

基于禁忌搜索的聚类簇数目估算算法^{*})

刘勇国¹ 张 伟² 陈克非¹ 廖晓峰³

(上海交通大学计算机科学与工程系 上海200030)¹

(重庆教育学院计算机与现代教育技术系 重庆400067)²

(重庆大学计算机科学与工程学院 重庆400044)³

摘 要 本文提出一种基于禁忌搜索的聚类算法,能自动估计数据集的正确的聚类簇数目,其数据对象既可是紧凑球型分布,也可是非紧凑球型分布,或兼具两者。该算法包括三个阶段:最小生成树聚类、聚类簇重组和禁忌搜索优化。实验结果表明,所提出的算法可行、有效。

关键词 聚类,最小生成树,聚类重组,禁忌搜索

An Estimation Algorithm for Number of Clusters Based on Tabu Search

LIU Yong-Guo¹ ZHANG Wei² CHEN Ke-Fei¹ LIAO Xiao-Feng³

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)¹

(Department of Computer & Modern Education Technology, Chongqing Education University, Chongqing 400067)²

(Department of Computer Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)³

Abstract In this article, tabu search is used to automatically explore the proper number of clusters of data sets whose clusters are of either spherical or non-spherical shape. The proposed algorithm, TABU-Clustering, is composed of three stages: minimum spanning tree clustering, recombination of clusters and tabu search optimization. Computer simulations show that the proposed algorithm is feasible and effective.

Keywords Clustering, Minimum spanning tree method, Recombination of clusters, Tabu search

1 引言

聚类问题是众多科研领域如模式识别、机器学习、数据挖掘等中的基本问题,其研究目标是如何将无标识对象准确、正确地加以区分。国内外科研人员已提出多个聚类算法,主要划分为层次法和分割法^[1]。多数情况下,算法设计人员为获得正确的聚类结果必须预先指定聚类簇数目^[2~5]。然而预知聚类簇数目十分困难,在某些场合甚至是不可能的,结果导致算法陷入局部最优或者科研人员被迫人工逐一实验聚类簇数目。为了估算聚类簇数目,文[6]提出将两个现有聚类正确性指标进行组合来计算聚类簇数目。文[7]通过设定聚类簇数目变化区间 $[K_{min}, K_{max}]$,运用遗传算法估算聚类簇数目,然而上限 K_{max} 仍然由人为设定。文[8]提出基于尺度空间理论的改进成本函数估算聚类簇数目。上述方法均需利用聚类簇中心评价对象与中心间的相似度,当被研究数据对象为非紧凑球型分布时,由于聚类簇中心不再能有效代表聚类簇反映对象间的拓扑关系,结果造成较大的计算偏差。为此,文[9]利用遗传算法解决非紧凑球型分布对象的聚类问题,同时也利用聚类簇中心解决紧凑球型分布对象的聚类问题^[10]。上述两个算法均采用邻近法和遗传算法结合的思想,分别针对不同的对象分布进行考虑,但未讨论如何同时对不同分布特性的对象集合采用统一的算法模型进行计算。

针对上述问题,本文给出一个聚类簇数目估算算法—Tabu-Clustering 算法,与上述算法不同,该算法能同时处理不同对象分布模型,即数据对象可为紧凑球型分布或非紧凑球型分布或同时具备两类分布特性。Tabu-Clustering 算法包括三个阶段:最小生成树聚类、聚类簇重组和禁忌搜索优化,分阶段逐步进行优化,最终估算出合适的聚类簇数目。本文将针对对象非重叠分布情形进行讨论。

