浙 江 农 林 大 学 学 报，2017，**34**(6)：1008-1015
Journal of Zhejiang A & F University
doi:10.11833/j.issn.2095-0756.2017.06.006

基于近红外光谱技术的果树花期树种识别方法

王晓丽[1,2,3]，张晓丽[1,2]，周国民[3]

（1. 北京林业大学 精准林业北京市重点实验室，北京 100083；2. 北京林业大学 省部共建森林培育与保护重点实验室，北京 100083；3. 中国农业科学院 农业信息研究所，北京 100081）

摘要：为建立果树花期树种识别的有效模型，利用 ASD FieldSpec 3 全波段便携式光谱分析仪采集了 4 种果树花期花的光谱数据。利用剔除异常光谱、5 点移动平滑等技术对 4 种果树花期花的光谱反射率进行预处理，使用连续投影算法(SPA)进行有效波长选取并获得 7 个波长下的反射光谱，同时增加了 590 nm 和 720 nm 处 2 个波形差异大的光谱，与归一化植被指数(I_{NDV})和比值植被指数(I_{RV})共 11 个特征波段作为分类建模数据，建立了偏最小二乘判别分析(PLS-DA)，正交偏最小二乘判别分析(O-PLS-DA)和基于误差反向传播算法的多层前向神经网络(BP)算法 3 种识别模型。结果表明：对测试样本的识别率由高到低依次为 BP(93.90%)＞O-PLS-DA(81.82%)＞PLS-DA(76.36%)。综合研究认为：在优选波段的基础上，对果树花期树种判别应优选 BP 神经网络模型。图 10 表 5 参 22

关键词：经济林学；果树花期；光谱分析；分类识别；PLS-DA；O-PLS-DA；BP
中图分类号：S123；S661　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：2095-0756(2017)06-1008-08

Automatic detection of fruit tree species during the flowering period using near infrared spectra technologies

WANG Xiaoli[1,2,3], ZHANG Xiaoli[1,2], ZHOU Guomin[3]

(1. Beijing Key Laboratory of Precision Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory for Silviculture and Forest Conservation of Ministry of Education, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 3. Institute of Agricultural Information, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: To establish an effective model for fruit tree species identification at the flowering stage, spectral data of four kinds of fruit trees were collected using an ASD FieldSpec 3 full band portable spectrometer. Nine sensitive and characteristic bands of the spectrum (370 nm, 395 nm, 541 nm, 590 nm, 682 nm, 720 nm, 1 268 nm, 1 839 nm, and 2 481 nm) and two vegetation indices for accurately detecting fruit tree species were first obtained using the Successive-Projections-Algorithm (SPA) method. Subsequently, some classification methods were applied, such as Partial Least Squares Discriminant Analysis (PLS-DA), Orthogonal Projection to Latent Structure Discriminant Analysis (O-PLS-DA), and Back Propagation (BP), to compare their effectiveness for distinguishing fruit tree species. Choice 30 m × 30 m standard rural area in the garden, select 10 trees of every 4 fruit tree species and every tree select 3-4 points using optional bolting method. 10 spectra were measured and take the average at every point, repeated three times. Results showed that the average detecting accuracy for PLS-DA was 73.36%, for O-PLS-DA was 81.82%, and for BP was 93.90% with the BP model having the best prediction accuracy for clarifying fruit tree species. This study demonstrated the feasibility of implementing hyperspectral imaging from near infrared spectra technologies (NIST) for identifying fruit tree species during the flowering period. [Ch, 10 fig. 5 tab. 22 ref.]

收稿日期：2016-12-15；修回日期：2017-02-06
基金项目：国家林业局林业公益性行业科研专项(201404401)；国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2013AA102405)
作者简介：王晓丽，助理研究员，从事“3S”技术在数字果园中的应用研究。E-mail：443196863@qq.com。通信作者：张晓丽，教授，博士，从事林业遥感和地理信息系统等研究。E-mail：zhang-xl@163.net

Key words: non-timber forest products (NTFP); fruit tree florescence; near infrared spectrum; classification; PLS-DA; O-PLS-DA; BP

