

梅星宇, 李新华, 鲍文霞, 等. 基于复频域纹理特征的植物叶片识别算法[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(6): 1334-1339.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2019.06.009

基于复频域纹理特征的植物叶片识别算法

梅星宇, 李新华, 鲍文霞, 张东彦, 梁 栋

(安徽大学农业生态大数据分析与应用技术国家地方联合工程研究中心, 安徽 合肥 230601)

摘要: 针对空间域特征不能全面准确地描述叶片的问题, 提出了一种基于复频域纹理特征(Complex frequency domain texture features, CFDTF)的叶片识别算法。首先, 对叶片图像进行预处理。其次, 对预处理后的图像进行分块, 并对每一个图像块进行双树复小波变换(Dual-tree complex wavelet transform, DTCWT), 分别计算复频域局部二值模式(Local binary pattern, LBP)和局部相位量化(Local phase quantization, LPQ)特征, 得到图像块的特征。接着, 串联所有图像块的特征得到整个图像的特征。最后, 在 Flavia 数据库上通过 KNN 分类器分类识别。结果表明, 与传统的颜色、形状、纹理等特征相比, 该算法平均识别精度明显提高, 达到 95.75%。

关键词: 植物叶片识别; 复频域纹理特征; 双树复小波变换

中图分类号: TP391; S126 文献标识码: A 文章编号: 1000-4440(2019)06-1334-06

Research of leaf recognition algorithm based on complex frequency domain texture features

MEI Xing-yu, LI Xin-hua, BAO Wen-xia, ZHANG Dong-yan, LIANG Dong

(National Engineering Research Center for Agro-Ecological Big Data Analysis and Application, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: In the most time, the traditional spatial domain feature cannot describe a leaf completely and accurately. In this study, an algorithm of leaf recognition based on complex frequency domain texture features (CFDTF) was proposed. Firstly, the image of leaf should be preprocessed. Secondly, the preprocessed image could be divided into many blocks, and every image block was processed by the dual-tree complex wavelet transform (DTCWT). Next, the local binary pattern (LBP) and local phase quantization (LPQ) features of image blocks were calculated respectively, and the features of image blocks were obtained. Thirdly, all block features were concatenated to obtain the feature of an entire image. Finally, KNN classifier was used for classification and recognition in the Flavia dataset. Compared with the traditional color, shape, texture and other features, the average recognition accuracy of our algorithm was significantly improved, reaching 95.75%.

Key words: plant leaf recognition; complex frequency domain texture features; dual-tree complex wavelet transform

植物叶片识别一直是计算机视觉学科中重要且具有挑战性的领域之一。国内外很多学者针对这一领域进行了研究, Wu 等^[1]使用概率神经网络(Probabilistic neural network, PNN)对植物叶片进行

识别。王艳菲等^[2]通过研究 CENTRIST 特征提取算法提取植物叶片特征。Kulkarni 等^[3]提出将 Zernike 矩作为叶片识别的辅助特征, 同时利用径向基概率神经网络(Radial basis probabilistic neural network, RBPNN)进行植物叶片识别。Carranza-Rojas 等^[4]在 Kumar 等^[5]的研究基础上进行改进, 融合了多尺度曲率直方图(Histogram of curvature over scale, HoCS)方法和局部二值方差(Local binary pattern variance, LBPV)方法提取叶片特征。郑一力等^[6]将叶

收稿日期: 2019-02-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(41771463, 61672032)

作者简介: 梅星宇(1992-), 男, 安徽安庆人, 硕士研究生, 研究方向为计算机视觉。(E-mail) meixingyu@163.com

通讯作者: 李新华, (E-mail) lixinhua@ahu.edu.cn

片图像的 Hu 不变矩、Gabor 等多种特征融合,利用支持向量机(Support vector machine,SVM)对叶片进行处理。李洋等^[7]使用 KNN-SVM 分类器,通过轮廓凸包顶点比、轮廓曲率方差等形状特征对植物叶片识别进行研究。

