

基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割^①

吴 迪¹, 胡 胜², 胡灵芝¹, 胡俊华¹

¹(陕西中医药大学 基础医学院, 咸阳 712046)

²(西安交通大学 机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710049)

摘 要: 针对 SVM 进行图像分割时存在对噪声和孤立点较敏感导致分割结果不佳和抗造性能低下等问题, 提出一种基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM (Modified fuzzy SVM, MFSVM) 彩色图像分割方法. 该方法在考虑人类视觉显著性检测机制因素的同时, 对标准的模糊 SVM 算法进行改进, 新的隶属度函数综合考虑了样本点距离类中心的远近以及样本点的疏密程度, 从而有效惩罚噪声点并增强了支持向量的作用. 通过彩色图像分割进行验证, 结果显示与标准的 SVM 及基于样本疏密程度隶属度的 FSVM 分割方法相比, 本文方法能够对复杂场景下的彩色进行有效分割, 同时呈现出良好的抗噪能力.

关键词: 视觉注意; 图像分割; 支持向量机; 隶属度函数

Method for Image Segmentation Based on Visual Attention and FSVM with Improved Membership

WU Di¹, HU Sheng², HU Ling-Zhi¹, HU Jun-Hua¹

¹(School of Basic Medical Science, Shaanxi University of Chinese Medicine, Xianyang 712046, China)

²(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Due to the interference effect of the existence of the isolated points and prone points, SVM-based segmentation algorithm cannot obtain an ideal segmentation effect. An image segmentation method based on visual attention and fuzzy SVM (MFSVM) with improved membership degree function is proposed. In order to avoid the interference from non-vital training samples and noises, the segmentation result is coincided with the characteristics of human vision. The new membership degree function not only considers the distance of samples to center, but also divides the sample points into two types according to the distance of sample points to the center. It has enhanced the effect of support vectors and can effectively improve the segmentation accuracy. Multiple sets of color images are selected to verify the effectiveness of the proposed method. Result shows that, comparing with the standard SVM and FSVM methods, the proposed method shows an effective segmentation result as well as good noise immunity ability.

Key words: visual attention; image segmentation; support vector machine (SVM); membership function

图像分割旨在研究如何有效地将图像依据一定的规则划分成各具特性的区域并对其感兴趣区域进行提取^[1], 其分割质量直接或间接影响后期图像分析和理解的效果, 故选择性能优良的图像分割算法具有重要价值和实际意义.

SVM 是基于统计学习理论基础的有监督分类的新型机器学习算法, 在进行图像分割时具有潜在优势. 徐海祥^[2]提出了运用 SVM 算法对磁共振脑图像进行分割, 该方法中证明了核函数及模型参数对 SVM 分割

性能产生较大影响. Ricci 等^[3]提出了使用 SVM 算法分割视网膜图像, 取得不错的分割效果. 图像分割的自适应性. Yu^[4]提出了一种改进的 SVM 算法并将其应用于图像分割过程. 所提出的方法通过减少输入训练矢量的数目显著减少了计算成本, 在保持支持向量数量不变的同时仍获得可靠的分割精度. 文献[5,6]提出基于 SVM 训练样本自动选取的分割算法, 该方法首先使用 FCM 聚类算法获得一定数目的训练样本, 接着提取训练样本的颜色特征和纹理特征等特征属性再

① 收稿时间:2016-04-21;收到修改稿时间:2016-05-30 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005553]

对 SVM 模型进行训练,最后运用训练好的 SVM 模型对图像进行分割,获得了不错的分割效果. Yang 等^[7]提出运用最小二乘支持向量机对彩色图像进行分割.该方法自动选取训练样本并提取其颜色特征与纹理特征,问题的关键在于支持向量机核函数的选择以及核参数的确定.吕景美^[8]提出基于主成分分析的多类支持向量机彩色图像分割方法,此算法运用主成分分析方法提取了训练样本主元特征向量的同时降低 SVM 输入层向量维数.在上述 SVM 方法基础上,考虑图像样本点的重要程度不同带来图像分割效果的差异性,文献[9-11]通过构建模糊隶属度函数融合到 SVM 模型中构造了 FSVM 的图像分割方法,一定程度上有效地降低了图像噪声点对 SVM 分类器的分割效果的影响,该方法的关键是如何构造合适的隶属度函数.

