

一种粗糙不确定的图像分割方法

饶梦 苗夺谦 罗晟

1 同济大学电子与信息工程学院 上海 201804

2 嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室(同济大学) 上海 201804

(raomeng@tongji.edu.cn)



摘要 图像分割是计算机视觉领域的一个基础问题,涉及图像检索、物体检测、物体识别、行人跟踪等众多后续任务。目前已有大量研究成果,有基于阈值、聚类、区域生长的传统方法,也有基于神经网络的流行算法。由于图像区域边界的不确定性问题,现有算法并没有很好地解决图像部分区域渐变导致的边界模糊问题。粒计算是解决复杂问题的有效工具之一,在不确定的、模糊的问题上取得了良好的效果。针对现有图像分割算法在不确定性问题上的局限性,基于粒计算思想,提出了一种粗糙不确定性的图像分割方法。该算法在K均值算法的基础上,结合邻域粗糙集模型,先对类别边界区域的像素点进行粒化,运用邻域关系矩阵,得到各类别对各粒化像素点的包含度,从而对边界区域类别模糊的像素点进行重新划分,优化了图像分割的结果。在Matlab2019编程环境中,实验选取了BSDS500数据集中的一张马术训练图片和一张建筑物图片来测试算法性能。实验先对彩色图像进行灰度处理,用K均值算法对图像进行初步分割,再设置邻域因子值,依据边界像素点邻域信息重新划分边界点。对比K均值算法的分割结果可知,所提算法取得了更佳的效果。实验结果表明,该方法在粗糙度这一评价标准上优于K均值算法,可以有效降低图像区域边界的模糊性,实现灰度边界模糊的图像渐变区域的分割。

关键词: 图像分割;边界模糊;邻域粗糙集;K均值;粒计算

中图法分类号 TP391

Rough Uncertain Image Segmentation Method

RAO Meng, MIAO Duo-qian and LUO Sheng

1 Department of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China

2 Key Lab of Embedded System and Service Computing(Tongji University), Ministry of Education, Shanghai 201804, China

Abstract Image segmentation is a fundamental problem in the field of computer vision, involving image retrieval, object detection, object recognition, pedestrian tracking and many other follow-up tasks. At present, there are a lot of research results, including traditional methods based on threshold, clustering and region growing, and popular algorithms based on neural networks. Due to the boundary uncertainty of the image region, the existing algorithms are not suitable for solving the problem of partial gradation of the image. Granular computing is one of the effective tools for solving complex problems, and has achieved good results on uncertain and fuzzy problems. Aiming at the limitation of the existing image segmentation algorithms in the uncertainty problem, based on the idea of granular computing, a rough uncertain image segmentation method was proposed in this paper. Based on the K-means algorithm and the neighborhood rough set model, this algorithm granulates the pixel points at the edge of the cluster, and uses the neighborhood matrix to calculate the inclusion degree of the clusters for the granulated pixels. Finally, the optimization of class clustering of edge pixels is realized. In the Matlab2019 programming environment, the experiment selected an equestrian training picture and a picture of a building in the BSDS500 data set to test the algorithm. Firstly, the color image is processed by grading, and the K-means algorithm is used to segment the image. Then, the value of the neighborhood factor is set, and the edge point is re-divided according to the neighborhood information of the edge pixel. Compared with the K-means algorithm, this algorithm can achieve better results. The experimental results show that the proposed method outperforms the K-means algorithm in the evaluation of roughness, which can effectively reduce the blurring of the image region boundary and realize the segmentation of the image gradient region with gray boundary blur.

Keywords Image segmentation, Boundary blur, Neighborhood rough set, K-means, Granular computing

到稿日期:2019-05-13 返修日期:2019-08-18 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家重点研发计划项目(213);国家自然科学基金(61673301,61563016);公安部重大专项(20170004)

This work was supported by the National Key R&D Program of China (213), National Natural Science Foundation of China (61673301, 61563016) and Major Project of Ministry of Public Security (20170004).

