论 文

一种基于数据竞争的高分辨率图像的聚类分割算法

卢志茂*, 范冬梅, 陈炳才, 许晓丽, 张琦

哈尔滨工程大学模式识别与自然计算研究室, 哈尔滨 150001

* 通信作者. E-mail: zhimaolu@163.com

收稿日期: 2012-05-07; 接受日期: 2012-08-29

国家自然科学基金 (批准号: 60974052) 资助项目

摘要 近些年, 机器人技术得到了迅猛的发展, 应用越来越广泛. 随着机器人技术的推广和普及, 对机器人使用的要求也越来越高, 其中对智能机器人的要求尤显迫切. 机器视觉是智能机器人研究领域的一个重要研究方向. 在机器人视觉系统中, 核心问题是目标提取, 对目标实时、准确、快速提取的关键技术是图像分割. 由于机器人感知的环境的复杂性及目标的多样性, 往往导致机器人感知获得的图像数据量较大且图像本身存在不可预知的复杂性, 这就对准确的目标分割和提取处理提出了挑战性问题. 本文针对高分辨率图像数据集的分割处理, 提出一种新的聚类算法, 即根据数据点能量和的大小识别类代表点和类成员点, 通过数据点间的竞争识别出最有能力成为簇成员的数据点, 并将其与 mean shift 聚类算法有效地结合应用于彩色图像分割问题中, 能够快速高效地实现高分辨率图像的目标分割, 并得到较好的图像分割效果. 实验结果表明, 本文算法在分割效果和分割效率上明显优于传统聚类算法.

关键词 智能机器人 机器视觉 图像分割 聚类分析 代表点 数据竞争的聚类

1 引言

在智能机器人相关技术领域中, 目标的识别与定位一直是一个热点研究问题, 移动机器人不仅能完成各种简单和常规任务, 也能完成复杂和多重任务, 并能代替人在复杂的、未知的和危险的环境下作业, 如航天航空、深水作业、抢险救灾、军事侦察和星际探索等. 机器人获取的视觉图像不仅具有信息丰富、场景描述全面等特点, 而且还是移动机器人感知环境的重要信息来源, 因而近年来基于图像处理的移动机器人识别与定位技术成为机器人领域的重要研究方向之一. 对目标实时、准确、快速的提取是机器人视觉系统中的关键环节, 其中对目标的提取主要采取图像分割技术来实现.

图像分割是计算机视觉领域低层次视觉中的主要问题, 在对图像数据进行正确理解之前, 图像分割是一个必不可少的重要环节. 由于机器人感知的环境的复杂性及目标的多样性, 往往导致机器人感知获得的图像数据量较大且图像本身存在不可预知的复杂性, 这就对准确的目标提取和分割处理提出了严峻的挑战, 如何实现快速高质量的目标图像分割是十分重要并尚待有效解决的问题.

引用格式: 卢志茂, 范冬梅, 陈炳才, 等. 一种基于数据竞争的高分辨率图像的聚类分割算法. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1147–1157, doi: 10.1360/112012-344

聚类是根据数据集合中数据之间的区别与联系, 将其划分为不同的数据类, 使得属于同一类别的个体之间的相似性尽可能的大, 而不同类别上的个体间的相似性尽可能的小. 而图像分割是将图像划分成若干有意义的互不重合的子区域, 显然聚类问题与图像分割的问题是完全一致的.

然而, 对于大规模复杂图像数据集的处理, 很多聚类算法都具有较高的计算复杂度, 如谱聚类算法要求解矩阵的特征值与特征向量, 其复杂度达到了 $O(n^3)$ ^[1], 其中 n 为数据点个数. 经典的层次聚类算法具有不低于 $O(n^2 \log n)$ 的计算复杂度^[2]. 2007 年, Frey 等^[3] 提出了与 K -Means 算法^[4] 同属于划分聚类方法的近邻传播 (affinity propagation, AP) 聚类, 这是一种全新的聚类方法, 一度引起关注^[5], 但该算法的计算复杂度同样高达 $O(n^2 \log n)$, 也很难将其应用于大规模数据的处理.

