

基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割方法

张 荣¹ 王文剑^{1,2} 白雪飞¹

(山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)¹

(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)²

摘 要 图像分割是模式识别、图像理解、计算机视觉等领域的重要研究内容。基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的方法现已广泛应用于图像分割,但其在训练样本的选取上大多是人工选择,这降低了图像分割的自适应性,且影响了 SVM 的分类性能。提出一种基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割方法,算法首先使用模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法自动获取训练样本,然后分别提取图像颜色特征和纹理特征,将其作为 SVM 模型训练样本的特征属性进行训练,最后用训练好的分类器对图像进行分割。实验结果表明,提出的方法可取得很好的分割结果。

关键词 图像分割,支持向量机,模糊 C 均值

中图法分类号 TP399 文献标识码 A

Color Image Segmentation SVM Approach Based on Training Samples Automatic Selection

ZHANG Rong¹ WANG Wen-jian^{1,2} BAI Xue-fei¹

(School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)¹

(Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of

Education, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)²

Abstract Image segmentation is an important research field of pattern recognition, image understanding and computer vision. Support vector machine (SVM) is now widely used in image segmentation, but the training samples are usually selected artificially. This will reduce the self-adaptability and affect the classification performance of image segmentation. This paper presented a color image segmentation SVM approach based on training samples automatic selection. First, Fuzzy C-Means (FCM) clustering algorithm was used to obtain the training samples for SVM automatically. Then, color and texture features were extracted from the image as attributes of training samples of SVM. Finally, the images were segmented by the trained classifier. The experiment results demonstrate that the proposed approach can achieve good segmentation performance.

Keywords Image segmentation, Support vector machine, Fuzzy C-means

1 引言

图像分割是图像分析和模式识别的首要问题,作为识别系统最重要的前期处理部分,图像分割的质量将直接决定图像内容分析判别的结果。图像分割的目的在于根据某些特征(如灰度级、频谱、纹理等)将一副图像分成若干有意义的区域,使得这些特征在某一区域中表现一致或相似,而在不同区域间表现出明显的不同。目前已经提出许多不同类型的图像分割方法,如直方图阈值法^[1]、特征空间聚类^[2]、基于区域的方法^[3]、边缘检测方法^[4]和神经网络方法^[5]等。这些方法虽然有一定的效果,但也存在一定的局限性,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。聚类方法不需要训练样本,

但需要事先确定分类个数,其初始参数对聚类结果影响较大,且聚类没有考虑空间信息,因而对噪声敏感。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。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。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。

基于统计学习理论和结构风险最小化的支持向量机^[6]作为一个强大的新工具已经被应用于数据分类、图像分类、函数估计、数据挖掘、人脸识别等领域,近年来国内外学者已经提出了一些基于支持向量机的图像分割方法^[7,8]。这些方法基于分类思想利用待分割图像中部分像素的灰度等其他特征作

到稿日期:2012-03-05 返修日期:2012-06-01 本文受国家自然科学基金项目(60975035, 71031006),教育部博士点基金项目(20091401110003),教育部新世纪人才支持计划项目(NCET-07-0525)和山西省自然科学基金项目(2009011017-2)资助。

张 荣(1987-),女,硕士生,主要研究方向为机器学习及图像处理, E-mail: zhangrong429@163.com; 王文剑(1968-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为机器学习及计算智能; 白雪飞(1980-),女,博士,讲师,主要研究方向为机器学习及图像处理。

为训练样本来训练分类器,再利用训练好的分类器完成整幅图像的分割。然而作为有监督的分类器,支持向量机无法自动获取训练样本,通常需要用户提供训练样本,如文献[7]提出的 FSVM 算法。人工选取训练样本有很大的随机性,不仅影响分割结果,而且费时费力,但自动选取训练样本的 SVM 图像分割方法可以弥补上述不足,提高 SVM 模型的自适应性。

