

基于监督正交局部保持映射的植物叶片图像分类方法

张善文¹, 张传雷^{2*}, 程 雷¹

(1. 西京学院工程技术系, 西安 710123; 2. Ryerson 大学电子与计算机工程系, 加拿大 M5B 2K3)

摘 要: 针对传统的线性分类方法不能有效处理复杂、多变和非线性的植物叶片图像, 在局部保持映射算法的基础上, 提出了一种监督正交局部保持映射算法, 并应用于基于植物叶片图像分类中。该算法首先利用 *Warshall* 算法计算样本的类别矩阵, 在此基础上充分利用样本的局部信息和类别信息构造类间散度矩阵和类内散度矩阵, 使得维数约简后, 在低维子空间同类样本之间的距离变小, 而不同类样本之间的距离增大, 由此提高了该算法的分类能力。最后, 利用 *K*-最近邻分类器进行植物分类。与经典的监督子空间维数约简方法相比, 该方法在构建类内和类间散度矩阵时不需要判别数据的类别信息, 能够提高算法的分类性能。在公开植物叶片图像数据库上进行了一系列植物叶片分类试验, 平均正确识别率高达 95.92%。试验结果表明了该算法在植物分类中的可行性。

关键词: 图像处理, 算法, 试验, 植物叶片分类, 局部保持映射, 监督正交局部保持映射

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.05.017

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-05-0125-07

张善文, 张传雷, 程 雷. 基于监督正交局部保持映射的植物叶片图像分类方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 125-131.

Zhang Shanwen, Zhang Chuanlei, Cheng Lei. Plant leaf image classification based on supervised orthogonal locality preserving projections[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(5): 125-131. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

植物识别与分类对于区分和保护植物种类、探索植物间的亲缘关系以及阐明植物系统的进化规律等都具有重要意义。研究表明, 对于同一种植物, 尽管随着季节或时间的变化, 植物叶片的大小、形状、老嫩和颜色都会发生变化, 但叶片的脉络结构比较稳定, 一些比例参数基本保持不变, 如叶片面积与叶片最小包围盒面积的比值、叶片内切圆周长与叶片周长的比值等基本不随时间变化而变化。而不同种植物叶片的叶脉结构差异和上述的比例参数数值差异却很大。因此, 利用叶片的这些特征进行植物分类是可行的^[1]。研究表明, 无论从植物分类学的角度还是从计算机图谱模式识别的角度, 采用植物叶片进行植物分类都是最直接、最有效和最简单的方法, 也一直是模式识别、数据挖掘和数字图像处理等领域的一个重要研究方向。Ray^[2]早在 1992 年提出一种“特征形状”的植物叶片分类方法; 1996 年, Yonekawa 等^[3]发现植物叶片的 5 个形状

因子(紧密度、圆度、伸长度、叶状度和粗糙度)与叶片的方向无关。通过对 1280 个典型理想的叶片识别的结果表明, 简单的形状因子对植物分类很有效。该研究为植物机器识别提供了必要的基础。近年来, Joao 等^[4]提出了一种对叶片形状分析的基于椭圆傅立叶变换的植物种类识别方法; Bruno 等^[5]利用盒维数法估算了 70 个叶片样本图像分形维数, 从而较好地分析了相应叶片类型的复杂度, 为植物叶片的机器识别提供了分形学方面的理论依据。相比而言, 国内在这方面的研究起步较晚而且研究的学者不多。1994 年, 傅星等^[6]在国内较先开展应用计算机进行植物自动分类的初步研究。但由于受到当时计算机软、硬件条件的限制, 其后的相关研究报道较少。2003 年, Wang 等^[7]进行了一系列植物分类的相关研究, 提出了一种中心-轮廓距离曲线方法匹配叶片形状, 通过不同特征的模糊集成来实现植物图像的检索。王晓峰等^[1,8]提出了多种基于叶片特征进行植物种类识别方法, 利用这些方法对植物进行分类的平均识别率可达 92% 以上。为了有效解决传统植物机器识别对象过宽泛、分类特征较单一且正确识别率较低的问题, 贺鹏^[9]将阔叶树叶片的形状特征与其纹理特征相结合, 构成一个针对阔叶树叶片图像的综合特征向量, 由此能够便捷、快速、高效地对阔叶植物进行计算机自动分类识别。该算法实现了 30 种阔叶树的快速机器识别, 平均识别

