化算法.



(a) Ackley 函数 (b) Sphere 函数

图 1 混合策略和 SPSO 求解函数极值

Fig. 1 Mixed strategy and SPSO

for function extremum

表 1 算法结果比较表

Tab. 1 Different algorithms result comparison

算法次数	g_{best}					
	离散 PSO	捕食搜索	并行粒子群	混合遗传	HAPS	AFSA-PSO
1	69.0	69.0	67.5	67.5	65.5	69.0
2	70.5	67.5	67.5	67.5	67.5	70.0
3	70.5	67.5	67.5	67.5	67.5	68.0
4	69.0	67.5	67.5	67.5	65.5	70.0
5	70.0	67.5	69.0	69.0	67.5	70.0
6	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5	70.0
7	71.0	67.5	69.0	69.0	67.5	66.5
8	67.5	67.5	69.0	69.0	67.5	71.0
9	67.5	69.0	67.5	67.5	68.5	69.5
10	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5	70.0
11	70.5	67.5	67.5	67.5	70.0	69.0
12	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5	70.0
13	70.0	67.5	69.5	67.5	65.5	65.0
14	70.0	67.5	67.5	69.0	65.5	70.0
15	69.0	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5
16	71.0	67.5	67.5	67.5	67.5	65.5
17	69.0	67.5	67.5	69.0	69.0	65.5
18	70.0	67.5	69.0	67.5	67.5	69.0
19	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5
20	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5	67.5

由表 1 可知: AFSA-PSO 最小值为 65, 其余最小值为 67.5, 但 AFSA-PSO 的平均成本值不是最小. 此外, 文献[5]采用轮盘选择策略选择粒子, 加入退火算法解决车辆路径问题, 记为 PSOSA, 运行 50 次,

二者最优值相同,皆为 67.5,但 AFSA-PSO 平均值为 69.77,大于 PSOSA 的平均值 68.11.

4 结 束 语

粒子群算法的改进在于对粒子位置更新时 3 种能力的优化.新算法提升了收敛速度、减少了时间花费,在面对车辆路径问题时,可以快速地找到解.未来可以采用阶段求解的方法,先更新粒子位置,然后计算适应值与原来的差距判定更新位置方式,并且具体的方式使用渐进函数优化,以达到搜索解过程稳定、保证解精度的目标.

参考文献:

[1] 王文杰,叶世伟.人工智能原理与应用[M].北京:人民邮电出版社,2004:3-4.

[2] HACKWOOD S,BENI G. Self-organization of sensors for swarm intelligence[C]//International Conference on Robotics and Automation, Piscataway:IEEE Press,1992:819-829.

[3] 吴斌.车辆路径问题的粒子群算法研究与应用[D].杭州:浙江工业大学,2007:28-40.

[4] 肖丽,包骏杰.一种改进粒子群算法在物流配送路径问题中的应用[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2012,27(2):88-92.

[5] 杨凌云.改进粒子群算法在车辆问题中的应用研究[D].郑州:河南大学,2011:25-32.

[6] 张思亮,葛宏伟.粒子群和蛙跳的混合算法求解车辆路劲问题[J].计算机工程与应用,2011,47(21):246-248.

[7] 章权,温惠英,孙博.适于配送车辆导航路径规划的遍历模型的改进型粒子群优化算法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2011,39(8):109-112.

[8] LU Jinna,BAI Yanping. Applications of GRNN based on particle swarm algorithm forecasting stock prices[C]//International Conference on Information, Business and Education Technolog. Atlantis:Atlantis Press,2013:69-73.

[9] WANG Wei,GONG Shuiqing,LI Peilin,et al. Research on convex polyhedron collision detection[C]//International Conference on Mechanical Engineering and Material Science. Atlantis:Atlantis Press,2012:479-483.

[10] 周书敬,高延安,杨柳,等.改进的粒子群-模拟退火算法在桁架结构优化设计中的应用[J].工业建筑,2012,27(163):37-41.

[11] 孙祥云,邵辉,赵家宏.采用粒子群优化算法在液压挖掘机高效空中运动轨迹规划方法[J].华侨大学学报(自然科学版),2014,35(5):498-502.

[12] 李丽,牛奔.粒子群优化算法[M].北京:冶金工业出版社,2009:72-94.

Hybrid Particle Swarm Algorithm for
the Logistics Distribution Problem

HU Wenhao^{1,3}, CHEN Shudong^{2,3}, XIN Xin^{1,3}

(1. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering,
University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

2. Institute of Microelectronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China;

3. China Research and Development Center for Internet of Things, Wuxi 214135, China)

Abstract: In order to speed up convergence and reduce the time, when using the particle swarm algorithm (PSO) to solve the limited vehicle distribution problem, we use the distance between the individual optimal position and the global optimal position to decide particle updating mode, and propose a hybrid improved strategy, then we design a new AFSA-PSO algorithm. Experimental results show that it can get correct solution and has the characteristics of fast convergence and good searching effect.

Keywords: particle swarm algorithm; artificial fish swarm algorithm; hybrid algorithm; logistics and distribution problem