

改进图聚类算法及其应用

丁利*, 向来生, 刘希玉, 宋超超

(山东师范大学 管理科学与工程学院, 济南 250014)

(*通信作者电子邮箱 lizi321321@126.com)

摘要: 第四方物流企业联盟建立问题是研究如何将区域内物流企业以一种高效、低联系代价的方式建立合作联盟的问题。针对该问题提出一种基于离散粒子群优化算法的改进图聚类算法, 有助于降低合作联盟之间的联系代价。通过离散粒子群算法优化基本图聚类算法得到的初期聚类结果, 利用扰动策略对优化结果进行再拓展。对于实验中的 100 家虚拟企业进行了聚类, 使得联盟企业内部总联系代价从初始时的 39 991 降低到最后的 24 800。实验结果表明, 基于离散粒子群算法的改进图聚类算法能以较低的花费解决物流企业联盟建立问题。

关键词: 第四方物流; 企业联盟; 图聚类; 粒子群优化; 离散化; 扰动策略

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Improved graph clustering algorithm and its application

DING Li*, XIANG Lai-sheng, LIU Xi-yu, SONG Chao-chao

(Institute of Management Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan Shandong 250014, China)

Abstract: The fourth-party logistics company alliance building problem is to study how to build alliance with a method of high efficiency and low cost. An improved algorithm about graph clustering based on Particle Swarm Optimization (PSO) was proposed to solve the problem, and it contributed to reduce the connection cost between companies in the group. Discretization PSO was used to optimize the clustering result of graph clustering algorithm, and the result with disturbance strategies got enhanced. Clustering the 100 virtual companies, the cost was reduced from 39 991 to 24 800. The experimental result shows that, the improved graph clustering algorithm based on discretization PSO can solve the problem in a way with high efficiency and low cost.

Key words: the fourth-party logistics; company alliance; graph clustering; Particle Swarm Optimization (PSO); discretization; disturbance strategy

0 引言

第四方物流^[1]是为整合物流资源, 一般由政府或者非营利性机构组织, 来为第三方物流企业建立统一的信息供求平台, 从而使得区域内的物流行业高效、快速发展。随着第四方物流的提出, 物流企业之间纷纷合作来为第四方物流做好准备, 物流企业联盟建立问题越来越引起物流行业专家的兴趣, 纷纷对物流企业联盟建立问题以及第四方物流问题进行研究。

目前国内外的研究多从企业自身属性^[2-5]出发, 通过研究企业的内部属性如企业秉性、信任机制等, 对个体与个体之间的合作展开研究, 而从整个物流区域的总体发展角度、考虑整合物流资源协调分配的研究较少。

本文针对目前研究中存在的问题, 提出基于粒子群算法的改进层次聚类算法来求解物流企业联盟建立问题。首先, 通过层次聚类算法求得企业个体的初期划分结果; 然后, 通过粒子群算法将初期划分结果进行优化处理, 得到再优化结果; 最后, 通过一系列的扰动优化过程对得到的结果进行小范围优化处理, 通过扰动思想来拓展解空间。

1 联盟建立问题数学模型

1.1 问题描述

某区域内有若干物流企业为响应第四方物流建设方案, 为第四方物流系统的到来做好前期准备工作, 企业之间纷纷选择进行合作, 互补有无, 来共同开发物流市场, 满足市场需求。企业之间考虑以一种高效、总花费少的方式进行互相联系, 如何能保证该区域内物流企业之间通过这种高效、低花费的方式建立联系是该问题的关键。

1.2 问题形式化

这部分主要是对本文所研究问题的形式化描述, 包括变量符号、目标函数以及约束条件的数学化描述。

1.2.1 变量符号定义

1) 设企业集合为 $N = \{1, 2, \dots, n\}$, 企业与企业之间是同质的。

2) 企业与企业之间的关联关系矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n-1} & a_{1,n} \\ a_{2,1} & 0 & \cdots & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ a_{n-1,1} & \cdots & \cdots & 0 & a_{n-1,n} \\ a_{n,1} & a_{n,2} & \cdots & a_{n,n-1} & 0 \end{bmatrix}$$

