

一种快速均值漂移图像分割算法

赵胜男¹ 王文剑^{1,2}

(1. 山西大学计算机与信息技术学院, 太原, 030006; 2. 山西大学计算智能与中文信息处理教育部重点实验室, 太原, 030006)

摘要: 图像分割是图像分析及图像理解的关键步骤。与其他图像分割算法相比, 均值漂移 (Mean Shift) 算法具有原理简单、无需先验知识、可以处理灰度图像及复杂的自然彩色图像等优点。但该算法需要对图像中每个像素点进行迭代计算, 因此分割所需要的时间较长。本文提出了一种快速 Mean Shift 图像分割算法 (Fast mean shift, FMS), 将少量像素点作为初始点进行迭代计算, 而出现在高维球区域内的其他像素点根据其到已有类中心的距离进行归类, 从而减少 Mean Shift 算法的迭代次数, 缩短分割时间。实验结果表明, 本文提出的快速 Mean Shift 图像分割算法可以获得良好的分割结果且具有较高的分割效率。

关键词: 图像分割; 均值漂移; 聚类; 归并

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Fast Mean Shift for Image Segmentation

Zhao Shengnan¹, Wang Wenjian^{1,2}

(1. School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan, 030006, China; 2. Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing (Shanxi University), Ministry of Education, Taiyuan, 030006, China)

Abstract: Image segmentation is a key step in image analysis and image understanding. Compared with other image segmentation algorithms, mean shift algorithm has some advantages such as simple principle, dispensing with a priori knowledge, capability of dealing with gray images and complex natural color images, etc. However, the algorithm requires iterative calculations for each pixel in the image, and segmentation computational cost is high for practical tasks. Therefore, a fast mean shift (FMS) method for image segmentation is proposed, in which a small amount of pixels are selected as an initial point for iterative calculation, and other pixels are merged to the existing classes according to the distance between the pixel and the class centers. As a result, the proposed FMS method reduces the iteration numbers of mean shift algorithm, and boosts the segmentation efficiency. Experimental results show that the proposed FMS method can obtain good segmentation results and higher segmentation efficiency.

Key words: image segmentation; mean shift; clustering; merging

引 言

图像分割是把图像分成若干特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程。经过分割得到的区域互不相交,并且每个区域的某些图像特征如亮度、颜色、纹理等满足某种相似性准则。图像分割是图像处理领域的一个重要问题,图像分析、特征提取、模式识别等都依赖于图像分割的质量好坏。有效合理的图像分割能够为图像分类、特征分析等提取出有利信息,使高层的图像理解成为可能。

目前已有很多图像分割方法,经典的如利用图像的直方图进行分割^[1]、基于边缘的分割^[2]、基于区域的分割^[3]、基于神经网络方法的分割^[4]等。这些方法可以解决一些图像分割问题,但也存在一些缺点,如:直方图阈值法不需要先验信息且计算量较小,但在较复杂图像的各个分量直方图中很难进行阈值化分割;边缘检测方法通过检测不同区域的边缘来实现图像分割,但当区域对比不明显时分割效果较差;基于区域的分裂合并算法可能会使分割区域的边界被破坏,而且当图像的区域面积较大时,计算比较缓慢;人工神经网络方法的参数选择没有统一的准则,且易于陷入局部极小值,计算速度和分割结果往往难以达到要求。因此,已有学者提出一些新的图像分割方法,如基于区域显著性的活动轮廓分割模型^[5]、基于聚类与分类优化的分割方法^[6-7]以及对经典算法进行改进^[8]等方法。

Mean Shift 算法是一种广泛使用的聚类、特征分析方法,具有原理简单、对噪声的鲁棒性强、分割效果良好等优点。这种方法最初由 Fukunaga 和 Hostetler 于 1975 年在关于概率密度梯度函数的估计中提出^[9],用于处理复杂的多模态特征空间分析和特征聚类识别。Cheng 在 1995 年重新介绍了 Mean Shift 算法^[10],引起了人们的研究兴趣,掀起了研究和应用 Mean Shift 算法的热潮。Comanicui 和 Meer 在 1997 年用 Mean Shift 算法解决了许多图像处理和视觉问题^[11],此后,Mean Shift 算法在很多方面取得了成功的应用^[12-13]。由于 Mean Shift 算法是一种统计迭代算法,为了获得较高的计算精度就需要进行多次的迭代计算,所需的时间比较长,不利于实时处理,而且该算法在实际应用中很难选取合适的带宽(即核窗宽)。目前对该算法的改进主要集中在带宽选择方面^[14-16],而在提高 Mean Shift 算法的分割效率方面研究较少^[17]。

