

一种二型模糊可能性聚类红外图像分割算法

张玉花, 陈秋红

(平顶山工学院计算机科学与工程系, 河南 平顶山 467064)

摘要:提出了一种新的基于二型模糊可能性聚类的红外图像分割算法。针对受概率约束的模糊聚类算法和不受概率约束的可能性聚类算法在红外图像分割时存在的问题,采用二型模糊系统融合两种分割算法的隶属度函数,将隶属度函数看作一个区间型分布,而不是单独采用两种算法输出的确定模糊值。这种处理方式不但能有效抑制噪声及野值,而且能有效防止红外图像的过分割。实验仿真结果表明,该算法较传统聚类算法能获得更好的分割效果,可有效抑制噪声对目标区域分割的干扰。

关键词:图像分割;可能性聚类;模糊聚类;二型模糊

中图分类号:TP391

文献标识码:A

Type-2 fuzzy possibilistic clustering algorithm for infrared image segmentation

ZHANG Yu-hua, CHEN Qiu-hong

(Department of Computer Science and Engineering, Pingdingshan Institute of Technology, Pingdingshan 467064, China)

Abstract: A new algorithm for infrared image segmentation using type-2 fuzzy possibilistic clustering is proposed. Due to the problems of fuzzy clustering and possibilistic clustering in infrared image segmentation, the type-2 fuzzy is used to fuse the membership function of the two segmentation algorithms. The membership function is an interval distribution. The determined fuzzy values which are the output of the two algorithms are not adopted now. This processing method not only can suppress the noise and the outliers, but also can prevent the over segmentation of infrared image. The experimental results show the infrared image can be segment well by the proposed method compared with the conventional clustering method, and the noise and outliers are prevented to influence the segmentation of targets region.

Key words: image segmentation; possibilistic clustering; fuzzy clustering; type-2 fuzzy

1 引言

红外图像分割在红外图像分析中起着重要的作用,是目标准确识别、跟踪和定位的基础,分割算法的研究是一项关键技术。红外图像分割目的是把目标从红外图像背景中分离出来,分割性能的好坏直接影响后续任务的有效性。由于红外图像的对比度较低且易受噪声干扰,而且目标边缘比较模糊等,使得实现目标的准确分割具有较大困难。

现有的分割方法主要依靠目标本身的特点进行,如阈值法等。最近很多学者致力于将模糊聚类算法引入到红外图像分割中,并出现了模糊聚类、模

糊核聚类分割算法^[1-3]。但是传统的模糊聚类算法(FCM),采用0和1之间的值来统一描述像素点对某类的隶属程度,并具有像素点对全部类别的隶属度之和为1的特性,这对于红外图像中的噪声或野值点来说,隶属度之和等于1人为强化了这些本不该属于目标或背景的杂点的隶属度,也会导致聚类中心的错误,进而产生错误的分割结果。后来,人们放松了对隶属度之和为1的限制,提出了可能

作者简介:张玉花(1968-),女,副教授,研究方向为图像处理及计算机应用等。E-mail: zhyuh@163.com

收稿日期:2008-12-15; **修订日期:**2009-02-19

性聚类算法(PCM)^[4],引入可能隶属关系,用隶属度大于0来代替FCM中的隶属度之和为1,提高了算法抗噪声干扰的能力,PCM算法在某种程度上改进了FCM的不足,但隶属度取值的随意性使得实际聚类中容易出现聚类中心的重合,造成红外图像的过分割。为了取得良好的聚类分割效果,本文认为隶属度取值不是一种确定性的关系,隶属度也具有一定的模糊性^[5-8],采用二型模糊合理融合PCM和FCM的优势,提出了一种新的基于二型模糊可能性模糊聚类的红外图像分割算法,使得聚类分割算法更具有鲁棒性,能较好完成红外图像目标区域分割,对噪声和野值点也有较强的鲁棒性。

2 二型模糊(Type-2)

传统的模糊系统是基于模糊集合来构造的,并采用相应的模糊逻辑推理和精确化来实现特定功能,如:在FCM算法中,像素对类别的隶属度是 $[0,1]$ 之间的一个确定值,根据最大隶属度原则对像素点进行划分。但模糊集在处理实际对象的不确定性时有局限性,单纯的人为指定一个模糊隶属度并不能反映真实的隶属度程度,可行的解决方法是增强系统的模糊性。对精确集合中的元素用隶属度值给予模糊化,这样的模糊集合称为一型模糊集合;将传统模糊集合扩展开来,进一步给出集合中隶属度值的模糊程度,从而使描述的集合模糊性增强,这种扩展的模糊集合称为二型模糊集合。基于一型模糊集合建立的系统称为一型模糊系统(Type-1),基于二型模糊集合的则称为二型模糊系统(Type-2)^[6-7]。