目前, 采用聚类方法进行图像分割通常先对图像进行预分割, 预分割主要采用具有低计算复杂度的方法. 预分割后再采用具有高质量聚类的方法进行二次聚类. 二次聚类的方法要求能给出高质量的结果, 而不强调其具备低的计算复杂度, 实际上常用方法的计算复杂度都比较高. 例如分水岭 (watershed) 算法与谱聚类算法的结合^[6~8], mean shift (MS) 与 Ncut 的算法结合^[9], 标记分水岭结合区域合并算法^[10], EHMM-HMT 和 MSWHMT 结合的纹理图像分割^[11], 结合 EFD 与 Ncut 的彩色图像分割^[12], FCM 结合 level set 的 MRI 医学图像分割^[13], 轮廓波变换结合改进模糊 C 均值聚类的红外图像分割^[14], mean shift 与 AP 聚类结合的彩色图像分割^[15] 等. 该方法通过预处理减小了二次聚类的数据规模, 从而使算法的整体复杂度大大降低, 效率得以大幅提升.

Watershed 算法^[16] 和 mean shift 算法^[17] 都是常用的预处理算法, watershed 算法简单高效, 但容易产生过分割, 影响后处理的效果. MS 算法是一种基于无监督聚类的图像分割方法, 最终图像分割区域数目主要取决于参数 h 和 M (其中 h 为带宽, M 为划分区域内最少像素点数). 若 h 和 M 越大, 分割的区域就会越少, MS 算法对图像的平滑效果越强, 这样就会平滑掉一些细节区域; 若 h 和 M 太小, 分割的区域就会过多, 容易产生过分割. 因此单独使用 MS 算法实现图像分割效果不够理想.

预分割后的二次聚类算法对最终的分割结果和分割效率的影响也至关重要, 若用传统凝聚层次聚类, 虽然其聚类质量较高, 然而该方法对噪声和孤立点很敏感; 若用 K -Means 聚类算法虽然其复杂度较低, 但最终聚类结果很不稳定; 若应用 Ncut 谱聚类算法, 得到的分割倾向于大小相等的块, 当实际图像中的对象所含像素数量差别悬殊时, 分割的效果也不理想; 若应用 AP 算法则需要调节参数 p 和 λ , 才有可能得到想要的类别数 (簇的数量), 处理过程复杂而漫长. 针对这些问题, 本文提出了一种新的二次分割聚类算法——数据竞争 (data competition, DC) 聚类算法. 该算法根据数据点能量的大小识别类 (簇) 的代表点和成员点, 通过数据点间的竞争识别出最有能力成为簇的代表点, 然后根据成员点距离代表点的远近 (即相似性的大小) 对数据集进行划分, 从而实现聚类. 该聚类方法简单高效, 对噪声点和孤立点不敏感, 在含噪声或者存在孤立点的数据中仍然可以找到适合的代表点. 本文通过实验验证了 DC 聚类算法的有效性.

本文设计的图像分割方法选择 MS 算法对数字图像进行预分割, 采用 DC 算法对预分割结果进行二次聚类. 图像分割的实验结果表明本文设计实现的方法可以有效处理高分辨率数字图像.

2 数据竞争聚类算法

本文首先定义了数据点的能量, 接下来根据数据点之间的能量高低为数据集建立聚合场模型, 用以描述数据点之间的相互作用关系. 最后本文在聚合场模型的基础上设计实现了数据竞争 (DC) 聚类算法. 本质上, DC 聚类也是一种划分聚类, 与 K -Means 和 AP 有着一定的渊源.

2.1 聚合场模型

解决聚类问题首先基于一个假设: 簇内成员之间相似性 (可以用距离表示, 例如欧氏距离) 最大, 簇与簇之间相似性最小. 划分聚类的核心问题是找出每个簇的代表点 (exemplar) 或者中心点, 采用 $SSE^{[3]}$ 作为目标函数把剩余的数据成员点划分到距离某个代表点或中心点最近的簇中.

