

doi: 10.3788/gzxb20144304.0430002

基于主成分分析和 BP 神经网络的柑橘黄龙病诊断技术

邓小玲^{1,2,3}, 孔晨¹, 吴伟斌^{1,2,3}, 梅慧兰^{1,2,3}, 李震^{1,2,3}, 邓晓玲⁴, 洪添胜^{1,2,3}

(1 华南农业大学 工程学院, 广州 510642)

(2 华南农业大学 南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642)

(3 国家柑橘产业技术体系机械研究室, 广州 510642)

(4 华南农业大学 资源环境学院柑橘黄龙病研究室, 广州 510642)

摘 要: 柑橘黄龙病的传统诊断方法主要依赖于人眼经验及生化技术, 前者凭经验, 诊断快, 但准确性低; 后者准确性高, 但效率低和成本高. 本文采用高光谱成像技术, 获取 5 种症状柑橘叶片的高光谱图像, 采用基于主成分分析和 BP 神经网络相结合的方法, 对 370~988 nm 波段范围内的柑橘叶片高光谱图像进行了病状的无损检测. 研究表明, 柑橘叶片的高光谱图像存在很大冗余, 前四个主成分累积方差贡献率达到 97.42%. 数据建模分类得表明: BP 神经网络的分类准确率达 85% 以上, 经主成分后再利用 BP 神经网络的分类准确率绝大部分达到 90% 以上. 因此, 利用高光谱成像技术进行柑橘黄龙病的早期诊断具有较高的可行性.

关键词: 柑橘黄龙病; 光谱学; 高光谱图像; 无损检测; 主成分分析; BP 神经网络

中图分类号: S3

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)04-0430002-7

Detection of Citrus HuangLongBing Based on Principal Component Analysis and Back Propagation Neural Network

DENG Xiao-ling^{1,2,3}, KONG Chen¹, WU Wei-bin^{1,2,3}, MEI Hui-lan^{1,2,3},

LI Zhen^{1,2,3}, DENG Xiao-ling⁴, HONG Tian-sheng^{1,2,3}

(1 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

(2 Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

(3 Division of Citrus Machinery, China Agriculture Research System, Guangzhou 510642, China)

(4 College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: To address the limitations of conventional techniques, a method of principal component analysis and BP neural network was discussed to diagnose and classify citrus HuangLongBing. Data was obtained by a hyperspectral imaging system with the wavelength range of 370~988 nm, its high dimension data was reduced by principal component analysis, and then BP neural network was used to model for classification. The results showed that the first four principal components cumulative variance contribution rate achieved 97.42%. On one hand, BP neural network classification accuracy rate achieved 85% or more; on the other hand, after the principal component analysis, classification of BP neural network accuracy substantially was more than 90%. This method for nondestructive testing of citrus HuangLongBing is feasible.

基金项目: 国家自然科学基金(青年基金)(No. 31201129)、现代农业产业技术体系建设专项资金(No. CARS-27)、广东省教育厅高校优秀青年创新人才培养计划(No. 2012LYM_0028)、教育部高等学校博士学科点专项科研基金(No. 20124404120006)和广东省科技计划项目(No. 2011B-020308009)资助

第一作者: 邓小玲 (1978-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为电子信息技术在农业中的应用. Email: dengxl@scau.edu.cn

通讯作者: 洪添胜 (1955-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为农业工程、机电一体化和信息技术应用. Email: tshong@scau.edu.cn

收稿日期: 2013-07-26; **录用日期:** 2013-11-22

<http://www.photon.ac.cn>

Key words: Citrus HuangLongBing; Spectroscopy; Hyperspectral imaging; Nondestructive testing; Principal Component Analysis (PCA); Back Propagation Neural Network (BPNN)