2 禁忌搜索算法

禁忌(Tabu)搜索算法最早由 Fred Glover 教授于1989年提出^[11],是一种局部搜索修正算法,也是模拟人类思维的一种智能搜索算法,即人们对已搜索的地方不会立刻再去搜索,而去对其它地方进行搜索,若没找到,可再搜索已去过的地方。禁忌搜索算法通过引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则来避免迂回搜索,并利用期望标准来赦免某些原来已满足禁忌准则而被禁忌的优良个体,从而保证了多样化的有效探索以最终实现全局最优化。禁忌搜索算法被广泛运用于计算机网络、图形图像处理、信息安全等领域。禁忌搜索的算法描述如图1所示。

禁忌搜索算法包括以下基本要素:

1. 构造(Configuration):表示向变量赋值,在优化问题中表示问题解;

^{*})本文的研究工作得到国家自然科学基金重点项目(90104005),国家自然科学基金(60273049)的资助。刘勇国 博士后,研究领域:模式识别、信息安全。张 伟 博士,副教授,研究领域:计算智能、数据挖掘。陈克非 教授,博士生导师,研究领域:密码学、信息安全。廖晓峰 教授,博士生导师,研究领域:神经网络、信息安全。

2. 移动(Move):表示建立满足优化问题约束的相邻解过程,此解与当前解相关联,即可通过对当前解进行扰动而产生新的问题解的过程;

3. 邻域(Neighborhood):表示当前解所有相邻解的集合,其中包括不满足条件约束的解;

4. 候选子集(Candidate subset):表示邻域的子集,此子集参与优化过程,特别对于包含数目较多的解变量邻域而言;

5. 禁忌约束(Tabu restrictions):表示阻止移动发生反复的约束,通过将禁止的移动标识为禁忌状态而在搜索过程中充当记忆器的角色,通常是以禁忌表来实现;

6. 期望标准(Aspiration criteria):表示判定何时禁忌约束可被忽略的规则,例如某个移动受禁忌约束限制但满足期望标准,此时可准许此移动继续进行。

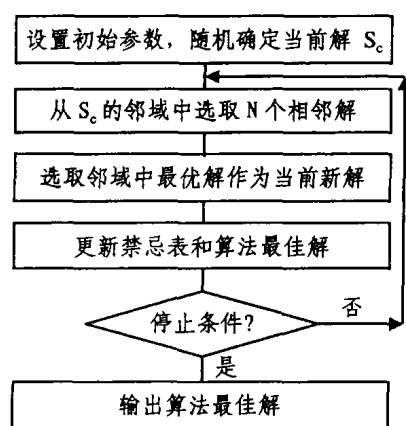


图1 禁忌搜索算法流程图

3 Tabu-Clustering 算法

Tabu-Clustering 算法包括三个阶段:最小生成树聚类、聚类簇重组和禁忌搜索优化,下面我们分别进行讨论。

3.1 最小生成树聚类

如图2所示,以图中四个对象为例说明聚类过程,本文以欧式距离作为相似度计算标准。

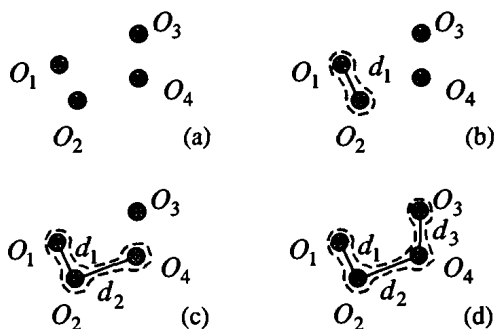


图2 最小生成树聚类过程

图2中,虚线表示当前对象集合, d_i 表示当前对象集合与其第 i 个最相邻对象间距离。据此可定义距离集合的平均值:

$$d = \frac{w}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} d_i$$

式中 n 为对象个数, w 为加权因子,用以调整对象间的相似度。根据平均距离 d ,可得到相邻矩阵 $M_{n \times n} = [m_{jk}]_{n \times n}$,其中,当 $j=k$ 或 $d_{jk} > d$ 时, $m_{jk} = 0$,否则当 $d_{jk} \leq d$ 时, $m_{jk} = 1$,其中 $d_{jk} = \|O_j - O_k\|, j, k = 1, \dots, n$ 。此阶段完成后相似对象完成聚合过程,可得到聚类簇集合 $C' = \{c'_1, \dots, c'_i\}$,孤立对象根据

