

一个多物流中心配送模型及其遗传算法

戴树贵^{1,2}, 陈文兰²

(1. 华东师范大学 计算机科学技术系, 上海 200062; 2. 滁州学院 数学系, 安徽 滁州 239000)

摘要:物流配送费用是物流系统的核心费用。以节约物流配送费用为出发点, 建立了一个多物流中心配送模型, 并构造了一个双重混合遗传算法。算法采用扩大的集合覆盖方法, 将需求点预分配给配送中心, 一个需求点可以依附于多个配送中心, 然后在第一重遗传算法中将需求点精确分配给每个配送中心, 在第二重遗传算法中规划各配送中心的车辆行驶路线。为第一重遗传算法设计了编码方案和交叉规则。在第二重算法中设计了交叉个体的选择方案, 较好地解决了简单遗传算法早熟问题。数据实验表明, 该算法是有效的。

关键词:物流配送; 遗传算法; 集合覆盖**中图分类号:** TP181; U11**文献标识码:** A**文章编号:** 1673-629X(2008)02-0046-05

A Logistics Delivery Model and Its Genetic Algorithm for Multiple Depots

DAI Shu-gui^{1,2}, CHEN Wen-lan²

(1. Dept. of Computer Science and Technology, East China Normal University, Shanghai 200062, China;

2. Dept. of Mathematics, Chuzhou University, Chuzhou 239000, China)

Abstract: The expenditure of logistics delivery is the main expense of logistics system. A logistics delivery model with multiple depots is created and a dual genetic algorithm (GA) is designed to solve the model in order to decrease the expense. Firstly, all demanding-points are pre-assigned to depots by broadened-set-overlay and one demanding-point may belong to more than one depot. Secondly, every demanding-point is made cling to one certain depot properly in the first-layer GA and the vehicles' routes are programmed in the second-layer GA. A new coding means and a new crossing regular are designed for the first-layer GA and a selection regular for crossing individuals is designed for the second-layer GA to solve prematurity problem of simple GA. The data experiment showed the algorithm is valid.

Key words: logistics delivery; genetic algorithm; set overlay

0 引言

物流配送是物流管理中极为重要的一个环节, 它是将商品由生产者传递给消费者必需的途径。物流配送主要研究车辆调度及路径安排问题。近年来, 国内外许多学者对物流配送问题进行了大量的研究, 这些研究主要集中在单物流中心的车辆调度及路径安排方面。研究者使用启发式算法和智能算法(遗传算法、蚁群算法和模拟退火算法等)或者是在智能算法优化过程中加入优化策略以构造混合智能算法来求解物流配送问题。但是目前国内外对于多个物流中心的物流配

送问题的研究成果很少, 而且现有的研究成果通常把多配送中心问题通过任务分派转化成单物流中心问题来求解^[1-3], 在这种方法下, 需求点被预先分配给每个配送中心, 在求解过程中, 只作少量调整或不作调整, 通常只能求得近似最优配送方案。魏百鑫等^[4]针对整车配送需求点分散特征, 解决了多仓库的整车配送问题, 但并不是一个通用的解决多物流中心配送问题的方法。

文中基于最小费用建立了一个通用的多物流中心的物流配送模型, 并给出了求解算法。由于在多物流中心情况下, 每个物流中心通常只会为一定范围内的需求点提供服务, 算法首先按需求点所属区域应用扩大的集合覆盖方法对所有需求点进行集合划分(各集合交集不为空), 若一个需求点处于多个集合中, 则表示该需求点可以由多个配送中心中的任何一个满足需求。通过集合划分确定可能为各需求点提供服务的物

收稿日期: 2007-05-06

基金项目: 安徽省自然科学基金(2006KJ253B); 安徽高校青年教师资助计划项目(2007jq1191)

作者简介: 戴树贵(1973-), 男, 安徽定远人, 博士, 副教授, 主要研究方向为高级物流, 软件与算法。

流配送中心,然后使用单亲遗传算法求解。算法构造了一种新的个体编码方案。在初始种群产生时,依据需求点所属集合情况及约束条件,判断个体的有效性,排除无效个体,从而使整个初始种群由有效个体构成。算法针对编码方式设计了单亲交叉方式。

由于在个体适应度计算时,需要为每个物流中心所负责的各个需求点安排配送路线,为此,设计另一个遗传算法来解决路径安排问题。算法中,个体采用序号编码,交叉操作采用 OX 交叉。同时,由于传统遗传算法容易收敛于局部最优解,即会出现早熟现象,因此,算法设计了一种新的有效的交叉个体选择方案,从而较好地解决了传统遗传算法的早熟问题。文中最后通过数据实验证实了算法的有效性。

