

基于监督局部线性嵌入算法的玉米田间杂草识别

阎庆^{1,3}, 梁栋¹, 张东彦^{1,2*}

(1. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230601; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 安徽大学电气工程与自动化学院, 合肥 230601)

摘要: 杂草精准识别是实现农药定向定量喷洒的基础, 是精准农业重要的研究课题之一, 对环境保护和生产成本控制都有着重要的现实意义。该文以玉米田间常见杂草为研究对象, 首先通过超绿特征去除田间复杂背景的影响, 然后采用形态学方法自动分割图像中绿色植物区域作为待判别为杂草或作物的识别对象, 之后采用基于 Fisher 投影的监督 LLE (locally linear embedding) 方法对样本的高维灰度特征进行降维, 在低维空间结合支持向量机实现了杂草的快速识别。试验结果表明, 该识别方法能更好地发现杂草与玉米的低维特征, 对杂草和玉米植株的平均识别率分别达到 97.2% 和 77.8%。该研究结果可为精准喷洒除草剂的自动化实现提供参考。

关键词: 图像处理, 识别, 算法, 监督局部线性嵌入, 支持向量机

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.14.022

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-14-0171-07

阎庆, 梁栋, 张东彦. 基于监督局部线性嵌入算法的玉米田间杂草识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(14): 171-177.

Yan Qing, Liang Dong, Zhang Dongyan. Recognition of weed in corn field based on supervised locally linear embedding algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(14): 171-177. (in Chinese with English abstract)

0 引言

在众多田间除草方法中, 化学除草因其高效方便一直广泛使用, 但是, 实际使用中, 简单盲目大面积的喷洒往往造成生产成本的提高和农田环境的污染^[1]。近年来, 利用图像处理技术进行农田变量施药, 一直是促进精准农业发展的重要力量。可是, 因受图像处理方法的限制, 传统的杂草识别方法通过提取杂草的纹理、颜色和形状等特征再用模式识别方法将杂草从作物中分离出来^[2-12]。这些识别特征较复杂, 维数很高, 一方面造成运算速度慢, 另一方面也影响识别精度。已有文献表明, 模式分类前的特征降维效果, 会直接影响模式分类的结果^[13]。因此, 有效的数据降维方法, 便于从原始特征中找出最有利于分类的特征集, 在提高分类率的同时,

又可以降低算法成本。常见的数据降维方法如主成分分析 (principal component analysis, PCA) 和线性判别分析 (linear discriminant analysis, LDA) 等线性方法, 虽然操作简单, 具有全局最优解, 但是因为实际的数据往往不具有线性特征, 所以降维时无法保护原有数据的拓扑结构; 同时因为容易受到外界如光照等因素的影响, 这类特征不太稳定, 在很大程度上会影响识别率的提高^[14]。而一些基于核的非线性降维方法因核函数的选择缺乏指导, 实际操作比较困难^[15-17]。

当前, 基于流形的非线性数据降维方法成为该领域研究的热点, 并且成功应用于机器学习, 模式识别等多个领域^[18-20]。局部线性嵌入方法是流形方法中算法效率较高的一种。但是该方法本质上是一种非监督的方法, 直接应用于分类识别领域效果欠佳^[21-26]。文献[27]提出一种基于 Fisher 投影的监督局部线性嵌入方法 (fisher-locally linear embedding, FS_LLE) 实现单个叶片图像的特征降维。

本文在这种方法的基础上, 对田间采集的杂草和作物混合的待识别图像, 首先采用超绿特征去除图像中复杂背景的影响; 再用形态学方法, 从中截取绿色植物区域, 然后对这些区域采用 FS_LLE 完成目标特征的特征降维。文献[27]中为了验证降维方法的稳定性, 只是采用最简单的最近邻分类器进行分类实验, 分类精度受到很大的限制。本文也对此做

收稿日期: 2012-12-15 修订日期: 2013-06-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61172127, 51277002); 高等学校博士学科点专项科研基金 (20113401120006); 安徽大学“211工程”青年科学研究基金 (KJQN1114); 安徽省高等学校省级自然科学基金项目 (KJ2013A026); 安徽省自然科学基金项目 (1308085QC58)。

作者简介: 阎庆 (1978—), 女, 讲师, 博士生, 主要从事数字图像处理、模式识别方面的研究。合肥 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 230601。Email: rubby_yan5996@sina.com.cn

*通信作者: 张东彦 (1982—), 男, 山西运城人, 讲师, 博士, 主要从事高光谱图像处理及遥感定量化。合肥 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 230601。Email: hello-lion@hotmail.com

