

定位-运输路线安排问题的 改进离散粒子群优化算法

彭 扬, 陈子侠, 吴承键

(浙江工商大学 计算机与信息工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘 要:定位-运输路线安排问题(LRP)是集成物流中的一个 NP-hard 难题,为求解一类特殊的 LRP 问题,提出改进的离散粒子群优化算法.该方法采用整体优化的思想,将 LAP 和 VRP 集成在一起.通过合适的粒子编码方式,并改进粒子的运动方程,引入相应的变异算子和趋同扰动算子等,使得算法的适用性和性能获得了改善.通过仿真实验及与另 2 个典型算法的比较分析,证明了该算法的有效性.

关键词:定位-运输路线安排问题;离散粒子群优化;变异算子;进化算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)01-0074-06

Improved discrete particle swarm optimization algorithm for location-routing problems

PENG Yang, CHEN Zi-xia, WU Cheng-jian

(College of Computer Science & Information Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The location-routing problem (LRP) is an NP-hard problem in integrated logistics systems. An improved discrete particle swarm optimization (PSO) algorithm was developed to tackle a special kind of LRP. It adopted the principle of whole optimization, integrating the location-allocation problem (LAP) with a vehicle routing problem (VRP). First, a novel code for the particle was introduced. Next, the particle's motion equation was improved, and the mutation operator and the disturbing operator against the population identical tendency were proposed, which improved the applicability and performance of the algorithm. A comparison of simulation results with those from two other typical algorithms showed the effectiveness of the proposed method.

Keywords: location routing problem; discrete particle swarm optimization; mutation operator; evolution algorithm

物流管理领域一般有 3 个决策层次:战略层、战术层和运作层.通常选址与分配问题(location-allocation problem, LAP)属于战略层次的问题,而传统的选址分配决策模型不考虑运作层的车辆路径(vehicle routing problem, VRP)、库存控制等问题;但是由于选址分配与车辆路径等问题的相互影响,因而导致结果的次优化现象.定位-运输路线安排问题(location routing problem, LRP)正是基于这样的背景产生的, Nagy 认为 LRP 不是一个像旅行商问题(travelling salesman problem)那样能很好定义的概念,它应该被认为是一组问题集合^[1].一般理解

LRP 是 LAP 与 VRP 的集成,目的是根据它们之间的复杂关系来相应地进行物流系统的整体优化. LRP 显然是 NP-hard 问题^[2],国外有相关的文献阐述其精确算法的求解,但只限于小规模 LRP.启发式方法似乎是惟一可行的求解实际大规模 LRP 的方法,如 Tuzun 等^[3]提出两阶段禁忌启发式算法, Liu^[4]采用先解决 VRP 再优化 LAP 的两阶段启发式算法, Wu 等^[5]应用两阶段模拟退火启发式算法求解具有多车型且数量给定的 LRP 问题等,国内张潜等^[6]提出基于最小包络分析的遗传算法的两阶段启发式算法,张长星^[7]采用树状编码的遗传算法,并将 LRP 作为一个整体而不是分阶段进行求解.由于 LRP 问题的复杂性,各种求解方法都存在一定的局限,探索新的更有效的算法是十分必要的.

粒子群优化算法 (particle swarm optimization,

收稿日期:2008-06-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70671096);浙江省科技计划重点资助项目(2007C23090).

通信作者:彭 扬. E-mail: pengyang@mail.zjgsu.edu.cn.