相关研究表明,基于 SVM 的算法在分割图像时具有一定的优势,然而该算法对噪声以及孤立点等较敏感,容易产生过分割或者欠分割.在运用 FSVM 进行图像分割时其隶属度函数的构造尚无可遵循的一般性规律,原则上不同的样本应该具有不同的隶属度,从而在构造目标函数时有不同的贡献度,故在整个 FSVM 算法中隶属度函数的设计起着很重要的作用.现有的 SVM 分割图像方法针对存在的噪声和孤立点较敏感的现象,有些隶属度函数的设计简单,使得对孤立数据点或噪声数据点敏感,产生图像的过分割现象.

为此,本文提出一种基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割方法.首先运用视觉注意机制提取待分割图像的显著区域和非显著区域,同时考虑样本点排列的紧密程度和样本点到类中心的距离双重因素,构造改进隶属度的函数 FSVM 模型对待分割的彩色图像进行分割,最后通过实验验证所提方法的有效性.

1 显著区域和非显著区域提取

为了使图像分割结果与人类视觉注意结果相一致,人们越来越重视基于人类视觉系统注意的方法.该方法通过选择性注意机制指导人们关注场景中感兴趣的区域,计算图像中最显著的部分并将其表示为一幅与原图像大小相同的灰度图,即显著图^[12,13],显著图中每个像素的显著值与被关注程度成正比.通过视觉选择性注意生成的显著图可以找到相对有意义且符合人类感知的显著区域所在的位置,从而能够较准确地得

到图像的显著区域.

本文首先利用人类视觉注意模型运用谱残差生成显著图,然后得到显著图像的显著区域和非显著区域.原始的彩色图像转换成灰度图像,其显著图的实现过程如下:

$$A(f) = R\{F[I(x,y)]\}, P(f) = H\{F[I(x,y)]\} \quad (1)$$

$$L(f) = \log[A(f)], R(f) = L(f) - A(f) \quad (2)$$

$$SM(x,y) = g(x) * F^{-1}[\exp(R(f) + P(f))]^2 \quad (3)$$

其中, F, F^{-1} 分别代表傅立叶变化和傅立叶逆变化, $A(f)$ 代表平均频谱, $P(f)$ 代表图像的光谱相位, $L(f)$ 是平均频谱的对数, $R(f)$ 是谱残差, $g(x)$ 是高斯函数,文中 δ 取 8.

以上生成的显著图是灰度级图像,其灰度值范围为 [0,255],显著图灰度值(显著值)越大,则表明越容易受到关注.为了进一步确定显著区域的位置,通过对显著图二值化得到二值图.

$$OM(x,y) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } SM < T \\ 1 & \text{如果 } SM > T \end{cases} \quad (4)$$

其中, $T = 3E(S(x))$, $E(S(x))$ 是显著图的平均强度.

二值图 $OM(x,y)$ 中的白色区域代表显著区域 R_o 的粗略估计,黑色区域则代表非显著区域 R_b 的粗略估计.为了移除显著区域 R_o 边界附近不确定的像素,使用形态学操作对显著目标 R_o 进行腐蚀形成更精准的显著区域 M_o ,则非显著区域 R_b 自然会扩张形成新的非显著区域 M_b .这里的显著区域和非显著区域均是灰度图像.之后用原始图像和二值图像卷积则 M_o 生成显著区域 T_o ,同理 M_b 生成非显著区域 T_b ;最终可以生成三原图 $\{TS_o, TS_b, TS_r\}$, TS_o 代表显著区域 T_o 的像素, TS_b 代表非显著区域 T_b 的像素, TS_r 内的像素既可能属于显著区域 T_o 也可能属于非显著区域 T_b .这里的显著区域、非显著区域均是彩色图像.

$$M_o = R_o \ominus E_{r_e} \quad (5)$$

$$M_b = ((R_o \oplus D_{r_d}) - R_o) \cup R_b \quad (6)$$

其中, $\ominus E_{r_e}$ 与 $\oplus D_{r_d}$ 分别是形态学腐蚀与膨胀运算符,分别是宽度为 10 的正方形结构元素.

