

# 基于模糊连接度的近邻传播聚类图像分割方法

杜艳新<sup>1,2\*</sup>, 葛洪伟<sup>1,2</sup>, 肖志勇<sup>1,2</sup>

(1. 轻工过程先进控制教育部重点实验室(江南大学), 江苏 无锡 214122; 2. 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

(\* 通信作者电子邮箱 wisteriadu@126.com)

**摘要:** 针对现有近邻传播聚类图像分割方法分割精度低的问题, 提出一种基于模糊连接度的近邻传播聚类 (FCAP) 图像分割算法。针对传统模糊连接度算法不能得出任意点对间模糊连接度的不足, 结合最大生成树提出了全模糊连接度算法。FCAP 算法先使用 Normalized Cut 超像素技术进行超像素分割, 这些超像素可以看作数据点以及它们之间的模糊连接度; 然后使用所提出的全模糊连接度算法计算超像素间的模糊连接度, 根据模糊连接度和空间信息计算超像素的相似度; 最后使用近邻传播 (AP) 聚类算法完成分割。实验结果表明, FCAP 算法明显优于超像素处理后直接使用 AP 聚类算法进行分割的方法, 并且优于无监督图像分割方法。

**关键词:** 图像分割; 模糊连接度; 近邻传播聚类; 超像素; 最大生成树

**中图分类号:** TP391.4      **文献标志码:** A

## Segmentation method for affinity propagation clustering images based on fuzzy connectedness

DU Yanxin<sup>1,2\*</sup>, GE Hongwei<sup>1,2</sup>, XIAO Zhiyong<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Ministry of Education (Jiangnan University), Wuxi Jiangsu 214122, China;

2. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

**Abstract:** Considering the low accuracy of the existing image segmentation method based on affinity propagation clustering, a FCAP algorithm which combined fuzzy connectedness and affinity propagation clustering was proposed. A Whole Fuzzy Connectedness (WFC) algorithm was also proposed with concerning the shortcoming of traditional fuzzy connectedness algorithms that can not get fuzzy connectedness of every pair of pixels. In FCAP, the image was segmented by using super pixel technique. These super pixels could be considered as data points and their fuzzy connectedness could be computed by WFC. Affinities between super pixels could be calculated based on their fuzzy connectedness and spatial distances. Finally, affinity propagation clustering algorithm was used to complete the segmentation. The experimental results show that FCAP is much better than the methods which use affinity propagation clustering directly after getting super pixels, and can achieve competitive performance when comparing with other unsupervised segmentation methods.

**Key words:** image segmentation; fuzzy connectedness; Affinity Propagation (AP) clustering; super pixel; maximum spanning tree

## 0 引言

随着聚类技术的不断进步, 基于聚类技术的图像分割方法成为研究热点。模糊聚类、谱聚类等聚类方法在图像分割中都有应用。近邻传播 (Affinity Propagation, AP) 聚类<sup>[1]</sup>相对于传统的聚类方法有不需要假定初始聚类中心和聚类数目, 聚类精度高等优点。已有学者对 AP 聚类图像分割方法进行了研究<sup>[2-6]</sup>。这些研究主要分为两个方向: 一是减小数据量, 提高时空效率。图像像素数量庞大, AP 聚类的时空复杂度都为  $n^2$ , 直接聚类消耗很大。针对这个问题, 学者们提出了一些方法。如 Li 等<sup>[2]</sup>提出使用局部图像模型将磁共振图像分成多个上下文, 在每个上下文中使用 AP 对灰度级进行聚类的方法。该方法上下文均是矩形框, 在最后整合分割结果时