定义 1 数据点间距离的远近体现了它们之间的相互作用的大小, 数据点之所以能够聚合成一个簇或者分裂为若干不同的簇都是缘于数据点之间的相互作用. 这种作用类似一个引力场, 使得簇内成员与簇代表点相互吸引, 簇与簇的代表点相互排斥. 本文称数据间这种作用为聚合场 (aggregation field).

定义 2 根据聚合场建立的用来描述数据成员与簇代表点之间的关系的模型, 本文称之为聚合场模型.

在聚合场模型中, 数据点都呈现一个极性, 其中簇代表点为正极, 簇成员点为负极. 簇代表点在簇内与各簇成员相互吸引, 在簇间与其他的簇代表点相互排斥; 簇成员点彼此独立, 只是在簇内与簇代表点相互作用.

在簇内, 簇成员与簇代表点越近, 吸引力越大, 使得簇成员点的归属感越强; 距离越远, 吸引力越小. 在簇间, 各个簇代表点之间的相互排斥使得各个簇彼此保持了较远的距离. 同一个簇里, 簇成员之间的距离可能很近, 其距离小于每个簇成员到簇代表点的距离, 但是它们都没有资格给对方作代表点. 处于不同簇的边缘的成员点, 彼此可能相距很近, 其距离小于每个簇成员到各自簇代表点的距离, 但仍然没有资格给对方作代表点. 这是因为聚合场的存在代表了一种聚合能量, 在簇内的聚合能量集中在簇代表点, 也就是说簇代表点的能量要比簇成员大, 这体现了簇代表点与簇成员的差别.

数据点的相似度可以定义为负欧氏距离

$$s_{ij} = -\|x_i - x_j\|^2. \quad (1)$$

这样定义表明数据点间的距离越近则相似度值越大.

定义 3 取距离数据点 d_i 最近的前 r 个数据点, 计算它们与 d_i 的相似度之和 E_i , 称 E_i 为 d_i 的聚合能.

s_{ij} 表示第 i, j 个数据点间的相似度, 取前 r 个最大相似度求和, $1 < r \leq n$, 数据点总数为 n . 聚合能的数学描述如下:

$$E_i = \sum_{j=1}^r s_{ij}. \quad (2)$$

2.2 基于聚合场聚类的原理

根据聚合场模型, 如果两个数据点相距足够远, 那么两个点都有可能成为代表点, 因为正极的相互排斥力已经因为距离远而削弱; 对于两个距离很近的数据点, 只有两种可能的结果, 一种是其中一数据点变成负极 (成员点) 或者两个点都变成负极 (成员点), 两种结果的共同点是在距离较近的两个数据点中必有一个是成员点.

为了确定数据集的代表点, 可以先识别成员点, 全部的成员点识别出来后, 剩下的数据点便是代表点. 因此, 识别代表点的问题可以转化为成员点的识别问题.

为了在数据集中找到一个成员点, 根据聚合场模型, 只需在相距足够近的相邻数据点中, 通过两个点的竞争, 找出一个最有可能成为簇成员的数据点. 因此, 识别簇成员的问题就转换成两个相邻数据

图 1 UCI 数据集上的实验结果

 Figure 1 Clustering results of five datasets judged by F -measure

点进行竞争的问题. 本文称该问题为数据竞争 (DC), 并以此为基础设计一种新的划分聚类算法, 本文称之为 DC 聚类.

对于参与竞争的数据点, 其竞争规则可以用聚合能的大小决定胜负. 能量相对小的那个数据点作为成员点的可能性更大.

假设数据集有 n 个点 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 包含 k 个“自然簇”, 任意两点 x_i, x_j 之间的距离用 d_{ij} 表示, 则可以得到最小距离为

$$d_{\min} = \min\{d_{ij} | i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n; i \neq j\}, \quad (3)$$

这里 $d_{\min}$ 是全局最小距离.