本文针对提高 Mean Shift 算法的效率开展研究,与传统 Mean Shift 采用所有像素点进行迭代不同,本文只采用少量像素点进行迭代计算,因此可大大减少迭代的初始点数,有效缩短分割时间,使算法有良好的分割效率,同时具有良好的分割效果。

1 Mean Shift 算法

Mean Shift 的主要思想是:首先算出当前点的偏移均值,然后移动该点 to 其偏移均值,再以此为新的起始点,继续移动,直到满足一定的条件结束。

选择一个初始点 x ,并以此点为中心, h 为半径做一个高维球区域,用 k 表示落在区域中的样本点数,表示每个样本点对应的数值,那么在 x 点的偏移向量可表示为 $\mathbf{M}_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x)$ 。其中,半径 h 决定了迭代过程中对样本点偏移向量的估计在多大范围内进行; S_h 是满足条件的样本点 y 的集合 ($S_h(x) = \{y: (y-x)^T(y-x) \leq h^2\}$),在迭代过程中随着中心点的改变而不断更新,出现在 S_h 中的样本点也在不断变化。

可以看到 $(x_i - x)$ 是样本点相对于初始点 x_i 的偏移向量, $\mathbf{M}_h(x)$ 就是对落入区域 S_h 中的 k 个样本点的偏移向量求和,然后再求平均值。

引入核函数和样本权值后,偏移向量 $\mathbf{M}_h(x)$ 可表示为

$$\mathbf{M}(x) = \frac{\sum_{i=1}^k G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^k G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} - X \quad (1)$$

式中: $G(x)$ 是核函数, h 是带宽, $w(x)$ 是样本点的权值, 通常根据离所有样本点的中心点的距离设置权值, 距离近的权值比较大, 远的比较小。

因此, 利用式(1)计算得到均值漂移量

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

2 FMS 图像分割算法

由式(1,2)可以看出, 均值漂移量 $m_h(x) = \mathbf{M}_h(x) + x$, 所以 Mean Shift 图像分割算法的步骤就是不断地沿概率密度的梯度方向移动, 同时步长不仅与梯度的大小有关, 还与该点的概率密度有关。在密度大的地方, 更接近要找的概率密度的峰值, Mean Shift 算法使得移动的步长小一些; 相反, 在密度小的地方, 移动的步长就大一些。在满足一定条件时, Mean Shift 算法会收敛到该点附近的峰值。对于图像分割, 将图像的像素点作为样本集, 该算法要将每个像素点都作为初始点进行迭代计算, 所以迭代次数会很多, 以致分割时间长, 分割效率低。

针对这一问题, 本文提出一种快速 Mean Shift 图像分割算法(FMS), 利用少量像素点而不是所有像素点进行迭代, 即在分割过程中对于那些出现在高维球区域内的像素点不作为初始点进行迭代计算, 而是在迭代全部终止后对这些点进行归类, 因而可减少迭代次数, 缩短分割时间, 提高分割效率。

读入源图像后, 首先选择初始点, 然后以此为中心点、带宽 h 为半径做一个高维球区域进行迭代计算, 根据区域内所有像素点的属性值计算均值漂移量, 并对这些像素点做访问标记, 标记过的像素点不会再作为初始点进行迭代; 根据计算得到的均值漂移量移动中心点到相应位置, 以此位置为中心重新产生一个新球体区域, 再次计算均值漂移量, 然后移动中心点, 以此重复, 直到满足均值收敛阈值迭代停止, 初始点收敛到附近的峰值; 如果该点是第一个初始点就产生一个新类, 否则根据该点到已有类的距离是否小于归类阈值判定该点是归并到已有类还是产生一个新的类。上述初始点的迭代过程结束后, 重新在未标记过的像素点中选择初始点进行点的迭代过程, 直到所有的像素点都被访问过。在所有初始点的迭代过程中会产生许多区域, 这些区域包含了那些被访问过但未作为初始点进行迭代的像素点, 最终根据这些像素点到已有类中心的距离将其归并到距离最小的类别中。

图 1 是本文算法中一个初始点的迭代过程示意图。图 1(a) 中的球中心就是选择的初始迭代点, 半径为带宽 h , 球内的所有像素点做访问标记(初始状态时所有像素点的标记都为 0, 访问过的像素点标记为 1), 粗箭头表示计算得到的均值漂移量; 图 1(b) 是根据均值漂移量漂移后的情况, 以新位置为中心产生一个新的球体区域, 再次对球内的像素点做访问标记、计算均值漂移量, 然后根据计算的均值漂移量

