

文章编号: 1001-8360(2004)04-0064-06

# 一种基于蚁群算法的聚类组合方法

杨 燕<sup>1</sup>, 靳 蕃<sup>1</sup>, Mohamed Kamel<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学 计算机与通信工程学院, 四川 成都 610031; 2. University of Waterloo, Waterloo, Ontario N2L 3G1, Canada)

**摘 要:** 蚂蚁等群居类昆虫被看作能解决复杂问题的分布式系统, 研究者从它们的协作性能以及自组织、信息素通信、任务划分等机理中获得灵感, 已在组合优化、通信网络、机器人等许多应用领域找到解决问题的新方法。聚类作为一种无监督的学习, 能根据数据间的相似程度自动地进行分类。基于蚁群算法的聚类方法已经在当前数据挖掘研究中得到应用。本文提出的基于蚁群算法的聚类组合新方法, 模仿多蚁群的协作性能, 将运动速度类型各异的多个蚁群, 独立而并行地进行聚类分析, 然后组合其聚类结果为超图, 再用蚁群算法对超图进行 2 次划分。实验结果表明, 该方法能自动决定聚类的数目, 聚类组合方法能明显改善聚类质量。

**关键词:** 蚁群算法; 聚类; 聚类组合; 超图; 图划分

**中图分类号:** TP311; TP18 **文献标识码:** A

## Clustering Combination Based on Ant Colony Algorithm

YANG Yan<sup>1</sup>, JIN Fan<sup>1</sup>, Mohamed Kamel<sup>2</sup>

(1. School of Computer and Communication Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Department of System Design Engineering, University of Waterloo, Waterloo, Ontario N2L 3G1, Canada)

**Abstract:** Social insects such as ants can be viewed as distributed systems capable of solving complex problems. The collective behavior of ant colonies and the mechanisms of their self-organization, pheromone communication and task partitioning have inspired researchers to design new algorithms for solving problems in many application fields, e. g. combinatorial optimization, communication networks, robotics. As an unsupervised learning technique, clustering is a division of data into groups of similar objects. The ant-based clustering algorithm has currently applications in the data mining community. This paper presents a new ant-based clustering combination algorithm, which imitates the cooperative behavior of multi-ant colonies. Initially each ant colony takes different types of ant moving speeds to generate independent clustering results, and then these results are combined using a hypergraph. Finally an ant-based graph-partitioning algorithm is used to cluster the hypergraph again. Results on real data sets are given to show that the number of clusters can be adaptively determined and clusterings combination can improve the clustering performance.

**Key words:** ant colony algorithm; clustering; clustering combination; hypergraph; graph partitioning

聚类是根据数据间的相似程度自动地进行分类, 使得类间的相似性尽量小, 而类内的相似性尽量大。从机器学习的观点来看, 聚类是一种无监督的学习, 因为它没有关于分类的先验知识。从实际应用的观点来看, 聚类分析在科学数据探测、图像处理、模式识别、医疗诊断、计算生物学、文档检索、Web 分析等领域起着非常重要的作用, 它已经成为当前数据挖掘研究领域

中一个非常活跃的研究课题。同时, 随着铁路智能运输系统<sup>[1]</sup>(RITS)的逐步实施, 铁路电子商务系统将迅速发展, 其中网上营销、对客户群体的分析等都离不开聚类分析。

对聚类的研究始于 60 年代早期。经典的聚类方法包括分层算法, 划分方法如 K 均值算法, 模糊 C-均值算法<sup>[2]</sup>, 图论聚类法, 神经网络法, 以及基于统计的方法等。近来随着数据挖掘研究的深入, 涌现了大量新的聚类算法, 包括基于蚁群算法的聚类算法<sup>[3]</sup>, 但迄今为止, 将 2 种或多种聚类方法综合起来以改善其性

收稿日期: 2003-09-25; 修回日期: 2004-03-08

作者简介: 杨 燕(1964—), 女, 安徽合肥人, 副教授, 在职博士研究生。

E-mail: elleny@tom.com

能的组合方法还不多见。一个有代表性的聚类组合方法是由 Strehl 和 Ghosh<sup>[4]</sup> 提出的利用超图模型组合聚类的方法。文献[5]描述了一种基于 2 种不同聚类技术组合的文档主题发现新方法。