OCIS Codes: 300.6320; 110.4234; 070.4340; 070.4560; 070.4790

0 引言

柑橘黄龙病(Citrus Huang Long Bing, HLB)是一种世界性的毁灭性病害. 20世纪50年代,华南农业大学林孔湘教授通过嫁接试验,首次证明了柑橘HLB的病毒传染性^[1]. 其主要诊断方法有田间诊断、嫁接诊断、电镜观察、血清学诊断、DNA探针杂交以及聚合酶链式反应(Polymerase Chain Reaction, PCR)扩增等^[2-3]. 黄龙病的田间典型症状主要是黄梢和叶片斑驳黄化症状,由于柑橘树在缺乏营养或受其他病害入侵的情况下,如缺锰、缺锌、缺铁导致的黄化,容易出现类似症状. 因此,仅依据黄化特征诊断HLB,其准确率不高^[4]. PCR诊断法^[5-6]是近些年发展起来的HLB鉴定方法,但费用昂贵,诊断过程繁琐、耗时,因此PCR技术主要用于采穗母本和苗木的快速鉴定,在基层生产中难以普及^[7].

Takushi在进行基于代谢产物的研究中发现,HLB病叶对淀粉和龙胆酸有堆积现象,可作为HLB的诊断依据^[8]. 然而,在环状剥皮或其他植物病害条件下,淀粉和龙胆酸也有类似的聚集效应. 文献^[9]采用GC-MS的代谢物分析方法,证明了在HLB病叶、健康叶片、缺锌叶片上存在着6种可能的生物标志物异,预示了生物标志物作为HLB诊断方法的可能性. 基于光谱学的HLB检测方法近年也有报道. 文献^[10]根据HLB病叶对淀粉的大量累积效应,采用中程红外光谱检测HLB. 文献^[11]利用衰减全反射傅里叶红外光谱法检HLB,取得了较好的检测结果.

随着光谱学的发展,高光谱成像技术在农产品品质与安全无损检测领域中获得了广泛的应用,如苹果、黄瓜等农产品的病害和品质检测等^[12-14]. 同时,神经网络在顺应人工智能技术的高速发展中广泛地被运用到农作物诊断中^[15-16]. 本文采用高光谱成像技术,获取柑橘五种症状叶片的高光谱图像,基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和BP神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)相结合的方法,对370~988 nm波段范围内的柑橘叶片高光谱图像进行了病状诊断识别. 研究表明,利用高光谱成像技术进行柑橘黄龙病的早期诊断具有较高的可行性.

1 材料与方法

1.1 试验环境

实验研究平台实物如图1,采用HyperSIS-高光谱

图像采集系统. 系统包括计算机、高性能光谱相机(V10E-QE)、紫外光源、PSA300-X型电动平移台、集成驱动控制台(高速IMS步进电机)、图像采集卡及室内测量用的暗箱等部分. CCD相机的分辨率为1392×1040,曝光时间:1 μs~120 s. 实验地点为华南农业大学工程学院北楼302.



图1 HyperSIS—高光谱成像仪实物

Fig. 1 Hyperspectral imaging acquisition system

1.2 高光谱图像采集

采集样本光谱数据前,需对仪器进行校准并设置好相关参量为:曝光时间为50 ms,采集速度为5.01 mm/s,扫描距离180 mm. 每次取四片柑橘叶片样本置于载物台上并用橡皮筋辅助固定,探测器在光学焦平面的垂直方向做横向扫描,每次扫描一行样本得到相应像素的光谱曲线,同时,样本在电机的驱动下,垂直于摄像机的纵向移动. 原始数据存储为标准raw格式,由于不同相机的量子效率和不同高光谱成像系统的物理配置存在差异,且为了对不同传感器之间采样结果进行比较,需要对高光谱图像数据进行光谱黑白校正^[17].

1.3 光谱黑白校正

在校准时,保持图像采集系统参量不变,通过采集对反射率为99%标准白色校正板得到全白的标定图 R_b ,然后采集全黑的标定图像 R_d ,根据原始图像 R_{img} 由式(1)计算校正后图像 R ^[18]

$$R = \frac{R_{img} - R_d}{R_b - R_d} \quad (1)$$

实验获取了五种不同症状的柑橘叶片样本在波长370~988 nm范围内共512个波段的高光谱图像,每类有250组样本,共计1250组柑橘叶片样本. 图2(从左至右分别为缺锌、症状轻微、健康、黄化、症状明显)不同病害的样品经校正后,在RGB(R: 647.84 nm, G: 572.90 nm, B: 466.52 nm)通道下的彩色图像. 从图2中可以看出,健康叶片颜色均匀且有光泽,其余四种有病状的叶片呈现不同程度的黄化,单凭肉眼难以区分.