该方法能够将目标和背景区分开,并且定位准确,在此基础上分别选取显著区域和非显著区域中样本并自动标记为正类(前景点)和负类(背景点)训练样本,通过构建基于改进隶属度的 FSVM 模型实现彩色图像的精确分割.

2 改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割

由于所得到图像显著区域的边界往往存在不准确性,使得经过显著性提取之后的图像很难直接用于图像分割.而合理模糊隶属度函数的构造能够解决显著区域边界不确定的缺陷,使得分割结果与人类视觉注意结果相一致.为此本文在考虑图像特征样本点距离类中心的远近以及样本点的疏密程度的基础上,构造改进隶属度的 FSVM 模型实现彩色图像分割.

2.1 改进隶属度的 FSVM 模型

给定训练样本集:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \quad (7)$$

其中 $x_i \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}, i=1, 2, \dots, l$, 样本点中有正类样本点和负类样本点, 将全部的正类 C^+ 样本点 x_i 对应于类标签 $y_i=1$, 全部的负类 C^- 样本点 x_i 对应于类标签 $y_i=-1$, 则:

$$\begin{aligned} C^+ &= \{x_i | x_i \in T, y_i = 1\} \\ C^- &= \{x_i | x_i \in T, y_i = -1\} \end{aligned} \quad (8)$$

正类样本点与负类样本点的中心分别为:

$$\begin{aligned} O^+ &= \frac{1}{l^+} \sum_{x_i \in C^+} x_i \\ O^- &= \frac{1}{l^-} \sum_{x_i \in C^-} x_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中 l^+ 、 l^- 分别为正类 C^+ 样本点和负类 C^- 样本点的数目. 则样本点到正类中 O^+ 与负类中心 O^- 之间的距离分别为:

$$\begin{aligned} d_+^2(x_i - O^+) &= \|x_i - O^+\|^2 \\ d_-^2(x_i - O^-) &= \|x_i - O^-\|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

正类样本点的邻域半径和负类样本点的邻域半径分别记作:

$$\begin{aligned} r_+^2 &= \max_{\{x_i | x_i \in C^+, y_i = +1\}} \|x_i - O^+\|^2 = \max_{\{x_i | x_i \in C^+, y_i = +1\}} d_+^2(x_i - O^+) \\ r_-^2 &= \max_{\{x_i | x_i \in C^-, y_i = -1\}} \|x_i - O^-\|^2 = \max_{\{x_i | x_i \in C^-, y_i = -1\}} d_-^2(x_i - O^-) \end{aligned} \quad (11)$$

(1) 依据样本点距离类中心的远近构造隶属度函数:

$$s_i^{(1)} = \begin{cases} 1 - \left(\frac{1}{r_+^2 - d_+^2(x_i, O^+) + 1} \right), & y_i = +1 \\ 1 - \left(\frac{1}{r_-^2 - d_-^2(x_i, O^-) + 1} \right), & y_i = -1 \end{cases} \quad (12)$$

由式(12)可以看出样本点距离类中心的距离越远, 样本点属于该类的可能性则越小, 即 $s_i^{(1)}$ 越小; 那么也就意味着噪声和野值点属于该类的可能性越小, 其

对该类样本的影响程度也越小, 故使得噪声和野值点对该类样本的影响可以有效的减少.