1 模型

$G = (V, E)$ 为一个有 $M + N$ 个顶点的有向图,其中 V 为其顶点集合, E 为其有向边集合。顶点 $p_0 \sim p_{M-1}$ 为 M 个物流中心,每个中心的配送能力为 $C_i (0 \leq i \leq M - 1)$, 顶点 $v_0 \sim v_{N-1}$ 为 N 个需求点,每个需求点的需求量为 $w_i (0 \leq i \leq N - 1)$ 。顶点 i 的坐标为 (x_i, y_i) 。

假设每个需求点的需求量由一个物流中心满足,非空载时配送代价以“单位需求量·单位距离”为单位,空载时,配送代价以“单位距离”为单位,定义 $d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ 为两个顶点之间的距离。则文中建立的基于最小代价的多物流中心配送模型如下:

$$\min F = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{v_j \in S_i} Fee_{ij} \quad (1)$$

$$s.t. \quad S_i = \{v_j \mid v_j \text{ 由物流中心 } p_i \text{ 满足的需求点}\} \quad (2)$$

$$S_i \cap S_k = \emptyset \quad (3)$$

$$\sum_{v_j \in S_i} w_j \leq C_i \quad (4)$$

其中 Fee_{ij} 为需求点 v_j 由配送中心 p_i 满足需求时所产生的配送代价。(1) 式为目标函数,要求配送费用最小。(2) 式用于确定需求点 v_j 是否由物流中心 p_i 满足需求,当需求点 v_j 的需求量由物流中心 p_i 满足时, $v_j \in S_i$ 。(3) 式保证每个需求点只有一个物流中心提供服务。(4) 式保证每个物流中心的配送能力不小于其服务需求点的总需求量。

对于一个物流中心,若由其满足 N_1 个需求点 $v_0 \sim v_{N_1-1}$ 的需求量,记物流中心的编号为 -1 ,则 $w_{-1} = 0$ 。 r_i 为由需求点在一条配送路径中的序号,规定 $r_{-1} = 0$ 。假设配送车辆的容量及行驶距离没有限制,则建

立基于最小代价的单物流中心配送模型如下:

$$\min F_1 = \sum_{v_j \in S_i} Fee_{ij} \sum_{i=1}^{N_1-2} d_{r_i, r_{i+1}} \left(\sum_{j=1}^{N_1-1} w_j - \sum_{k=0}^{i-1} w_{r_k} \right) + d_{r_{N_1-1}, r_{-1}} \quad (5)$$

2 算法

2.1 目标函数(1)的求解算法

由于单亲遗传算法取消了传统遗传算法交叉算法,代之以仅在一条染色体上操作的基因重组算法,简化了遗传操作,提高了计算效率,也不存在“早熟”问题,文中使用单亲遗传算法来求解目标函数(1)。由于在实际的物流配送网络中,每个物流中心通常只会负责与其距离较近的一定范围内的需求点,为此,本算法首先使用扩大的区域覆盖方法对所有需求点进行分组,将它们划分成 M 个集合(对应于 M 个配送中心),每个集合中的元素为可能由一个物流中心负责配送的需求点。若一个需求点处于多个集合中,则表示该需求点可能由多个物流中心中的任何一个负责配送。如图 1 所示,有 3 个物流中心($p_0 \sim p_2$)和 20 个需求点($0 \sim 19$),采用扩大的集合覆盖方法对各个需求点分组。在图中,需求点 6 处于 3 个集合的交集中,则其可能由 3 个物流中心中的任何一个提供服务,同样需求点 5 处于物流中心 p_0 和 p_2 的覆盖区域的交集处,则它可能由物流中心 p_0 和 p_2 中的任何一个提供服务。而需求点 0 则只能由物流中心 p_0 提供服务。