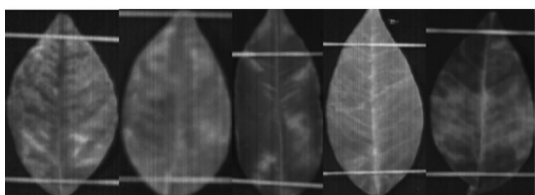


图2 样本的高光谱 RGB 图像

Fig.2 Hyperspectral images of five kinds samples

为了更直观地分析不同症状的柑橘叶片存在的特异性,利用 spectraSENS-V3.0 软件生成高光谱图像不同种类整个叶片的反射值,并对其进行平均.从五类样本中每类各随机抽取的十组反射值平均值,根据叶片反射值的影响因素柑橘样本种类和波段范围,借助 matlab 绘制出柑橘叶片的三维光谱曲线如图 3,图 3 中的曲线高度表征样本反射值的大小,不同种类的样本以空白间隔开.由图可知,不同种类样本的光谱曲线形状相似,波峰所对应的特征波长相同.但在光谱曲线的两个波峰处,不同种类样本的反射值存在差异.根据光谱曲线高度可判断,样本反射值均值峰值呈现的趋势为:黄化(黄龙病的其中一个症状)>缺锌>症状轻微>症状明显(黄龙病典型症状)>健康叶片.因此,叶片的特异性可以通过高光谱技术在光谱域中得以体现.

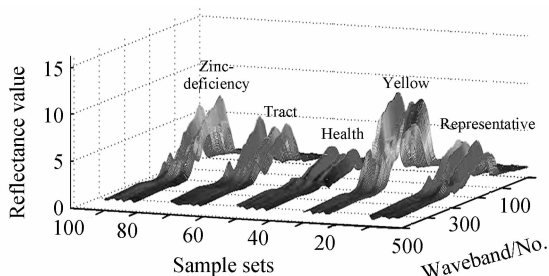


图3 五种症状样本的三维光谱曲线图

Fig.3 The hyperspectral reflectance effect on the citrus samples

2 数据分析和处理

图 4 中五类样本的高光谱曲线虽然存在一定差异,但要获得满意的识别结果,必须要对高光谱数据进

行进一步分析处理.本文采用 PCA 与 BPNN 方法对柑橘高光谱数据进行分析处理,以实现柑橘黄龙病的诊断分类.

2.1 PCA

高光谱图像是从可见光到近红外(370~988 nm),根据光谱相机的分辨率,每 1.21 nm 作为一个波段,共 512 个波段的海量数据立方体,虽然对柑橘黄龙病诊断更加可靠,但同时也增加了数据处理的难度.因此采用主成分分析来提取光谱特征,既不损失重要信息而又可以降低计算量.

PCA 又称为 Karhunen-Loeve 变换,是基于变量协方差矩阵将多个变量通过线性变换,选出较少变量的一种多元统计分析方法,对信息处理、压缩和抽提都十分有效^[19-20].令 Γ 代表协方差矩阵,则 Γ 可以表示为

$$\Gamma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \mathbf{A})(X_i - \mathbf{A})^T \quad (2)$$

式(2)中, \mathbf{A} 是一个像素集的平均向量, X_i 代表 n 维随机样本(其中 n 是特征波段的数目). Γ 是维数为 $n \times n$ 的协方差矩阵.基于式(2)的协方差矩阵,定义散射矩阵 S_i 为

$$S_i = (n-1) * \Gamma \quad (3)$$

特征分解变换是为了最大化样本的能量,即

$$E_{\text{pca}} = \varphi_m^T S_i \varphi_m \quad (4)$$

式中, φ_m 是用来对样本进行处理的其中一个转荷矩阵, m 从 1 取到 N .特征值的大小对应于特征向量数据所携带的能量,特征值越大,其所代表的能量就越高.因此,为了将原始的 N 维数据压缩到 M 维($M < N$),可以沿着协方差最大的方向由高位数据空间向低维数据空间投影.

