

一种改进的基于模糊聚类的图像分割方法

刘华军 任明武 杨静宇

(南京理工大学计算机科学与技术系, 南京 210094)

摘要 针对亮度不一致的阴影路面的目标分割问题,对使用空间关系约束的模糊聚类算法进行了改进,即首先定义了像素之间以及像素与区域之间的近邻关系,并构造了像素与区域之间的空间关系隶属度矩阵,然后将此矩阵约束到传统的模糊C-均值聚类算法的隶属度矩阵中,最终形成了基于空间关系约束的模糊聚类算法。该算法只需设置很少的参数即可自动完成聚类。该算法在受光照影响导致目标亮度不一致的林荫道道路图像中进行了实验。实验结果表明,该算法对机器人导航中阴影路面的一致性分割方面具有良好的效果。

关键词 图像分割 模糊聚类 空间关系约束

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2006)09-1312-05

An Improved Image Segmentation Method Based on Fuzzy Clustering

LIU Hua-jun, REN Ming-wu, YANG Jing-yu

(The Computer Science Department, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract An improved spatial relation constrained FCM algorithm is developed in this paper, the spatial neighbor relation between both pixels and between pixel and regions are defined, and the spatial relation matrix between pixel and regions has been constructed. This matrix is constrained to the partition matrix of the classical fuzzy C-Means clustering (FCM) algorithms and the spatial relation constrained FCM algorithm is formed. This algorithm can automatically segment images with fewer parameters comparing to other algorithms of this category. Many experiments are conducted on the avenue images in which the road intensity is inconsistent, and the results show that our segmentation algorithm has better performance to object's consistency for road images with shadows.

Keywords image segmentation, fuzzy clustering, spatial relation constraint

1 引言

目标分割是机器视觉、图像识别中最基本的步骤,但目前仍存在着许多困难。文献[1]总结了包括直方图阈值法、特征空间聚类、基于区域的方法、边缘检测方法、模糊方法、神经网络方法等6种主要图像分割方法。很多图像因为光照不均,会使目标具有缓变的边界,甚至出现亮度或色彩不一致的情况,而模糊方法则能够克服这些不确定性,并能得到可接受的分割结果。模糊聚类就是其中的重要方法之一,其主要有模糊C-均值聚类(fuzzy C-Means,

FCM)^[2]和似然C-均值聚类(possibilistic C-Means, PCM)^[3]两种算法,传统的模糊聚类算法不考虑像素之间的空间分布,其分割大多是根据图像特征(如亮度)的统计特性,而事实上,某些像素是否属于同一个目标,其不仅跟亮度差异有关,而且与像素的空间分布也有关联。

一般来说,图像中同一目标的亮度或色彩具有某种程度的一致性,且像素之间存在着空间上的关联。很多学者将像素间的空间关系作为约束用来进行目标分割,并取得了良好的效果,如Karmakar采用完全基于模糊规则的方法通过约束像素间的空间关系来实现目标分割^[4];Dzung首先在FCM算法的

收稿日期 2005-03-21 改回日期 2005-09-27

第一作者简介:刘华军(1978~),男,2002年获南京理工大学学士学位,现为南京理工大学计算机系博士研究生。主要研究兴趣包括机器视觉与智能车辆导航。E-mail: huajun.liu@gmail.com, liuhj@njust.edu.cn

目标函数上构造空间约束,然后用迭代算法辨识出使 FCM 算法的隶属度函数满足零梯度的具有空间关系约束的隶属度矩阵来进行图像分割^[5];Yannis 则在传统 FCM 算法的隶属度矩阵上,通过设计一系列的模糊规则来构造空间关系的隶属度矩阵用于约束^[6]。但是基于规则的方法中的成员函数的定义、阈值的选取比较繁杂,而且规则过多,比较费时^[1]。

本文对使用空间关系约束的模糊聚类算法进行了改进,即重新定义了像素之间以及像素与区域之间的空间关系,同时构造了像素与区域之间近邻关系的隶属度矩阵并约束到传统的 FCM 算法中。对比 Gour 和 Yannis 的算法而言,由于本文算法只需设置一个参数,自动化程度较高。在机器人室外导航的路面图像中进行的实验结果表明,该算法对克服道路分割中的阴影影响具有良好效果。