假设数据中有一点 $x_p, \forall x_i (i \neq p), \exists x_j (j \neq i \neq p)$, 使得 $d_{ip} > d_{ij}$, 这样的点 x_p 叫做孤立点. 如果数据中存在一个或多个孤立点, 按照全局最小距离的策略识别成员点, 这样的结果导致孤立点没有机会参与到竞争中, 最终的结果可能导致孤立点作为代表点被保留下来, 使聚类出现错误.

考虑到潜在的孤立点可能对代表点识别造成的影响, 应该保证孤立点至少参与一次竞争, 使其失去作代表点的机会. 因此, 可以采用局部最小距离排序策略消除孤立点带来的不利影响. 首先定义局部最小距离, 对任意数据点 x_k 而言, 与点 x_h 距离用 $d_{kh}^p (k \neq h)$ 表示, 那么局部最小距离可以定义为:

$$d_{\min}^p = \min \left\{ \min_{k=1,2,\dots,n} \{d_{kh}^p | h = 1, 2, \dots, n; k \neq h\} \right\}. \quad (4)$$

在第一轮的竞争中, 总竞争次数为 n . 如果数据中存在唯一的孤立点 x_p , 可以推知第一轮最后一次竞争必为 x_p 和其他非孤立点的竞争, 竞争的结果必然会把孤立点识别为成员点, 这样就消除了孤立点成为簇代表点的可能, 降低了算法对孤立点的敏感性.

2.3 DC 聚类算法的有效性验证

为了验证 DC 聚类算法的有效性, 本文将其与其他两种经典的划分聚类算法 K -Means 和 AP 进行了实验对比. 聚类实验所用的数据集来自于 UCI^[18]. 图 1 是基于数据竞争聚类算法在 UCI 数据集 (如表 1 所示) 上的对比实验结果. 其中横轴为数据集序号, 纵轴为聚类结果评价指标 F 值^[2].

首先, 在 5 个数据集上分别运行 K -Means 算法 20 次取平均得到最终的 F 值; 其次在 5 个数据

表 1 五个 UCI 数据集

Table 1 Five UCI data sets

Data No.	Data name	Size	The number of classes	Dimension
1	Segmentation	210	7	19
2	Yeast	384	5	17
3	Wine	178	3	13
4	Iris	150	3	4
5	4k2_far	400	4	2

集上分别运行基本 AP 算法合理调节参数 p 和 λ 的取值, 得到最优的 F 值; 最后, 分别在 5 个数据集上运行数据竞争聚类算法, 调整 r 值, 得出 F 值. 根据多次实验结果, 给出一个 r 的经验值, $r = K$, 得出最终的 F 值. 实验结果表明与 K -Means 算法和 AP 算法相比, 数据竞争聚类算法的实验结果 F 值更高, 表明聚类效果更好.

3 高分辨率数字图像的分割

MS 算法最早是在 1975 年由 Fukunaga 和 Hostetler^[19] 提出, Comaniciu 等^[20] 把 MS 算法成功的运用到了特征空间的分析中, 在图像平滑和图像分割中 MS 算法都得到了很好的应用.

MS 算法的基本原理如下:

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i G\left(\frac{x-x_i}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x-x_i}{h}\right)} - x, \quad (5)$$

其中, $G(x)$ 为核函数, 一般常用高斯函数作为核函数, $x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$, 为 d 维空间 $\mathbf{R}^d$ 中的 n 个样本点, x 表示核函数的中心, h 是带宽.

核函数 $G(x)$ 的中心迭代过程如下:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i G\left(\frac{y_j-x_i}{h}\right)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{y_j-x_i}{h}\right)}, \quad j = 1, 2, \dots, \quad (6)$$

其中 y_1 是核函数初始位置的中心.