2.2 BPNN 的建模分类

BPNN 是当前应用非常普遍的一类多层前馈人工神经网络,常用于模式识别、人工智能等领域^[21].BPNN 算法流程如图 4,基于 BP 神经网络的黄龙病分类算法建模包括 BP 网络构建、训练和测试.主要特点是信号向前传递,误差反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使得 BP 网络预测输出不断逼近期望^[22-23].

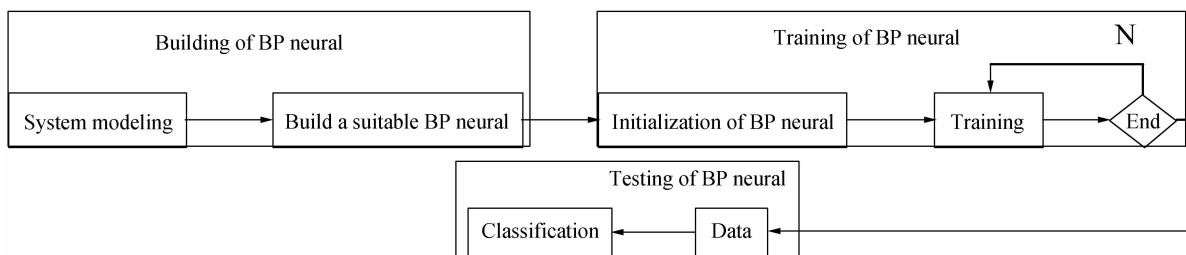


图4 bpnn 算法流程

Fig.4 Algorithm flow of bpnn

BPNN 训练的基本步骤为:

第一步:初始化网络.

第二步:根据网络输入 X 、连接权值 w_{ij} 、初始化隐含层阈值 a 和隐含层节点数 l , 利用式(5)计算网络的隐含层输出 K_1, K_2, \dots, K_l .

$$K_j = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - a_j\right) \quad (5)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (6)$$

第三步:计算输出层输出和误差. 根据 K, w_{jk} 和阈值 b , 利用式(7)计算预测输出 P_1, P_2, \dots, P_m . 然后根据 P 和期望输出 Y , 由式(8)计算网络预测误差 e_1, e_2, \dots, e_m . 其中 m, n 分别为输出与输入节点数.

$$P_k = \sum_{j=1}^l K_j w_{jk} - b_k \quad (7)$$

$$e_k = Y_k - P_k \quad (8)$$

第四步:权值更新. 根据 e_1, e_2, \dots, e_m 更新权值 w_{ij}, w_{jk} . 其中 λ 为学习速率.

$$w_{ij} = w_{ij} + \lambda K_j (1 - K_j) x(i) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (9)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \lambda K_j e_k \quad (10)$$

第五步:阈值更新. 根据 e 的值更新网络节点阈值 a_1, a_2, \dots, a_l 和 b_1, b_2, \dots, b_m .

$$a_j = a_j + \eta K_j (1 - K_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (11)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad (12)$$

第六步:判断算法迭代是否结束,若没有结束,返回第二步.

3 结果与分析

本文在 matlab 的开发环境下对原始光谱 370~988 nm 数据进行主成分分析,得到主成分贡献直方图如图 5,其中主成分下方的表格数据代表各主成分对应的贡献百分值. 由图 5 知,第一个主成分的方差贡献率达 74.95%,前四个累积方差贡献率达到 97.42%,即此四个主成分可以包含原始 512 个波段中的 97.42% 的信息. 因此,采集到的样本高光谱数据存在很大冗余,进行主成分分析对柑橘黄龙病的诊断是很有必要的.