出改进,对得到的低维特征采用支持向量机实现杂草识别,识别率进一步得到提高。该方法实现了对待识别图像疑似绿色植物区域的自动提取,并将监督局部线性嵌入方法引入杂草识别领域,试验证明该方法的识别效果优于传统方法。

1 基于 Fisher 投影的监督局部线性嵌入降维

1.1 局部线性嵌入 (LLE) 算法

LLE (locally linear embedding) 算法^[15-17]是流形方法中应用比较广泛的一种方法。它假设样本具有局部线性关系,任意一个样本可以用它的近邻点线性重构,并且这种线性关系在降维过程中保持稳定,即低维样本的重构权值和高维样本相同。以此为基本思想,通过计算一个稀疏矩阵的特征向量的方法获得 LLE 的低维流形,完成降维。LLE 的基本步骤如下。

1) 对数据集 $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in R^D$ 以欧式距离为基础,计算每个训练样本 x_i 的 K 近邻。

2) 计算重构权值 w_{ij} , 使重构误差 $\varepsilon(W)$ 最小

$$\varepsilon(W) = \sum_i \left\| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_j \right\|^2 \quad (1)$$

式中,当 x_j 不是 x_i 的 K 近邻点时 $w_{ij}=0$ 且 $\sum_j w_{ij}=1$ 。

3) 保持 w_{ij} 不变,使得误差函数 $\phi(Y)$ 最小

$$\phi(Y) = \sum_{i=1}^n \left\| y_i - \sum_{x_j \in \Omega(x_i)} w_{ij} y_j \right\|^2 = \quad (2)$$

$$\|Y(I-W^T)\|^2 = \text{tr}(YMY^T)$$

其中, $y_i \in R^d (d \ll D)$,

$$\sum_i y_i = 0, \text{ 且 } \frac{1}{n} \sum_i y_i y_i^T = I。$$

$$M = (I-W)^T(I-W)$$

式(1)~式(2)中, n 为样本点个数; y_i 为 x_i 的低维表示; Y 为 y_i 构成的 $n \times d$ 矩阵; W 为 w_{ij} 构成的 $n \times n$ 矩阵; 则矩阵 M 最小的第 2 到第 $d+1$ 个特征向量即为低维流形 Y 。

1.2 基于 Fisher 投影的监督局部线性嵌入 (FS-LLE) 算法

局部线性嵌入算法只是一种非监督降维算法,应用于模式分类时常常因为对训练样本的类别信息利用不充分,导致分类精度受到很大的影响。FS-LLE 算法^[27]在降维前先对训练样本进行 Fisher 投影,获取训练样本投影坐标,计算投影距离,以该距离代替原有 LLE 算法中的欧式距离构建样本点邻域集,再进行降维。Fisher 投影方向是样本的最佳分类方向,在该方向上同类样本点聚集,异类

样本分散,具有很好的聚类效果。因此采用这种方式构建的训练样本邻域是以分类为指导的,可以为降维提供更多的流形类别信息。该算法的流程如下

1) 对训练样本做 Fisher 投影,并计算各样本的投影距离。

2) 根据该投影距离建立每个样本点的 K 邻域,并按式(1)求权值矩阵 W 。

3) 同 LLE 方法的后续步骤,求取低维流形。

1.3 测试样本降维

因为 LLE 方法在引入新增样本后会破坏原有的邻域结构,理论上对所有的测试样本都需要重新计算邻域关系,但是实际中这样处理算法效率太低也没有必要。因为局部线性嵌入式假设数据集具有局部线性的特征,所以本文采用线性近似的方法。即,首先在训练集中寻找测试样本的近邻点,同样以使重构误差最小为目标求测试样本的重构权值 w_{ij}^{cs} ,之后保持该权值不变,由训练样本对应的低维流形重建测试样本的低维流形。

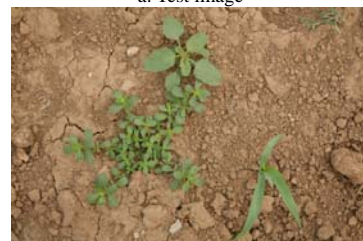
2 验证试验

2.1 数据获取

试验于 2012 年 7 月 12 日在北京市昌平区国家精准农业研究示范基地开展。试验田玉米处于 3~5 叶期,此时为杂草多发期,是化学除草的关键时段。图像获取设备为 Canon 5D,图像分辨率为 4368×2912 像素,拍照成像时距地面 1 m 高。杂草主要有马齿苋、牵牛花、牛筋草和反枝苋,都为北方地区常见的杂草。数据采集时天气多云,采集时间为 10:30~11:00,共获取了 100 幅图像,每幅图像均混杂了玉米和多种杂草,部分图像如图 1 所示。



a. 训练图像
a. Test image



b. 待识别图像
b. Image for recognition
图 1 原始图像

Fig.1 Original image

2.2 试验方法

从采集的 100 幅原始图像中选取 60 幅, 做为训练图像, 采用手工方法从中截取单个玉米和杂草分别作为正、负类训练样本, 共取得 92 幅训练样本, 如图 2 所示; 在另外 40 幅图像中, 放弃了 28 幅从

