文章编号:1000-6788(2006)07-0047-07

整车物流网络规划问题的混合粒子群算法研究

秦绪伟^{1,3},范玉顺²,尹朝万³

(1. 东北大学工商管理学院,辽宁 沈阳 110004;2. 清华大学自动化系,北京 100084;

3. 中国科学院沈阳自动化研究所,辽宁 沈阳 110016)

摘要: 综合考虑整车物流系统中的运输规模经济效应、库存控制策略、设施、服务质量等决策因素,建立了整车物流网络规划集成优化模型.给出了一种流预测算法和粒子群算法相结合的求解方法,用粒子群算法搜索物流网络可行结构,用流预测算法确定其最优运输路径,二者相互协调实现最优解的搜索.在粒子群搜索过程还加入了交叉变异操作来增加种群的多样性,以避免早熟收敛.实例仿真表明混合粒子群算法的运行效率有显著提高,且有更高概率搜索到全局最优.

关键词: 整车物流;流预测算法;混合粒子群算法

中图分类号: TP18;C934 文献标识码: A

Research on Hybrid Particle Swarm Optimization for Automobile Logistics Network Design Problem

QIN Xu-wei^{1,3}, FAN Yu-shun², YIN Chao-wan³

(1. School of Business Administration, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: According to the practical operation characteristic of automobile logistics network, the integrated optimization model is presented, which provides an integrated view of transportation economies - of - scale, inventory and facility costs as well as service quality. The solution combined the flow prediction algorithm and particle swarm optimization (PSO) is presented. In this solution, PSO is used to search feasible structure of logistics network, while flow prediction algorithm is used to decide its optimal transportation route. Evolution operation such as crossover and mutation is also embedded to avoid the common defect of premature convergence. Simulations are given to confirm this hybrid particle swarm optimization work efficiency and the probability of finding the global optimal value are enhanced.

Key words: automobile logistics; flow prediction algorithm; hybrid particle swarm optimization

0 引言

随着汽车市场竞争空前激烈,整车销售利润空间日益被压缩,而作为第三利润源泉的整车物流将变的越来越重要,优化整车配送系统是降低物流成本的根本保证. 近年来,选址与库存、运输的联合决策问题吸引了很多学者的兴趣. Nozick 研究了需求为独立同分布的泊松流,采用(S-1,S)库存策略,单位运费固定时的单级库存-选址系统[1]. 谭凌等研究了存在运输规模经济的连锁零售企业的配送中心选址问题,分析了需求和运输距离变化对系统的总成本以及方案选择的影响[2]. Hall 针对由货源、集货中心和需求点构成的考虑运输规模效应的基本物流网络,提出具有足够求解精度、非常适用于规模较大的实际问题的启发式算法[3];田青等提出求解这种基本物流网络的组合遗传算法[4]. 上述文献较多研究线性运输成本假设下的库存策略与选址-分配联合决策问题或考虑运输规模效应的选址-分配问题,而同时考虑库存控制策略、运输规模效应和选址-分配问题集成模型则需进一步研究.

粒子群算法(PSO)是一种新的进化计算技术,由 Kennedy 和 Eberhart 提出,源于对鸟群捕食群体行为的

收稿日期:2005-03-24

资助项目:国家自然科学基金重点资助项目(70431003)

作者简介:秦绪伟(1976 -),男,山东省单县人,博士,从事物流控制与优化,智能算法等研究;范玉顺(1962 -),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,从事企业建模等研究.