本研究利用具有平移不变、更好的方向选择性以及有限冗余等优点的双树复小波变换(Dual-tree complex wavelet transform,DTCWT)对图像块进行分解,在得到的高频子带和低频子带上分别计算复频域局部二值模式(LBP)和复频域局部相位量比(LPQ)特征,通过特征融合得到图像块特征。再将所有的图像块特征串联成一个向量作为整个图像的特征。

1 复频域纹理特征算法

基于复频域纹理特征(CFDTF)的植物叶片识别算法主要内容有图像获取、图像预处理、特征提取、图像识别4个部分。本研究中的图像主要来自于 Flavia 数据库^[1]。图像预处理过程主要有图像去噪、分割、二值化等。特征提取需要在 DTCWT 处理后,分别提取 LBP 和 LPQ 特征,之后进行特征融合得到目标特征。图像识别需要构造一个分类器,将训练的特征集合与测试的图像特征进行比较,得到识别结果。整个 CFDTF 算法处理流程如图1所示。

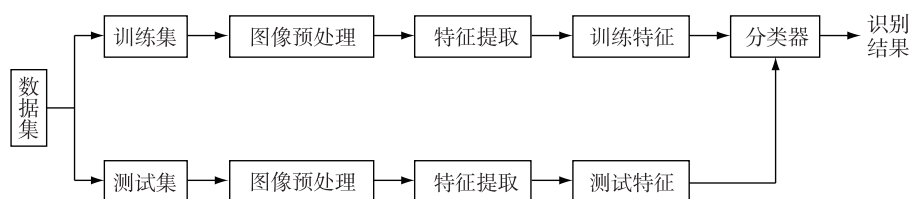


图1 复频域纹理特征(CFDTF)算法处理流程图

Fig.1 Flow chart of complex frequency domain texture features(CFDTF) algorithm

1.1 图像预处理

首先对彩色图像进行灰度化处理,然后利用中值滤波器对灰度图进行去噪处理,接着使用 k-means 聚类算法对图像进行分割^[8],得到二值化图像。二值化图像与原图像进行点乘处理得到前景图,便于后面提取纹理特征。整个植物叶片预处理流程如图2所示。

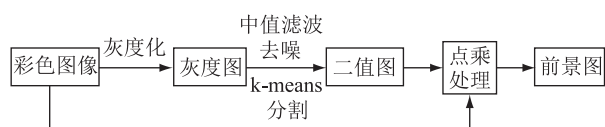


图2 植物叶片预处理流程

Fig.2 Pretreatment process of plant leaves

1.2 特征提取

纹理作为描述图像的关键特征之一,在图像识别中十分重要。LBP 算法基于空域反映了图像灰度变化,LPQ 算法基于频域反映了图像的梯度变化^[9]。分别使用 LBP 算子和 LPQ 算子提取叶片的纹理特征。一幅图像经过双树复小波变换处理,可以得到2个低频子带和6个高频子带。因而可以在不同频域部分进行特征提取,实现两种特征的有效

融合,进一步提高算法的性能。

1.2.1 双树复小波变换 DTCWT 是一种先进的图像处理工具,具有平移不变性、良好的方向选择性以及数据冗余度低等优点,可以有效地提取图像的高频部分和低频部分信息^[10]。DTCWT 主要由2棵平行的小波树 Tree-a 和 Tree-b 组成,对图像的行和列进行分解,每一层次分解后有2个低频近似子带 $[L(j+1,1), L(j+1,2)]$ 和6个方向 $(\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ)$ 的高频细节子带 $[H(j+1,1), \dots, H(j+1,6)]$ 。二维 DTCWT 的结构图如图3所示。

1.2.2 LBP 算法 LBP 是一种常用的纹理特征算子^[11]。基本的 LBP 算子以图像的像素为中心,联合周围8个像素构造一个大小为 3×3 的像素网格。以中心像素值为阈值,依次比较周围8个像素与中心像素的大小,若周围像素大于等于中心像素,记为1,否则记为0。按照一定方向排序,得到一个8位二进制数,进而表示成十进制数的形式。以此作为图像中像素的一个 LBP 值。其数学式表示为:

$$f_{LBP}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^7 s(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