不方便, 而且灰度级聚类的方法只适用于灰度图像。许晓丽等<sup>[3]</sup>提出先用 Mean-Shift 算法将图像过分割成小区域, 再进行 AP 聚类的 MSAP (Mean-Shift Affinity Propagation) 算法用于分割自然图像。MSAP 算法大大减少了用于聚类的数据点的数目, 提高了时空效率, 但是 Mean-Shift 算法中的参数不易确定, 也没有考虑空间信息。Huang 等<sup>[4]</sup>提出先用改进的 AP 聚类算法得到许多粗分割的类和类中心, 再对类中心使用 Normalized Cut 算法进行分类的方法。该方法以像素为数据点, 只能分割很小的图片。还有其他学者使用采样或者分水岭过分割的方法减小数据量。二是提出新的相似度计算的方法。AP 聚类和谱聚类一样, 都是依据数据点间的相似性进行聚类的, 所以相似度的计算方法直接决定聚类结果的好坏。Yang 等<sup>[5]</sup>提出 FS-AP (Fuzzy Statistical based Affinity

收稿日期: 2014-05-23; 修回日期: 2014-07-21。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60975027, 61305017); 江苏高校优势学科建设工程项目。

作者简介: 杜艳新 (1990-), 男, 河北承德人, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能、模式识别、图像处理; 葛洪伟 (1967-), 男, 江苏无锡人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 人工智能、模式识别、图像处理、信息管理、数据挖掘; 肖志勇 (1986-), 男, 河南汤阴人, 副教授, 主要研究方向: 医学图像处理、模式识别、机器学习。

Propagation) 算法,用 FSS( Fuzzy Statistical Similarity) 作为相似度计算方法,使用 AP 聚类对多光谱图像进行分割。FS-AP 算法同样是直接对像素进行聚类,时空效率很低。Zhang<sup>[6]</sup> 根据人眼视觉特性提出了两种新的基于灰度级的相似度计算方法。该方法时空效率低并且只适用于灰度图像,直接使用效果不理想。总体上讲,使用 AP 聚类进行图像分割的研究还比较少,现有方法时空效率低,分割效果也不很理想,尤其对复杂的自然图像,很难得出满意的结果。

1996 年 Udupa 等<sup>[7]</sup> 提出了模糊连接度理论框架,如今模糊连接度已经成为比较成熟的图像分割方法。其中经典的算法有阈值模糊连接度算法、相对模糊连接度算法<sup>[8]</sup> 等。模糊连接度方法分割效果好、运行速度快,在医学图像分割中占有重要地位。但是模糊连接度方法大都是交互式分割,而且对复杂的自然图像分割往往得不到很好的效果。

本文旨在提出一种新的图像分割方法,弥补 AP 聚类时空效率的不足,并大大提高分割精度。本文首先提出了一种全模糊连接度( Whole Fuzzy Connectedness, WFC) 算法,该算法可以得到连通图中任意两点间的模糊连接度;然后将 WFC 算法与 AP 聚类结合提出基于模糊连接度的近邻传播聚类图像分割方法( Fuzzy Connectedness based Affinity Propagation clustering, FCAP) 用于自然图像分割。

## 1 AP 聚类算法

AP 聚类算法是根据数据点间的相似度进行聚类的。它先将所有数据点视为潜在的聚类中心,在数据点间迭代地传递信息直到聚类结果收敛。

AP 聚类的输入是相似度矩阵  $s$  和偏向参数  $p \cdot s(x_i, x_k)$  代表数据点  $x_i$  和  $x_k$  之间的相似程度。每个数据点都有一个偏向参数,代表该数据点作为聚类中心的先验可能性。无先验信息时,  $p$  设为相同的值,该值越大,最终的类数越多。