在处理自然彩色图像数据时, 图像的特征可以选择图像的颜色、纹理、统计特性以及形状等, 本文选择颜色信息作为主要特征. 彩色图像中每个像素点的颜色用一个三维向量表示, 假设经 MS 算法于处理后图像被划分为 n 个区域 $\mathbf{R}_i, i = 1, \dots, n$, 每个区域对应点的颜色向量为 $\mathbf{X}_{\mathbf{R}_i} = \{\bar{x}_{1i}, \bar{x}_{2i}, \bar{x}_{3i}\}$, 其中, $\bar{x}_{1i}, \bar{x}_{2i}, \bar{x}_{3i}$ 分别是第 i 个区域内所有像素对应颜色分量的平均值. 为了获得良好的分割结果, 我们需要选取颜色差异与欧氏距离有联系的颜色空间, 本文采用具有线性映射特性的 Luv 颜色模型, 其中 L 代表亮度, u 和 v 分别代表色度坐标, 将区域间的相似度定义为区域间负的欧氏距离.

图 2 六种算法的分割结果对比

Figure 2 The segmentation results comparison of the six algorithms. (a) Original image; (b) the border result of *K*-Means; (c) the segmentation result of MS; (d) the segmentation result of Ncut; (e) the result of preprocessing with MS; (f) the border result of MS-Ncut; (g) the border result of MS-AP; (h) the border result of MS-DC; (i) the segmentation result of MS-DC; (j) the standard border result

4 实验结果与分析

本实验是在 MATLAB2007b 环境下进行的, 计算机硬件配置为 Intel (R) core (TM) 2 Quad CPU Q6600 2.40 GHz, 4 GB 内存. 考虑到机器视觉设备采集的数字图像与通常图像处理采用的图像数据没有本质上的差别, 并且目前尚无可用于公开评测的机器视觉图像处理研究的专用图像库, 因此本文实验中所采用的数字图像均取自 Berkeley 大学的标准图像库.

4.1 分割的效果对比

为了考察本文设计的 MS 结合 DC 聚类的数字图像分割方法的效果 (MS-DC), 第一组实验中将 MS-DC 分别与 *K*-Means, MS, Ncut, MS-Ncut^[9] 和 MS-AP^[15] 等 5 种常用的图像分割方法进行分割效果的对比.

图 2 为实验的对比结果. 图 2(a) 是原始图像, 大小为 200×200 dpi. 图 2(b)~(d) 分别是单独运行 *K*-Means, MS 和 Ncut 算法的图像分割结果. 图 2(e) 是采用 MS 做的预分割结果. 图 2(f)~(h) 是经 Ncut, AP 和 DC 进行二次聚类得到的分割轮廓. 图 2(i) 是 2(h) 的轮廓叠加到原始图像上得到的分割边界结果的效果图.

从图 2 的对比结果可以看到 *K*-Means, MS 和 Ncut 等算法的一次分割效果并不理想. 在图 2(e) 的预分割基础上的二次分割结果中, MS-Ncut 表现得并不理想, MS-AP 好一些, 但与图 2(j) 中的人工分割结果相比还是有些不足, 3 个二次分割方法中 MS-DC 更接近于人工的分割结果.

由于 *K*-Means 采用簇成员的均值作为中心, 需要事先随机设定 *K* 个初始的簇中心, 受初值的影响而使结果变得很不稳定, 而且 *K*-Means 算法对孤立点和噪声点敏感. 可以看到图 2(b) 中 *K*-Means 对于老鹰图像的尾部整体分割效果较差, 不够准确. 单独使用 MS 算法时的参数设置为 $h=(h_r, h_s)=(6, 8)$, $M=1200$, h_r 为值域带宽, h_s 为空域带宽, 分割类别数为 2, 老鹰的尾部和另外一只较小的鹰被平

图 3 高分辨率图像的分割结果对比

Figure 3 The comparison of segmentation results on some large images. (a) Original images; (b) the segmentation results of *K*-Means; (c) the segmentation results of MS-Ncut; (d) the segmentation results of MS-AP; (e) the segmentation results of MS-DC; (f) the standard border results

滑掉了, 使图像中的目标没有全部分割出来而产生误分割. 这是因为当分割的类别数较少时, MS 算法会平滑到图像中目标较小的区域部分, 使分割效果很不理想. Ncut 用于彩色图像分割时, 往往是先把彩色图像转化成为灰度图, 再进行相应的处理, 从分割结果可见当分割的类别数目不同时, Ncut 算法分割结果也不同, 且效果均较差. 此外 Ncut 算法的复杂度较高, 运行时间较长, 图 2(d) 中 Ncut 分割的平均运算时间为 12.317 s.