收稿日期: 2012-07-02; 修回日期: 2012-08-26。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61170038); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2011FM001)。

作者简介: 丁利(1988-), 女, 山东禹城人, 硕士, 主要研究方向: 数据挖掘; 向来生(1957-), 男, 山东淄博人, 研究员, 主要研究方向: 可持续发展; 刘希玉(1964-), 男, 山东莱芜人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 电子商务、计算智能; 宋超超(1988-), 男, 山东济宁人, 硕士, 主要研究方向: 计算智能。

其中 $a_{i,j}$ 表示企业 i 同企业 j 之间的距离关系。对角线元素为 0, 表示企业自身关联成本为 0。

3) 联盟集合为 $U = \{1, 2, \dots, u\}$ 。

4) 联盟内部企业数量 $Num(u), u \in U$ 。

5) 联盟内部的关联代价

$$Cost_u = \sum_{i=1}^{Num(u)} \sum_{j=1}^{Num(u)} a_{i,j}; u \in U \quad (1)$$

6) 是否关联变量 $X_{i,j}$ (其中 $i, j \in N$, 二进制变量) 标识企业之间是否关联, 如果 $X_{i,j} = 1$, 说明企业 i 和企业 j 有着直接或间接的关系。另外, 特殊情况下, $X_{i,j} = 0 (i = j)$ 。

7) 联盟内最低企业数量限制 lq , 主要是用来限制在联盟建立过程中联盟内部的最低企业数量, 防止某个联盟内企业数量太少现象。

8) 联盟内最多企业数量限制 uq , 主要是用来限制在联盟建立过程中联盟内部的最大企业数量, 防止某个联盟内企业数量太多现象。

1.2.2 目标函数定义

考虑企业之间建立联盟总花费最低为目标函数, 即:

$$\min \sum_{u \in U} Cost_u \quad (2)$$

1.2.3 约束条件说明

1) 每个联盟的元素个数不能少于最低企业数量限制, 即:

$$Num(u) \geq lq; u \in U \quad (3)$$

其中 lq 是联盟内最低企业数量限制。

2) 每个联盟的元素个数不能超过最大企业数量限制, 即:

$$Num(u) \leq uq; u \in U \quad (4)$$

其中 $uq \leq n$ 是联盟内部最大企业数量限制。

3) 联盟内部每个企业个体都能直接或间接的同其他个体进行关联, 即:

$$\sum_j X_{i,j} \geq Num(U_k) - 1; \forall i \in U_k \quad (5)$$

表示任何一个企业的关联企业都要直接或间接地关联联盟内其他企业。

4) 联盟与联盟之间是相互独立的, 即不存在一个企业个体同属于多个企业联盟, 即:

$$U_i \cap U_j = \emptyset; \forall i, j \in U \quad (6)$$

5) 所有企业都必须属于某一个联盟, 不存在某一个企业个体不属于联盟的情况, 通过总数量来控制, 即:

$$Num(\bigcup_{i=1}^u U_i) = n \quad (7)$$

2 改进图聚类及其在问题中的应用

本文根据图聚类中的层次聚类算法, 通过粒子群算法对层次聚类得到的聚类结果进行优化处理, 并通过相应的扰动过程对结果进行扰动处理, 以期得到较好的结果。本章的主要结构为: 首先介绍了有关层次聚类的相关知识, 紧接着描述了粒子群算法的相关内容, 最后通过将粒子群算法同层次聚类算法进行结合得到改进的层次聚类算法, 完成了粒子群算法优化层次聚类算法的过程。基本层次聚类算法为改进层次聚类奠定了基础, 而粒子群算法则是改进层次聚类算法的重要部分。