水果产业是中国种植业中仅次于粮食、蔬菜的第三大产业，在国民经济中占有重要地位。中国是世界上最大的水果生产国[1]，如苹果 *Malus pumila*，梨 *Pyrus* spp.，甜樱桃 *Prunus avium* 等，但国产水果的质量不容乐观，培育和检测高质果树是当前迫切需要解决的现实问题。遥感技术(RS)和地理信息系统(GIS)的集成可以提供强大的空间决策支持系统，为检测果树的生长状况、健康状况和果树分类等[2-4]提供了技术基础；随着遥感技术的发展，植物物种信息提取已有大量研究[5-6]，也为果树的遥感信息带来了可能。近红外光谱技术由于其高分辨率特性被广泛应用，如邢东兴等[7]利用冠层和叶片的实测高光谱数据对果树的病虫害、冻害、营养元素与微量元素含量等进行了研究；朱西存等[8-9]基于高光谱数据，建立了苹果花磷素和氮素含量的预测模型，效果较好；雷彤等[10]基于多光谱和数码照相技术发现蓝光、红光和近红外波段为苹果花期的敏感波段，花期光谱特征变化与花叶比和花树比呈现较好的相关性；李子艺等[11]采用 BP 神经网络对南疆盆地主栽果树进行基于冠层光谱的分类，而且分类精度较高。国内外基于光谱技术对果树的研究基本局限于病虫害预警、施药、叶面积指数估计和冠层生物量检测、产量预测和果品品质评估等方面[12-13]，对于果树花期分类的研究涉及极少。本研究采集并分析了常见 4 种果树花期的光谱数据，并选取了相关特征波长以及归一化植被指数(I_{NDV})和比值植被指数(I_{RV})分类建模，以期探寻利用地面全波段光谱测试数据对果树树种进行科学识别的有效方法与途径，并为今后高空遥感技术进行果树树种识别提供理论基础。

1　材料与方法

1.1　研究区概况及样品仪器

研究区位于辽宁省兴城市(40°16′~40°50′N，120°06′~120°50′E)，地处东北平原腹地，面积约 2 147 km²，属于北温带大陆性气候。年平均降水量为 600 mm，冬季平均气温为-13.0 ℃，夏季平均气温为 25.0 ℃。兴城市的水果栽培以梨，苹果，桃 *Amygdalus persica*，杏 *Armeniaca vulgaris* 为特色，是中国农业部认定的优质水果生产基地。

2016 年 4 月 28 日-2016 年 5 月 10 日，选取树高和胸径基本一致的梨‘早酥’‘Zaosu’，苹果‘华红’‘Huahong’，桃‘铁桃’‘Tietao’，杏‘银白杏’‘Yinbaixing’等 4 个果树品种，10 株·品种$^{-1}$，3~4 个测定点·株$^{-1}$ 测量样本花。测定点选取的标准为花束比较紧凑且都在盛花期。

采用 ASD 公司的 FieldSpec 3 便携式光谱辐射计，测量盛花期待测树种花的光谱反射率(R)。光谱范围为 350 ~2 500 nm；光谱采样间隔为 1 nm；波长精度为±1 nm。

1.2　研究方法

1.2.1　*光谱扫描*　光谱探头垂直于被测点，距离约 20 cm，测定光谱数 10 条·次$^{-1}$，3 重复·处理$^{-1}$。为保证数据的有效性与准确性，隔 10 min 进行 1 次标准白板矫正。获得待测树种盛花期花的光谱数据如图 1 所示。

1.2.2　*光谱处理*　环境和机器本身的影响会使得到的光谱数据夹杂高频噪声，同时各种随机因素也有可能造成光谱的基线漂移或旋转，因此需对得到的数据作异样光谱曲线剔除和光谱曲线 5 点平滑处理等预处理。得到花期冠层光谱数据分别为梨 110 条，苹果 170 条，桃 100 条，杏 60 条。偏最小二乘判别分析(PLS-DA)和正交偏最小二乘判别分析(O-PLS-DA)采用 Kennard-stone[14]方法对样品集进行划分，分别得到 330 个建模集、55 个验证集和 55 个预测集。BP 神经网络样本划分比例为 75%，15%和 15%。

1.2.3　*数据处理*　用 Excel 2010，ViewSpec Pro(Version 5.6.8, ASD Inc.，美国)，MatlabR2014a 软件(Version 8.3.0.532，The MathWorks，美国)和复杂多变量数据智慧处理软件系统(ChemDataSolution 1.1.0，大连达硕信息技术有限公司，中国)对数据进行分析并建模。

1.2.4　*建模方法*　(1)偏最小二乘判别分析(PLS-DA)[15]算法是基于偏最小二乘回归的判别分析方法，基本思想是根据已知样品集的特征，建立定性分析模型。首先建立校正样本集的分类变量 y；然后将 y 与光谱数据进行 PLS 分析，建立分类变量 y 与光谱数据 x 间的 PLS 回归模型；最后根据模型计算检验集

