

一种用于农作物叶部病害图像识别的双权重协同表示分类方法

杜海顺 蒋曼曼 王娟 王胜

(河南大学图像处理与模式识别研究所 开封 475004)

摘要 农作物病害是我国主要的农业灾害之一,准确识别病害类型是防治农作物病害的关键。因此,首先采集了小麦、玉米、花生、棉花4种农作物的22种常见叶部病害的441张图像;然后,在对每张病害图像中的叶片和病斑进行分割的基础上,分别提取了描述农作物种类的叶片特征参数和描述病害类型的病斑特征参数;其次,将这两类特征参数组合并作归一化处理,得到病害图像的数据特征向量;再次,采用所有病害图像的数据特征向量,构建了一个农作物叶部病害数据集;最后,在同时考虑数据特征重要性和数据空间局部性的基础上,提出了一种双权重协同表示分类(DWCRC)方法并将其用于农作物叶部病害识别。在农作物叶部病害数据集上的实验结果表明,提出的双权重协同表示分类方法在用于农作物叶部病害识别时具有较高的识别率。

关键词 特征提取,协同表示,双权重协同表示分类,农作物叶部病害,图像识别

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.054

Double Weighted Collaborative Representation Based Classification for Crop Leaf Disease Image Recognition

DU Hai-shun JIANG Man-man WANG Juan WANG Sheng

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract Crop disease is one of the main agriculture disasters in our country. It is critical to prevent and control crop disease to recognize the category of crop disease. In this paper, we acquired 441 images composed of 22 kinds of crop leaf disease images of wheat, maize, peanut, and cotton. For each crop leaf disease image, we extracted its leaf and disease spot features after the leaf and disease spot have been segmented out, respectively. Furthermore, we combined the leaf and disease spot features into a feature vector, and then normalized the feature vector by max-min normalization operation. Using the feature vectors of all crop leaf disease images, we constructed a crop leaf disease dataset. By considering both the importance of data features and the data locality, we proposed a double weighted collaborative representation-based classification (DWCRC) method for crop leaf disease recognition. Experimental results on the crop leaf disease dataset show that DWCRC is more effective than the state-of-the-art methods for crop leaf disease recognition.

Keywords Feature extraction, Collaborative representation, Double weighted collaborative representation-based classification, Crop leaf disease, Image recognition

1 引言

我国是一个农业大国,农业是国家经济发展的基石。农作物病害是我国主要的农业灾害之一,是导致农产品产量和质量下降,以及制约高产、优质、高效农业可持续发展的重要因素。合理施用农药是有效控制农作物病害发生的主要手段,而合理施用农药的前提是精确获取农作物生长状态信息,其中最关键的是准确识别农作物病害的类型。

近年来,基于图像处理和模式识别技术的农作物病害识别方法引起了众多学者的关注。田有文等^[1]根据葡萄病害彩色纹理图像的特点,提出了一种基于色度矩和支持向量机的葡萄病害识别方法。王树文等^[2]在利用图像处理技术提取黄

瓜叶部病害病斑的颜色、纹理、形状等特征参数的基础上,采用多层前向人工神经网络快速实现了黄瓜霜霉病、白粉病、病毒病的识别。徐贵力等^[3]在采用百分率直方图提取番茄叶片颜色特征的基础上,实现了番茄叶片缺素症的识别。岑喆鑫等^[4]利用图像的颜色统计特征对不同时期的黄瓜病害样本图像进行了识别。霍迎秋等^[5]在提取苹果病害病斑纹理特征的基础上,构建了一个基于灰度关联分析的病害识别模型,实现了自然条件下对苹果病害的识别。张静等^[6]利用黄瓜病害病斑图像的惯性矩特征识别出了黄瓜斑疹病和角斑病。房俊龙等^[7]利用番茄的圆度值,通过遗传算法训练人工神经网络,实现了对番茄生理病害果的识别。赵玉霞等^[8]根据玉米叶部病害病斑的形状特征,采用二叉检索法实现了对玉米锈病、灰

到稿日期:2016-09-12 返修日期:2017-01-06 本文受国家自然科学基金委-河南人才联合基金项目(U150462),河南省教育厅科学技术研究重点项目(15A413009)资助。

杜海顺(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、图像处理等,E-mail:jddhs@henu.edu.cn;蒋曼曼(1990—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别、图像处理等;王娟(1977—),女,讲师,主要研究方向为模式识别、图像处理等(通信作者);王胜(1982—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、图像处理等。

