

文章编号: 1007-1423(2021)33-0071-06

DOI: 10.3969/j.issn.1007-1423.2021.33.013

MeanShift 算法在图像分割中的应用

韩俊¹, 王保云²

(1. 云南师范大学信息学院, 昆明 650500; 2. 云南师范大学数学学院, 昆明 650500)

摘要: 对 MeanShift 算法的基本原理、改进方法进行了概括与总结, 并对其在图像分割中的应用进行了详细的分析。文中选取目标和背景均较为简单、目标区域较为明显但背景复杂、多目标实例且背景复杂三类图像进行算法性能验证, 并与常见的图像分割算法进行实验对比。实验结果表明, MeanShift 算法对三类图像的分割效果都比较好, 能够胜任大多数场景的图像分割任务。

关键词: 图像分割; 聚类; MeanShift; 核函数

国家基金: 国家自然科学基金: 基于深度迁移学习的遥感影像中泥石流孕灾沟谷识别——以云南省为例 (61966040)

0 引言

近年来, 大数据时代的到来促使计算机视觉技术飞速发展, 图像分割是计算机视觉中的重要技术。图像分割就是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域, 提出感兴趣目标的技术和过程。图像分割被广泛应用于地理、军事、医学和人工智能中。

图像分割的方法众多, 不同学者对分割方法的概括不同^[1-2]。总的说来, 图像分割可分为 5 类: 基于阈值的分割、基于区域的分割、基于边缘的分割、基于特定理论的分割和基于神经网络的分割。MeanShift 是密度类聚类算法的一种, 用作图像分割时属于特定理论的分割方法。MeanShift 于 1975 年由 Fukunaga 等^[3]提出, 他们使用了密度梯度对样本进行估计的方法, 并用核函数对 MeanShift 中样本进行加权。Silverman B^[4]提出的无参数核密度估计方法为 MeanShift 对样本的估计提供了系统的证明。Cheng Y 等^[5]介绍常用核函数原理并提出更多适用的核函数, 为每个带宽内的样本分配权重, 使得随着样本与被偏移点的距离不同, 其偏移量对均值偏移向量的贡献也不同。

文中对 MeanShift 算法应用于图像分割进行了实验, 验证了算法良好的分割效果。

1 MeanShift 算法理论基础

给定 d 维空间 R^d 中的 n 个样本点 x_i , $i = 1, \dots, n$, 在 x 点的 MeanShift 向量为:

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (1)$$

其中, $M_h(x)$ 称为 MeanShift 向量, 图 1 中的宽箭头所示。 S_h 是一个半径为 h 的高维球区域, 图 1 中实线大圈所示。 x_i 表示在高维球区域内的样本点, 图 1 中黑点所示。 x 表示初始聚类中心点, 图 1 中的实线小圈中心位置。 k 表示在这 n 个样本点 x_i 中, 有 k 个点落入 S_h 区域中。

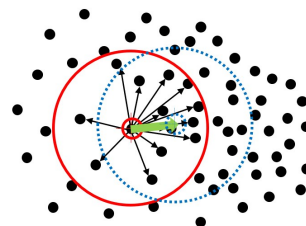


图 1 S_h 区域内 MeanShift 示意图

式(1)是对高维球中的样本权重做均值计算,距离 x 点近的 x_i 应该有更高的权重。引入核函数^[3]和 $w(x_i)$ ^[5]对 MeanShift 中样本进行加权的方法,将 MeanShift 算法扩展为如下形式:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) (x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (2)$$

其中, $w(x_i) \geq 0$ 是一个赋给样本点 x_i 的权重, $G(x)$ 是一个单位核函数, $G(x) = g(\|x\|)$, h 是核函数的带宽。在模式识别中, 处理图像时经常用到的核函数如: Epanechnikov 核、Uniform 核和高斯核函数。

若不考虑权重 $w(x_i)$, 通过式(2), 计算某一次聚类中心与带宽内样本间的 MeanShift 向量为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right)} - x \quad (3)$$

$$\text{令 } m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right)}, \text{ 则式(3)可写为:}$$

$$m_h(x) = x + M_h(x) \quad (4)$$

式(4)中 $m_h(x)$ 为 x 加上 $M_h(x)$ 后新聚类中心的位置, 图1中虚线小圈中心位置。

3 MeanShift 图像分割

图像有分辨率和色彩等属性, 用一种核函数或者固定的核带宽 h 并不能达到理想的处理结果。Comaniciu, Dorin 等人^[6]提出了空间域(分辨率)带宽 h_s 和色域(色彩)带宽 h_r , 并将空间域和色域统称为联合域。可以用核函数 K_{h_s, h_r} 来估计图像中样本点 $x = (x^s, x^r)$ 在联合域上的分布:

$$K_{h_s, h_r} = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right)$$

其中, p 是色彩通道, C 为一个归一化常数。当 $p = 1$ 表示一个灰度图像, $p = 3$ 表示三通道的彩

色图像, $p > 3$ 表示高维图像, 比如卫星图像。

图像分割时, 对聚为同一类的点取模态点 (MeanShift 迭代收敛的点) 的色值, 并选择性的对小于 M 个像素值的区域进行合并。下面是使用 MeanShift 在联合域上对彩色图像进行分割的步骤。