研究^[5]. PSO 算法有着速度快、解质量高、程序代码简洁等优点,在各类多维连续空间优化问题、神经网络训练等领域中均取得了很好效果.由于粒子位置和速度不易表达,而在组合优化领域多应用于基本问题. Mauricec 采用离散 PSO 解决解决旅行商问题^[6]; Salman 等提出了 PSO 应用于任务分配问题的合适的编码表达方法^[7],李宁等在此基础上提出解决车辆路径问题的 PSO 算法^[8]. 万福才等结合粒子群算法和新产品组合投入模型的特点,设计出能有效处理整数约束的改进 PSO 算法^[9]. 本文提出一种表示复杂物流网络结构的粒子编码方法,将含有运输领域知识的流预测算法嵌入到粒子群算法,引入进化算子改善全局探测能力.解决了整车物流网络规划集成优化模型的求解难题.实例仿真验证了模型的正确性和算法的有效性.

1 整车物流规划问题及数学模型

某整车物流集团有 P 个整车制造厂、R 个客户区、D 个候选分销中心、C 个集货中心及分布,整车物流网络结构如图 1 所示. 各制造厂生产多种不同型号产品,共计 I 种产品. 客户区对产品种类需求繁多且数量较小,对每种产品需求可以近似为泊松过程,且已知各产品平均需求率、补货提前期和目标库存服务水平,分销中心对各产品采用连续检查(S - 1,S) 库存控制策略;规定每个客户区仅有一个分销中心服务,且为每个分销中心服务客户区的数目设立下限和上限. 为了保证分销中心的快速反应能力,规定了分销中心的服务覆盖半径,当所服务的客户区超出覆盖半径时给予惩罚. 在工厂-集货中心、集货中心-分销中心和工厂-分销中心之间存在运输规模效应,即运费率随运输量的增大而降低,逐渐趋于定值,可以采用凹费用率函数模拟运

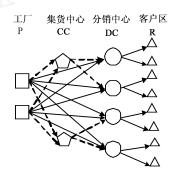


图 1 整车物流网络结构

输规模效应. 分销中心与客户区之间采用线性运费率. 由上整车物流网络规划最优方案必须解决以下问题:选择最佳的分销中心和集货中心;合理安排分销中心服务的客户区;确定工厂与分销中心之间的运输路径(途经集货中心或直接运达)及其流量;制定出各产品在分销中心的最优库存水平.

综合考虑了库存、运输、设施及服务质量等决策要素的整车物流网络规划集成优化模型构建如下.目标函数:

s. t.
$$V_{p(i)c} = \bigcup_{d=1}^{n} U_{cdi}$$
 $c = 1, 2, ..., C; i = 1, 2, ..., I;$ (1)

$$Y_{p(i)d} + \bigcup_{c=1}^{C} U_{cdi} = \bigcup_{r=1}^{R} dr \ i \ d = 1, 2, ..., D; i = 1, 2, ..., I;$$
(2)

$$V_{p(i)c}$$
 $c_{r=1}$ i $c = 1, 2, ..., C; i = 1, 2, ..., I; (3)$

$$_{di} = _{dr \ i} \ d = 1, 2, ..., D; i = 1, 2, ..., I;$$
 (4)

$$S_{di} = \left\{ \min S \middle| \begin{array}{l} S-1 \\ k=0 \end{array} \frac{e^{-\frac{1}{di} \cdot di} \cdot \left(-\frac{1}{di} - \frac{1}{di}\right)^{k}}{k!} \right\} \qquad di = 1, 2, ..., D; i = 1, 2, ..., I;$$
 (5)

$$d_{r} = 1 r = 1, 2, ..., R; (6)$$

$$N_{\min \ d} = \int_{r=1}^{R} dr N_{\max \ d} d = 1, 2, ..., D;$$
 (7)

$$_{c} = \{0,1\} \quad c = 1,2,...,C;$$
 (8)

$$_{d} = \{0,1\} \quad d = 1,2,...,D;$$
 (9)

$$d_r = \{0,1\} \quad d = 1,2,...,D; r = 1,2,...,R;$$
 (10)

$$Y_{p(i)d} = 0; U_{cdi} = 0; V_{p(i)c} = 0; \quad c = 1,2,...,C; i = 1,2,...,I; d = 1,2,...,D.$$
 (11)

其中模型中符号意义如下:

下标: p、c、d、i、r分别为工厂、候选集货中心、候选分销中心、产品和客户区的序号; p(i)表示工厂 p生产第 i 种产品.