用 MS 进行预分割, 要求分割后的区域数目远小于图像中像素点的数目, 又远大于最终分割的区

表 2 几种算法的分割时间对比

Table 2 The run time comparison of the algorithms

Algorithms	<i>K</i> -Means	Ncut	MS-Ncut	MS-AP	MS-DC
Run time (s)	0.312	12.317	0.827	0.961	0.775

表 3 算法运行时间比较

Table 3 The comparison of run time (unit: s)

The images in Figure 3(a) (number the images from left to right)	The run time of <i>K</i> -Means	The run time of preprocessing with MS	The 2nd clustering time of Ncut	The 2nd clustering time of AP	The 2nd clustering time of DC
1	1.38	2.67	0.047	0.103	0.020
2	0.713	2.75	0.091	0.169	0.023
3	1.04	3.16	0.088	0.172	0.024

域数目, 因此本文采用 MS 算法进行预分割时的参数设置为 $h = (h_r, h_s) = (6, 8)$, $M = 50$, MS 算法分割后的区域数目为 29, 用 MS 分割后的区域数目代替原图像像素点进行二次聚类, 然后应用 DC 聚类进行二次分割, 输出图像分割结果. 本文算法用 MS 预分割后大幅降低了数据竞争聚类算法输入数据的规模, 在得到较好的分割结果的同时, 也降低了算法的空间和时间开销, 分割效率得以明显提高.

第二组实验中将 MS-DC 与 *K*-Means, MS-Ncut, MS-AP 等图像分割方法应用于尺寸更大的图像上. 图像大小为 361×481 个像素, 数据规模达到了 17.364 万像素. 实验中 MS 算法作预分割时的参数均设置为 $h = (h_r, h_s) = (6, 8)$, $M = 1000$. 图 3 是对比实验结果. 从图 3 的对比实验结果可以看出 MS-DC 的图像分割效果比其他 4 种方法最优, 更接近人工分割的结果, 而且分割效率也较高.

对于像素为 481×361 的图像, 数据点个数为 173641, 其对应的相似度矩阵大小为 173641×173641 , 十分庞大, 对于如此规模的图像数据, 若采用凝聚层次聚类、谱聚类等传统的经典算法直接进行聚类分割, 是相当耗费存储空间和计算时间的, 普通的计算设备可能因为硬件条件的限制而无法处理.

4.2 分割算法的执行效率对比

第三组实验是考察 MS-DC 与 MS, *K*-Means, Ncut, MS-Ncut^[9] 和 MS-AP 在进行图像分割时的效率. 对比实验采用第一组和第二组实验中的数字图像. MS 单独执行分割任务时的参数与第一组实验的设置相同, 做预分割时的参数与第二组实验的设置相同.

在第一组实验图像上的运行时间参见表 2. 表 2 中的对比实验结果显示 *K*-Means 是最快的分割算法, 但是前文已经介绍其运行结果受初值影响很不稳定, 分割效果不够理想. MS-Ncut, MS-AP 和 MS-DC 采用二次聚类的分割策略, 执行效率居然还是大幅高于 Ncut 算法. 可见 MS 结合高质量聚类算法的图像分割方案不仅能获得高水平的分割结果, 算法的计算复杂度也得到了显著减低. 另外根据运行时间的对比, 不难看出 MS-DC 比 MS-Ncut 和 MS-AP 运算效率相对更高.

在第二组实验图像上的运行时间参见表 3. 从图像分割的对比时间看, 本文设计的 DC 聚类算法耗时较少, 接近 *K*-Means, MS 算法的时间, 但远小于 Ncut 和 AP 算法的分割时间. 可见, 此对比实验结果进一步表明本文实现的彩色图像分割算法不仅具有良好的分割效果, 而且分割效率也相对更高.