其与各聚类簇间的相似程度完成合并操作。

3.2 聚类簇重组

此阶段首先给出两个距离定义:

定义1 每个聚类簇中根据最小生成树方法生成的对象间距离的最大值所组成的距离集合,称为聚类簇内距离 D_1 。

定义2 聚类簇间距离构成的距离矩阵,称为聚类间距离 D_2 。

以图2为例解释上述概念,令图中四个对象构成聚类簇 c'_m ,则聚类簇内距离表示为 $D_1 = \{d'_1, \dots, d'_m, \dots, d'_i\}$,其中 $d'_m = \max\{d_1, d_2, d_3\} = d_2$;考虑聚类簇间距离,令图中四个分别代表不同的聚类簇,则聚类簇间距离表示为 $D_2 = [d'_{pq}]_{i \times i}$,其中 $d'_{pq} = \min_{O_j \in c'_p, O_k \in c'_q} \|O_j - O_k\|$,当 $p=q$ 时, $d'_{pq} = 0$ 。如图3所示的聚类簇重组过程,已知聚类簇 c'_p, c'_q ,由于孤立对象 O_k 合并到聚类簇 c'_q ,聚类簇 c'_q 的对象分布和两聚类簇间的拓扑关系发生改变。聚类簇 c'_q 聚类簇内部距离明显较两聚类簇间距离大,即 $d'_q > d'_{qp}$,表明两聚类簇存在共性区,在共性区中的对象同时归属于聚类簇 c'_p 和 c'_q ,故此两聚类簇应重组合并组建新聚类簇。定义合并矩阵 $B = [b_{uv}]_{K \times K}$, $1 \leq u, v \leq K$ 。当 $u \neq v$ 且 $d'_{uv} \leq \alpha * d'_u$ 时 $b_{uv} = 1$,否则 $b_{uv} = 0$,其中 α 为合并因子。合并矩阵决定两个聚类簇是否满足合并条件,此合并过程反复进行直到满足合并条件的聚类簇合并结束,合并矩阵中的所有元素均为零时停止,输出新的聚类簇集合 $C = \{c_1, \dots, c_k\}$ 。

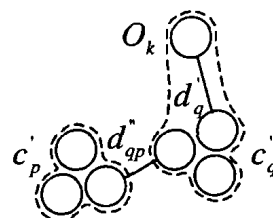


图3 聚类簇重组

3.3 禁忌搜索优化

完成上述阶段后,本阶段采用禁忌搜索进一步优化已获聚类结果。文中待优化解根据已获聚类簇集合构建,以字符串表示,令解长度等于聚类簇数目,解向量中元素表示经上述步骤获得的聚类簇编号,通过此编码方式降低优化空间,以提高禁忌搜索算法效率。如果聚类簇 c_i 被选中,则第 i 个元素设置为1,否则设置为0。

3.3.1 邻域构建 为提高禁忌优化的全局和局部搜索性能,合理构建邻域十分重要,本文提出利用邻域球和概率门限相结合建立邻域,邻域球用于提高算法的全局搜索能力而概率门限于提高算法的对局部区域的搜索效率。令 $B(S_c, r)$ 表示以当前解 S_c 为中心, $r_j, j=1, \dots, K$ 为半径的邻域球,相邻点 S'_{r_j} 组成的集合应满足: $\|S'_{r_j} - S_c\| = r_j$ 。文中定义解间距离为解间对应元素差绝对值之和,如图4表示。

解一	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1
解二	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0
元素差	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
距离和						2				