决策变量: $_c$ 、 $_d$ 、 $_d$ 为 $_0$ - $_1$ 变量,等于 $_1$ 时分别表示开设集货中心 $_c$ 、开设分销中心 $_d$ 、分销中心 $_d$ 服务于客户区 $_r$; $_r$ ($_p$) $_d$ 表示产品 $_i$ 从工厂 $_p$ 直达分销中心 $_d$ 的数量 ; $_r$ ($_d$) 表示集货中心 $_c$ 向分销中心 $_d$ 运送产品 $_i$ 的数量 ; $_r$ ($_e$) 表示产品 $_i$ 从工厂 $_p$ 向集货中心 $_e$ 0 的运输数量 ; $_r$ ($_d$) 表示产品 $_i$ 在分销中心 $_d$ 0 的库存水平,满足泊松需求时可用公式(5) 计算,

输入参数: k_{pd} 、 k_{pc} 、 k_{cd} 、 k_{dr} 分别表示工厂p与分销中心d间、工厂p与集货中心c间、集货中心c与分销中心d间、分销中心d与客户区e7间的运输距离;e1表示客户区e7对产品e1的需求数量;e2。为销中心e3。为别表示开设集货中心e5、分销中心e4 的固定运营费用;e3。表示分销中心e4 的目标服务水平;e4。表示产品e4 的单位库存成本;表示未覆盖服务惩罚单位成本;e4。为别表示工厂e5 分销中心e6 如定服务半径内;e6。从e7。从e9。从e9。以e

目标函数表示了分销中心的库存成本、开设集货中心和分销中心的固定成本、由工厂途径集货中心到分销中心的间接运输成本、工厂到分销中心的直接运输成本、分销中心到其服务客户区的运输成本、和服务未覆盖惩罚成本之和为整车物流网络系统运营成本,在满足以下约束条件下使之最小.约束条件(1)表示各集货中心的物流守恒约束;约束条件(2)表示各分销中心的物流守恒约束;约束条件(3)保证了只有选中集货中心的待选地点,才能向分销中心供货.约束条件(4)表示分销中心对产品的需求量.约束条件(5)表示满足目标服务水平时分销中心的最小库存量.约束条件(6)表示一个客户区仅有一个分销中心供货.约束条件(7)保证只有被选中的分销中心才能为客户区供货,并且限定了分销中心所服务的客户区数量的上下限.

2 标准粒子群算法

假设在一个 D 维搜索空间,有 n 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子位置表示为一个 D 维向量 X_i = $(x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{iD})$,i = 1 , 2 , ..., n , N

$$v_{id}(t+1) = wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}() [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \text{rand}() [p_{gd}(t) - x_{id}(t)], \qquad (12)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad 1 \quad i \quad n; \quad 1 \quad d \quad D,$$
 (13)

其中,加速因子 c_1 , c_2 为正常数 ; rand () 为 [0,1] 之间的随机数 ; w 称惯性因子,w 较大适于对解空间进行大范围探测 (exploration),w 较小适于进行小范围开挖 (exploitation). x_{id} [- X_{\max_d} , X_{\max_d}], v_{id} [- V_{\max_d} , V_{\max_d}] 位置和速度边界范围由用户设定。 迭代终止条件根据具体问题,一般选为最大迭代次数或 (n) 粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足预定最小适应阈值。 通常将全体粒子群 (Gobal) 分成若干个有部分粒子重叠的相邻子群 (local), Kennedy 提出了多种邻居子群拓扑结构,如 Ring 型、Wheel 型、Star 型等,并分析拓扑结构类型对算法性能的影响 [00]. 标准 PSO 算法的缺点是初期收敛速度快,后期易陷入局部极小点,搜索精度不高。