收稿日期: 2012-11-25 修订日期: 2013-02-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975005, 61272333)

作者简介: 张善文(1964—), 西安 西京学院工程技术系, 710123。

Email: wjdw716@163.com

*通信作者: 张传雷(1973—), 男, 山东沂源人, 博士后, 研究方向:

智能信息处理。加拿大 Ryerson 大学电子与计算机工程系, M5B 2K3。

Email: czhang@ee.ryerson.ca

率达 98.3%。虽然文献[7-9]的识别率很高,但他们在试验中所采用的叶片不是来自公共数据库,而是他们自己采集的数据,缺乏可比较性。随着计算机技术的飞速发展,很多学者综合利用图像处理、数据挖掘和模糊模式识别等方法和技术,并辅以图像获取设备对植物叶片进行快速识别与分类。目前,国内外已有很多基于植物叶片的植物分类方法,并取得到了较高的识别率。这些分类方法大体上可以描述为:通过提取叶片的一些特征参数,再采用神经网络训练或适当的分类器等进行植物识别与分类。选用的特征一般包括叶片的比例参数值、各种不变矩、傅里叶描绘子、小波变换系数、纹理特征、模糊集和邻域粗糙集特征以及分形维数等^[4-16]。但是,由于同类叶片或同一颗树上的叶片之间的差异很大,甚至同一片叶片在不同时期的叶片图像之间的差异都可能很大,而一些异类叶片之间的差异却可能很小。因此,现有的很多植物分类方法不能满足当前植物自动分类系统的需要。主要原因是这些方法基本上属于统计或线性特征提取方法,不能有效得到高维、多变、非线性叶片图像固有的内在的数据结构。

植物叶片图像分类的关键步骤是数据维数约简和特征提取。很多经典的线性维数约简和特征提取方法不能有效地从同类植物叶片在不同季节、位置和光照等条件下拍摄的不同图像中提取出稳定的低维分类特征。为此,作者尝试利用非线性子空间方法对植物叶片图像进行维数约简和特征提取。

流形学习是近年来发展较为迅速的一类重要的子空间非线性维数约简方法,已经被成功地应用于人脸、掌纹和唇等生物特征识别中^[17-19]。局部保持映射局部保持映射算法(locality preserving projections, LPP)^[20]是一种经典流形学习算法,能够将分布在高维空间的样本点通过一种非线性变换的方式映射到低维欧氏空间,并能保存流形中每对最近邻样本点之间的距离不变。但该方法是一种无监督维数约简方法,没有利用数据的类别信息,不利于数据分类。本文在 LPP 算法的基础上,提出一种监督正交 LPP (SOLPP) 算法,并应用于植物叶片图像分类中。

1 局部保持映射(LPP)

LPP 是一种局部子空间学习算法,通过保持原始数据局部结构的邻连接图对流形结构建模,获得低维子空间。在该低维子空间,能够很好地检测数据流形结构,保持数据空间的局部结构。LPP 能够提取最具有判别性的特征来进行维数约

简,因此 LPP 在保留数据局部特征不变时具有明显的优势。

假设 n 个 D 维样本点集 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 分布在一个低维的子流形上,希望找到一组对应的 d 维 ($d \ll D$) 数据点的数据集 $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ 。LPP 算法的目标函数定义为

$$\min \sum_{i,j} (Y_i - Y_j)^2 H_{ij} \quad (1)$$

式中, $Y_i = A^T X_i$, A 为 d 个变换向量组成的映射矩阵, H_{ij} 为近邻点 X_i 和 X_j 之间的权值。

通过求目标函数的最小值来保证任意的 2 个近邻点 X_i 和 X_j 对应的投影 Y_i 和 Y_j 也是近邻点。

2 监督正交局部保持映射(SOLPP)

本节结合数据的局部信息和类别信息,在 Warshall 算法^[21]和 LPP 算法基础上提出一种 SOLPP 算法。该算法的目标函数定义为

$$\frac{\sum_{i,j=1}^n (Y_i - Y_j)^2 R_{ij} W_{ij}}{\sum_{i,j=1}^n \left(\frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} Y_j - \frac{1}{\|\sum_i R_{ij}\|} \sum_i R_{ij} Y_i \right)^2 B_{ij}} \quad (2)$$