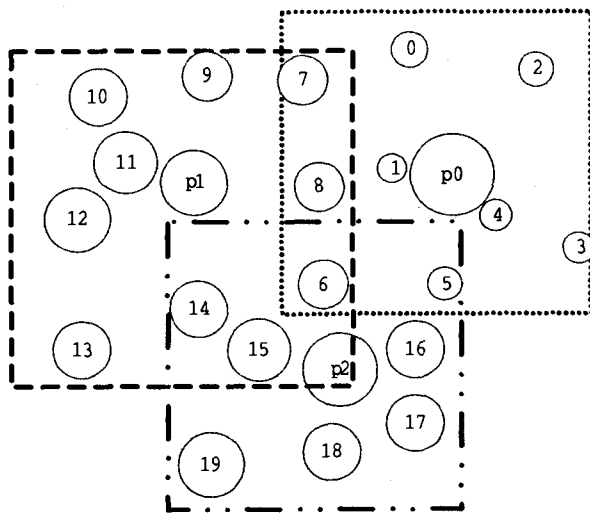


图 1 扩大的集合覆盖示意图

建立一个二维数组 $A[M + 1][N]$,用以存放分组情况。定义见(6)式:

$$A[i][j] = \begin{cases} 1 \text{ 或 } 0 & \text{当 } i \leq M - 1, j \leq N - 1 \text{ 时} \\ \sum_{k=0}^{M-1} A[k][j] & \text{当 } i = M \text{ 时} \end{cases} \quad (6)$$

其中:当 v_j 可能由 p_i 满足需求时 $A[i][j] (i \leq M - 1,$

$j \leq N-1$) 值为 1, 否则, 其值为 0。 $A[M][j]$ 存放可能满足一个需求点需求量的物流中心数。该数组的元素值在集合覆盖时确定。

另构造一个数组 $U[M(M-1)/2]$ 用于存放集合覆盖时可能由两个物流中心满足需求的需求点的交集, 定义如下:

```
struct Union
{int data;
struct Union * next;
} U[M × (M-1)/2];
```

令 $T = i \times (2 \times M - i - 1) / 2 + j - i - 1$, 可能由物流中心 p_i 和 $p_j (i < j)$ 满足需求的需求点的交集存放在 $U[T]$ 中, 其中 $U[T].data$ 为两个中心交集中所包含的需求点数, $U[T].next$ 所指向的链表中依次存放交集中需求点的编号。

数组 A 建立后, 通过一次扫描 A 得到该数组的元素。

下面给出基于该扩大集合覆盖的求解模型的遗传算法。在后面的的算法描述中, “ \leftarrow ” 表示赋值, “ $=$ ” 表示相等。文中所有数组的下标均从 0 开始。

2.1.1 预处理

由输入的覆盖正方形的边长产生数组 A , 并基于数组 A 构造数组 U 。

2.1.2 编码方式

每个个体的长度为 N , 基因值为 $0 \sim M-1$, 若一个个体中第 i 位为 j , 则表示需求点 v_i 的需求量物流中心 p_j 满足需求。比如对于一个有 3 个物流中心和 6 个需求点的情况, 若某个个体为 012210, 则表示需求点 v_0, v_5 的需求量由物流中心 p_0 满足, 需求点 v_1 和 v_4 的需求量由物流中心 p_2 满足, 需求点 v_2 和 v_3 的需求量由物流中心 p_2 满足。该编码方案自动保证 (2) 式和 (4) 式成立。

2.1.3 初始种群的产生

使用二维数组 G 存放初始种群, 每一行存放一个个体, 随机产生 K 个满足限制条件的个体构成初始种群。

2.1.4 适应度函数

直接使用目标函数的倒数为个体的适应度值, 即 $P_i \leftarrow 1/F_i$, 由于个体的适应度函数值与该个体中每个物流中心路径规划有关, 因此, 需要对每个物流中心求解式 (5) 的值, 具体求解算法见 2.2 节。

2.1.5 选择操作

采用最优个体保存策略, 将每一代中最优的个体直接复制到下一代。其它 $K-1$ 个个体采用轮盘赌方式^[5]产生。

2.1.6 交叉操作

采用单亲交叉方式, 交叉的基本思想是: 在随机选定的个体中选择一个可能由多个配送中心满足需求的需求点 n_1 , 其对应的基因值为 m_1 , 即在当前个体中, 其由配送中心 m_1 满足要求。随机从所有满足 $A[i][n_1] = 1$ 的 i 中选择一个 $m_2 (m_2 \neq m_1)$, 将与 n_1 对应的基因值改为 m_2 。若可能由配送中心 m_2 和 m_1 满足需求的需求点集合交集的还有其它需求点, 且在当前个体中, 交集中存在由 m_2 满足需求的需求点, 则按 50% 的概率决定是否将交集中当前由 m_2 满足需求的需求点的对应基因位修改为 m_1 , 之所以按概率决定, 是因为选定的两个需求点, 在最优值中可能由同一个配送中心满足需求。交叉过程根据交叉概率产生随机整数 num , 做 num 次如下操作:

