

文章编号: 1003-207(2002)05-0051-06

用混合遗传算法求解物流配送路径 优化问题的研究

郎茂祥, 胡思继

(北方交通大学交通运输学院, 北京 100044)

摘要: 论文建立了物流配送路径优化问题的数学模型, 并针对遗传算法在局部搜索能力方面的不足, 提出将爬山算法与遗传算法相结合, 从而构造了求解物流配送路径优化问题的混合遗传算法, 并进行了实验计算。计算结果表明, 用混合遗传算法求解物流配送路径优化问题, 可以在一定程度上克服遗传算法在局部搜索能力方面的不足和爬山算法在全局搜索能力方面的不足, 从而得到质量较高的解。

关键词: 物流配送; 混合遗传算法; 遗传算法; 爬山算法; 优化

中图分类号: C931:O224 文献标识码: A

1 引言

物流配送是现代化物流系统的一个重要环节, 它是指按用户的订货要求, 在配送中心进行分货、配货, 并将配好的货物及时送交收货人的活动。在物流配送业务中, 存在许多优化决策问题, 本文只讨论物流配送路径优化问题。合理选择配送路径, 对加快配送速度、提高服务质量、降低配送成本及增加经济效益都有较大影响。

由于配送路径优化问题是一个 NP 难题, 因此, 用启发式算法求解该问题就成为人们研究的一个重要方向。求解配送路径优化问题的方法很多, 常用的有旅行商法、动态规划法^[1]、节约法^[2]、扫描法^[3]、分区配送算法^[4]、方案评价法^[5]等。

遗传算法的出现为求解物流配送路径优化问题提供了新的工具。Berthold、Malmberg、Ochi、姜大立、李大卫、李军、谢秉磊、张涛等人都曾利用遗传算法求解物流配送路径优化问题^[6-15], 并取得了一些研究成果。作者也尝试采用新的编码方法和遗传算子构造了求解配送路径优化问题的遗传算法, 并进行了实验计算^[16]。计算结果表明, 尽管用遗传算法可以求得物流配送路径优化问题的可行解或满意解, 但总体上解的质量不是很高, 有时其计算结果比

爬山算法还要差。究其原因, 是由于遗传算法局部搜索能力不强造成的。为此, 作者将局部搜索能力很强的爬山算法与全局搜索能力很强的遗传算法结合, 从而构造了求解物流配送路径优化问题的混合遗传算法, 并通过实验计算证明了该算法的良好寻优性能。

2 物流配送路径优化问题的数学模型

物流配送路径优化问题可以描述为: 从某物流中心用多台配送车辆向多个客户送货, 每个客户的位置和货物需求量一定, 每台配送车辆的载重量一定, 其一次配送的最大行驶距离一定, 要求合理安排车辆配送路线, 使目标函数得到优化, 并满足以下条件: (1) 每条配送路径上各客户的需求量之和不超过配送车辆的载重量; (2) 每条配送路径的长度不超过配送车辆一次配送的最大行驶距离; (3) 每个客户的需求必须满足, 且只能由一台配送车辆送货。

设物流中心有 K 台配送车辆, 每台车辆的载重量为 Q_k ($k = 1, 2, \dots, K$), 其一次配送的最大行驶距离为 D_k , 需要向 L 个客户送货, 每个客户的货物需求量为 q_i ($i = 1, 2, \dots, L$), 客户 i 到 j 的运距为 d_{ij} , 物流中心到各客户的距离为 d_{0j} ($i, j = 1, 2, \dots, L$), 再设 n_k 为第 k 台车辆配送的客户数 ($n_k = 0$ 表示未使用第 k 台车辆), 用集合 R_k 表示第 k 条路径, 其中的元素 r_{ki} 表示客户 r_{ki} 在路径 k 中的顺序为 i (不包括物流中心), 令 $r_{k0} = 0$ 表示物流中心, 若以配送总里程最短为目标函数, 则可建立如下物流配送路径