PSO)是一种较新的进化计算技术^[8],和遗传算法和蚁群算法一样,PSO也是一类基于群体智能的随机优化方法.由于该算法具有简单高效的特点,目前已广泛应用于函数寻优、神经网络训练、模式分类、模糊系统控制等许多领域. Kennedy 和 Eberhart^[9]进一步提出了离散二进制版的 PSO 算法,为解决工程实际中的组合优化问题提供了新的方法. Salman^[10]通过适当的粒子编码求解任务指派问题, Tasgetiren 等^[11]把连续 PSO 算法应用到 Flow-shop 及单一机器调度中. 国内李宁等^[12]用 PSO 算法求解带时间窗的车辆路径问题,粒子的位置和速度采用整数表示,运算仍采用连续量的运算法则. 钟一文等^[13]通过重新定义粒子运算法则,应用离散粒子群优化算法求解 TSP 问题. 高尚等^[14]把遗传算法中的交叉算子和变异算子引入粒子位置移动中,提出求解 TSP 的混合粒子群优化算法. 国内外学者对复杂组合优化问题的尝试解决,也体现了 PSO 算法在该领域应用的有效性和较好的求解性能.

借鉴 PSO 算法求解组合优化问题方面的贡献,提出针对一类 LRP 问题的改进离散粒子群优化算法. 该方法旨在将 LAP 和 VRP 进行集成优化,采用新颖的粒子编码设计,并改进粒子运动方程,以及引入改善算法性能的算子等,实验结果证明了该方法是有效的.

1 定位-运输问题数学模型

Nagy 描述了关于 LRP 的相关问题背景、模型、求解算法以及研究现状等^[1]. 一般的 LRP 可表述如下:某公司从一个或多个设施为客户配送货物,客户的数量、位置、需求量已知或可估计出,设施为工厂、仓库、分销中心等,现有若干个设施的位置可供选择,但每个客户仅从一个设施得到货物,即在一定的时间内,每个客户仅被运输车辆访问一次^[2]. 需要解决的问题是:在满足一定约束条件下,1)选择设施的位置和数量;2)确定最佳的运输行程路线,使得总费用最低. 总费用指设施的建设成本、运作成本以及车辆的固定成本、运输成本等. 约束条件包括:设施和运输车辆的容量和数量的限制、交货时间窗口限制等.

如 Nagy 所述,LRP 问题是集成 2 个层次的物流决策问题,在实际应用中,可有不同的问题背景和侧重. 考虑到小批量、多频度配送是现代物流的一个特征,本文所研究的是有多个候选设施,每个设施每次可使用一辆具有一定装载量限制的车辆进行配送,而车辆装载量这里也可以看成是设施的服务容量限

制. 或者说本文所研究的是侧重于设施选址分配的层次,它是一类特殊的融合考虑了巡回配送路径的定位-运输路线安排问题. 模型中忽略了实际配送中的一些复杂因素,比如多车型车辆、时间窗约束等等,相应的数学模型如下所述.

1.1 基本假设与参数设定

1)设施(配送中心或仓库、分销中心等)多个, $I = \{i | i = 1, 2, \dots, M\}$ 表示候选设施点的集合,其中 M 表示候选设施点的数量, i 是设施的编号.

2)为了简化计算,假设设施点只进行单车配送,即此时设施点运输工具集合为 $K = \{k | k = 1, 2, \dots, M\}$, k 即表示设施点的运输工具,同时也表示编号为 k 的配送路线,该路线的配送量限制(或车辆装载量)为 Q_k ,该配送容量大于为其分配的运输线路上的客户总需求量,而且每辆车供应超过一个客户的货物,且每辆车自某个设施点出发,沿着运输路线完成配送后必须返回到该设施点.

3)客户集合为 $J = \{j | j = 1, 2, \dots, N\}$, N 为所需服务的客户数量, j 为客户编号. 在配送决策中,每个客户只被一个设施点的某一辆车服务(即从属于一个运输路线). 客户的平均需求量为 D_j ,决策结果要求每个客户的需求得到满足.

4) S 为配送网络的所有结点集合, $S = I \cup J$.

5)决策的目标是使方案的总成本最小,这里的总成本包括设施点的固定设置成本、设施点使用车辆的租赁(或持有)成本和配送的运输成本. 设配送结点间的距离为 $d_{ij}(i, j \in G)$,从客户结点 i 到 j 的单位运距运输成本为 c_{ij} ,设施 i 的设置成本为 F_i ,车辆 k 的租赁(或持有)成本为 G_k .