2 传统 FCM 算法

模糊聚类^[7]由 Dunn 首先提出,并由 Bezdek 进行推广^[2],其基本思路为:将由 n 个维数为 p 的样本组成的数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^{n \times p}$ 分为 c 类,若 X 中任意样本 x_i 对 k 类的隶属度为 $\mu_{i,k}$,则分类结果可用一个模糊隶属度矩阵 $U = \{\mu_{i,k}\} \in \mathbf{R}^{n \times c}$ 表示,并满足以下条件:

- ① $\mu_{i,k} \in [0, 1], \forall i, k$;
- ② $\sum_k \mu_{i,k} = 1, \forall i$;
- ③ $0 < \sum_i \mu_{i,k} < n, \forall k$

模糊 C-均值聚类是通过最小化关于隶属度矩阵 U 和聚类中心集合 V 的目标函数 $J_m(U, V)$ 来实现的,即

$$\min J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\mu_{i,k})^m d_{i,k}^2 \quad (1)$$

式中 $U = \{\mu_{i,k}\}$ 为满足条件①~③的隶属度矩阵, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \in \mathbf{R}^{c \times p}$ 为 c 个聚类中心的集合, $m \in [1, \infty)$ 为加权指数,当 $m = 1$ 时,模糊 C-均值聚类就退化为经典的 C-均值聚类;Nikhil 等人的研究表明 m 的最佳选择范围为 $[1.5, 2.5]$ 通常 $m = 2$ 是比较理想的取值^[8]。

第 i 个样本 x_i 到第 k 类中心 v_k 的距离定义为 $d_{i,k} = \|x_i - v_k\|_A$, $\|\cdot\|_A$ 表示 A 范数,一般定义为欧氏距离。

FCM 算法是通过反复迭代优化目标函数式,使

其达到最小来实现的,即执行如下步骤:

(1) 选定 $\varepsilon > 0$, 设定初始聚类中心集合 $V^{(0)} = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, 并置迭代次数 $l = 1$;

(2) 隶属度矩阵 $U^{(l)}$ 的元素计算式为

$$\mu_{i,k}^{(l)} = \left\{ \sum_{t=1}^c \left[\left(\frac{d_{i,k}^{(l)}}{d_{i,t}^{(l)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \right\}^{-1}, \forall i, k \quad (2)$$

若 $d_{i,t}^{(l)} = 0$, 则 $\mu_{i,t}^{(l)} = 1, \mu_{i,k}^{(l)} = 0, k \neq t$;

(3) 计算新的聚类中心集合 $V^{(l+1)}$, 其元素为

$$v_k^{(l+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{i,k}^{(l)})^m x_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{i,k}^{(l)})^m}, \forall k; \quad (3)$$

(4) 若 $\|V^{(l+1)} - V^{(l)}\| < \varepsilon$ 或者 $l < L$, 则停止; 否则 $l = l + 1$, 转步骤(2)。

若将图像中像素亮度作为图像特征空间中的元素,则传统 FCM 算法就能对特征空间进行分类,以实现图像中目标的分割,但是其忽略了像素之间几何上的特征——空间分布。

3 图像中空间关系约束

由于图像经常被看成离散像素点的集合,致使图像分割变成了单纯的对亮度(色彩)进行统计的过程。传统的直方图阈值法、特征空间聚类分割方法均如此,它们不考虑像素间的有序性,即忽略了像素间存在的空间关联。假如图像光照不均,则不仅会引起目标的亮度(色彩)不一致,而且会导致分割出来的目标不完整,以至于影响识别性能。而事实上,图像中目标分割不仅仅是亮度(色彩)的统计情况,而且像素间的空间近邻关系对于维持目标的完整性也是很有用处的^[4-6]。

本文提出的基于空间关系约束的 FCM 算法,其基本思想是:在传统 FCM 算法每一次迭代有了初步的区域划分以后,就可通过像素与区域之间空间关系的约束来修正部分像素因为阴影而引起的不准确,甚至错误的隶属关系,最终得到较理想的像素与区域间的隶属度描述。

