

基于 EFAST 和 PLS 的苹果叶片等效水厚度高光谱估算

冯海宽^{1,2,3,4}, 李振海^{1,2,3,4}, 金秀良^{1,2,3,4}, 杨贵军^{1,2,3,4}, 万 鹏^{1,2,3,4},
郭建华^{1,2,3,4*}, 于海洋^{1,2,3,4}, 杨福芹^{1,2,3,4}, 李伟国^{1,2,3,4}, 王衍安⁵

(1. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097; 2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;
3. 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100097; 4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097;
5. 山东农业大学生命科学学院, 泰安 271018)

摘 要: 叶片等效水厚度 (EWT) 是评估果树生长状况及产量的一个重要参数。为了快速、准确地估算此参数, 该文建立苹果叶片 EWT 归一化近红外水分指数 (NDIWI) 和扩展傅里叶幅度灵敏度检测方法和偏最小二乘回归 (EFAST-PLS) 估算模型并验证。使用 2012 年和 2013 年在中国山东省肥城县潮泉镇获取的整个生育期苹果叶片 EWT 和配套的光谱数据, 比较 NDIWI 和 EFAST-PLS 联合模型。在 EFAST-PLS 联合模型中, EFAST 用来选择光谱敏感波段, PLS 用来回归分析。NDIWI 与 EFAST-PLS 模型的决定系数 (R^2) 分别为 0.2831 和 0.5628, 标准均方根误差 (NRMSE) 分别为 8.00% 和 6.25%。研究结果表明: EFAST-PLS 模型估算苹果叶片 EWT 潜力巨大, 考虑到应用简单, NDIWI 也有可取之处。

关键词: 光谱分析; 模型; 含水率; 苹果叶片; 等效水厚度; EFAST; 偏最小二乘; NDIWI

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.024

中图分类号: S25

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2016)-12-0165-07

冯海宽, 李振海, 金秀良, 杨贵军, 万 鹏, 郭建华, 于海洋, 杨福芹, 李伟国, 王衍安. 基于 EFAST 和 PLS 的苹果叶片等效水厚度高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(12): 165—171. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.024
<http://www.tcsae.org>

Feng Haikuan, Li Zhenhai, Jin Xiuliang, Yang Guijun, Wan Peng, Guo Jianhua, Yu Haiyang, Yang Fuqin, Li Weiguo, Wang Yan'an. Estimating equivalent water thickness of apple leaves using hyperspectral data based on EFAST and PLS[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(12): 165—171. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2016.12.024 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

快速、精确地估测果树的生长状况对于果树长势监测具有重要作用。果树的叶片含水率能够反映出果树生长状况, 可以预测果树产量^[1-5]。

近些年植被水分的估算研究广泛应用于大田作物。利用水分吸收特征波段的比值, 可用来监测作物叶片含水量 (LWC)。在中心波长为 900, 970, 1 200, 1 450, 1 940 和 2 500 nm 的波段可以用来定量监测叶片含水率的变化, 主要是由于这些波段是水分吸收的特征波段^[6-8]。大量的水分植被指数用来估算叶片的含水率^[9-10]。Gao 等研究表明归一化差异水分指数 (normalized difference water index, NDWI) $(R_{860}-R_{1240})/(R_{860}+R_{1240})$ 与植被等效水厚度 (EWT) 有较好的相关性^[11]。Penuelas 等研究发现水分比值植被指数 R_{900}/R_{970} 与相对含水率、叶片水势密