1.2 模型中的决策变量

$$X_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{设施点的车辆 } k \text{ 从结点 } i \text{ 行行驶 } j, \\ 0, & \text{其他;} \end{cases}$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{客户 } j \text{ 被分配给设施 } i \text{ 服务,} \\ 0, & \text{其他;} \end{cases}$$

$$Z_i = \begin{cases} 1, & \text{设施点 } i \text{ 被选择,} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

为计算需要,增加辅助变量 $A_k, l \in J, k \in K$, 且 $A_k \geq 0$. 该变量的引入是为了消除路线 k 中的子回路.

1.3 模型建立

模型式(1)中的目标函数有 3 项组成,分别表示配送成本、设施设置成本和车辆的持有成本. 式(2)表示每个客户都有且只有一个设施为之服务,式(3)表示配送路线的容量(运输工具装载量)约束,式(4)保证路线的连续性,式(5)消除配送路线中的子回路,式(6)保证每个运输工具要么不被使

用,要么只从某一个设施点发出,式(7)保证客户只被已选择开设的设施服务,该设施将决定某一个配送路线.

$$f(x) = \min \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} X_{ijk} c_{ij} d_{ij} + \sum_{i \in G} F_i Z_i + \sum_{k \in K} G_k \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} X_{ijk}, \quad (1)$$

$$\text{subject to } \sum_{k \in K} \sum_{i \in S} X_{ijk} = 1, \forall j \in H; \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} d_j \sum_{i \in S} X_{ijk} \leq Q_k, \forall k \in K; \quad (3)$$

$$\sum_{i \in S} X_{ipk} - \sum_{j \in S} X_{pj k} = 0, \quad \forall k \in K, p \in S; \quad (4)$$

$$U_{lk} - U_{jk} + N x_{ijk} \leq N - 1, \quad l, j \in J, k \in K; \quad (5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} X_{ijk} \leq 1, \forall k \in K; \quad (6)$$

$$\sum_{p \in S} (X_{ipk} + X_{pj k}) - Z_{ij} \leq 1, \quad i \in I, j \in J, k \in K. \quad (7)$$

2 混合粒子群优化算法

2.1 粒子群优化算法

在粒子群优化算法中,每个粒子都代表着搜索空间的一个可行解,所有的粒子都有一个根据目标函数计算的适应值以及在解空间中所处的位置 x 和速度 v . 粒子跟踪 2 个极值: 粒子群整体找到的当前最优解 g_{best} 和单个粒子本身找到的最优解 p_{best} , 通过以下的粒子运动方程来更新和迭代进化.

$$v_{t+1} = w v_t + c_1 \text{rand}(\cdot)(p_{\text{best}} - x_t) + c_2 \text{rand}(\cdot)(g - x_t), \quad (8)$$

$$x_{t+1} = x_t + v_{t+1}. \quad (9)$$

在式(8)中,粒子速度更新表达式的第 1 部分为粒子先前的速度;第 2 部分为“认知(cognition)”部分,表示粒子本身的思考;第 3 部分为“社会(social)”部分,表示粒子间的信息共享与相互合作^[8].

2.2 粒子编码方式

借鉴文献[9]的粒子编码方法,采用三维的粒子编码表示方法,即

$$\{(a_1, b_1, c_1), (a_2, b_2, c_2), \dots, (a_N, b_N, c_N)\}$$

或

$$\begin{pmatrix} a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_N \\ b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_N \\ c_1, c_2, \dots, c_i, \dots, c_N \end{pmatrix}$$

的编码形式,其中第一维 (a_1, a_2, \dots, a_N) 表示客户编号, (b_1, b_2, \dots, b_N) 表示客户对应的设施编号, (c_1, c_2, \dots, c_N) 表示客户在设施所服务的配送路径中顺

序编号.