收稿日期: 2001-08-09

作者简介: 郎茂祥 (1969-), 男 (汉族), 山东高唐人, 北京交通大学交通运输学院, 副教授, 研究方向: 交通运输规划与管理

优化问题的数学模型:

$$\min Z = \sum_{k=1}^K \left[\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)r_{ki}}} + d_{r_{knk}r_{k0}} \cdot \text{sign}(n_k) \right] \quad (1)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^{n_k} q_{r_{ki}} \leq Q_k \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{n_k} d_{r_{k(i-1)r_{ki}}} + d_{r_{knk}r_{k0}} \cdot \text{sign}(n_k) \leq D_k \quad (3)$$

$$0 \leq n_k \leq L \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^K n_k = L \quad (5)$$

$$R_k = \{r_{ki} \mid r_{ki} \in \{1, 2, \dots, L\}, i = 1, 2, \dots, n_k\} \quad (6)$$

$$R_{k_1} \cap R_{k_2} = \phi \quad \forall k_1 \neq k_2 \quad (7)$$

$$\text{sign}(n_k) = \begin{cases} 1 & n_k \geq 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

上述模型中, (1) 式为目标函数; (2) 式保证每条路径上各客户的货物需求量之和不超过配送车辆的载重量; (3) 式保证每条配送路径的长度不超过配送车辆一次配送的最大行驶距离; (4) 式表明每条路径上的客户数不超过总客户数; (5) 式表明每个客户都得到配送服务; (6) 式表示每条路径的客户的组成; (7) 式限制每个客户仅能由一台配送车辆送货; (8) 式表示当第 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, 因此取 $\text{sign}(n_k) = 0$ 。

3 物流配送路径优化问题的混合遗传算法

3.1 遗传算法简介

遗传算法是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索方法^[17]。由于该算法采用随机选择, 对搜索空间无特殊要求, 无需求导, 具有运算简单、收敛速度快等优点, 尤其适用于处理传统搜索方法难于解决的复杂和非线性的问题。

遗传算法的主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换, 它实际上是模拟由个体组成的群体的整体学习过程, 其中每个个体对应研究问题的一个解。遗传算法从任一初始群体出发, 通过选择(使群体中的优秀个体有更多的机会传给下一代)、交叉(体现了自然界中群体内个体之间的信息交换)和变异(在群体中引入新的变种确保群体中信息的多样性)等遗传操作, 使群体一代一代地进化到搜索空间中越来越好的区域。遗传算法包括编码、

初始群体生成、适应性评估、选择、交叉和变异等要素。

遗传算法是一种全局搜索能力很强而局部搜索能力不足的算法。研究发现, 遗传算法可以用极快的速度达到最优解的 90% 左右, 但要得到真正的最优解则要花费很长时间。

3.2 爬山算法简介

爬山算法是一种基于邻域搜索技术的、沿着有可能改进解的质量的方向进行单方向搜索(爬山)的搜索方法。该方法的局部搜索能力很强, 是一种常用的寻找局部最优解的方法。对于爬山算法而言, 只有在更好的解位于当前解附近的前提下, 才能继续向更优的解搜索。因此, 该方法只有对具有单峰分布性质的解空间才能实施行之有效的搜索, 并最终求得问题的最优解, 而对于物流配送路径优化问题这一多约束、多峰问题, 由于爬山算法缺乏对问题的可行空间的全局性采样, 陷入局部最优解的可能性极大。

3.3 物流配送路径优化问题的混合遗传算法的构造

针对遗传算法在局部搜索能力方面的不足, 作者将局部搜索能力很强的爬山算法与之结合, 从而构造了物流配送路径优化问题的混合遗传算法。该算法的特点是对通过遗传操作得到的每一代群体中的最优个体实施多次爬山操作, 然后通过爬山操作得到的个体取代原个体, 以增强算法的局部搜索能力。该算法仅需在遗传算法的基础上加入爬山算子即可。

(1) 编码方法的确定。根据物流配送路径优化问题的特点, 作者提出了一种客户直接排列的编码方法。这种表示方法是直接生产 L 个 1~ L 间的互不重复的自然数的排列, 该排列即构成一个个体。按照物流配送路径优化问题的约束条件, 可依次将个体中的元素(客户)划入各条配送路径中。例如, 对于一个用 2 台车辆向 5 个客户送货的物流配送路径优化问题, 设某个个体中的客户排列为 41235, 可用如下方法得到其对应的配送路径方案: 首先将客户 4 作为第一个客户加入到配送路径 1 中, 然后判断能否满足问题的约束条件, 即客户 4 的需求量是否超过第一台车辆的最大载重量, 且路径 0-4-0 的长度是否超过第一台车辆一次配送的最大行驶距离, 设能够满足, 则可将客户 1 作为第三个客户加入到路径 1 中, 然后判断能否满足问题的约束条件, 设仍能满足, 则可将客户 2 作为第三个客户加入到路