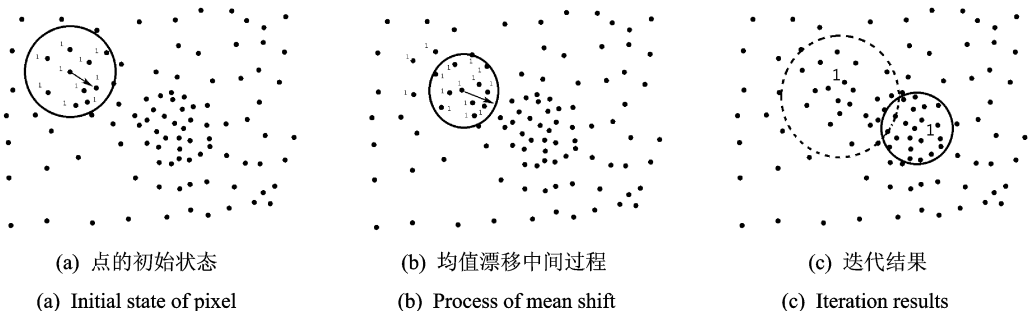


图 1 一个初始点的迭代过程

Fig. 1 Iterative process of an initial point

进行漂移,以此重复;图 1(c)是该点迭代的最终结果,初始点收敛到附近密度最大的地方,此时实线球和虚线球内的像素点都标记为 1,表示已经被访问过,将不再作为初始点进行迭代,虚线球内是前面迭代过程中访问过的点。

本文算法的基本步骤如下。

FMS 图像分割算法:

Step 1 读取图像,将像素点的色彩信息即 R, G, B 值作为像素点的属性值。

Step 2 初始化参数,设置带宽 h 、均值收敛阈值、归类阈值等。

Step 3 将所有像素点都标记为 0,循环执行以下步骤。

Step 3.1 从未被访问过的像素点中选择一个作为初始点 x 。

Step 3.2 根据式(2)计算其均值漂移量,并将被访问过的像素点标记为 1。

Step 3.3 如果 $\|m_h(x) - x\| \leq \epsilon$,则终止迭代并对该点进行归类;否则,将 $m_h(x)$ 赋值给 x ,然后转 3.2。

Step 3.4 判断是否有未被访问过的像素点,若有,转 3.1。

Step 4 将被访问过但未作为初始点进行迭代的像素点根据到各类中心的距离合并到已有的类中,得到分割结果。

Mean Shift 算法的时间复杂度为,其中是平均每一个像素点每一次迭代的计算代价, N 是图像中的像素点总数, t 是平均每个像素点的迭代次数。对于 FMS 算法,所有初始像素点每一次迭代的平均计算代价和像素点的平均迭代次数与 Mean Shift 算法基本相同,但参与迭代的像素点数要远远小于 Mean Shift 算法的迭代点数。因此,在理论上 FMS 算法的分割时间会缩短,效率会提高。

3 实验结果分析

3.1 实验环境及实验数据

算法的所有程序是在 Matlab7.0 环境下实现的。实验所用计算机硬件配置为:CPU Core2 E4400, 2.0 GHZ,内存 1 GB。

实验中所用图像分别来自加州大学伯克利分校图像数据库和互联网,这些图像全部为自然彩色图像。本文算法对 120 幅自然彩色图像进行实验,选择了其中 9 幅图像对实验结果进行说明。实验中将本文算法与传统 Mean Shift 算法、其他改进的 Mean Shift 算法以及同类型的 K-means 算法进行了比较。

本文采用分割正确率作为一种评价指标来说明算法的分割性能,并且定义为

$$\text{Accuracy} = \frac{TF + TB}{TF + FF + TB + FB} \quad (3)$$

其中, TF (True foreground)表示本属于前景点且被判为前景点的像素点个数, FF (False foreground)表示本属于前景点却被判为背景点的像素点个数, TB (True background)表示本属于背景点且被判为背景点的像素点个数, FB (False background)表示本属于背景点却被判为前景点的像素点个数。分母是整幅图像的所有像素点个数,分子是分割正确的像素点个数。该指标的参考标准是 Berkeley 数据库中的某一人工分割结果,实验得到的分割结果的前景点、背景点与参考结果的前景点、背景点相对应的匹配个数越多,分割正确率越高,分割结果越好。

3.2 实验结果与分析

3.2.1 本文算法与传统 Mean Shift 算法(MS)的比较

本节实验中用到的图像来自互联网,源图像的分辨率分别为 $400 \times 320, 400 \times 300, 300 \times 400, 400 \times$