① 随机产生一个 $[0, K-1]$ 均匀分布的随机整数 h 。

② 对第 h 个个体, 产生一个 $[0, N-1]$ 间均匀分布的随机数 n_1 。

③ 若 $A[M][n_1] = 1$, 则表明该需求点只能由一个配送中心满足需求, 转 ②; 否则置 $m_1 \leftarrow G[h][n_1]$ 。

④ 产生一个 $[0, M-1]$ 均匀分布的随机数 m_2 。

⑤ 若 $A[m_2][n_1] \neq 1$ 或者 $m_1 = m_2$, 则转 ④; 否则 $L \leftarrow (2M - m_1 - 1)m_1/2 + m_2 - m_1 - 1 (m_1 < m_2, \text{若 } m_1 > m_2, \text{则 } L \leftarrow (2M - m_2 - 1)m_2/2 + m_1 - m_2 - 1)$ 。

⑥ $G[h][n_1] \leftarrow m_2$ 。

⑦ 若 $U[L].data > 1$, 则判断当前个体中, m_1 和 m_2 交集是否存在由 m_2 满足需求的需求点, 若存在, 则随机选择一个由 m_2 满足需求的需求点 n_2 , 产生一个 $[0, 1]$ 区间均匀分布的随机数 r , 若 $r \leq 0.5$, 则 $G[h][n_2] \leftarrow m_1$ 。

⑧ 对交叉后的个体进行有效性判断, 若为有效个体, 则保留, 否则不保留。

由于单亲交叉过程中, 可能会将一个基因位的值改变, 因此单亲交叉隐含了变异操作, 算法不再单独进行变异操作。

2.2 目标函数 (5) 的求解算法

由于简单遗传算法的随机交叉策略容易导致早熟现象 (即快速趋于单一化), 笔者给出了一种新交叉方法, 以此构造一个较稳定的遗传算法来求解由一个配送中心满足需求的需求点之间的路径优化问题, 即目标函数 (5) 的值。

2.2.1 编码方式

采用序号编码方式, 若一个配送中心负责 N_1 个

需求点,则每个个体由区间 $[0, N_1 - 1]$ 中互不相同的自然数序列构成。

2.2.2 初始种群的产生

随机产生 N_1 个区间 $[0, N_1 - 1]$ 中互不重复的自然数构成一个个体。只需要重复 K_1 次,就可以产生由 K_1 个个体所构成的初始种群。

2.2.3 适应度函数

适应度函数直接使用式(5)的倒数。

2.2.4 交叉操作

在交叉个体的选择上,简单遗传算法通常直接采用随机选择两个个体进行交叉操作。这种交叉操作很大程度上导致了早熟现象的发生。为了避免两个相近个体的交配,设计了一种新的交叉操作,其基本思想是:在选择交叉个体时,要求两个个体之间有一定的距离以保持种群的多样性。

对于两个个体 i, j , 其适应度分别为 F_i 和 F_j , 定义 $D_{ij} = \frac{|F_i - F_j|}{F_{\max} - F_{\min}}$ 为个体 i, j 的范距, 其中 F_{\max} 为该代种群中个体的最大适应度值, F_{\min} 为最小适应度值。易知 $0 \leq D_{ij} \leq 1$ 。设置阈值 D , 只有两个个体的范距 $D_{ij} > D$ 时, 才能进行交叉操作。

对于选定的两个个体采用基于路径表达的顺序交叉方式^[5]。算法随机产生需求进行交叉操作的个体对数, 然后对随机选定的每个个体, 选择另一个与其范距大于阈值的个体进行交叉运算, 从而产生两个新个体。

2.2.5 选择操作

以上交叉个体的选择方式可以很好地解决简单遗传算法的早熟现象, 但是, 它会使种群进化速度减慢, 导致算法执行时间增加。为了解决这个问题, 本算法采用优良个体保存策略, 即在产生下一代种群时, 将上一代种群中一定数量的较优个体直接复制到下一代种群中。由于在种群进化早期, 种群的多样性较好, 可以复制较多的优良个体到下一代种群中, 而到种群进化后期, 种群逐渐收敛, 复制较多的优良个体会加速种群收敛速度, 为此可以复制较少的优良种群到下一代种群中。文中定义优良个体数函数见(7)式。

$$OP_i = \begin{cases} P \times K_1, & \text{当 } \ln T_i \leq 1 \text{ 时} \\ \lfloor \frac{P \times K}{\ln T_i} \rfloor, & \text{当 } \ln T_i > 1, \text{ 且 } \lfloor \frac{P \times K}{\ln T_i} \rfloor > 1 \text{ 时} \\ 1, & \text{当 } \ln T_i > 1, \text{ 且 } \lfloor \frac{P \times K}{\ln T_i} \rfloor \leq 1 \text{ 时} \end{cases} \quad (7)$$

