

基于GS-SVM的彩色图像分割算法

黄挺 王元庆 张自豪

(南京大学电子科学与工程学院 南京 210046)

摘要: 图像分割是图像分析、模式识别等领域的关键技术,为减少光照等因素对颜色的影响,增加图像分割质量,提出一种基于GS-SVM的彩色图像分割算法。首先提取图像RGB和HSI颜色分量,组合成样本的特征空间对支持向量机进行训练,训练时利用网格搜索法对支持向量机进行参数寻优,最后训练后的GS-SVM对彩色图像进行分割。实验表明该算法能够在网格范围内寻找全局最优解,分割精度达到95.6%,具有良好的精度和鲁棒性,且分割效果更加符合人类视觉特性。

关键词: 支持向量机;图像分割;核函数;维数灾难;网格搜索;交叉验证

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Color image segmentation algorithm based on grid search-support vector machine

Huang Ting Wang Yuanqing Zhang Zihao

(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210046, China)

Abstract: Image segmentation is the key technology of image analysis, pattern recognition and other fields. In order to reduce the impact of factors such as light to color and enhance the quality of image segmentation, a color image segmentation algorithm base on the Grid Search-Support Vector Machine(GS-SVM) is proposed. Firstly, the RGB and HSI components were extracted from image. Then components combined into the feature space of the sample for the training of SVM. The parameters of the SVM were optimized through the grid search method when training. Finally, after-training GS-SVM segmented the color image. Experience has shown that the algorithm can find the global optimal solution within the space of the grid. The segmentation accuracy of algorithm can be 95.6%. The segmentation algorithm is with good accuracy and robustness. Also, the segmentation result is more in line with the visual characteristics of human.

Keywords: support vector machine (SVM); image segmentation; kernel function; curse of dimensionality; grid search; cross validation

1 引言

图像分割是模式识别和计算机视觉等领域的重要环节,也是图像处理技术中的研究重点。图像分割技术将数字图像分解成若干具有相同特征和表达一致的部分,简化图像结构以至更好的理解和分析图像。目前提出的图像分割算法包括阈值法^[1]、区域生长法^[2]、分水岭算法^[3]、聚类分析法^[4]以及神经网络算法^[5]。这些方法虽然能够分割图像,但是由于算法本身的限制效果并不理想,如在处理复杂图像时,直方图阈值法很难进行阈值分割,聚类算法对图像进行自主分割,聚类数目难以确定,且效果受参数的影响较大,人工神经网络较复杂,结构难以确定,而且容易陷入局

部最小值,影响分割效果。

支持向量机(support vector machine, SVM)是基于统计学习理论和结构风险最小化的机器学习算法,具有非线性映射能力强,所需训练集少等优点成为数据挖掘,模式识别,图像处理,统计分类等领域的热门技术之一。近年来已经提出许多基于SVM的图像分割算法,如文献[6]提出了多特征的SVM分割算法,提取图像的灰度,纹理等特征对SVM进行训练,但过多的特征造成冗余,不仅分割效果不理想,而且导致分割的时间变长。文献[7]提出基于SVM的图像自动分割算法,通过自动选取样本对SVM进行训练并分割。自动选取的正负样本具有随机性,样本选取的准确度直接关系到SVM的训练以及分割效果。

本文提出一种基于网格搜索的 SVM 彩色图像分割算法。该方法从彩色图像中提取前景和背景的训练样本,将像素的 RGB 和 HSI 分量组合成样本特征对 SVM 训练。在训练时利用网格搜索和交叉验证算法对 SVM 的惩戒系数和核参数进行寻优,确定最佳分类模型^[8]。分割时将原始彩色图像输入 SVM,利用训练好的模型进行图像分割。

2 网格搜索优化 SVM

2.1 SVM

SVM^[9]是基于统计学习理论和结构风险最小化的分类器,通过求解二次规划问题,寻找两类数据分割间隔最大的线性超平面。对于线性不可分的数据,将低维特征非线性变换到高维空间,从而求解最优超平面。特征的高维内积运算复杂度高,为了避免高维内积运算,引入核函数进行替代。

对于线性可分的数据集 $(x^{(i)}, y^{(i)}), i = 1, 2, \dots, m, x^{(i)} \in R^n, y^{(i)} = \{+1, -1\}$, 假设所有样本正确分类,则满足的条件为 $y^{(i)}(w^T x^{(i)} + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, m$ 。