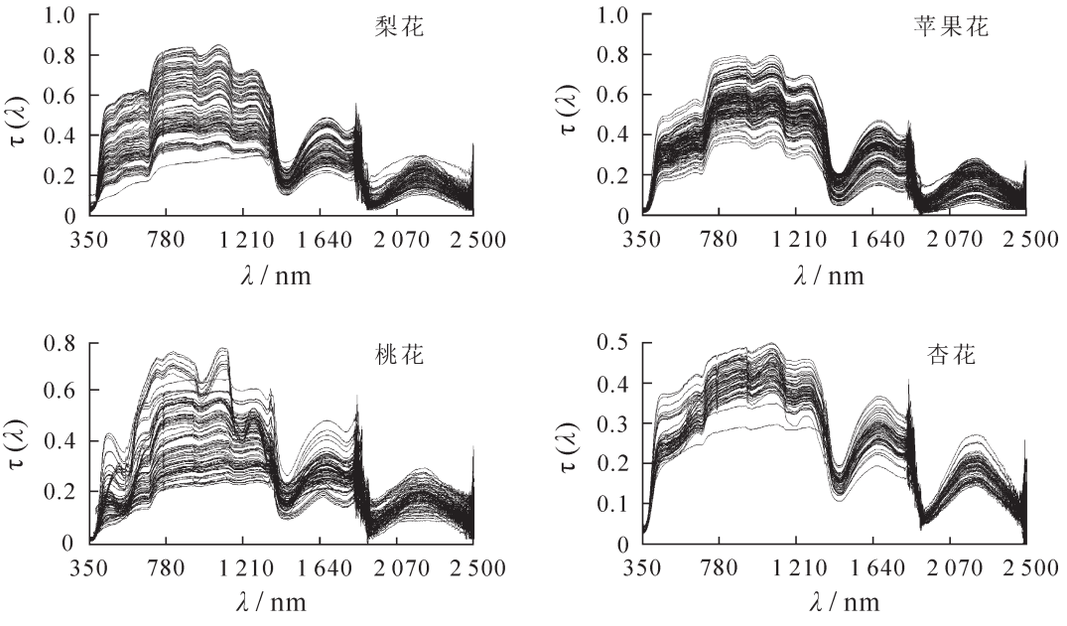

图 1 不同树种花的遥感反射光谱特征

Figuer 1 Characteristics of remote sensing reflectance spectra of fruit trees at different flowering stages

(未知样本)的分类变量值 y_P。具体判别方法是：①当 $y_P>0.5$，且偏差<0.5 时，判定样本属于该类；②当 $y_P<0.5$，偏差<0.5 时，判定样本不属于该类；③当偏差≥0.5 时，判别不稳定。⑵正交偏最小二乘判别分析(O-PLS-DA)[16]相似于 PLS-DA，与 PLS-DA 基于偏最小二乘回归分析不同的是，前者是基于正交偏最小二乘法辨别分析，是在 PLS 的基础上提出的一种新的数据分析方法。该方法将 x 变量分为“y-predictive”和“y-orthogonal”2 个部分，其中“y-predictive”中的第一潜变量涵括 x 与 y 间的最大变化与相关性，而“y-orthogonal”则描述 x 与 y 中不相关的信息。因此，该方法的特点是可以剔除自变量 x 中与分类变量 y 无关的变化，使模型变得易于解释，其判别效果及主成分得分图的可视化效果更加明显，使模型的解释与诊断能力更加优化。⑶基于误差反向传播算法的多层前向神经网络(Back Propagation)即 BP 神经网络算法[17-18]是一种不同于传统方法的人工智能方法，其主要思想是将学习过程分为 2 个阶段：一是正向传播，二是误差反向传播。利用输出后的误差来估计前一层的误差，再用这个误差估计更前一层的误差，如此一层一层反传，使获得所有层的误差估计。这样就形成了输入层的误差沿着相反的方向逐级传递的过程，因此，该算法也称为误差反向后传算法，简称 BP 算法。

2 数据分析

2.1 光谱分析及特征提取

近红外光谱通常包含数以千计的波长变量，且远大于样本量，利用全波段数据进行建模时，并非每个波长都能提供有用信息，大量的冗余数据会增加建模工作量。本研究采用连续投影算法(SPA)[19]，寻找含有最少冗余信息的变量组合，使变量间的共线性最小。迭代结果如图 2 所示，按筛选出的顺序排序特征波长分别为 541，395，370，682，1 839，2 481，1 268 nm。