定义 x_i 和 z_i , $i = 1, \dots, n$, 分别为滤波前的图像和滤波后的图像, L_i 为第 i 个像素对应的标签。给定收敛界限 ε , 将 $m_h(x)$ 替换成 y_{j+1} , 并且带入 h_s 和 h_r , 则 $m_h(x)$ 变为如下的 MeanShift 形式:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x^s - x_i^s}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x^r - x_i^r}{h_r}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x^s - x_i^s}{h_s}\right\|^2\right) g\left(\left\|\frac{x^r - x_i^r}{h_r}\right\|^2\right)},$$

$$j = 1, 2, \dots \quad (5)$$

(1) 初始化 $j = 1, y_{i,1} = x_{i,0}$

(2) 根据式(5)计算 $y_{i,j+1}$, 使得 $y_{i,j+1} - y_{i,j}$ 收敛到 ε , 令 $z_i = y_{i,c}$, $y_{i,c}$ 为收敛后的位置。

(3) 在联合域中, 将距 (h_s, h_r) 窗口最近的模态点组成一类, 用 $\{C_p\}_{p=1, \dots, m}$ 来表示。

(4) 对于每一个 $i = 1, \dots, n$, 赋值 $L_i = \{p | z_i \in C_p\}$, 即: 对于第 i 个像素, 将符合 p 的包含在 C_p 中的 z_i 赋值给标签 L_i 。

(5) 可选项: 消除分割中总像素小于 M 的空间区域 (M 根据实际情况而定)。

将同属于标签 L_i 区域中的像素色值更新为最后的模态点色值。迭代所有像素点, 最终达到分割目的。下面是使用 Uniform 核对图像分割的效果。

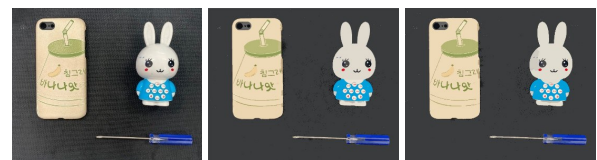
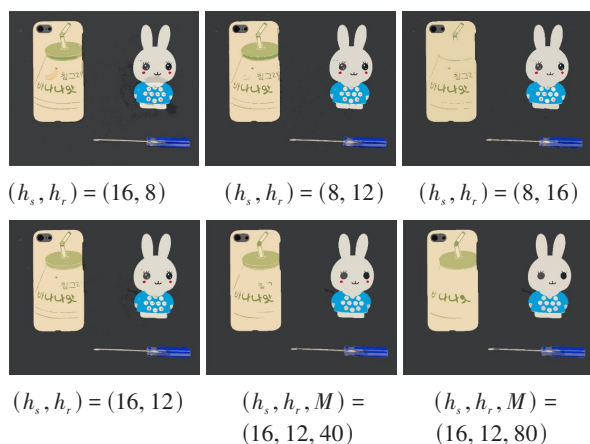


图2 不同 h_s, h_r 和 M 对图像分割的影响

图2 不同 h_s 、 h_r 和 M 对图像分割的影响(续)

可以看出,色域带宽和最小合并像素控制着分割的区域数,分辨率带宽对分割结果的影响较小。

图3中,由于狗与草地在灰度图中灰度值相近,在 h_r 大于2后,狗的轮廓已经不能保留,此时分割失败。彩色图中却能很好的分割。

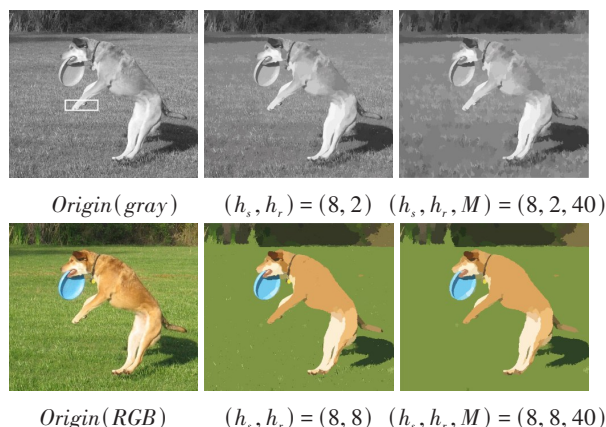
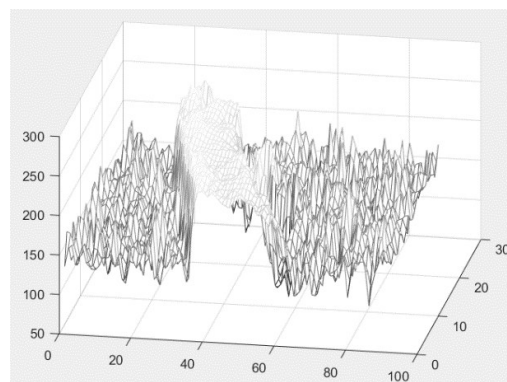