通信作者:苗夺谦(dqmiao@tongji.edu.cn)

1 引言

图像分割是计算机视觉领域的重要问题,在图像内容检索、物体检测与识别、运动目标检测等方面都有着大量的应用。图像分割主要依据像素点颜色、强度、纹理以及位置等特征,对像素点进行类别划分。随着计算机图像处理技术的快速发展,图像分割已有大量的研究成果,如基于阈值、聚类、边缘检测、区域生长、图分割^[1]、分水岭变换、神经网络等多类方法。

图像边界区域的模糊性是图像分割的一个挑战性问题。Zadeh 将人类的认知能力概括为:粒化、组织和因果推理^[2]。通过对复杂问题的粒化,人们可以在任意粒度上抽象问题,并从容地在各个粒度上往返,寻找最合适的粒度从而得到复杂问题的最优解^[3]。粒计算是模拟人类思维的一种新的计算模式。粗糙集是粒计算的主要计算模型之一。粗糙集^[4]由波兰科学家 Pawlak 提出,是一种处理不确定信息的计算模型。针对图像分割的边界区域不确定性问题,基于粒化思想,本文提出了一种基于粗糙集的图像分割算法,有效降低了边界区域不确定性对图像分割的影响。

2 相关工作

Pawlak 基于“知识(人的智能)就是一种分类能力”的观点,提出了经典粗糙集理论^[5],而这一观点与粒计算的思想不谋而合。随着计算机理论的发展,粗糙集理论也得到了发展,出现了概率粗糙集、决策粗糙集以及邻域粗糙集等各有特点的模型,对经典粗糙集理论进行了不同的扩展。Hu 等^[6]将粗糙集的应用从离散空间扩展到实数空间,提出了邻域粗糙集。

在图像分割技术发展的过程中,粒计算的思想以及粗糙集理论得到了广泛的应用^[7-14]。Mohabe 等^[11]最早将经典粗糙集理论应用于图像分割问题,提出了一种融合上、下近似集和模糊 C 均值的方法。该方法解决了自然场景中部分区域颜色渐变的难题,实现了有效分割自然场景彩色图像技术的基本目标。Pal 等^[12]从粒计算思想出发,提出一种基于粒计算和粗糙熵的单阈值图像分割方法。之后,Malyszko 等^[13]提出了自适应多阈值粗糙熵优化算法,解决了灰度图像边界模糊的问题。Srikumar 等^[14]提出了一种基于自适应窗口和粒计算的图像分割方法,该方法将灰度图像划分为不同的窗口,再基于熵对划分的窗口进行选择和合并,最后利用粗糙熵来优化算法。该算法可以在不均匀照明条件下对图像进行分割。

本文在 K 均值算法^[15]的基础上,结合邻域粗糙集模型,采用邻域粒化的思想,运用包含度这一属性重新划分边界点,有效降低了灰度图像部分区域的颜色渐变导致的边界模糊的不确定性。本文在此理论基础上,提出了一种粗糙不确定的图像分割方法。

本文的主要贡献如下:

1)提出了一种粗糙不确定的图像分割方法,融合了邻域粗糙集模型,解决了灰度图像部分区域颜色渐变导致的边界模糊的问题。

2)所提方法提升了图像分割算法处理灰度图像渐变区域不确定边界点的效果。

3)基于邻域粗糙集模型的上、下近似算子,给出了一种新的图像分割结果的评价标准。

3 基础知识

邻域模型的概念最早由 Lin^[16]于 1988 年提出,Wu 等^[17]在此基础上研究了 k-step 邻域信息系统,Hu 等^[6]于 2008 年对实数空间的信息粒子进行邻域粒化,用粒化的基本邻域信息粒子来逼近空间中的某一概念,创建了邻域决策表模型。下文将给出一些基本的定义。

3.1 K-means 聚类算法

K-means 聚类算法如算法 1 所示。

算法 1 K-means 聚类算法

输入:灰度图像数据 gray_img,聚类个数 K,迭代次数 iter,误差 tol
输出:聚类中心,每个像素点的类别标签

1. 随机产生 K 个样本作为初始的聚类中心点 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$;
2. 对于图像中的每个像素点 x_i ,计算出它到各个聚类中心的距离,将其分类到距离最小的类别;
3. 针对各类别,重新计算聚类中心 $c_j = |c_j|^{-1} \sum_{x \in c_j} x$;
4. 重复步骤 2、步骤 3,直到最小化误差平方和小于误差 tol。