(2) 基于样本疏密程度构造隶属度函数

考虑两个样本间的疏密程度, 将两个样本点之间的距离记为 d_{ij} :

$$d_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad i, j \in \alpha, i \neq j \quad (13)$$

$$\begin{cases} b_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^k d_{ij}} & i, j \in \alpha, i \neq j \\ B = \max b_i & i, j \in \alpha, i \neq j \end{cases} \quad (14)$$

则基于样本疏密程度的隶属度函数为:

$$s_i^{(2)} = \begin{cases} \frac{b_{i+}}{B_+} & x_i \in C^+ \\ \frac{b_{i-}}{B_-} & x_i \in C^- \end{cases} \quad (15)$$

由式(15)能看出, 当两个样本之间的密切程度越大, 则其对应的隶属度 $s_i^{(2)}$ 值也越大. 噪声点与野值点和样本间密切度很小, 即其 $s_i^{(2)}$ 很小, 因而可以减少噪声点等对样本点的影响.

(3) 改进的新隶属度

综合上述隶属度 $s_i^{(1)}, s_i^{(2)}$ 可以建立新的双隶属度:

$$\mu_i = s_i^{(1)} \cdot s_i^{(2)} = \begin{cases} \mu_{i+} = \frac{b_{i+}}{B} \cdot \left[1 - \left(\frac{1}{r_+^2 - d_+^2(x_i, O^+) + 1} \right) \right], & x_i \in C^+, x_j \in C, y_i = +1 \\ \mu_{i-} = \frac{b_{i-}}{B} \cdot \left[1 - \left(\frac{1}{r_-^2 - d_-^2(x_i, O^-) + 1} \right) \right], & x_i \in C^-, x_j \in C, y_i = -1 \end{cases} \quad (16)$$

这里, $\mu_{i+} + \mu_{i-} = 1, 0 < \mu_{i+} < 1, 0 < \mu_{i-} < 1$. 隶属度 $s_i^{(1)}, s_i^{(2)}$ 的值全部介于 $[0, 1]$, 二者相乘结果会变得更小, 鉴于噪声点与野值点等所对应的隶属度 $s_i^{(1)}, s_i^{(2)}$ 值全部都很小, 则其乘积会变的更小, 故对噪声等的惩罚程度加大, 可以有效减少噪声点等对样本点的影响.

本文改进的隶属度函数综合考虑了样本点距离类中心的远近以及样本点的疏密程度, 从而有效的惩罚噪声点等, 即增强了支持向量的作用, 可以有效提高图像分割准确率.

2.2 基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割

本文提出的基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割方法分为以下三个部分:

1) 将待分割的彩色图像通过谱残差方法生成显著图, 分别获取图像的显著性区域和非显著性区域。

2) 将原图像、显著区域和非显著区域彩色图像转换到 HIS 色彩空间, 分别提取 HIS 色彩空间下各自图像的 H、S、I 分量作为特征向量并构造特征属性样本集合, 实现训练样本特征属性的提取。

3) 计算其改进隶属度函数的样本隶属度, 基于特征属性训练样本集对 MFSVM 模型进行训练获取最优的多核 SVM 模型, 最后利用改进的 FSVM 模型对待分割的彩色图像进行分割。基于上述思想得到本文方法的图像分割流程如图 1 所示。