蚂蚁等群居类昆虫具有分布式、自组织、信息素(pheromone)通信、合作等性能,模拟其智能行为的蚁群算法能够解决许多复杂的问题。最近几年,各国研究者在组合优化、通信网络以及机器人等领域已研究出大量优秀的算法如蚁群优化算法(Ant Colony Optimization)、蚁群路由选择算法(Ant Colony Routing)等<sup>[6]</sup>。将蚁群算法用于聚类分析,灵感源于蚂蚁堆积他们的尸体和分类他们的幼体。最早在这一领域开展工作的是 Deneubourg 等<sup>[7]</sup>,他们根据数据对象与其周围对象的相似性,让蚂蚁随机地移动、拾起或放下数据对象,以达到聚类数据的目的,这个基本模型已成功应用于机器人领域。Lumer 等首先改进此算法,提出了 LF 算法<sup>[8]</sup>。Wu 等<sup>[3]</sup>、Ramos 等<sup>[9]</sup>、Yang 等<sup>[10]</sup>从不同角度对 LF 算法进行了改进,在用蚁群算法进行聚类分析方面取得了一定成效。

本文提出了一种基于蚁群算法的聚类组合新方法。其基本思想是:考虑运动速度类型各异的多个蚁群,独立而并行地进行聚类分析,然后组合其聚类结果为超图,再用蚁群算法对超图进行二次划分。实验表明,该方法能自动决定聚类的数目,聚类组合方法能明显改善聚类质量。

## 1 改进的单蚁群聚类算法(SACA)

基于文献[3]、文献[7]、文献[8]、文献[10]的工作,本文对 SACA 进行了一些改进,其工作原理为:首先将数据对象随机地投影到一个平面,然后每个蚂蚁随机地选择一个数据对象,根据该对象在局部区域的相似性而得到的概率,决定蚂蚁是否拾起、移动或放下该对象。经过有限次的迭代,平面上的数据对象按其相似性而聚集,最后得到聚类结果和聚类数目。

### 1.1 平均相似性

假设在时刻  $t$  一只蚂蚁在地点  $r$  发现一个数据对象  $o_i$ ,则对象  $o_i$  与其邻域对象  $o_j$  的平均相似性定义为<sup>[8]</sup>

$$\max \left\{ 0, \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in \text{Neigh}_{s \times s}(r)} \left[ 1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha(1 + (v - 1)/v_{\max})} \right] \right\} \quad (1)$$

式中,  $\alpha$  为相似性参数;  $v$  表示蚂蚁运动的速度;  $v_{\max}$  为最大速度;  $\text{Neigh}_{s \times s}(r)$  表示地点  $r$  周围的以  $s$  为边长

的正方形局部区域;  $d(o_i, o_j)$  表示对象  $o_i$  和  $o_j$  在属性空间中的距离。

通常采用欧氏(Euclidean)或余弦(Cosine)距离函数。欧氏距离表示多维空间的几何距离,其定义为

$$d(o_i, o_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (o_{ik} - o_{jk})^2} \quad (2)$$

式中,  $m$  表示属性个数。余弦距离定义为

$$d(o_i, o_j) = 1 - \text{sim}(o_i, o_j) \quad (3)$$

式中

$$\text{sim}(o_i, o_j) = \frac{\sum_{k=1}^m (o_{ik} \cdot o_{jk})}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (o_{ik})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^m (o_{jk})^2}} \quad (4)$$

称作余弦相似函数,即 2 矢量之间的夹角的余弦(2 矢量的点积除以其大小)。当数据对象变得越相似,  $\text{sim}(o_i, o_j)$  趋近于 1,反之,趋近于 0。

对蚁群聚类算法的改进之一,即采用了上述 2 种距离函数的线性组合,原因是它们能够相互补偿。例如,当 2 矢量在一条直线上而又不完全相等时,余弦距离为 0,不能区分这 2 矢量;而欧氏距离不为 0,能很好地区分他们。