侧面拍摄以及存在杂草和玉米严重混杂的图像, 用余下 12 幅作为待识别图像来验证算法的有效性。对这 12 幅图像首先通过形态学方法截取绿色植物区域, 作为测试样本, 用 FS-LLE 算法降维, 再由支持向量机分类器判断其类别属性, 实现识别目的。

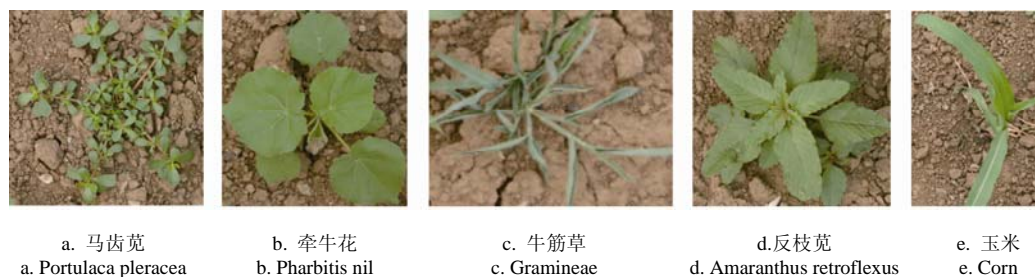


图 2 训练样本

Fig.2 Training samples

由图 1 可见, 待识别图像环境比较复杂, 含有玉米和多种杂草图像。本文的目标是要将杂草和玉米区分开来。试验方法设计如下: 首先利用监督局线性嵌入方法完成对训练样本的降维, 并用低维特征训练支持向量机。然后对待识别的图像利用超绿特征将绿色植物和土壤背景分开, 再通过形态学处理方法做滤波预处理, 去除既不属于杂草也不属于玉米图像的小噪声区域, 之后截取面积较大的绿色植物区域作为测试样本, 对这些测试样本用同样的监督局线性嵌入的方法降到低维空间。最后将其输入已训练的支持向量机 (support vector machine, SVM) 进行分类, 判断其正负类属性。如为正类则是玉米样本, 为负类就是杂草样本。算法流程如图 3 所示。

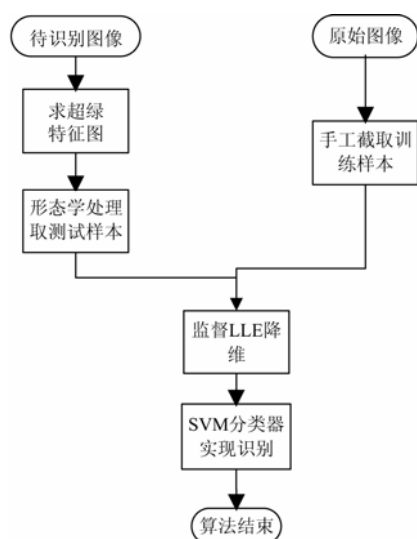


图 3 杂草识别算法流程图

Fig.3 Weed identification algorithm flow chart

2.3 形态学方法提取测试样本

待识别图像中需要识别的对象是绿色的作物

和杂草, 所以首先采用超绿特征将绿色植物和土壤背景分开。之后用形态学处理方法截取单个绿色植物区域, 作为需要识别的测试样本。形态学处理步骤如下:

1) 形态学滤波, 去除超绿特征图像中的微小的噪声区域。

2) 求各个连通区域图像的质心, 最小外接矩以及面积属性。

3) 面积过小的区域不属于待识别对象 (杂草或玉米), 因此只取大于某阈值 T 的连通区域作为测试样本, 并将其转化为灰度图像。根据反复试验测试, 本文取 T 为 1 000。图 4 是对图 1b 提取测试样本的步骤, 图 4 中 c~f 为取出的测试样本。