给定论域 X 上的一个Type-2模糊集合 $\tilde{A}$,对于 $\forall x \in X$,都指定了一个Type-1型模糊子集 A 与之对应,即 $x \in X$ 在 $\tilde{A}$ 中的隶属度 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ 是 $[0,1]$ 上的一个Type-1模糊集合(不是一个确切的数值),可表示为 $\tilde{A} = \{((x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u)) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq [0,1]\}$ 。这时, X 上 $u(x)$ 的隶属度函数 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{A}}(x, u) &= \int_{u \in [0,1]} f_x(u) / u \\ \text{或} \quad \mu_{\tilde{A}}(x, u) &= \sum_i f_x(u_i) / u_i \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $u_i \in J_x \subseteq [0,1]$ 是Type-1型模糊集合; $u(x)$ 值域中所有元素被称为 x 在 $\tilde{A}$ 中的首隶属度,首隶属度在 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ 中的隶属度称为 x 在 $\tilde{A}$ 上的次隶属度。如图1(a)中所示,曲线表示一型模糊隶属度 $u(x)$,图1(b)中阴影部分表示隶属度 $u(x)$ 的取值

区间,即 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$,并定义其中的阴影部分为隶属度的足迹(FOU),可以看出 $u(x)$ 的取值不再是一个确定的值,而是一个取值区间,其中最小的值称为下模糊度,最大的值称为上模糊度。

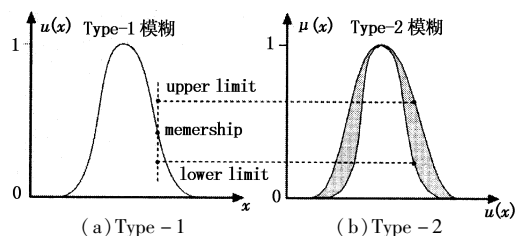


图1 二型模糊示意图

在传统的模糊集合(即:Type-1模糊)中,其隶属度 $u(x)$ 是 $[0,1]$ 的精确值;而Type-2模糊集合中每一个元素为隶属度 $u(x)$ 在 $[0,1]$ 上的模糊集合,这就涉及 $u(x)$ 在 $[0,1]$ 上模糊集合的形式,即次隶属度的分布问题。按照目前的研究情况来看,主要有两种形式的次隶属度函数。如果一个二型模糊集的次隶属度函数 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ 是高斯型,则称此二型模糊集为高斯二型模糊,如图2(b)所示;如果次隶属度函数 $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ 是区间型模糊集,则称此二型模糊集为区间二型模糊,如图2(c)所示,对于区间二型模糊,有 $\mu_{\tilde{A}}(x, u) = 1$,可表示如下:

$$\mu_{\tilde{A}}(x, u) = \int_{u \in [\underline{u}_X(x), \bar{u}_X(x)]} 1/u \quad (2)$$

式中, $\underline{u}_X(x)$ 和 $\bar{u}_X(x)$ 为区间二型模糊集的上隶属度函数和下隶属度函数,度量的区间二型模糊的不确定性边界^[9-10],则区间二型模糊集的足迹 $\text{FOU}(\tilde{A}) = \bigcup_{\forall x \in \tilde{A}} [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x_k), \bar{\mu}_{\tilde{A}}(x_k)]$;相应的区间二型

模糊集合为: $\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x} 1/(x, u), J_x \subseteq [0,1]$ 。可以看出,传统的一型模糊系统是二型模糊系统在 $\underline{u}_X(x) = \bar{u}_X(x)$ 时的特例,要比一型模糊具备更强的鲁棒性能。

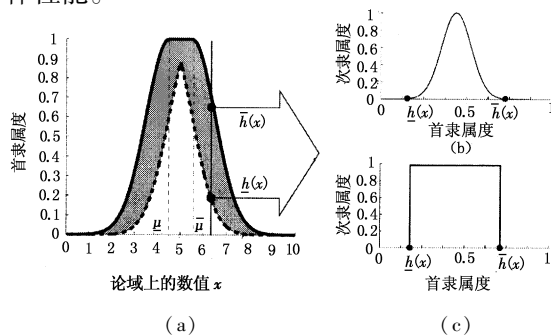


图2 高斯型和区间型次隶属度函数

3 二型模糊可能性聚类分割算法

3.1 模糊C均值聚类(FCM)