在式(1)中,  $\alpha$  为调节数据对象间相似性的参数,同时它也决定了聚类的数目和收敛的速度。  $\alpha$  越大时,对象间相似程度  $f(o_i)$  越大,也许使不太相同的对象归为一类,其聚类数目越少,收敛速度也越快。反之,  $\alpha$  越小,对象间相似程度越小,在极端情况下可能将一个大大类分成了许多小类。同时聚类数目增多,收敛速度变慢。

蚂蚁的运动速度影响聚类的效果。运动速度快的蚂蚁能很快将对象粗略地分为大的几类,而慢速运动的蚂蚁能更精确地细分对象。因此按蚂蚁运动速度的不同,设计了 3 种不同蚁群:

(1)  $v$  为常数:所有蚂蚁在任何时刻以同样速度运动。

(2)  $v$  为随机数:蚂蚁的速度为一个范围从 1 到  $v_{\max}$  的随机数。

(3)  $v$  为递减随机数:蚂蚁刚开始运动时的速度较快,以便迅速聚类;然后其值以随机的方式逐渐减小,以使聚类结果更为精细。

### 1.2 概率转换函数

概率转换函数是  $f(o_i)$  的一个函数,它将数据对象的平均相似性转化为拾起概率或放下概率。其转换原则为:数据对象与其邻域的平均相似性越小,说明该数据对象属于此邻域的可能性越小,则拾起概率越高,放下概率越低;反之亦然。依据这一原则,选取对称式

Sigmoid 函数作为概率转换函数,也即对蚁群聚类算法的第二处改进。Sigmoid 函数具有非线性,运算中只需调整一个参数,比 LF 算法<sup>[8]</sup>中的二次函数有更快的收敛性。

一个未负载的随机运动的蚂蚁拾起一个对象的拾起概率定义为

$$P_p = 1 - \text{Sigmoid}(f(o_i)) \quad (5)$$

同样,一个负载的随机运动的蚂蚁放下一个对象的放下概率定义为

$$P_d = \text{Sigmoid}(f(o_i)) \quad (6)$$

式中

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1 - e^{-cx}}{1 + e^{-cx}} \quad (7)$$

为自然指数形式,参数  $c$  越大,曲线饱和越快,算法收敛速度也越快。

值得注意的是:在聚类的过程中,有一些被称作孤立点的对象与其它对象均不相似,蚂蚁拾起它们后,很难尽快放下它们,以至影响算法的收敛速度。我们采用了在算法后期增大  $c$  值,尽快放下孤立点的策略,也即对蚁群聚类算法的改进之三。

1. 初始化蚁群中蚂蚁个数  $n_{\text{ant}}$ , 最大迭代次数  $M$ , 局部区域边长  $s$ , 参数  $a, c$  等;
2. 将数据对象投影到一个平面, 即给每个对象随机地分配一对坐标值  $(x, y)$ ;
3. 每个蚂蚁初始化为未负载, 并随机地选择一个对象;
4. 参数  $v$  取 3 种类型值之一: 常数、随机数或递减随机数;
5. for  $i=1, 2, \dots, M$ 
  - for  $j=1, 2, \dots, n_{\text{ant}}$ 
    - 5.1 根据公式(1)计算对象的平均相似性。
    - 5.2 如果蚂蚁未负载, 根据公式(5)计算拾起概率  $P_p$ 。若  $P_p$  大于一个随机概率, 而同时该对象未被其它蚂蚁拾起, 则蚂蚁拾起该对象, 随机移往别处, 并标记自己已负载; 否则, 蚂蚁拒绝拾起该对象, 而随机选择其它对象。
    - 5.3 如果蚂蚁为负载状态, 根据公式(6)计算放下概率  $P_d$ 。若  $P_d$  大于一个随机概率, 则蚂蚁放下该对象, 并标记自己未负载, 再重新选择一个新对象; 否则, 蚂蚁负载该对象继续移动到一个新位置。
6. for  $i=1, 2, \dots, n$  // 对所有对象而言
  - 6.1 如果一个对象是孤立的或它的邻域对象个数小于某一常数, 则标记该对象为孤立点;
  - 6.2 否则给该对象分配一个聚类序列号, 并递归地将其邻域对象标记为同样的序列号。

图 1 改进的 SACA 算法描述

经过观察,发现蚂蚁的数目将影响聚类的性能和收敛的速度。如果蚂蚁数目过小,收敛速度可能变慢;