式中, W_{ij} , B_{ij} 分别为类内和类间权值, R_{ij} 为样本的类别信息,定义如下:

$$R_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } X_i \text{ 和 } X_j \text{ 属于同一类} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

R_{ij} 很容易由 Warshall 算法得到^[21]。由 R_{ij} 的定义可得,当样本 X_i 和 X_j 为同类时 $R_{ij}=1$, 否则 $R_{ij}=0$, 则 $\sum_j R_{ij}$ 表示与样本 X_i 同类的样本数;当样本 X_i 和 X_j 为同类时 $R_{ij}W_{ij}=W_{ij}$, 否则 $R_{ij}W_{ij}=0$ 。

由上面分析可知,式(2)中的分子项表示数据的加权类内散度;分母项表示加权类间散度矩阵。若设 A 为所提出算法的投影矩阵,即 $Y_i = A^T X_i$, 通过简单推导得

$$\begin{aligned} \frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} Y_j &= \frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} A^T X_j \\ &= A^T \frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} X_j = A^T F_i \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $F_i = \frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} X_j$ 。

由 R_{ij} 的定义可得, F_i 为第 i 类样本的平均值。式(2)中的分子和分母分别推导如下:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (Y_i - Y_j)^2 R_{ij} W_{ij} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (A^T X_i - A^T X_j)^2 R_{ij} W_{ij} \quad (4) \\ &= \text{tr}(A^T X(L-Q)X^T A) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \left(\frac{1}{\|\sum_j R_{ij}\|} \sum_j R_{ij} Y_j - \frac{1}{\|\sum_i R_{ij}\|} \sum_i R_{ij} Y_i \right)^2 B_{ij} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (A^T F_i - A^T F_j)^2 B_{ij} \quad (5) \\ &= \text{tr}(A^T F(D-B)F^T A) \end{aligned}$$

式中， $F=[F_1, F_2, \dots, F_n]$ ， $X=[X_1, X_2, \dots, X_n]$

$$W_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|X_i - X_j\|^2}{\beta}\right), & \text{若 } X_i \in N(X_j) \\ & \text{或 } X_j \in N(X_i), \text{ 其中,} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$N(X_i)$ 表示任意一样本点 X_i 的 k 个最近邻点组成的集

合， $B_{ij} = \exp\left(-\frac{\|F_i - F_j\|^2}{\beta}\right)$ ， β 为一个调节参数，

$Q=\{R_{ij}W_{ij}\}$ 为一矩阵，其元素 Q_{ij} 为 R_{ij} 与 W_{ij} 对应项相乘， $B=\{B_{ij}\}$ 为一对称矩阵， L 和 D 为对角化矩阵，且它们的对角元素分别为 $L_{ii} = \sum_j R_{ij}W_{ij}$ ，

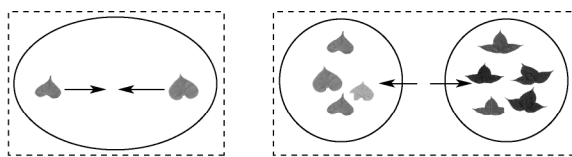
$$D_{ii} = \sum_j B_{ij}。$$

将式 (4) 和式 (5) 代入式 (2)，得

$$\arg \min_A \frac{A^T X(L-Q)X^T A}{A^T F(D-B)F^T A} \quad (6)$$

最小化式 (6)，即最小化式 (6) 的分子，同时最大化式 (6) 的分母。最小化分子的目的是：若同类 2 点 X_i 和 X_j 之间距离比较小，则使得映射后在低维空间中对应的 2 点 Y_i 和 Y_j 之间距离更小；最大化分母的目的是：若 2 类样本的平均值 F_i 和 F_j 之间距离比较小，则使得映射后低维空间中对应的不同类样本之间更分散。因此，本文提出的算法有利于数据分类。

图 1 为所提出算法的示意图。图 1 表示，该算法能将同一最近邻域内同类叶片之间的距离缩短(见图 1A)，而把 2 个最近邻域内异类叶片之间的距离增大(见图 1b)，由此提高算法的分类效率。



a. 同最近邻域中的两幅叶片 a. two leaves in a nearest neighbor b. 不同最近邻域中的两类叶片 b. two classes in different nearest neighbors

