

一种基于 Mean-Shift 改进的图像分割算法

伏雪¹, 马燕¹, 张相芬¹, 林涛¹, 李顺宝², 张玉萍¹

1 (上海师范大学 信息与机电工程学院, 上海, 中国, 200234)

2 (上海师范大学 数理学院, 上海, 中国, 200234)

摘要: 利用传统的 Mean-Shift 算进行图像分割时, 由于受迭代次数的限制, 造成分割时间长, 分割精度低等缺点。本文提出了结合纹元直方图的 Mean-Shift 图像分割算法, 该算法主要利用 Mean-Shift 块对图像进行分割。相对于传统的图像分割算法, 本文提出的算法既考虑了图像的边缘信息, 又有效的减少了训练和分类的复杂度, 大大的提高图像分割的准确率。实验表明, 本文提出的分割算法对图片中对象的分割效果更加明显; 相对于传统的图像分割算法, 本文提出的分割算法在分割准确率上提高了 4.3%-18.25%。

关键词: Mean-Shift 算法; 最大响应滤波器; 纹元直方图; K-means 聚类; Mean-Shift 块

中图分类号: TP391

文献标志码: A

0 引言

图像特征可分为低层特征和高层特征两部分。图像分割是指根据图像的灰度、颜色、纹理等底层特征把图像分割成具有不同特征的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程。

目前根据图像低层特征进行图像分割的算法包括基于区域的方法^[1]、基于边缘的方法^[2]、基于聚类的方法^[3]和基于特定理论工具的方法^[4-6]。虽然这些方法在图像分割方面取得了一定的效果, 但是也存在一些缺点。如: 基于区域的图像分割算法会破坏区域的边界, 当区域较大时分割的时间会很长; 基于边缘的分割算法对边缘不明显的图片分割效果较差; 基于聚类的分割算法容易引起过分割, 需要采取合并等过程; 基于特定理论的分割算法由于采用的算法的缺点限制, 在进行分割过程中也会出现很多问题。

本文采用的 Mean-Shift 算法是一种广泛使用的聚类算法, 具有对噪声具有鲁棒性、分割效果良好等优点。但是由于 Mean-Shift 算法采用的是一种迭代算法, 分割精度的高低由迭代次数决定, 这就造成分割时间过长。

本论文将 Mean-Shift 算法与最大响应滤波器组结合, 生成 Mean-Shift 纹元直方图, 进一步再对图像进行分割。这样, 就可以在减少迭代次数的同时提高分割的精度。

本研究主要贡献为: 将 Mean-Shift 算法与最大响应滤波器组结合, 在低迭代次数的情况下提高了图像分割的精度。

本论文章节安排如下:

第 1 部分, 介绍 Mean-Shift 算法的基本概念;

第 2 部分, 获取 Mean-Shift 纹元直方图;

第 3 部分, 实验以及结果分析。

全文最后是结语与展望。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (编号: 61373004)

作者简介: 伏雪 (1990-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理与模式识别; 马燕 (1970-), 女, 教授, 博士, 研究方向: 图像处理与模式识别; 林涛 (1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理。

Email: fuxuee@qq.com

1 Mean-Shift 算法

1.1 基本 Mean-Shift

Mean-Shift 是一种基于梯度的无参密度估计方法。Mean-Shift 算法就是一种基于核的目标跟踪算法。接下来主要对 Mean-Shift 的基本思想进行阐述。

设 $x_i, i=1, \dots, n$, 为 d 维欧氏空间 R^d 的 n 个空间点, 在 x 点的 Mean-Shift 向量的基本形式定义为:

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

其中 S_h 是一个半径为 h 的高维球区域, 并满足以下关系的点 y 的集合。

$$S_h(x) = \{y : (y - x)^T (y - x) \leq h^2\} \quad (2)$$

K 表示在所有的 n 个样本点 x_i 中, 有 k 个点落入区域 S_h 内。

从上述定义中, 可以看出 $(x_i - x)$ 是 x_i 相对于点 x 的偏移量, 公式(1)定义的 Mean-Shift 向量 $M_h(x)$ 为对落入 S_h 中的 k 个样本点的偏移量求均值。由于非零的概率密度梯度指向概率密度增加最大的方向。因此, S_h 区域内样本点更多的是落在沿着概率密度梯度的方向。对应的 $M_h(x)$ 也是指向概率密度的梯度方向。