图4 解间距离计算

在 TABU-Clustering 算法中解间最大距离 $\max(\|S'_{r_j} - S_c\|) = K$,当前解 S_c 的邻域由 K 个同心球组成: $N = \bigcup_{j=1}^K B(S_c, r_j)$

r_j), 其中 $n_j(S_c, r_j) = \{S'_j | \|S'_j - S_c\| = r_j\}$; 定义距离半径为 r_j 的相邻解分布如下:

$$D_{r_j} = \begin{cases} [N/K] + 1 & r_j \leq \text{mod}(N/K) \\ [N/K] & r_j > \text{mod}(N/K) \end{cases}$$

其中 $[\cdot]$ 表示圆整函数, 据此, 当前解 S_c 的相邻解基本均匀分布于邻域空间, 算法通过强迫相邻解产生显著移动实现全局搜索目的。同时, 概率门限 P 用于对当前解局部区域的局部搜索以提高禁忌优化的强化特性。已知当前解 $S_c = s_1 \cdots s_K$, 其中 $s_i = 0$ 或 1 , 产生随机数 $P_i \sim u(0, 1)$, 如果 $P_i < P$, 则 $S_i^* = s_i$, s_i^* 为第 u 个相邻解 S^* 的第 i 个元素, 否则随机产生 $s_i^* \neq s_i$ 。本文将两个方法组合实现邻域构建, 当迭代次数小于等于 $0.8M$ 时强调全局搜索性能, 执行全局搜索方式; 当迭代次数大于 $0.8M$ 时强调局部搜索性能, 执行局部搜索方式, M 表示算法迭代次数, 文中概率门限 $P = 0.95$ 。

3.3.2 目标函数计算 聚类算法目标函数计算包含聚类簇集合创建和目标函数计算两方面。

(1) 聚类簇集合创建。已知解 $S = s_1 \cdots s_K$ 对应聚类簇集合 $C = \{c_1, \cdots, c_K\}$, 当聚类簇 c_i 被选中时, $s_i = 1$, 否则 $s_i = 0$ 。构建新聚类簇集合 $C' = \{c'_1, \cdots, c'_H\}$, 其中 H 为聚类簇集合中被选中聚类簇数目。当解 S 中所有元素均为 0 或仅有一个元素为 1 情形, 此解将被禁止; 当所有元素均为 1 时, $C' = C$ 。新聚类簇集合 C' 是由未选中聚类簇与选聚类簇组合形成的, 即如果满足 $\|c_i - c'_j\| \leq \|c_i - c'_k\|$, 其中 $s_i = 0, c'_j, c'_k \in C', j \neq k$, 则 $c'_j = c'_j \cup c_i$ 。

(2) 目标函数计算。定义目标函数即聚类正确性指标: $F(S) = H * d_{INTELCD} / d_{INTRACD}$ 。如果 $C' = C$, 则 $H = K$ 且 $d_{INTRACD} = \max(d_m), m = 1, \cdots, H, d_m$ 为第 m 个聚类簇内对象间根据生成树方法获得的最大距离; 否则 $d_{INTRACD} = \max(d_1^*, d_2^*)$, 其中

$$\begin{cases} d_1^* = \max(\max(d(c_i, c_p))) & |c'_k| > 1, \\ c'_k \in C', c_i, c_p \in c'_k, c_i \neq c_p \\ d_2^* = \max(d_k) & |c'_k| = 1 \\ c'_k \in C' \end{cases}$$

$|\cdot|$ 表示 c'_k 或 c_j 包含的聚类簇集合 C 中聚类簇数目, 可见 $d_{INTRACD}$ 表示聚类簇集合 C' 中聚类簇内部对象间的最大距离。而定义 $d_{INTELCD} = \min(\min(d(c_i, c_q)))$, 其中 $c_i \in c'_j, c_q \in c'_k$ 且 $c'_j \neq c'_k$, 可见 $d_{INTELCD}$ 表示聚类簇集合 C' 中两聚类簇间的最小距离。据此当 $F(S)$ 最大时可获得最优解, 此时的聚类簇数目即为最佳聚类簇数目。