图 1 算法的示意图

Fig.1 Intuitive illustration of the proposed algorithm

通过特征值分解求解式 (9)。若假设数据的约简维数为 d ，则映射矩阵 A 由式 (9) 的 d 个最小特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ 对应的特征向量 a_1, a_2, \dots, a_d 组成。

由于正交映射可以保持映射前后样本之间的距离，而且可以消除一定的噪声，所以笔者采用 Gram-Schmidt 正交化方法对 a_1, a_2, \dots, a_d 进行正交化。

令 $p_1=a_1$ ，假设前 $l-1$ 个正交基向量 p_1, p_2, \dots, p_{l-1} 得到，则由下式 (7) 得第 l 个基向量 p_l 。

$$p_l = a_l - \sum_{i=1}^{l-1} \frac{p_i^T a_l}{p_i^T p_i} p_i \quad (7)$$

则任一样本点 X_{new} 对应的低维投影可以通过线性变换得到

$$Y_{\text{new}} = P^T X_{\text{new}} \quad (8)$$

式中， $P=[p_1, p_2, \dots, p_d]$ ， $P \in R^{n \times d}$ ， $X_{\text{new}} \in R^D$ ， $Y_{\text{new}} \in R^d$ ， D 为原始数据的维数， d 为约简维数。

根据上面的分析，给出基于监督正交局部投影算法的植物叶片识别的步骤：

输入：训练集 $\{(X_i, c_i)\}_{i=1}^n$ ， c_i 为点 X_i 的样本标签。

输出：测试集的样本标签。

1) 为了克服“小样本”问题，需要利用 PCA 进行预维数约简，保留 98% 主成分；

2) 将 PCA 约简后的数据划分为训练集和测试集，训练集用于求解正交映射矩阵，测试集用于测试算法的效果；

3) 利用 Warshall 算法构建样本的类别矩阵 R_{ij} ；

4) 按照最近邻准则连接任一样本点 X_i 与它的所有 k 最近邻点，得到最近邻图 G ；

5) 由式 (3) — (5) 计算数据的类内散度和类间散度矩阵，构造式 (6) 的目标函数；

6) 求解式 (6) 的目标函数，得 d 个最小特征值对应的特征向量 a_1, a_2, \dots, a_d ；

7) 利用式 (7) 对 a_1, a_2, \dots, a_d 进行正交化，得正交线性映射矩阵 P ；

8) 利用式 (8) 对测试集样本 X_{new} 进行维数约简，得数据的低维映射 Y_{new} ；

9) 利用简单最近邻(1-NN)分类器确定 Y_{new} 的类别标签。

3 试验与结果分析

为了验证本文基于 SOLPP 算法的植物叶片图像分类方法的有效性，利用瑞典植物叶片数据库 (swedish leaf database) [22] 的 15 类叶片图像 (每类 75 幅) 进行试验。同时与 LPP [18] 和现有的叶片图像分类算法：邻域粗糙集 (neighborhood rough set, NRS) [12]、支持向量机 (support vector machine,

SVM)^[13]、有效的移动中心超球法 (efficient moving center hypersphere, MCH)^[14]、改进的局部线性判别嵌入法 (modified locally linear discriminant embedding, MLLDE)^[23]和正交全局-局部判别映射算法 (orthogonal global and local discriminant projection, OGLDP)^[24]进行比较。

3.1 试验条件与测试方法

试验所用计算机的配置为: Intel Core 2 Duo 2.2GHz 中央处理器, 2G 内存和 Windows XP 操作系统。试验中的程序设计和运行在 MATLAB7.0 环境中完成。所采用的 K-最近邻分类器为 MATLAB7.0 中的函数 knnclassify, 矩阵转换向量利用 reshape 函数。

图 2 为植物叶片识别的程序流程图。首先, 对采集到的叶片图像进行分割、去掉叶柄、矫正等预处理, 再将预处理后的每幅图像归一化为 64 像素×64 像素大小的灰度图, 背景为白色。在归一化时, 使用一个正方形框框住叶片图像轮廓, 使得正方形的高与宽都为 64 像素, 正方形水平方向的中心为叶片图像轮廓质心的水平坐标。将该叶片的正方形框图像截取出来, 再按 1:1 的缩放比例归一化为 64 像素×64 像素大小。