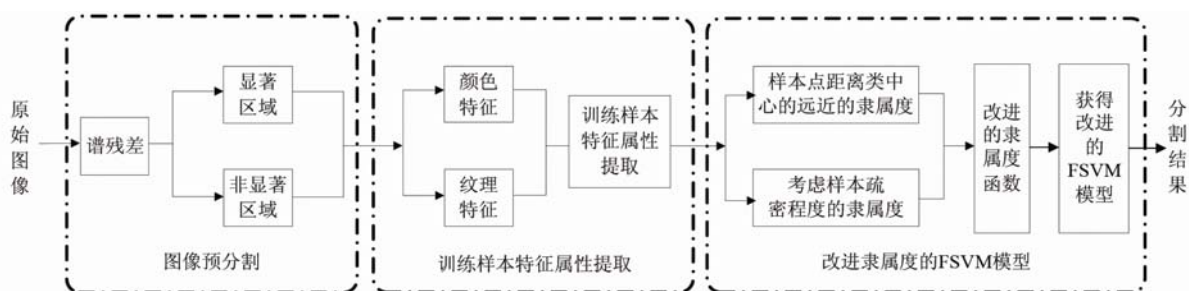


图1 基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 彩色图像分割流程

3 实验结果与分析

本文的所有实验均在软件 MATLAB R2012b 中进行, 运行环境为 CPU 3.2GHz 内存 2G, 硬盘 500G, 操作系统是 Windows 7. 为验证本文提方法的有效性, 选取典型彩色图像进行分割实验, 其图像尺寸大小均

为 300*300.

3.1 显著区域和非显著区域获取

首先选自互联网的自然场景彩色图像为对象, 基于谱残差方法对图像区域进行提取. 图 2 为生成的显著图和显著区域与非显著区域的提取效果。

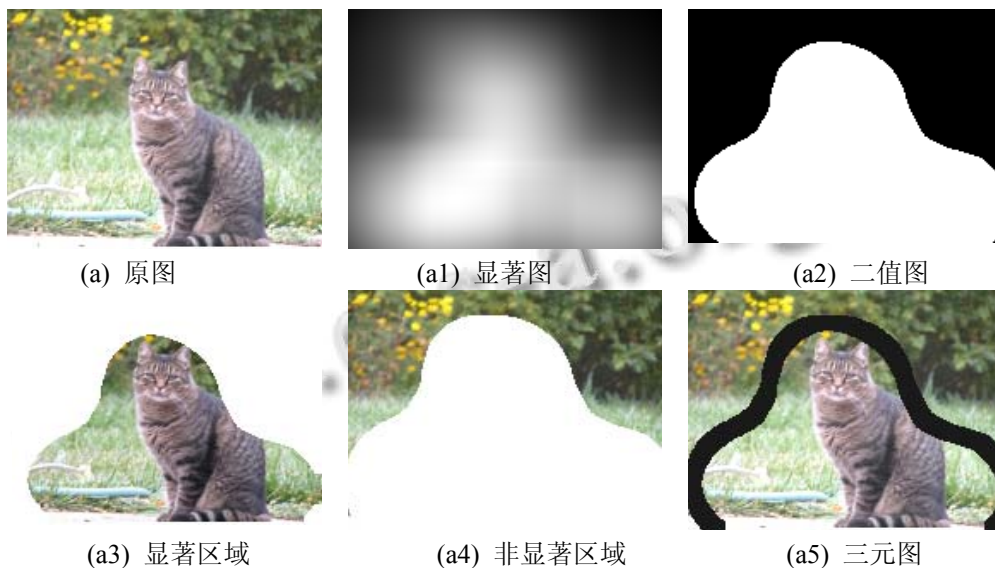


图2 获取显著区域和非显著区域

由图 2 可以看出, 图 (a) 为原始输入图像, 图 (a1) 为原始输入图像的显著图, 图 (a2) 为显著图的二值图像, 图 (a3) 为显著区域即目标位于该区域内, 之后正类训练样本从该区域中提取, 图 (a4) 为非显著区域即背景区域, 负类训练样本从该区域中提取, 图 (a5) 中黑色圈内部是显著区域, 黑色圈外部是非显著区域,

黑色圈可能属于显著区域也可能属于非显著区域。

3.2 不同隶属度函数的 FSVM 图像分割效果对比

为了验证所提图像分割方法的有效性, 进一步选取伯克利图像库中复杂背景的彩色图像为分割对象 (图 b、c 和 d). 首先对图像各区域在 HIS 空间中的颜色特征进行提取, 然后基于标准的 SVM、样本疏密程

度隶属度的 SVM(记作 SFSVM)和视觉注意的改进隶属度 FSVM(记作 MFSVM)进行图像分割实验, 同时将

分割图像的光滑性和连续性作为算法评价性能指标, 不同算法的图像分割结果如图 3 所示.