切相关^[12]。Pietro 等利用叶片光学特性模型 (PROSPECT) 和敏感性分析, 表明短波红外 (SWIR) 对叶片 EWT 很敏感, 但必须组合使用 SWIR 和近红外 (NIR) 光谱估算叶片 EWT^[13]。Tucker 和 Gausman 发现短波近红外波段 (1 400~2 500 nm) 显著影响了水吸收特性, 具体来说, 波长在 1 530 和 1 720 nm 对植被水分变化最敏感, 因此这些波段适合评估植被含水率^[14-15]。Clevers 等用 PROSAIL (scattering by arbitrarily inclined leaves, SAIL+PROSPECT) 模型模拟冠层尺度的高光谱数据, 表明 970、1 015~1 050 和 1 200 nm 的光谱一阶导数与树冠的含水率存在线性关系^[16-17]。Wu 等基于 PROSAIL 模型, 构建 NDWI₁₂₄₀, NDWI₁₄₅₀, NDWI₁₉₄₀ 等归一化植被指数, 结果表明这些指数与叶片水分和冠层水分估算模型精度较高^[18]。Colombo 等测试了不同光谱指数对白杨树叶片 EWT 和叶片质量水 (GWC) 敏感的程度, 研究结果表明利用逆普通最小二乘 (IOLS) 和减少长轴 (RMA) 回归可以提高叶片 EWT 以及叶片 GWC 的估算精度, 而且使用 RMA 回归在 1 200 nm 水吸收区域效果最好^[19]。冀荣华等研究表明在 420~500、640~680、740~860 nm 3 个波段区间叶片含水率与反射光谱有较高的相关性, 而且采用神经网络所建立苹果叶片含水率预测模型精度较高^[20]。Claudio 等研究表明 970 nm 的水分波段指数可以较好地监测干旱对森林通量和植被水分的影响^[21]。Ceccato 等研

收稿日期: 2015-04-08 修订日期: 2016-03-07

基金项目: 国家高技术研究发展计划 863 课题 (2011AA100703)。

作者简介: 冯海宽, 男, 河南周口人, 北京农业信息技术研究中心助理研究员, 主要从事农业遥感应用研究。北京 北京农业信息技术研究中心, 100097。Email: fenghaikuan123@163.com

*通信作者: 郭建华, 女, 河北石家庄人, 北京农业信息技术研究中心研究员, 主要从事精准农业及土壤养分研究。北京 北京农业信息技术研究中心, 100097。Email: guojh@nercita.org.cn

究发现组合使用 SWIR 和 NIR 可以很好地反演植被含水量,并提出了全球植被水分指数 (GVMI) 用来估算植被含水量^[22]。Sancho-Knapik 等使用微波 L 波段 (1 730 MHz) 估算了白杨树的叶片相对含水量,并与近红外波段指数 R_{1300}/R_{1450} 进行了比较,结果表明微波波段估算的结果精度优于 R_{1300}/R_{1450} (reflectivity, R)^[23]。Seelig 等研究了菜豆、豇豆和甜菜的水分植被指数与叶片水分厚度 (LWT) 的相关性,结果表明 (R_{1300}/R_{1450}) 与 LWT 存在较好的相关性^[24]。Jin 等尝试利用灰色关联分析冬小麦 LWC 与水分植被指数的关系,结果表明先使用灰色关联分析 (GRA),再利用逐步回归—偏最小二乘 (stepwise regression method and partial least squares, SRM-PLS) 或 PLS 的方法可以提高冬小麦 LWC 的估算精度,而且 3 个波段的水分植被指数可以很好地估算植被含水率^[25-26]。

虽然水分估算广泛应用于大田作物研究,但对苹果叶片水分的研究却极为少见,尤其是基于 PROSPECT 模型的叶片水分研究更是罕见。本文的目标是:对 PROSPECT 模型中的各参数进行局部敏感性分析,探索 EWT 对反射光谱的影响;筛选叶片 EWT 的反射光谱敏感波段,建立估算模型,尝试提高 EWT 的估算精度,并使用地面苹果叶片 EWT 和光谱数据验证模型,为实现苹果叶片水分监测提供了一种新方法。

1 材料与方法

1.1 研究区域概况

本试验于 2012 年和 2013 年在中国山东省肥城市潮泉镇下寨村的国家农业信息化工程技术研究中心的 2 个示范基地的果园进行 (116°50'22"E, 36°14'01"N), 每个果园长度约 80 m, 宽度约 30 m, 2001 年建园。主栽品种为富士和嘎啦, 株距 3 m, 行距 5 m, 树高约 3.0 m。果树树干高约 0.5 m, 树形为纺锤形。区域气候: 属温带半湿润大陆性季风气候区, 光温同步, 雨热同季, 在夏季最高温度为 35 °C, 在冬季最低气温为 -14 °C, 年平均气温 13 °C, 年平均降水量 697 mm, 年内平均无霜期 195 d。