径1中,设仍能满足问题的约束条件,则可将客户3作为第四个客户加入到路径1中,设此时不能满足问题的约束条件,这说明客户3不能加入到路径1中,由此可行第一条配送路径:0-4-1-2-0;然后,将客户3作为第一个客户加入配送路径2中,若能满足问题的约束条件,则可将客户5作为第二个客户加入到路径2中,若仍能满足问题的约束条件,则可得配送路径2为:0-3-5-0。采用这种表示方法时,若某个个体对应的配送路径数大于配送车辆总台数,则说明该个体对应一个不可行解。

(2) 初始群体的确定。随机产生一种1~L这L个互不重复的自然数的排列,即形成一个个体。设群体规模为N,则通过随机产生N个这样的个体,即可形成初始群体。

(3) 适应度评估方法的确定。对于某个个体所对应的配送路径方案,要判定其优劣,一是要看其是否满足问题的约束条件;二是要计算其目标函数值。本文采用客户直接排列的个体编码方法所确定的配送路径方案,隐含能够满足每个客户都得到配送服务及每个客户仅由一台车辆配送的约束条件,也能满足每条路径上各客户需求量之和不超过配送车辆的最大载重量及每条配送路线的长度不超过车辆一次配送的最大行驶距离的约束条件,但不能保证配送路径条数小于配送车辆总台数。对于某个个体,设其对应的配送路径方案的配送路径条数与配送车辆总台数之差为M(若配送路径条数 \leq 配送车辆总台数,则取 $M=0$,表示该个体对应一个可行解;若配送路径条数 $>$ 车辆总台数,则 $M>0$,表示该个体对应一个不可行解),其目标函数值为Z,将M看成该个体对应的配送路径方案的不可行路径条数,并设对每条不可行路径的惩罚权重为 P_w (该权重可根据目标函数的取值范围取一个相对较大的正数),则该个体的适应度F可用公式(9)计算。

$$F = 1/(Z + M \times P_w) \quad (9)$$

(4) 选择操作。本文采用如下最佳个体保留与赌轮选择相结合的选择策略:将每代群体中的N个个体按适应度由大到小排列,排在第一位的个体性能最优,将它复制一个直接进入下一代,并排在第一位;下一代群体的另N-1个个体需要根据前代群体的N个个体的适应度,采用赌轮选择法产生,具体地说,就是首先计算上代群体中所有个体适应度的总和 $\sum F_j$,再计算每个个体的适应度所占的比例 $F_j/\sum F_j$ ($j=1, 2, \dots, N$),以此作为其被选择的概率。上述选择方法既可保证最优个体生存至下一代,又

能保证适应度较大的个体以较大的机会进入下一代。

(5) 交叉操作。对通过选择操作产生的新群体,除排在第一位的最优个体外,另N-1个个体要按交叉概率 P_c 进行配对交叉重组。本文采用类OX法^[4]实施交叉操作,现举例说明其操作方法:①随机在父代个体中选择一个交配区域,如两父代个体及交配区域选定为:A=47185631921, B=83146911257;②将B的交配区域加到A的前面,A的交配区域加到B的前面,得:A'=46911478563921, B'=85631834691257;③在A'、B'中自交配区域后依次删除与交配区相同的自然数,得到最终的两个体为:A''=469178532, B''=856349127。与其他交叉方法相比,这种方法在两父代个体相同的情况下仍能产生一定的变异效果,这对维持群体的多样性有一定的作用。

(6) 变异操作。由于在选择机制中采用了保留最佳个体的方式,为保持群体内个体的多样化,本文采用连续多次对换的变异技术,使个体在排列顺序上有较大的变化。变异操作是以概率 P_m 发生的,一旦变异操作发生,则用随机方法产生交换次数J,对所需变异操作的个体的基因进行J次对换(对换基因的位置也是随机产生的)。