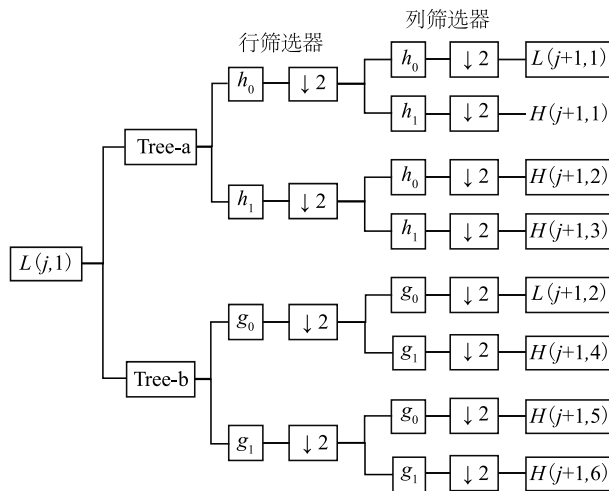


图3 二维双树复小波变换结构图

Fig.3 Structure diagram of two-dimensional dual-tree complex wavelet transform (DTCWT)

式中, g_p 表示邻域像素值, g_c 表示中心像素值, (x_c, y_c) 表示邻域中心像素点坐标。

1.2.3 LPQ 算法 LPQ 是另一种描述图像纹理特征的算子^[12]。在图像 $f(x)$ 中任意一个像素点 x 的 $M \times M$ 邻域 N_x , 采用短时傅里叶变换得到邻域相位, 进而得到 LPQ 算子, 计算式为:

$$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y) e^{-2j\pi u^T y} \quad (3)$$

式中, y 表示邻域 N_x 中的坐标位置, u 表示频域中的二维坐标。

在 LPQ 中, 傅里叶系数可以通过 4 个频率点 $u_1 = [a, 0]^T$, $u_2 = [0, a]^T$, $u_3 = [a, a]^T$, $u_4 = [a, -a]^T$ 计算得到。其中 a 是一个很小的值, 满足 $H(u_1) > 0$, 因此得到

$$F_x = [\text{Re}\{F(u_1, x)\}, \text{Im}\{F(u_1, x)\}, \dots, \text{Re}\{F(u_4, x)\}, \text{Im}\{F(u_4, x)\}] \quad (4)$$

傅里叶系数相位与 4 个频率点实部和虚部的值相关, 值大于等于 0 记为 1, 小于 0 记为 0, 即

$$q_j = \begin{cases} 0, & g_j < 0 \\ 1, & g_j \geq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中 g_j 表示 F_x 的第 j 部分。

然后对每个二进制数乘以权重值, 得到一个范围在 0~255 的十进制值。LPQ 表达式为:

$$f_{LPQ}(x) = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1} \quad (6)$$

1.2.4 复频域纹理特征提取 CFDTF 算法的特征提取流程如图 4 所示。输入图像经过 DTCWT 处理

后, 分解为高频子带和低频子带, 分别提取 LBP 和 LPQ 特征, 融合后得到一个完整的 CFDTF。一幅图像如果直接提取它的纹理特征, 只能得到图像的整体概貌特征, 要得到局部细节特征, 需要将图像分割成若干个小块, 逐块提取纹理特征, 串联成一个向量后作为整个图像的纹理特征, 这样有利于保留图像中的局部信息, 改善识别效果。

图像分块后的 CFDTF 处理流程如图 5 所示。首先, 将输入图像等分成 N 块。接着, 提取每个图像块的 CFDTF, 处理完后再进行 CFDTF 拼接, 最后得到整个图像的 CFDTF。