2.4 试验结果与分析

本文试验在主频为 2.6 GHz, 内存为 2 G 的 PC 机上进行, 软件开发环境为 MATLABR2009a。分类试验采用台湾大学林智仁教授开发的 LibSVM 开放式工具箱完成。采集设备获得的待识别图像为彩色图像。为了验证算法的有效性, 对选取的 12 幅待识别图像进行识别试验。因为从中截取的训练样本和测试样本大小不一, 先用小波变换将其压缩为 32×32 像素、256 级的灰度图像, 则每个图像矩阵以行为单位依次连接成 1 个一维向量。则训练样本和测试样本均可由 1024 维向量表示。

在局部线性嵌入降维试验中有两个非常重要的参数: 近邻数 K 和嵌入流形维数 d , 目前对这 2 个参数的选取还没有成熟的自适应方法。对 12 幅待识别图像在 $K \in [5, 20]$, $d \in [2, 30]$ 范围内依次改变这 2 个参数, 发现识别效果最佳的参数区域基本分布在 $K \in [10, 14]$, $d \in [2, 4]$ 之间。因此后续试验中采用 $K=12$, $d=3$ 进行测试。

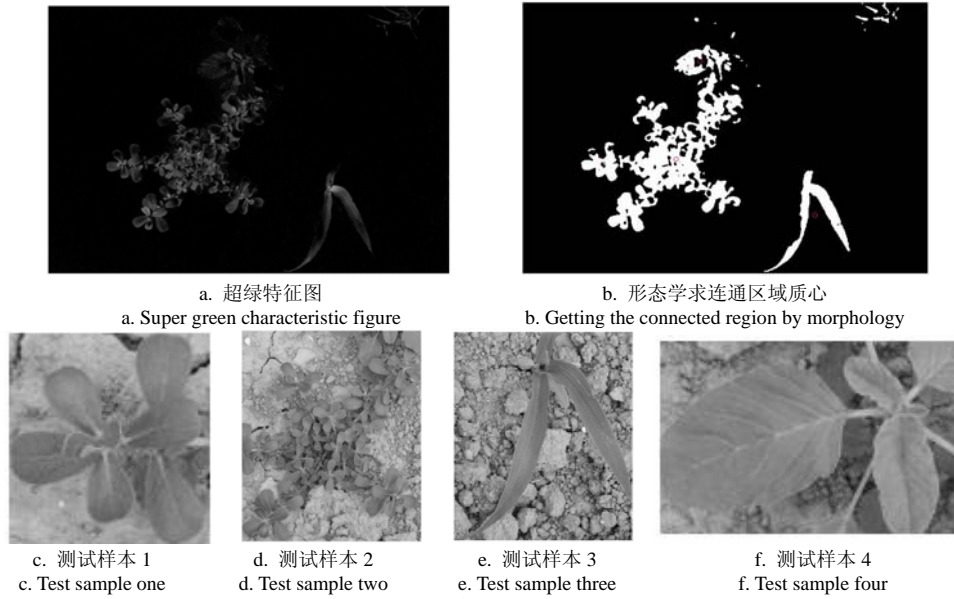


图 4 形态学处理取测试样本

Fig.4 Morphological processing for getting test samples

识别试验之前, 首先对 92 幅训练样本 (其中正类 50 幅, 负类 42 幅) 分别采用 PCA(principal component analysis)、LLE、WLLE (weighted LLE) 和 FS-LLE(fisher-LLE) 进行降维, 得到二

