

基于纹理建模的树叶识别系统

刘纯利¹ 刘少斌²

(安徽科技学院机电学院 凤阳 233100)¹ (南京航空航天大学信息科学与技术学院 南京 210016)²

摘要 建立了基于树叶纹理建模的树叶识别系统。首先提取采集的树叶的感兴趣区域,然后利用小波变换对重要区域进行分解,提取分解后的高频子带,并用广义高斯模型对高频子带建模,再用高斯模型的参数作为树叶的特征,最后利用 K 近邻对样本分类。仿真实验表明了该方法的有效性和准确性。

关键词 纹理建模, K 近邻分类, 小波变换

中图分类号 S602.3 文献标识码 A

Leaves Recognition System Based on Texture Modeling

LIU Chun-li¹ LIU Shao-bin²

(Electromechanical Engineering College, Anhui Science and Technology University, Fengyang 233100, China)¹

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)²

Abstract A leaves recognition system based on texture modeling was set up. Firstly, we extracted the important region from the collected leaves, used wavelet transform to obtain the high frequency component, and then used general Gaussian distribution to model the high frequency component, used the parameters of the general Gaussian distribution as the vector of the tree. The classifier based on KNN was used to classify the pattern. The simulation demonstrates the efficiency and accuracy of this system.

Keywords Texture modeling, KNN classifier, Wavelet

1 绪论

纹理包含了物体的奇异信息^[1-3], 这些信息反映了对象的重要特征, 是模式识别的关键信息。基于不同类型的纹理的识别系统层出不穷, 比如: 指纹、虹膜、掌纹、笔迹等^[4-7]。本文描述了基于纹理建模的树叶识别系统。在前期工作中, 采集万年青等常见的 10 种树叶的样本, 建立了拥有 20000 张图片的数据库。本文中首先利用边缘检测获取了图像的感兴趣区域。再利用 Daubechies 小波^[8,9]对重要区域做分解, 并对高频子带采用广义高斯模型^[10-12]对高频系数建模。将模型的参数作为特征向量, 利用支持向量机作为分类器进行分类。基于 Matlab 的仿真实验表明了算法的有效性。

2 重要区域提取

重要区域的提取是本系统的关键环节, 主要考虑以下因素: (1) 计算代价: 重要区域不能太大, 图片过大会增加计算时间; (2) 精确性: 重要区域尽可能多地包含树叶的主要纹理信息; (3) 整体性: 数据库中树叶图片大小不同, 提取的重要区域需要固定大小。提出一种重要区域提取的方法, 步骤如下:

- (1) 用边缘检测算子提取原始图像的边缘;
- (2) 定位树叶的中心线;
- (3) 定位中心点;
- (4) 根据中心点位置, 剪切一个大小为 120 * 200 的子图像, 并将其作为重要区域。

步骤的示意图和结果如图 1、图 2 所示。

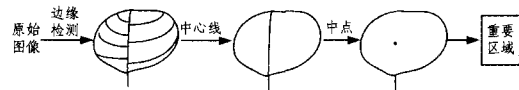


图 1 重要区域提取示意图

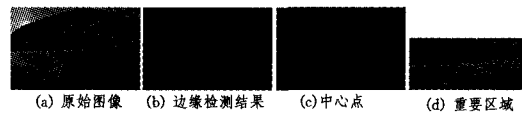


图 2 重要区域提取结果

3 小波变换和纹理建模

小波变换是一种性能优良的时频分析工具, 它能将图像分解为不同的子带^[1,2,4]。这些子带能反映不同方向的奇异信息, 并且图像的高频子带满足广义高斯分布。因此可以利用广义高斯分布模型参数来表示纹理。

3.1 小波变换简介

若函数 $\varphi(x)$ 满足条件 $\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Phi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$, 则称 $\varphi(x)$ 是

母小波, 其中 $\Phi(\omega)$ 是 $\varphi(x)$ 的傅里叶变换, 称 $\varphi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\varphi$

$(\frac{t-\tau}{a})$ 为小波函数。

2D 小波变换采用如下 4 个函数:

到稿日期: 2012-03-16 返修日期: 2012-06-13 本文受安徽省教育厅高校科学研究项目(KJ2012A065)资助。

刘纯利(1962—), 副教授, 主要研究方向为数字图像处理, E-mail: chunli_liu112@sian.com; 刘少斌(1964—), 教授, 博士生导师, 主要研究方向为通信与信息系统。

$$\begin{aligned} \varphi(x, y) &= \varphi(x)\varphi(y) \\ \psi^H(x, y) &= \psi(x)\varphi(y) \\ \psi^V(x, y) &= \varphi(x)\psi(y) \\ \psi^D(x, y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \quad (1)$$

因此图像可以分为4个不同的子带图像,即低频分量、水平方向高频、垂直方向高频和对角线方向的高频,见图3。

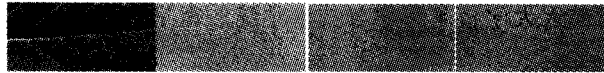


图3 小波分解后的子带

3.2 广义高斯分布

广义高斯分布的概率密度函数为:

$$P(x|\alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} \exp(-\frac{|x|}{\alpha})^\beta \quad (2)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数,

$$\Gamma(\cdot) = \int_0^{\infty} e^{-t} t^{z-1} dt, z > 0 \quad (3)$$

定义 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 是独立同分布的随机变量,其似然函数定义为:

$$L(X|\alpha, \beta) = \log \prod_{i=1}^N P(x_i|\alpha, \beta) \quad (4)$$

由拉格朗日优化方法有:

$$\frac{\partial L(X|\alpha, \beta)}{\partial \alpha} = -\frac{N}{\alpha} + \sum_{i=1}^N \frac{\beta |x_i|}{\alpha} = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L(X|\alpha, \beta)}{\partial \beta} = -\frac{N}{\beta} + \frac{N\Psi(1/\beta)}{\beta^2} - \sum_{i=1}^N \left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right) \log\left(\frac{|x_i|}{\alpha}\right) = 0 \quad (6)$$