其中 w 为权值向量, b 为常数,模型的优化目标函数为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (1)$$

对于数据集线性严格不可分的情况,引入惩戒项和松弛变量改变模型的目标函数和分类条件,则优化的模型为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \epsilon_i \quad (2)$$

$$\text{s. t. } y^{(i)}(w^T x^{(i)} + b) \geq 1 - \epsilon_i, i = 1, 2, \dots, m$$

其中 ϵ_i 为松弛变量,表示每个样本错误分类的程度, C 为惩戒系数,表示对错误分类样本的惩戒程度。此模型称为 L2 正则化-L1 损失 SVM。

上述模型的目标函数是典型的凸优化问题,引入 Lagrange 函数并求解对偶问题,模型的优化函数转变为将原始问题 $\min_{w,b} \max_{\alpha} L(w,b,\epsilon,\alpha,r)$ 转化为对偶问题 $\max_{\alpha} \min_{w,b} L(w,b,\epsilon,\alpha,r)$ 的最优解满足 w 和 b 梯度为 0:

$$\begin{cases} \nabla_w L(w,b,\epsilon,\alpha,r) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial b} L(w,b,\epsilon,\alpha,r) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

通过求解式(3),模型的优化函数转变为:

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j y^{(i)} y^{(j)} \langle x^{(i)}, x^{(j)} \rangle \quad (4)$$

其中:

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y^{(i)} = 0$$

SVM 将低维特征通过映射函数 $\phi(x)$ 变换到高维空间,但随着特征空间维数的增加,导致维数灾难问题。核函数 $k(x,z) = \langle \phi(x), \phi(z) \rangle$, 表示向量 x, z 映射至高维空

间后进行内积运算,通过引入核函数可以避免维数灾难,高维向量内积复杂度高等问题。常用的核函数如下。

多项式核函数:

$$k(x,z) = (g * x^T z + c)^d \quad (4)$$

高斯核函数:

$$k(x,z) = \exp(-g * \|x - z\|^2) \quad (5)$$

Sigmoid 核函数:

$$k(x,z) = \tanh(g * x^T z + c) \quad (6)$$

2.2 网格搜索的参数优化

2.2.1 交叉验证

交叉验证(cross validation, CV)又称循环估计^[10],是统计学中估计分类模型泛化能力的常用方法,基本思想是将数据集随机切分成训练子集和验证子集,先利用训练子集对模型进行训练,再利用验证子集对训练后的分类器进行测试,选取验证误差最小的模型作为最终模型。常用的交叉验证的方法包括保留交叉验证、K 折交叉验证,留一交叉验证。本文采用 K 折交叉验证,如图 1 所示,将数据集随机分成 K 个子集,每份子集均作为测试子集,其余 K-1 个子集作为训练子集,循环 K 次计算平均交叉验证识别正确率,以正确率最高的 SVM 为最终分类模型。

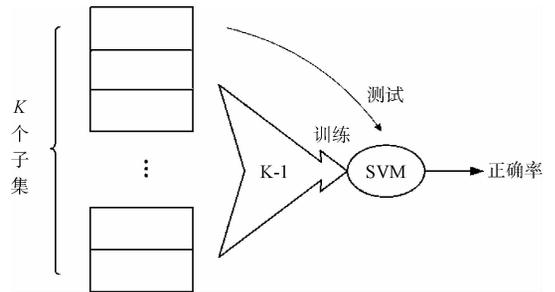


图 1 K 折交叉验证

2.2.2 网格搜索法

SVM 优化函数中的惩戒系数 C 以及核参数 g 直接影响到分类器的性能,而且对于不同的训练集,分类器的最优参数通常发生改变,尤其对于小样本的训练,参数受到样本的随机性影响较大,降低了分类器的泛化能力。本文通过网格搜索法^[11] (grid search, GS) 寻找 SVM 最优参数 C 和 g 。首先在给定的参数范围内划分网格,然后遍历整个网格中所有的格点进行计算。对于固定的格点,利用 K 折交叉验证计算数据集的平均交叉验证识别正确率,最终以识别率最高的格点作为分类器的最优参数。

2.3 特征向量选取

对于彩色图像的纹理和颜色都是重要的信息,但是纹理信息对图像分割的效果并不明显,所以选取图像的颜色信息作为图像的特征空间。RGB 颜色空间是彩色图像的原始表达,但是单一的 RGB 颜色空间无法克服光照等因素对颜色的影响,难以将背景和前景分割开来。HSI 颜色空间是从人类视觉感知系统来描述颜色,以色调(Hue)、饱和