下面将定义像素之间以及像素与区域之间的近邻关系,并在此基础上构造空间关系的隶属度矩阵。

图像 I 是像素集合 $\{p_i\}$ (x_i, y_i) 为第 i 个像素在图像空间中的位置,那么

定义 1 像素之间的位置近邻关系

$$\forall p_i, p_j \in I \text{ 若 } \hat{\alpha}(p_i, p_j) = |x_i - x_j| + |y_i - y_j| \text{ 表}$$

示像素 p_i, p_j 之间的街区距离,则说明像素 p_i, p_j 具有距离为 $\hat{d}(p_i, p_j)$ 的位置近邻关系。

此定义表明,距离 $\hat{d}(p_i, p_j)$ 越大,像素 p_i, p_j 之间的位置近邻关系越弱。

定义 2 像素与区域之间的近邻关系 $\forall p_i \in I, C_k \subset I$,若像素 p_i 到区域 C_k 之间的距离定义为

$$D(p_i, C_k) = \sum_{n=1}^{N_k} [\exp(-\hat{d}(p_i, p_n))],$$

则表示像素 p_i 与区域 C_k 之间具有距离为 $D(p_i, C_k)$ 的近邻关系。其中 N_k 表示区域 C_k 的像素个数, p_n 表示区域中的第 n 个像素。

此定义表明,若像素 p_i 与区域 C_k 的距离 $D(p_i, C_k)$ 越大,则表示像素 p_i 与区域 C_k 近邻关系越强。

图像中像素到区域的空间近邻关系与多方面因素有关:

(1) 与该区域的面积有关,若面积越大,则该像素属于那个区域的可能性就越大,即 $\mu(p_i, C_k) \propto N_k$ 。

(2) 与该像素到区域的距离有关,若距离越大,则属于那个区域的可能性就越大,即 $\mu(p_i, C_k) \propto D(p_i, C_k)$ 。

图像中,像素与某个区域间近邻的紧密程度可用模糊逻辑中的隶属度函数描述如下:

定义 3 给定论域 Σ 为像素 $p_i \in I$ 与区域 $C_k \subset I$ 之间的近邻关系,则 Σ 到 $[0, 1]$ 闭区间的任一映射 $\mu(p_i, C_k)$ 定义为像素 p_i 属于区域 C_k 的隶属度函数

$$\mu(p_i, C_k) = \frac{N_k \times D(p_i, C_k)}{\sum_{k=1}^c [N_k \times D(p_i, C_k)]}$$

$\mu(p_i, C_k)$ 是区域大小和像素到区域间的距离共同作用后归一化的结果,它描述了像素点与像素区域之间的一种空间关系。由于该关系具有各向同性,因而具有方向不变性。 $U^{\text{spatial}} = \{\mu(p_i, C_k)\}$ 是本文定义的空间关系隶属度矩阵。

在传统 FCM 算法依照亮度(色彩)每一次对样本进行迭代有了初步的分类结果之后,那么在原隶属度矩阵中加入空间关系约束后就可以形成基于空间关系约束的 FCM 算法。本文重新定义了空间关系隶属度矩阵,即将加入空间关系约束的隶属度矩阵定义为 $U^{\text{new}} = (1 - \alpha) \times U + \alpha \times U^{\text{spatial}}$,其中 $\alpha \in [0, 1]$ 为空间关系的权重因子, U 为传统 FCM 算法中定义的隶属度矩阵, U^{spatial} 为空间关系隶属度

矩阵。实践表明,根据本文算法能克服一些自然光照下的图像中由于光照不均导致目标分割不完整的问题^[5],而且只需一个参数 α 。对比 Gour 和 Yannis 提出的基于规则构造的空间关系隶属度矩阵的算法,本文提出的算法中由于参数较少,自动化程度较高,因而运行效率也较高。

4 实验结果及其分析

环境感知一直是室外机器人导航的最基本、最困难的问题之一。当视觉导航的机器人在非结构化道路环境中运动时,由于受到光照、阴影等因素的影响,致使路面分割很困难,对这种路面的分割算法仍然是一个未解决的难题^[9]。在这种复杂环境下,由于在分割时路面作为目标会受到很多干扰,因此基于区域分割的方法难以分割出完整的路面。