3.3.3 禁忌搜索优化实现 禁忌搜索优化按照以下步骤执行:

步骤1: 初始化。产生初始解 S_0 , 令 $S_c = S_0, F_c = F(S_0), S_c$ 表示当前解, F_c 表示其目标函数值。设算法迭代次数 $M = 100$ 和当前迭代次数 $i = 1$ 。

步骤2: 构建邻域。产生相邻解 $S'_j, j = 1, \cdots, N, N = 150$, 并计算其函数值 $F(S'_j)$, 将函数值以升序排列 $F(S'_{[1]}), \cdots, F(S'_{[N]})$, 对应排序后相邻解表示为 $S'_{[1]}, \cdots, S'_{[N]}$ 。

步骤3: 禁忌和期望标准运算。如果 $S'_{[N]}$ 不被禁止, 或被禁止但满足期望标准条件, 即 $F(S'_{[N]}) > F(S_{best})$, 则 $S_c = S'_{[N]}, F_c = F(S'_{[N]})$, 转向步骤4; 否则 $S_c = S'_{[L]}, F_c = F(S'_{[L]})$, 其中 $F(S'_{[L]})$ 表示已排序个体集合中不在禁忌表里的当前最大函数值, 转向步骤4; 如所有相邻解均被禁止则转向步骤2。

步骤4: 更新禁忌表。将解 S_c 加入禁忌表, 设禁忌表计数

器 $t = t + 1$, 如果 $t > T$, 将禁忌表中最初禁止解释放, 则 $t = t - 1, T$ 表示禁忌表大小, $T = 30$ 。如果 $F(S_c) > F(S_{best})$, 则 $F(S_{best}) = F(S_c), S_{best} = S_c$ 。

步骤5: 终止条件判断。如果 $i \leq M$, 则 $i = i + 1$, 转向步骤2; 否则输出最优解 S_{best} 。

4 实验结果

实验采用四个数据集作为实验数据集, 每个数据集分别具有不同的对象分布特征, 以测试 TABU-Clustering 算法的适应能力, 数据分布如图5~8所示。

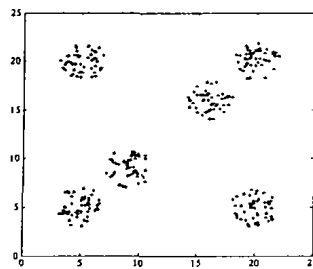


图5 数据集1

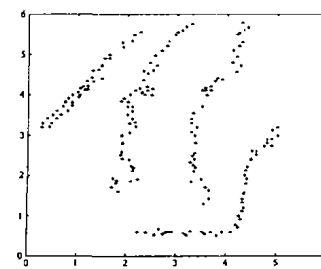


图6 数据集2

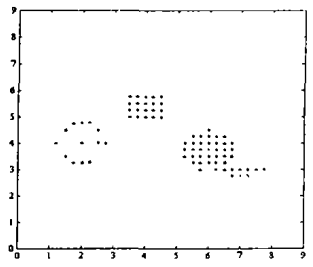


图7 数据集3

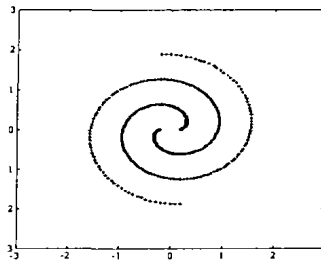


图8 数据集4

数据集1由6个球形分布聚类簇组成, 每个聚类簇内部包含众多紧密球形分布微对象集合; 数据集2由4个非均匀类带状分布聚类簇组成; 数据集3包含均匀分布紧密聚类簇和非规则分布聚类簇; 数据集4由2个类渐开螺旋分布聚类簇组成。为方便对比实验结果, 本文按算法不同阶段实现对聚类簇数目的估计。表1所示为最小生成树聚类阶段针对加权因子的变化而估算得到的各数据集聚类簇数目值。可见除数据集4可以较好估算正确聚类簇数目外, 其它数据集不能提供有意义的结果。