度(Saturation)和亮度(Intensity)3个基本特征分量来感知颜色,使分割效果更加符合人类视觉特性。本文选取RGB和HSI的组合空间作为图像的特征,以便更加合理的描述图像的特征,使背景和前景能够更有效的进行分割。

3 基于GS-SVM的彩色图像分割算法

基于GS-SVM的彩色图像分割算法将图像分割问题转变为图像像素的二分类问题,利用SVM将前景区域和背景区域分割出来。首先从彩色图像的前景和背景中提取像素作为正、负样本,利用RGB和HSI颜色空间作为样本特征对SVM进行训练,并利用网格搜索和交叉验证的方法对SVM模型参数进行优化。利用训练好的GS-SVM对彩色图像中的所有像素进行分类,将图像中的前景和背景区域进行分割。

分割的具体步骤如下:

1)分别在彩色图像的前景和背景区域选取正、负训练样本。SVM分类是通过训练样本学习得到的,训练样本的选取数量以及准确度对SVM的分类能力有很大影响。训练样本的选取分为人工选取和自动选取,但是自动选取样本需要分割参考标准,而且选取准确度不高,因此本文采用人工选取的方法,通过观察图像的背景和前景区域选取合适的像素作为训练样本。

2)提取训练样本的RGB和HSI分量,利用双重颜色空间作为训练像素的特征向量。RGB分量提取彩色图像三通道数值,HSI分量是通过RGB分量转换而成。

3)利用选取的样本空间,对SVM进行训练。根据网格搜索和交叉验证对SVM进行优化,得到分类效果最好的模型参数。

4)将彩色图像的所有像素输入至GS-SVM进行分类,分类器输出为正的像素代表前景,输出为负的像素为背景,分割图像以二值图像表示,其中白色为前景区域,黑色为背景区域。流程如图2所示。

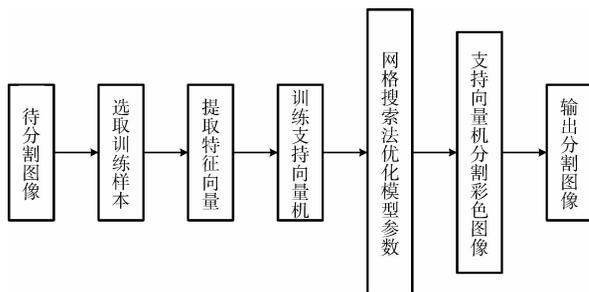


图2 算法流程

4 实验结果和分析

本文实验的编程环境为MATLAB R2014a,实验采用的图像来自互联网的自然彩色图像,图像均为JPG格式。

每幅图像提取40个训练像素(20个前景像素,20个背景像素),训练像素均匀分布在前景和背景区域。本实验分别采用了多项式核、高斯核、Sigmoid核3种核函数,结果验证多项式核函数的分割效果最佳,故支持向量机的核函数采用多项式形式。每个像素的特征维数为6维,SVM的训练算法采用序列最小优化算法^[12]。实验中将本文算法的分类结果与基于单一颜色空间(RGB、HSI)的分类结果进行比较。

图3所示为三幅原始图像,图4所示为像素特征为RGB颜色空间的分割结果,图5所示为像素特征为HSI颜色空间的分割结果,图6所示为本文算法的分割结果。基于RGB的分割算法将第1副原始图像的帆船倒影错判为目标区域,基于HSI的分割算法将倒影和雪山错判为目标区域。第2幅原始图像的背景部分在RGB分割中效果不理想,在HSI分割中,海星触角的棕色区域被错判为背景。第3幅原始图像的背景中花朵被RGB分割算法错判为前景区域,在HSI分割算法花朵形状和背景区域效果不理想。通过比较发现本文提出的算法在彩色图像分割效果上有很大提升,在背景存在干扰的情况下能对目标区域进行准确的分割,且分割图像更加接近人类的视觉辨识效果。



图3 原始图像



图4 基于RGB分割图



图5 基于HSI分割图



图6 本文算法分割图

对不同算法分割准确率进行分析时,将40个训练像素

输入完成训练的 SVM 进行分类,将分类结果表示原始图像的分割正确率,以原始图像一为例,结果如表 1 所示。通过比较发现本文提出的算法在分割效率和性能方面都有很大提升。