维可视结果, 如图 5 所示。其中正类样本为玉米, 负类样本为杂草。特征 1 和特征 2 为降维算法从高维叶片数据中自动选择的可用作识别的两维特征。

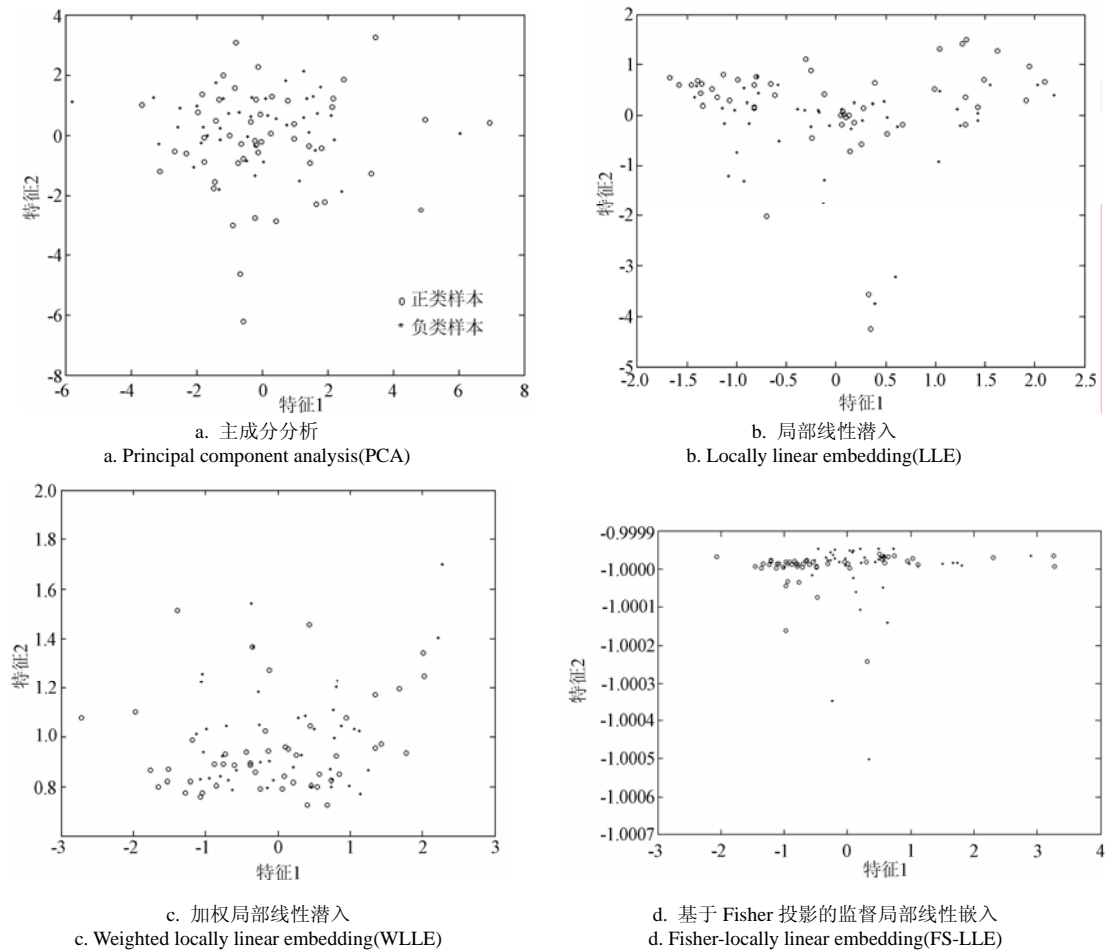


图 5 训练样本降维结果比较

Fig.5 Comparison to training samples dimension reduction results

很明显, FS-LLE 的降维方法因为更好地把握了正负类样本的类别属性, 得到的低维数据聚类效果更加明显, 这一特性可以有效提高杂草识别率。同时试验中也测试了这 4 种降维算法的耗时, 分别为 37.6、1.81、1.35、1.95 s。显然传统的 PCA 耗时较多, 而各种基于 LLE 的方法时间复杂度差别不大。

下面给出 12 幅待识别图像的识别结果。每幅图像

由形态学方法提取出的测试样本由单个杂草和玉米图像构成(表 1 中给出了相应的测试样本总数和正类样本数量在)。对每幅图像的测试样本分别采用上面 4 中方法进行降维, 再用以径向基为核函数的 SVM 分类器完成杂草的识别。SVM 的参数采用交叉验证法选择 $\sigma^2=5$, $C=14$ 。表 1 中给出不同方法得到的识别率对比。其中识别率=正确分类的样本数/总样本数。

表 1 识别率对比试验
Table 1 Recognition rate contrast experiment

编号 Number	样本数 Number of samples		正类样本识别数 Recognition number of positive samples				负类样本识别数 Recognition number of negative samples				识别率 Recognition rate/%							
	正类 Positive sort	负类 Negative sort	PCA	LLE	WLLE	FS-LLE	PCA	LLE	WLLE	FS-LLE	正类 Positive sort				负类 Negative sort			
											PCA	LLE	WLLE	FS-LLE	PCA	LLE	WLLE	FS-LLE
1	3	5	2	2	3	2	2	3	4	4	66.7	66.7	100	66.7	40	60	80	80
2	1	3	1	1	1	1	1	2	2	3	100	100	100	100	33.3	66.7	66.7	100
3	4	4	3	2	3	4	3	4	4	4	75	50	75	100	75	100	100	100
4	4	13	2	3	2	4	7	8	8	11	50	75	50	100	53.8	61.5	61.5	84.6
5	3	11	2	2	3	3	5	8	8	9	66.7	66.7	100	100	45.5	72.7	72.7	81.8
6	3	9	1	2	2	3	4	7	8	8	33.3	66.7	66.7	100	44.4	77.8	88.9	88.9
7	2	4	1	1	2	2	2	3	2	3	50	50	100	100	50	75	50	75
8	1	2	1	1	1	1	0	1	1	1	100	100	100	100	0	50	50	50
9	2	11	1	1	1	2	4	6	8	8	50	50	50	100	36.4	54.5	72.7	72.7
10	2	2	1	2	2	2	1	1	1	1	50	100	100	100	50	50	50	50
11	1	3	1	1	1	1	1	2	1	3	100	100	100	100	33.3	66.7	33.3	100
12	1	2	1	1	1	1	0	0	0	1	100	100	100	100	0	0	0	50
平均											70.1	77.1	86.8	97.2	38.4	61.2	60.4	77.8