斑病、小斑病等 5 种病害的识别。夏政伟^[9]采用多重分形分析提取出玉米叶部病害病斑图像的多重分形谱特征值作为形状特征参数,提高了玉米常见叶部病害的识别率。张飞云^[10]在提取玉米叶部病害病斑图像的颜色、纹理、形状等特征的基础上,采用量子神经网络,实现了对玉米灰斑病、小斑病、锈病的识别。王献锋等^[11]在获取黄瓜病害的 5 个环境信息特征和提取黄瓜病害病斑图像的颜色、形状、纹理的 35 个特征参数的基础上,利用判别分析方法选择出了 10 个分类能力强的特征参数,然后采用最大隶属度准则实现了对黄瓜霜霉病、褐斑病、炭疽病的识别。田凯等^[12]在提取茄子病害病斑的颜色、形状、纹理的 31 个特征参数的基础上,采用主成分分析法选择出了 20 个分类能力强的特征参数,并进一步利用 Fisher 判别函数实现了对茄子褐纹病的识别。邓继忠等^[13]通过提取小麦病害病斑图像的颜色、纹理、形状特征中有利于病害识别的特征参数,采用 BP 神经网络分类器实现了对小麦腥黑穗病的识别。然而,现有农作物病害图像识别方法尽管大都取得了一定的识别效果,但仍存在两个问题:1)仅针对单一特定农作物,尚无能适用于多作物病害识别的方法;2)大多采用支持向量机、BP 神经网络等传统模式识别技术完成对农作物病害图像的识别,识别率仍有较大的提升空间。

随着压缩感知理论的发展,线性编码分类器引起了国内外学者的广泛关注。Wright 等^[14]于 2009 年提出了一种基于稀疏表示分类(Sparse representation-based classification, SRC)的图像识别方法,并将其用于人脸识别,取得了良好的识别效果。受 SRC 的启发,Zhang 等^[15]提出了一种基于协同表示分类(Collaborative Representation-based Classification, CRC)的图像识别方法。Yang 等^[16]提出了一种基于正则化鲁棒编码(Regularized robust coding, RRC)的图像识别方法。Lu 等^[17]在 SRC 中考虑了数据的空间局部性,提出了一种基于局部加权稀疏表示分类(Local Weighted Sparse Representation-based Classification, WSRC)的图像识别方法。Tang 等^[18]提出了一种基于加权组稀疏表示分类(Weighted Group Sparse Representation-based Classification, WGSRC)的图像识别方法。Waqas 等^[19]提出了一种基于协同近邻表示分类(Collaborative Neighbor Representation-based Classification, CNRC)的图像识别方法。最近,霍迎秋等^[20]将 SRC 应用到农作物病害识别领域,提出了一种基于 SRC 的苹果病害识别方法。

为了实现对多作物叶部病害的识别,本文在完成病害图像叶片分割的基础上,首先提取能够表征农作物种类的叶片特征参数;然后在完成病害图像病斑分割的基础上,进一步提取能够表征病害类型的病斑特征参数;最后将这两类特征参数组合并进行归一化处理,得到病害图像的数据特征向量。为了进一步提高对农作物叶部病害的识别率,本文在同时考虑数据特征重要性和数据空间局部性的基础上,提出一种双权重协同表示分类方法,并将其用于农作物叶部病害识别。

2 农作物叶部病害图像采集与处理

2.1 农作物叶部病害图像采集

针对华北地区大面积种植的小麦、玉米、花生、棉花 4 种农作物,本文使用 Cannon EOS 60D 相机在自然光照条件下采集了小麦叶枯病、小麦纹枯病、小麦锈病、小麦白粉病、玉米

大斑病、玉米小斑病、玉米灰斑病、玉米圆斑病、玉米锈病、花生褐斑病、花生黑斑病、花生焦斑病、花生网斑病、花生条纹病毒病、花生疮痂病、花生花叶病、花生缺铁症、花生缺锰症、棉花黄萎病、棉花叶斑病、棉花网纹型枯萎病、棉花缺钾症共 22 种叶部病害的 441 张图像,每种病害大约 20 张图像。图 1 给出了部分农作物叶部病害的原始图像。

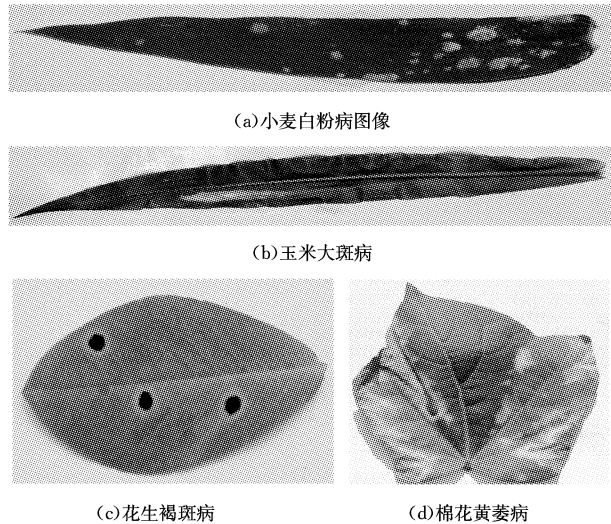


图 1 部分农作物叶部病害的原始图像

2.2 农作物叶部病害图像叶片分割处理

为了加快处理速度,本文首先对农作物叶部病害原始图像进行下采样处理。具体地,对玉米、花生、小麦病害图像按 1/4 进行下采样处理;对棉花病害图像按 1/8 进行下采样处理。