定义 1 客户点 j 有一个可以为之服务的设施集合,某设施对该客户的吸引度定义为 $\xi_i = \frac{d_{\max} - d_i}{d_{\max} - d_{\min}}$,其中 $d_{\max} = \max d(i, j)$ 即为到达客户点 j 的最远设施距离, $d_{\min} = \min d(i, j)$ 表示为到达客户点的最近距离,显然 $0 \leq \xi_i \leq 1$.

2.3 粒子的变异策略

为了使粒子更新有较好的全局探索能力,特别是后期粒子趋同性更显著时,通过设施的开放与关闭操作可以产生一些新粒子,来增加优化算法跳出局部极值的能力.

1) 设施增加开放变异算子.

从候选的未开放的设施中随机开放一个设施,根据最近距离服务优先策略,选择服务客户,并将该客户从原服务设施处删除,更新粒子编码.

2) 设施减少开放变异算子.

对当前某粒子编码,选择服务客户少的设施进行关闭,并将该设施原服务客户按设施吸引度依次插入相应设施服务集合中(插入时考虑设施容量约束),插入点设置为该服务序列中最接近的客户点的后面.

2.4 粒子的运动方程

本文提出的改进离散 PSO 算法将修改粒子的运动方程,将式(8)中的速度惯性 $w v_t$ 部分去掉,将个体学习部分 $c_1 \text{rand}(\cdot)(p_{\text{best}} - x_t)$ 和社会学习部分 $c_2 \text{rand}(\cdot)(g_{\text{best}} - x_t)$ 替换为粒子针对个体历史最优位置和全局最优位置的交叉操作,其中 c_1 、 c_2 按照离散版粒子群优化算法的本意是一种概率选择,这里沿用其思想.同时,首先将原始粒子群划分为多个有部分粒子重叠的子群,每个子群会产生一个局部的历史最优位置(local best),记为 x_{lbst} ,粒子飞行时共享所在子群的 x_{lbst} 和全体粒子群的历史最优位置 x_{gbst} ,调整当前位置,产生下一代位置向量.改进的粒子运动方程为

$$x_{t+1} = w x_t \oplus \alpha x_{\text{lbst}} \oplus \beta x_{\text{gbst}}. \quad (10)$$

粒子的运动方程按照粒子当前位置、粒子所在子群的历史最优位置和全部粒子的历史最优位置进行依据隶属度的“ \oplus ”操作,这里的“ \oplus ”有 2 层(有先后顺序)的定义:

1) 关于客户-设施的隶属度合成.

定义隶属度 ϕ_{ij} 为一个 0 到 1 间的实数,表示设施 i 服务客户 j 的概率,隶属度越大表明客户被该设施服务的可能性越大.粒子编码中某设施服务的客户集合的所有客户,其对应的客户服务于设施的隶

属度为1,经过权重因子 w, α, β 的作用后,客户服务于设施的隶属度被更新,按照隶属度的大小排序,确认为设施所服务的客户集合;同时考虑设施的服务容量,如果最大隶属度的设施容量溢出,则依次考虑次大隶属度的设施,完成客户点对设施的重新分配,即 LA(location-allocation)部分。

2)关于客户在设施服务序列中的顺序合成与更新。

粒子编码中,每个客户在相应的设施中都有一个服务的顺序数,在3个粒子(当前粒子位置 x_i 、子群历史最优位置 x_{lbest} 、粒子群历史最优位置 x_{gbest})经过权重因子 w, α, β 的加成后,在已经确认的设施服务的客户集合中,对其中每个客户的加成后的顺序数(这时为实数)进行整数规范,并按从小到大排序,得到更新后的顺序数。

例如,设8个客户点,4个候选设施, t 时刻某粒子位置编码以及子群最优和全局最优的粒子位置编码分别为

$$\begin{aligned} x_i &= \begin{pmatrix} 2 & 3 & 5 & 1 & 6 & 7 & 4 & 8 \\ 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 1 & 3 & 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \\ x_{lbest} &= \begin{pmatrix} 3 & 5 & 6 & 7 & 2 & 4 & 1 & 8 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 3 & 3 \\ 1 & 3 & 4 & 2 & 1 & 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \\ x_{gbest} &= \begin{pmatrix} 2 & 3 & 6 & 1 & 5 & 7 & 4 & 8 \\ 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 2 & 3 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