本文提出一种基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割方法,算法首先用 FCM 聚类算法自动获取训练样本。FCM 算法作为无监督聚类算法,在图像分割中得到了广泛应用,与硬性分割方法相比,FCM 可保留原始图像的更多信息,然而,FCM 的不足之处在于没有考虑到图像的空间信息,而空间信息对于图像的噪声点是非常敏感的。本文结合局部空间信息和灰度信息作为像素点的相似性度量,同时考虑两像素点之间的欧式距离,从而准确计算局部空间信息,去除图像噪声点且保留图像细节,以完成对图像像素点的分类。本文随机选取两类样本中一定数量的像素点,并提取图像颜色特征和纹理特征作为 SVM 模型训练样本的特征属性来训练 SVM 分类器,最后,用训练好的分类器对图像进行分割。

2 支持向量机简介

支持向量机本质上是一种基于结构风险最小化的分类器,通过求解一个二次规划问题,寻找将两类数据分为间隔最大的最优超平面。对于非线性问题,支持向量机通过非线性变换将其转化为高维空间中的线性问题,在特征空间求最优分类面。为避免高维空间数据的内积运算,引入核函数^[6]进行替代。常用的核函数有线性核函数、多项式函数、高斯径向基函数和 Sigmoid 函数等^[9]。由于支持向量机具有坚实的理论基础和良好的泛化能力,因此在进行图像分割时,对于前景背景有明显差异的图像可取得较好的效果。

3 基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割算法

本文提出的基于自动选取训练样本的 SVM 图像分割模型分为两个处理阶段:第一个阶段是基于 FCM 训练样本的自动选择,将像素点分为前景和背景两类;第二个阶段是基于 SVM 的图像分割。采用本文算法进行图像分割的过程如图 1 所示。

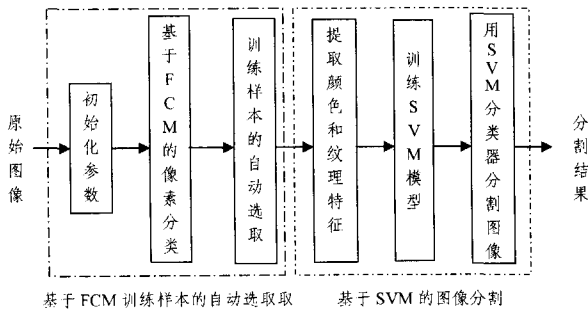


图 1 基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割方法示意图

3.1 基于 FCM 的训练样本自动选择

FCM 算法通过隶属度函数 u_{ij} 确定像素点属于各个类的程度。隶属度函数定义为:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{2/m-1}} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|c_i - \xi_j\|}{\|c_k - \xi_j\|}\right)^{2/m-1}} \quad (1)$$

式中, c 为类别个数, c_i 为第 i 类中心点的灰度值, 定义如下:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \xi_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, i=1, 2, \dots, c \quad (2)$$

式中, d_{ij} 为第 i 个聚类中心与第 j 个像素点间的欧氏距离, $m \in [1, \infty)$ 是一个加权指数, ξ_j 表示线性加权求和图像 ξ 中第 i 个像素点的灰度值, 其定义如下:

$$\xi_j = \frac{\sum_{i \in N_i} S_{ij} x_j}{\sum_{i \in N_i} S_{ij}} \quad (3)$$

式中, S_{ij} 用于度量像素点的局部相似性, 定义为:

$$S_{ij} = \begin{cases} S_{s,ij} \times S_{g,ij}, & j \neq i, \\ 0, & j = i \end{cases} \quad (4)$$

式中, $S_{s,ij}$ 可表达像素的局部空间信息, $S_{g,ij}$ 表达像素的局部灰度信息。 $S_{s,ij}$ 定义为:

$$S_{s,ij} = \exp\left(-\frac{\sqrt{(p_i - p_j)^2 + (q_i - q_j)^2}}{\lambda_s}\right) \quad (5)$$

式中, (p_i, q_i) 是第 i 个像素点的坐标, λ_s 是 $S_{s,ij}$ 的尺度因素。图 2 为 $S_{s,ij}$ 值的计算方法示意图。若与中心像素点相邻的灰度值为 100 和 25 的像素点所计算的 $S_{s,ij}$ 值是不同的, 则与中心点距离越近的点 S_{ij} 值越大, 反之则越小。式(5)充分考虑了两个像素点之间的欧式距离, 可以更准确地表达像素的局部空间信息。