AP 聚类算法中传递两种信息,称为 Responsibility 和 Availability,分别存于  $r$  矩阵和  $a$  矩阵中。 $r(i, k)$  从数据点  $i$  传向潜在类中心  $k$ ,代表  $k$  作为  $i$  类中心的合适程度。 $a(i, k)$  从潜在类中心  $k$  传向数据点  $i$ ,代表  $i$  选择  $k$  作为类中心的合适程度。 $r$  和  $a$  初始都为零矩阵,按式(1)和(2)交替更新:

$$r(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' (k' \neq k)} \{ a(i, k') + s(i, k') \} \quad (1)$$

$$a(i, k) \leftarrow \begin{cases} \min \{ 0, r(k, k) + \sum_{i' (i' \notin \{i, k\})} \max(0, r(i', k)) \} ; & i \neq k \\ \sum_{i' (i' \notin \{i, k\})} \max(0, r(i', k)) \} , & i = k \end{cases} \quad (2)$$

对数据点  $i$ ,选择最大化  $r(i, k) + a(i, k)$  的  $k$  作为  $i$  的类中心。在迭代过程中,为防止振荡,引入阻尼因子  $\lambda$  来减缓更新速度。 $r$  矩阵和  $a$  矩阵更新时,取  $\lambda$  倍的上一次迭代结果加上  $1 - \lambda$  倍的本次迭代结果作为本次迭代的结果。一定迭代次数内聚类结果不变或到达最大迭代次数时算法终止。

## 2 FCAP 算法

### 2.1 WFC 算法

#### 2.1.1 算法背景

在模糊连接度理论<sup>[7]</sup> 中,  $x$  维空间元素的集合  $Z^x$  上的邻

近关系  $\alpha$  定义为满足自反性和对称性的模糊关系,元组  $(Z^x, \alpha)$  称为模糊数字空间。设  $C \subset Z^x$ ,  $(C, f)$  称为  $(Z^x, \alpha)$  上的隶属场,其中  $f$  为  $C \rightarrow [0, 1]$  的函数。 $C$  上的亲和关系  $\kappa$  定义为满足自反性和对称性的模糊关系。

设  $L = (C, f)$  为  $(Z^x, \alpha)$  上的隶属场,  $\kappa$  为  $L$  上的模糊数字空间元素亲和关系。则隶属场  $L$  上的一条非空路径  $\rho_{cd}$  为从  $c$  到  $d$  的空间元素序列  $\langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle$ , 其中  $c_1 = c, c_m = d$ 。 $L$  上所有从  $c$  到  $d$  的路径集合记为  $P_{cd}$ 。 $L$  上所有路径集合记为  $P_L$ 。对  $\forall \rho = \langle c_1, c_2, \dots, c_m \rangle \in P_L$ , 路径  $\rho$  的连接度定义为:

$$\mu_N(\rho) = \begin{cases} \min(\mu_\kappa(c_1, c_2), \mu_\kappa(c_2, c_3), \dots, \mu_\kappa(c_{m-1}, c_m)) , & \rho \text{ 为非空} \\ 0, & \rho \text{ 为空} \end{cases} \quad (3)$$

其中:  $N$  是定义在  $P_L$  上的模糊关系,  $\mu_\kappa(x, y)$  代表  $x$  与  $y$  的亲亲和度。式(3)说明非空路径的连接度是路径中相邻元素亲和度的最小值。

模糊场  $L$  的模糊连接度  $\kappa$  为定义在  $C$  上的模糊关系。对  $\forall c, d \in C$ ,  $c$  与  $d$  的模糊连接度

$$\mu_\kappa(c, d) = \max_{\rho \in P_{cd}} (\mu_N(\rho))$$

即  $c$  与  $d$  间所有路径的连接度的最大值。本文称连接度等于模糊连接度的路径为最佳连接路径。

为方便描述,本文将模糊连接度理论中的隶属场视为图论中的图,场中空间元素对应图的节点,邻近关系对应图的边,亲和度对应边的权重。传统的模糊连接度算法只能得出某一节点与其他节点的模糊连接度,无法得出任意节点之间的模糊连接度。本章结合最大生成树的概念提出一种 WFC 算法,该算法可以得到连通图中任意两节点间的模糊连接度。