由图 1 可以看出,本文所采集的农作物叶部病害图像背景比较单一,因此选用简单的阈值分割法^[21]进行叶片分割处理。通过分析农作物叶部病害图像在 H(色调)、S(饱和度)、V(亮度)各通道的特性发现,在 S 通道上,叶片和背景的差别最为明显。因此,本文选择在 S 通道上对叶片进行阈值分割处理,阈值取值范围为 0.2~0.4。通常情况下,采用阈值分割法分割得到的叶片二值图像存在边缘毛刺、叶片孔洞等现象。为了得到更好的分割效果,本文进一步对叶片二值图像进行了开、闭、空洞填充等形态学处理。叶片分割最终结果如图 2 所示。

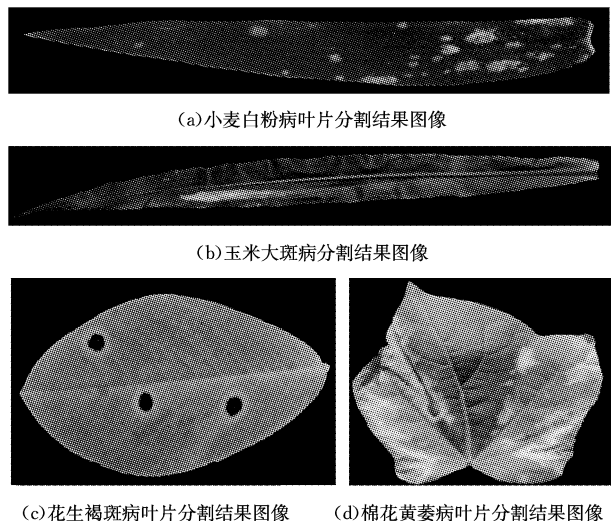


图 2 部分农作物叶部病害图像的叶片分割结果

2.3 农作物叶部病害图像病斑分割处理

病斑分割是农作物叶部病害识别的重要环节,其分割效果对病斑特征提取和病害识别的影响显著。通常情况下,农作物叶部病害病斑在颜色、形状、纹理上具有多样性和复杂性。因此,简单的阈值分割法很难将病斑从叶片上准确地分割出来。近年来,基于高斯混合模型聚类^[22]、谱聚类^[23]以及均值漂移聚类^[24]的图像分割方法得到了广泛应用。研究发现,与基于高斯混合模型聚类和谱聚类的图像分割方法相比,基于均值漂移聚类的图像分割方法在进行农作物叶部病害病斑分割时的处理速度较快且分割效果较好。因此,本文选择基于均值漂移聚类的图像分割方法并结合开、闭、空洞填充等形态学处理来进行病斑分割。病斑分割最终结果如图3所示。

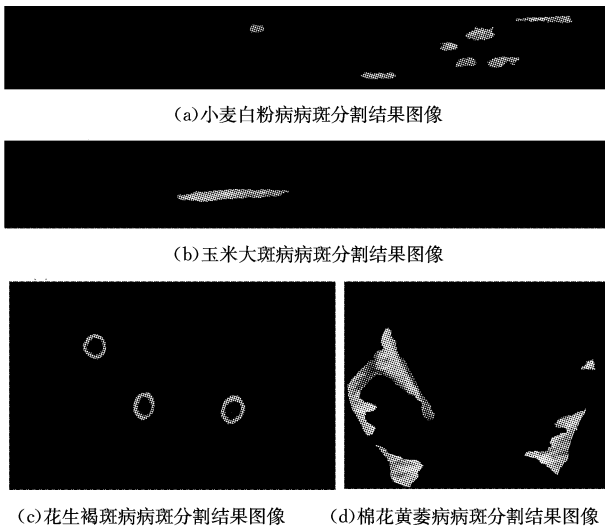


图3 部分农作物叶部病害图像病斑分割结果

2.4 农作物叶部病害图像特征提取

进行农作物叶部病害识别时常用的特征包括颜色特征、形状特征和纹理特征。具体地,常用的颜色特征包括均值、标准差、三阶矩、方差、能量、偏度、峰度、熵等^[2-3,13,20];常用的形状特征包括畸形度、偏心率、面积周长比、等效椭圆比、矩形度、圆形度、凹凸比、复杂度、内外径比等^[11-12,25];常用的纹理特征包括对比度、惯性矩、相关性、能量、一致性等^[26]。