100	25	25	0.6241	0.7165	0.6241
28	30	30	0.7165	1	0.7165
30	120	35	0.6241	0.7165	0.6241

(a) 3×3 窗口的像素灰度值

(b) 对应的 $S_{s,ij}$ 值

图 2 $S_{s,ij}$ 值的计算结果示意图

局部灰度信息 $S_{g,ij}$ 定义为:

$$S_{g,ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\lambda_g \times \sigma_{g,i}^2}\right) \quad (6)$$

式中, x_i 是窗口中心像素点的灰度值, x_j 是窗口中第 i 个像素点的邻域像素点的灰度值, λ_g 是 $S_{g,ij}$ 的尺度因素, $\sigma_{g,i}$ 是围绕中心像素点的局部密度函数, 定义为:

$$\sigma_{g,i} = \sqrt{\frac{\sum_{j \in N_i} \|x_i - x_j\|^2}{N_R}} \quad (7)$$

本文 FCM 算法不仅考虑了四邻域内像素点之间的距离, 而且考虑了八邻域像素点之间的距离, 使得局部空间信息计算更加准确, 保证了局部相似性度量的有效性, 可克服 FCM 算法在处理图像分割时没有考虑空间信息的局限性。

基于 FCM 自动选取训练样本的算法主要步骤总结如下。

FCM 自动选取训练样本算法

- Step1 将彩色图像转化为灰度图像, 像素点的灰度值作为像素点的属性值。
- Step2 初始化参数, 设定聚类个数(对于图像分割, 一般 $c=2$)、收敛误差 ϵ 等。
- Step3 对图像的所有邻域窗口用式(5)计算局部空间信息 $S_{s,ij}$, 用式

(6) 计算局部灰度信息 $S_{k,i}$, 用式(4)计算局部相似性度量 S_{ij} 。

Step4 用式(3)计算线性加权求和图像 ξ 。

Step5 用式(2)更新矩阵 u 。

Step6 用式(1)更新聚类中心。

重复 Step5、Step6 直到新的聚类中心与迭代前的聚类中心灰度值之差小于 ϵ 为止。

Step7 通过隶属度函数 $u_k(x_i, y_i)$ ($k=1, 2, \dots, c; i=1, 2, \dots, n$) 对像素点进行聚类, $u_k(x_i, y_i) = \max(u_1(x_i, y_i), u_2(x_i, y_i), \dots, u_c(x_i, y_i))$ 即第 i 个像素点 (x_i, y_i) 属于第 j 类。

Step8 对于属于第 j 类的像素点, 随机选取个数为 n_j/t 的像素点作为第 j 类的训练样本。其中 n_j 是第 j 类像素点的个数。 t 值的选取依赖于样本的个数。

3.2 基于 SVM 的图像分割

此阶段首先对图像像素点进行特征提取, 然后用选取好的训练样本对 SVM 模型进行训练, 最后用训练好的 SVM 分类器对图像进行分割。

3.2.1 特征向量的选择

图像特征包括颜色特征、纹理特征、形状特征、空间关系特征。传统的图像分割方法在提取图像特征时仅考虑图像颜色特征, 但颜色对图像区域的方向、大小等变化不敏感, 不能表达颜色空间分布的信息。而图像的纹理特征描述了图像区域所对应景物的表面性质, 反映了图像像素灰度值的空间分布信息。本文分别对图像提取颜色和纹理特征, 并将其作为训练样本的特征属性。

图像纹理是人眼视觉的重要组成部分, 反映了物体的深度和表面信息, 表达了物体表面颜色和灰度的某种变化, 而这些变化又与物体本身的属性有关, 是图像的固有特征之一, 而且反映了图像的空间分布信息和结构信息, 将使用数学或信息论的方法抽取的纹理度量称为纹理特征。当前的纹理特征提取方法可以分为统计方法、结构方法、模型方法和变换法, 其中, Gabor 小波^[10]是一种重要的基于变换的纹理特征提取方法。利用 Gabor 小波的多尺度和多方向性的特点对图像进行多分辨率分析, 不仅可以有效地提取纹理特征, 而且可以消除冗余信息。长期以来, Gabor 小波在基于内容图像检索、模式识别和计算机视觉等领域得到了广泛的应用。