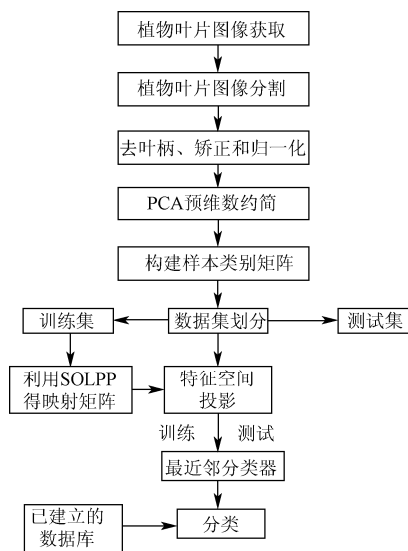


图 2 植物叶片识别的程序流程图
Fig.2 Program flow chart of plant leaf recognition

图 3 为 8 类植物叶片图像的处理结果。然后, 将每幅二维图像按一行接一行的顺序转换为 4096 维的一维向量, 作为植物叶片分类试验的输入数据。对于 NRS、SVM 和 MCH 算法, 训练集用于参数选取; 对于 LPP、MLLDE 和 OGLDP 及本文提出的 SOLPP, 训练集用于求取映射矩阵; 在各个算法中测试集都用于算法验证。后面的 4 种流形学习算法都需要利用 PCA 预维数约简来克服小样本问题。

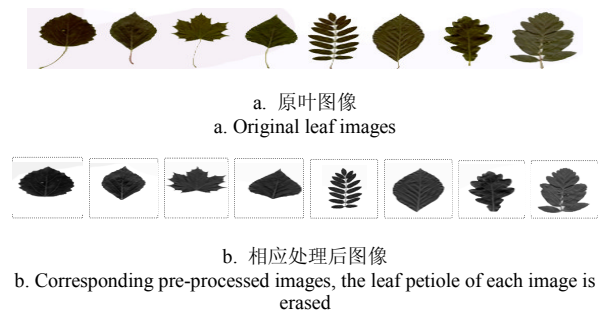


图 3 瑞典叶片数据库的 8 类典型图像
Fig.3 Eight typical images from the Swedish leaf database

一般学者从样本的可视化看出分类算法的有效性。为了说明所提出的算法的有效性, 对瑞典叶片数据库中 2 种植物的所有叶片图像进行可视化。图 4 为 SOLPP 算法和经典的流形学习算法—局部线性嵌入 (locally linear embedding, LLE)^[25]约简后的 2 维可视化结果, 图中每个点代表 1 幅叶片图像。由图 4 可以看出, SOLPP 的内在聚类性能明显优于 LLE。

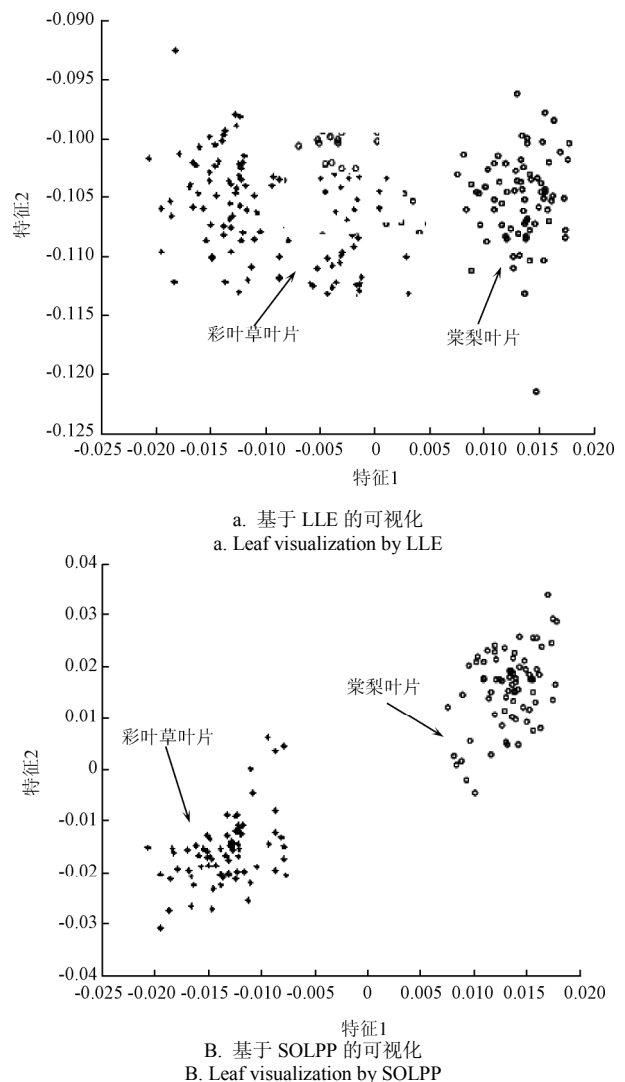


图 4 植物叶片图像经过 LLE 和 SOLPP 的二维可视化结果
Fig.4 2D visualization of leaf images by LLE and SOLPP