#### 2.1.2 算法原理

在无向图  $G = (V, E)$  中,  $V$  为图中节点集合,  $E$  为图中边的集合,  $\langle u, v \rangle$  代表连接节点  $u$  与节点  $v$  的边,  $\omega(u, v)$  代表此边的权重,若存在  $T$  为  $E$  的子集且为无循环图,使得

$$\omega(T) = \sum_{(u, v) \in T} \omega(u, v)$$

最大,则称  $T$  为  $G$  的一棵最大生成树。最大生成树  $T$  包含且仅包含  $V$  中任意两节点间的一条非空路径。可以验证,最大生成树中任何路径都是最佳连接路径。

最大生成树中的任何一条边都是连接其两侧子图的边中权重最大的,其两侧的节点之间的模糊连接度不可能大于该边的权重,进而可知两个节点的模糊连接度要小于等于最大生成树中连接它们的路径中的每一条边的权重,根据模糊连接度的定义就可以得出上面的结论。故只需得出连通图的一棵最大生成树,并获得树中任意两点的路径和该路径的连接度,就可以得到所有节点间的模糊连接度。

#### 2.1.3 算法描述

WFC 算法是一种贪心算法,算法输入连通图  $G = (V, E)$ , 输出  $n \times n$  模糊连接度矩阵  $M$ , 算法中需要辅助队列  $Q$  和长度为  $n$  的数组  $key$  和  $parent$ 。算法初始化时将  $M$  置为单位矩阵,所有节点的  $key$  置为无穷小,  $parent$  设为 nil, 然后随机选择根节点  $r$ , 将其  $key$  置为 1,  $parent$  置为自身, 开始循环。每次循环从  $Q$  中取出  $key$  值最大的节点  $u$ , 此时可通过  $parent$  找出  $u$  与  $\forall v \notin Q$  的一条路径, 该路径就是最终最大生成树中连接  $u$  和  $v$  的路径, 其连接度为:

$$M(u, v) = \begin{cases} \min\{\omega(u, \text{parent}(u)), M(\text{parent}(u), v)\}, & u \neq v \\ 1, & u = v \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $\omega(u, \text{parent}(u))$  是已知的,  $M(\text{parent}(u), v)$  在前面的循环中已经得出。然后选择性更新  $Q$  中与  $u$  相邻节点的  $key$  和  $\text{parent}$ 。算法结束时,  $M$  就保存了任意两节点之间的模糊连接度。

#### 2.1.4 算法伪代码

输入 图  $G = (V, E)$ 。

输出 模糊连接度矩阵  $M$ 。

辅助数据结构 队列  $Q$ , 节点权值数组  $key$ , 父节点数组  $\text{parent}$ 。

```

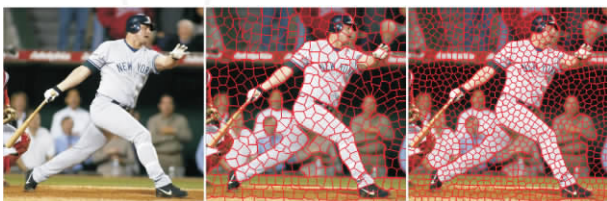
1) for each  $u \in V$ 
2)    $key(u) = -\infty, \text{parent}(u) = \text{nil}$ 
3) for each  $u, v \in V$ 
4)   if ( $u = v$ )  $M(u, v) = 1$ 
5)   else  $M(u, v) = 0$ 
6)  $key(r) = 1, \text{parent}(r) = r$ 
7)  $Q = V$ 
8) while  $Q \neq \emptyset$ 
9)    $u = \text{EXTRACT\_MAX}(Q)$ 
10)  for each  $v \notin Q$  and  $v \neq u$ 
11)     $M(u, v) = \min\{\omega(u, \text{parent}(u)), M(\text{parent}(u), v)\}$ 
12)     $M(v, u) = M(u, v)$ 
13)  for each  $v \in \text{adjacency}(u)$ 
14)    if ( $v \in Q$  and  $\omega(u, v) > key(v)$ )
15)       $\text{parent}(v) = u$ 
16)       $key(v) = \omega(u, v)$ 