279 和 400×320 。由于传统 Mean Shift 算法的分割效率比较低,对于分辨率高的自然彩色图像在短时间内很难得到分割结果,所以在分割前降低了图像的分辨率。为公平起见,也将本文算法在降低了分辨率的图像上进行分割,压缩后图像分辨率分别为 100×80 , 100×75 , 100×133 , 100×70 和 100×80 ,实验中选择的带宽 $h=50$ 。图 2 是本文算法与传统 Mean Shift 算法分割结果的比较,其中,第 1 列是降低了分辨率的原始图像,第 2,3 列分别是用传统 Mean Shift 方法得到的彩色图及二值图像,第 4,5 列分别是本文方法得到的彩色图像及二值图像。

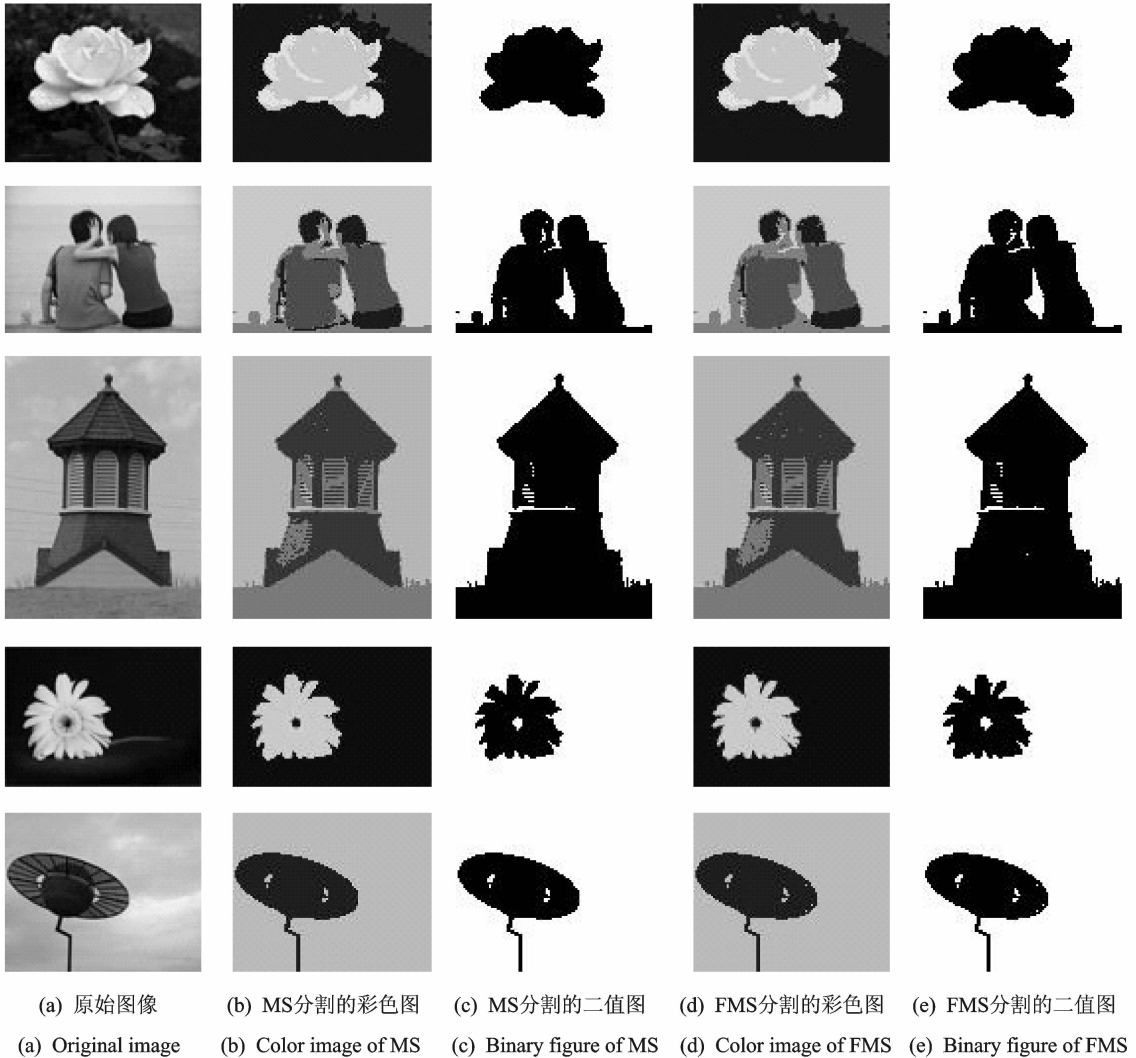


图 2 本文算法与传统的 Mean Shift 图像分割算法的分割结果比较

Fig. 2 Comparison of segmentation results about FMS and MS

图 2 中第 1 列从上往下依次记为原始图像 1,2,3,4,5。从图 2 中第 3 列和第 5 列的二值图像可以看出,本文算法和传统的 Mean Shift 图像分割算法在分割效果上几乎完全相同。