1.2 叶片取样及叶片光谱测定

2012 年选取了 60 棵苹果树, 其中富士品种 45 棵, 嘎啦品种 15 棵, 2013 年选择 36 棵果树, 其中 27 棵富士, 9 棵嘎啦。分别在苹果的开花盛期、春梢旺长期、春梢停长期、秋梢旺长期、果实膨大期、果实成熟期和叶变色期进行取样及光谱测定, 取样时间如表 1。嘎啦是 8 月 20 日左右成熟, 富士是 10 月 20 日左右成熟。叶片取样具体方法详见文献^[27]。将取好的苹果叶片样品测量光谱后迅速放入已经称过质量的自封袋中, 并将其放在移动保温冰箱中, 以减少因呼吸导致的叶片变化, 尽可能的避免叶片水分的损失。

表 1 试验测定项目的详细列表
Table 1 List of data acquisition at each measured time

日期 Date	富士生育期 Growth stage	嘎啦生育期 Growth stage	富士样本量 Samples	嘎啦样本量 Samples	等效水厚度 EWT	光谱反射率 Reflectance
2012-05-10	春梢旺长期	春梢旺长期	45	15	√	√
2012-07-03	春梢停长期	春梢停长期	45	15	√	√
2012-08-10	果实膨大期	果实成熟期	45	15	√	√
2012-09-20	果实膨大期	叶变色期	30	-	√	√
2012-10-18	果实成熟期	叶变色期	29	-	√	√
2013-04-20	开花盛期	开花盛期	27	9	√	√
2013-05-25	春梢旺长期	春梢旺长期	27	9	√	√
2013-07-18	秋梢旺长期	秋梢旺长期	27	9	√	√
2013-08-30	果实膨大期	果实成熟期	15	-	√	√
2013-10-25	果实成熟期	叶变色期	15	-	√	√
总体			305	72	377	377

注: √为数据已测定, -为数据未测定。

Note: √ and - represent the data of measured and not-measured, respectively.

叶片光谱采用 FieldSpec® Pro FR 光谱仪 (ASD Inc., Boulder, Colorado, USA) 和叶片夹 (ASD leaf clip) 进行测定。叶片光谱具体测试方法详见文献^[27]。

1.3 叶片等效水厚度的测定

在实验室中, 将苹果叶片连同自封袋称量鲜质量, 测量面积, 在 105 °C 下杀青, 然后将所有苹果叶片样品在 75 °C 烘干 48 h 以上, 直至恒质量再称量干质量。叶片 EWT 的计算公式为

$$\text{EWT} = (\text{LFWC} - \text{LDWC}) / \text{LA} \quad (1)$$

式中 EWT, g/cm², LFWC 是苹果样品鲜叶的质量, g; LDWC 是苹果样品干叶的质量, g; LA 是样品的总面积,

cm²。2012 年叶片 EWT 是 4 片苹果叶子测量的, 2013 年的叶片 EWT 是用 32 片叶子测定的。

1.4 PROSPECT 模型

叶片光学特性模型 PROSPECT 是一个计算叶片半球反射率和透射率的基于 ALLEN 的平板模型的辐射传输模型, 它模拟了植被叶片从 400~2 500 nm 的光学特性^[28]。在叶片水平, PROSPECT 模型模拟单个叶片的反射率和透射率, 输入参数包括叶片叶绿素含量 (C_{ab} , μg/cm²)、叶片结构 (N)、等效水厚度 (EWT, g/cm²)、类胡萝卜素含量 (C_{ar} , μg/cm²)、叶黄素含量 (C_{brown} , μg/cm²) 和干物质含量 (C_m , g/cm²)。PROSPECT 模型 6 个输入参数如下 (表 2)。

表 2 PROSPECT 模型输入参数的取值范围
Table 2 Nominal and range of input parameters for PROSPECT model

参数 Parameter	取值范围 Nominal values and range
C_{ab} : leaf chlorophyll content/($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	40~100
N : leaf structure parameter	1.5~2.5
EWT: equivalent water thickness/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	0.006~0.02
C_m : dry matter content/($\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	0.005~0.015
C_{ar} : carotenoids content/($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	10~25
C_{brown} : brown pigments content/($\mu\text{g}\cdot\text{cm}^{-2}$)	0.0006~0.002