在分类试验中，从每种植物叶片中任意选择 m 张叶片图像构成训练样本集，剩余的 $75-m$ 张构成测试样本集。算法中涉及到的 2 个参数 k 和 β 可以由交叉验证法得到。为了简单起见，试验中动态设置 $\beta = \|X_i\| \cdot \|X_j\|$ ，最近邻数 k 被设置为 $(l-1)$ ，其中 l 为训练集中每类样本的数目。对于每个固定的 m ，重复进行试验 100 次，记录每次试验中分类准确率的最大值。表 1 为得到的 100 次试验的最大平均识别率和标准差。从表 1 看出，在 7 种叶片图像分类方法中，本文提出的 SOLPP 算法的分类率最高，高达 96.8%。

表 1 基于 NRS、SVM、MCH、MLLDE、OGLDP 和 SOLPP 的叶片分类结果

Table 1 Mean recognition rates and standard deviations based on NRS, SVM, MCH, MLLDE and SOLPP

方法 \ 叶片图像个数	叶片图像个数					
	10	20	30	40	45	50
LPP	0.6808±0.053	0.7327±0.051	0.8176±0.055	0.9125±0.047	0.9134±0.054	0.9148±0.053
NRS	0.7649±0.064	0.8339±0.062	0.8989±0.065	0.9102±0.066	0.9128±0.061	0.9137±0.060
SVM	0.8143±0.046	0.8613±0.047	0.9112±0.047	0.9249±0.048	0.9246±0.034	0.9239±0.035
MCH	0.8192±0.057	0.9239±0.067	0.9209±0.067	0.9204±0.058	0.9267±0.055	0.9289±0.052
MLLDE	0.9142±0.049	0.9285±0.057	0.9358±0.046	0.9361±0.045	0.9432±0.045	0.9428±0.041
OGLDP	0.9013±0.043	0.9105±0.047	0.9183±0.038	0.9216±0.043	0.9243±0.042	0.9304±0.046
SOLPP	0.9367±0.047	0.9561±0.049	0.9638±0.045	0.9642±0.044	0.9665±0.043	0.9682±0.043

注：表中数据为识别率。

3.2 结果分析

由表 1 看出，各种算法的分类率几乎都是随着训练集样本的增加而增大。原因是随着训练样本数目的增加，NRS、SVM 和 MCH 算法的估计参数越可靠，而 LPP、MLLDE 和 OGLDP 及 SOLPP 算法得到的映射矩阵越能反映数据的本征结构。还可以看出，后 3 种算法的识别率比其他算法高，原因是这 3 种算法利用了叶片图像的先验知识，即类别信息和流形假设，同时保持了数据的局部结构。由此说明保持非线性数据的局部结构和利用数据的类别信息对提高分类算法性能有着重要的作用。SOLPP 算法程序在运行过程中，在计算每对样本权值时，因为不需要判别每对样本是否属于同类，所以节约了运行时间，而且程序比较容易维护。SOLPP 与 OGLDP 相比，SOLPP 算法结构简单，物理意义明确。SOLPP 比 OGLDP 的平均识别率高 4%，而且 SOLPP 比 OGLDP 快 0.11 s。

4 结论与讨论

特征提取和维数约简是植物叶片图像分类的关键步骤，经典的统计和线性的特征提取和维数约简算法很难得到非线性数据的内在流形结构。流形学习是较新的一类非线性维数约简算法，已经广泛应用于人脸、掌纹和手写字体识别中。由于很多监督流形学习算法中运行过程中需要判别任意 2 个样本点是否属于同类样本，因而影响了算法的性能。为了克服这个问题，本文在 Warshall 算法和 LPP 的基础上，提出了一种监督正交局部保持映射的流形学习算法，并应用于植物叶片图像分类中。在公开植物叶片数据库上的试验证明了该算法的分类率在 96.8% 左右。下一步研究重点是：1) 在大数据库上验证该算法的有效性和鲁棒性，并分析算法的复杂度；2) 为了克服算法中奇异值问题将该算法扩展到张量形式；3) 充分利用无标签样本，将该算法扩展到半监督形式。