表 1 列出了两种算法在以上 5 幅图像上需要进行迭代的像素点数和分割时间。从表 1 可以看出,对于降低了分辨率的上述 5 幅图像,在分割时间上传统算法分别是本文算法的 138 倍、84 倍、724 倍、

195倍、501倍,本文算法在分割效率上提高了很多,最低提高了98.805%,最高提高了99.862%。本文的算法比传统的算法要快很多,而且分辨率越高对比越明显。一般要分割的图像都是自然彩色图像,分辨率都很高,此时采用本文算法就能很快得到满意的分割结果。

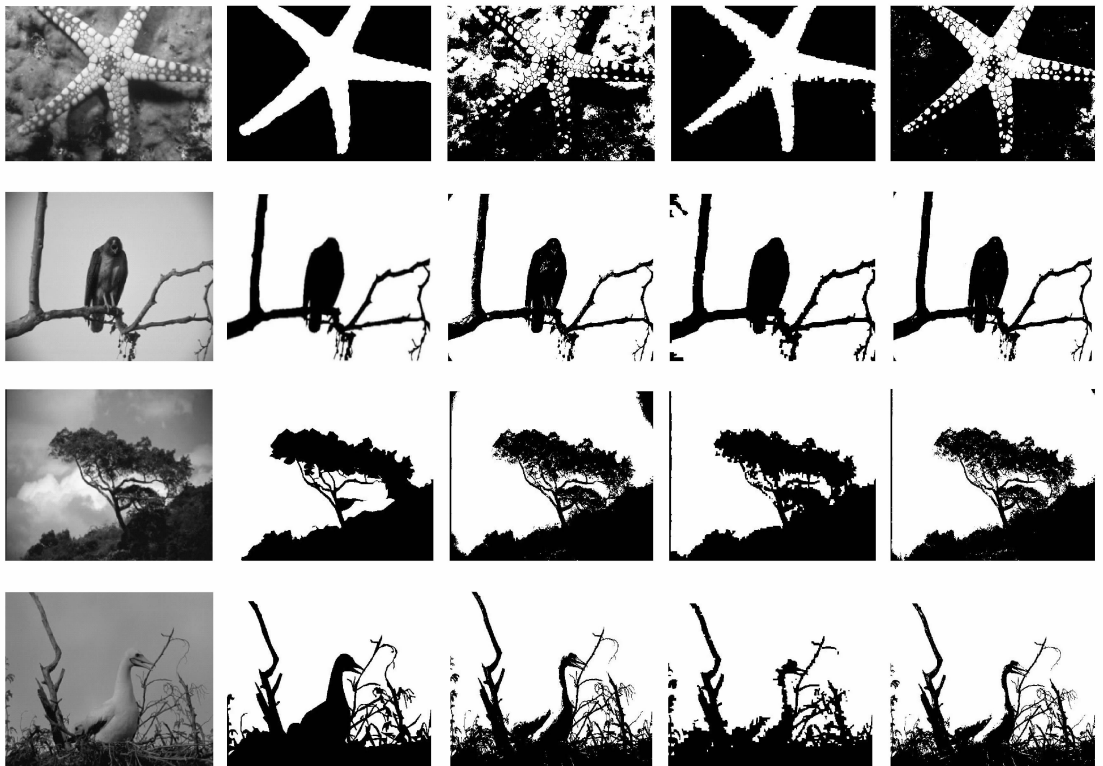
表1 图2中5幅图像的迭代像素点数和分割时间 ($h=50$)

Table 1 Iterative pixel number and segmentation time of the five images in Fig. 2

算法	类别	原始图像 1	原始图像 2	原始图像 3	原始图像 4	原始图像 5
传统算法	迭代像素数	8000	7500	13300	7000	8000
	分割时间/s	60.422	79.734	226.617	27.453	102.172
本文算法	迭代像素数	18	14	6	8	5
	分割时间/s	0.437	0.953	0.313	0.141	0.204