3 整车物流规划问题的混合粒子群算法

整车物流网络规划问题的难点是解决其隐含的选址 - 分配问题和最小凹费用流问题,其中无容量约束的选址-分配问题已证明为 NP 难题,用常规方法求解很困难.这里给出一种流预测算法和粒子群算法相结合的求解方法,设计了一种粒子群算法解决选址 - 分配问题,搜索整车物流网络的可行结构配置;设计了一种流预测算法,确定该可行结构配置中由工厂、集货中心和分销中心构成的最小凹费用流的最优路径,并进一步修正选址 - 分配结果.二者相互配合共同完成整车物流网络规划方案的优化.这种混合粒子群算法求解程序框图如图 2 所示.

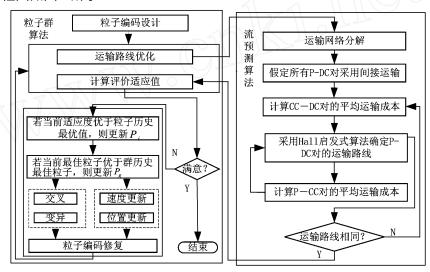


图 2 混合粒子群算法求解程序框图

3.1 流预测算法

流预测算法是在 Hall 启发式算法基础上的改进算法,能够充分利用物流网络中运输规模经济效应, 具体步骤如下:

- 1) 分解基本运输网络为多个由工厂、单个集货中心及其所服务的工厂集货中心分销中心构成的独立子网的过程如图 3 所示. 对每个子网分别采用以下步骤确定最优运输路线.
- 2) 假定所有的工厂-分销中心对都采用途经集货中心的间接运输路线:
- 3) 根据凹运费率函数计算从集货中心到各分销中心的平均单位运输成本:
- 4) 对每个工厂-分销中心对采用 Hall 启发式算法确定产品在其的运输方式,即直接运输或途经集货中心间接运输;

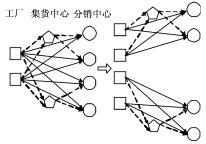


图 3 运输网络分解过程

- 5) 根据步骤 4) 确定的产品运输路径和凹运费率函数 ,计算从每个工厂到集货中心的平均单位运输成本:
- 6) 根据在步骤 5) 中获得各工厂到集货中心的平均单位运输成本,采用 Hall 启发式算法重新确定产品在每个工厂-分销中心对的运输方式,即直接运输或经集货中心间接运输;
- 7) 如果每个工厂-分销中心对在步骤 6) 和步骤 4) 获得的运输方式相同,则流预测程序结束;否则使用在步骤 6) 获得的集货中心与分销中心之间的运输数量,返回步骤 3) 继续执行流预测程序.

3.2 粒子编码方式

如何找到一个合适的表达方法,使粒子与解对应,是实现算法的关键问题之一. 本文构建一个 R + D 维的空间表示由 C 个候选集货中心、D 个候选分销中心和 R 个客户区构成的整车物流网络可行结构集

合. 粒子编码如图 4 所示由 X_A 和 X_B 两部分构成 ,其中 X_A 是 D 维向量 , u_d = (Int (random(0, C)) ,Int () 为 取整 ,random() 为取 0 到 C 之间的随机数 ,表示集货中心、分销中心的选择及其供货服务关系. X_B 是 R 维向量 , y_r = Int (random(1, d)) ,d 为 X_A 部分非零值维个数 ,表示第 r 个客户区由选定第 d 个分销中心供货. 例如 ,由 3 个集货中心候选地 ,5 个分销中心候选地 ,10 个客户区构成的一条粒子编码如下:

则该粒子对应的物流网络结构为:第1、3、5个待选地设立分销中心且分别由第2、1、2个集货中心提供服务:10个客户区分别由第3、5、5、1、5、3、1、3、1、5个分销中心供货.

上述编码方法集成表达了集货中心、分销中心的选择及其服务关系;保证每个客户区都得到选定的分销中心的配送服务,并限制每个客户区的需求仅能由某一选定的分销中心来完成,保证了约束条件(3)(6)(7),使解的可行化过程计算大大减少.