Gabor 滤波器能够兼顾信号在空间域和频率域中的分辨能力, 且具有易于调谐的方向和径向, 与人类视觉系统特性相似。在空间域, 二维 Gabor 滤波器的冲击响应是将复指数振荡函数乘以高斯包络函数所得到的结果。本文考虑四尺度 Gabor 滤波, $\omega = 2k + 1, k = 0, 1, \dots, 3$ 。其中 ω 为邻域窗口宽度, k 为邻域窗口半径。滤波器的尺度与高斯函数中的标准差 σ 之间的关系为 $\omega = 2\sigma + 1, k = \sigma$ 。Gabor 滤波可以用如下公式表达:

$$G_{f,\theta,\phi,k}(x,y) = \frac{1}{2\pi k^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2k^2}} \times (\cos(2\pi f(x\cos\theta) + \phi) + j\sin(2\pi f(x\cos\theta + y\sin\theta) + \phi)) \quad (8)$$

式中, f 是滤波器的中心频率, θ 是 Gabor 滤波器的方向, ϕ 为相位, 高斯函数中的标准差 σ 决定了 Gabor 滤波器的尺度大小。

采用 Gabor 滤波器对图像进行带通滤波, 计算颜色通道对应的局部能量信息。

$$LE(x,y) = (f(x,y) \times G_{f,\theta,\phi,k}^r(x,y))^2 + (f(x,y) \times G_{f,\theta,\phi,k}^i(x,y))^2 \quad (9)$$

式中, $f(x,y)$ 为目标图像, 本文中 $f(x,y)$ 为 L, a 和 b 通道。 $G_{f,\theta,\phi,k}^r(x,y)$ 与 $G_{f,\theta,\phi,k}^i(x,y)$ 分别是偶对称和奇对称 Gabor 卷积滤波, 分别对应 Gabor 滤波中的实部和虚部。

输出值保留了能量信息, 忽略了位置信息, 较好地反映了图像的纹理特征。

(1) 颜色特征的提取

在 RGB 颜色空间下, 提取每个像素点在 R, G, B 3 个通道的特征值, 表示为:

$$c_{i,j} = (c_{i,j}^R, c_{i,j}^G, c_{i,j}^B)$$

(2) 纹理特征的提取

首先对颜色空间进行转换, 把彩色图像 I 从 RGB 颜色空间转化到 Lab 颜色空间。 L 通道表达了图像的亮度信息, a 和 b 通道表达了图像的颜色信息。 Lab 颜色空间比 RGB 颜色空间更接近人类视觉。然后分别对 L, a 和 b 通道使用 Gabor 滤波器进行小波变换, 提取局部能量值。选取 Gabor 滤波器组的方向数和尺读数分别为 4。 Gabor 滤波器组中共有方向和尺度各不相同的滤波器 $4 \times 4 = 16$ 个。其中方向为 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 。用这 16 个 Gabor 滤波器组对图像信号进行解析, 通过寻找图像各点对应的 16 个滤波结果中的某一最大幅值作为该点的取值。

$$i(x,y) = \operatorname{argmax}_{1 \leq k \leq K} \{\psi[I \times g_k]\}(x,y) \quad (10)$$

式中, ψ 为幅值矩阵, I 为原始图像, g_k 为滤波窗口, 特征值表示为:

$$T_{i,j} = (T_{i,j}^1, T_{i,j}^2, T_{i,j}^3)$$

3.2.2 SVM 分割

本文用 $F(C_{i,j}, T_{i,j})$ 表示训练样本的特征向量, 将选取好的训练样本对 SVM 模型进行训练, 最后用训练好的 SVM 分类器对图像进行分割。

4 实验结果及分析

本文所有的实验均在 MATLAB 7.6(R2008a) 环境下实现。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^[11]和互联网, 这些图像全部为自然彩色图像。伯克利图像库的图像大小为 481×321 或 321×481 , 来自互联网的图像大小为 800×532 或 393×600 。本文算法对 100 幅自然彩色图像进行实验, 选取其中 7 幅对分割结果进行说明, 图 3 中的前 2 幅图像来自互联网, 后 5 幅图像来自伯克利图像数据库。本文选择多项式核函数用于训练 SVM 模型。实验中, 将本文算法与传统 SVM 图像分割算法以及分割效果较好的 NCuts^[12](Normalized Cuts) 算法进行了比较。