如果蚂蚁数目过大,可能使聚类性能变坏。因为当一个对象被拾起或移动,但还不能决定放在何处,即“悬在空中”时,它的邻域在计算平均相似性时不能考虑它,当蚂蚁数目过大时,必然使“悬在空中”的对象数增多,导致算法不够精确。

### 1.3 算法描述

综上所述,对 SACA 算法及其改进部分做了较详细的介绍,其伪码描述如图 1 所示。

## 2 多蚁群聚类组合算法(MACCA)

### 2.1 系统结构图

图 2 给出了多蚁群聚类组合算法 MACCA 的系统结构图。图中第一层为 3 个速度类型不同的蚁群模块,每个采用改进的 SACA 并行地进行聚类,得到初步结果。中间层为聚类组合模块,它将初步聚类结果组合成为超图。最后一层为图划分模块,它采用基于蚁群算法的图划分算法对超图进行二次划分,得到最终聚类结果。

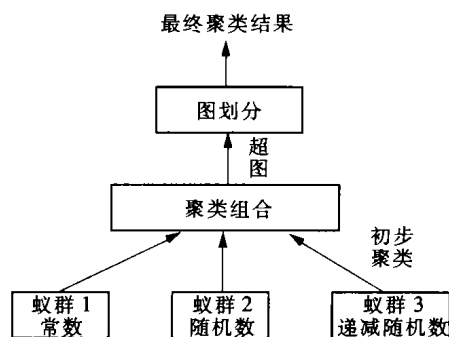


图 2 多蚁群聚类组合算法 MACCA 系统结构图

### 2.2 聚类组合

Strehl 和 Ghosh<sup>[4]</sup>提出的超图模型可将已知的一组聚类结果表示成一个超图。假设  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$  表示一个对象集,这  $n$  个对象被分成  $k$  类,可表示成标记矢量  $\lambda \in I^n$ 。在  $r$  组聚类结果中,已知第  $q$  个聚类  $\lambda^{(q)}$  被分为  $k^{(q)}$  类,则可得到一个二进制成员矩阵  $H^{(q)} \in I^{n \times k^{(q)}}$ ,在此矩阵中,每个聚类被表示成一条超边(对应矩阵的列)。将这些成员矩阵组合起来,于是得到一个具有  $n$  个顶点  $\sum_{q=1}^r k^{(q)}$  条超边的超图的邻接矩阵

$$H = (H^{(1)} \quad \dots \quad H^{(r)}) \quad (8)$$

矩阵  $H$  中的每一行表示一个顶点(对象),每一列表示一条超边,属于同一超边的顶点取值为 1,否则为 0。至此,一组聚类结果已被映射成超图的邻接矩阵。

下面通过一个简单的例子来说明上述概念。表 1

给出了有 7 个对象  $o_i (i=1, 2, \dots, 7)$  的 3 个聚类标记矢量, 其中聚类 1 和 2 逻辑上是一致的, 聚类 3 在对象 3 和 5 的分类上有些争议。将此映射成超图的邻接矩阵  $H$  如表 2 所示, 其中  $r=3, k^{(1,2,3)}=3$ , 超图的 7 个顶点  $v_i (i=1, 2, \dots, 7)$  对应 7 个对象, 每个聚类被表示成一条超边, 共有 9 条超边。

表 1 聚类标记矢量

	$\lambda^{(1)}$	$\lambda^{(2)}$	$\lambda^{(3)}$
$o_1$	1	2	1
$o_2$	1	2	1
$o_3$	1	2	2
$o_4$	2	3	2
$o_5$	2	3	3
$o_6$	3	1	3
$o_7$	3	1	3

表 2 超图之邻接矩阵

$H$	$H^{(1)}$			$H^{(2)}$			$H^{(3)}$		
$v_1$	1	0	0	0	1	0	1	0	0
$v_2$	1	0	0	0	1	0	1	0	0
$v_3$	1	0	0	0	1	0	0	1	0
$v_4$	0	1	0	0	0	1	0	1	0
$v_5$	0	1	0	0	0	1	0	0	1
$v_6$	0	0	1	1	0	0	0	0	1
$v_7$	0	0	1	1	0	0	0	0	1