2.1 层次图聚类简介

层次图聚类方法^[6-11]是通过层次划分的方法对图中的点进行分解, 直到满足某种结束条件, 形成一个子图。具体

又可分为凝聚图聚类与分裂图聚类。

凝聚图聚类算法^[12]是一种自底向上的图聚类算法, 将整个图中的每一个点作为初始聚类, 根据某种规则合并聚类, 使得小的聚类逐渐形成较大的聚类, 在满足某些结束条件时得到的聚类结果就是最终的凝聚图聚类的结果。

而分裂图聚类算法^[13]刚好同凝聚图聚类的过程相反。其主要工作原理是将图中的所有元素作为初始聚类结果, 根据某种规则进行图的划分, 将整个图逐步划分成多个子图, 在满足某种约束条件时得到的聚类结果就是分裂图聚类的结果。

2.2 粒子群算法简介

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是由 Kennedy 等^[14]于 1995 年根据对群体行为的研究得到的一种群智能算法。

与其他进化算法相类似, 该算法也是将个体对环境的适应度值向更好的个体进行移动作为优化目标来进化的。将每一个个体看作是 D 维空间中的一个粒子, 该粒子以一定的速度进行飞行, 同时粒子速度、位置、适应度值会随着粒子的飞行根据自身经验以及社会经验而动态调整。

速度更新公式为:

$$v_{ik}' = \omega v_{ik} + c_1 \text{rand}() (p_{ik} - x_{ik}) + c_2 \text{rand}() (p_{gk} - x_{ik}) \quad (8)$$

$$x_{ik}' = x_{ik} + v_{ik}' \quad (9)$$

粒子群算法基本流程如下:

- 1) 初始化过程并计算个体的适应度值。
- 2) 更新个体自身最好位置以及全局最好位置信息。
- 3) 根据式(8)、(9)更新速度和位置。
- 4) 判断是否结束; 否则返回循环继续执行。

本文根据粒子群算法的流程对层次聚类得到的聚类结果进行再优化处理, 以期得到更好的聚类结果。

2.3 粒子群算法改进层次图聚类

离散粒子群算法改进层次聚类算法的主要过程, 即二者之间的关系为: 以基本层次聚类算法作为基础, 对相应的问题得到初期的聚类结果; 通过离散粒子群算法对初期的聚类结果进行优化处理, 更加符合问题要求。一方面利用了层次聚类算法的简便性优势, 同时又通过粒子群算法优化弥补了层次聚类结果的不可逆性。

在图聚类的过程中需要给出具体的终止条件以及相似度量函数。一般的距离度量函数^[15]如下:

$$d_{\min}(C_i, C_j) = \min_{p \in C_i, p' \in C_j} |p - p'| \quad (10)$$

$$d_{\max}(C_i, C_j) = \max_{p \in C_i, p' \in C_j} |p - p'| \quad (11)$$

$$d_{\text{mean}}(C_i, C_j) = |m_i - m_j| \quad (12)$$

$$d_{\text{avg}}(C_i, C_j) = \frac{1}{n_i n_j} \sum_{p \in C_i} \sum_{p' \in C_j} |p - p'| \quad (13)$$

本文根据最少分裂聚类个数 $\lceil n/lq \rceil$ 以及最多凝聚聚类个数 $\lfloor n/uq \rfloor$ 来作为层次图聚类算法的终止条件。

如果需要将区域内所有 n 个节点都纳入图中, 至少需 $n-1$ 条边, 不考虑连线之间的方向性, 那么图中连线最多有 $(n-1)!$ 条边。因此, 假定图中总边数为 m , 则对应的最低企业数量限制 $lq = n/(m-n+5)$, 对应的最高企业数量限制 $uq = n/(m-n+2)$ 。

另外, 结合以上所述的距离度量函数, 本文给出相应的相似度量函数为:

$$\text{sim}E_{x,y} = \begin{cases} 0, & x = y \\ a_{x,y}, & x \neq y \text{ 且 } i = j \\ a_{x,y} + \text{sim}U_{U_i,U_j}, & x \neq y \text{ 且 } i \neq j \end{cases} \quad (14)$$

$$\text{sim}U_{U_i,U_j} = \sum_{x \in U_i} \sum_{y \in U_j} a_{x,y} \quad (15)$$

其中: $x \in U_i, y \in U_j; U_i, U_j \in U; \text{sim}E_{x,y}$ 表示聚类中个体时间的相似度量函数; $\text{sim}U_{U_i,U_j}$ 表示类之间的相似度量函数。