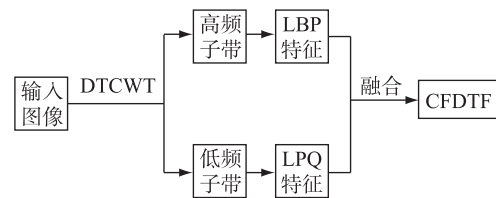


图4 单幅图像的 CFDTF 处理流程

Fig.4 The CFDTF processing flow of single image

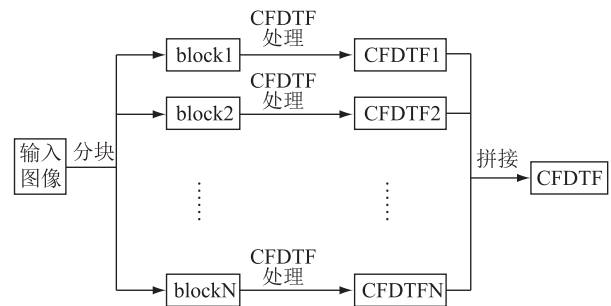


图5 图像分块后的 CFDTF 处理流程

Fig.5 The CFDTF processing flow after image segmentation

1.3 分类器的构造

选择 K 近邻 (K-nearest neighbor, KNN) 作为分类器。KNN 算法是一种常用的监督学习算法^[13]。假设有训练样本集和测试样本, 在给定的训练样本集中, 找到与测试样本最近的 K 个样本, 这些样本中占多数的标签类决定了测试样本属于哪一类。

KNN 分类器中 K 值不能太小也不能太大, 太小模型变得复杂, 容易发生拟合, 太大模型则变得简单, 没有实际意义^[14]。根据 Flavia 数据库的情况, K 的取值为 3~8。

1.4 算法步骤

具体算法步骤:1)图像预处理,得到只包含叶片部分的前景图 I 。2)图像分块处理,有 $I=[I_1, \dots, I_N]$, N 为图像块的数目。3)对每个图像块进行双树复小波变换,提取6个方向的高频子带(简称为 H_{i1}, \dots, H_{i6})和2个低频子带(简称为 L_{i1}, L_{i2}),其中 i ($i=1, \dots, N$)表示第 i 个图像块。4)对高频和低频子带提取LBP和LPQ特征, $Q_i = [f_{LPQ}(L_{i1}), f_{LPQ}(L_{i2})]$, $P_i = [f_{LBP}(H_{i1}), f_{LBP}(H_{i2}), \dots, f_{LBP}(H_{i6})]$ 。5)串联LBP和LPQ特征形成一个图像块的特征向量 $W_i = [P_i Q_i]$,再将所有的图像块特征向量串接得到特征向量 $W = [W_1, \dots, W_N]$ 。6)最后通过KNN分类器分类。

2 验证与分析

为了验证本研究算法的有效性,在Wu等^[1]制作的Flavia数据库上进行试验。Flavia数据库包含32种植物叶片(图6),每种叶片的数量均大于50张,每张叶片图像大小为1 600×1 200,总计1 907张图片。

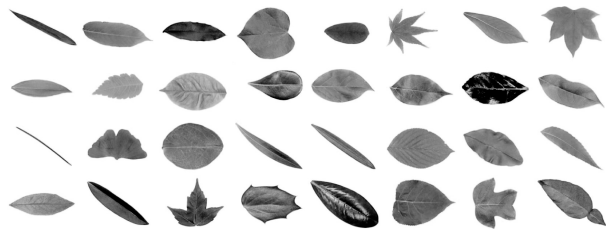


图6 Flavia数据库
Fig.6 Flavia dataset

试验时,为了加快处理,将所有图片大小压缩成400×300,分成10等份,选择其中的1份作为测试集,其余9份作为训练集,10折交叉验证,得到叶片的平均识别率。另外,针对分块后出现的高维特征问题,使用主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法进行降维处理。试验在Win10操作系统下进行,使用MATLAB 2016A软件处理试验数据。植物叶片图片分别按照1×1、2×2、3×3、4×4、5×5分块后,提取CFDFTF后的识别结果见表1。