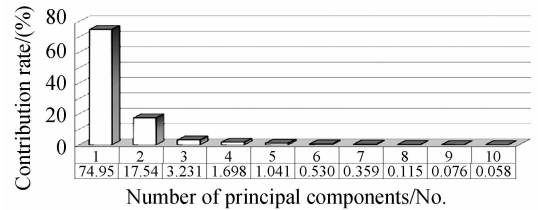


图 5 各主成分的方差贡献直方图

Fig. 5 The principal components variance histogram

前四个主成分得分系数矩阵见表 1,得分系数描述了各个波段对主成分的影响. 得分系数绝对值大,其波段与主成分的关系密切,即对主成分的影响作用大. 得分系数为正时,表明主成分与波段之间正相关,反之为负相关. 各样本的主成分得分见表 2. 得分表示原始变量经过主成分降维投影后在新坐标系的取值,各主成分得分相互独立. 得分是一个相对值,表示该样本偏离所有样本均值的程度,正值说明超过平均水平,负值说明低于平均水平.

表 1 主成分得分系数矩阵

Table 1 Component score coefficient matrix

Wave band x	x_1	x_2	x_3	x_{510}	x_{511}	x_{512}
Component1	0.028 6	0.031 1	0.030 4	0.045 1	0.045 2	0.045 2
Component2	-0.031 6	-0.026 6	-0.035 1	0.045 3	0.044 7	0.044 8
Component3	-0.178 4	-0.169 9	-0.164 9	0.012	0.011 1	0.011 7
Component4	-0.044 9	-0.006 7	-0.044 9	-0.058 6	-0.058 5	-0.059 3

表 2 主成分得分

Table 2 Component score

Sample m	m_1	m_2	m_3	m_{1248}	m_{1249}	m_{1250}
Factor1	-7.738 5	-8.157 9	-12.262 2	19.355 3	50.148 3	1.973 8
Factor2	1.234 1	1.439 4	6.396 4	1.505 2	-13.197 4	-1.451 7
Factor3	-5.750 6	-5.888 1	-3.851 4	3.539 7	12.875 5	3.836 7
Factor4	5.971 1	6.074 7	-2.919 5	2.247 7	1.154 6	1.100 4

每类共有 250 组样本,共计 1 250 组柑橘叶片样本. 从每类随机挑出 200 组数据作为训练数据训练网络,50 组数据作为测试数据. 依次选取了三、六、十个主成分的得分以及原始数据分别作为神经网络的输入,经神经网络训练后,可得到某次神经网络预测结果如图 6,其中 1~50、51~100、101~150、151~200、201

~250 分别对应黄龙病症状明显、轻微、缺锌、健康、黄化叶片. 横线代表期望输出,共有五类,所以对应五个期望输出值分别为 1、2、3、4、5. 由图 6 知,选取不同主成分对神经网络的识别率有很大影响. 当主成分选取过少,一些重要信息有可能被抑制掉甚至舍弃,导致误判率很高. 当主成分个数逐渐增加,总体误判率得到

降低,但缺锌类(即100~150样本处)识别不佳.这是因为经过PCA降维后,重建的高光谱图像的峰值信噪

比高且方差小,可能会抑制缺锌样本的特异性从而导致识别率降低.