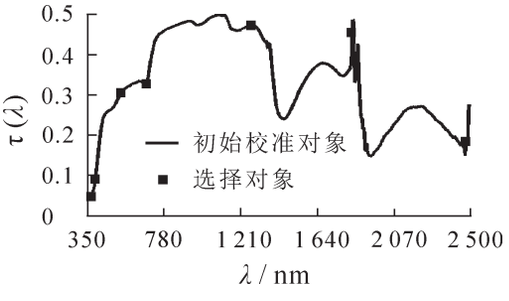

图 2 SPA 特征提取结果

Figure 2 Feature extraction results of SPA

对 4 类树种花的光谱数据求平均值(图 3)，发现在 430 ~ 1 000 nm 波段下光谱反射率由高到低的顺序为：苹果>梨>杏>桃；在 1 100~1 400 nm 波段下，光谱反射率由高到低的顺序为：苹果>梨>桃>杏；在 1 500 ~ 1 800 nm 光谱反射率由高到低的顺序为：苹果>梨>桃>杏。对光谱数据求导数可以反映光谱反射率的上升速度，从图 4 可知：桃在 562 ~ 675 nm 波段时反射率上升最快，其次是杏，苹果，梨；在 695 ~ 750 nm 波段时，反射率上升速度有所变化，速度由高到低为苹果>梨>桃>杏。由此可知：在 562 ~

675 nm 和 695 ~ 750 nm 波段下果树花期光谱波形有差异，不能被全部采用，因此连续投影算法(SPA)将此 2 个波段大部数据排除，只选择了此波段的峰值 590 nm，720 nm 作为建模数据；植被指数是能反映植物生长状况的指数，常用的植被指数有 I_{RV} 和 I_{NDV}，为了提高模型的精度本研究又增加这 2 个植被指数用于建模。综上分析，最终选取的特征波长为 370，395，541，590，682，720，1 839，2 481，1 268 nm 以及 I_{RV} 和 I_{NDV}。

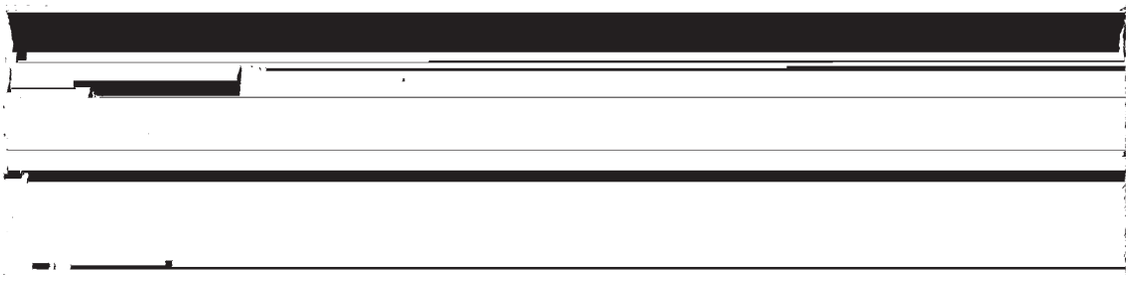

图 3　4 种果树光谱平均值图

Figure 3　Mean spectral reflectance of 4 fruit tree species

图 4　4 种果树光谱一阶导数图

Figure 4　First derivative spectral reflectance of 4 fruit tree species

2.2　PLS-DA 模型对未知样品的预测效果

从图 5 和表 1 可知：残差方差和误差随着模型输入主成分数量的增加先减小而后稳定，决定系数 R^2 值则先增加而后稳定。当主成分数值显示为 6 时，得到均方误差最小值为 0.05，决定系数最大值为 0.79(表 1)；因此，在随即建立的 PLS-DA 模型中选择了 6 个主成分，由此得到的得分图如图 6 所示，显示效果较好。