由于粒子群算法设计之初比较适合求解连续空间中的问题^{[14]132},而本文所涉及到的联盟建立问题属于离散型问题,因此如何对粒子群算法根据具体问题进行离散化以及粒子个体的编码是解决本文问题的关键所在。

1) 粒子群算法离散化算子。

合并算子 针对粒子群算法中的加法运算,本文问题对应的是联盟与联盟企业集合之间的合并操作。具体如下:

$$S_1 \oplus S_2 = \{s \mid s \in S_1 \vee s \in S_2\} \quad (16)$$

其中 S_1, S_2 分别是两联盟内企业集合。

拆分算子 针对粒子群算法中的减法操作,本文对应的是联盟与联盟内部企业之间的拆分操作。具体如下:

$$S_1 \ominus S_2 = \{s \mid s \in S_1 \wedge s \notin S_2\} \quad (17)$$

其中 S_1, S_2 分别是两联盟内企业集合。

选择算子 针对粒子群算法速度更新公式中的乘法操作,本文对应的是联盟选择企业个体问题,根据一定的选择概率来选择得到的待选择集合中的企业个体。具体如下:

$$\eta \otimes S_1 = \begin{cases} S_1, & \eta = 1 \\ \emptyset, & \eta = 0 \end{cases} \quad (18)$$

其中: η 表示某个因素的状态变量,取值0或1; S_1 是联盟内企业集合。

2) 基于层次图聚类算法的粒子群算法编码。

在原数据集(见图1)或原图(见图2)的基础上根据凝聚图聚类思想根据层次图聚类算法得到初期的聚类结果,具体过程如下:

首先根据层次聚类中的凝聚层次聚类算法,将 $\lfloor n/uq \rfloor$ 作为凝聚层次聚类算法的停止阈值,一旦子类个数小于该值就停止算法,得到聚类结果,如图3所示。

然后根据层次聚类中的分裂层次聚类算法,将 $\lceil n/lq \rceil$ 作为分裂层次聚类算法的停止阈值,一旦聚类个数超过该值就停止算法,得到聚类结果,如图4所示。

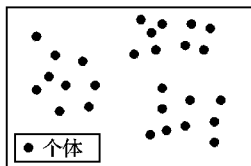


图1 数据集

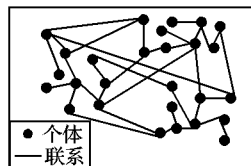


图2 原图

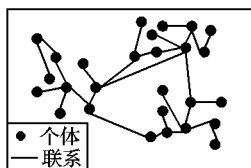


图3 凝聚图聚类结果

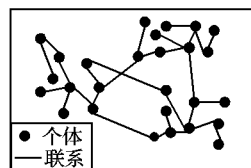


图4 分裂图聚类结果

根据以上两次聚类得到的聚类结果进行整合,形成聚类结果,如图5所示。

根据离散粒子群算法优化层次聚类算法的基本思想以及离散粒子群算法的主要原理将层次聚类算法得到的初期聚类结果作为离散粒子群算法的初始数据进行编码,进而进行相

应的优化处理。

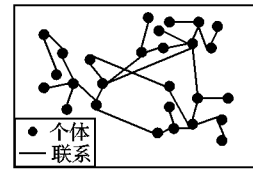


图5 综合聚类结果

根据聚类结果中子类的个数以及各子类中的个体内容形成粒子个体的粒子编码的长度 d 及内容集合。根据粒子群算法的思想来对聚类结果进行优化,在满足结束条件之后得到相应的结果,如图6所示。