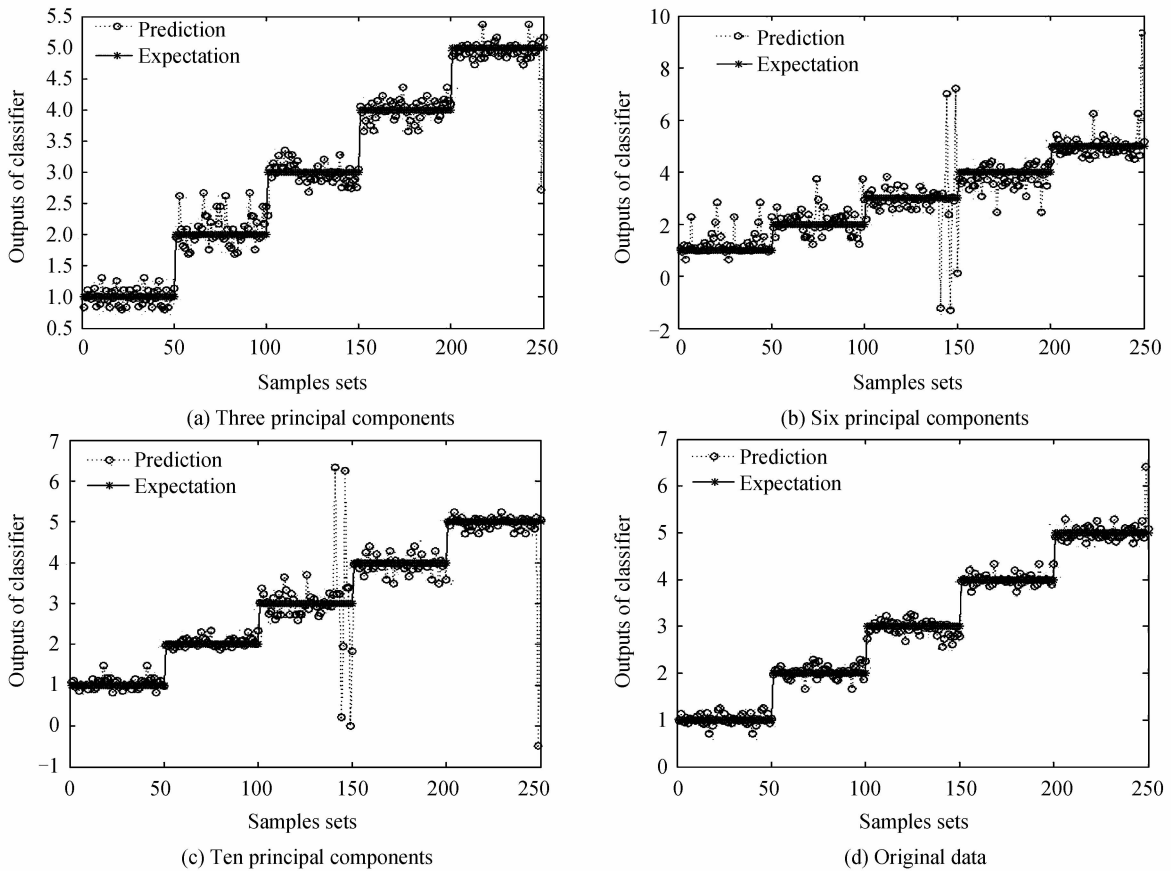


图6 不同主成分个数对输出的影响

Fig. 6 The influence on output of different principal component number

根据系统输入数据特点(即数据是否有经过PCA处理)分为BPNN和PCA-BPNN.多次调整神经网络的参量后得到BPNN和PCA-BPNN(此处选取十个主成分作为输入)的最优分类准确率对比如表3,表中列举了基于BPNN和PCA-BPNN两种模型进行柑橘黄

龙病诊断的测试结果,其数据说明了已知类别的测试样本被识别成某类症状的百分比.如表3所示,采用BPNN模型进行分类,对于症状明显的测试样本,96%可以正确识别出来,而4%被诊断成症状轻微类别.

表3 BPNN与PCA-BPNN的分类准确率对比

Table 3 Comparison between BPNN and PCA-BPNN

		Result				
		Representative	Trace	Zinc-deficiency	Health	Yellow
BPNN	Representative	96%	4%	0	0	0
	Trace	0	88%	8%	4%	0
	Zinc-Deficiency	0	6%	92%	2%	0
	Health	0	0	0	100%	0
	Yellow	2%	0	0	12%	86%
PCA-BPNN	Representative	98%	0	0	0	2%
	Trace	0	92%	8%	0	0
	Zinc-Deficiency	0	18%	66%	0	6%
	Health	0	0	0	98%	2%
	Yellow	0	0	0	0	100%

对比PCA-BPNN与BPNN模型:对于黄化、症状轻微叶片,PCA-BPNN的分类准确率比BPNN高出

14%;对于健康和症状明显的叶片,二者的分类准确度相差不多;对于缺锌叶片,PCA-BPNN的分类准确率

为66%，而直接BPNN对该种症状叶片的识别率高达92%。

BPNN和PCA-BPNN方法各有优劣，主要是因为一方面BPNN的训练集由于包含了高光谱图像的所有信息，网络的可靠性和准确度较高。另一方面，虽然PCA降维后数据没有包含全部信息，但重建的高光谱图像与原始高光谱图像比，具有峰值信噪比高和方差小的优势，简化了的数据作为输入训练集会让神经网络的结构趋于简单，从而避免了由于数据的复杂性造成的网络出现过拟合等等不利因素。