设 $w=0.3, \alpha=0.3, \beta=0.4$, 阈值 $\theta=0.5$, 在设施容量约束没有冲突(即只考虑最大隶属度)的情况下,得到粒子位置的更新为

$$x_{t+1} = \begin{pmatrix} 2 & 3 & 5 & 6 & 1 & 7 & 4 & 8 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 2 & 2 & 3 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 4 & 2 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

2.5 趋同扰动算子

在进化过程中,由于粒子运动方程的作用,粒子趋同性越来越显著,而多样性则迅速下降. 为了克服优化算法的早熟和易于陷入局部极值的缺陷,引入趋同扰动算子来增加算法的全局优化能力。

定义2 粒子位置的“异或”操作,以符号“ \otimes ”运算表示。

$$\begin{cases} x_i \otimes x_j = 1, & x_i = x_j, \text{ 这里的“=”表示2个粒子} \\ & \text{位置向量完全一致;} \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

定义3 粒子群的多样性可以通过粒子趋同度

φ 来测度, $\varphi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i \otimes x_{gbest})$, 显然 $\varphi \in [0, 1]$, 这里 N 表示粒子群规模。

趋同扰动算子是在粒子趋同度下降到一定程度时,按概率在粒子群中随机选择一些粒子,仿照初始化粒子群的方法产生同样数量的粒子进行置换。

2.6 算法流程

应用改进离散粒子群优化算法解决定位分配-运输路径问题的实现步骤为

1)设定参数,粒子种群规模,最大迭代次数,粒子运动方程的3个权重因子;设定划分粒子子群数和重叠粒子数,粒子增加设施开放变异率 θ_1 和关闭设施变异率 θ_2 ;设定粒子趋同度阈值 ρ 和趋同扰动算子粒子选择概率 θ_3 。

2)初始化操作。

设 p_{min} 为满足客户需求的最小设施数,随机选择 p (这里 $p \geq p_{min}$, 且 $p \leq M$)个设施开放服务,按设施对客户点的吸引度,依次插入客户点并保证满足设施服务容量约束,如果某设施点服务的客户集合为空,则关闭该设施. 对于设施服务的客户集合,随机产生设施服务序列。

3)划分粒子群的子群,并评价每个粒子的适应度,得到每个子群的初始 x_{lbest} ,并将种群中最高适应度的粒子位置设为 x_{gbest} 。

4)更新粒子位置并评价。

根据粒子运动方程,更新粒子位置;计算粒子适应值,更新各子群的 x_{lbest} 和全局的 x_{gbest} 。

5)变异和趋同扰动。

对每个粒子产生 $[0, 1]$ 间的随机数 c_1 和 c_2 ,如果 $c_1 > \theta_1$ 则该粒子进行增加设施开放变异操作,并同时判断如果 $c_2 > \theta_2$ 则该粒子进行关闭设施变异操作,产生新粒子;

计算粒子发散度 φ ,如果 φ 大于粒子趋同度阈值 ρ ,则按照趋同扰动算子的粒子选择概率 θ_3 选择一定量的粒子进行趋同扰动操作,产生一批新粒子并更新粒子群。

6)判断是否满足终止条件或达到最大迭代次数,是则进化停止并转下一步;否则回4),重复执行粒子群更新。

7)解析粒子编码,得到近似最优解(LA和VRP 2部分的)和目标函数值。

3 算例分析

为了分析算法的有效性及可行性,本文使用

Matlab 6.5 编制了相应的算法程序,程序运行于 P4 3.0 G 处理器、1.0 GB 内存的微机。计算所需的数据如下:

客户和候选设施点均匀分布于 100×100 的平

面区域内,客户需求为 $U[1, 50]$ 的均匀分布,设施固定费用为 600,单位距离运输费用为 1,设施服务容量(单车配送量)为 200,车辆分派成本(或租赁成本)为 20。PSO 算法所采用的参数如表 1 所示。