注: PCA 为主成分分析; LLE 为局部线性嵌入; WLLE 为加权局部线性嵌入; FS-LLE 为基于 Fisher 投影的局部线性嵌入。

Note: PCA is principal component analysis; LLE is locally linear embedding; WLLE is weighted locally linear embedding; FS-LLE is Fisher-locally linear embedding.

从表 1 可见, 采用本文的监督 LLE 算法进行降维后可以比较显著得提高杂草识别率。对玉米植株和杂草的平均识别率分别达到 97.2% 和 77.8%, 明显高于其他降维方法。但是也存在对个别图像识别率较差的现象。分析发现, 主要原因是: 第一, 所采集图像环境比较复杂, 在进行测试样本提取时由于存在叶片交叠和对个别叶片拍摄角度等因素的影响, 导致所取的测试样本不完整或存在变形。第二, 因为本文的识别率的计算方法为, 识别率=正确识别数量/正负类样本总数。而一些试验图像中只有少量的杂草和作物, 因此取得的测试样本数量较少。如编号为 12 的待识别图像, 虽然只是错分了一个测试样本, 却导致杂草的识别率下降到 50%。这也是影响识别率的一个主要因素。

3 讨论

1) 由于研究区域的禾本科杂草较少, 本文采集图像大多是非禾本科杂草, 即圆叶杂草, 因此算法中没有特别针对禾本科杂草进行试验, 对于禾本科杂草的识别, 本文提出的方法有待于进一步验证。

2) 杂草和玉米图像都是绿色植物, 因此不论源图像中背景信息复杂程度如何, 都可以采用超绿特征有效去除训练样本和新增测试样本中的背景信息, 避免其对后续识别过程的影响。

3) 为了应用监督 LLE 方法, 对大小不一的样本统一压缩为 32×32 像素, 可能对部分图像产生拉伸和模糊效果。但是因为压缩是通过小波变换完成的, 只是损失了有限的图像低频信息, 不会对后期的识别造成重大影响。

4) 在选择待识别图像时放弃了存在玉米和杂草严重混杂的图像, 主要因为这类图像用形态学方法提取测试样本时很难获得较完整的杂草或玉米植株。因此本文算法对这种图像不适用。

4 结论

利用形态学方法自动提取杂草和玉米图像, 并将监督 LLE 算法引入杂草识别问题中。试验表明, 从玉米植株和杂草的平均识别率来看, 本文算法分别达到 97.2% 和 77.8%, 主成分分析算法分别为 70.1% 和 38.4%, 局部线性嵌入算法分别为 77.1% 和 61.2%, 而加权局部线性嵌入算法也只有 86.8% 和 60.4%。无论是对玉米还是杂草的识别率本文方法都有了明显的提高。并且试验表明本文算法的时间复杂度与局部线性嵌入算法相仿, 具有较高的实用价值。

[参 考 文 献]

- [1] 李辉, 易法海. 世界棉花市场的格局与我国棉花产业发展的对策[J]. 国际贸易问题, 2005(7): 30—34.