Dim_1	Dim_2	...	Dim_{d-1}	Dim_d
$\{1, 2, \dots, k_1-1, k_1\}$	$\{1, 2, \dots, k_2-1, k_2\}$		$\{1, 2, \dots, k_{d-1}-1, k_{d-1}\}$	$\{1, 2, \dots, k_d-1, k_d\}$

图6 粒子编码过程

3) 扰动处理。

在得到具体的优化结果之后,考虑或许某个个体属于另外的聚类中会有更好的适应度值,基于此适应性策略思想进行扰动处理,以期拓展解空间,寻找更好的解。根据具体的过程,本文给出了扰动处理修正函数。

修正函数 在进行聚类之后,评价所有聚类的效果,根据聚类结果通过评价函数,也就是把类的部分节点的迁入、迁出操作。

$$M(v_i) = \begin{cases} 1, & \text{img}(v_i, U_j) > \theta/n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

式(19)的含义为如果某个节点 v_i 在 U_j 类中的隶属度大于某个给定的常数 θ 时,说明该节点更符合该类的特征,因而应该迁入该类中;反之,如果隶属度小于给定的阈值则选择迁出。隶属度函数可以表示为:

$$\text{img}(v_i, U_j) = \text{sub}(v_i, U_j) / \sum_{x=1}^u \text{sub}(v_i, U_x) \quad (20)$$

$$\text{sub}(v_i, U_j) = \sum_{k \in U_j} a_{i,k} \quad (21)$$

其中 $a_{i,j}$ 表示两个对象 i 和 j 之间的距离。

有效性评价函数 总的来说,一个好的聚类结果应该是内部密度明显高于原图本身的密度,并且类间的密度明显低于原图本身的密度。

密度函数^[16-17]公式为:

$$\text{desy}(U_i) = \frac{|\{\{x, y\} \mid x \in U_i, y \in U_i\}|}{|U_i|(|U_i| - 1)} \quad (22)$$

其中: x, y 分别表示类 U 中的节点。此时整个图 G 经过聚类之后的密度就可以表示为所有聚类密度的平均值,也就是:

$$d(G \mid U_1 U_2 \dots U_k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{desy}(U_i) \quad (23)$$

根据某个体的隶属度值以及对类的有效性评价指标通过修正函数进行类元素的修正,得到较好的结果。

2.4 算法复杂度分析

采用粒子群算法优化图聚类的算法,在优化过程中主要包括凝聚图聚类、分裂图聚类进行初次聚类,形成初期聚类结果,然后通过粒子群算法将初期聚类结果进行优化处理,最后通过相应的扰动策略来进行解的拓展。整个处理过程是一个串行过程,因此各个过程中的算法求解复杂度为加和的形式。具体如下:

由于凝聚图聚类的基本原理中需要将其中每一个元素同其他任何一个元素进行相似度分析,在经历 k 次迭代的过程

中,算法复杂度应该介于 $O(n^2)$ 和 $O(n^2 * k)$ 之间,其中 n 为个体数量, k 为迭代次数。由于 k 相对于 n 较小,在实际计算当中可以忽略,我们认为凝聚图聚类的算法复杂度近似为 $O(n^2)$ 。

另外由于分裂图聚类的基本原理同凝聚图聚类的基本原理正好相反,因此二者的算法复杂度相同为 $O(n^2)$ 。

粒子群算法的复杂度低于 $O(n^2 * d * k)$,其中 n 表示粒子个数, d 表示粒子维度, k 表示迭代次数。由于相对粒子数 n 来说粒子的维度以及迭代次数都可以忽略,因此在计算中近似看作 $O(n^2)$ 。

如前所述,整个算法的流程属于串行结构,因此改进算法的整体复杂度为 $O(n^2) + O(n^2) + O(n^2) = O(n^2)$ 。

3 实验及结果分析

3.1 数据生成方法

由于目前针对物流合作联盟问题的基础数据还较难获得,因此本文根据一系列的数据生成方法,通过济南市的真实物流企业分布情况进行处理后得到的数据作为本文实验的基础数据。基础数据一旦确定,在具体的实验过程中将不再进行更改,这样能保证实验的准确性。