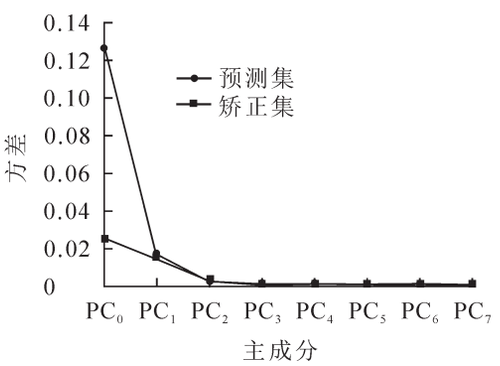

图 5　PLS-DA 方差解释

Figure 5　Residual variance of PLS-DA

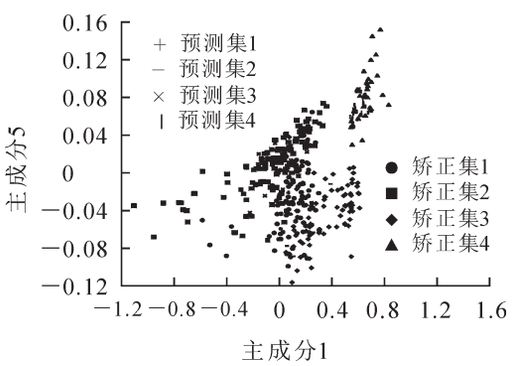

图 6　PLS-DA 得分图

Figure 6　Scores of　PLS-DA

表 1　各主成分误差变化及决定系数变化情况

Table 1　Changes of errors and R^2 for every principal parameters

主成分参数	模型决定系数 R^2	预测集决定系数 Q^2	误差	测试集误差	主成分参数	模型决定系数 R^2	预测集决定系数 Q^2	误差	测试集误差
PC1	0.22	0.22	0.20	0.20	PC5	0.66	0.65	0.08	0.08
PC2	0.44	0.44	0.08	0.08	PC6	0.79	0.78	0.05	0.05
PC3	0.53	0.52	0.08	0.09	PC7	0.78	0.77	0.06	0.06
PC4	0.59	0.58	0.04	0.05	PC8	0.79	0.78	0.05	0.06

通过使用所选择的最佳波长和植被指数建立的 PLS-DA 模型如下：$y=-3.30R_{369}+6.20R_{394}-7.99R_{540}+5.51R_{681}-1.79R_{590}-4.25R_{720}+3.29R_{1267}-0.98R_{1838}+3.44R_{2480}-12.50I_{NDV}+0.45I_{RV}+8.22$。表 2 显示了不同果树树种在 PLS-DA 模型下的预测精度。结果表明：对于苹果、桃和杏的预测精度较高，梨的准确度略低。不同果树物种的检测精度差异很大。预测集样本总体识别率为 76.36%。

2.3　O-PLS-DA 模型对未知样品的预测效果

从图 7 和表 3 可知：残差方差和误差随着模型输入主成分数量的增加先减小而后趋于稳定，相关系

数 R^2 则先增加而后趋于稳定增加。当主成分数值显示为 7 时，得到均方误差最小值为 0.04，决定系数 R^2 最大值为 0.85(表 3)；因此，在建立 O-PLS-DA 模型中选择了 7 个主成分作为指标，得到得分图如图 8 所示。此模型下分类效果比 PLS-DA 更明显。

表 2 PLS-DA 模型下 4 类果树花期光谱识别率

Table 2 Classification results of PLS-DA model for four fruit tree species

种类	识别次数/次				识别率/%
	梨	苹果	桃	杏	
梨	3	12	0	0	20.00
苹果	0	20	0	0	100
桃	0	0	9	1	90.00
杏	0	0	0	10	100
识别率/%	100	62.50	100	90.91	76.36

建立的 O-PLS-DA 模型如下：$y=0.01R_{369}-0.06R_{394}-1.08R_{540}-0.52R_{681}-0.89R_{590}-0.99R_{720}-0.96R_{1267}-0.51R_{1838}+0.10R_{2480}-0.28I_{NDV}-2.58I_{RV}+2.16$。表 4 显示了不同果树树种的 O-PLS-DA 模型的预测精度。结果表明，对于苹果、桃和杏的预测精度较高，梨的准确度略低，但比 PLS-DA 略有提高。不同果树品种的检测精度差异很大。预测集样本总体识别率为 81.82%，比 PLS-DA 模型精度有所提高。