该方法仅考虑了像素点与聚类中心的距离,没有考虑像素点周围的像素点分类情况,对边界点的分类较粗糙,因此需要进一步根据邻域空间信息对边界点进行重新分类。

3.2 邻域粒化

定义 1(邻域粒化^[6]) 在 N 维实数空间上,给定空间上的非空有限集合 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 、度量函数 D 以及邻域因子 δ ,在论域 U 上对任意对象 x_i 进行粒化,得到基本邻域信息粒子 $\delta(x_i)$ 为:

$$\delta(x_i) = \{x | D(x, x_i) \leq \delta, x \in U\}$$

其中,度量函数 D 满足交换定律,如图 1 所示。

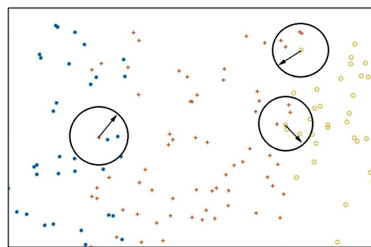


图 1 实数空间上的邻域粒化

Fig. 1 Neighborhood granular in real spaces

定义 2(邻域关系矩阵^[6]) 依据定义 1 给出邻域关系矩阵,对于论域 U 上的 x_i 和 x_j ,若 $x_i \in \delta(x_j)$,则认为 x_i 在 x_j 的邻域内,定义 $d_{ij} = 1$,反之 $d_{ij} = 0$ 。由于度量函数 D 符合交换律,因此 $d_{ij} = d_{ji}$,由此构成邻域关系矩阵 $R = (d_{ij})_{n \times n}$ 。

定义 3(严格邻域上、下近似空间^[6]) 给定邻域近似空间 $S = \langle U, R \rangle$, U 为论域, R 为邻域关系矩阵。设概念 $X \subseteq U$,定义 X 的上、下近似空间来描述概念 X 。 X 的下近似和上近似分别定义为:

$$RX = \{x_i | \delta(x_i) \subseteq X, x_i \in U\}$$

$$\overline{RX} = \{x_i | \delta(x_i) \cap X \neq \emptyset, x_i \in U\}$$

下近似是指论域 U 中所有满足其邻域信息粒子包含于概念 X 的对象的集合,这些对象严格属于概念 X ;上近似是对象的邻域信息粒子与概念 X 有交集,可能属于 X 的所有对象组成的集合。

在实际应用中,数据往往存在一些噪声,上述定义和经典粗糙集模型中的上、下近似都是绝对包含、互斥关系,无法容

忍噪声,因此应对概念的上近似和下近似进行松弛,引入包含度,实现变精度邻域粗糙集模型。

定义 4(包含度^[6]) 设论域上的两个子集为 X_1 和 X_2 , 定义 X_1 包含于 X_2 的程度为:

$$C(X_1, X_2) = \frac{|X_1 \cap X_2|}{|X_1|}, X_1, X_2 \neq \emptyset$$

定义 5(变精度邻域上、下近似空间^[6]) 给定邻域近似空间 $S = \langle U, R \rangle$, U 为论域, R 为邻域关系矩阵。设概念 $X \subseteq U$, 概念 X 的下、上近似定义为:

$$RX = \{x_i | C(\delta(x_i), X) \geq c, x_i \in U\}$$

$$\overline{RX} = \{x_i | C(\delta(x_i), X) \geq 0, x_i \in U\}$$

其中, c 的取值区间为 $[0, 5, 1)$ 。

3.3 上、下近似关系

由于邻域粗糙集模型的上、下近似空间之间存在一个边界区域,因此本文用粗糙度来刻画上、下近似,描述概念 X 的不确定性。

定义 6(粗糙度^[4]) 给定概念 X 的下近似 $R\underline{X}$ 和上近似 $R\overline{X}$, 定义 X 的粗糙度为:

$$R(R\underline{X}, R\overline{X}) = \frac{|R\overline{X} - R\underline{X}|}{|R\overline{X}|}, R\overline{X} \neq \emptyset$$

上、下近似差集越大,边界区域越大,粗糙度越大,概念 X 的不确定性就越大。

4 算法设计

本节将在 K 均值聚类算法的基础上,应用邻域粗糙集模型的概念,重新划分边界不确定的像素点,以优化分类结果,并采用粗糙度来评价最终分类的效果。

4.1 图像邻域粗糙集描述

一幅灰度图像包含的所有像素点构成了论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, x_i 代表图像中的每个像素点,对于一张图片,人们往往是将图像分为多个区域 $U = \{X_1, X_2, \dots, X_k\}$ 。对于论域 U 中的任意像素点,根据度量函数 D 和邻域因子 δ ,构建基本邻域信息粒子 $\{\delta(x_1), \delta(x_2), \dots, \delta(x_n)\}$,形成邻域关系矩阵 $R = (d_{ij})_{n \times n}$ 。

