

基于 Curvelet 变换的荻草细胞图像分割

王 娴¹ 周 宇¹ 云 挺¹ 邓玉和²

(南京林业大学信息科学技术学院 南京 210037)¹ (南京林业大学木材工业学院 南京 210037)²

摘 要 利用快速离散 Curvelet 变换,对 Curvelet 域中各层子带采用结合灰度共生矩阵的方法来提取特征向量,选用支持向量机方法对荻草细胞图像进行纹理分割,进而获取荻草细胞中的纤维素向量数据。分割实验结果表明:采用“角二阶矩”、“对比度”、“相关性”和“熵”这四维统计量计算图像变换域中子带系数共生矩阵是有效的,据此对荻草细胞图像进行纹理分割是可行的;与基于灰度共生矩阵的荻草图像分割方法的分割结果相比,新方法缩短了运行时间,分割准确率也得到了提高。

关键词 荻草,纤维素,Curvelet,灰度共生矩阵,支持向量机

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Miscanthus Sacchariflorus Cells Image Segmentation Based on Curvelet Transformation

WANG Xian¹ ZHOU Yu¹ YUN Ting¹ DENG Yu-he²

(College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)¹

(College of Wood Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)²

Abstract In order to extract the cellulose of Miscanthus sacchariflorus cells, the fast discrete curvelet transform combining with gray level co-occurrence matrix was applied to extract the image feature vectors, and then SVM was used to segment the images. Experiments are carried out with this method, and the results show that it is effective to compute the gray level co-occurrence matrix of sub-band coefficient with "Angle second order moment", "contrast", "correlation" and "entropy" as the four statistics in image transform domain. According to this, texture segmentation on Miscanthus sacchariflorus cells is feasible. And compared with the texture segmentation method based on gray level co-occurrence matrix (GLCM), the new method shortens the running time and makes the segmentation accuracy improved.

Keywords Miscanthus sacchariflorus, Cellulose, Curvelet, GLCM, SVM

1 引言

荻为禾本科,属多年生草本水陆两生植物,分布广泛,是开发价值很高的重要植物资源^[1]。荻草茎秆细胞中所含纤维丰富,高达 40%~60%,是单位面积内提供的造纸纤维含量较高的植物,可以替代木材用以造纸的原材料,因而有效地从荻草细胞图像中分割提取出纤维素就显得尤为重要。本文旨在探索对荻草细胞图像进行分割的更有效的方法。

由于荻草细胞图像上显示的灰度、纹理等信息的差异比较明显,而灰度共生矩阵是描述纹理的经典方法,因此得到的参数可以描述纹理的多方面的统计特征。但是,灰度共生矩阵方法对于图像的边缘等细节方向的提取效果并不太理想。基于上述考虑,Curvelet 变换提供了一种多尺度、多方向对图像特征表示的方法,无疑给荻草细胞纹理分割带来了新的生机。因此,本文提出了结合灰度共生矩阵的 Curvelet 变换的特征提取方法,以荻草细胞图像为实验对象,采用支持向量机 (SVM) 对其进行图像分割。

2 Curvelet 变换基本理论

为了有效地表示图像的边缘、模糊线等曲线特征, Candes 等人提出了 Curvelet 变换理论^[4-5]。目前, Curvelet 变换的发展历经了两代。第一代 Curvelet 变换^[4]的构造思想是通过足够小的分块将曲线近似为每一个分块中的直线来看待,然后利用脊波 (Ridgelet) 变换理论来分析特性。该过程需要经过子带分解、平滑分块、正规化和 Ridgelet 分析等步骤,实现较复杂同时带来了较大的数据冗余量。为了解决这个问题, Candes 等人又在文献^[6]中提出了快速离散 Curvelet 变换,即第二代 Curvelet 变换。第二代 Curvelet 变换与 Ridgelet 理论没有关系,实现速度更快,且简单,其基本思想是将频域划分为楔形区域,再对这些楔形区域采用局部傅立叶基变换来实现。

第二代 Curvelet 变换 (本文基于 USFFT 的快速离散 Curvelet 变换) 的具体实现过程如下^[7]:

(1) 对图像进行二维快速傅立叶变换,得到二维频域表

到稿日期:2012-03-09 返修日期:2012-05-24 本文受国家自然科学基金项目 (30871973), 南京林业大学基金项目 (163070053, 163070657) 资助。