(7) 爬山操作。对于通过遗传操作形成的每代群体中的最优个体,要通过邻域搜索实施爬山操作。本文采用基因换位算子实现爬山操作,其具体操作方法是:①在个体中随机选择两个基因,并交换它们的位置;②判断基因换位后其适应值是否增加,若适应值增加,则以换位后的个体取代原个体;③重复①、②直到达到一定的交换次数为止。

(8) 终止准则。采用进化指定代数的终止准则。

4 实验计算与结果分析

作者用C语言编制了物流配送路径优化问题的混合遗传算法计算机程序,并对文献^[9]中的一个实例(见实例1)和一个由计算机随机生成的实例(见实例2)在主频为133MHz、内存为16MB的计算机上进行了实验计算。

实例1:某物流中心有2台配送车辆,其载重量均为8t,车辆每次配送的最大行驶距离为50km,配送中心(其编号为0)与8个客户之间及8个客户相互之间的距离 d_{ij} 、8个客户的货物需求量 q_j ($i, j=1, 2, \dots, 8$)均见表1。要求合理安排车辆配送路线,使配送总里程最短。

根据实例 1 的特点, 作者在用混合遗传算法对其求解时采用了以下参数: 群体规模取 20, 进化代数取 25, 交叉概率取 0.9, 变异概率取 0.09, 变异时

基因换位次数取 5, 对不可行路径的惩罚权重取 100km, 实施爬山操作时爬山次数取 20。对实例 1 随机求解 10 次, 得到的计算结果见表 2。

表 1 实例 1 的已知条件表

$d_{ij}(km)$	j	0	1	2	3	4	5	6	7	8
i	0	0	4	6	7.5	9	20	10	16	8
	1	4	0	6.5	4	10	5	7.5	11	10
	2	6	6.5	0	7.5	10	10	7.5	7.5	7.5
	3	7.5	4	7.5	0	10	5	9	9	15
	4	9	10	10	10	0	10	7.5	7.5	10
	5	20	5	10	5	10	0	7	9	7.5
	6	10	7.5	7.5	9	7.5	7	0	7	10
	7	16	11	7.5	9	7.5	9	7	0	10
	8	8	10	7.5	15	10	7.5	10	10	0
$q_j(t)$	-	1	2	1	2	1	4	2	2	2

表 2 实例 1 的混合遗传算法计算结果

计算次序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
配送总距离(km)	69	70.5	70	67.5	70.5	69.5	70	67.5	69	67.5	69.1
首次搜索到最终解的进化代数	1	1	1	4	1	1	3	4	22	2	4.0
计算时间(s)	0.22	0.11	0.16	0.16	0.11	0.16	0.16	0.16	0.11	0.11	0.15

由表 2 可以看出: 用混合遗传算法对实例 1 的 10 次求解中, 有 3 次得到了问题的最优解 67.5km (其对应的配送路径方案为: 路径 1: 0-4-7-6-0; 路径 2 0-2-8-5-3-1-0), 7 次得到了问题的近似最优解, 这些解的质量均明显优于节约法所得的结果 79.5km。从计算效率看, 10 次求解的平

均计算时间为 0.15s, 计算效率较高。

为了便于比较, 作者还分别用爬山算法和遗传算法对实例 1 求解了 10 次, 在每次求解对解的搜索次数都为 1000 次的前提下, 三种算法计算结果的比较见表 3。

表 3 实例 1 的爬山算法、遗传算法和混合遗传算法计算结果的比较

算法类型	爬山算法	遗传算法	混合遗传算法
平均配送总距离(km)	70.05	70.1	69.1
解的标准差(km)	1.24	1.76	1.22
求得最优解的次数	0	2	3
首次搜索到最终解的平均搜索次数	40.6	76	160
平均计算时间(s)	0.13	0.25	0.15

由表 3 可以看出, 从寻优结果看, 混合遗传算法的计算结果优于爬山算法和遗传算法; 从计算效率看, 混合遗传算法的计算效率略低于爬山算法, 但明显高于遗传算法; 从算法的稳健性看, 混合遗传算法计算结果的稳定性优于爬山算法和遗传算法。