图3 灰度图和彩色图分割对比

对图4中白框区域做灰度值分析如下。从图4中可以看出,分割后,聚为同一类的像素具有相同的色值,转化为灰度值图后更加平滑。

对图像的分割方法众多,为了验证MeanShift算法在图像分割中的效果,表1是几个常用的机器学习分割方法和两个基于深度学习的分割方法deeplabv3、MaskRCNN的分割对比。选取了3类图像进行实验:第一类为背景、纹理和目标区域

有较大差异,如表1中图①;第二类为单实例图像,背景和纹理与目标区域有较大差异,少噪点如表1中图②,多噪点如表1中图③;第三类为多实例图像,背景、纹理与目标区域难区分,难区分如图如表1中④,较难区分如表1中图⑤。除了边界分割和层次聚类分割,其他都是在RGB图像上实现分割。



(a) 白框内灰度值

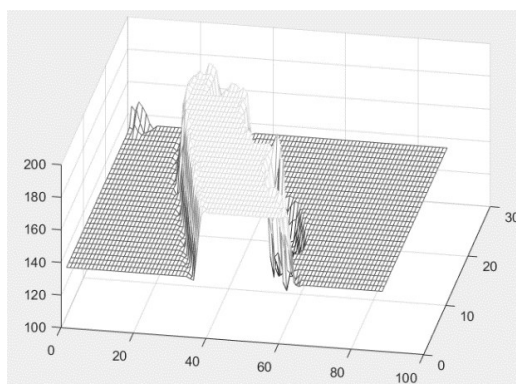





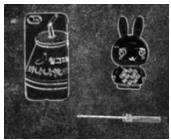
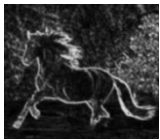




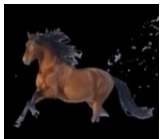













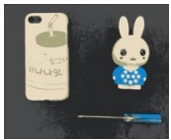









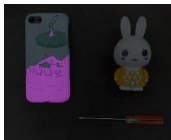









(b) 彩色图分割后转灰度值(h_s, h_r, M) = (8, 8, 40)

图4 白框内灰度值对比

从表1可以看出,第一类图像中,深度学习的两种方法未对实例进行训练,分割失败,其他分割效果良好;第二类图像中,每种方法都成功分割。阈值、SVM、MeanShift、深度学习对表1中图②分割效果优于其他几种。阈值、MeanShift、深度学习对表1中图③分割效果优于其他几种;第三类图像中,MeanShift、深度学习对表1中图④分割效果良好、其他分割效果较差。深

表 1 几种常见的图像分割方法分割效果对比

| | 原图(编号) | | | | |
|-----------------------|---|---|---|--|---|
| | ① | ② | ③ | ④ | ⑤ |
| 分割方法 |  |  |  |  |  |
| 边界分割 |  |  |  |  |  |
| 阈值分割 |  |  |  |  |  |
| SVM 分割 |  |  |  |  |  |
| 层次聚类 Agglomerative |  |  |  |  |  |
| Kmeans |  |  |  |  |  |
| MeanShift |  |  |  |  |  |
| deeplabv3 |  |  |  |  |  |
| MaskRCNN |  |  |  |  |  |

度学习对表1中图⑤分割效果良好、其它分割效果较差。

4 结语

在图像分割中,随着图像复杂程度的提升,MeanShift的聚类分割方法比其他传统的分割方法有更好的分割效果。基于深度学习的方法能带来更好的分割效果,但深度学习的方法仍然存在问题,如训练成本高、计算量大等。必须是预先训练过的实例,否则无法分割。MeanShift则具有不需要预训练、计算量小和易部署的特点。MeanShift是无参数的聚类方法,有着诸多优点,但算法中核函数的选择和核带宽的设定,对算法的收敛速度和计算量有着重要影响。核带宽 h 的选取关系着迭代速度和迭代后的效果, h 过大存在过分割情况, h 过小存在欠分割情况。