[参 考 文 献]

- [1] 王晓峰. 水平集方法及其在图像分割中的应用研究[D]. 合肥：中国科学技术大学，2009.
Wang Xiaofeng. The Study of Level Set Methods and Their Applications in Image Segmentation [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009. (in Chinese with English abstract)
- [2] Ray T S. Landmark eigenshape analysis: homologous contours: leaf shape in Syngonium [J]. American Journal of Botany, 1992, 1(79): 69—76.
- [3] Yonekawa S, Sakai N, Kitani O. Identification of idealized leaf types using simple dimensionless shape factors by image analysis[J]. Transaction of the ASAE, 1996, 39(4): 1525—1533.
- [4] Joao C N, George M, David D J, et al. Plant species identification using Elliptic Fourier leaf shape analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 50(2): 121—134.
- [5] Bruno O M, Plotze R O, Falvo M, et al. Fractal dimension applied to plant identification[J]. Inform. Sci., 2008, 178(12): 2722—2733.
- [6] 傅星, 卢汉清, 罗曼丽, 等. 应用计算机进行植物自动分类的初步研究[J]. 生态学杂志, 1994, 13(2): 69—71.
Fu Xing, Lu Hanqing, Luo Manli, et al. Preliminary study on automatic plant classification by use of computer[J]. Chinese Journal of Ecology, 1994, 13(2): 69—71. (in Chinese with English abstract)
- [7] Wang Z, Chi Z, Feng D. Shape based leaf image retrieval[J]. IEEE Transaction on Image Signal Process,

- 2003, 150(1): 34—43.
- [8] 王晓峰. 植物叶片图像自动识别系统的研究与实现[D]. 合肥: 中国科学院合肥智能机械研究所, 2005.
Wang Xiaofeng. The Study and Implementing on Automatic Recognition System of Plant Leaf Image[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [9] 贺鹏. 基于叶片综合特征的阔叶树机器识别研究[D]. 西安: 西北农林大学, 2008.
Hu Peng. The Study on Machine Recognition of Broadleaf Based on Leaf Allover Feature[D]. Xi'an: Northwest Agriculture and Forestry University, 2008. (in Chinese with English abstract)
- [10] 杜吉祥. 植物物种机器识别技术的研究[J]. 合肥: 中国科学技术大学, 2005.
Du Jixiang. Study of plant leaf recognition techniques by machine[J]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2005. (in Chinese with English abstract)
- [11] 黄林, 贺鹏, 王经民. 基于概率神经网络和分形的植物叶片机器识别研究[J]. 西北农林科技大学学报: 自然科学版, 2008, 36(9): 212—218.
Huang lin, He Peng, Wang Jingmin. Leaf recognition for plant based on Probabilistic Neural Networks and fractal[J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2008, 36(9): 212—218. (in Chinese with English abstract)
- [12] Liu J M. A New Plant leaf classification method based on neighborhood rough set [J]. Advances in information Sciences and Service Sciences (AISS), 2012, 4(1): 116—124.
- [13] ArunPriya C, Balasaravanan T. An efficient leaf recognition algorithm for plant classification using support vector machine[C]//Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering, 2012(21/23): 428—432.
- [14] Wang X F, Huang D S, Du J X, et al. Classification of plant leaf images with complicated background [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2): 916—926.
- [15] 侯铜, 姚立红, 阚江明. 基于叶片外形特征的植物识别研究[J]. 湖南农业科学, 2009(4): 123—125.
Hou Tong, Yao Lihong, Kan Jiangming. Plant Recognition Research Based on Shape Features of Leaf. Hunan Agricultural science, 2009(4): 123—125. (in Chinese with English abstract)
- [16] Wu S G, Bao F S, Xu E Y, et al. A Leaf Recognition Algorithm for Plant Classification using Probabilistic Neural Network[C]//IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Cairo, Egypt, 2007: 11—16.
- [17] Yan Y, Zhang Y J. Discriminant projection embedding for face and palmprint recognition[J]. Neurocomputing, 2008, 71: 3534—3543.
- [18] Yu W W, Teng X L, Liu C Q. Face recognition using discriminant locality preserving projections[J]. Image Vision Comput, 2006, 24(3): 239—248.
- [19] He X, Yang S, Hu Y, et al. Zhang. Face recognition using Laplacianfaces[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 2005, 27(3): 328—340.
- [20] Tenenbaum J B, Silva V de, Langford J C. A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction[J]. Science, 2000, 290: 2319—2323.
- [21] Liu G, Yang M. Discriminative Locality Preserving Dimensionality Reduction Based on must-link Constraints[C]//2011 International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology, 2011: 3413—3418.
- [22] Söderkvist. Computer Vision Classification of Leaf from Swedish Trees[M]. Master Thesis, Linkoping Univ, 2001.
- [23] Zhang S, Lei Y. Modified locally linear discriminant embedding for plant leaf recognition[J]. Neurocomputing, 2011, 74: 2284—2290.
- [24] 张善文, 巨春芬. 正交全局-局部判别映射应用于植物叶片分类[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 162—165.
Zhang Shanwen, Ju Chunfen. Plant leaf classification based on orthogonal global and local discriminant projection [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(10): 162—165. (in Chinese with English abstract)
- [25] Roweis S, Saul L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290(5500): 2323—2326.