设彩色道路图像 I 中第 i 个像素 $p_i = (p_i^R, p_i^G, p_i^B, x, y) \in I$ 由 R, G, B 3 个分量组成,其在图像中的位置为 (x, y) ,任意两个像素 p_i, p_j 之间在特征空间的距离定义为

$$\hat{d}(p_i, p_j) = \|p_i - p_j\|_A = \beta_1 |p_i^R - p_j^R| + \beta_2 |p_i^G - p_j^G| + \beta_3 |p_i^B - p_j^B|$$

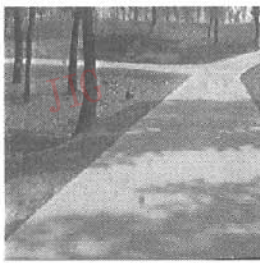
其中 $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \in [0, 1]$,且 $\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1$ 。

对彩色道路图像而言,道路部分的颜色往往呈中性灰略偏蓝色,道路阴影部分一般更偏蓝一些,而非道路部分,如泥土、植物等往往是偏绿、偏红或偏黄^[10]。为了减小阴影对路面分割的影响,应限制其中的红色和绿色分量,使得图像中的蓝色分量占主导,因此,设定 β_1, β_2 较小, β_3 较大。

实验中,传统 FCM 算法和本文算法的初始聚类中心相同,并设置加权指数 $m = 2$, $\beta_1 = 0.02$, $\beta_2 = 0.03$, $\beta_3 = 0.95$ 。图 1 列出了随着空间关系增强的分割结果。

由图 1 可见,传统 FCM 算法的分割结果(图 1(b))与本文算法在 $\alpha = 0$ 时不利用空间关系约束的分割结果一样,图 1(c),图 1(d),图 1(e)分别对应着本文算法随着空间关系约束增强的分割结果。

从分割结果(图 1)可见,随着对空间关系约束的增强,虽克服阴影的能力越强,而且目标(路面)的完整性更好,但由于空间关系约束太强也会给目标造成一些“毛刺”,所以在运用模糊聚类分割路面时,应该进行适度的空间关系约束,这不仅对于保持路面完整很有益处,并且有必要,本文在设置空间关



(a) 林荫道原图



(b) 传统 FCM 算法分割结果
($\alpha=0$)



(c) $\alpha=0.25$ 的分割结果



(d) $\alpha=0.5$ 的分割结果



(e) $\alpha=0.75$ 的分割结果

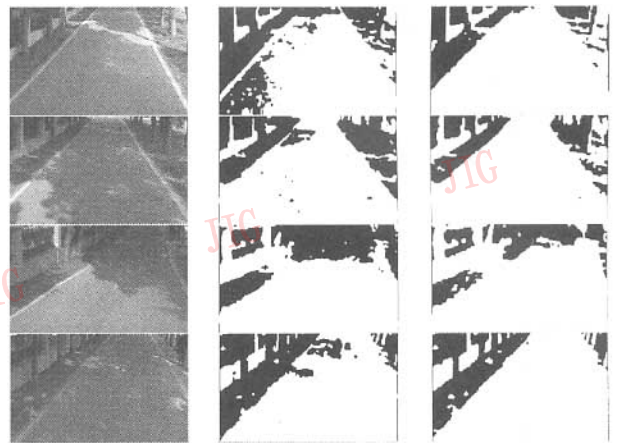
图 1 本文算法随空间关系约束增强的分割效果

Fig. 1 The segmentation result of our algorithm on varieties of spatial relation

系的权重因子 $\alpha=0.5$ 时,对大量的林荫道图像进行了不同算法的分割对比试验,图 2 列出了不同算法的部分分割结果。

图 2 列出了对机器人导航过程中所采集的大量林荫道图像采用传统 FCM 算法和本文算法进行对比测试的部分分割结果。结果表明,本文提出的基于空间关系约束的 FCM 算法,不仅对图像分割中由于光照不均而引起目标不完整的问题具有一定的抑制效果,而且在保持路面的完整性方面具有良好的效果。