根据济南市物流企业分布,抽象得到具体的企业个体,并将其分布以一定的比例在图中展示。企业个体之间的联系我们根据济南市地图网络分布以个体之间的实际路程距离来表示,距离越大说明联系越小;距离越小,说明联系越紧密。以上数据一旦确定,实验中将不再改变,这可对各种策略及参数选择进行有效对比。另外,本文基于如下计算机平台进行实验: Intel CPU E3300, 2.9 GHz, 4 核, 4 GB 内存, 操作系统为 Windows 7 Professional。

根据济南市地图,得到相应的济南市物流企业分布图,以此作为实验数据基础。根据实验需要按照同比例进行缩放,形成实验数据。根据文献[18],济南市注册物流企业数量为 350 家,根据实验要求选取其中 100 家物流企业作为研究对象进行实验。实验数据结构及内容如表 1 所示,为方便最后分析,本文根据最终实验结果对企业个体进行顺序编号,根据划分类来顺序编号企业个体。

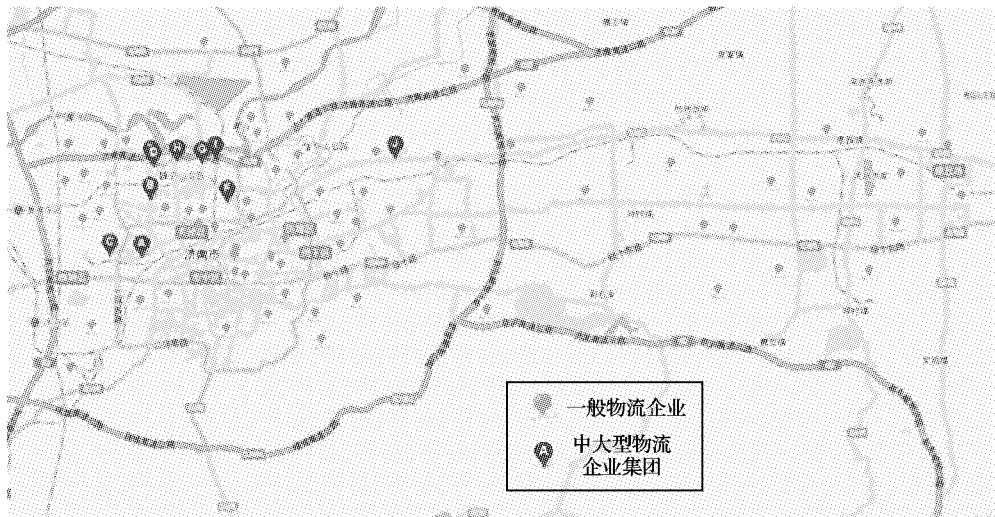


图 7 济南市物流企业分布

表 1 企业个体数据信息表

编号	X	Y	编号	X	Y	编号	X	Y
1	72	96	36	749	548	71	1209	168
2	139	271	37	725	644	72	1084	32
3	177	451	38	840	660	73	1184	116
4	234	65	39	848	735	74	1291	74
5	461	56	40	915	732	75	1305	126
6	455	200	41	874	640	76	1165	280
7	494	286	42	835	554	77	1469	219
8	455	442	43	826	456	78	1488	289
9	459	654	44	918	455	79	1333	433
10	323	440	45	885	405	80	1320	511
11	590	654	46	826	413	81	1426	412
12	614	546	47	917	313	82	1424	474
13	614	458	48	976	294	83	1487	405
14	465	378	49	1040	60	84	1544	456
15	631	339	50	1093	165	85	1587	400
16	598	272	51	1097	240	86	1663	391
17	598	222	52	1118	287	87	1627	337
18	601	86	53	1066	395	88	1598	259
19	710	60	54	984	396	89	1057	459
20	708	187	55	985	460	90	1165	424
21	712	269	56	902	548	91	1165	331
22	742	369	57	974	552	92	1451	85
23	691	412	58	947	606	93	1661	73
24	807	295	59	974	514	94	1542	279
25	722	313	60	1050	551	95	1643	235
26	808	262	61	1115	522	96	1353	237
27	807	143	62	1102	460	97	1367	313
28	810	61	63	1152	691	98	1005	625
29	965	89	64	1239	519	99	1090	114
30	965	161	65	1255	445	100	881	378
31	980	262	66	1089	362			
32	822	345	67	1169	367			
33	675	389	68	1164	458			
34	762	421	69	1267	356			
35	726	456	70	1263	263			