实例 2: 在某物流中心有 5 台配送车辆, 车辆的最大载重量均为 8t, 一次配送的最大行驶距离都为 50km, 需要向 20 个客户送货。作者利用计算机随机产生了物流中心和 20 个客户的位置坐标以及客户的货物需求量, 其中物流中心的坐标为(14.5km, 13.0km), 20 个客户的坐标及其货物需求量见表 4。

要求合理安排车辆的配送路线, 使配送总里程最短。为简便起见, 本文设各客户相互之间及物流中心与客户之间的距离均采用直线距离, 该距离可根据客户和物流中心的坐标计算得到。

该实例包括 20 个客户, 客户的全排列数多达 2.433×10^{18} 个, 受计算时间的限制, 该问题用穷举法根本无法求解。根据实例 2 的特点, 作者在用混合遗传算法求解时采用了以下参数: 群体规模取 40, 进化代数取 200, 交叉概率取 0.9, 变异概率取 0.09, 变异时基因换位次数取 5, 对不可行路径的惩罚权重取 300km, 实施爬山操作时爬山次数取 40。

对实例 2 随机求解 10 次, 得到的计算结果见表 5。

表 4 实例 2 的已知条件

客户编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
横坐标 x (km)	12.8	18.4	15.4	18.9	15.5	3.9	10.6	8.6	12.5	13.8
纵坐标 y (km)	8.5	3.4	16.6	15.2	11.6	10.6	7.6	8.4	2.1	5.2
货物需求量 q (t)	0.1	0.4	1.2	1.5	0.8	1.3	1.7	0.6	1.2	0.4
客户编号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
横坐标 x (km)	6.7	14.8	1.8	17.1	7.4	0.2	11.9	13.2	6.4	9.6
纵坐标 y (km)	16.9	2.6	8.7	11.0	1.0	2.8	19.8	15.1	5.6	14.8
货物需求量 q (t)	0.9	1.3	1.3	1.9	1.7	1.1	1.5	1.6	1.7	1.5

表 5 实例 2 的混合遗传算法计算结果

计算次序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
配送总距离 (km)	125.2	117.0	119.3	124.5	119.2	119.2	117.5	127.1	121.4	129.4	122.0
使用的车辆数	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	3.8
首次搜索到最终解的进化代数	59	92	76	182	130	119	142	186	149	155	129
计算时间 (s)	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54

从表 5 可以看出: 用混合遗传算法对实例 2 的 10 次求解都得到了质量较高的解, 其配送总里程的平均值为 122.0km。从求解效率看, 10 次求解的平均计算时间为 1.54s, 计算效率较高。

为了便于比较, 作者还分别用爬山算法和遗传算法对实例 2 求解了 10 次, 在每次求解对解的搜索次数都为 16000 次的前提下, 三种算法计算结果比较见表 6。

表 6 实例 2 的爬山算法、遗传算法和混合遗传算法计算结果的比较

算法	爬山算法	遗传算法	混合遗传算法
平均配送总距离 (km)	128.3	140.1	122.0
解的标准差 (km)	8.59	4.30	4.29
平均使用的车辆数	4.1	4	3.8
首次搜索到最终解的平均搜索次数	989.5	11812	10320
平均计算时间 (s)	1.46	2.44	1.54

由表 6 可以看出, 从寻优结果看, 混合遗传算法的计算结果优于爬山算法和遗传算法; 从计算效率看, 混合遗传算法的计算效率略低于爬山算法, 但明显高于遗传算法; 从算法的稳健性看, 混合遗传算法计算结果的稳定性高于遗传算法和爬山算法。

另外, 作者还对一个用 20 台车辆向 100 个客户送货的车辆路径问题实例利用上述算法进行了实验计算, 并得到了相似的结论^[6]。

通过以上实验计算可以看出, 通过将局部搜索能力很强的爬山算法与遗传算法结合, 从而构造求解物流配送路径优化问题的混合遗传算法, 可以在一定程度上克服遗传算法在局部搜索能力方面的不足和爬山算法在全局搜索能力方面的不足, 从而得到优于爬山算法和遗传算法的计算结果。同时混合遗传算法还具有计算效率较高、计算结果较稳定的特点。