为了实现对多作物叶部病害的识别,本文首先根据叶片分割结果,提取了能表征农作物种类的19个叶片特征参数,包括畸形度、面积周长比、等效椭圆比、矩形度、凹凸比、复杂度、内外半径比7个形状特征参数,以及H,S,V3个通道上的对比度、相关性、能量和一致性共12个纹理特征参数;然后,根据病斑分割结果,提取了能表征农作物病害类型的43个病斑特征参数,包括畸形度、面积周长比、等效椭圆比、矩形度、凹凸比、复杂度、内外半径比7个形状特征参数,H,S,V3个通道上的对比度、相关性、能量和一致性共12个纹理特征参数,以及R,G,B,H4个通道上的均值、标准差、偏差、能量、峰度、熵共24个颜色特征参数。需要说明的是,通过分析农作物病斑图像在R,G,B,H,S,V6个通道的特性发现,R,G,B,H4个通道的颜色特征参数的判别力较强,而S和V通道的颜色特征参数判别力很弱,因此本文选择在R,G,B,H4个通道提取颜色特征参数。

对于任一农作物叶部病害图像,本文在提取其叶片特征

参数和病斑特征参数后,将这两类特征参数组合在一起,构成了一个62维的数据特征向量 $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_{62}]^T$ 来表征农作物叶部病害。此外,为了消除不同特征参数量纲和量纲单位的影响,本文对数据特征向量 \mathbf{x} 采用最大最小化方法进行归一化处理,归一化后的数据特征向量记为 $\hat{\mathbf{x}}=[\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_{62}]^T$,其中:

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \min(\mathbf{x})}{\max(\mathbf{x}) - \min(\mathbf{x})}, i=1, 2, \dots, 62 \quad (1)$$

2.5 农作物叶部病害数据集的构建

本文对采集到的所有农作物叶部病害图像进行特征提取,用它们的数据特征向量构建一个农作物叶部病害数据集。该数据集包含4种农作物的22种叶部病害的441个样本,每种病害大约20个样本。

3 双权重协同表示分类器

研究发现,当数据特征向量存在异常值时,基于协同表示分类器(CRC)的图像识别方法的识别效果不佳。此外,研究表明^[27],数据的空间局部性对数据分类至关重要。文献[28-29]指出,在线性编码框架中考虑数据的空间局部性能明显增强数据编码的稳定性和提高数据的分类性能。因此,本文在同时考虑数据特征重要性和数据空间局部性的基础上,提出了一种双权重协同表示分类(DWCRC)方法,并将其用于农作物叶部病害图像识别。

3.1 双权重协同表示

假设有 C 类训练样本, $\mathbf{X}_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in_i}] \in R^{m \times n_i}$ 表示第 i 类训练样本组成的矩阵,其中, m 为训练样本的特征维数, n_i 为第 i 类训练样本的个数。 $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_C] \in R^{m \times n}$ 表示全部训练样本构成的矩阵,其中 $n=\sum_{i=1}^C n_i$ 。给定一个测试样本 $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_m]^T \in R^m$,本文提出的双权重协同表示(DWCR)模型的目标函数如下:

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \{ \|\mathbf{W}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{L}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \} \quad (2)$$

其中, $\lambda > 0$ 为正则化常数, $\boldsymbol{\alpha} \in R^n$ 为 \mathbf{y} 的表示系数向量,对角阵 \mathbf{W} 为特征权重矩阵,其对角元素(特征权重)定义为:

$$w_i = \sqrt{\exp(-\mu e_i^2 + \mu\delta) / (1 + \exp(-\mu e_i^2 + \mu\delta))} \quad (3)$$

其中, $i=1, 2, \dots, m$, μ 和 δ 均为调节参数, $[e_1; e_2; \dots; e_m] = \mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}$ 为表示误差向量。由特征权重的定义式(3)可知, e_i 越大,其对应的特征权重 w_i 越小,相应地,特征 y_i 在编码过程中的作用越小。一般地,数据异常特征的表示误差较大。因此,在编码过程中,采用特征权重矩阵 \mathbf{W} 对测试样本和训练样本进行加权处理,能够显著降低异常特征对编码结果的不利影响。

式(2)中的数据局部性权重矩阵 \mathbf{L} 为对角阵,其对角元素定义为:

$$l_j = \exp\left(\frac{\text{dist}(\tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{x}}_j)}{\sigma}\right) \quad (4)$$

其中, $j=1, 2, \dots, n$, $\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{W}\mathbf{y}$ 为加权测试样本, $\tilde{\mathbf{x}}_j = \mathbf{W}\mathbf{x}_j$ 为第 j 个加权训练样本, σ 为调节参数, $\text{dist}(\tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{x}}_j)$ 为 $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 和 $\tilde{\mathbf{y}}$ 间的欧氏距离。显然, l_j 表征了加权测试样本 $\tilde{\mathbf{y}}$ 和加权训练样本 $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 间的相似性。 l_j 值越大,意味着 $\tilde{\mathbf{y}}$ 和 $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 的相似度越低,相应地,编码系数 α_j 将会受到较大压制。即, \mathbf{L} 的对角元素 l_j 表征了 $\tilde{\mathbf{x}}_j$ 在重构 $\tilde{\mathbf{y}}$ 时的重要性。