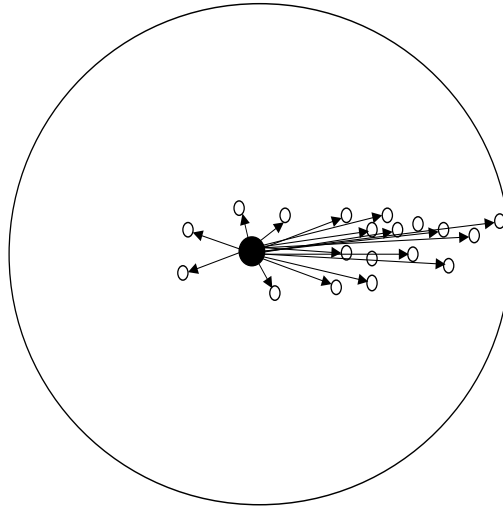


图 1 Mean-Shift 示意图

如图 1 所示, 大圆圈代表 S_h , 小圆圈代表落入 S_h 区域内的样本点 x_i 。中心的黑点为 Mean-Shift 的基准点, 箭头表示相对于基准点的偏移量。从图 1 中, 可以很明显的看出, $M_h(x)$ 指向样本分布最多的区域, 即概率密度函数的梯度方向。

1.2 核函数

从公式(1)式我们可以看出, 只要是落入大圆圈 S_h 的采样点, 无论其离基准点 x 远近, 对最终的 $M_h(x)$ 计算的贡献是一样的。为解决这一问题, 对 Mean-Shift 引进核函数的概念^[7], 这样, 在计算 $M_h(x)$ 时就可以考虑距离的影响。这样, 样本点中每个样本对 $M_h(x)$ 具有不同的影响。重新定义的 Mean-Shift 如公式(3)所示:

$$M(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n G_H(x_i - x)w(x_i)(x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G_H(x_i - x)w(x_i)} \quad (3)$$

公式中 $G_H(x_i - x) = |H|^{-1/2} G(H^{-1/2}(x_i - x))$; $G(x)$ 是一个单位核函数; H 为一个 $d \times d$ 的带宽矩阵; $w(x_i)$ 为赋予采样点 x_i 的权重, 且 $w(x_i) \geq 0$ 。

在实际应用过程中, 带宽矩阵 H 一般被限定为一个对角矩阵 $H = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$, 公式(3)通常也会被写为公式(4)的形式。

$$M_h(x) \equiv \frac{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)(x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)} \quad (4)$$

1.3 Mean-Shift 算法

Mean-Shift 算法是指利用上述与核函数结合的基本 Mean-Shift 向量进行进一步迭代的一种算法。

利用公式(4)我们可以进一步推导从而到的公式(5)。

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)x_i}{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)} - x \quad (5)$$

并将公式(5)中等号右边的第一项定义为 $m_h(x)$, 如公式(6)所示。

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)x_i}{\sum_{i=1}^n G(\frac{x_i - x}{h})w(x_i)} \quad (6)$$

给定一个初始点 x , 核函数为 $G(X)$, 容许误差为 ε , Mean-Shift 算法循环的执行下文中的三步, 直至循环结束。

- 1、计算 $m_h(x)$;
- 2、把 $m_h(x)$ 赋值给 x ;
- 3、如果 $\|m_h(x) - x\| < \varepsilon$, 则循环结束, 否则执行步骤 1。

根据公式(5), 可知 $m_h(x) = x + M_h(x)$ 。上述循环也是沿着概率密度的梯度方向移动,

同时移动的长度即于梯度的大小有关，也与该点的概率密度有关。

1.4 利用 Mean-Shift 进行图像分割

一幅图像可以表示成一个二维网格点上 p 维向量，每一个网格点代表一个象素， $p=1$ 表示这是一个灰度图， $p=3$ 表示彩色图像。在考虑图像的空间信息与彩色信息的情况下，组成一个 $p+2$ 维的向量 $x=(x^s, x^r)$ ，其中， x^s 表示网格点的坐标， x^r 表示网格点上 p 维向量特征。