图 4 整车物流网络结构的粒子编码

3.3 粒子状态更新机制

在混合粒子群算法中,设计了两种粒子状态更新机制,其中一种采用如下改进的粒子运动公式实现整数构成的粒子状态更新.

$$v_{id}(t+1) = \text{Int}\{wv_{id}(t) + c_{1}\text{rand}(\cdot)[p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_{2}\text{rand}(\cdot)[p_{gd}(t) - x_{id}(t)]\},$$

$$x_{id}(t+1) = \begin{cases} \text{Abs}[x_{id}(t) + v_{id}(t+1))] & x_{id}(t+1) & T \\ \text{Int}(\text{Random}(0,T)) & x_{id}(t+1) > T \end{cases}$$

其中: $Int(\cdot)$ 表示取整; $Abs(\cdot)$ 表示取绝对值; 上述公式用于 X_A 粒子编码部分时, T 为集货中心数量 C, Random(0,T) 为 0 到 C 之间的随机整数; 用于 X_B 粒子编码部分时, T 为其对应 X_A 部分所选分销中心个数 d, Random(1,T) 为 1 到 d 之间的随机整数. 惯性权重 w 采用递减策略, 即:

$$w = (w_{\text{int}} - w_{\text{end}}) (S_{\text{max}} - t) / S_{\text{max}} + w_{\text{end}}$$

其中 S_{max} 为最大进化代数 W_{int} 为初始惯性权重 W_{int} , W_{int} 为进化到最大代数时的惯性权重.

另一种粒子状态更新机制,借助进化算法中交叉和变异操作增强算法的全局探测能力,提高求解质量. 具体过程如下:先让粒子分别同局部最优粒子、全局最优粒子的位置和速度编码交叉后,再以变异率对各粒子位置编码反转变异;变异率 随迭代次数递减,即 $=1-e^{\frac{1}{S_{max}}}$. 经过交叉变异后粒子编码可能出现非法编码,可采用如下策略进行修复:若 X_B 部分各维最大值 n 与 X_A 部分非零值维数 d 不一致,当 d>n 时,在 X_A 部分非零值各维中随机取(d-n)个零;当 d< n 时,在 X_A 部分的零值各维中随机取(n-d)个 1与 d 之间随机整数.

3.4 算法实现过程

- 1) 粒子群划分成若干个两两相互重叠的相邻子群;
- 2) 每个粒子位置向量 X_A 的各维随机取 0-C 之间的整数 ,并记录向量 X_A 中非零值向量个数 d , X_B 的各维随机取 1-d 之间的整数 :
 - 3) 每个粒子速度向量 V_A 的各维随机取(-C,C) 之间的整数 V_B 各维随机取(-d,d) 之间的整数 ;
- 4) 计算粒子的适应值. 合法的粒子都对应一种整车物流网络的可行结构,先采用流预测算法确定工厂与分销中心之间的最佳运输路径和成本,再根据最佳运输路径修正粒子位置编码对应的物流网络结构后,继续计算设施成本、库存成本和分销中心至客户区的运输成本,将目标函数值作为粒子的适应值.
 - 5) 将初始评价值作为个体历史最优解 P_i ,寻找各子群内的最优解 P_i 和总群体内的最优解 $P_{g.}$

步骤 2 重复执行以下步骤,直到满足终止条件或达到最大迭代次数.

1) 随机取 $= 50\%(S_{max} - t)/S_{max}$ 的粒子采用第 2 种方法更新粒子状态,其余粒子采用第 1 种方法进行粒子状态更新.

- 2) 评价所有粒子.
- 3) 若某个粒子的当前评价值优于其历史最优评价值,则记当前评价值为该历史最优评价值并更新 P_i . 寻找当前各相邻子群内最优和总群体内最优解,若优于历史最优解则更新 P_i 和总群体内最优解 P_i .