3.2 双权重协同表示目标函数的求解

由式(3)和式(4)可以看出,计算特征权重矩阵 \mathbf{W} 时需预先求出数据表示误差向量 $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}$, 计算数据局部性权重矩阵 \mathbf{L} 时需预先求出 \mathbf{W} 。此外,很容易看出,计算数据表示误差向量 \mathbf{e} 时必须事先已知数据表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$, 而求解 $\boldsymbol{\alpha}$ 时需已知 \mathbf{W} 和 \mathbf{L} 。因此,本文设计了一个迭代算法来交替求解 \mathbf{W}, \mathbf{L} 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 。具体地,在第 k 次迭代中,给定一个表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}^{(k-1)}$, 首先求得数据表示误差向量 $\mathbf{e}^{(k)} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}^{(k-1)}$; 然后,基于数据表示误差向量 $\mathbf{e}^{(k)}$, 计算特征权重矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$; 进一步,利用特征权重矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$, 计算数据局部性权重矩阵 $\mathbf{L}^{(k)}$; 最后,根据 $\mathbf{W}^{(k)}$ 和 $\mathbf{L}^{(k)}$, 通过求解如下最优化问题,求解数据表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}^{(k)}$:

$$\boldsymbol{\alpha}^{(k)} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \{ \|\mathbf{W}^{(k)}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{L}^{(k)}\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \} \quad (5)$$

通过简单的代数运算,可知最优化问题式(5)的解为:

$$\boldsymbol{\alpha}^{(k)} = (\mathbf{X}^T(\mathbf{W}^{(k)})^2\mathbf{X} + \lambda(\mathbf{L}^{(k)})^2)^{-1}\mathbf{X}^T(\mathbf{W}^{(k)})^2\mathbf{y} \quad (6)$$

需要指出的是,在运行迭代算法之前,需对数据表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 进行初始化。本文令 $\boldsymbol{\alpha}^{(0)} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X} + 0.001\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y}$, 其中, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为单位阵。DWCR 目标函数迭代求解的具体算法流程如算法 1 所示。

算法 1 DWCR 目标函数迭代求解算法

输入:测试样本 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T \in \mathbb{R}^m$; 训练样本矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$; 最大迭代次数 maxIter; 参数 $\lambda, \sigma, \mu, \delta$

输出: $\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \boldsymbol{\alpha}^{(k)}$, $\mathbf{W}_{\text{final}} = \mathbf{W}^{(k)}$

初始化: $\boldsymbol{\alpha}^{(0)}$; $k=0$

while $k \leq \text{maxIter}$ and no converged

1. $k=k+1$;
2. 计算数据表示误差向量 $\mathbf{e}^{(k)} = \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}^{(k-1)}$;
3. 采用式(3)和式(4)计算数据特征权重矩阵 $\mathbf{W}^{(k)}$ 和数据局部性权重矩阵 $\mathbf{L}^{(k)}$;
4. 采用式(6)计算数据表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}^{(k)}$;

end while

3.3 双权重协同表示分类方法

给定训练样本矩阵 \mathbf{X} , 对任一测试样本 \mathbf{y} , 使用算法 1 求得其表示系数向量 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 和特征权重矩阵 $\mathbf{W}_{\text{final}}$ 后, 采用如下规则对测试样本 \mathbf{y} 进行分类。

$$\text{label}(\mathbf{y}) = \arg \min_c \{ \|\mathbf{W}_{\text{final}}(\mathbf{y} - \mathbf{X}_c \hat{\boldsymbol{\alpha}}_c)\|_2 \} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{X}_c (c=1, 2, \dots, C)$ 为 \mathbf{X} 中与第 c 类对应的子矩阵, $\hat{\boldsymbol{\alpha}}_c$ 为 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 中与第 c 类对应的子向量。

3.4 算法收敛性及复杂度分析

由于 DWCR 目标函数式(2)有下界, 且在算法迭代过程中目标函数值因求解最小化问题而逐步减小, 因此迭代算法 1 能够收敛。本文给出算法收敛条件:

$$\|\mathbf{W}^{(k+1)} - \mathbf{W}^{(k)}\|_2 / \|\mathbf{W}^{(k)}\|_2 < \epsilon \quad (8)$$

当运行算法 1 时, 主要的运算量在于第 4 步求解测试样本 \mathbf{y} 的表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}^{(k)} = (\mathbf{X}^T(\mathbf{W}^{(k)})^2\mathbf{X} + \lambda(\mathbf{L}^{(k)})^2)^{-1}\mathbf{X}^T(\mathbf{W}^{(k)})^2\mathbf{y}$, 其最高运算复杂度为 $O(n^2(n+m))$ 。假设算法 1 的迭代次数为 t , 则算法 1 的运算复杂度最高为 $O(tn^2(n+m))$ 。实验表明, 算法 1 一般迭代 30 次后就会收敛。