图 3 列出了本文方法与传统 SVM 图像分割算法以及基于图论的分割方法 NCuts 的实验结果的比较。图 3(a) 是原始图像, 图 3(b) 的点是传统 SVM 图像分割方法分割图像时人工选取的训练样本, 图 3(c) 是传统 SVM 图像分割方法的分割结果, 图 3(d) 是 NCuts 算法的分割结果, 图 3(e) 是本文算法的分割结果。在传统 SVM 分割方法的实验中分别选取了前景和背景各 20 个样本点。从图 3(b) 和图 3(c) 可以看出, 传统 SVM 方法分割的效果很大程度上依赖于人工选取的样本点。若人工选取的样本点分布较均匀, 用传统的 SVM 方法则会取得较好的分割效果, 如图 3(c) 中的第 1 幅图; 若人工选取的样本点分布不均匀, 用传统的 SVM 方法则分割

效果并不理想,如图 3(c)中第 2、5 和 6 幅图,分割效果很模糊,不能突出前景,第 4、3 和 6 图中虽然突出了前景,但是很多背景点被分为前景点,效果并不理想。NCuts 方法相对较好,但计算量大,运算时间长且分割精度有限,如图 3(d)的第 5 幅图是山在水中的倒影,第 6 幅图中老鹰的头以及第 3 幅图中的树枝都没有被精确地分割出来。通过比较发现,本文方法在彩色图像的分割效果方面具有很大的优势,从图 3 给出的多组实验结果可以看出,对于不同的图像,本文算法的分割结果很好地表征了彩色图像中的目标与背景,能有效地将二者分离,视觉效果也符合人们的主观分割。

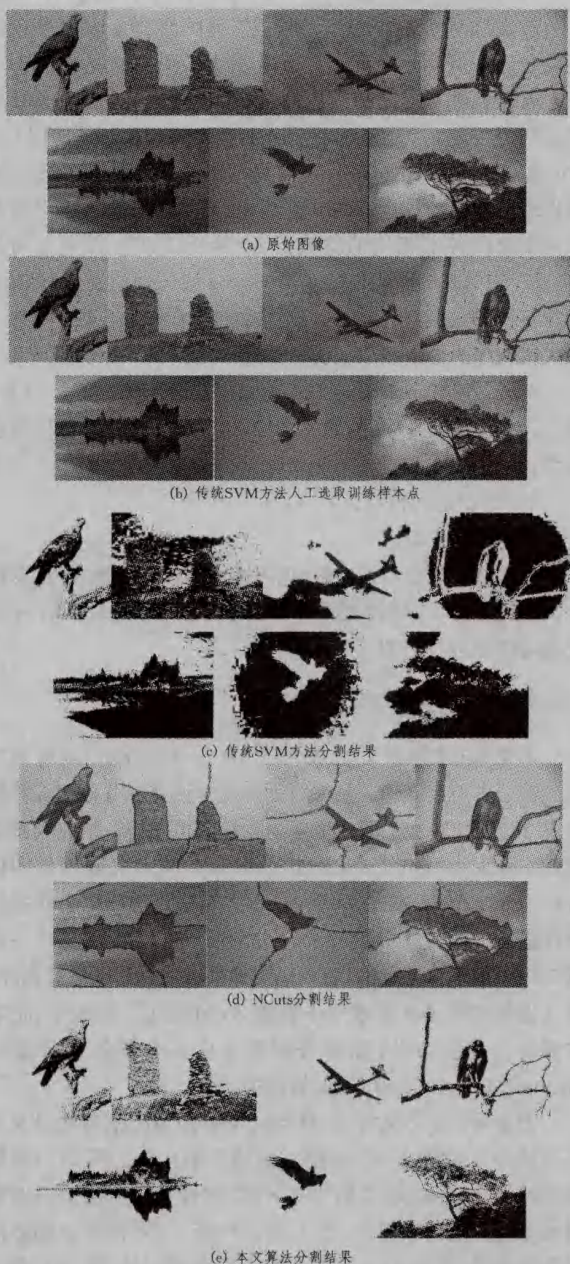


图 3 本文算法与传统 SVM 算法及 NCuts 算法的分割结果比较 ($t=100$)