表1 最小生成树聚类结果

w	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
K	51	35	20	13	12	9
(a) 数据集1						
w	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
K	5	5	5	5	4	3
(c) 数据集3						
w	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
K	37	28	20	12	8	7
(b) 数据集2						
w	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
K	2	2	2	2	2	2
(d) 数据集4						

表2为聚类簇重组阶段针对加权因子与合并因子的变化而估算得到的聚类簇数目结果。从表中结果得知, 除保持对数据集4的正确估算外, 对数据集1和3的估算结果有较大改进, 在 w 和 α 在一定范围内变化时能获得正确结果, 但对于数据集2, 由于对象分布的不规则性导致估算结果差, 仅当 $\alpha = 1.8$ 时能获得正确结果。

表2 聚类重组结果

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	20	10	6	6	6	5
1.2	18	10	6	6	6	5
1.4	15	10	6	6	6	5
1.6	10	10	6	6	6	5
1.8	10	10	6	6	6	5
2.0	9	8	6	6	6	5

(a) 数据集1

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	35	10	5	5	4	1
1.2	28	9	5	5	4	1
1.4	20	9	5	5	4	1
1.6	12	8	5	5	4	1
1.8	8	8	5	5	4	1
2.0	7	7	5	5	4	1

(b) 数据集2

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	5	3	3	3	3	1
1.2	5	3	3	3	3	1
1.4	5	3	3	3	3	1
1.6	5	3	3	3	3	1
1.8	4	3	3	3	3	1
2.0	3	3	3	3	3	1

(c) 数据集3

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	2	2	2	2	2	2
1.2	2	2	2	2	2	2
1.4	2	2	2	2	2	2
1.6	2	2	2	2	2	2
1.8	2	2	2	2	2	2
2.0	2	2	2	2	2	2

(d) 数据集4

表3 禁忌搜索优化结果

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	6	6	6	6	6	4
1.2	6	6	6	6	6	4
1.4	6	6	6	6	6	4
1.6	6	6	6	6	6	4
1.8	6	6	6	6	6	4
2.0	6	6	6	6	6	4

(a) 数据集1

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	35	8	4	4	4	1
1.2	28	8	4	4	4	1
1.4	20	8	4	4	4	1
1.6	12	8	4	4	4	1
1.8	8	8	4	4	4	1
2.0	7	7	4	4	4	1

(b) 数据集2

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	3	3	3	3	3	1
1.2	3	3	3	3	3	1
1.4	3	3	3	3	3	1
1.6	3	3	3	3	3	1
1.8	3	3	3	3	3	1
2.0	3	3	3	3	3	1

(c) 数据集3

$\alpha \backslash w$	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8	2.0
1.0	2	2	2	2	2	2
1.2	2	2	2	2	2	2
1.4	2	2	2	2	2	2
1.6	2	2	2	2	2	2
1.8	2	2	2	2	2	2
2.0	2	2	2	2	2	2

(d) 数据集4

表3所示为禁忌优化阶段得到的聚类簇数目估算结果,可见禁忌优化对估算结果有了较大改善,除了数据集4保持正确估算结果外,数据集1和3的估算结果基本满足 w 和 α 大范围变化的要求,同时,对于数据集2的复杂分布特征,TABU-

Clustering 算法有了进一步改善,正确估算区间 α 扩展到[1.4, 1.8]的范围内。

综上所述,TABU-Clustering 算法分阶段优化计算结果,最终得到正确的聚类簇数目的估算结果。由于数据集2和4,特别是数据集2的无规则分布,聚类中心不能代表聚类簇特征,因此对于文[6~8]中提出的以聚类簇中心代表聚类簇进行运算是不可行的。通过仿真实验表明,TABU-Clustering 算法对紧凑球型分布和非紧凑球型分布的对象集合均具有较好的适应能力,能够估算出正确的聚类数目。