3.2.2 本文算法的有效性验证

图3列出了本文算法、K-means聚类方法、结合分水岭的 Mean Shift 算法 (WS_MS) 与人工分割结果的比较。图像来源于伯克利图像库,大小为 481×321 或 321×481 ,选择的这4幅图像虽然只有一个前景目标,但是它们包含的细节比较多。图中第1列是原始图像,从上往下依次记为原始图像6,7,8,9。第2列是人工分割结果,第3列是K-means聚类分割结果,第4列是结合分水岭的 Mean Shift 算法的分割结果,第5列是本文方法得到的最终分割结果。表2列出了图3中4幅图像在几种方法下的分



(a) 原始图像 (b) 人工分割结果 (c) K-means分割结果 (d) WS_MS分割结果 (e) FMS分割结果
 (a) Original image (b) Artificial result (c) Result of K-means (d) Result of WS_MS (e) Result of FMS

图3 几种算法分割结果的比较

Fig. 3 Comparison of segmentation results about several algorithms

表 2 图 3 中 4 幅图像在几种算法下的分割正确率和分割时间
Table 2 Segmentation accuracy and time of the four images in Fig. 3

算法	类别	原始图像 6	原始图像 7	原始图像 8	原始图像 9
	k 值	4	2	3	2
K-means	Accuracy/%	74.11	96.55	92.95	88.67
	分割时间/s	14.125	1.290	2.782	1.627
WS_MS($h=50$)	Accuracy/%	97.21	95.71	93.19	91.12
	分割时间/s	236.686	77.908	132.704	83.688
FMS($h=50$)	Accuracy/%	90.52	97.66	93.35	91.32
	分割时间/s	31.343	6.125	6.875	3.563

割正确率和分割时间。

通过图 3 和表 2 可以看出,本文方法的分割效果很好,获得了很高的分割正确率,4 幅图像的分割正确率都在 90% 以上。为了比较的公平性,K-means 聚类算法中每幅图采用的 k 值根据本文算法结果中每幅图的聚类个数赋值,可以看到时间上相差不多,分割正确率有所提高,最高提高 16% 多、最低提高 2.65%。与结合分水岭的 Mean Shift 算法相比,图 3(a)的分割时间缩短了,是其时间的 0.132 倍,虽然分割正确率有所下降,但是不影响目标的识别;图 3(b~d)的分割正确率和分割效率都有不同程度的提高,尤其是在时间效率上,是其时间的 1/12,甚至更少。

3.2.3 带宽对 FMS 算法的影响

在快速 Mean Shift 算法分割图像的过程中,带宽 h 对分割效果和分割正确率都有影响,图 4 和图 5 分别是选取不同带宽时图 3 中 4 幅图像在快速 Mean Shift 算法下的分割时间和分割正确率。从图中可以看出,当带宽 h 分别取 30,50 和 80 时,分割时间和分割正确率都有变化,尤其是分割时间变化比较大,这是因为带宽决定了每次迭代过程中高维球区域内的样本点数,即对点的漂移向量的估计在多大范围内进行,导致每次访问的像素点数不同,最终导致作为中心进行迭代的样本点数不同。通过比较,最终选择带宽 $h=50$ 来进行对比实验,既能得到较高的分割正确率,又能较快的得到分割结果。

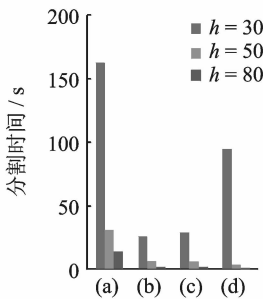


图 4 不同带宽设置的分割时间比较

Fig. 4 Comparison of segmentation time

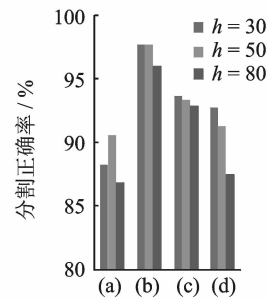


图 5 不同带宽设置的分割正确率比较

Fig. 5 Comparison of segmentation accuracy

3.2.4 本文算法的鲁棒性验证

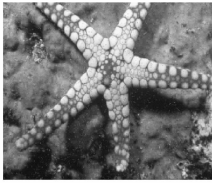
为了验证本文算法的鲁棒性,图 6 列出了图 3 中四幅图像在添加了椒盐噪声、泊松噪声、高斯噪声后图像的分割结果。第 1 行是原始图像,第 2,3 行是添加椒盐噪声后的图像及分割结果,第 4,5 行是添加泊松噪声后的图像及分割结果,第 6,7 行是添加高斯噪声后的图像及分割结果。