接下来, 可将有  $n$  个顶点  $\sum_{q=1}^r k^{(q)}$  条超边的超图邻接矩阵  $H$ , 通过下式

$$S = HH^T \quad (9)$$

转换成  $n \times n$  的对称邻接矩阵  $S$ , 其中  $H^T$  是  $H$  的转置矩阵。 $S$  的每一行及每一列均对应超图中的一个顶点, 非对角线上值反映超边的加权值。若两个顶点属于同一超边的次数越多, 则超边的加权值越大。

### 2.3 基于蚁群算法的图划分算法

借鉴 Kuntz 等提出的 KLS 算法<sup>[6]</sup>对超图进行二次划分。KLS 算法尝试将基于蚁群算法的聚类 LF 算法<sup>[8]</sup>运用于图划分。其主要思想是将 LF 模型中对数据对象  $o_i$  的操作改为对顶点  $v_i$  的, 式(1)中对对象间的距离  $d(o_i, o_j)$  改为顶点间的距离  $d(v_i, v_j)$ 。于是, 基于蚁群算法的图划分算法实质是通过顶点在平面上运动而动态聚类。

假设  $G(V, E)$  表示一个图,  $V = \{v_i, i=1, \dots, n\}$  为顶点的集合,  $E$  为边的集合。图的邻接矩阵  $A = [a_{ij}]$ ,

其中

$$\begin{cases} a_{ij} \neq 0, \text{当且仅当 } (v_i, v_j) \in E \\ a_{ij} = 0, \text{当且仅当 } (v_i, v_j) \notin E \end{cases}$$

图中任意两顶点间的距离  $d(v_i, v_j)$  定义为

$$d(v_i, v_j) = \frac{|D(\rho(v_i), \rho(v_j))|}{|\rho(v_i)| + |\rho(v_j)|} \quad (10)$$

式中,  $\rho(v_i) = \{v_j \in V; a_{ij} \neq 0\} \cup \{v_i\}$  为与顶点  $v_i$  相邻接的所有顶点的集合, 包括  $v_i$  本身;  $D$  为两个集合间的对称差,  $D(A, B) = (A \cup B) - (A \cap B)$ ,  $|\dots|$  为集合中元素个数。

如果 2 顶点  $v_i$  和  $v_j$  有大量共同相邻接的结点, 即  $(\rho(v_i) \cup \rho(v_j)) - (\rho(v_i) \cap \rho(v_j))$  是一个小集合, 则  $d(v_i, v_j)$  较小, 亦即  $v_i$  和  $v_j$  最终将聚在一起, 归为一类。反之, 如果两顶点  $v_i$  和  $v_j$  间只有少量或没有相邻接的边, 即  $(\rho(v_i) \cup \rho(v_j)) - (\rho(v_i) \cap \rho(v_j))$  是一个大集合, 则  $d(v_i, v_j)$  较大, 换句话说,  $v_i$  和  $v_j$  最终将相距甚远, 归为不同类。

如果用图的邻接矩阵表示, 则式(10)可简化为

$$d(v_i, v_j) = \frac{\sum_{k=1}^n |a_{ik} - a_{jk}|}{\sum_{k=1}^n |a_{ik}| + \sum_{k=1}^n |a_{jk}|} \quad (11)$$

式中,  $d(v_i, v_j)$  的值在 0~1 之间变化。仿照式(1)、式(5)、式(6), 可计算出顶点  $v_i$  的平均相似性  $f(v_i)$ 、拾起概率  $P_p$  和放下概率  $P_d$ 。按照图 1 中 SACA 算法步骤对超图顶点进行聚类, 即可得到最终的聚类结果。

## 3 实验结果分析

### 3.1 测试数据

用表 3 中的 4 个数据库(源于 UCI 机器学习库<sup>[11]</sup>)对改进的 SACA 和 MACCA 进行了测试。这些数据库有它们自己的分类表, 可用于最终评价聚类的性能, 但在聚类过程中不能应用。

表 3 数据库描述

领域	Iris	Zoo	Wine	Image Segmentation
数据大小	150	101	178	210
分类数	3	7	7	3
属性个数	4	17	19	13