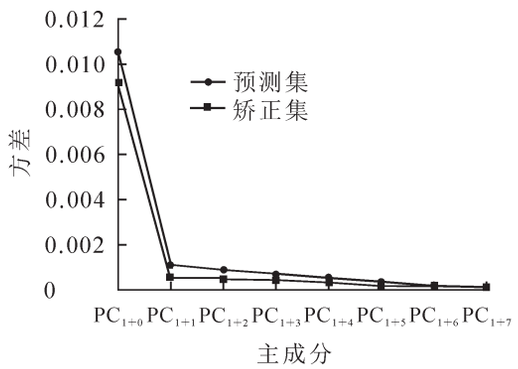

图 7 O-PLS-DA 方差解释

Figure 7 Residual variance of O-PLS-DA

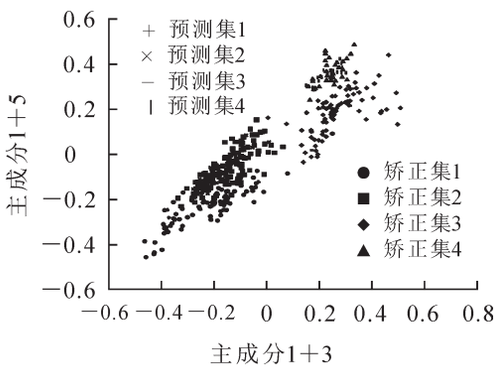

图 8 O-PLS-DA 得分图

Figure 8 Scores of O-PLS-DA

表 3 各主成分误差变化及决定系数变化情况

Table 3 Changes of errors and R^2 for every principal parameters

主成分参数	模型决定系数 R^2	预测集决定系数 Q^2	误差	测试集误差	主成分参数	模型决定系数 R^2	预测集决定系数 Q^2	误差	测试集误差
PC1	0.05	0.04	0.34	0.34	PC5	0.79	0.76	0.05	0.05
PC2	0.30	0.29	0.18	0.18	PC6	0.82	0.81	0.04	0.04
PC3	0.53	0.51	0.07	0.08	PC7	0.84	0.82	0.04	0.05
PC4	0.67	0.64	0.06	0.06	PC8	0.85	0.84	0.04	0.04

2.4 BP 模型对未知样品的预测效果

图 9 表明：在训练 34 次后交叉熵趋向于平稳，即 BP 神经网络算法在迭代 34 次时得到最稳定模型，误差最优为 0.04~0.05(图 10)，在预测集中有部分杏被误认为桃，总体识别率达到 93.90%(表 5)，与前面 2 种识别方法相比，BP 神经网络算法具有自动划分样本集的功能，方法有效，识别率高。由于 BP 神经网络是有输入层、隐含层、输出层的非线性模型，因此没有具体的模型表达式。

3 结论和讨论

基于对研究区 ASD Fieldspec 3 测量数据和现场调查分析，探讨了利用近红外光谱技术自动检测果树盛花期花的光谱反射率，并以此建立函数模型实现对果树树种的映射；验证了近红外光谱技术作为检测花期果树品种的可行性，为快速监测果树生产状况提供了理论基础，

表 4 O-PLS-DA 模型下 4 类未知果树花期光谱识别率

Table 4 Classification results of O-PLS-DA model for detecting fruit tree species

种类	识别次数/次				识别率/%
	梨	苹果	桃	杏	
梨	6	8	1	0	40.00
苹果	0	20	0	0	100
桃	0	1	9	0	90.00
杏	0	0	0	10	100
识别率/%	100	68.97	81.82	100	81.82

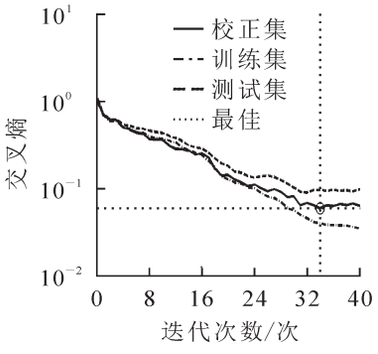

图 9　BP 神经网络迭代次数

Figure 9　Number of iterations for BP model

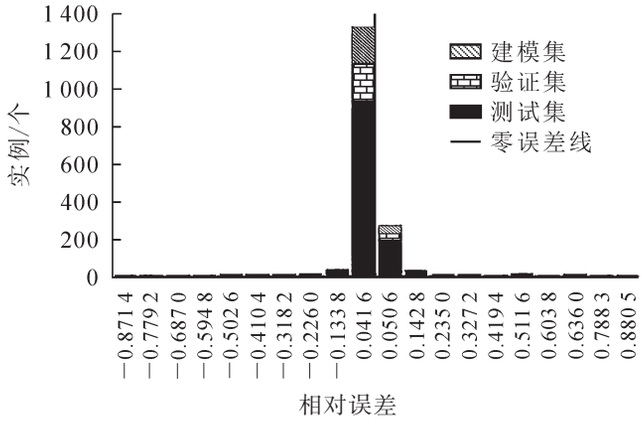

图 10　BP 神经网络 20 个柱形误差直方图

Figure 10　Errors for BP model

为果树科学经营和数字化管理提供科学依据。

3.1　波段选择的范围

对 4 种果树花期的光谱数据进行预处理和 SPA 波段选择，选取 541，395，370，682，1 839，2 481，1 268，590，720 nm 等 9 个特征波长并获得该波长下花的光谱反射率，同时加入植被指数 I_{RV} 和 I_{NDV} 共 11 个指标值作为分类模型的自变量；研究发现波段优先选择的是可见光波段(390~780 nm)，其次是近红外波段(780~3 300 nm)，此组合波段对待测果树的分类效果较好。

表 5　BP 模型下 4 类果树花期预测集光谱识别率

Table 5　Classification results of BP model for detecting fruit tree species

种类	识别次数/次				识别率/%
	梨	苹果	桃	杏	
梨	8	0	0	0	100
苹果	0	20	0	0	100
桃	0	0	23	1	95.80
杏	0	0	3	11	78.60
识别率/%	100	100	88.50	91.70	93.90