4 实验

为了验证 DWCR 的有效性, 本文采用支持向量机分类

器(SVM)、BP 神经网络分类器(BP)、SRC^[14]、CRC^[15]、RRC^[16]、WSRC^[17]、WGSRC^[18]、CNRC^[19] 和 DWCR 在农作物叶部病害数据集上进行农作物叶部病害识别对比实验。本文所有实验均在 Intel Core i7-2600, 3.40GHz CPU、8G 内存、Windows 7 64 位系统的计算机上使用 Matlab 2015b 编程测试。需要说明的是, 支持向量机(SVM)分类器采用 LibSVM 工具包编程实现, 所用的核函数为径向基(RFB)核函数, 核函数参数 $\gamma=1/62$; BP 神经网络采用三层网络, 其中输入层有 62 个节点, 隐含层有 10 个神经元, 输出层有 22 个节点。此外, DWCR 中参数 μ 和 δ 按如下方法给定^[16]: 假设 $l = \text{ceil}(\tau m)$, 其中 $\tau \in (0, 1)$, $\text{ceil}(\tau m)$ 表示比 τm 小的最大整数, 则 $\delta = \varphi(e)_l$, 其中 $e \in \mathbb{R}^m$ 为误差向量, $\varphi(e)_l$ 表示 $\{e_i^2, i=1, \dots, m\}$ 中第 l 个最大元素。进一步, 令 $\mu = 8/\delta$ 。此外, 本文实验中令 $\tau=0.8$ 。

实验时, 本文分别从每种病害的所有样本中随机抽取 10 个和 15 个样本构成训练样本集, 剩余样本构成测试样本集。为了消除随机抽样对实验结果的影响, 对每一种抽样情况独立重复 5 次实验, 取 5 次实验的平均识别率作为最终识别率。图 4 给出了两种不同抽样情况下 DWCR 与其他 8 种方法的识别率对比情况。由图 4 可以看出, 在两种不同抽样情况下, 基于线性编码的 7 种分类方法的识别率比支持向量机(SVM)分类器的识别率至少提高了 20%, 比 BP 神经网络分类器至少提高了 4.5 个百分点, 这说明将基于线性编码的分类方法引入农作物病害识别领域是有效的。此外, 在两种不同抽样情况下, DWCR 的识别率分别达到了 88.69% 和 91.67%, 相应地比其他 6 种线性编码分类方法至少提高了 3%, 这是因为与只考虑了数据空间局部性的 CNRC, WSRC, WGSRC 和只考虑了数据特征重要性的 RRC 以及经典的 SRC, CRC 相比, DWCR 同时考虑了数据特征重要性和数据空间局部性, 其数据表示系数向量具有更强的稳定性和判别力。

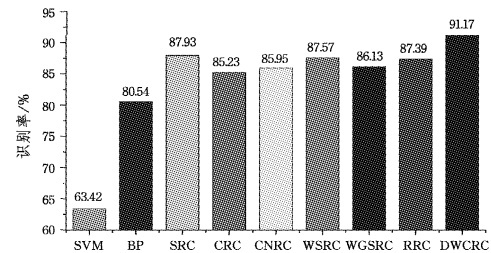
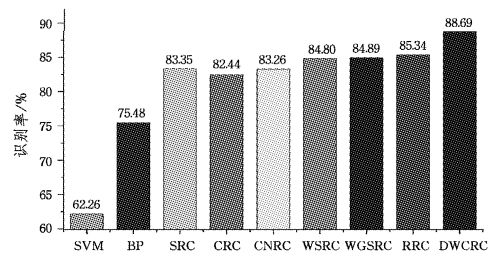


图 4 农作物叶部病害数据集上 9 种方法的识别率对比

结束语 本文首先通过对所采集到的小麦、玉米、花生、棉花 4 种农作物的叶部病害图像进行叶片分割、病斑分割、特征提取等处理, 构建了一个包含 22 种叶部病害的 441 个样本的农作物叶部病害数据集; 然后, 在同时考虑数据特征重要性

和数据空间局部性的基础上,提出了一种双权重协同表示分类(DWCRC)方法,并将其用于农作物叶部病害识别。在农作物叶部病害数据集上的实验结果表明,本文提出的 DWCRC 方法在进行农作物叶部病害识别时具有较高的识别率。