3.2 参数设置

粒子群算法中用到惯性权重因子 $\omega \in [0.6, 1]$, 在粒子群算法中, 如果该值取值较大, 会缩小粒子的发掘空间, 但搜索过程会比较细密; 反之, 会扩大粒子的发掘空间, 但搜索过程不太细密。基于此, 本文取值 0.8。另外, 对于学习因子 $c_1, c_2 \in [0, 4]$, 主要是用来加强或减弱自身经验以及社会经验在粒子进化中的影响, 本文均取值 2。

在修正函数中用到常量 θ 来标识是否进行修正, 当 θ 值设置过大时可能会影响迁入操作, 导致某些应该迁入的企业没能迁入; 如果设置过小, 将会对整个的聚类过程形成较大的影响。因此, 根据实际情况本文将该阈值设置成 0.7。

3.3 实验结果分析

最终的实验运行结果示意图如图 8 所示。其中最后结果将数据集内的个体划分成了 7 个子类,其中圈出的部分分别

表示 7 个子类大体范围。

另外,根据实验结果得到总联系代价变化曲线如图 9 所示。

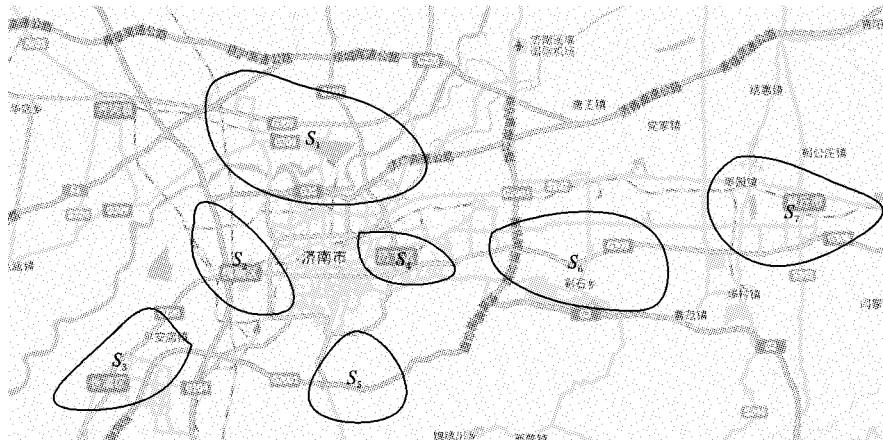


图 8 划分结果示意图

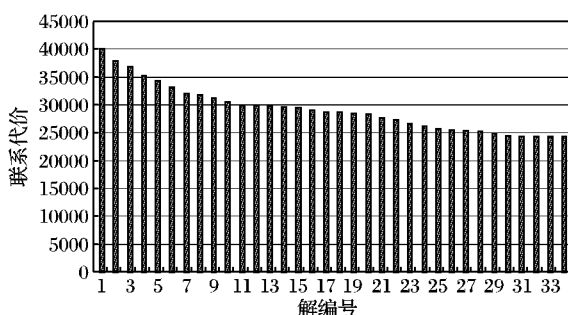


图 9 总代价变化示意图

图 9 中可以得到:总代价从一开始的 39 991 下降到最后的 24 800。从图中还可以发现,一开始算法效率很高,总代价下降得很快。在运行到第 10 代左右出现一个平缓期,总代价目标的优化效率较之前的有所降低,这个过程一直持续到 18 代左右。从 18 代到 27 代又进入一个高效期,分析其原因或许因为长时间的低效率使得算法选择通过扰动过程进一步发掘解空间,优化解的结构。最后,由于最后 4 组解完全相同,满足算法结束条件,将该 4 组解输出作为算法求解该问题的最优解。