在利用核函数 K_{h_s, h_r} 估计 x 的分布时， K_{h_s, h_r} 定义如公式(7)所示

$$K_{h_s, h_r} = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (7)$$

其中 h_s, h_r 控制着图像平滑的解析度， C 代表一个归一化常数。

本文分别用 x_i 和 z_i ， $i=1, \dots, n$ 表示原始和平滑后的图像，用 Mean Shift 算法进行图像平滑的具体步骤如下：

对每个像素点

- (1)、初始化 $j=1$ ，并且使 $y_{i,1} = x_i$
- (2)、运用 Mean Shift 算法计算 $y_{i,j+1}$ ，直到收敛。记收敛后的值为 $y_{i,c}$
- (3)、赋值 $z_i = (x_i^s, y_{i,c}^r)$

利用 Mean-Shift 算法进行图像分割即只需要把收敛到同一点的起始点归为同一类，并将其标号赋予起始点^[8]。

2 Mean-Shift 纹元直方图

2.1 滤波并生成特征向量

为了生成 mean-shift 纹元直方图，本文利用五维的 mean-shift 分割，其中两维表示 x, y 坐标，另外三维表示 Luv 彩色空间信息。所有的数据集具有如下特征：空间半径， $2h_s+1=7$ ；

彩色半径 $2h_c=7$ 。

纹元和色彩信息是利用最大响应滤波器对图像进行处理得到。最大相应滤波器是由一组线性滤波器组成。包括一个高斯滤波器和一个拉普拉斯高斯滤波器（这两个滤波器具有旋转对称性）；一个有三个方向的边缘相应滤波器和一个有三个方向带阻滤波器（这两个滤波器是定向的，在每一维上都有 6 个方向）。

特征向量包括由两个拉普拉斯滤波器对 L 通道（ $\sigma=2,4$ ），6 个一维高斯高斯滤波器对 L、u、v 的响应（ $\sigma=2,4$ ），以及带阻滤波器和边缘相应滤波器在 6 个不同方向（ $0-5\Pi/6$ ）

和三个不同方向上的响应。通过上述方式，在输入为 38 维向量的情况下通过最大相应滤波器组可以得到一个 10 维的向量特征。

2.2 纹元直方图

训练集图像经过最大响应滤波器获得所有的特征向量，并利用 K-means 方法进行聚类建立纹元库。

传统的基于直方图的图像分割，都是使用窗口纹元直方图对图像进行建模，本文是采用对利用 Mean-Shift 算法分割后的图像区域块建立相应的纹元直方图，纹元直方图建立方法如公式(8)所示

$$h(i) = \sum_{j \in M} count(T(j) = i) \quad (8)$$

在这里，M 表示经过 Mean-Shift 算法分割后的图像块，i 表示纹元直方图中的第 i 个元素，T(j)表示分配到像素 j 的纹元值。将 Mean-Shift 算法分割后的图像块与纹元直方图结合有以下优点：

- 1、Mean-Shift 块考虑的图像的边缘信息；
- 2、经过 Mean-Shift 算法将图像分割成更小的图像块，有效减少了训练和分类的复杂度；
- 3、将视觉上空间紧凑的点聚集在了一起并标注，这样比使用任意矩形窗口更符合实际；

3 实验

本实验主要将 Mean-Shift 算法与本文结合纹元直方图后改进的 Mean-Shift 算法对图像分割结果进行对比。

3.1 实验设计

实验环境为 CPU3.20GHz，内存为 4.0Gbyte，操作系统为 Windows8.1，仿真平台为 MATLAB2014a。

3.2 结果与分析

实验采用 Berkeley 标准图像分割库，共包含 300 幅彩色图像，本文选取其中具有代表性的六幅图像，分别包含六中不同的对象和不同背景。并分别采用了一些经典的算法与本文提出的算法进行了对比分析。图 2 和图 3 分别展示了滤波后的直方图和本文算法与其他图像分割算法的比较。主要选取了 P1-P6 共 6 幅图像。表 1 是针对这六幅图像的分割正确率的一个统计。