4.2 算法描述

基于 K 均值聚类算法对灰度图像的初步分割结果,本文给出算法 2,以实现对边界不确定像素点的重新分类。

算法 2 粗糙不确定的灰度图像分割算法

输入:灰度图像数据集 U ,聚类中心 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$,邻域因子 δ

输出:图像中每个数据点对应的标签

1. 筛选出分布在 K 个聚类中心 σ 外的像素点构成的集合 S_{out} ;
2. 计算 S_{out} 与 U 中所有对象的邻域关系矩阵;
3. 针对集合 S_{out} 中的每个对象 x_i ,依据邻域关系矩阵得到邻域粒子 $\delta(x_i)$,计算类别 c_j 对 x_i 的包含度: $c(i, j) = |\delta(x_i) \cap \delta(c_j)| / |\delta(x_i)|$;
4. 将 S_{out} 中的每个对象划分到包含度最大的类别中。

5 实验与结果分析

本节选取了 BSDS500^[18] 数据集中的两张图片,对其灰度图像边界像素点进行二次划分,将本文算法的分割结果与经典 K 均值算法进行比较;同时,采用粗糙集模型中的粗糙度评价分割结果。

5.1 数据集

本文实验中的数据为 BSDS500 图像数据集中的 118035.

jpg 和 206062.jpg 两张自然图片。两张图片大小均为 $481 * 321$ 像素,其中 206062.jpg 包含人、马以及草地,草地部分色泽不一;118035.jpg 是建筑物,基本呈现块状聚集,屋顶有部分反光。

5.2 评价标准

粗糙集模型中的粗糙度可作为聚类好坏的评价标准。上近似与下近似的差集为边界,边界越小,表示该类越精确,分割结果越好。 X 代表一个类别,下近似算子以及上近似算子可由定义 5 计算得到。由定义 6 可计算类别 X 的粗糙度,粗糙度越大,分割越粗糙。

5.3 实验结果与分析

本文进行了两组实验来验证提出的算法的可行性和有效性;同时,依据提出的图像分割评价标准,计算了 K 均值算法和本文算法对测试图片各类别的粗糙度。

实验 1 针对草地颜色渐变问题,应用本文提出的算法进行了分割,从分割结果可以明显看出,草地区域白色像素点减少,如图 2 所示。实验 1 的聚类类别 $K=3$,邻域因子 $\delta=30$ 。

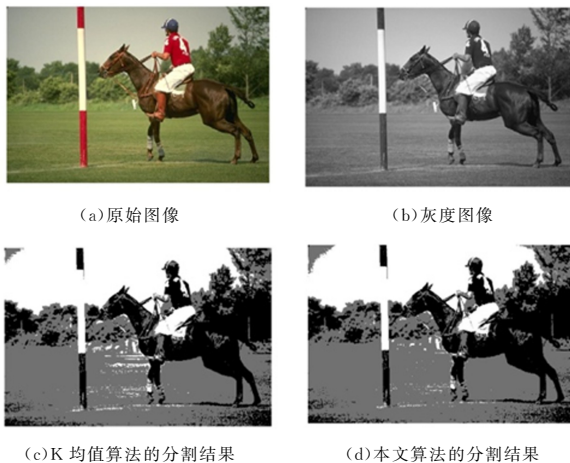


图 2 206062.jpg 分割结果

Fig. 2 Segmentation results of 206062.jpg

实验 2 对建筑物表面存在反光现象的图片进行了分割。与 K 均值算法相比,所提算法对反光部分的分割更加准确,如图 3 所示。实验 2 的聚类类别 $K=3$,邻域因子 $\delta=20$ 。

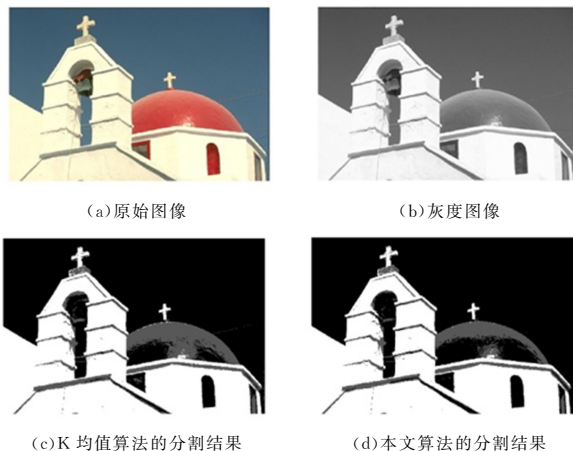


图 3 118035.jpg 分割结果

Fig. 3 Segmentation results of 118035.jpg

设置 206062.jpg 的邻域因子 $\delta=30$,118035.jpg 的邻域

因子 $\delta=20$; 设置定义 5 中的邻域因子 $\delta_c=10, c=0.5$, 计算两组实验对应分类类别的粗糙度, 如表 1 所列。

表 1 粗糙度
Table 1 Roughness

Image	Algorithm	C_1	C_2	C_3
206062.jpg	K 均值	0.0231	0.0243	0
206062.jpg	本文算法	0	0.0243	0
118035.jpg	K 均值	0.0294	0	0.0011
118035.jpg	本文算法	0.0578	0	0