与最优解对应的聚类结果见表 2。由于在形成企业个体编号是我们进行了特殊顺序编号处理,因此最终的结果呈现序号临近现象。

表 2 最终结果表

聚类编号	类中个体编号
S_1	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23}
S_2	{24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44}
S_3	{45, 46, 47, 48, 49, 50, 51}
S_4	{52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64}
S_5	{65, 66, 67, 68, 69, 70, 71}
S_6	{72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 90}
S_7	{91, 92, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 99, 100}

4 结语

实验结果表明,本文提出的基于粒子群算法的改进层次聚类算法能有效地解决物流企业之间的联盟建立问题,一方面实现了物流企业之间的合作联盟生成过程,同时从全局的

角度对区域内的物流资源进行整合,从而协调调配。

在模型建立期间,某些数据不能完全获取得到,可能造成数据的不完整。如果引入真实数据,最终实验效果或许更加符合现实情况。由于层次聚类必须指定终止条件,并且该条件有着很大的经验部分,因此下一步考虑如何根据具体问题得到较普遍的评价终止条件。

参考文献:

- [1] 闫国庆. 第四方物流[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.
- [2] 黄健柏, 郭尧琦. 基于 DEA 和 BP 神经网络的三阶段物流联盟伙伴选择[J]. 统计与决策, 2010(17): 179-181.
- [3] BÜYÜKÖZKAN G. Selection of the strategic alliance partner in logistics value chain[J]. International Journal of Production Economics, 2008, 113(1): 148-158.
- [4] 郭晓林, 贺盛瑜, 潘立亚. 物流联盟中合作伙伴选择间信任的进化博弈模型[J]. 统计与决策, 2007(6): 153-154.
- [5] 李智桦, 庄伯超, 曾敏刚, 等. 物流配送中心选址方法研究综述[J]. 商业经济, 2001(17): 20-21.
- [6] CARON E, DATTA A K, DEPARDON B. A self-stabilizing k-clustering algorithm for weighted graphs[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2010, 70(11): 1159-1173.
- [7] SCHAEFFER S E. Graph clustering[J]. Computer Science Review, 2007, 1(1): 27-64.
- [8] 沈亮. 基于粒子群算法的聚类及图聚类研究[D]. 太原: 山西财经大学, 2011.
- [9] 徐晶. 基于顶点度和顶点个数的图聚类算法[D]. 大连: 大连海事大学, 2011.
- [10] 贾宗维. 基于节点结构互联性的图聚类算法研究[D]. 太原: 山西大学, 2011.
- [11] 郭春艳. 基于连接度的图聚类方法研究[D]. 太原: 山西大学, 2008.
- [12] 于慧娟. 基于社团结构核心区域集的凝聚图聚类算法[D]. 太原: 山西大学, 2007.
- [13] 任江涛, 吴海建, 吴向军, 等. 一种基于遗传算法的分裂式层次化聚类算法[J]. 计算机应用, 2005, 25(11): 2618-2620.
- [14] 谢晓峰, 张文俊, 杨之廉, 等. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129-134.
- [15] HAN JIAWEI, KAMBER M. 数据挖掘: 概念与技术[M]. 2 版. 范明, 孟小峰, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [16] 王庆林, 薛惠锋, 林波. 基于图聚类的协同标记系统资源个性推荐[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(11): 10-13.
- [17] 徐南南, 连一峰, 韦勇. 一种基于图聚类的安全态势评估方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(1): 140-143.
- [18] 陈川. 济南物流公司数量一年翻一倍, 却不知道谁来监管[N]. 山东商报, 2011-05-20(B02).