4 结论

本文针对柑橘黄龙病检测难的问题，基于高光谱成像技术研究了柑橘黄龙病叶片不同症状与缺素、健康等叶片在高光谱成像下呈现的规律，利用主成分分析方法PCA和BP神经网络构建诊断和分类模型。

研究表明：1)从主成分分析的方差贡献直方图可以看出，高光谱数据存在极大的冗余和相关性。前四个主成分即可代表原始数据的绝大部分信息。2)PCA-BPNN的分类准确度与BPNN相比，对于症状明显和健康叶片，二者的识别率均达到了96%以上；PCA-BPNN对黄化和症状轻微叶片的识别率较BPNN高14%；BPNN对缺锌叶片的识别率较PCA-BPNN高26%，二者各有所长。3)本文提出的两种柑橘黄龙病的快速诊断模型，为柑橘黄龙病的检测提供了一个新的诊断途径等。因此，利用高光谱技术来实现柑橘黄龙病的诊断具有较高的可行性。

参考文献

- [1] LIN Kong-xiang. Research on citrus HLB [J]. *Plant Pathology*, 1956, 2(1): 1-42.
林孔湘. 柑桔黄梢(黄龙)病研究[J]. *植物病理学报*, 1956, 2(1): 1-42.
- [2] WANG Ai-min, DENG Xiao-ling. Development of citrus huanglongbing diagnostic technology research[J]. *Guangdong Agriculture Science*, 2008, (6): 101-103.
王爱民, 邓晓玲. 柑桔黄龙病诊断技术研究发展[J]. *广东农业科学*, 2008, (6): 101-103.
- [3] LUO Zhi-da, YE Zi-xing, XU Jian-kai, et al. Field diagnostic methods of citrus HLB[J]. *Guangdong Agriculture Science*, 2009, (3): 91-93.
罗志达, 叶自行, 许建楷, 等. 柑桔黄龙病的田间诊断方法[J]. *广东农业科学*, 2009, (3): 91-93.
- [4] HAWKINS S, PARK B, POOLE G, et al. Detection of citrus huanglongbing by fourier transform infrared-attenuated total reflection spectroscopy[J]. *Applied Spectrosc*, 2010, 64(1): 100-103.
- [5] HOCQUELLET A, TOORAWA P, Bové. Detection and identification of the two "Candidatus Liberobacter" species associated with citrus huanglongbing by PCR amplification of ribosomal protein gene of the β operon[J]. *Molecular and Cellular Probes*, 1999, 13(5): 373-379.
- [6] LI W, S. HARTUNG J, LEVY L. Quantitative real-time PCR for detection and identification of candidatus liberibacter species associated with citrus huanglongbing [J]. *Journal of Microbiological Methods*, 2006, 66(1): 104-115.
- [7] ZOU Min, ZHOU Chang-yong. Advances in pathogen research and detection technique of huanglongbing[J]. *Plant Protection*, 2005, 31(3): 10-14.
邹敏, 周常用. 柑桔黄龙病病原和检测方法研究进展[J]. *植物保护*, 2005, 31(3): 10-14.
- [8] TAKUSHI T, TOYOZATO T, KAWANO S, et al. Scratch method for simple, rapid diagnosis of citrus huanglongbing using iodine to detect high accumulation of starch in the citrus leaves[J]. *Japanese Journal of Phytopathology*, 2007, 73(1): 3-8.
- [9] CEVALLOS-CEVALLOS J M, GARCIA-TORRES R, ETXEBERRIA E, et al. GC-MS analysis of headspace and liquid extracts for metabolomic differentiation of citrus huanglongbing and zinc deficiency in leaves of 'valencia' sweet orange from commercial groves[J]. *Phytochem Anal*, 2011, 22(3): 236-246.
- [10] SANKARAN S, EHSANI R, ETXEBERRIA E. Mid-infrared spectroscopy for detection of Huanglongbing (greening) incitrusleaves[J]. *Talanta*, 2010, 83(2): 574-581.
- [11] HAWKINS S A, PARK B, POOLE G H, et al. Detection of citrus huanglongbing by fourier transform infrared - attenuated total reflection spectroscopy [J]. *Applied Spectroscopy*, 2010, 64(1): 100-103.
- [12] MA Ben-xue, YING Yi-bin, RAO Xiu-qin, et al. Advance in nondestructive detection of fruit internal quality based on hyperspectral imaging [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2009, 29(6): 1611-1615.
马本学, 应义斌, 饶秀勤, 等. 高光谱成像在水果内部品质无损检测中的研究进展[J]. *光谱学与光谱分析*, 2009, 29(6): 1611-1615.
- [13] LI Feng-xia, MA Ben-xue, HE Qing-hai, et al. Non-destructive detection of firmness of hami melon by hyperspectral imaging technique[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, 5(5): 592-596.
李锋霞, 马本学, 何青海, 等. 哈密瓜坚实度的高光谱无损检测技术[J]. *光子学报*, 2013, 5(5): 592-596.
- [14] HONG Tian-Sheng, QIAO Jun, WANG N, et al. Non-destructive inspection of chinese pear quality based on hyperspectral imaging technique [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(2): 151-155.
洪添胜, 乔军, Ning Wang, 等. 基于高光谱图像技术的雪梨梨品质无损检测[J]. *农业工程学报*, 2007, 23(2): 151-155.
- [15] LI Jing-bin, CHEN Bing-qi, SHAO Lu-hao, et al. Variety identification of delinted cottonseeds based on BP neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(2): 265-269.
李景彬, 陈兵旗, 鲁浩, 等. 基于BP神经网络的脱绒棉种品质识别[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(2): 265-269.
- [16] XIONG K, LI XH, LI Y Z, et al. Research on the analysis and classification of marize cultivars characteristics based on ANN & PCA[J]. *Grain & oil food science and technology*, 2010, 4(18): 1-5.
- [17] SUN D. Hyperspectral imaging for food quality analysis and control[M]. Massachusetts: Academic Press, 2010: 56.
- [18] HUANG Wen-qian, CHEN Li-ping, LI Jian-bo, et al. Effective wavelengths determination for detection of slight bruises on apples based on hyperspectral imaging [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural*