Plant leaf image classification based on supervised orthogonal locality preserving projections

Zhang Shanwen¹, Zhang Chuanlei^{2*}, Cheng Lei¹

(1. Department of Engineering and Technology, Xijing University, Xi'an 710123, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, Ryerson University, M5B 2K3, Canada)

Abstract: Plants play a critical role on human life. This role includes food, medicine, industry and environment. Plant species classification based on plant leaf has been carried out by botanists, plant specialist and many scholars for many years. Leaf shape provides rich information for classification and most of the computer-aided plant classification methods are based on plant leaf images. Dimensionality reduction and feature extraction are two critical steps in the plant leaf image classification. Traditional statistical and linear methods to extract the classifying features and reduce the dimensionalities cannot obtain the intrinsic manifold structure of the nonlinear data. Manifold learning is a new dimensionality reduction method for nonlinear data and it has been commonly employed in the recognition of face, palmprint and handwriting. One common problem with supersized manifold learning algorithms is that any pair sample points need to check whether or not they are in the same class and the problem degrades the recognition performance of these algorithms. To overcome the problem, a supervised orthogonal LPP (SOLPP) algorithm is presented and applied to the plant classification by using leaf images, based on locality preserving projections (LPP). LPP can be trained and applied as a linear projection and can model feature vectors that are assumed to lie on a nonlinear embedding subspace by preserving local relations among input features, so it has an advantage over conventional linear dimensionality reduction algorithms like principal components analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA). First, the class information matrix is computed by the Warshall algorithm, which is an efficient method for computing the transitive closure of a relationship. It takes a matrix as input to represent the relationship of the observed data, and outputs a matrix of the transitive closure of the original data relationship. Based on the matrix, the within-class and between-class matrices are obtained by making full use of the local information and class information of the data. After dimensionality reduction, in subspace space, the distances between the same-class samples become smaller, while the distances between the different-class samples become larger. This characteristic can improve the classifying performance of the proposed algorithm. Compared with the classical subspace supervised dimensional reduction algorithms, in the proposed method, it is not necessary to judge whether any two samples belong to the same class or not when constructing the within-class and between-class scatter matrices, which can improve the classifying performance of the proposed algorithm. Finally, the K-nearest neighborhood classifier is applied to classifying plants. Comparison experiments with other existing algorithms, such as neighborhood rough set(NRS), support vector machine(SVM), efficient moving center hypersphere(MCH), modified locally linear discriminant embedding(MLLDE) and orthogonal global and local discriminant projection(UGLDP) are implemented on the public plant leaf image database, Swedish leaf dataset, which contains isolated leaves from 15 different Swedish tree species, with 75 leaves per species. The average correct recognition rate of SOLPP reaches more than 95.92%. The experimental results verify that the proposed method is effective and feasible for plant classification. The future work of the paper can extend the experiments to the larger public plant leaf databases to verify the effectiveness and robustness of the proposed algorithm and take full use of the non-label samples to make the algorithm semi-supervised one.

Key words: image processing, algorithms, experiments, plant leaf classification, locality preserving projections(LPP), supervised orthogonal LPP (SOLPP)