王 娴 (1988—), 女, 硕士生, 主要研究方向为图像分割、模式识别, E-mail: iceblue1988@126.com; 周 宇 (1972—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、图像融合。

示;

- (2) 对每一个尺度角度组合(即“楔形”窗)重采样,得到采样值;
- (3) 将插值系数与窗函数相乘;
- (4) 对每一个尺度角度组合进行二维快速傅立叶逆变换,获得 Curvelet 系数集合。

Curvelet 分解系数,从最低尺度到最高尺度是一个由粗到细的过程,每个尺度中又进行了角度的划分,某一层的一个方向子块的系数就代表了这个尺度范围内该方向上的能量大小,因而每个小的系数块完全可以表示这个方向上的特征。

3 结合灰度共生矩阵的 Curvelet 特征提取

3.1 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵就是从影像 (a, b) 灰度为 m 的像素出发,统计与距离为 δ 、方向为 λ 、灰度为 n 的像素 $(a + \Delta x, b + \Delta y)$ 同时出现的概率 $P(m, n, \delta, \lambda)$ ^[8]。用数学公式可以表示为:

$$P(m, n, \delta, \lambda) = \begin{cases} [(a, b), (a + \Delta x, b + \Delta y)] f(a, b) = m, \\ f(a + \Delta x, b + \Delta y) = n; \\ a = 0, 1, \dots, N_x - 1; b = 0, 1, \dots, N_y - 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $m, n = 0, 1, 2, \dots, L - 1, a, b$ 是影像中的像素坐标; L 为影像的灰度级数; N_x, N_y 分别为影像的行列数。

Haralick 等人用灰度共生矩阵提取了 14 种特征值^[9]。这里,本文采用下面 4 个最常用的特征来提取影像的纹理特征。

(1) 角二阶矩:角二阶矩是灰度共生矩阵各元素的平方和,又称为能量。它是图像灰度分布均匀性的度量。从图像整体进行观察,若纹理较粗,则角二阶矩较大,反过来则角二阶矩较小。

$$ASM = \sum_m \sum_n P(m, n)^2 \quad (2)$$

(2) 相关度:它度量灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度。因此,相关值大小反映了图像中局部灰度的相关性。

$$CORRLN = [\sum_m \sum_n ((mn)P(m, n)) - u_x u_y] / \sigma_x \sigma_y \quad (3)$$

式中, u_x, u_y 和 σ_x, σ_y 分别是 P_x, P_y 的均值和均方差。

$$u_x = \sum_m \sum_n m P(m, n)$$

$$u_y = \sum_m \sum_n n P(m, n)$$

$$\sigma_x^2 = (m - u_x^2) \sum_m \sum_n P(m, n)$$

$$\sigma_y^2 = (n - u_y^2) \sum_m \sum_n P(m, n)$$

(3) 熵:熵度量图像纹理的随机性。当图像充满着细纹理,灰度共生矩阵中元素的所有值均相等时,它取得最大值;相反,当图像分布着较少纹理,灰度共生矩阵中的元素非常不均匀时,数值差别较大,其熵值较小。

$$ENT = - \sum_m \sum_n P(m, n) \log P(m, n) \quad (4)$$

(4) 对比度:对比度是灰度共生矩阵主对角线附近的惯性矩,反映了图像的清晰度和纹理的沟纹深浅。在图像中,纹理的沟纹越深,其对比度越大,图像的视觉效果越是清晰。对于粗纹理,数值较集中于主对角线附近,所以相应的 CON 值较小,而细纹理的 CON 值较大。

$$CON = \sum_m \sum_n (m - n)^2 P(m, n) \quad (5)$$

提取纹理特征图像,需要对灰度共生矩阵的计算结果作适当处理。本文选用的方法是取 4 个不同方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ,$

135°)的偏移参数,作其灰度共生矩阵,分别求取其特征指标。

3.2 结合灰度共生矩阵的 Curvelet 特征提取

灰度共生矩阵(GLCM)方法建立在估计图像的二阶组合条件概率密度函数的基础上,通过统计图像中有某种位置关系的两点灰度之间的相关性,来反映图像灰度分布关于方向、间隔和变化幅度的综合信息。为了能体现图像整体灰度分布的周期规律,又能有效利用 Curvelet 变换的多尺度多方向、对图像细节和方向信息准确表达的特点,本文结合灰度共生矩阵^[3]来计算图像变换域中各层子带系数共生矩阵。这样,提取到的特征向量送入 SVM 分类器,将获草细胞图像中的纤维素分离出来。具体的特征提取方法(本文像素邻域大小选定 15×15)如下:

(1) 将获草细胞图像(本文采用 256×256)进行 5 层 Curvelet 分解。

(2) 对第一层 S1 计算子带系数的共生矩阵,根据 3.1 节提到的式(2)一式(5)求得灰度共生矩阵的 4 个统计量,作为纹理特征向量的 4 个分量。

(3) 在第二层 S2 的 32 个方向上的子带中取奇数子带计算系数共生矩阵,得到 64 个特征量。

(4) 在第三层 S3 的 32 个方向上的子带中取偶数子带计算系数共生矩阵,得到 64 个特征量。

(5) 第四层 S4 不取,对无方向的第五层 S5 计算系数共生矩阵,得到 4 个特征量。

(6) 对每一幅获草细胞图像重复上述步骤(1)一(5),得到 136 维特征向量。

(7) 对各个特征向量进行归一化处理,具体公式如下:

$$v(\alpha, \beta) = \frac{v(\alpha, \beta) - \min_v v(\beta)}{(\max_v v - \min_v v)(\beta)} \quad (6)$$

式中, $v(\alpha, \beta)$ 为特征向量集, $\min_v$ 为最小行向量, $\max_v$ 为最大行向量。

4 基于 Curvelet 变换的获草细胞图像分割

基于 Curvelet 变换的获草细胞图像分割首先对 Curvelet 分解后的各层子带系数提取其纹理信息,得到高维的特征向量,然后采用 SVM 方法^[10-11]进行分割。该方法充分利用了 Curvelet 变换的多方向多尺度的特点,既有对图像整体结构信息的表达,又有对 Curvelet 域中对细节和方向信息的精确表达。

分割方法的具体步骤如图 1 所示。

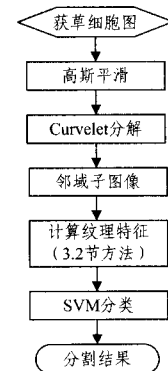


图 1 基于 Curvelet 变换的获草细胞图像分割算法流程图

(1) 读取一幅获草细胞图像,对其进行高斯平滑处理。

(2) 根据 3.2 节的特征提取方法,得到获草细胞图像分割

的纹理特征。

(3)用(2)提取的特征向量作为支持向量机的输入因子,根据 SVM 理论,设计合适的学习器。

(4)对测试获草细胞图像进行分割,提取其中的纤维素。

5 实验结果与评价

为验证本文方法对获草细胞图像的分割性能,选取如图 2(a)、图 3(a)所示的两幅获草细胞图像。经分析图像发现,目标和背景亮度接近,纹理清晰,因而本文采用上述结合灰度共生矩阵的 Curvelet 变换方法提取其纹理特征并用 SVM 分类器进行分类。

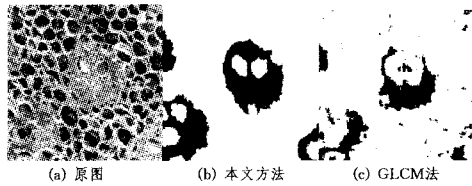


图 2 获草细胞图像 1 及其不同方法分割结果

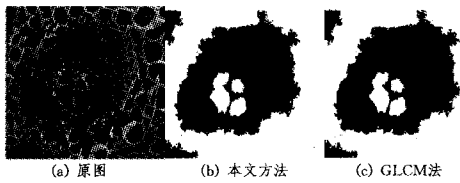


图 3 获草细胞图像 2 及其不同方法分割结果

根据 SVM 理论,核函数的不同决定了分类器的复杂度,所以核函数及相关参数选择的好坏直接影响到 SVM 的性能。对于选定的核函数来说,选择合适的惩罚系数 C 和 γ 是非常关键的。本文采用基于 RBF 核函数的 C-SVM。表 1 列出了不同的参数 C 和 γ 对图 2 分割效果的影响。其中,SVs (Support Vectors)表示边界支持向量的数量; C 为惩罚系数,Elapsed time 为运行时间。本文实验软件平台为 MATLAB R2011a,运行环境为双 CPU PC 机,CPU 是主频为 3.2G 的 Intel Pentium 4 多线程处理器,内存为 1G,硬盘大小为 250G,操作系统是 Windows XP Professional SP3。