从表 1 可以得出, 经过本文算法的处理, 图像分割的整体粗糙度有所降低, 第一组实验中类别 1 的粗糙度降为 0, 第二组实验中类别 3 的粗糙度降为 0。由于粗糙度与各类别像素点的总数相关, 第二组实验中虽然类别 1 的粗糙度增加的量大于类别 3 减少的量, 但实际上被正确分类的边界像素点更多了, 从图 3 可以明显看出。

结束语 本文提出了一种结合邻域粗糙集模型改进 K 均值算法的粗糙不确定的图像分割算法, 通过包含度这一属性, 能够更准确地划分模糊的边界像素点类别。对比 K 均值算法的分割结果, 粗糙不确定的分割算法的效果更佳, 因此本文方法是有效的。同时, 本文算法可以扩展到彩色图像的分割, 并不局限于灰度图像。在下一步的工作中, 我们将进一步研究参数邻域因子、包含度对分割结果的影响。

参 考 文 献

[1] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient Graph-Based Image Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181.

[2] ZADEH L A. Toward a Theory of Fuzzy Information Granulation and its Centrality in Human Reasoning and Fuzzy Logic [J]. Fuzzy Sets & Systems, 1997, 90(90): 111-127.

[3] 苗夺谦, 王国胤, 刘清, 等. 粒计算: 过去、现在与展望[M]. 北京: 科学出版社, 2007.

[4] PAWLAK Z. Rough Sets[J]. International Journal of Parallel Programming, 1982, 11(5): 341-356.

[5] 苗夺谦, 李道国. 粗糙集理论、算法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.

[6] HU Q H, YU D R, XIE Z X. Numerical Attribute Reduction Based on Neighborhood Granulation and Rough Approximation [J]. Journal of Software, 2008, 19(3): 640-649.

[7] LI F, MIAO D Q, LIU C H, et al. Image Segmentation Algorithm Based on the Decision-Theoretic Rough Set Model[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2004, 9(2): 143-147.

[8] ZHANG Y C, GUO H. Level Set Image Segmentation Based on Rough Set and New Energy Formula[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(11): 1913-1925.

[9] VENKATESWARAREDDY E, REDDY E. Image Segmentation Using Rough Set Based Fuzzy K-means Algorithm[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 74(14): 36-40.

[10] JI Z, HUANG Y, XIA Y, et al. A Robust Modified Gaussian Mixture Model with Rough Set for Image Segmentation[J]. Neurocomputing, 2017, 266: 550-565.

[11] MOHABE A, RAY A K. Fusion of Rough Set Theoretic Approximations and FCM for Color Image Segmentation[C] // Conference: Systems, Man, and Cybernetics. 2000, 2: 1529-1534.

[12] PAL S K, SHANKAR B U, MITRA P. Granular Computing, Rough Entropy and Object Extraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(16): 2509-2517.

[13] MALYSZKO D, STEPANIUK J. Adaptive Multilevel Rough Entropy Evolutionary Thresholding[J]. Information Sciences, 2009, 180(7): 1138-1158.

[14] SRIKUMAR S, WAGH M, NANDA P K. Adaptive Windowing and Granular Computing Based Image Segmentation[C] // International Conference on Energy. IEEE, 2011.

[15] MACQUEEN J B. Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability[C] // Conference: Proceedings of 5th Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1967: 281-297.

[16] LIN T Y. Granular Computing on Binary Relations in Data Mining and Neighborhood Systems[C] // Proc. of the Rough Sets in Knowledge Discovery. Physica-Verlag, 1998: 107-121.

[17] WU W Z, ZHANG W X. Neighborhood Operator Systems and Approximations[J]. Information Sciences, 2002, 144(1/2/3/4): 201-217.

[18] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.



RAO Meng, born in 1994, postgraduate. Her main research interests include rough sets and machine learning.



MIAO Duo-qian, born in 1964, Ph.D., professor, Ph.D supervisor, is member of China Computer Federation. His main research interests include rough sets, granular computing and machine learning.