```

#### 2.2 FCAP 算法

FCAP 算法将 WFC 算法和 AP 聚类结合用于图像的自动分割。算法流程如下:

Step1 用 Normalized Cut 超像素技术<sup>[9]</sup>对图像进行超像素分割。超像素是图像中由一系列位置邻近、颜色、纹理等特征相似的像素组成的小区域。算法中有一个参数  $N$ , 用于指导超像素数目。图 1 是超像素分割效果图。



(a) 原图 (b)  $N=400$  的分割结果 (c)  $N=1000$  的分割结果  
图 1 Normalized Cut 超像素分割效果

Step2 对每个超像素, 计算其质心作为其位置坐标, 并提取特征。超像素是由许多像素组成的小区域, 所以可提取的特征有很多, 可以根据颜色(或灰度)、纹理等进行提取。

Step3 选取邻域半径, 计算邻近关系和亲和关系, 构造连通图。邻域半径的选择要保证所有超像素都连通。本文根据 Normalized Cut 超像素大小较均匀的特性, 结合大量实验得出一个可用的邻域半径公式:

$$radius = rs * \max_{u \in V} \{ \min_{v \in V, v \neq u} (dist(u, v)) \} \quad (5)$$

其中:  $V$  是超像素集合;  $dist(u, v)$  代表  $u$  和  $v$  位置坐标的欧氏距离;  $rs$  是邻域参数, 取值范围为  $[2, +\infty)$ ,  $rs$  的值应根据超

像素数目和图像中同一目标的多个区域间的距离而定。本文的邻近关系定为二值关系, 使用的亲和度公式为:

$$aff(u, v) = adj(u, v) * \exp\left(-\frac{dist(f(u), f(v))^2}{\sigma^2}\right) \quad (6)$$

其中:  $aff(u, v)$  代表  $u$  和  $v$  的亲和度,  $adj(u, v)$  代表  $u$  和  $v$  的邻近关系,  $f(i)$  代表超像素  $i$  的特征,  $\sigma$  是亲和度参数。

Step4 调用 WFC 算法得到超像素的模糊连接度矩阵, 并计算超像素的位置坐标负欧氏距离相似度, 将模糊连接度与归一化后的负欧氏距离相似度的加权和作为最终的相似度。一个超像素与其他超像素的模糊连接度中有大量相同的值, 与距离相似度加权是为区分这种相同情况。本文将模糊连接度权重设为 0.98, 距离负数相似度权重设为 0.02。

Step5 调用 AP 聚类算法, 生成分割结果。

### 3 实验与分析

AP 聚类本身就可以完成图像的分割, 但是由于图像像素太多, AP 聚类的时空复杂度又比较高, 直接使用会出现内存占用高, 运行速度慢的问题。Normalized Cut 超像素技术可以将图像分割成多个小区域, 并且对边界的破坏比较小, 可以大大减小数据量, 弥补 AP 聚类的不足。所以, 基于 Normalized Cut 超像素的 AP 聚类图像分割方法已经可以很好地完成分割任务。

为验证模糊连接度对分割结果的影响, 将本文提出的 FCAP 算法与基于超像素技术的 AP 聚类图像分割方法<sup>[3]</sup>进行对比。用于对比的方法有两个: NCAP (Normalized Cut-Affinity Propagation) 和 NCSAP (Normalized Cut-Spatial based Affinity Propagation) 算法。这两个算法先使用 Normalized Cut 算法进行超像素分割, 然后直接根据超像素颜色特征和空间信息计算相似度, 最后调用 AP 聚类完成分割。NCAP 算法的相似度公式与 FCAP 的亲和度公式类似:

$$s_{\text{NCAP}}(u, v) = \exp\left(-\frac{dist(f(u), f(v))^2}{\sigma^2}\right)$$