### 3.2 性能评价

任何聚类算法的结果都应该采用一种客观公正的质量评价方法来进行评价。一般来说, 质量评价方法

分为外部和内部 2 种,其依据是有无关于数据集的先验知识。这里介绍一种常用的外部评价方法:F-measure<sup>[5]</sup>。

F-measure 组合了信息检索中查准率(precision)与查全率(recall)的思想。一个聚类  $j$  及与此相关的分类  $i$  的 precision 与 recall 定义为

$$P = \text{precision}(i, j) = \frac{N_{ij}}{N_i}$$

$$R = \text{recall}(i, j) = \frac{N_{ij}}{N_j}$$

式中,  $N_{ij}$  是在聚类  $j$  中分类  $i$  的数目;  $N_j$  是聚类  $j$  中所有对象的数目;  $N_i$  是分类  $i$  中所有对象的数目。

则分类  $i$  的 F-measure 定义为

$$F(i) = \frac{2PR}{P+R} \quad (12)$$

对分类  $i$  而言,哪个聚类的 F-measure 值高,就认为该聚类代表分类  $i$  的映射,换句话说, F-measure 可看成分类  $i$  的评判分值。对聚类结果  $\lambda$  来说,其总 F-measure 可由每个分类  $i$  的 F-measure 加权平均得到

$$F_\lambda = \frac{\sum_i (|i| \times F(i))}{\sum_i |i|} \quad (13)$$

式中,  $|i|$  为分类  $i$  中所有对象的数目。

### 3.3 结果分析

表 4 列出了对表 3 中 4 个数据库进行 100 次测试后的平均总 F-measure 结果。其中“蚁群 1、2、3”分别对应改进的单蚁群聚类算法 SACA<sup>[10]</sup> 速度取值为常数、随机数及递减随机数的结果,“3 蚁群平均”对应上述 3 项的平均值,“3 蚁群组合”对应多蚁群聚类组合算法 MACCA。实验结果表明,一般来说,聚类组合性能优于单蚁群聚类算法的平均性能,有时甚至超过单蚁群聚类算法中任意一个。例如,对 Iris 数据集聚类的总 F-measure 来说,在组合前分别为 0.918、0.910 和 0.915,而组合后达到 0.927,其组合结果超过任何一个单蚁群聚类结果。究其原因,3 种不同速度类型应用于单蚁群聚类算法,能更精细地反映聚类情况,得到相近但不完全相同的结果,它们之间无明显的性能差异。多蚁群聚类组合算法将上述结果组合为超图后,其邻接矩阵反映数据对象(超图顶点)与每个聚类(超边)的关系,进一步转换为带权的对称邻接矩阵。经过图的二次划分,正确的聚类结果得到加强,个别错分的对象得到纠正。因此聚类组合方法能明显改善聚类质量。

表 4 聚类组合前后的平均总 F-measure

领域	Iris	Zoo	Wine	Image Segmentation
蚁群 1	0.918	0.801	0.728	0.522
蚁群 2	0.910	0.793	0.743	0.508
蚁群 3	0.915	0.809	0.737	0.493
3 蚁群平均	0.914	0.801	0.736	0.508
3 蚁群组合	0.927	0.802	0.742	0.501

## 4 结论

本文介绍了一种多蚁群聚类组合新算法 MACCA。此算法包含 3 个层次的内容:速度类型各异的蚁群以 SACA 并行地进行聚类;其结果被超图模型组合为超图;最后用基于蚁群算法的图划分算法对超图进行划分。实验结果显示,本文提出的聚类组合方法比 SACA 有更好的平均性能。