通过图 6 和表 3 可以看出,本文方法对噪声表现出较高的鲁棒性,与原始图像相比,获得了不错的分割正确率,而且时间上也能接受,甚至图 6(b)的分割正确率和分割效率还有提高。



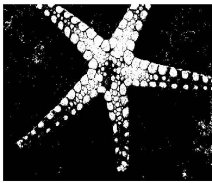
(a) 原始图像

(a) Original image



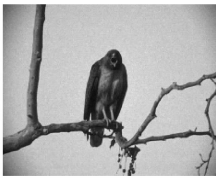
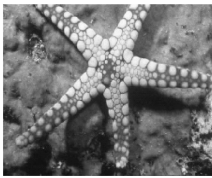
(b) 椒盐噪声

(b) Salt and pepper noise



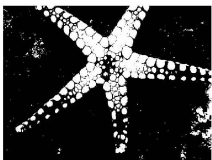
(c) 加入椒盐噪声后的分割结果

(c) Segmentation results with salt and pepper noise



(d) 泊松噪声

(d) Poisson noise



(e) 加入泊松噪声后的分割结果

(e) Segmentation results with Poisson noise

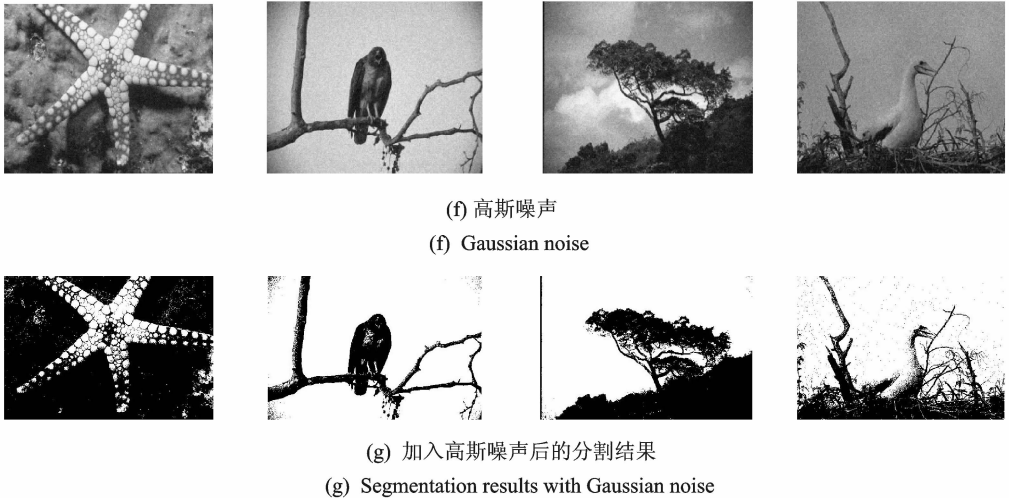


图 6 添加噪声后本文算法分割结果
Fig. 6 Segmentation results of FMS after adding noise

表 3 图 6 中 4 幅图像在添加了不同噪声后的分割正确率和分割时间
Table 3 Segmentation accuracy and time of the four images in Fig. 6

		原始图像 6	原始图像 7	原始图像 8	原始图像 9
椒盐噪声	Accuracy/%	88.02	96.31	92.35	90.53
	分割时间/s	41.031	8.547	15.813	9.234
泊松噪声	Accuracy/%	88.68	97.71	92.93	91.1
	分割时间/s	36.849	6.003	10.817	4.907
高斯噪声	Accuracy/%	87.24	95.8	93.38	88.67
	分割时间/s	102.853	12.14	16.781	11.313
原始图像	Accuracy/%	90.52	97.66	93.35	91.32
	分割时间/s	31.343	6.125	6.875	3.563

4 结束语

本文提出一种快速 Mean Shift 图像分割算法,用少量像素点作为初始点进行迭代计算,可减少迭代次数、缩短分割时间,进而提高分割效率,同时具有良好的分割效果。FMS 图像分割算法对噪声表现出较高的鲁棒性,适用于真实世界的应用。但 FMS 分割性能仍受带宽 h 的影响,因为合适的带宽大小并不总是容易确定的,此外,本算法中只考虑颜色信息对分割效果也有一定影响。在今后的工作中,将尝试结合其他方法,考虑更多的图像属性、对不同的图像采用不同的带宽,以获得更好的分割效果和分割效率。

参考文献:

- [1] 郭海涛,田垣,王连玉,等. 利用二维属性直方图的最大熵的图像分割方法[J]. 光学学报, 2006, 26(4): 506-509.
Guo HaiTao, Tian Yuan, Wang Lianyu, et al. Image segmentation using the maximum entropy of the two-dimensional bound histogram[J]. *Journal of the Optical*, 2006, 26(4): 506-509.
- [2] 谭玉敏,槐建柱,唐中实. 一种融合边缘信息的面向对象遥感图像分割方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(6): 1624-1627.