参考文献

- [1] TIAN Y W, ZHANG C S, LI C H. Study on plant disease recognition using support vector machine and chromaticity moments [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2004, 35(3): 95-98. (in Chinese)
田有文, 张长水, 李成华. 基于支持向量机和色度矩的植物病害识别研究[J]. 农业机械学报, 2004, 35(3): 95-98.
- [2] WANG S W, ZHANG C L. Study on identification of cucumber leaf disease based on image processing [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2012, 43(5): 69-73. (in Chinese)
王树文, 张长利. 基于图像处理技术的黄瓜叶片病害识别诊断系统研究[J]. 东北农业大学学报, 2012, 43(5): 69-73.
- [3] XU G L, MAO H P, LI P P. Extracting color features of leaf color images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2002, 18(4): 150-154. (in Chinese)
徐贵力, 毛罕平, 李萍萍. 缺乏叶片彩色图像颜色特征提取的研究[J]. 农业工程学报, 2002, 18(4): 150-154.
- [4] CEN Z X, LI B J, SHI Y X, et al. Discrimination of cucumber anthracnose and cucumber brown speck base on color image statistical characteristics [J]. Acta Horticulturae Sinica, 2007, 34(6): 1425-1430. (in Chinese)
岑喆鑫, 李宝聚, 石延霞, 等. 基于彩色图像颜色统计特征的黄瓜炭疽病和褐斑病的识别研究[J]. 园艺学报, 2007, 34(6): 1425-1430.
- [5] HUO Y Q, TANG J L, YIN X Z. Research on identification method of apple disease based on gray relation analysis [J]. Experimental Technology and Management, 2013, 30(1): 49-55. (in Chinese)
霍迎秋, 唐晶磊, 尹秀珍. 基于灰度关联分析的苹果病害识别方法研究[J]. 实验技术与管理, 2013, 30(1): 49-55.
- [6] ZHANG J, WANG S X, DONG X Z, et al. A study on method of extract of texture characteristic value in image processing for plant disease of greenhouse [J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2006, 37(3): 282-285. (in Chinese)
张静, 王双喜, 董晓志, 等. 基于温室植物叶片纹理的病害图像处理及特征值提取方法的研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2006, 37(3): 282-285.
- [7] FANG J L, ZHANG C L, PAN W, et al. Automated identification of tomatoes with diseases using artificial neural network trained with genetic algorithms [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural, 2004, 20(3): 113-116. (in Chinese)
房俊龙, 张长利, 潘伟, 等. 用遗传算法训练的人工神经网络识别番茄生理病害果[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 113-116.
- [8] ZHAO Y X, WANG K R, BAI Z Y, et al. Research of maize leaf disease identifying system based image recognition [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2007, 40(4): 698-703. (in Chinese)
赵玉霞, 王克如, 白中英, 等. 基于图像识别的玉米叶部病害诊断研究[J]. 中国农业科学, 2007, 40(4): 698-703.
- [9] XIA Z W. Applying multi-fractal theory to feature extraction of maize disease image [J]. Journal of Southern Agriculture, 2013, 44(5): 871-874. (in Chinese)
夏政伟. 多重分形理论在玉米病害图像特征提取中的应用[J]. 南方农业学报, 2013, 44(5): 871-874.
- [10] ZHANG F Y. Recognition of corn leaf disease based on quantum neural network and combination characteristic parameter [J]. Journal of Southern Agriculture, 2013, 44(8): 1286-1290. (in Chinese)
张飞龙. 基于量子神经网络和组合特征参数的玉米叶部病害识别[J]. 南方农业学报, 2013, 44(8): 1286-1290.
- [11] WANG X F, ZHANG S W, WANG Z, et al. Recognition of cucumber diseases based on leaf image and environmental information [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(14): 148-153. (in Chinese)
王献锋, 张善文, 王震, 等. 基于叶片图像和环境信息的黄瓜病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14): 148-153.
- [12] TIAN K, ZHANG L K, XIONG M D, et al. Recognition of phomopsis vexans in solanum melongena based on leaf disease spot features [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(1): 184-189. (in Chinese)
田凯, 张连宽, 熊美东, 等. 基于叶片病斑特征的茄子褐纹病识别方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(1): 184-189.
- [13] DENG J Z, LI M, YUAN Z B, et al. Study on diagnosis of tilletia based on image recognition [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2012, 43(5): 74-77. (in Chinese)
邓继忠, 李敏, 袁之报, 等. 基于图像识别的小麦腥黑穗病害诊断技术研究[J]. 东北农业大学学报, 2012, 43(5): 74-77.
- [14] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- [15] ZHANG L, YANG M, FENG X. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]// Proceeding of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2011: 471-478.
- [16] YANG M, ZHANG L, YANG J, et al. Regularized robust coding for face recognition [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2013, 22(5): 1753-1766.
- [17] LU C, MIN H, GUI J, et al. Face recognition via weighted sparse representation [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(2): 111-116.
- [18] TANG X, FENG G, CAI J. Weighted group sparse representation for undersampled face recognition [J]. Neurocomputing, 2015, 145(18): 402-415.
- [19] WAQAS J, YI Z, ZHANG L. Collaborative neighbor representation based classification using l2-minimization approach [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34: 201-208.
- [20] HUO Y Q, TANG J L, YIN X Z, et al. Apple disease recognition based on compressive sensing [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 227-232. (in Chinese)
霍迎秋, 唐晶磊, 尹秀珍, 等. 基于压缩感知理论的苹果病害识别方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(10): 227-232.
- [21] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing (3rd Edition) [M]. Prentice Hall Press, 2001.
- [22] ZHAO X M, LI Y, ZHAO Q H. Image Segmentation by Fuzzy Clustering Algorithm Combining Hidden Markov Random Field