3.2　不同建模方式的比较

对所选波段进行了 3 种方式的建模。尽管 O-PLS-DA 在 PLS-DA 基础上作了改进，但此两者将梨误判为苹果的概率较大，分析原因可能是梨花和苹果花在盛花期光谱数据较为相似，今后若用线性模型对果树分类，应考虑增加花蕾期数据或结合其他信息进行识别。BP 神经网络与前 2 种方法相比有更高的识别正确率，原因在于 BP 神经网络具有很强的学习能力，可以实现输入与输出之间的高度非线性映射，得到较为理想的分类效果，因此被广泛的应用在各品种识别领域中[11,20-22]。本研究通过 BP 神经网络算法对 4 种果树花期树种进行分类，最高精度达到 93.90%，说明采用 BP 神经网络算法能够对盛花期果树树种进行基于冠层光谱的分类，且达到较高的识别精度。

3.3　关于方法改进的探讨

本研究只建立了 4 个果树品种的识别模型，在今后研究中可以加入更多果树品种的检测模型。植被指数方面选择了 I_{NDV} 和 I_{RV}，今后可以考虑加入更多光谱指数，如绿度植被指数(I_{GV})和垂直植被指数(I_{PV})等；这些参数在不同树种中相关性也各不相同。本研究检测了果树花期花的光谱差异，但没有考虑不同花卉的生理和生化参数，在今后应考虑碳、氮、磷等元素或微量元素对其光谱反射率的影响。BP 神经网络是一种高效、稳定的模型，但是它对输入数据的质量和数量都有一定的要求，尤其在波段输入数量上会出现过拟合的现象，在研究中应该引起重视。

4　参考文献

[1]　邓小蕾. 果园信息获取现代传感方法及装置研究[D]. 北京：中国农业大学，2014.
DENG Xiaolei. *Advanced Sening Method and Apparatus for Orchard Information Collection* [D]. Beijing: China Agricultural University, 2014.

[2]　MASELLI F, CHIESI M, BRILLI L, *et al*. Simulation of olive fruit yield in tuscany through the integration of remote sensing and ground data [J]. *Ecol Model*, 2012, **244**(1745): 1 – 12.

[3] PEÑA M A, BRENNING A. Assessing fruit-tree crop classification from landsat-8 time series for the Maipo valley, Chile [J]. *Remote Sens Environ*, 2015, **171**(10): 234 – 244.

[4] STRUTHERS R, IVANOVA A, TITS L, *et al*. Thermal infrared imaging of the temporal variability in stomatal conductance for fruit trees [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2015, **39**(2): 9 – 17.

[5] IMMITZER M, VUOLO F, ATZBERGER C. First experience with sentinel-2 data for crop and tree species classifications in Central Europe [J]. *Remote Sens*, 2016, **8**(3): 166. doi:10.3390/rs8030166.

[6] LIU Xiaolong, BO Yanchen. Object-based crop species classification based on the combination of airborne hyperspectral images and LiDAR data [J]. *Remote Sens*, 2015, **7**(1): 922 – 950. doi:10.3390/rs70100922.

[7] 邢东兴，常庆瑞. 基于花期果树冠层光谱反射率的果树树种辨识研究[J]. 红外与毫米波学报，2009，**28**(3)：207 – 211.
XING Dongxing, CHANG Qingrui. Identification of species of fruit trees based on the spectral reflectance of canopies of fruit trees during flowering period [J]. *J Infrared Millim Waves*, 2009, **28**(3): 207 – 211.

[8] 朱西存，赵庚星，王凌，等. 基于高光谱的苹果花氮素含量预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析，2010，**30**(2)：416 – 420.
ZHU Xicun, ZHAO Gengxing, WANG Ling, *et al*. Hyperspectrum based prediction model for nitrogen content of apple flowers [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2010, **30**(2): 416 – 420.

[9] 朱西存，赵庚星，雷彤，等. 苹果花期的冠层高光谱特征研究[J]. 光谱学与光谱分析，2009，**29**(10)：2708 – 2712.
ZHU Xicun, ZHAO Gengxing, LEI Tong, *et al*. Study on hyperspectral characteristics of apple florescence canopy [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2009, **29**(10): 2708 – 2712.

[10] 雷彤，赵庚星，朱西存，等. 基于高光谱和数码照相技术的苹果花期光谱特征研究[J]. 中国农业科学，2009，**42**(7)：2481 – 2490.
LEI Tong, ZHAO Gengxing, ZHU Xicun, *et al*. Research of apple florescence spectral features based on hyperspectral data and digital photos [J]. *Sci Agric Sin*, 2009, **42**(7): 2481 – 2490.