根据本文第二章节所述，本文采用的方法主要先对图像进行滤波；然后利用看 kmeans 对获得的特征向量进行聚类，最后利用 Mean-Shift 纹元直方图对图像进行分割。图 2 就是利用 kmeans 对向量聚类后的直方图表示。

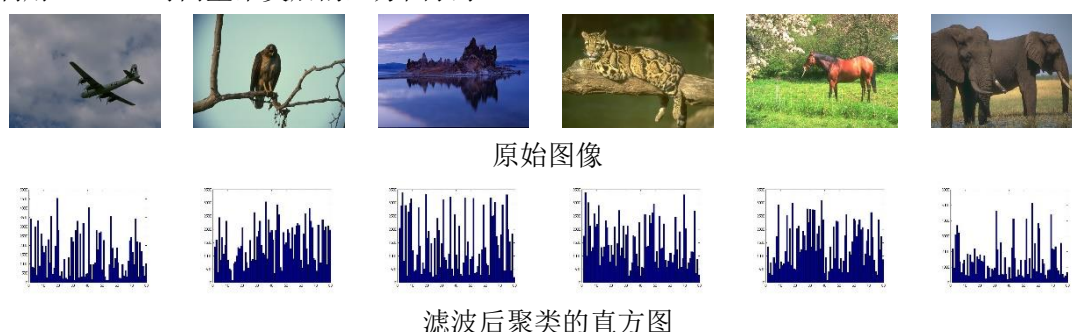


图 2 滤波后利用 Kmeans 进行聚类的直方图表示

本文主要采用是结合纹元直方图的 Mean-Shift 分割算法。本文利用一下分割算法与本

文算法进行对比：基于邻近区域分割；基于 K 邻近区域分割和基于 Mean-Shift 算法分割。利用以上方法的对比，对本文提出的算法进行总结。对比结果如图 3 所示