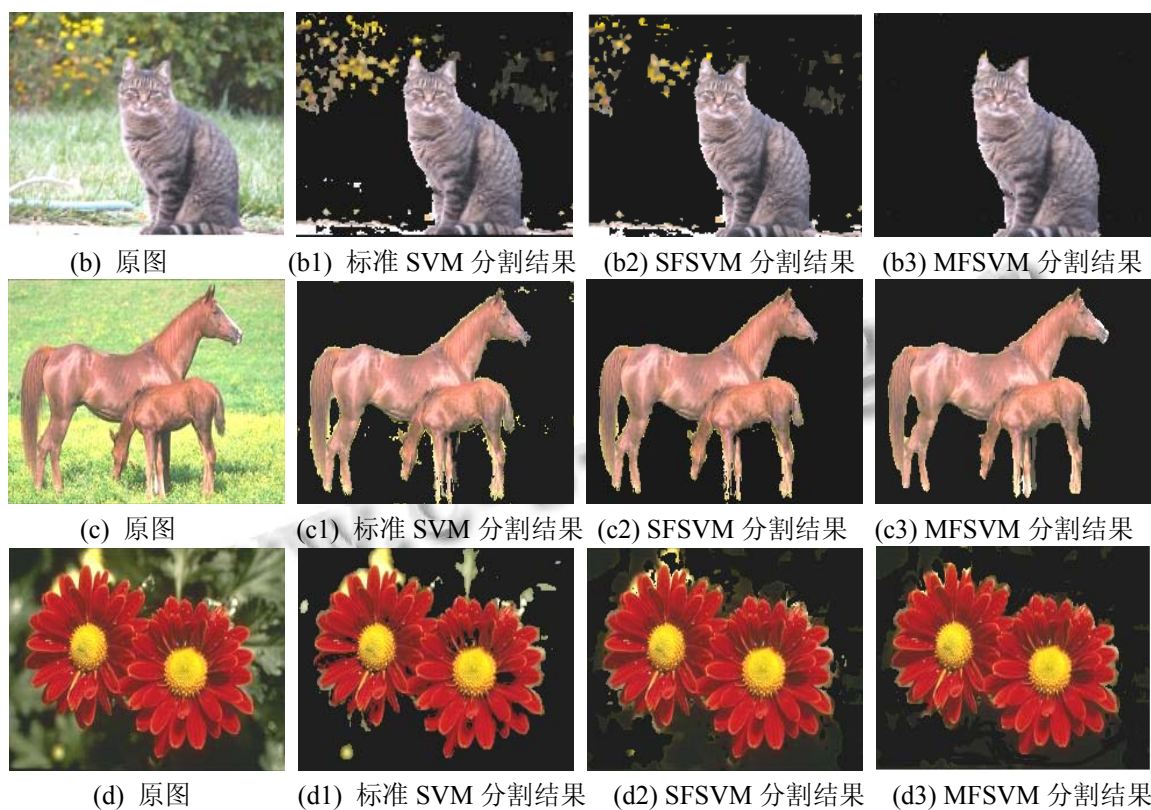


图 3 不同类型 SVM 图像分割效果

由图 3 可以看出, 原始图像(b)、(c)和(d)的目标与背景的某些颜色存在相似之处, 容易将其当作目标分割出来. 图(b)中部分叶子与猫身体的颜色较为接近, 图(c)前景中鹿的颜色和背景中墙以及图中靠右下角部分地面的颜色相似, 图中(d)中前景边缘较细腻, 图中左上部背景中颜色和前景中花蕊颜色容易误判. 在基于标准 SVM 模型的分割结果中将这原本属于背景的错误判为前景分割出来, 分割效果不理想(图 3 中 b1、c1 和 d1). SFSVM 分割方法虽然能克服部分不足, 但是分割效果还是不甚理想, 其效果如图 3 中(b2、c2 和

d2). 而运用本文提出的基于视觉注意和改进隶属度的 FSVM 进行图像的分割方法得到的图像(b3、c3 和 d3)很好的表征了这些目标区域, 其分割结果在复杂背景下突出了图像目标, 同时保留了图像目标的局部细节, 与人们的主观分割效果保持一致.