4 计算实例

某整车物流集团为两家汽车制造厂服务. 经专家论证确定 6 个候选分销中心、2 个候选集货中心和 15 个客户区,每家分销中心服务的客户区最少为2个,最多为5个,规定分销中心合理服务半径为70公里, 各产品在分销中心的目标库存服务水平不小于 90 %. 分销中心的补货提前期分别为 30 天. 考虑运量 V 的 运输规模效应函数为 $f(V) = 0.36 + 0.9e^{\frac{-18 \times V}{8500}}$,其余部分数据如表 $1 \sim 5$ 所示.

表 1 制造厂到集货中心的距离(公里)

| | C01 | C02 |
|-----|------|------|
| P01 | 1800 | 720 |
| P02 | 2100 | 1020 |

表 2 集货中心和分销中心固定成本(万/年)

| _ | | C01 | C02 | D01 | D02 | D03 | D04 | D05 | D06 |
|---|------|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|
| | cost | 8 | 7.5 | 12 | 14 | 10 | 12.8 | 15 | 9 |

表 3 集货中心到分销中心的距离

(公里)

| | D01 | D02 | D03 | D04 | D05 | D06 |
|-----|------|------|------|------|------|------|
| P01 | 2100 | 2040 | 1900 | 600 | 820 | 800 |
| P02 | 2400 | 2340 | 2200 | 300 | 1120 | 1100 |
| C01 | 400 | 320 | 350 | 2800 | 1300 | 700 |
| C02 | 1600 | 1480 | 1300 | 1720 | 120 | 200 |

表 4 客户区对产品的需求

(辆/天)

| R | R01 | R02 | R03 | R04 | R05 | R06 | R07 | R08 | R09 | R10 | R11 | R12 | R13 | R14 | R15 |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| P01 | 4 | 4 | 0 | 3 | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 | 2 | 2 | 1 | 3 | 1 | 2 |
| P02 | 5 | 6 | 1 | 6 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 3 |

表 5 分销中心到客户区的距离

(公里)

| | R01 | R02 | R03 | R04 | R05 | R06 | R07 | R08 | R09 | R10 | R11 | R12 | R13 | R14 | R15 |
|-----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| D01 | 1180 | 1211 | 1115 | 148 | 1230 | 769 | 867 | 193 | 132 | 1130 | 229 | 54 | 36 | 45 | 1160 |
| D02 | 23 | 1123 | 1023 | 73 | 146 | 1093 | 39 | 86 | 54 | 129 | 332 | 233 | 63 | 71 | 95 |
| D03 | 1905 | 1985 | 1055 | 89 | 1045 | 810 | 738 | 35 | 105 | 980 | 120 | 136 | 146 | 165 | 1985 |
| D04 | 65 | 30 | 1720 | 2610 | 1626 | 2060 | 1970 | 2685 | 2660 | 1798 | 2560 | 2750 | 2815 | 2760 | 89 |
| D05 | 1120 | 1278 | 22 | 980 | 87 | 321 | 287 | 1080 | 1045 | 62 | 1020 | 2180 | 2210 | 2169 | 1199 |
| D06 | 1400 | 1360 | 398 | 1017 | 396 | 23 | 67 | 769 | 1086 | 332 | 1043 | 1153 | 1198 | 1210 | 1376 |

混合粒子群算法用JBuilder 9.0 实现,在 Pentium 1.6G.512M 计算机上进行仿真实验,对本例中不同粒 子群参数组合进行大量测试,其中最优的参数配置如下:粒子数 n = 60,邻居群采用环形拓扑结构,邻居子 群规模为 4; $w_{int} = 0.90$, $w_{end} = 0.2$, c1 = c2 = 1.28; 最大迭代数为 800. 经过多次运算获得如表 6 的最好解.