其中: P 为初始确定的优良个体占种群中总个体数的百分比, K_1 为种群大小, T_i 为进化代数, $\lfloor X \rfloor$ 为不大于 X 的整数。第 0 代向第 1 代种群中复制 PK_1 个体, 随

着进化代数的逐渐增加, 则 OP_i 逐渐减小; 直到每代仅复制一个优良个体到下一代种群。

选择操作首先从上一代种群中复制 OP_i 个优良个体到下一代种群中, 其余 $K_1 - OP_i$ 个个体采用锦标赛选择方式产生, 即做 $K_1 - OP_i$ 次如下操作: 产生两个 $[0, K_1 - 1]$ 间均匀分布的随机整数 s 和 t ($s \neq t$), 若 $F_s < F_t$, 则选择个体 s , 否则选择个体 t 。复制所选择的个体到下一代种群中。

2.2.6 变异操作

变异操作用以调换同一个体的两个不同位置的基因。算法首先根据变异概率产生需要进行变异操作的个体个数, 然后对于随机选定的每个个体调换这两个位置的基因。

3 数据实验

使用随机产生需求点的坐标及各需求点的需求量的方法, 产生有 40 个需求点(所有需求点在一个 20×20 的正方形区域内, 需求量为 $0.2 \sim 2$)。3 个配送中心的坐标和供应能力见表 1, 其中 C 为配送中心的最大供应量。

表 1 配送中心坐标及其供应能力

N	X	Y	C
0	5	15	16
1	15	5	16
2	15	15	16

笔者使用 Visual C++ 6.0 编写了算法的实现程序。相关参数设置如下:

求解(1)式的算法: 种群数量为 40, 进化代数为 200, 交叉概率为 0.5;

求解(5)式的算法: 种群数量为 40, 进化代数为 200, 交叉和变异概率分别为 0.4 和 0.1, 初始优良解的比例为 0.3。

算法在不同的随机数序列下进行了 100 次运行, 得到最优解为 814。所有解的分布情况如图 2 所示。在 Intel 赛扬 2.0 处理器 256M 算法的执行时间约为 110 秒。在种群数量和进化代数一定的情况下, 算法执行时间与配送中心数量接近成正比。

为了验证 2.2 节所述算法设计的交叉和选择规则的有效性, 在种群数量为 80, 交叉概率为 0.4, 变异概率为 0.1, 在不同的阈值 D 下 (D 为 0 时为随机选择交叉个体), 各运行了 400 次, 对 ch150 问题进行求解, 所得解的情况见表 2。从表中可以出 D 值的选择对算法的求解性有较大的影响, 但在选取的几个点上, 算法所求得的最佳解和平均解都比随机选择交叉对象时所求得的结果要好, 但收敛代数要大。从中可以看出算法对解决简单遗传算法早熟问题是有效的。初始优良个体

比率 P 对于算法性能的影响如图 3 所示。

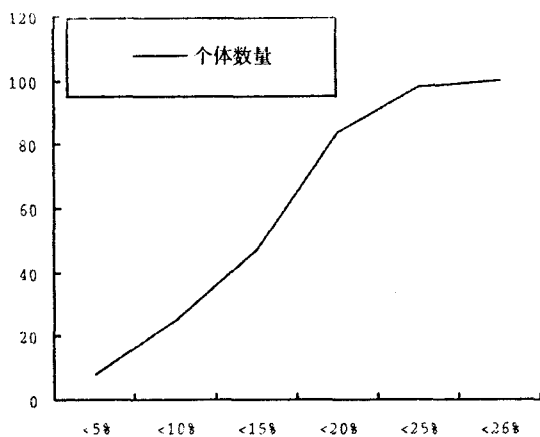


图 2 解的分布图

表 2 阈值 D 对求解结果的影响

D	0	0.025	0.05	0.075	0.1	0.125	0.15	0.175	0.2
最优值	26474	25907	25135	25034	25474	24402	24961	24720	26189
平均值	33745	31835	31890	31850	31319	31760	31377	31870	32327
平均收敛代数	125.2	152.5	154.0	156.4	167.4	163.64	167.2	158.6	151.0