1.5 EFAST 方法

扩展傅里叶幅度灵敏度检测方法 (extended fourier amplitude sensitivity test- partial least squares, EFAST) 是 Saltelli 等结合 Sobol 法和 FAST 法提出的敏感性分析方法, 融合了 Sobol 方法对交互效应的计算能力和 FAST 方法的高效性^[29]。它采纳了模型方差分析的思想, 认为模型输出的方差是由各个输入参数及参数之间的相互作用引起, 可以反映模型输出对输入参数的敏感性。因此, 通过模型方差的分解可以得到各个参数及参数之间的耦合作用对总方差的贡献比例, 即为参数敏感指数。参数的一阶敏感指数 (first-order sensitive index, FOSI) 反映了参数对模型输出总方差的直接贡献率。

1.6 偏最小二乘法

偏最小二乘法 (PLS) 是一种多元统计数据分析方法, 主要研究多因变量或单因变量对多自变量的回归建模, PLS 集多元线性回归分析、典型相关分析和主成分分析的优点于一身, 在分析结果中, 除了可以提供更为合理的回归模型外, 还可以同时完成一些类似于主成分分析和典型相关分析的研究内容, 提供更丰富、深入的一些信息, 因此在模型建立及因变量的预测上具有较大的实用价值^[30]。本研究中, 根据 EFAST 的结果, 分别选取一阶敏感指数较大的 3 个光谱敏感波段用 PLS 建模。它最简单的形式是因变量 y 与独立变量 x 之间的线性回归模型, 它们的表达式为

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n \quad (1)$$

式中 a_0 在方程中为回归系数的截距, a_i 为回归系数, x_i 为独立变量 $1 \sim n$ 。

1.7 统计分析

对 EWT 和反射光谱敏感波段之间进行相关性分析。决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和标准均方根误差 (NRMSE) 作为指标解释和量化 EWT 和光谱敏感波段之间的关系。一般来说, 模型的估算能力好坏取决于 R^2 和 NRMSE。 R^2 越高, NRMSE 越低, 建模与验证精度越高; 反之, 建模与验证精度越低。

2 结果与分析

2.1 叶片参数敏感度分析

为了研究叶片 EWT 等参数与反射光谱之间的关系, 通过 PROSPECT 模型随机模拟 2000 组光谱反射率数据, 采用 EFAST 方法对 PROSPECT 模型的各个参数在 400~

2 500 nm 波段区间的反射光谱进行敏感性分析, 利用 SimLab 软件实现定量局部敏感性分析, 各参数变化按照表 1 中的参数范围, 并在取值范围内认定为均匀分布, 结果如图 1。

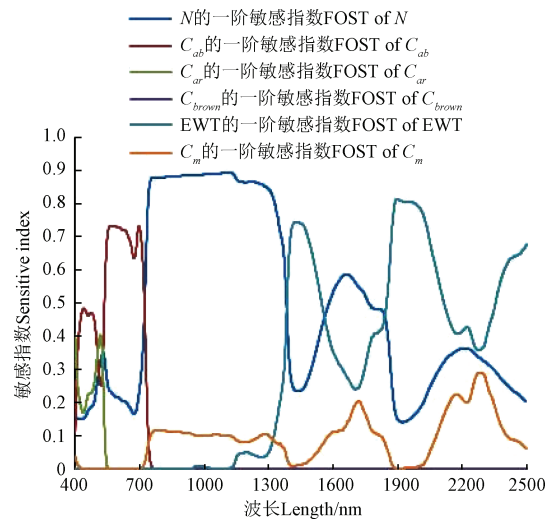


图 1 反射光谱敏感指数。

Fig.1 Sensitive index of reflectance spectral.

从图 1 中可以看出, EWT 的光谱反射率数据一阶敏感指数较大的值在近红外波段 (1 430, 1 900, 2 500 nm), 说明 EWT 在近红外波段贡献较大。 C_{ab} 的反射光谱一阶敏感指数较大的值出现在蓝波段 (在 440 nm)、红波段 (570 nm) 和近红外波段 (700 nm); C_{ar} 的反射光谱的一阶敏感指数较大的波段出现在蓝波段 (400 nm) 和绿波段 (520 nm), C_{brown} 的反射光谱的一阶敏感指数值都很小, N 的一阶敏感指数值较大的区间主要集中在近红外波段区间 (750~1 300 nm)。 C_m 的一阶敏感指数较大的区域主要集中在近红外波段 (1 720、2 170 和 2 290 nm)。