对表 6 中最好粒子解码、结合最优运输路线、获得整车物流网络最好结构方案如表 7 所示、由最优粒 子编码可知工厂、CO2 和三个分销中心 DO4、D05、D06 构成基本物流网络 .其最优运输路线为集货中心 CO2 服务于分销中心 D05、D06,分销中心 D04 采用直接运输方式,计算适应值时需要修正物流网络结构.分析 表 4.3 数据发现若分销中心 D04 由集货中心 C02 提供服务会造成严重迂回运输 ,分销中心 D03 客户需求 量较少,不易设立分销中心,通过对问题原始数据的定性分析,可知获得最优方案合理.

表 6 计算结果

| 最好解 | 最优目标值 |
|------------------------------|------------|
| XA:110222 XB:334245522421113 | 6291339.41 |

表 7 整车物流网络最好结构方案

| 集货中心 | | C01 | _ | C02 | | |
|------|-------------|-----------------|-------------|-------------|---------|--|
| 分销中心 | D01 | D02 | D04 | D05 | D06 | |
| 客户区 | R12 R13 R14 | R04 R11 R08 R09 | R01 R02 R15 | R05 R03 R10 | R07 R06 | |

为了验证混合粒子群算法的有效应性,将混合粒子群算法与标准粒子群算法、遗传算法和穷举法对上述实例各随机计算 20 次,其中标准粒子群算法主要参数和编码与混合粒子群算法相同;遗传算法也采用相同编码,交叉率为 0.8,变异率为 0.05,种群 60,迭代次数 800.计算结果如表 8 所示.

计算方法 达优率 平均时间(s) 平均迭代次数 最优值(万) 标准 PSO 76 % 138 234 643.2 混合 PSO 88 % 165 338 629.13 遗传算法 74 % 287 496 636.5 穷举法 100 % 549 626.42

表 8 几种算法计算结果对比

表 8 中几种算法实验结果表明,混合 PSO 与标准粒子群算法相比较,改善了全局搜索能力,提高了达优率和解的质量,降低了搜索速度;但仍然明显高于遗传算法的搜索速度,高于遗传算法的达优率;与穷举法比较而言,混合 PSO 能够在较合理时间内获得接近最优值的高质量的解.

随机产生多组不同规模物流网络规划问题,使用上述优化算法进行实验,所取的结果近似,但当问题规模增大时,必须增加粒子数来减少陷入局部最优,一般当粒子数为问题规模(集货中心与分销中心数目乘积)的4~6时,搜索成功率接近90%.

5 结论

本文建立了集成运输、库存、设施和服务质量等决策因素的整车物流网络规划集成优化模型,给出了一种流预测算法和粒子群算法相结合的求解方法.针对具体的实例进行了大量实验,计算结果表明混合粒子群算法具有较强寻优能力、易于实现等优点,为解决此类问题提供了有效途径.

参考文献:

- [1] Nozick L K, Turnquist M A. Integrating inventory impacts into a fixed charge model for locating distribution centers [J]. Transportation Research Part E, 1998, 43(3):173 186.
- [2] 谭凌,高峻峻,王迎军. 基于库存成本优化的配送中心选址问题研究[J]. 系统工程学报,2004,19(1):59 66.
 Tan Ling, GAO Junjun, WANG Yingjun. Study on problem of distribution center location based on inventory cost optimization[J].
 Chinese Journal of System Engineering, 2004, 19(1): 59 66.
- [3] Hall R W. Direct versus terminal freight routing on a network with concave costs [J]. Transportation Research Part B, 1987, 21 (4):287 298.
- [4] 田青,缪立新,郑力. 基于运输规划和组合 GA 的基本物流网络设计[J]. 清华大学学报,2004,44(11):1441 1444. Tian Qing, Miao Lixin, Zhang Li. Logistics network design based on transport planning and combined GA[J]. Journal of Tsinghua University (Sci &Tech), 2004, 44(11):1441 1444.
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [A]. IEEE Int Conf on Neural Networks[C]. Perth, 1995. 1942 1948. (下转第 85 页)