由于互联网图像没有标准的人工分割结果,因此从图 3 中选取来自伯克利图像数据库中的 4 幅图像进行量化分析。图 4 显示了本文方法与伯克利图像分割库中人工分割结果的比较,从图 4 可以看出,本文方法很好地地将目标图像与背景图

像区分开来,与手工分割结果基本一致,只是在前景中的小部分区域被分割成了背景,出现了一定的误分率,但是误分类并不大。本文采用分类正确率作为一种评价指标来说明图像的分割性能,对于图像中的每一个像素点,SVM 分类器有 4 种可能的判别结果,记:

TF(True Foreground):本属于前景点且被判为前景点的像素点个数;

FF(False Foreground):本属于前景点却被判为背景点的像素点个数;

TB(True Background):本属于背景点且被判为背景点的像素点个数;

FB(False Background):本属于背景点却被判为前景点的像素点个数。

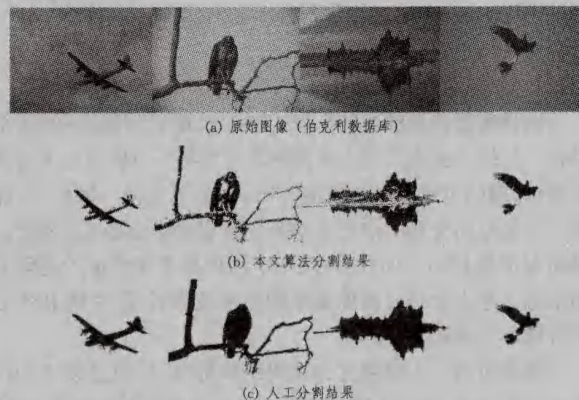


图 4 本文方法分割结果与人工分割结果的比较

分类正确率定义如下:

$$Accuracy = \frac{TF + TB}{TF + FF + TB + FB} \quad (11)$$

表 1 说明了本文方法与人工分割结果比较后的分类正确率,可以看出,本文方法获得了很高的分类正确率。

表 1 图 4 中 4 幅图像的分类正确率

	图像 1	图像 2	图像 3	图像 4
分类正确率	0.9828	0.93025	0.9217	0.9917

在用 SVM 模型分割图像时,训练样本点的个数也是影响分割效果的因素之一。为了验证训练样本个数对实验结果的影响,本文通过实验比较了参数 t 取不同值时对 SVM 分类正确率的影响。图 5 是选取不同 t 值时,图 4 的 4 幅图像分类正确率的比较。从图 5 可以看出,当参数 t 分别选择 10、50 和 100 时,分类的正确率变化不大,这是因为在选用 FCM 算法对像素点进行分类时,充分考虑了局部空间信息和灰度信息,去除了噪声点且保留了图像的细节,所以选取训练样本准确,易于找出支持向量。由此可见,本文算法不需要选取太多的训练样本也能达到很好的分割效果,且缩短了分割时间。