[11] 李子艺，王振锡，岳俊，等. 基于 BP 神经网络的高光谱果树树种识别研究[J]. 江苏农业科学，2016, **44**(5)：410 – 414.
LI Ziyi, WANG Zhenxi, YUE Jun, *et al*. Study on recognition of fruit tree with hyperspectral data based on BP neural network [J]. *Jiangsu Agric Sci*, 2016, **44**(5): 410 – 414.

[12] DAS P T, TAJO L, GOSWAMI J. Assessment of citrus crop condition in umling block of Ri-Bhoi district using RS and GIS technique [J]. *J Indian Soc Remote Sens*, 2009, **37**(2): 317 – 324.

[13] 郑剑，周竹，仲山民，等. 基于近红外光谱与随机青蛙算法的褐变板栗识别[J]. 浙江农林大学学报，2016，**33**(2)：322 – 329.
ZHENG Jian, ZHOU Zhu, ZHONG Shanmin, *et al*. Chestnut browning detected with near-infrared spectroscopy and a random-frog algorithm [J]. *J Zhejiang A & F Univ*, 2016, **33**(2): 322 – 329.

[14] 刘伟，赵众，袁洪福，等. 光谱多元分析校正集和验证集样本分布优选方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2014，**34**(4)：947 – 951.
LIU Wei, ZHAO Zhong, YUAN Hongfu, *et al*. An optimal selection method of samples of calibration set and validation set for spectral multivariate analysis [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2014, **34**(4): 947 – 951.

[15] 唐果，田旷达，李祖红，等. 近红外光谱结合 PLS-DA 划分烟叶等级[J]. 烟草科技，2013(4)：60 – 62.
TANG Guo, TIAN Kuangda, LI Zuhong, *et al*. Classification of tobacco grades by near-infrared spectroscopy and PLS-DA [J]. *Tobacco Sci Technol*, 2013(4): 60 – 62.

[16] 唐军，王青，童红，等. 薰衣草精油的衰减全反射红外光谱辨别分析[J]. 光谱学与光谱分析，2016，**36**(3)：716 – 719.
TANG Jun, WANG Qing, TONG Hong, *et al*. Discriminant analysis of lavender essential oil by attenuated total reflectance infrared spectroscopy [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2016, **36**(3): 716 – 719.

[17] 王茜蒨，黄志文，刘凯，等. 基于主成分分析和人工神经网络的激光诱导击穿光谱塑料分类识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2012，**32**(12)：3179 – 3182.
WANG Qianqian, HUANG Zhiwen, LIU Kai, *et al*. Classification of plastics with laser-induced breakdown spec-

troscopy based on principal component analysis and artificial neural network model [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2012, **32**(12): 3179 – 3182.

[18] 高浪，谢康和. 人工神经网络在岩土工程中的应用[J]. 土木工程学报，2002，**35**(4)：77 – 81.
GAO Lang, XIE Kanghe. Application of artificial neural networks to geotechnical engineering [J]. *China Civil Eng J*, 2002, **35**(4): 77 – 81.

[19] 成忠，张立庆，刘赫扬，等. 连续投影算法及其在小麦近红外光谱波长选择中的应用[J]. 光谱学与光谱分析，2010，**30**(4)：949 – 952.
CHENG Zhong, ZHANG Liqing, LIU Heyang, *et al*. Successive projections algorithm and its application to selecting the wheat near-infrared spectral variables [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2010, **30**(4): 949 – 952.

[20] 吴桂芳，蒋益虹，王艳艳，等. 基于独立主成分和 BP 神经网络的干红葡萄酒品种的鉴别[J]. 光谱学与光谱分析，2009，**29**(5)：1268 – 1271.
WU Guifang, JIANG Yihong, WANG Yanyan, *et al*. Discrimination of varieties of dry red wines based on independent component analysis and BP neural network [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2009, **29**(5): 1268 – 1271.

[21] 王艳艳，何勇，邵咏妮，等. 基于可见-近红外光谱的咖啡品牌鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析，2007，**27**(4)：702 – 706.
WANG Yanyan, HE Yong, SHAO Yongni, *et al*. Discrimination among different brands of coffee by using vis-near infrared [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2007, **27**(4): 702 – 706.

[22] 邵咏妮，何勇，鲍一丹. 基于独立组分分析和 BP 神经网络的可见/近红外光谱蜂蜜品牌的鉴别[J]. 光谱学与光谱分析，2008，**28**(3)：602 – 605.
SHAO Yongni, HE Yong, BAO Yidan. Application of visible/near infrared spectroscopy to discriminating honey brands based on independent component analysis and BP neural network [J]. *Spectrosc Spectral Anal*, 2008, **28**(3): 602 – 605.