NCSAP 算法的相似度公式<sup>[4]</sup>为:

$$s_{\text{NCSAP}}(u, v) = \exp\left(-\frac{dist(f(u), f(v))^2}{\sigma_1^2}\right) * \exp\left(-\frac{dist(u, v)^2}{\sigma_2^2}\right)$$

实验从 Berkeley 图像库 BSDS300 中随机抽取 30 张图像, 先对图像进行超像素分割, 再提取 LUV 平均值特征, 分别对 L、U、V 三维特征使用线性函数进行归一化处理, 对处理后的数据分别使用 NCAP、NCSAP、FCAP 算法进行聚类。以 BSDS300 给出的人工分割结果的目标数指导聚类数: 每一种算法先确定聚成指定类数时的  $p$  值范围, 再在这个范围内等间距选 5 个  $p$  值, 以分割结果中 PRI (Probabilistic Rand Index) 值最高的结果作为最终的分割结果。PRI 和 VOI (Variation Of Information) 是当前比较流行的图像分割评价指标, 可参见文献 [10-11], 其中 PRI 越大代表分割结果越好, VOI 越小代表分割结果越好。

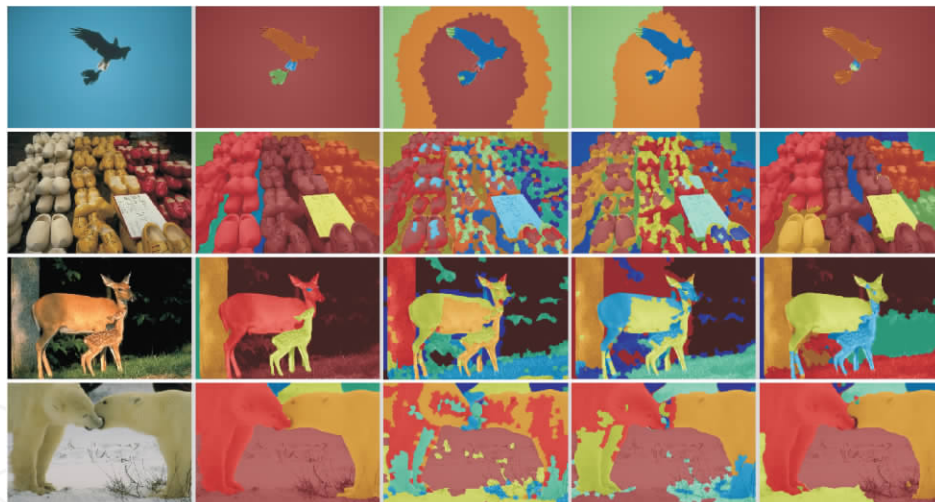
在实验中, 超像素数目指导参数  $N$  设为 1000; FCAP 算法中邻域参数  $rs$  设为 5, 亲和度参数  $\sigma$  设为 0.6; NCAP 方法中相似度参数  $\sigma$  也设为 0.6; NCSAP 方法中相似度参数  $\sigma_1$  设为

0.8,  $\sigma_2$  设为 800; 三种方法在 AP 聚类中的阻尼因子都设为 0.9。这里的参数设置均为经验值, 是通过实验获得的各方法的最佳参数。

表 1 是在 BSDS300 中随机选取的 30 张图像分别使用 NCAP、NCSAP、FCAP 算法分割成指定类数后的平均 PRI、VOI 值。图 2 是部分图像分割结果。

表 1 随机 30 张图像的平均评价结果

算法	平均 PRI	平均 VOI
NCAP	0.749 226	2.576 786
NCSAP	0.742 633	2.382 273
FCAP	0.816 748	1.641 215



(a) 原图 (b) 人工分割结果 (c) NCAP 分割结果 (d) NCSAP 分割结果 (e) FCAP 分割结果  
图 2 FCAP、NCAP、NCSAP 对比实验结果