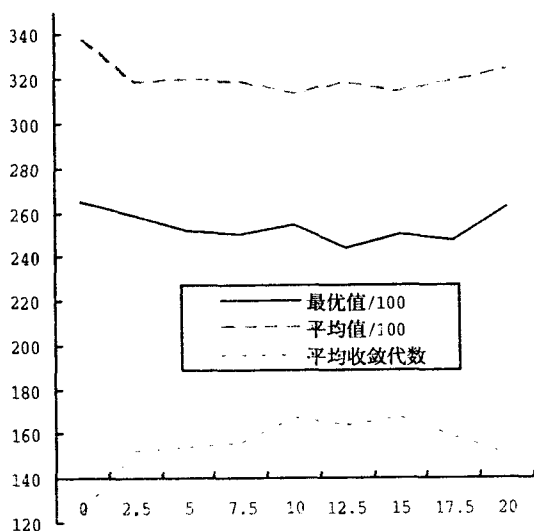


图 3 P 值对算法性能的影响

4 结束语

建立了一个多物流中心配送模型,并基于多物流中心配送的特点,设计了求解算法。基于在多物流中心配送情况下,通常每个物流中心只负责满足一定范围的需求点的需求量的事实,算法首先使用扩大的集

合覆盖的方法对所有需求点进行了预处理,确定了每个配送中心可能提供服务的需求点范围。这样既可以克服将多中心配送问题转化为单中心配送问题时,由于需求点分派不合理所造成的求解误差较大的问题,又解决了随机分派需求点所产生的运算量较大的问题。采用两重遗传算法求解模型,第一重算法采用单亲遗传算法,为算法设计了新的编码方案和交叉规则。对每个物流中心所服务的需求点的路径安排,采用简单遗传算法。设计了新的交叉规则和优良个体保存方案,较好地解决了单遗传算法随机交差操作产生的早熟现象,同时也使算法具有一定的收敛速度。数据实验表明,算法是有效的。

在一个物流配送中心所负责的需求点的路径安排上,笔者只考虑了各顶点间的坐标关系,没有考虑实际存在的路径关系。同时也没有考虑多车辆配送的车辆调度和路径安排问题。在实际应用中,可用文献[6]中建立的车辆调度模型和算法代替(5)式及其求解算法,来求解基于实际交通网络的多配送中心的车辆调度和路径安排问题。

参考文献:

- [1] 张俊伟,王 勃,马范援.多仓库多配送点的物流配送算法[J].计算机工程,2005,31(21):192-194.
- [2] Skok M, Skrlec D, Krajcar S. The genetic algorithm method for multiple depot capacitated vehicle routing problem solving [C]//The Fourth International Conference on Knowledge-based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies. Brighton, UK: UK Press, 2000:520-526.
- [3] Filipec M, Skrlec D, Krajcar S. Genetic algorithm approach for multiple depot capacitated vehicle routing problem solving with heuristic improvements built-in[J]. International Journal of Modeling and Simulation, 2000, 20(4):320-328.
- [4] 魏百鑫,史海波.基于整车配送的多仓库开路 VRPTW 问题的研究与实现[J].信息与控制,2005,34(3):350-355.
- [5] 王小平,曹立明.遗传算法[M].西安:西安交通大学出版社,2002.
- [6] 戴树贵,潘荫荣,胡幼华.基于最小费用的物流配送模型及其混合单亲遗传算法[J].计算机应用,2005,25(11):2681-2684.

(上接第 4 页)

- 集技术中的应用[J].计算机应用,2004,24(2):33-36.
- [4] 关于搜索引擎页面分析中的 javascript 处理的 2 个思路 [EB/OL]. 2006-09-03. <http://blog.csdn.net/DanceFire/archive/2006/09/03/1163683.aspx>.
 - [5] W3C Recommendation. Document Object Model [DB/OL]. 1998-10. <http://www.w3.org/TR/REC-DOM-Level>

-1/.

- [6] 柳正青,刘怀亮,李振坤,等.XML 编程接口的研究与一个应用模型[J].微机发展,2003,13(6):61-64.
- [7] Individual Mozilla. org contributors, Rhino Documentation [DB/OL]. 2006-12. <http://www.mozilla.org/rhino/doc.html>.