- Tan Yumin, Huai Jianzhu, Tang Zhongshi. A object-oriented image segmentation method of remote sensing image fusing edge information[J]. Spectroscopy and Analysis, 2010, 30(6): 1624-1627.
- [3] 方江雄, 屠恩美, 杨杰, 等. 基于窄带多区域水平集方法的遥感图像分割[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(11): 3001-3005. Fang Jiangxiong, Tu Enmei, Yang Jie, et al. A remote sensing image segmentation based on narrowband multiple regional level set[J]. Spectroscopy and Analysis, 2011, 31(11): 3001-3005.
- [4] 邹海, 褚维翠, 徐军, 等. 双权值神经网络在图像分割中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(13): 163-166. Zou Hai, Chu Weicui, Xu Jun, et al. Application of two-weight neural networks in image segmentation [J]. Computer Engineering and Application, 2012, 48(13): 163-166.
- [5] 白雪飞, 王文剑, 梁吉业. 基于区域显著性的活动轮廓分割模型[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(12): 2686-2695. Bai Xuefei, Wang Wenjian, Liang Jiye. An active contour model based on region saliency for image segmentation[J]. Computer Research and Development, 2012, 49(12): 2686-2695.
- [6] 杨明川, 吕学斌, 周群彪. 不完全 K-means 聚类与分类优化结合的图像分割算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(1): 248-251, 268. Yang Mingchuan, Lv Xuebin, Zhou Qunbiao. Image segmentation algorithm based on incomplete K-means clustering and category optimization[J]. Computer Application, 2012, 32(1): 248-251, 268.
- [7] 郑馨, 王勇, 汪国有. EM 聚类和 SVM 自动学习的白细胞图像分割算法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 614-619. Zheng Xin, Wang Yong, Wang Guoyou. White blood cell segmentation using expectation-maximization and automatic support vector machine learning[J]. Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 614-619.
- [8] 依玉峰, 高立群, 郭丽. 改进 FCM 在交互式图像分割中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 342-348. Yi Yufeng, Gao Liqun, Guo Li. Application of improved FCM for interactive image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(3): 342-348.
- [9] Fukunaga K, Hoatefler L D. The estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1975, 21(1): 32-40.
- [10] Cheng Y Z. Mean Shift, mode seeking, and clustering[J]. IEEE Trarn Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [11] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]:IEEE,2000: 142-149.
- [12] Comaniciu D, Meer P. Mean shift;a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002, 24(5): 603-619.
- [13] 汤杨, 潘志庚, 汤敏, 等. 基于分级 mean shift 的图像分割算法[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(9): 1424-1431. Tang Yang, Pan Zhigeng, Tang Min, et al. Image segmentation with hierarchical mean shift[J]. Computer Research and Development, 2009, 46(9): 1424-1431.
- [14] 彭宁嵩, 杨杰, 刘志, 等. Mean Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. 软件学报, 2005, 16(9): 1542-1550. Peng Niingsong, Yang Jie, Liu Zhi, et al. Automatic selection of kernel-bandwidth for mean-shift object tracking[J]. Journal of Software, 2005, 16(9): 1542-1550.
- [15] 赵万磊, 张学杰. 基于 RB-K 平均带宽设定的 Adaptive Mean Shift[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(4): 511-515. Zhao Wanlei, Zhang Xuejie. RB-K-means based adaptive mean shift[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 16(9): 1542-1550.
- [16] 钱惠敏, 茅耀斌, 王执铨. 自动选择跟踪窗尺度的 Mean Shift 算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(2): 245-249. Qian Huimin, Mao Yaobin, Wang Zhiquan. Mean shift tracking with self-updating tracking window[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(2): 245-249.
- [17] 杨静, 陈昭炯. 结合分水岭的 Mean-Shift 图像分割新算法[J]. 小型微型计算机系统, 2009(12): 2493-2496. Yang Jing, Chen Zhaojiong. Improved mean-shift segmentation algorithm combined with watershed method[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2009(12): 2493-2496.

作者简介:赵胜男(1991-),女,硕士研究生,研究方向:机器学习及图像处理,E-mail: 819628371@qq.com;王文剑(1968-),女,教授,博士生导师,研究方向:机器学习、数据挖掘等,E-mail: wjwang@sxu.edu.cn.