模糊C均值聚类是一种通过迭代寻找聚类中

心和隶属度函数使目标函数达到最小的算法,并根据聚类结果实现图像的优化分割^[1]。令 $X = \{x_k, k=1, 2, \dots, n\}$ 为样本集, n 为样本数, $v_i (i=1, 2, \dots, c)$ 表示第 i 个聚类中心, c 为预先指定的类别数, 令第 k 个样本对第 i 类的隶属度函数为 $u_{ik} (i=1, 2, \dots, c, k=1, 2, \dots, n)$, 模糊隶属度集合 $F = \{U \in R; \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, 0 \leq u_{ik} \leq 1\}$ 。最小化 FCM 的目标函数为:

$$\min \{J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2\} \quad (3)$$

式中, $m \in [1, \infty)$ 是模糊加权指数 (通常取 $m=2$), 由拉格朗日乘子寻优算法在隶属度归一化约束下最小化目标函数, 可得到迭代公式:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, u_{ik} = \frac{(1/d_{ik}^2)^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1/d_{jk}^2)^{1/(m-1)}} \quad (4)$$

式中, $d_{ik} = \|x_k - v_i\|$ 为样本点 x_k 与聚类中心 v_i 的距离; $d_{jk} = \|x_k - v_j\|$ 为样本点 x_k 与聚类中心 v_j 的距离, 最后根据最大隶属度原则确定样本的类别归属, 但是在 $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$ 约束下, 必然会造成不应属于任一类别的噪声及野值归属于某一类, 难以取得满意的分割结果, 也就是说 FCM 红外图像分割算法对噪声及野值极为敏感。

3.2 可能性聚类(PCM)

为了克服上述问题, 人们放松了对隶属度之和为 1 的限制, 提出了可能性聚类算法 (PCM), 在可能性聚类中, 隶属度集合 $P = \{U \in R; 0 \leq u_{ik} \leq 1\}$ 。最小化 PCM 目标函数如下^[4]:

$$\min \left\{ P_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m \right\} \quad (5)$$

式中, γ_i 为一个正定因子, PCM 迭代优化公式为:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, u_{ik} = \frac{1}{1 + \left(\frac{d_{ik}^2}{\gamma_i} \right)^{1/(m-1)}} \quad (6)$$

对于正因子 γ_i 可取 $\gamma_i = K \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 / \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (K > 0, \text{一般为 } 1)$ 。取消隶属度的概率约束使得聚类中心受到噪声及野值的干扰达到最小; 但是隶属度取值的随意性使得实际聚类中容易出现聚类中心的重合, 导致图像的过分割。

3.3 基于二型模糊可能性聚类的分割算法

从上述讨论中, 我们可以看出 FCM 算法受噪声

及野值的影响较大, 通常个别的奇异值都可能导致聚类中心的偏移; PCM 改善了这种不足, 但是易导致红外图像的过分割, 因此单独采用 FCM 或 PCM 算法并不能取得良好的分割结果。这里我们不采用其中的任一隶属度函数做为确定结果, 而是采用二型模糊融合 FCM 和 PCM 的优势, 试图获得良好的分割效果。

我们分别令二型模糊集的下隶属度函数 $\underline{u}_X(x_k) = \min(u_{ik}(\text{FCM}), u_{ik}(\text{PCM}))$, 上隶属度函数 $\bar{u}_X(x_k) = \max(u_{ik}(\text{FCM}), u_{ik}(\text{PCM}))$, 这样首隶属度函数 u_{ik} 存在一个隶属度区间 $J_{x_k} = [\underline{u}_X(x_k), \bar{u}_X(x_k)]$, 此时的隶属度不再只取 $u_{ik}(\text{FCM})$ 或 $u_{ik}(\text{PCM})$, 位于它们之间的值都有存在的合理性, 这种处理方式没有简单地舍弃那些没能反映出来的合理值, 而是从一个更为广义的角度研究了聚类算法的准确性。

从计算的复杂度考虑, 我们选用区间二型模糊, 根据区间二型模糊的定义, 次隶属度函数为 1, 即 $\mu_{\tilde{A}}(x, u) = 1$, 从而有:

$$\tilde{A} = \sum_{x \in X} \mu_{\tilde{A}}(x) / x = \sum_{x \in X} \left[\int_{u \in J_x} 1/u \right] / x, J_x \subseteq [0, 1] \quad (7)$$

从式(4)和式(6)可以看出, 聚类中心 v_i 具有统一的表示形式, 因此对于二型模糊的聚类中心有:

$$v_{\tilde{X}} = [v_L, v_R] = \sum_{u(x_1) \in J_{x_1}} \dots \sum_{u(x_N) \in J_{x_N}} \frac{1}{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k} \quad (8)$$

从式(8)可以看出, 和 Type-1 模糊聚类不同, Type-2 模糊聚类模糊推理中得到的结果是一个二型模糊集, 为了获得确定性的聚类结果, 需要把它转换成我们一般意义上的确定输出, 还得进行降型运算。