表 1 改进离散 PSO 算法所采用的参数

Table 1 The parameters of improved discrete PSO

粒子种群规模	最大迭代次数	划分子群数	重叠粒子数	增加设施开放变异率 θ_1	关闭设施变异率 θ_2	粒子趋同度阈值 ρ	趋同扰动算子粒子选择概率 θ_3
60	1 000	6	6/2	0.1	0.2	0.85	0.3

由于对粒子运动方程赋予了新的定义,为了观测 3 个权重因子参数的作用效果,仿真实验对它们分别设定了不同的取值组合。实验中的客户数与设施数采用 2 组数据,分别是 (12, 5) 和 (30, 8),实验结果表明 3 个参数的设置对解的质量有一定的影响,而参数 w, a, β 比较理想的组合可以是 (0.25, 0.37, 0.48)。

精确优化算法对求解文中的 LRP 有很大的局

限,实验表明只有比较小规模的问题能够在可以接受的时间内得到求解。另外文献[4]采用两阶段启发式算法,算法第 1 阶段基于最小系统成本原则,采用路线优先设施、分配定位其次的方法,而第 2 阶段通过对设施的关闭和增加开放操作进行进一步的优化。文献[4]的系统成本考虑了库存管理成本,为了便于与提出的算法进行比较,在目标值计算时将该部分去掉。实验结果如表 2 所示。

表 2 仿真实验结果

Table 2 Results of simulation

分组编号	客户数与设施数	LINGO		HM		IPSO	
		最优值	CPU 时间/s	最优值	CPU 时间/s	最优值	CPU 时间/s
1	8, 4	146.33	1 123	146.33	0.32	146.33	1.09
2	10, 5	298.15	2 015	298.15	0.44	298.15	1.87
3	12, 5	379.37	2 611	379.37	0.76	379.37	2.11
4	20, 8	—	—	2 032.15	1.56	2 031.65	4.54
5	30, 8	—	—	5 711.22	3.22	5 639.27	6.16
6	30, 10	—	—	5 012.31	3.57	5 012.31	6.99
7	50, 10	—	—	7 734.56	6.14	7 489.21	9.44
8	50, 15	—	—	6 321.38	7.12	6 017.48	11.53
9	80, 15	—	—	10 127.77	9.15	95 127.69	17.91

注: LINGO 为精确算法实现工具, HM 表示文献[4]采用的两阶段启发式算法, IPSO 表示本文提出的改进离散 PSO 方法, 仿真时间单位为秒。

实验采用的精确优化算法工具是 LINGO 9.0 for Windows, 运算结果表明只有问题 1、2、3 相对规模较小的 LRP 才能在可以接受的时间里得到最优解, 而文献[4]的启发式算法比提出的算法所需的时间更少。当问题规模变大时, 文献[4]的两阶段启发式算法与改进 PSO 算法相比时间效率更高。但总体来说改进 PSO 算法的解的质量要好一些。

4 结束语

许多实际物流系统决策与 LRP 所讨论的问题更为接近, 但目前对 LRP 研究还处于初级阶段。由于 LRP 是十分复杂的问题, 具有动态性、实时性和随机性等特点, 寻求适用于所有 LRP 的算法是不可能的。本文提出了解决一类特殊 LRP 问题的改进离

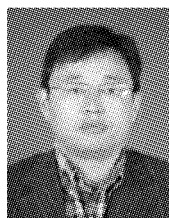
散粒子群优化求解算法, 该算法对解决 LRP 这样一个 NP-hard 问题是一个有益的尝试, 提供了一个问题解决途径。对于本算法中新引入的几个参数则还需要更多的探讨, 同时在已有算法的基础上, 寻求适用于每一类 LRP 问题的普遍算法也是进一步的研究方向。

参考文献:

- [1] NAGY G, SALSHI S. Location-routing: issues, models and methods[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177: 649-672.
- [2] MIN H, JAYARAMAN V, SRIVASTAVA R. Combined location-routing problem: a synthesis and future research directions[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 108: 1-15.