从图 2 可看出: FCAP 算法的分割结果中同一目标的像素相对集中, 更能符合一致性要求; 且在目标特征渐变的情况下, FCAP 算法能很好地将特征渐变目标当作一个整体分割出来, 而 NCAP 和 NCSAP 算法则会将这种目标分为多个子目标。从评价指标上来看, FCAP 对随机 30 张图像的平均 PRI 值远高于 NCAP 和 NCSAP 算法, 而 VOI 也小于 NCAP 和 NCSAP 算法, 说明 FCAP 算法在平均情况下的分割结果明显优于 NCAP 算法和 NCSAP 算法。

本文还将 FCAP 与当前流行的一些无监督图像分割方法进行了比较。由于 AP 聚类算法中偏向参数  $p$  的选择一直是一个难点, 这里根据经验将  $p$  设为定值进行实验。表 2 展示了  $p = 0.47$  时 FCAP 算法和其他无监督图像分割方法的平均评价结果, 其他方法来自文献 [9, 12–16]。表 2 中一些方法除了使用颜色特征外, 还使用了更高级的特征, 而 FCAP 算法仅使用颜色特征就能得到更优的结果, 表明 FCAP 算法有比较强的分割能力。

表 2 FCAP 算法与当前流行的图像分割方法对比

方法	平均 PRI	平均 VOI
HUMANS	0.875	1.100
N Cuts <sup>[9]</sup>	0.722	2.933
Mean-Shift <sup>[12]</sup>	0.755	2.477
CTM <sup>[13]</sup>	0.762	2.024
DVMM <sup>[14]</sup>	0.735	2.653
DAFCM <sup>[15]</sup>	0.772	—
SGISA <sup>[16]</sup>	0.725	3.480
FCAP( $p=0.47$ )	0.792	1.921

FCAP 算法良好的分割效果和模糊连接度的性质有关。属于不同目标的像素, 它们之间的任何路径都会穿过边界, 而边界处的连接一般比较弱, 所以它们的模糊连接度比较小。

同一目标内的像素通常都能找出连接很强的路径。这就使得不在同一目标内的像素的模糊连接度较小, 同一目标内的像素模糊连接度比较大。模糊连接度使用局部连接强度最小值作为路径的连接度, 在目标特征渐变时, 局部的连接强度都很强, 所以路径连接度也很强。模糊连接度的这个性质可以降低渐变光照对图像分割产生的影响。

另外 FCAP 算法先使用 Normalized Cut 超像素技术对图像进行预处理, 在最大限度保留分割的有效信息的前提下, 大大降低了数据量。虽然 WFC 算法和 AP 聚类算法的时间复杂度都比较高, 但是由于超像素的数目非常少, FCAP 算法的时空效率也很好。

## 4 结语

本文提出了一种 WFC 算法, 将该算法与 AP 聚类算法相结合形成 FCAP 算法用于自然图像的分割。在 BSDS300 图像库上的实验结果表明, FCAP 算法对自然彩色图像具有很好的分割能力。FCAP 算法还存在许多值得进一步研究的地方, 比如邻域半径的设置及其对分割结果的影响、AP 聚类中偏向参数的选取、超像素特征的选择等。在未来的工作中, 将在这些方面完善 FCAP 算法。