### 参考文献:

- [1] 贾利民,李平,聂阿新. 新一代的铁路运输系统——铁路智能运输系统[J]. 交通运输工程与信息学报,2003,1(1): 81—86.
- [2] 石洪波,于剑,黄厚宽. 一种有效的 FCM 算法的实现[J]. 铁道学报,2003,25(1):63—67.
- [3] Wu B, Shi Z. A clustering algorithm based on swarm intelligence[A]. In: Proceedings IEEE international conferences on info-tech & info-net proceeding [C]. Beijing, 2001. 58—66.
- [4] Strehl A, Ghosh J. Cluster ensembles - a knowledge reuse framework for combining partitionings[A]. In: Proceedings of Artificial Intelligence[C]. Edmonton: AAAI/MIT Press, 2002. 93—98.
- [5] Ayad H, Kamel M. Topic discovery from text using aggregation of different clustering methods[A]. In: Cohen R, Spencer B ed. Advances in artificial intelligence: 15th conference of the Canadian society for computational studies of intelligence[C]. Calgary, 2002. 161—175.
- [6] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Swarm intelligence - from natural to artificial system[M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [7] Deneubourg J L, Goss S, Franks N, et al. The dynamics of collective sorting: robot-like ant and ant-like robot[A]. In: Meyer J A, Wilson S W ed. Proceedings first conference on simulation of adaptive behavior: from animals to animats[C]. Cambridge, MA: MIT Press, 1991. 356—365.

- [8] Lumer E, Faieta B. Diversity and adaptation in populations of clustering ants[A]. In: Proc. third international conference on simulation of adaptive behavior: from animals to animats 3[C]. Cambridge, MA: MIT Press, 1994. 499—508.
- [9] Ramos V, Merelo J J. Self-organized stigmergic document maps: environment as a mechanism for context learning [A]. In: Alba E, Herrera F, Merelo J J, et al., ed. AEB'2002 - 1st Spanish conference on evolutionary and bio-inspired algorithms[C]. Mérida, 2002. 284—293.
- [10] Yang Y, Kamel M. Clustering ensemble using swarm intelligence[A]. In: IEEE swarm intelligence symposium [C]. Piscataway, NJ: IEEE service center, 2003. 65—71.
- [11] Murpy P M, Aha D W. UCI repository of machine learning databases [EB/OL]. <http://www.ics.uci.edu/ml-learn/MLRepository.html>, Irvine, CA: University of California, 1994.

(责任编辑 姚家兴)

### 《铁道学报》(1979~2002)光盘征订启事

《铁道学报》是中国铁道学会主办的综合性学术刊物,是中国交通运输类期刊的核心刊物。本刊为双月刊, A4 开本, 128 页。逢双月 15 日出版, 国内外公开发行。主要刊登铁路运输与经济、铁道机车车辆、铁道通信信号、铁路工程等学科的科研成果论文, 在运输生产和工程实践中具有理论性的总结, 对铁路科技进步具有重要参考价值的综述评论、研究与探讨等。论文均经资深专家、学科带头人评审通过, 具有较高学术水平。适合从事铁路工作的中、高级科技人员阅读参考。

为了便于读者对《铁道学报》进行完整的保存和方便地检索,《铁道学报》(1979~2002)光盘于 2003 年 12 月出版发行。该光盘收录了《铁道学报》自创刊到 2002 年的所有论文, 读者可以根据出版年、期、作者姓名、论文题目(或只输入题目中出现的词或字)即可检索到所需论文。

需要该光盘的单位和个人请按以下途径订购:

1. 直接向《铁道学报》编辑部订购(全年均可, 010—51892393, 010—51842631)。订价: 150 元/盘, (含邮资)。邮局汇款: 北京复兴路 10 号, 中国铁道学会《铁道学报》编辑部, 邮编: 100844。请在汇款单背面附言栏注明“学报光盘”、数量及联系电话。银行汇款: 工商银行北京市长安支行北蜂窝路分行, 账号: 057130—82, 户名: 中国铁道学会。请在汇单用途栏注明“学报光盘”字样及收件部门或联系电话。款到后即回寄发票, 并按时寄送光盘。

2. 订户也可到所在省、市、自治区铁道学会联系订购事宜。

3. 该光盘也参加“全国非邮发报刊联合征订”, 并入编《全国非邮发报刊联合征订目录》。读者也可向该服务部订购。电话及传真: (022)23973378; 地址: 天津市大寺泉集北里别墅 17 号, 联合征订服务部, 邮编: 300385。网址: <http://www.LHZZ.com>。

4. 国外订户可向中国国际图书贸易总公司(北京 399 信箱, 邮编: 100044)订购, 代号: BM287; 电话: 0086—10—68433184; 传真: 0086—10—68420340; E-mail: BK@mail.cibtc.com.cn。

《铁道学报》编辑部

2004 年 8 月