- [7] Madhavan A, Richardson M, Roomans M. Why do security prices change? A transaction level analysis of NYSE stocks [J]. Review of Financial Studies, 1997, 10: 1035 1064.
- [8] Madhavan, Smidt. A bayesian model of intraday specialist pricing [J]. Journal of Financial Economics, 1991, 30: 99 134.
- [9] Huang R, Stoll H. The components of the bid-ask spread: A general approach[R]. Working paper 94 33, 1994, Owen Graduate School of Management, Vanderbilt University.
- [10] Lyons R K. Tests of microstructural hypotheses in the foreign exchange market [J]. Journal of Financial Economics, 1995, 39: 321 351.
- [11] Manaster, Mann. Life in the pits: Competitive market making and inventory control [J]. Review of Financial Studies, 1996, 9: 953 976.
- [12] Chan Yue Cheong. Adverse selection, inventory cost and market depth: An empirical analysis of intraday price movement in the stock exchange of Hong Kong[D]. The Hong Kong University of Science and Technology, 2000.
- [13] De Jong, Nijman. Price effects of trading and components of the bid-ask spread on the paris bourse [J]. Journal of Empirical Finance, 1996, 3: 193 213.
- [14] Gosten L. Is the electronic open limit order book inevitable [J]. Journal of Finance, 1994, 49:1127 1161.
- [15] 穆启国 ,吴冲锋 ,刘海龙. 深圳证券交易所买卖价差的构成分析[J]. 系统工程理论方法应用 ,2004 , 13 (3) :239 243. Mu qiguo , Wu chongfeng , Liu hailong. Components of the bid-ask spread in the Shenzhen stock exchange [J]. Systems Engineering Theory Methodology Application , 2004 , 13 (3) : 239 243.
- [16] 杨之曙. 中国股票市场流动性理论与实证研究[D]. 北京:清华大学,2000.
 Yang zhishu. Theoretical and Empirical Evidence of the Liquidity in China Stock Markets a Market Microstructure Analysis [D].
 Beijing: Tsinghua University, 2000.
- [17] Easley D, O'Hara M. Price, Trade size and information in securities markets[J]. Journal of Finance, 1987, 47: 577 606.
- [18] Kyle. A continuous auction and insider trading [J]. Econometrica, 1985, 53: 1315 1336.
- [19] Gosten L. Components of the bid-ask spread and the statistical properties of transaction prices [J]. Journal of Finance, 1987, 42: 1293 1308.
- [20] Hausman J, Lo A, Mac Kinlay A. An ordered probit analysis of transaction stock prices [J]. Journal of Financial Economics, 1992. 31:319 379.
- [21] Lee G, Ready MJ. Inferring trading direction from intraday data [J]. Journal of Finance, 1991, 46: 733 746.

(上接第53页)

- [6] Maurice Clerc. Discrete particle swarm optimization by the traveling salesman problem [DB]. http://www. Mauriceclerc.net,
- [7] Salmen A, Ahmad I, Al-Madani B. Particle swarm optimization for task assignment problem [J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(4): 363 371.
- [8] 李宁, 邹彤, 孙德宝. 车辆路径问题的粒子群算法研究[J]. 系统工程学报, 2004, 14:130 135.

 Li Ning, Zou Tong, Sun Debao. Particle swarm optimization for vehicle routing problem with time windows [J]. J of Systems Engineering, 2004, 4:130 135.
- [9] 万福才,汪定伟,李彦平. 微粒群优化算法在相关新产品组合投入的应用[J]. 控制与决策,2004,19(5):520 524. Wan Fucai, Wang Dingwei, Li Yanping. Particle swarm optimization of correlative product combinatorial introduction model[J]. Control and Decision, 19(5): 520 524.
- [10] Kenney J. Small worlds and mega-minds: Effects of neighborhood topology on particle swarm performance [A]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999. 1931 1938.