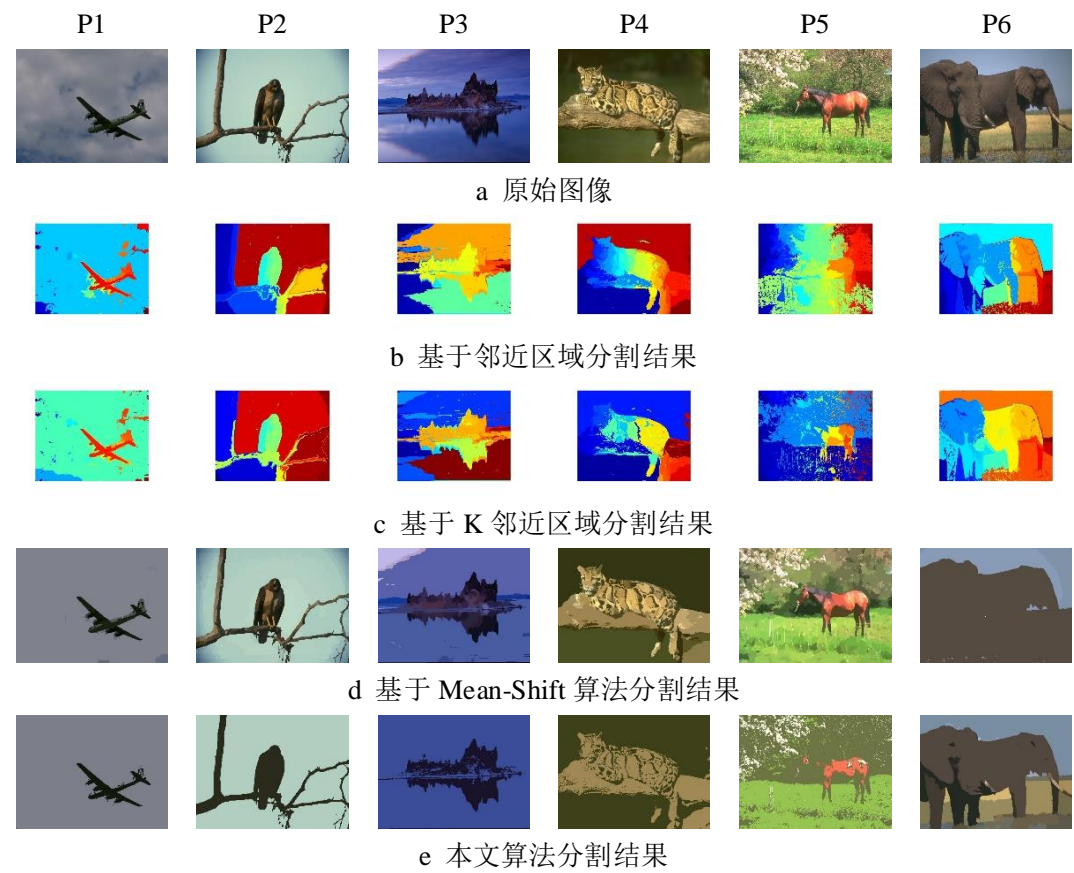


图 3 邻近区域分割、K 邻近区域分割、Mean-Shift 算法分割及本文方法分割结果比较

根据实验结果我们可以对六幅图像的分割准确率进行对比，本文中采取的对比方法如下：每幅图像选取一个对象作为分割基准，根据分割出来的对象大小与对象原来的大小进行比较，得出准确分割率。在本文的六幅图像分别选取飞机、猫头鹰、小岛、猎豹、马、大象作为分割对象。统计结果如表 1 所示。表 2 中为本文所用算法与其他分割算法对样本分割的准确率均值统计表，从表 2 中可以总结出，本文算法相对于其他分割算法对对图像分割的准确度有明显的提高。

表 1 本文所使用图像分割准确率统计

图	P1	P2	P3	P4	P5	P6	平均
邻近区域分割算法	79.5%	77.3%	60.1%	65.2%	30.4%	79.6%	65.35%
k 邻近区域分割算法	80.8%	81.6%	69.7%	63.9%	41.2%	81.3%	69.75%
Mean-Shift 算法	87.9%	86.3%	71.8%	78.7%	70.6%	80.6%	79.3%
本文算法	93.7%	88.3%	78.5%	80.2%	70.5%	90.3%	83.6%

表 2 本文所用算法与其他分割算法对样本分割的准确率均值统计表

分割方法	邻近区域分割算法	k 邻近区域分割算法	Mean-Shift 算法	本文算法
所有样本分割准确率均值	62.37%	68.19%	79.69%	84.31%