- [3] TUZUN D, LAURA I. A two-phase tabu search approach to the location routing problem[J]. European Journal of Operational Research, 1999, 116: 87-99.
- [4] LIU S C, LEE S B. A two-phase heuristic method for the multi-facility location routing problem taking inventory control decisions into consideration[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2003, 22: 941-950.
- [5] WU Taihis, LOW Chinyao, BAI Jiunnwei. Heuristic solution to multi-facility location-routing problems[J]. Computers & Operations Research, 2002, 29: 1393-1415.
- [6] 张 潜,高立群,刘雪梅,等. 定位-运输路线安排问题的两阶段启发式算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(7): 773-777.
ZHANG Qian, GAO Liqun, LIU Xuemei, et al. A two-phase heuristic approach to the location routing problem[J]. Control and Decision, 2004, 19(7): 773-777.
- [7] 张长星,党延忠. 定位-运输路线安排问题的遗传算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2004, 12: 65-68.
ZHANG Changxing, DANG Yanzhong. A novel genetic algorithm for location-routing problem[J]. Computer Engineering and Application, 2004, 12: 65-68.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, USA, 1995: 1942-1948.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//Proceedings of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics, and Informatics. Piscataway, USA, 1997: 4104-4109.
- [10] SALMAN A, AHMAD I, AL-MADANI S. Particle swarm optimization for task assignment problem[J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(8): 363-371.
- [11] TASGETIRE M F, SEVKLI M, LIANG Y C, et al. Particle swarm optimization algorithm for permutation flowshop sequencing problem[C]//Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation. Portland, USA, 2004: 536-541.
- [12] 李 宁,邹 彤,孙德宝. 带时间窗车辆路径问题的粒子群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 4: 130-135.
LI Ning, ZOU Tong, SUN Debao. Particle swarm optimization for vehicle routing problem with time windows[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2004, 4: 130-135.
- [13] 钟一文,杨建刚,宁正元. 求解 TSP 问题的离散粒子群优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 6: 88-94.
ZHONG Yiwen, YANG Jiangang, NING Zhengyuan. Discrete particle swarm optimization algorithm for TSP problem[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2006, 6: 88-94.
- [14] 高 尚,韩 斌,吴小俊,等. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(11): 1286-1289.
GAO Shang, HAN Bin, WU Xiaojun, et al. Solving traveling salesman problem by hybrid particle swarm optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2004, 19(11): 1286-1289.

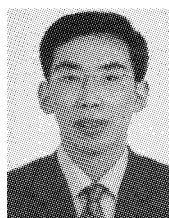
作者简介:



彭 扬,男,1971 年生,副教授、博士,主要研究方向为物流系统优化、计算智能等.主持和参与国家及省部级科研项目 10 余项,发表学术论文 20 余篇,其中被 EI、ISTP 检索 9 篇.



陈子侠,男,1962 年生,教授,浙江工商大学计算机与信息工程学院副院长,浙江工商大学现代物流研究所所长,中国物流学会常务理事.主要研究方向为物流系统工程、信息管理与信息系统等.主持或主要参与省部级纵向研究课题 3 项,承担中国第一汽车集团公司等企业横向研究项目 20 余项.曾获中国物流与采购科技进步二等奖、中国商业科学技术进步二等奖、浙江省第十二届哲学社会科学优秀成果奖三等奖、中国汽车工业科技进步奖、中国物流学会年会论文二等奖、杭州市自然科学优秀论文二等奖等.发表学术论文 40 余篇,出版专著、编著 5 部.



吴承键,男,1957 年生,教授、博士,主要研究方向为物流与供应链管理、地理信息系统等.曾参加和主持多项省部级重点科研项目,获得省部级奖项 6 次.发表学术论文 20 余篇,其中被 SCI、EI 检索 5 篇,出版专著、编著 3 部.