- Li Hui, Yi Fahai. Pattern of world cotton market and the development measures of Chinese cotton industry[J]. Journal of International Trade, 2005(7): 30—34. (in Chinese with English abstract)
- [2] Tellaeche A, Pajares G, Burgos Artiz XP, et al. A computer vision approach for weeds identification through support vector machines[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 908—915.
- [3] 吴兰兰, 刘俭英, 文友先. 基于分形维数的玉米和杂草图像识别[J]. 农业机械学报, 2009, 40(3): 176—179. Wu Lanlan, Liu Jianying, Wen Youxian. Image identification of corn and weed based on fractal dimension[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(3): 176—179. (in Chinese with English abstract)
- [4] Asnor J I, Aini H, Mohd M, et al. Weed image classification using Gabor wavelet and gradient field distribution[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(1): 53—61.
- [5] 龙满生, 何东健. 玉米苗期杂草的计算机识别技术研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(7): 139—144. Long Mansheng, He Dongjian. Weed identification from corn seedling based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(7): 139—144. (in Chinese with English abstract)
- [6] 李先锋, 朱伟兴, 纪滨. 基于图像处理和蚁群优化的形状特征选择与杂草识别[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 178—182. Li Xianfeng, Zhu Weixing, Ji Bin. Shape feature selection and weed recognition based on image processing and ant colony optimization[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(10): 178—182. (in Chinese with English abstract)
- [7] 沈宝国, 陈树人, 尹建军, 等. 基于颜色特征的棉田绿色杂草图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(6): 163—167. Shen Baoguo, Chen Shuren, Yin Jianjun, et al. Image recognition of green weeds in cotton fields based on color feature[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(6): 163—167. (in Chinese with English abstract)
- [8] 赵川源, 何东健, 乔永亮. 基于多光谱图像和数据挖掘的多特征杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 192—198. Zhao Chuanyuan, He Dongjian, Qiao Yongliang. Identification method of multi-feature weed based on multi-spectral images and data mining[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(2): 192—198. (in Chinese with English abstract)
- [9] 赵文仓, 王军欣. 杂草种子视觉不变特征提取及其种类识别[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 158—161. Zhao Wencang, Wang Junxin. Feature extraction based on visual invariance and species identification of weed seeds[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 158—161. (in Chinese with English abstract)
- [10] 毛文华, 曹晶晶, 姜红花, 等. 基于多特征的田间杂草识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(11): 206—209. Mao Wenhua, Cao Jingjing, Jiang Honghua, et al. In-field weed detection method based on multi-features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(11): 206—209. (in Chinese with English abstract)
- [11] 毛文华, 王一鸣, 张小超, 等. 基于机器视觉的田间杂草识别技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2004, 20(5): 43—46. Mao Wenhua, Wang Yiming, Zhang Xiaochao, et al. Research advances of weed identification technology using machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2004, 20(5): 43—46. (in Chinese with English abstract)
- [12] 李志臣, 姬长英. 基于图像分析的杂草分形维数计算[J]. 农业工程学报, 2006, 22(11): 175—178. Li Zhichen, Ji Changying. Calculation of weed fractal dimension based on image analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2006, 22(11): 175—178. (in Chinese with English abstract)
- [13] 李慧, 祁力钧, 张建华, 等. 基于 PCA-SVM 的棉花出苗期杂草类型识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 184—189. Li Hui, Qi Lijun, Zhang Jianhua, et al. Recognition of weed during cotton emergence based on principal component analysis and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 184—189. (in Chinese with English abstract)
- [14] 杜吉祥. 植物机器识别技术的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2005. Du Jixiang. Study of Plant Leaf Recognition Techniques by Machine[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [15] Cortes C, Vapnik V. Support Vector networks[J]. Machine Learning, 1995(20): 273—297.
- [16] 徐春明. 一种面向分类的核局部线性嵌入算法[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2010, 9(2): 166—168. Xu Chunming. Classification based kernel locally linear embedding method[J]. Journal of Jiangnan University: Natural Science Edition, 2010, 9(2): 166—168. (in Chinese with English abstract)
- [17] 李君宝, 潘正祥. 一种基于核的监督流形学习算法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(3): 388—393. Li Junbao, Pan Zhengxiang. A kernel based supervised manifold learning algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(3): 388—393. (in Chinese with English abstract)
- [18] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [19] Saul L K, Roweis S T. An Introduction to Locally Linear Embedding[J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 7(4): 119—155.
- [20] 贾渊, 李振江, 彭增起. 结合 LLE 流形学习和支持向量机的猪肉颜色分级[J]. 农业工程学报, 2012, 28(9): 147—152. Jia Yuan, Li Zhenjiang, Peng Zengqi. Pork color grading based on LLE manifold learning and support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(9): 147—152. (in Chinese with English abstract)
- [21] 李见为, 樊超, 王玮. 监督局部线性嵌入在人脸识别中的应用[J]. 重庆大学学报, 2010, 33(2): 92—97. Li Jianwei, Fan Chao, Wang Wei. Application of Gabor wavelet and SLLE in face recognition[J]. Journal of Chongqing University, 2010, 33(2): 92—97. (in Chinese with English abstract)
- [22] 张善文, 王献峰. 基于加权局部线性嵌入的植物叶片图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(12): 141—145. Zhang Shanwen, Wang Xianfeng. Method of plant leaf recognition based on weighted locally linear embedding[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural

- Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(12): 141—145. (in Chinese with English abstract)
- [23] 罗磊, 李跃华. 基于 LLE 的分类算法及其在被动毫米波目标识别中的应用[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(6): 1306—1310.
- Luo Lei, Li Yuehua. LLE-based classification algorithm and its application to passive millimeter wave target recognition[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2010, 32(6): 1306—1310. (in Chinese with English abstract)
- [24] 公茂果, 焦李成, 马文萍, 等. 基于流形距离的人工免疫无监督分类与识别算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(3): 367—375.
- Gong Maoguo, Jiao Licheng, Ma Wenping, et al. Unsupervised classification and recognition using an artificial immune system based on manifold distance[J]. Acta automatica sinica, 2008, 34(3): 367—375. (in Chinese with English abstract)
- [25] 戴志波, 王靖. 鲁棒半监督局部线性嵌入算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(2): 310—316.
- Dai Zhibo, Wang Jing. Robust semi-supervised locally linear embedding[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2011, 32(2): 310—316. (in Chinese with English abstract)
- [26] 孟德宇, 徐宗本, 戴明伟. 一种新的有监督流形学习方法[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(12): 2072—2077.
- Meng Deyu, Xu Zongben, Dai Mingwei. A New supervised manifold learning method[J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(12): 2072—2077. (in Chinese with English abstract)
- [27] 阎庆, 梁栋, 张晶晶. 基于 Fisher 变换的植物叶片图像识别监督 LLE 算法[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 179—183.
- Yan Qing, Liang Dong, Zhang Jingjing. Recognition method of plant leaves based on Fisher projection supervised LLE algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 179—183. (in Chinese with English abstract)

Recognition of weed in corn field based on supervised locally linear embedding algorithm

Yan Qing^{1,3}, Liang Dong¹, Zhang Dongyan^{1,2*}

(1. Key Lab of Intelligent Computing and Signal Processing of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230601, China;

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China;

3. School of Electronical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: Large-scale pesticide spraying will raise costs in agriculture and will cause environmental pollution. In order to realize quantitative and directional spraying, weed identification using image-processing technology is one of the focus problems in the precision-agriculture field. The foundation of automated identification is feature extraction. Because the dimensions of the feature are usually very high, before identification the dimensions must be reduced. The performance of any dimension-reduction method will directly affect the recognition results. The traditional dimension reduction method is a linear method, so it is very difficult to grasp the nonlinear nature of the original data. Locally linear embedding (LLE) is one kind of emerging manifold method. Compared with the traditional method, it is a nonlinear method, but it still has some limitations. The locally linear embedding is essentially an unsupervised method, and it cannot utilize the category information of the train samples. The traditional locally linear embedding method has defects in dealing with the classification problem, so the recognition accuracy is not satisfactory. In order to overcome this defects above, a supervised locally linear embedding method based on Fisher projection (FS-LLE) was chosen to reduce the feature dimension. The samples are projected by Fisher transformation first. Then, the projection coordinates are obtained, and projection distances are computed. The Euclidean distance is used to select the sample points' neighbors in the traditional locally linear embedding. Compared with the Euclidean distance, the Fisher projection distances can characterize the category attributes between different types of samples, so it is chosen to determine the neighborhood structure. In order to verify the effectiveness of this dimension reduction method, the experiment is designed as follows. The weed images are collected from the field, and the grayscale features are obtained. The influence of land background is excluded by super green characteristics at first, then the individual green plant region is selected by a morphological method. The gray scale data ensemble of each region is the feature whose dimension will be reduced. For comparison, dimension reduction was accomplished by PCA (principal component analysis), LLE (locally linear embedding), WLLE (weighted locally linear embedding) and FS-LLE (supervised locally linear embedding based on the Fisher projection), respectively. Through second visual dimension reduction results, it can be found clearly that the FS-LLE method achieves better low-dimensional data-clustering effects. This illustrates that the method proposed in this article finds the samples' intrinsic class features at the same time it reduces feature dimension. This virtue is more conducive to solve identification problems. At last the task of classification for recognition is fulfilled by the support vector machine. Further comparison and analysis of the identification results obtained by different dimension reduction methods, the average recognition rate of corn of this method reaches 97.2%, while the average recognition rates of PCA, LLE, and WLLE were 70.1%、77.1% and 86.8%, respectively. In the same way, the average recognition rate of weed of this method reaches 77.8%, while the average recognition rates of PCA, LLE, and WLLE were 38.4%、61.2% and 60.4%, respectively. Therefore, the method proposed by this article is a significant improvement over the other traditional methods. This result also shows that the method has certain advantages in solving the classification problem.

Key words: image processing, identification, algorithms, supervised LLE, support vector machine

(责任编辑: 鲍洪杰)