仍然有大批学者对MeanShift进行研究、探讨和改进,进一步提高算法的运算速度和结果准确性。赵胜男^[7]提出了一种快速均值漂移的方法,李宏益等^[8]提出并行运行算法的方法,他们提高了算法运行的速度。熊平等^[9]使用区域相似性准则对分割不明显的区域进行合并。王晏等^[10]在 HSV 色域中,定义了以高维球内样本点到基准点的颜色差值为核心的 $w_{(x_i)}$ 计算函数,对图像分割取得了不错的效果。在大数据领域,MeanShift无参数的核密度聚类方法是一个很好的数据挖掘工具^[11-13]。对MeanShift算法的改进和应用绝对不止文中所阐述的方向。如何降低算法复杂度,更有效的提升算法处理效果,需要广大学者做更进一步的研究。

参考文献:

- [1] 杨晖,曲秀杰.图像分割方法综述[J].电脑开发与应用,2005(03):21-23.
- [2] 林开颜,吴军辉,徐立鸿.彩色图像分割方法综述[J].中国图象图形学报,2005(01):1-10.
- [3] FUKUNAGA K, HOSTETLER L. The estimation of

the gradient of a density function, with applications in pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(01):32-40.

- [4] DEHNAD K. Density estimation for statistics and data analysis[J], 1987.
- [5] CHENG Y. Mean shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8):790-799.
- [6] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(05):603-619.
- [7] 赵胜男. Mean Shift 图像分割算法的改进[D]. 太原: 山西大学, 2016.
- [8] 李宏益, 吴素萍. Mean Shift 图像分割算法的并行化[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(12):1610-1619.
- [9] 熊平, 白云鹏. 带宽自适应 Mean Shift 图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(23):174-176, 234.
- [10] 王晏, 孙怡. 自适应 Mean Shift 算法的彩色图像平滑与分割算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(12):1637-1644.
- [11] 沈辉, 李世银. 基于 WiFi 与 PDR 融合的井下定位方法[J]. 煤矿机械, 2020, 41(10):202-204.
- [12] 李华昌, 揭东帅, 徐敏. 电力市场化改革下的电价敏感性研究[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2020, 41(05):431-436.
- [13] 邓浩伟, 杨书新, 裴嘉琪, 等. 基于矩阵分解和 Mean-shift 聚类的协同过滤推荐算法[J]. 计算机科学与应用, 2020, 010(004):649-658.

作者简介:

韩俊(1990—),男,云南寻甸人,硕士研究生,研究方向为图像处理和深度学习

通信作者:王保云(1977—),男,云南华宁人,副教授,研究方向为机器学习及图像处理, E-mail: wspbmlly@163.com

收稿日期: 2021-08-24

修稿日期: 2021-10-09

Application of MeanShift Algorithm in Image Segmentation

Han Jun¹, Wang Baoyun²

(1. Yunnan Normal University, School of Information Science and Technology, Kunming 650500;

2. Yunnan Normal University, School of Mathematics, Kunming 650500)

Abstract: The basic principle and improvement method of MeanShift algorithm are summarized and summarized, and its application in image segmentation is analyzed in detail. In this paper, three types of images, which are relatively simple target and background, more obvious target area but complex background, multiple target instances and complex background, are selected for algorithm performance verification, and are compared with common image segmentation algorithms. The experimental results show that the MeanShift algorithm has better segmentation effects for the three types of images, and can be competent for image segmentation tasks in most scenes.

Keywords: image segmentation; clustering; MeanShift; kernel function

(上接第 56 页)

Modulation Recognition Algorithm of VHF Signal Based on FPGA

Luo Jinmei¹, Liu Haijia², Li Zhi¹

(1. Department of Electronic Information, Sichuan University, Chengdu 610064;

2. Southwest Electronic and Telecommunication Research Institute, Chengdu 610299)

Abstract: With the increasing complexity of electromagnetic spectrum, signal detection and modulation recognition of broadband spectrum are more challenging. Aiming at the modulation recognition problem of VHF communication signal in 30MHz~3GHz, a method based on instantaneous feature and decision tree classification is proposed and implemented on FPGA. It is suitable for front-end signal processing with high computation demand due to its high-speed parallel structure and easy pipeline implementation. It provides technical support for the development of miniaturized, low power VHF signal reconnaissance equipment. The experimental results show that the four instantaneous features can be used to recognize the ten modulation signals, namely AM, FM, 2ASK, 2FSK, 4FSK, MSK, BPSK, QPSK, OQPSK, $\pi/4$ -QPSK, and the recognition accuracy is higher than 96% when the SNR is 12dB.

Keywords: ultrashort wave signal; FPGA; modulation recognition