- Engineering, 2013, **29**(1): 272-277.
- 黄文倩, 陈立平, 李江波, 等. 基于高光谱成像的苹果轻微损伤检测有效波长选取[J]. 农业工程学报, 2013, **29**(1): 272-277.
- [19] CHENG X, CHEN Y. R, TAO Y, *et al.* A novel integrated PCA and FLD method on hyperspectral image feature extraction for cucumber chilling damage inspection [J]. *American Society of Agricultural Engineers*, 2004, **47**(4): 1313-1320.
- [20] LI Peng, ZHOU Jian-min, ZHAO Zhi-min. Fluorescence spectra recognition of hypertriglyceridemia serum using principal component analysis and probabilistic neural network [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(11): 1641- 1645.
- 李鹏, 周建民, 赵志敏. 基于 PCA 和 PNN 的高甘油三脂血清荧光光谱识别[J]. 光子学报, 2011, **40**(11): 1641- 1645.
- [21] ZHAO Jing, XIA Liang-zheng. Face recognition using neural network based on continuous wavelet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(9): 1425-1430.
- 赵静, 夏良正. 基于连续小波变换的神经网络人脸识别研究[J]. 光子学报, 2005, **34**(9): 1425-1430.
- [22] 党建武. 神经网络技术及应用[M]. 北京. 中国铁道出版社, 2000:28.
- [23] WANG Xian-ya, CHEN Qian, GU Guo-hua, *et al.* A nonuniformity correction technique of irfpa based on bp neural network[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(6): 1504-1506.
- 王娴雅, 陈钱, 顾国华, 等. 基于 BP 神经网络的红外焦平面非均匀性校正技术[J]. 光子学报, 2009, **38**(6): 1504-1506.