2.2 叶片等效水厚度敏感波段选择

由于叶片 EWT 贡献较大的波段主要集中在近红外波段, 因此, 在近红外处提取光谱反射率数据反演叶片 EWT 是可行的。本文选择 900~2 500 nm 波段区间来分析叶片 EWT 的敏感性, 为了使估算 EWT 的近红外不同波段累加, 根据图 1 的结果将 900~2 500 nm 波段区间分为 900~1 700、1 701~2 200 和 2 201~2 500 nm 3 个波段区间, 在 3 个波段区间分别选择反射光谱一阶敏感指数最大的波段估算叶片 EWT。根据分析结果, 在 900~1 700、1 701~2 200 和 2 201~2 500 nm 3 个波段区间反射光谱一阶敏感指数最大的 3 个波长为分别 1 425、1 900 和 2 500 nm, 如图 2。

根据所选择的 3 个区间一阶敏感指数最大的 3 个波段, 本文构建新的水分植被指数, 即归一化近红外水分指数 (normalized difference infrared water index, NDIWI) 如公式 (2)

$$\text{NDIWI} = (R_{1425} + R_{1900} - 2R_{2500}) / (R_{1425} - R_{1900} + 2R_{2500}) \quad (2)$$

式中 R_{1425} 、 R_{1900} 和 R_{2500} 分别是 1 425、1 900 和 2 500 nm 处的光谱反射率。新的植被指数 NDIWI 创新地把 3 个近

红外波段进行组合,而 3 个近红外通道的组合可大大消除环境因素对植被指数的干扰,加上 3 个光谱波段累加效应,所组成的抗环境干扰植被指数可大大提高植被长势监测精度。

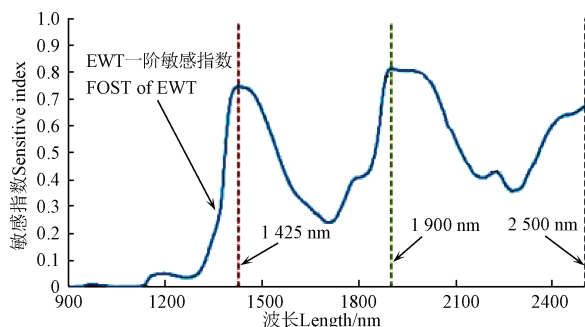


图2 反射光谱的 EWT 敏感指数

Fig.2 Sensitive index of EWT for reflectance spectral.

2.3 利用偏最小二乘法(PLS)或 NDIWI 估算苹果叶片等效水厚度(EWT)

通过敏感性分析选出叶片 EWT 的 3 个反射光谱敏感波段,分别使用 PLS、NDIWI 和 3 个单波段线性回归方法对叶片 EWT 进行估算。在 2012 年整个苹果生育期,利用 PLS 和 NDIWI 反射光谱数据估算苹果叶片 EWT, R^2 分别为 0.5628 和 0.2831, NRMSE 分别为 6.25% 和 8.00%。利用 1 425、1 900 和 2 500 nm 3 个单个波段反射光谱数据估算苹果叶片 EWT, R^2 分别为 0.2471、0.1232 和 0.2401, NRMSE 分别为 8.19%、8.84% 和 8.23%, PLS 估算方法、NDIWI 和 3 个单个波段线性回归反射光谱敏感波段与苹果叶片的 EWT 相关性均达到极显著水平(样品个数 n 为 239, 表 3), 但是 PLS 估算方法 R^2 最高, NDIWI 次之, 单波段最低, 而且 PLS 方法的 NRMSE 最小, NDIWI 次之, 单波段最大, 所以本文选择 PLS 或 NDIWI 估算苹果叶片 EWT, 而不选择 3 个单个波段估算模型估算叶片 EWT。

表3 苹果整个生育期的叶片等效水厚度(EWT)与水分敏感波段的相关分析

Table 3 Correlation of apple leaves EWT with sensitive wavelengths at whole stages

参数 Parameters	模拟方程 Simulated equations	相关系数 r	决定系数 R^2	标准均方根 误差 NRMSE/%
PLS	$y = -0.1418x_1 + 0.2603x_2 - 0.1315x_3 + 0.0297$	0.7502**	0.5628	6.25
NDIWI	$y = 0.0169\text{NDIWI} + 0.0006$	0.532**	0.2831	8.00
1425nm	$y = -0.0391x + 0.0195$	0.497**	0.2471	8.19
1900nm	$y = -0.0395x + 0.0142$	0.351**	0.1232	8.84
2500nm	$y = -0.066x + 0.0154$	0.49**	0.2401	8.23

注: **, * 分别表示在 0.01 和 0.05 的显著水平, y 是 EWT, x_1 、 x_2 、 x_3 分别是 1 425、1 900 和 2 500 nm 处的光谱反射率, 单波段估算中的 x 分别为表中对应的参数。

Note: ** and * represent significant at the 0.01 and 0.05 level of probability, respectively, y represent EWT, x_1 , x_2 , x_3 represent the reflectance of wavelength 1 425, 1 900 and 2 500 nm, x represents the reflectance parameters in single wavelength.