## 参考文献:

- [1] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972–976.
- [2] LI C, DOU L, YU S, et al. Magnetic resonance image segmentation based on affinity propagation[C]// GCIS 2009: Proceedings of the 2009 WRI Global Congress on Intelligent Systems. Piscataway: IEEE Press, 2009, 4: 456–460.
- [3] XU X, LU Z, ZHANG G, et al. Color image segmentation based on improved affinity propagation clustering[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2012, 24(4): 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[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 514 - 519.)
- [4] HUANG L, WANG J, HE X. A scalable clustering algorithm based on affinity propagation and normalized cut[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Multimedia Information Networking and Security. Piscataway: IEEE Press, 2010: 77 - 80.
- [5] YANG C, BRUZZONE L, SUN F, *et al.* A fuzzy-statistics-based affinity propagation technique for clustering in multispectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(6): 2647 - 2659.
- [6] ZHANG R. Two similarity measure methods based on human vision properties for image segmentation based on affinity propagation clustering[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010, 3: 1054 - 1058.
- [7] UDUPA J K, SAMARASEKERA S. Fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation[J]. Graphical Models and Image Processing, 1996, 58(3): 246 - 261.
- [8] UDUPA J K, SAHA P K, LOTUFO R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(11): 1485 - 1500.
- [9] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888 - 905.
- [10] UNNIKRISHNAN R, PANTOFARU C, HEBERT M. A measure for objective evaluation of image segmentation algorithms [C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2005: 34 - 34.
- [11] MEILA M. Comparing clusterings by the variation of information [C]// Proceedings of the 16th Annual Conference on Learning Theory and 7th Kernel Workshop, COLT/Kernel 2003, LNCS 2777. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 173 - 187.
- [12] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603 - 619.
- [13] MA Y, DERKSEN H, HONG W, *et al.* Segmentation of multivariate mixed data via lossy data coding and compression[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1546 - 1562.
- [14] ROY A, PARUI S K, ROY U. A finite mixture model based on pair-copula construction of multivariate distributions and its application to color image segmentation[C]// ICVGIP 2012: Proceedings of the Eighth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing. New York: ACM Press, 2012: Article No. 10.
- [15] GUO Y, SENGUR A. A novel color image segmentation approach based on neutrosophic set and modified fuzzy C-means[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2013, 32(4): 1699 - 1723.
- [16] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H. A stochastic gravitational approach to feature based color image segmentation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(4): 1322 - 1332.

(上接第 3303 页)

#### 参考文献:

- [1] HA T, TINNEFELD P. Photophysics of fluorescent probes for single-molecule biophysics and super-resolution imaging[J]. Annual Review of Physical Chemistry, 2012, 63: 595 - 617.
- [2] LEE C-F, HUANG Y-L. An efficient image interpolation increasing payload in reversible data hiding[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(8): 6712 - 6719.
- [3] RASTI P, DEMIREL H, ANBARJAFARI G. Image resolution enhancement by using interpolation followed by iterative back projection[C]// Proceedings of the 21st Signal Processing and Communications Applications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1 - 4.
- [4] HEYLEN R, AKHTER M A, SCHEUNDERS P. On using projection onto convex sets for solving the hyperspectral unmixing problem [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(6): 1522 - 1526.
- [5] ZHANG L, ZHANG H, SHEN H, *et al.* A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images [J]. Signal Processing, 2010, 90(3): 848 - 859.
- [6] FREEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example-based super-resolution [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56 - 65.
- [7] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861 - 2873.
- [8] YANG J, WRIGHT J, HUANG T, *et al.* Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C]// Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1 - 8.
- [9] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations[C]// Proceedings of the 7th International Conference on Curves and Surfaces, LNCS 6920. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 711 - 730.
- [10] ZHANG K, GAO X, LI X, *et al.* Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 230 - 239.
- [11] LIANG L, CHIU K H, LAM E Y. Fast single frame super-resolution using scale-invariant self-similarity [C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1191 - 1194.
- [12] DONG W, ZHANG L, SHI G, *et al.* Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1838 - 1857.
- [13] ZHANG K, GAO X, TAO D, *et al.* Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(11): 4544 - 4556.
- [14] SMITH L N, OLSON C C, JUDD K P, *et al.* Denoising infrared maritime imagery using tailored dictionaries via modified K-SVD algorithm[J]. Applied Optics, 2012, 51(17): 3941 - 3949.
- [15] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 - 612.