从表1可以看出,随着分块数的增加,CFDFTF算法的识别率呈现先逐渐升高后保持平稳的趋势。总体来看,分块提高了识别率,但是随着分块数的增加,识别率增加趋缓,甚至有微小的下降,原因可能

是分块数的增多导致特征维数急剧增大,冗余信息增多,即使降维也不能完全消除冗余信息的影响。所以合理地选择分块数,对提高识别效果意义重大。在表1的试验结果中,3×3分块的识别率最高,达到95.75%。

表1 不同分块下CFDFTF在Flavia数据库中的识别率

Table 1 Recognition rate of CFDTF under different blocks in Flavia dataset

分块数	识别率(%)
1×1	90.77
2×2	94.44
3×3	95.75
4×4	95.18
5×5	95.60

另外,将本研究提出的复频域纹理特征与颜色(颜色直方图特征)、形状特征(包括矩形度、圆度等10个特征)^[15]以及其他纹理特征进行对比试验,结果如表2所示。从表2可以看出,本研究的CFDFTF较颜色、形状特征有很大的优势,识别精度提高超过10个百分点以上,说明本研究的CFDFTF能够更加有效、全面地描述植物叶片,进一步说明纹理特征在植物叶片识别中的重要意义。另外,通过比较本研究的CFDFTF与其他纹理特征的试验结果可知,CFDFTF识别精度比灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)特征^[16]高出近30.00个百分点,比LBP、LPQ特征也高出9.01个百分点和7.23个百分点。相对于传统的特征提取方法,CFDFTF描述性更强,识别效果更好,具有明显的优势。

表2 不同特征在Flavia数据库中的识别率

Table 2 Recognition rate of different features in the Flavia dataset

特征	识别率(%)
颜色特征	81.01
形状特征	82.54
灰度共生矩阵(GLCM)	65.81
LBP特征	86.74
LPQ特征	88.52
复频域纹理特征(CFDFTF)	95.75

将本研究算法的识别率同文献[3]、[6]、[7]中

的算法进行对比(表 3),结果表明本算法选择的特征能够更加准确地描述植物叶片,识别率更高。

表 3 不同方法在 Flavia 数据库中的识别率

Table 3 Recognition rate of different methods in Flavia dataset

方法	识别率(%)
文献[3]方法	93.82
文献[6]方法	92.51
文献[7]方法	94.77
复频域纹理特征法(本算法)	95.75

表 4 是 Flavia 数据库中每一种叶片的识别结果,从表中可以看出毛竹、中国七叶树、日本枫树等植物叶片存在误识别现象。

表 4 Flavia 数据库中每一种叶片的识别结果

Table 4 Recognition result of each leaf in Flavia dataset

植物种类	识别率(%)	植物种类	识别率(%)
毛竹	71.43	雪松	100.00
中国七叶树	80.00	银杏	100.00
安徽小檗	100.00	紫薇	100.00
中国紫荆花	100.00	夹竹桃	80.00
蓝靛果	100.00	紫杉梅松	83.33
日本枫树	87.50	日本樱花	75.00
楠木	100.00	女贞	100.00
龙牙	85.71	中国香椿	100.00
中国肉桂	100.00	桃树	100.00
金雨树	100.00	木莲	100.00
大果实冬青	100.00	三叉戟枫	100.00
日本干酪木	100.00	比尔的小檗	100.00
梅花	100.00	南方玉兰	100.00
樟树	100.00	加拿大杨树	100.00
日本箭树	100.00	南方玉兰	100.00
桂花	100.00	柑橘	100.00

从表 4 中选择 3 种比较典型的测试叶片进行分析,结果显示测试毛竹叶片 7 个样本,被误识别为夹竹桃叶片 1 次、紫衫海松叶片 1 次。测试的日本樱花叶片 4 个样本,被误识别为中国七叶树叶片 1 次。测试的龙牙叶片 7 个样本,被误识别为日本枫树叶片 1 次。从这 3 种测试叶片图像(图 7)中可以看出,毛竹和夹竹桃、紫衫海松的叶片形状相近,都呈