经过多次试验,发现取 $C=100, \gamma=1$ 作为 SVM 的模型参数时,无论是支持向量的个数,还是运行时间都是较少的,最终的准确率也相对较高,分割的效果较好。表 1 给出了部分 SVM 取不同参数时在获草细胞图上的训练准确率,对比其中数据可以发现,当 $C>100$ 时。对训练结果的影响不大,识别准确率均达到 98% 以上;当 C 取值较小时,准确率有所下降;固定 $C=100, \gamma$ 取值较大 ($\gamma>1$) 时,虽然准确率仍然较高,但耗时过长。

表 1 SVM 取不同参数时在获草细胞图上训练结果(RBF 核)

Tests	C	γ	SVs	Elapsed times/s	Accuracy /%
Test1	10000	1	1582	38.851473	98.0083
Test2	1000	1	1574	38.549103	98.0066
Test3	100	1	1614	36.982872	98.018
Test4	10	1	2145	44.374560	97.8847
Test5	1	1	3534	65.392084	97.3254
Test6	0.1	1	5933	109.245829	93.6671
Test7	100	10	14905	1033.875617	97.3172
Test8	100	0.1	2524	67.116173	97.5026
Test9	100	0.05	3404	86.170447	96.649

采用本文方法与基于 GLCM 的纹理分割方法^[12]对获草细胞图 2(a)、图 3(a)进行了分割对比实验,分割结果如表 2 所列。同时,给出了上述两幅图像采用两种不同方法得到的最终分割效果图,分别如图 2(b)、图 3(b)、图 2(c)、图 3(c)所示。

从分割效果可以看出:本文采用的结合灰度共生矩阵的 Curvelet 变换的分割方法对获草细胞图像取得了较好的分割效果。相比 GLCM 方法而言,纹理分割区域的边缘轮廓更加完整、精确;此外,从表 2 给出的实验对比结果可以看出,本文方法的运行速度要高于 GLCM 方法。

表 2 两种方法的实验对比结果

测试图像	分割方法	分割准确率(%)	运行时间(s)
获草图像 1	GLCM 方法	86.8042	57.715441
	本文方法	98.018	36.982872
获草图像 2	GLCM 方法	81.0259	79.076345
	本文方法	96.6018	76.450898

结束语 本文讨论了基于 Curvelet 变换的获草细胞图像分割。以获草细胞图像为研究对象,采用结合灰度共生矩阵的 Curvelet 变换方法提取图像的纹理特征,基于 RBF 核函数下的 SVM 模型分类原理,建立了获草细胞图像的分类识别模型,该模型基本能将获草细胞中的纤维素提取出来。同时,将该方法与 GLCM 方法进行了比较,分割结果表明,该方法具有较高的分割精度,且运行速度得到了明显提高。由此可见,基于 Curvelet 变换的细胞图像分割方法在草本类植物细胞中具有广阔的前景。

参考文献

[1] 高捍东,蔡伟建,等. 获草的栽培与利用[J]. 中国野生植物资源, 2009,28(3):65-67

[2] 丁海勇,卞正富. 基于 SVM 算法和纹理特征提取的遥感图像分类[J]. 计算机工程与设计,2008,29(8):2131-2132

[3] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics,1973,3(6):610-621

[4] Candès E J, Donoho D L. Curvelets[R]. Department of Statistics, Stanford University, 1999

[5] Candès E J, Donoho D L. Curvelets-A surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges[C]// Curve and Surface Fitting. Nashville, TN: Vanderbilt University Press, 2000:105-120

[6] Candès E J, Donoho D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with smooth singularities[J]. Commun Pure and Appl Math,2004,57(2):219-266

[7] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, et al. Fast discrete curvelet transforms[J]. Multiscale Model Simul,2006,3:861-899

[8] 贾永红. 数字影像处理[M]. 武汉: 武汉大学出版社,2003,9

[9] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans. on System Man Cybernet, 1973,3(6):610-612

[10] Vapnik V. The nature of statistics learning theory [M]. New York:Spinger Verlag,1995

[11] Lin C F, Wang S D. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2002,13(2):464-471

[12] 白雪冰,王科俊,邹丽晖. 基于灰度共生矩阵的木材表面缺陷图像的纹理分割方法[J]. 东北林业大学学报,2008,36(12)