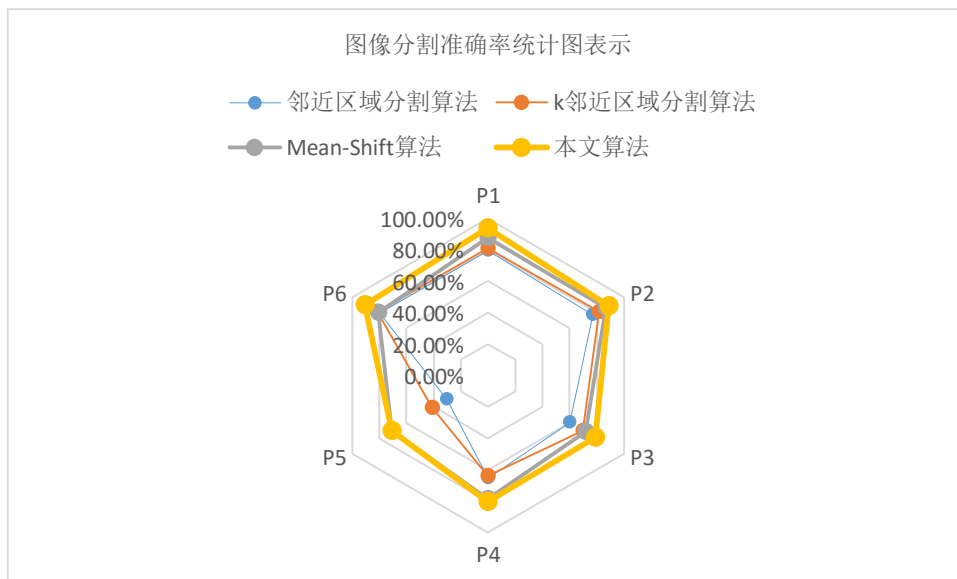


图 4 本文所使用图像分割准确率图表示

根据实验获得的图 2、图 3、图 4 和表 1 可以得出以下结论：

- (1) 本文所提出的算法，在图像分割过程中相对于其他算法分割效果跟明显，能够基本完整的分割出对象。
- (2) 相对于其他分割算法，本文提出的分割算法在准确率上有明显的提高。

但是本算法还有一些不足之处，在图像 P5 中，由于背景信息过于复杂，导致本文算法分割的准确率低于 Mean-Shift 算法分割的准确率，在后期的研究工作中如果加入语义方法，是可以解决背景信息复杂导致分割准确率下降的问题的。

4 结语与展望

本文提出了结合纹元直方图的 Means-Shift 图像分割算法，该算法主要利用 Mean-Shift 块对图像进行分割，既考虑了图像的边缘信息，又有效的减少了训练和分类的复杂度。实验结果表明分割准确率得到了明显的提高。

但是本算法还是会产生过分割的情况。从长远来看，本算法可以进一步结合图像语义信息，相信在高层语义层次结合本文方法对图像分割效果会更加明显。

参考文献

- [1] Li Z, Tang K, Cheng Y, et al. Transition region-based single-object image segmentation[J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2014,68(12):1214-1223.
- [2] Zhou Y, Shi W, Chen W, et al. Active contours driven by localizing region and edge-based intensity fitting energy with application to segmentation of the left ventricle in cardiac CT images[J]. Neurocomputing, 2015,156(0):199-210.
- [3] Liu B, Jia X, Jiang Q, et al. A segmentation system based on clustering method for pediatric DTI images[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2015,25(1):102-113.
- [4] Torbati N, Ayatollahi A, Kermani A. An efficient neural network based method for medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2014,44(0):76-87.

-
- [5] Roy S, Mukhopadhyay S, Mishra M K. Enhancement of morphological snake based segmentation by imparting image attachment through scale-space continuity[J]. Pattern Recognition, 2015,48(7):2254-2268.
- [6] Melo-Pinto P, Couto P, Bustince H, et al. Image segmentation using Atanassov' s intuitionistic fuzzy sets[J]. Expert Systems with Applications, 2013,40(1):15-26.
- [7] Anand S, Mittal S, Tuzel O, et al. Semi-Supervised Kernel Mean Shift Clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014,36(6):1201-1215.
- [8] Wu G, Zhao X, Luo S, et al. Histological image segmentation using fast mean shift clustering method[J]. BioMedical Engineering OnLine, 2015.

An improved image segmentation algorithm based on Mean-Shift

FU Xue¹, MA Yan^{1*}, ZhANG Xiangfen¹, LIN Tao¹, LI Shunbao², Zhang Yuping¹

1 (College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai, 200234, China)

2 (College of Mathematics and Science, Shanghai Normal University, Shanghai, 200234, China)

Abstract: Traditional segmentation based on Mean-Shift is time consuming and low segmentation accuracy limited by the number of iterations. The paper proposed a new image segmentation algorithm based on Mean-Shift. It combine texton histogram with Mean-Shift. Comparing with traditional image segmentation algorithm, this algorithm takes into account the edge information of the image. Furthermore, It decrease the complexity for training and classification. Experimental shows that the algorithm proposed in this paper has better result during image segmentation. Comparing with the traditional image segmentation algorithm, The segmentation accuracy for this algorithm increased 4.3%-18.25%.

Keywords: Mean-Shift algorithm; Maximum response Filter; Texton histogram; K-means clustering; Mean-Shift patches