扁长、尖细状,而它们的纹理特征也十分相似。本研究提出的复频域纹理特征在高频区域更多地包含叶片的形状轮廓信息,所以复频域纹理特征不仅仅包含了纹理特征也包含了一定的形状特征。毛竹、夹竹桃、紫衫海松叶片特征相似性较大,因此在识别过程中易出现误识别的现象。日本樱花与中国七叶树的叶片纹理存在一定的相似性,但前者的纹理特征更加明显,此外两者的形状十分接近,所以它们也可能出现误识别。另外,龙牙叶片与日本枫树叶片外形相似,两者的纹理基本一致,相似性较大,所以它们也容易出现误识别。因此在形状和纹理上相近的叶片,本研究算法可能不能进行正确地区分。



图 7 3 种测试样本叶片图像
Fig.7 Leaf images of three test samples

3 结 论

针对植物叶片识别过程中空间域特征不能准确描述的问题,本研究提出了一种基于复频域纹理特征的植物叶片识别算法。为了充分发挥 LBP 和 LPQ 两种纹理特征的优势,通过 DTCWT 处理,将叶片图像在频域中进行分解,得到高频部分和低频部分图像信息,再提取 LBP 和 LPQ 特征,使得提取的特征描述性能显著提高。对图像分块提取特征,再进行特征拼接,可以有效地保留局部信息,保证了图像信息的完整性和有效性,进一步提高了算法的识别能力。与传统的空间域特征以及其他算法相比较,本研究算法具有一定的优势。考虑到分块处理

后特征维度急剧上升,PCA 降维处理会丢失一些信息,今后在分块和降维方面还需进一步探讨和研究。

参考文献:

- [1] WU S G, BAO F S, XU E Y, et al. A leaf recognition algorithm for plant classification using probabilistic neural network [C]// IEEE. 2007 IEEE international symposium on signal processing and information technology. New York: IEEE, 2007: 11-16.
- [2] 王艳菲,朱俊平,蔡 骋. 基于 CENTRIST 的植物叶片识别研究与实现[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(11): 4343-4346.
- [3] KULKARNI A H, RAI H M, JAHAGIRDAR K A, et al. A leaf recognition technique for plant classification using RBPNN and Zernike moments[J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2013, 2(1): 984-988.
- [4] CARRANZA-ROJAS J, MATA-MONTERO E. Combining leaf shape and texture for Costa Rican plant species identification[J]. Clei Electronic Journal, 2016, 19(1): 7.
- [5] KUMAR N, BELHUMEUR P N, BISWAS A, et al. Leafsnap: A computer vision system for automatic plant species identification [C]// FITZGIBBON A. European conference on computer vision. Berlin: Springer, 2012: 502-516.
- [6] 郑一力,钟刚亮,王 强,等. 基于多特征降维的植物叶片识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 30-37.
- [7] 李 洋,李岳阳,罗海驰,等. 基于形状特征的植物叶片在线识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 162-165.
- [8] 姜 枫,顾 庆,郝慧珍,等. 基于内容的图像分割方法综述[J]. 软件学报, 2017, 28(1): 160-183.
- [9] 朱长水,丁 勇,袁宝华,等. 融合 LBP 和 LPQ 的人脸识别[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2015, 38(1): 104-107.
- [10] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N C. The dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [11] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [12] OJANSIVU V, HEIKKILA J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization [C]//ELMOATZA A. International conference on image and signal processing. Berlin: Springer, 2008: 236-243.
- [13] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 225-226.
- [14] 李 航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 39-40.
- [15] 王丽君,淮永建,彭月橙. 基于叶片图像多特征融合的观叶植物种类识别[J]. 北京林业大学学报, 2015, 37(1): 55-61.
- [16] 王昊鹏,李 慧. 基于局部二值模式和灰度共生矩阵的籽棉杂质分类识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 236-241.

(责任编辑:张震林)