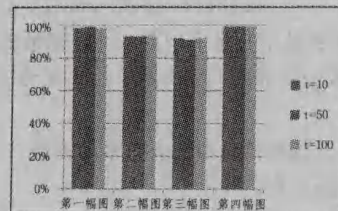


图 5 选取不同的 t 值分类正确率的实验结果

结束语 本文提出一种基于训练样本自动选取的 SVM 彩色图像分割算法。通过 FCM 算法对图像进行预处理,可自动获取训练样本,实现了彩色图像的自动分割。本文方法无论从数据统计中还是从视觉效果上,算法的有效性都得到了很好的验证。此外,对于较复杂的彩色图像,如何自动确定类别个数,还有待进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] Ohlander R, Price K, Raj R D. Picture segmentation using a recursive region splitting method[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1978, 8(3): 313-333
- [2] 杨红颖, 王向阳, 王春花. 基于特征加权的自适应 FCM 彩色图像分割算法[J]. *计算机科学*, 2009, 36(8): 281-284
- [3] Tremeau A, Borel N. A region growing and merging algorithm to color segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(7): 1191-1203
- [4] Fan J, Aref W G, Hacid M S, et al. An improved automatic isotropic color edge detection technique[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22(13): 1419-1429
- [5] Ong S H, Yeo N C, Lee K H, et al. Segmentation of color images using a two-stage self-organizing network[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(4): 279-289
- [6] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory*[M]. New York: Springer-Verlag, 1995
- [7] Yu Zhi-wen, Wong Hau-San, Wen Gui-hua. A modified support vector machine and its application to image segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(1): 29-40
- [8] Pabitra M, Shankar B U, Sankar K P. Segmentation of multi-spectral remote sensing images using active support vector machine[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(9): 1067-1074
- [9] Genton M G. Classes of kernels for machine learning: a statistics perspective[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 2: 299-312
- [10] 张刚, 马宗民. 一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法[J]. *中国图像图形学报*, 2010, 15(2): 247-254
- [11] Fowlkes C, Martin D, Malik J. Local Figure/Ground Cues are Valid for Natural Images[J]. *Journal of Vision*, 2007, 7(8): 1-9
- [12] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation[C]// *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington: IEEE Computer Society Press, 1997: 731-737

(上接第 229 页)

- [11] 张学. *统计学学习理论的本质*[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 96-105
- [12] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks (NN 1995)*. 1995: 1942-1948
- [13] Ling S H, Lu H, Leung F H F, et al. Improved hybrid particle swarm optimized wavelet neural network for modeling the development of fluid dispensing for electronic packaging [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(9): 3447-3460
- [14] Dos Santos Coelho L, Herrera B M. Fuzzy identification based on a chaotic particle swarm optimization approach applied to a nonlinear yo-yo motion system[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(6): 3234-3245
- [15] Sekanina L, Torresen J. Detection of norwegian speed limit signs [C]// *16th European Simulation Multiconference on Modelling and Simulation (ESMMS 2002)*. 2002: 337-340
- [16] 柏春岚. Matlab 在图像边缘提取中的应用[J]. *科技信息*, 2009(14): 224-225
- [17] 王进, 康雄. 基于演化硬件的道路限速标志识别方法[J]. *江苏大学学报: 自然科学版*, 2011, 32(6): 689-694
- [18] Torresen J, Jorgen W B, Sekanin L. Efficient recognition of speed limit signs [C]// *7th Intelligent Transportation System Conference (ITS 2004)*. 2004: 652-656
- [19] Chen Ze-zhi, Pears N, Austin J. Road vehicle classification using Support Vector Machines [C]// *IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems (ICIS 2009)*. 2009: 214-218

(上接第 248 页)

- [2] Wu Chen-yu, Zhou Jie, Bian Zhao-qi, et al. Robust Crease Detection in Fingerprint Images [J]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 2: 505-510
- [3] Bazen A M, Cerez S H. Systematic Methods for the Computation of the Directional Field and Singular Points of Fingerprints[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 905-919
- [4] Ratha N K, Chen Shao-yun, Jain A K, et al. Adaptive Flow Orientation-based Feature Extraction in Fingerprint Images [J]. *Pattern Recognition*, 1995, 28(11): 1657-1672
- [5] Hong L, Wang Y F, Jain A K. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(8): 777-789
- [6] Kamei T, Mizo M, et al. Image filter design for fingerprint enhancement [C]// *The International Symposium on Computer Vision (ISCV'95)*. Coral Gables, Florida, 1995: 21-23
- [7] Sherlock B, Monro D. A model for interpreting fingerprint topology [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(7): 1047-1055
- [8] 唐良瑞, 谢晓辉, 蔡安妮. 基于 D-S 证据理论的指纹图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2003, 26(7): 887-892
- [9] 詹小四, 宁新宝, 尹义龙. 多级分块尺度下的指纹方向信息提取算法[J]. *南京大学学报*, 2003, 39(4): 476-482
- [10] Castleman K R. *数字图像处理*[M]. 朱志刚, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2002: 256-278
- [11] Oliveira M A, Leite N J. A multi scale directional operator and morphological tools for Reconnecting broken ridges in fingerprint images[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 367-377
- [12] 张铮, 王艳平, 薛桂香. *数字图像处理与机器视觉——Visual C++与 Matlab 实现*[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2011: 210-225