为进一步分析图像分割算法的抗噪性能, 同时增加分割的难度, 对最初选取的猫图像分别添加高斯噪声与椒盐噪声, 使得待分割图像变得更加复杂模糊. 采用基于视觉注意和改进隶属度函数的 FSVM 进行图像分割, 其结果如图 4 所示.



(e) 未添加噪声的图 像

(f) 添加高斯噪声的图像

(g) 添加椒盐噪声的图像



图4 MFSVM 分割含噪声图像的结果

由图4可知,图像(f)和(g)分别为添加高斯噪声和椒盐噪声的图像,分割结果显示所提方法较准确地分割出了噪声条件下的图像目标(图f1和g1)。综合分析,使用所提方法对噪声图像的分割整体效果甚好,由此可见本文图像分割算法具有良好的抗噪性能。

4 结语

本文提出了基于视觉注意和改进隶属度的FSVM彩色图像分割方法。该方法考虑了人类视觉显著性检测机制因素,利用显著区域的准确定位得到待分割图像的显著区域边界,同时基于样本点距离类中心的远近和样本点的疏密程度对隶属度函数进行改进,避免了噪声点等非重要训练样本的干扰且使得分割效果符合人类视觉特点。实验结果显示了所提方法在获得较理想的分割效果的同时呈现出较强的抗噪性能。针对实际的待分割图像,如何根据样本的特征属性,选取模糊支持向量机合适的惩罚因子和核函数将是下一步的研究重点。

参考文献

- 1 Cheng HD, Jiang XH, Sun Y, et al. Color image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition*, 2001, 34(12): 2259–2281.
- 2 徐海祥,喻莉,朱光喜,等.基于支持向量机的磁共振脑组织图像分割. *中国图像图形学报*, 2006, 10(10): 1275–1280.
- 3 Ricci E, Perfetti R. Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2007, 26(10): 1357–1365.
- 4 Yu ZW, Wong HS, Wen GH. A modified support vector machine and its application to image segmentation. *Image and vision computing*, 2011, 29(1): 29–40.
- 5 张荣,王文剑,白雪飞,等.基于训练样本自动选取的SVM彩色图像分割方法. *计算机科学*, 2012, 39(11): 267–271.
- 6 Wang XY, Wang QY, Yang HY, Bu J. Color image segmentation using automatic pixel classification with support vector machine. *Neurocomputing*, 2011, 74(18): 3898–3911.
- 7 Yang HY, Wang XY, Wang QY, et al. LS-SVM based image segmentation using color and texture information. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(7): 1095–1112.
- 8 吕景美.一种改进的多类SVM彩色图像分割算法. *核电子学与探测技术*, 2013, 33(8): 990–994.
- 9 Li L, Li JY, Ding WY. A new method for color image segmentation based on FSVM. *IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2010, 2: 664–668.
- 10 周恩.基于模糊支持向量机的医学图像分割算法研究. *电子技术与软件工程*, 2015(22): 91–93.
- 11 Sheeba MS, Sathya A. Hybrid approach of kernelized fuzzy c-means and support vector machine for breast medical image segmentation. *Journal of Chemical and Pharmaceutical Research*, 2015, 7(2).
- 12 曾智勇,张学军,崔江涛,周利华.基于显著兴趣点颜色及空间分布的图像检索新方法. *光子学报*, 2006, 35(2): 308–311.
- 13 Gopalakrishnan V, Hu Y, Rajan D. Salient region detection by modeling distributions of color and orientation. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2009, 11(5): 892–905.