5 结论

本文在建立聚合场模型的基础上设计实现了一种新的划分聚类方法 (DC), 在 UCI 的几个数据集上的聚类实验表明 DC 聚类具有比常用的划分聚类方法更优的聚类效果.

为了进一步验证 DC 算法的性能, 本文将其与 MS 算法结合, 构建新的图像分割方法, 用于解决机器人视觉系统中对高分辨率数字图像数据进行有效地目标分割、提取的问题.

MS 具有较低的计算复杂度, 在图像分割上执行效率较高, 因此将其用于图像分割的预处理. 在预处理的结果上调用 DC 算法进行二次聚类, 给出最终的图像分割结果. MS 与 DC 算法的搭配既保留了 MS 的高效率特点, 又保留了 DC 算法聚类质量高的特点, 取得了双赢效果.

在来自 Berkeley 大学的标准彩色图像库的多幅彩色数字图像的分割实验上, DC 与 MS 结合的新分割方法都给出了超越对比分割方法的结果, 再次表明 DC 聚类算法是有效的, 同时也表明结合 MS 设计的图像分割方案是切实可行的.

此外, 实验对比结果还说明 DC 结合 MS 的新分割方法不仅效果良好, 而且执行效率也相对很高, 适合用于高分辨率数字图像的分割处理.

参考文献

- 1 Shi J B, Malik J. Normalized cuts and image segmentation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2000, 22: 888–905
- 2 Tan P N, Steinbach M, Kumar V. *Introduction to Data Mining*. Sydney: Pearson Addison Wesley, 2006
- 3 Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points. *Science*, 2007, 315: 972–976
- 4 Macqueen J B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In: *Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Berkeley: University of California Press, 1967. 281–297
- 5 Mezard M. Where are the exemplars? *Science*, 2007, 315: 949–951
- 6 Ma X L, Jiao L C. SAR image segmentation based on watershed and spectral clustering. *J Infrared Millim Waves*, 2008, 12: 452–456 [马秀丽, 焦李成. 基于分水岭 – 谱聚类的 SAR 图像分割. *红外与毫米波学报*, 2008, 12: 452–456]
- 7 Feng L, Sun T, Wu Z Y, et al. Image segmentation approach based on watershed translation and graph theory. *Chin J Sci Instrum*, 2008, 29: 649–653 [冯林, 孙焘, 吴振宇, 等. 基于分水岭变换和图论的图像分割方法. *仪器仪表学报*, 2008, 29: 649–653]
- 8 Bock J D, Smet P D, Philips W. Image segmentation using watersheds and normalized cuts. In: *Proceedings of SPIE* 2005. Available from: <http://dx.doi.org/10.1117/12.586726>
- 9 Tao W B, Jin H, Zhang Y M. Color image segmentation based on mean shift and normalized cuts. *IEEE Trans Syst Man Cybern Part B-Cybern*, 2007, 37: 1382–1389
- 10 Yu W S, Hou Z Q, Song J G. Color image segmentation based on marked watershed and region merger. *Acta Electron Sin*, 2011, 39: 1008–1012 [余旺盛, 侯志强, 宋建军. 基于标记分水岭和区域合并的彩色图像分割. *电子学报*, 2011, 39: 1008–1012]
- 11 Chen R W, Liu F, Hao H X. Multi-scale texture image segmentation based on EHMM-HMT and MSWHMT models. *J Softw*, 2010, 21: 2206–2223 [陈蓉伟, 刘芳, 郝红侠. 基于 EHMM-HMT 和 MSWHMT 的多尺度纹理图像分割. *软件学报*, 2010, 21: 2206–2223]
- 12 Xu L Y, Zhang J Y, Sun Q S, et al. Color image segmentation approach by combining EFD and NCut. *Pattern Recognit Aitif Intell*, 2010, 23: 671–677 [徐丽燕, 张洁玉, 孙权森, 等. 结合 EFD 与 NCut 的彩色图像分割方法. *模式识别与人工智能*, 2010, 23: 671–677]
- 13 Chen Z B, Qiu T S, Su R. FCM and level set based segmentation method for brain MRI images. *Acta Electron Sin*, 2008, 36: 1733–1736 [陈志彬, 邱天爽, SU Ruan. 一种基于 FCM 和 Level Set 的 MRI 医学图像分割方法. *电子学报*, 2008, 36: 1733–1736]