标定,利用特征传递的特性,构建模型的稀疏匹配点,避免了测地距离二义性所导致的错误匹配问题;然后通过稀疏匹配点对模型进行采样,形成用于匹配的特征点集合;最后通过二分图最小匹配理论得到最优对齐结果。实验对比分析表明,该算法能够解决不同姿态下的三维动态数据对齐问题以及对齐算法中经典的对称性问题,并且该算法优于已有算法。

目前,本研究只适用于连续的三维动态数据对齐问题,在解决不连续的三维动态数据对齐问题时还存在局限性。未来将考虑插值算法,在姿态较大的三维动态数据帧之间建立虚拟的数据和更加稳定的预测跟踪模型,以保证特征点跟踪的正确性和可靠性,解决动态数据部分缺失所导致的不可靠匹配问题。

参 考 文 献

- [1] TAM G K, CHENG Z Q, LAI Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes; a survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7): 1199-1217.
- [2] VAN K O, ZHANG H, HAMERNEH G, et al. A survey on shape correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(6): 1681-1707.
- [3] SMEETS D, KEUSTERMANS J, VANDERMEULEN D, et al. meshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2): 158-169.
- [4] SAHILLIOGLU Y, YEMEZ Y. Minimum-distortion isometric shape correspondence using EM algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2203-2215.
- [5] SAHILLIOGLU Y, YEMEZ Y. Partial 3-D correspondence from shape extremities[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(6): 63-76.
- [6] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, KIMMEL R. Generalized multidimensional scaling: a framework for isometry-invariant partial surface matching [J]. National Academy of Sciences, 2006, 103(5): 1168-1172.
- [7] ALHASHIM I, XU K, ZHUANG Y, et al. Deformation-driven topology-varying 3D shape correspondence [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2015, 34(6): 236.
- [8] ZHU X Y, GENG G H. 3D Model's Alignment Approach Combining Partial Symmetry [J]. Computer Science, 2015, 2(2): 277-279. (in Chinese)
朱新懿, 耿国华. 一种结合局部对称的三维模型对齐方法 [J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 277-279.
- [9] KOVNATSKY A, BRONSTEIN M M, BRESSON X, et al. Functional correspondence by matrix completion [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 905-914.
- [10] RODOLA E, COSMO L, BRONSTEIN M M, et al. Partial Functional Correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(1): 222-236.
- [11] POKRASS J, et al. Sparse Modeling of Intrinsic Correspondences [J]. Computer Graphics Forum, 2012, 32(2): 459-468.
- [12] COSMO L, RODOLÁ E, ALBARELLI A, et al. Consistent Partial Matching of Shape Collections via Sparse Modeling [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(1): 209-221.
- [13] SIPIRAN I, BUSTOS B. A Fully Hierarchical Approach for Finding Correspondences in Non-rigid Shapes [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 817-824.
- [14] PENG Y X, NGO C W, XIAO J G. An approach for shot retrieval by optimal matching in the bipartite graph [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(7): 1135-1139. (in Chinese)
彭宇新, NGO C W, 肖建国. 一种基于二分图最优匹配的镜头检索方法 [J]. 电子学报, 2004, 32(7): 1135-1139.
- [15] SHI Y Y. Rice nutrition diagnosis and modeling based on digital image [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010. (in Chinese)
石媛媛. 基于数字图像的水稻氮磷钾营养诊断与建模研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2010.
- [16] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textual features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [17] YAN H, LU J, ZHOU X, et al. Multi-feature multi-manifold learning for single-sample face recognition [J]. Neurocomputing, 2014, 143(16): 134-143.
- [18] RAHMANI H, HUYHN D Q, MAHMOOD A, et al. Discriminative human action classification using locality-constrained linear coding [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 72: 62-71.
- [19] WANG J, YANG J, YU K, et al. Locality constrained linear coding for image classification [C] // Proceeding of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2010: 3360-3367.
- [20] and Gaussian Regression Model [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2730-2736. (in Chinese)
赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 结合高斯回归模型和隐马尔可夫随机场的模糊聚类图像分割 [J]. 电子信息学报, 2014, 36(11): 2730-2736.
- [23] GAO S B, ZHOU J B, YAN Y Y. A new superpixel based spectral clustering for image segmentation [J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2013, 49(2): 169-174. (in Chinese)
高尚兵, 周静波, 严云洋. 一种新的基于超像素的谱聚类图像分割算法 [J]. 南京大学学报(自然科学版), 2013, 49(2): 169-174.
- [24] WU Y L, ZHAO L, JIANG H Y, et al. Image segmentation method for green crops using improved mean shift [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(24): 161-167. (in Chinese)
伍艳莲, 赵力, 姜海燕, 等. 基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法 [J]. 农业工程学报, 2014, 30(24): 161-167.

(上接第 306 页)