Where $\Psi(z) = \Gamma'(z)/\Gamma(z)$

图像的高频子带满足广义高斯分布,如图4所示。

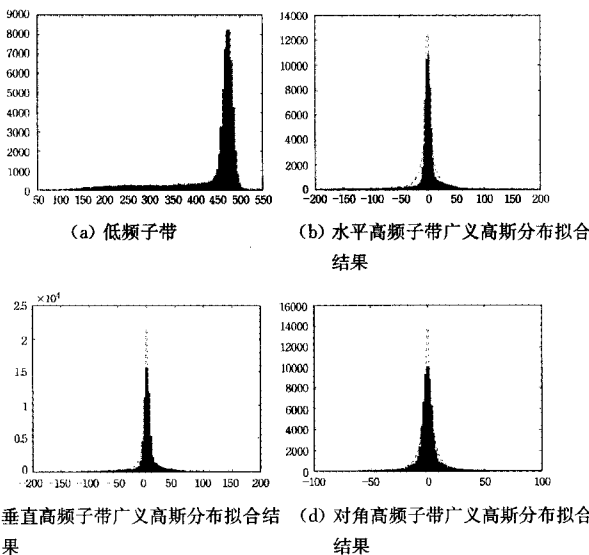


图4 各个子带广义高斯分布建模

从图4可以看出,高频子带满足广义高斯分布。利用KL散度量样品的距离,两幅图像 I_1, I_2 之间的距离用KL散度定义为:

$$D(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^K D(P(X|\alpha_1^{(i)}, \beta_1^{(i)}) || P(X|\alpha_2^{(i)}, \beta_2^{(i)})) \quad (7)$$

$$D(P(X|\alpha_1, \beta_1) || P(X|\alpha_2, \beta_2)) = \log\left(\frac{\beta_2 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2)}{\beta_1 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)}\right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2}\right) \frac{\Gamma(\beta_2 + 1/\beta_2)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_1} \quad (8)$$

利用K近邻就可对样本进行分类,KL散度越小,相似性越大。

4 实验

4.1 训练样本分布

计算每种树叶各1000个样本的广义高斯模型参数得到的结果如图5所示。

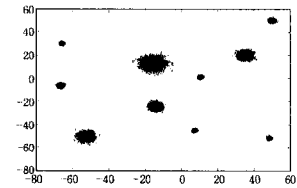


图5 样本特征分布

从图5可知,每种树叶的纹理经过小波变换,再用广义高斯分布拟合,将拟合参数作为特征能很好地区分不同的树叶。

4.2 分类结果

将每种树叶各1000个样本作为训练集,训练SVM分类器。用剩下的每种各1000个样本做测试,结果如表1所列。

表1 分类结果

样本序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率	98.7	96.4	97.3	98.2	97.2	96.8	95.9	96.8	97.7	96.3

从表1中可以看出,该方法具有较高的识别率。

结束语 建立了10种树叶的样本库,提出了简单的重要区域提取方法,并利用广义高斯分布对重要区域的高频子带建模,利用模型的参数作为样本的特征。最后用SVM分类器对样本做了测试。实验表明,利用模型的参数作为样本的特征并结合SVM分类器能有效地实现样本的正确分类。

参考文献

- [1] Cohen A, Daubechies I. On the instability of arbitrary biorthogonal wavelet packets [J]. SIAM J. Math. Anal., 1993, 24(5): 1340-1354
- [2] Zhang T, Tao D, Li X, et al. Patch alignment for dimensionality reduction [J]. IEEE Trans. Knowl. Data Eng., 2009, 21(9): 1299-1313
- [3] 毛克明, 王国仁, 于长永, 等. 一种改进的基于Gabor小波的指纹增强算法 [J]. 东北大学学报, 2009, 30(1): 46-49
- [4] 韩书娜, 么宏伟, 范剑英, 等. 指纹图像分割与增强算法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2011(01): 98-101
- [5] Said H E S, Tan T, Baker K. Writer identification based on handwriting [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(1): 133-148
- [6] Simoncelli E P. Handbook of Video and Image processing (second) [M]. New York: Academic Press, 2005
- [7] Do M N, Vetterli M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance [J]. IEEE Trans. Image Process, 2002, 11(2): 146-158
- [8] Mallet S. A Wavelet Tour of Signal Processing [M]. San Diego: Academic Press, 1999
- [9] You X, Tang Y Y. Wavelet-based approach to character skeleton [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2007, 16(5): 1220-1231
- [10] 李艳, 吴贵芳, 戴高乐, 等. 一种新的掌纹轮廓特征点提取算法 [J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(5)
- [11] Mallat S, Hwang W. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1992, 38(2): 617-643
- [12] 张立国, 杨瑾, 李晶, 等. 基于小波包和数学形态学结合的图像特征提取方法 [J]. 仪器仪表学报, 2010(10): 2285-2290
- [13] 王佐成, 薛丽霞. 一种新的纹理基元发现及表达方法 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2011, 23(1): 115-120