降型的基本思想是用最具代表性的 n 型模糊集表示 $n+1$ 型模糊集, 用以代表 $n+1$ 型的 n 型模糊集必须能有效表示原集合的特性, 这个 n 型集合必须与原集合所有元素相关。具体降型方法包括: 中心化降型法 (CTR)、高度降型法 (HTR)、中心集降型法 (CSTR) 等, 这里我们采用 CSTR 降型算法, 即:

$$\begin{cases} u_{ik} = [\underline{u}_{ik} + \bar{u}_{ik}] / 2 \\ v_i = [\underline{v}_i + \bar{v}_i] / 2 = \sum_{v \in J_{Y_i}} u(v) v / \sum_{v \in J_{Y_i}} u(v) \end{cases} \quad (9)$$

4 仿真结果与分析

为验证本文提出的算法的有效性, 选取大小为 160×210 的红外图像在 Matlab7.0 环境下进行仿真实验, 分别与 FCM、PCM 分割出的目标区域进行比

较,仿真结果如图3所示。

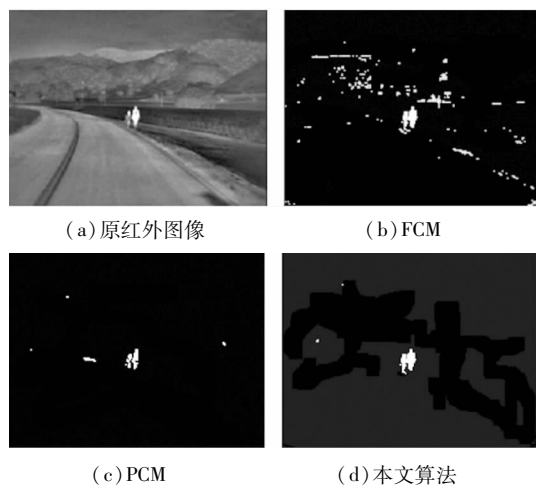


图3 红外图像分割仿真结果

如图3(b)所示 FCM 方法在通常情况下都能取得满意的分割效果,然而对于噪音大、对比度低的红外图像,难以克服噪声影响,分割结果受噪声干扰明显;图3(c)所示的 PCM 分割算法虽然能克服噪声对分割结果的干扰,但是容易形成严重的过分割现象,影响目标区域轮廓信息的完整性;本文提出的 Type-2 模糊可能性聚类算法,可以将目标区域较为准确地分割出来,目标区域的轮廓信息保持也较为完整,而且能较好克服噪声点对分割结果的影响,从分割的结果中可以较为准确地判断出目标区域,取得了较好的红外图像分割精度。

5 结束语

本文结合 FCM 和 PCM 的特点,融合它们各自的优势,提出了一种新的基于二型模糊可能性聚类的红外图像分割算法。从实验仿真结果可以看出,较传统的分割算法,本文算法准确完整地分割出了目标,而且能克服噪声的影响,为后续的特征提取、目标识别及跟踪处理提供了良好的基础。由于二型模糊是一个新近出现的概念,目前如何建立一种系统化的方法将二型模糊系统应用于各个领域还处于研究空白,本文对此进行了探讨,并将之应用于红外

图像分割中,从仿真结果可以看出,该算法具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 孙清伟,闫继涛. 基于空间约束的模糊核聚类红外图像分割[J]. 激光与红外,2008,38(10):1066-1069.
- [2] Wei-bin Zhang, Huai-zhong Hu, Wen-jiang Liu. Rules extraction of interval type-2 fuzzy logic system based on fuzzy c-means clustering[C]//Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2007:256-260.
- [3] 张扬,王士同,韩斌. 基于改进模糊聚类算法鲁棒的图像分割[J]. 中国图像图形学报,2008,13(5):911-917.
- [4] Pal R, Pal K, Keller M, et al. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm [J]. IEEE Trans. on Fuzzy Systems,2005,13(4):517-530.
- [5] Byung-In Choi, Frank Chung-Hoon Rhee. Interval type-2 fuzzy membership function generation methods for pattern recognition [J]. Information Sciences,2008, to be published.
- [6] Jia Zeng, Zhi Qiang Liu. Type-2 fuzzy sets for pattern classification: a review [C]//Proceedings of the IEEE Symposium on Foundations of Computational Intelligence, 2007:193-200.
- [7] Jia Zeng, Lei Xie, Zhi-Qiang Liu. Type-2 fuzzy Gaussian mixture models [J]. Pattern Recognition,2008,41(12):3636-3643.
- [8] 陈健美,陆虎,宋余庆,等. 一种隶属关系不确定的可能性模糊聚类方法[J]. 计算机研究与发展,2008,45(9):1486-1492.
- [9] Cheul Hwang, Frank Chung-Hoon Rhee. Uncertain fuzzy clustering: interval type-2 fuzzy approach to c-means [J]. IEEE Trans. on Fuzzy Systems,2007,15(1):107-120.
- [10] Hamid R T. Type II fuzzy image segmentation [M]//Fuzzy Sets and Their Extensions: Representation, Aggregation and Models,2007:607-619.