表 1 不同分割算法比较

	RGB 分割算法	HSI 分割算法	本文分割 算法
训练时间/ms	60	23	17
分割时间/ms	225	423	196
分割正确率/%	95	92	97.5

利用网格搜索和交叉验证进行 SVM 参数优化时,惩罚系数和核参数的变化范围设置为 $[-28, 28]$,参数寻优的步长设置为 1. 同时在 K 折交叉验证中,将训练像素分为 10 个子集,即 $K=10$. GS-SVM 参数寻优过程如图 7~9 所示。

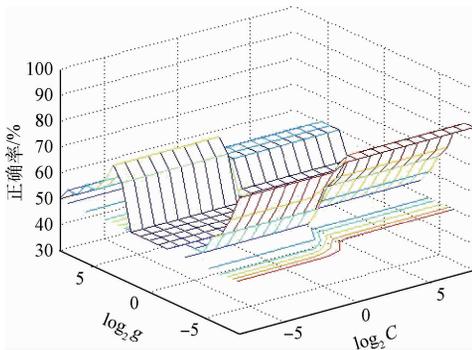


图 7 图像一寻优过程

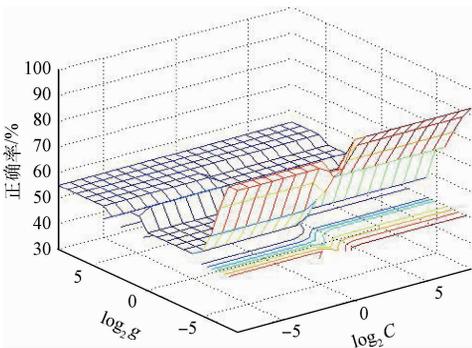


图 8 图像二寻优过程

GS-SVM 的参数寻优过程,可能存在局部最优解,采用网格搜索法,能够在参数区间遍历所有验证识别率,从而达到全局最优解。不同原始图像的最优参数和最高验证识别率如表 2 所示。

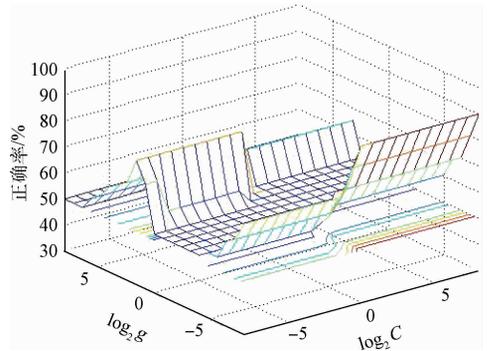


图 9 图像三寻优过程

表 2 不同图像的最优参数

	原始图像 1	原始图像 2	原始图像 3
最优惩罚系数 C	1.741 1	1.866 1	0.574 3
最优核参数 g	0.003 9	0.004 5	0.002 7
最高验证识别率/%	95.6	93.3	92.5

5 结 论

本文提出了一种基于 GS-SVM 的彩色图像分割算法,采用 RGB 和 HSI 双重颜色空间作为特征向量训练 SVM,并利用网格搜索和交叉验证的方法对 SVM 的参数进行寻优,利用最优分类器对彩色图像进行分割。相比于传统的 SVM 图像分割,本算法能在网格范围内寻求全局最优解。分类器训练时间短,分割精度高,且分割的效果更加接近人类的视觉特性。本文提出的彩色图像分割算法能很好的用于图像的二分类,然而对于图像多分类问题是下一步重点研究的内容。

参考文献

- [1] AI-AMRI S S, KALYANKAR N V, KHAMITKAR S D. Image segmentation by using threshold technique[J]. Journal of Computing, 2010, 2(5): 83-86.
- [2] JUN T. A color image segmentation algorithm based on region growing [C]. 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology, IEEE, 2010: 634-637.
- [3] YAHYA A A, JIE Q T, MIN H. A novel model of image segmentation based on watershed algorithm[J]. Advances in Multimedia, 2013: 798-806.
- [4] 杨艺芳,王宇平. 基于核模糊相似度度量的谱聚类算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7):1562-1569.
- [5] 刘春,马颖. 遗传算法和神经网络结合的 PSD 非线性校正[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(8): 1157-1163.

(下转第 112 页)