- 14 Liu G, Liang X G, Zhang J G. Contourlet transform and improved fuzzy C means clustering based infrared image segmentation. *Syst Eng Electron*, 2011, 33: 443–448 [刘刚, 梁晓庚, 张京国. 基于轮廓波变换和改进模糊 C 均值聚类的红外图像分割. *系统工程与电子技术*, 2011, 33: 443–448]
- 15 Xu X L, Lu Z M, Zhang G S, et al. Color image segmentation based on improved affinity propagation clustering algorithm. *J Comput -Aided Des Comput Graph*, 2012, 29: 514–519 [许晓丽, 卢志茂, 张格森, 等. 改进近邻传播聚类的彩色图像分割. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, 29: 514–519]
- 16 Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 1991, 13: 583–598
- 17 Chen J J, Zhang S F, An G C, et al. A generalized mean shift tracking algorithm. *Sci China Inf Sci*, 2011, 54: 2373–2385
- 18 UCI Machine Learning Repository. 2012. Available from: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>
- 19 Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. *IEEE Trans Inf Theory*, 1975, 21: 32–40
- 20 Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2002, 24: 603–619

A data competition based clustering algorithm for large image segmentation

LU ZhiMao*, FAN DongMei, CHEN BingCai, XU XiaoLi & ZHANG Qi

Pattern Recognition and Natural Computation Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China
*E-mail: zhimaolu@163.com

Abstract In recent years, robot technology has been rapidly developed and applied to every walk of life. With the promotion and popularization of the robot technology, requirement of using robot is becoming high and the demand of intelligent robots is particularly urgent. Machine vision is an important research direction in the field of intelligent robotics. In the robot vision system, the core problem is the targets extraction, and the image segmentation is the key technique of extracting targets accurately, rapidly and in real-time. Since the environment is complex and the targets are diverse, the amount of images data perceived by robots is large and the images are unpredictable. Thus, it is very important to extract and segment targets accurately. Aimed at the segmentation processing of high-resolution images, a novel clustering algorithm is proposed in this paper. According to the sum of the energy of data and their sizes, it recognizes the clustering representatives and members, and identifies the most probability members by the competition among data points. Then we apply the algorithm by combining the novel clustering algorithm into Mean Shift clustering algorithm in color image segmentation problem. The algorithm can quickly and efficiently achieve the targets segmentation of high-resolution images, and has good segmentation effect. The experiments show that the proposed approach has better clustering quality and is faster than the traditional clustering algorithm.

Keywords intelligent robot, machine vision, image segmentation, cluster analysis, exemplar, data-competition clustering

LU ZhiMao was born in 1972. He received the Ph.D. degree in computer science from Harbin Institute of Technology, Harbin in 2006. Currently, he is a Professor of Harbin Engineering University. His research interests include data mining, pattern recognition, text mining, natural language processing, and digital image processing. He is a member of China Computer Federation (CCF).

FAN DongMei was born in 1972. She received the Ph.D. degree in computer science from Harbin Engineering University, Harbin in 2011. Currently, she is a postdoctor at Dalian University of Technology. Her research interests include data mining and digital image processing.

CHEN BingCai was born in 1976. He received the Ph.D. degree in information and communication engineering from Harbin Institute of Technology, Harbin in 2006. Currently, he is a Professor of Harbin Engineering University. His research interests include wireless sensor network, satellite communication and remote sensing system network, and communication, RFID and EMC. He is a member of IEEE.