结论 聚类分析面临的主要挑战之一是如何准确确定模式的数目,由于在多数情况下,算法设计人员不能预知聚类簇数目,导致算法陷入局部最优解或者实验人员必须逐一实验来确定聚类簇数目。本文提出基于禁忌搜索的聚类簇数目估算算法—Tabu-Clustering,算法能同时处理具备紧凑球型分布或非紧凑球型对象分布的对象集合。算法通过三个阶段逐步优化结果,最终估算出合适的聚类簇数目,实验表明 Tabu-Clustering 算法用于聚类簇数目估算是可行的。

参考文献

- 1 Jain A K, Dubes R. Algorithms for clustering data. New Jersey: Prentice-Hall, 1988
- 2 Selim S Z, Ismail M A. K-means-type algorithm; generalized convergence theorem and characterization of local optimality. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6 (1): 81~87
- 3 Bandyopadhyay S, Maulik U, Pakhira M K. Clustering Using Simulated Annealing With Probabilistic Redistribution. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2001, 15 (2): 269~285
- 4 Koontz W L, Narendra P M, Fukunaga K. A branch and bound clustering algorithm. IEEE Transaction on Computers, 1975, 24 (9): 908~915
- 5 Maulik U, Bandyopadhyay S. Genetic algorithm-based clustering technique. Pattern Recognition, 2000, 33 (9): 1455~1465
- 6 Boudraa A O. Dynamic estimation of number of clusters in data sets. Electronics Letters, 1999, 35 (19): 1606~1608
- 7 Bandyopadhyay S, Maulik U. Genetic clustering for automatic evolution of clusters and application to image classification. Pattern Recognition, 2002, 35 (6): 1197~1208
- 8 Kothari R, Pitts D. On finding the number of clusters. Pattern Recognition Letters, 1999, 20 (4): 405~416
- 9 Tseng L Y, Yang S B. A genetic clustering algorithm for data with non-spherical-shape clusters. Pattern Recognition, 2000, 33 (7): 1251~1259
- 10 Tseng L Y, Yang S B. A genetic approach to the automatic clustering problem. Pattern Recognition, 2001, 34 (2): 415~424
- 11 Glover F, Laguna M. Tabu Search. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1997

(上接第141页)

- 8 White J. Mobile Agents. In: J. Bradshaw ed.: Software Agents, AAAI Press, Menlo Park (CA), 1997. 437~472
- 9 Baumann J, Hohl F, Straßer M, Rothmel K. Mole-Concepts of a Mobile Agent System. WWW Journal, Special issue on Applications and Techniques of Web Agents, 1998
- 10 Cardelli L, Gordon D. Mobile Ambients. Foundations of Software Science and Computational Structures. Lecture Notes in Computer Science, No. 1378, Springer-Verlag (D), 1998. 140~155
- 11 Domel P, Lingnau A, Drobnik O. Mobile Agent Interaction in Heterogeneous Environment. 1st International Workshop on Mobile Agents, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag

(D), 1997, 1219: 136~148

- 12 Cabri G, Leonardi L, Zambonelli F. MARS: A Programmable Coordination Architecture for Mobile Agents. IEEE Internet Computing, 2000, 4(4): 26~35
- 13 Ciancarini P, Tolksdorf R, Vitali F, Rossi D, Knoche A. Coordinating Multi-Agents Applications on the WWW: a Reference Architecture. IEEE Trans. on Software Engineering, 1998, 24(8): 362~375
- 14 Erman L D, Hayes-Roth E, Lesser V R, Reddy D R. The Hearsay-II speech-understanding system: Integrating knowledge to resolve uncertainty. Computing Surveys, 1980, 12(2): 213~253