5 结论

(1) 本文在建立物流配送路径优化问题的数学模型的基础上, 针对遗传算法因局部搜索能力不强造成寻优效果较差的弱点, 将局部搜索能力很强的爬山算法与之结合, 从而构造了求解物流配送路径优化问题的混合遗传算法。实验计算结果表明, 用混合遗传算法求解物流配送路径优化问题, 可以在一定程度上克服遗传算法在局部搜索能力方面的不足和爬山算法在全局搜索能力方面的不足, 从而得到优于爬山算法和遗传算法的计算结果。同时混合遗传算法还具有计算效率较高、计算结果较稳定的特点, 充分显示了其良好的寻优性能。

(2) 本文构造混合遗传算法的思路以及在算法中设计的个体编码方法、个体适应度计算方法及选择、交叉、变异和爬山算子, 对解决类似的组合优化问题有一定的参考价值。

(3) 遗传算法在局部搜索能力方面的不足, 使其应用范围受到限制, 而将其他搜索方法与之结合, 构造混合遗传算法, 将会大大提高优化质量和搜索效率, 从而取得很好的计算结果。混合遗传算法将是遗传算法发展的一个重要方向。

参考文献:

- [1] 蔡希贤, 夏士智编译. 物流合理化的数量方法[M]. 武汉: 华中工学院出版社, 1985.
- [2] Clark G. and Wright J. . Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points[J]. *Oper. Res.*, 1964, 4.
- [3] Gillet B. E. and Miller L R. . A Heuristic Algorithm for the Vehicle Dispatch Problem[J]. *Oper. Res.*, 1974, 22.
- [4] 罗上远, 徐天亮, 陈代芬. 零售业库存分布模型及分区配送算法研究[J]. *物流技术*, 2000(5): 22- 25.
- [5] 刘朝晖, 范荣华, 万毅. 物资管理系统工程[M]. 北京: 中国物资出版社, 1997.
- [6] Berthod Krger. Gilloineable Bin Packing: A Genetic Approach[J]. *European Journal of Operational Research*, 1995, 84: 645- 661.
- [7] Malmborg, Charles. Genetic Algorithm for Service Level Based Vehicle Scheduling[J]. *European Journal of Operat*
- tional Research*, 1996, 93(1): 121- 134.
- [8] Ochi, Luiz S. . Vianna, Parallel Evolutionary Algorithm for The Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Fleet [J]. *Future Generation Computer Systems*, 1998, 14(5- 6): 285- 292.
- [9] 姜大立, 杨西龙. 车辆路径问题的遗传算法研究[J]. *系统工程理论与实践*, 1999. 1.
- [10] 李大卫, 王莉, 王梦光. 遗传算法在有时间窗车辆路径问题上的应用[J]. *系统工程理论与实践*, 1999.
- [11] 李军, 郭耀煌. 物流配送车辆优化调度理论与方法[M]. 北京: 中国物资出版社, 2001.
- [12] 李军, 谢秉磊, 郭强. 非满载车辆调度问题的遗传算法[J]. *系统工程理论方法应用*, 2000, (3).
- [13] 谢秉磊, 李军, 郭耀煌. 遗传算法在非满载车辆线路安排问题中的应用[J]. *中国学术期刊*, 1999, 5(8): 1068- 1069.
- [14] 谢秉磊, 李军, 郭耀煌. 有时间窗的车辆调度问题的遗传算法[J]. *系统工程学报*, 2000, (3).
- [15] 张涛, 王梦光, 杨建夏. 不确定计划数的轧制批量计划的模型和算法[J]. *系统工程学报*, 2000, 15(1).
- [16] 郎茂祥. 物流配送车辆调度问题的模型和算法研究[D]. 北京: 北方交通大学, 2002.
- [17] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 王东生. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.

Study on the Optimization of Physical Distribution Routing Problem by Using Hybrid Genetic Algorithm

LANG Mao xiang, HU Sij i

(School of Traffic and Transportation, Northern Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: This paper establishes the optimizing model on physical distribution routing problem. On the basis of analyzing the weakness of genetic algorithm in local search, this paper builds a hybrid genetic algorithm which is the combination of genetic algorithm and local search algorithm for solving physical distribution routing problem, and makes some experimental computations. The computational results demonstrate that the hybrid genetic algorithm can overcome the weakness of genetic algorithm and local search algorithm, so the high quality solutions to the physical distribution routing problem can be obtained.

Key words: physical distribution; hybrid genetic algorithm; genetic algorithm; local search algorithm; optimization