基于空间关系约束的模糊聚类算法用于图像分割虽然能够在一定程度上维持目标的完整性,但同时也可能会给目标边缘地带带入一些“毛刺”而导致过分割,下一步将考虑将边缘约束加入到聚类算法中,以使其获得更好的分割效果。



(a) 林荫道原图 (b) 传统 FCM 算法分割结果 (c) 本文算法分割结果

图 2 加入空间关系约束后的性能比较

Fig. 2 Performance comparison of our algorithm with traditional FCM algorithm

初步分割完成以后,再在二值图上进行形态学操作,就可以消除部分空洞和毛刺的影响和提取出较理想路面。

聚类分割算法用于导航必须考虑算法的稳定性和效率。众所周知,初始聚类中心的选择对于算法稳定性至关重要,文献[11]对此进行过深入研究,文献[12,13]等则研究了高效的聚类算法,以提高执行效率,这就进一步保证了算法用于机器人实时导航的可行性。

5 结论

由于人的眼睛能够识别物体是一个相当复杂的过程,因此从图像中分割出目标并不仅仅是亮度(色彩)统计的结果,而且像素之间的相互位置关系也构成它们属于同一个物体的重要因素。近年来,智能机器人技术发展迅速,但是基于视觉的环境感知技术一直成为发展的瓶颈^[8]。当机器人在非结构化(如林荫道)的道路上行驶时,则首先要求能识别出路面。由于林荫道环境中,光照极其不均,目标亮度(色彩)很不一致,致使传统的基于区域的分割方法很难分割出完整的路面。本文从图像中的空间关系入手,首先构造了空间关系的隶属度矩阵,然后将其约束到传统的 FCM 算法中。实验结果表明,本文算法对于克服阴影的影响和维持路面的完整性具有良好的效果。

参考文献(References)

- 1 Cheng H D , Jiang X H , Sun Y , *et al.* Color image segmentation : advances and prospects[J]. Pattern Recognition , 2001 , **34**(12) : 2259 ~ 2281.
- 2 Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. Norwell , MA , USA : Kluwer Academic Publishers , 1981.
- 3 Krishnapuram R , Keller J. A possibilistic approach to clustering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy System , 1993 , **1**(2) : 85 ~ 110.
- 4 Karmakar G C , Dooley L S. A generic fuzzy rule based image segmentation algorithm[J]. Pattern Recognition Letters , 2002 , **23**(10) : 1215 ~ 1227.
- 5 Pham D L. Spatial models for fuzzy clustering[J]. Computer Vision and Image Understanding , 2001 , **84**(2) : 285 ~ 297.
- 6 Tolias Y A , Panas S M. On applying spatial constraints in fuzzy image clustering using a fuzzy rule based system[J]. IEEE Signal Processing Letters , 1998 , **5**(10) : 245 ~ 247.
- 7 Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well separated cluster[J]. Journal of Cybernet , 1974 , **3** : 32 ~ 57.
- 8 Pal N R , Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy-means mode[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems , 1995 , **3**(3) : 370 ~ 379.
- 9 DeSouza G N , Kak A C. Vision for mobile robot navigation : a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2002 , **24**(2) : 237 ~ 267.
- 10 Wu D H. Research on vision navigation technologies for intelligent mobile robot[D]. Hangzhou Zhejiang University 2001. [吴东晖. 智能移动机器人的视觉导航技术[D]. 杭州 : 浙江大学博士论文 , 2001.]
- 11 Kim D W , Lee K H , Lee D. A novel initialization scheme for the fuzzy C-means algorithm for color clustering[J]. Pattern Recognition Letters , 2004 , **25**(2) : 227 ~ 237.
- 12 Hu Y K , Hathaway R J. On efficiency of optimization in fuzzy C-means[J]. Neural , Parallel & Scientific Computations , 2002 , **10**(2) : 141 ~ 156.
- 13 Cheng T W , Goldgof D B , Hall L O. Fast fuzzy clustering[J] , Fuzzy Sets and Systems , 1998 , **93**(1) : 49 ~ 56.