为了验证估算模型的准确度,用 2013 年整个苹果生育期的 138 组叶片 EWT 数据分别计算实测值与使用 PLS、NDIWI 和单波段线性回归方法利用表 3 的方程估算苹果叶片 EWT 预测值之间的误差。结果表明 PLS 和 NDIWI 算法实测值与预测值之间存在较好的关系,而 1 425、1 900 和 2 500 nm 3 个单波段算法实测值与预测值之间的关系一般。PLS、NDIWI、1 425、1 900 和 2 500 nm 单波段算法的 R^2 分别为 0.3012、0.2478、0.4297、0.2356 和 0.1777, NRMSE 分别为 13.17%、9.02%、9.36%、10.00% 和 10.27% (图 3a、b、c、d、e), 预测值与实测值的 RMSE 分别为 0.0016、0.0011、0.0011、0.0012 和 0.0012 g/cm^2 。结果表明利用 PLS 方法和 NDIWI 预测效果很好, 估算 EWT 是可行的。

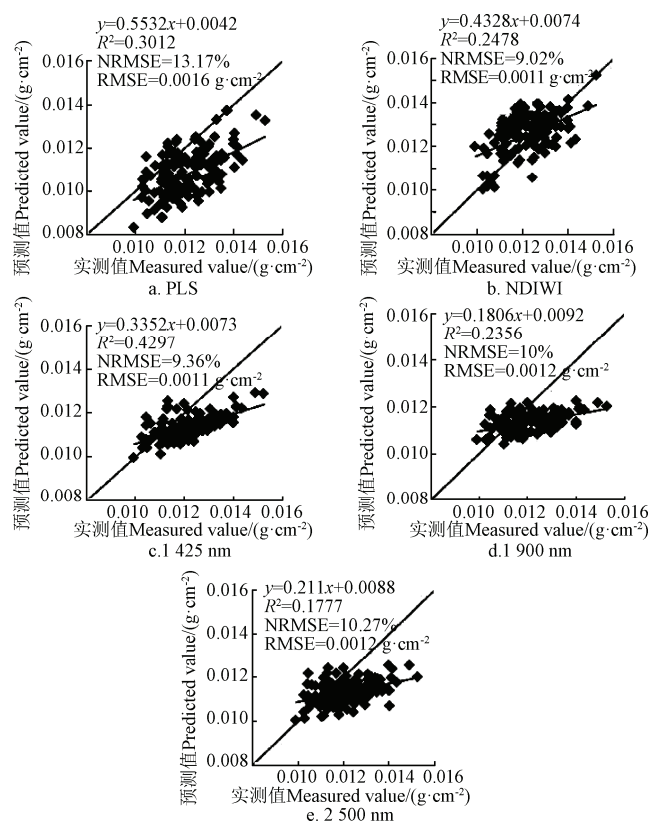


图3 苹果整个生育期 EWT 的预测值与实测值之间的关系

Fig.3 Relationships between predicted EWT and measured EWT at whole growth stages for apple

虽然 1 425 nm 单波段算法的验证模型 R^2 较大,但是实测比预测值偏大,预测模型存在低估的问题,而且值越大低估越严重,主要原因是由于 2013 年的 EWT 值高于 2012 年的值,因此预测效果也不好,而 1 900 和 2 500 nm 单波段算法在 EWT 大于 0.013 g/cm^2 时,预测值几乎不随实测值变化,出现严重低估现象,主要原因也在于 2013 年的 EWT 值高于 2012 年的值,导致二者预测 EWT 效果也较差。这也表明本文选择 PLS 或 NDIWI 而不采用单波段估算苹果叶片 EWT 是正确的。从表 3 中可以看出, EFAST-PLS 模型与叶片 EWT 的相关性最好,其次为 NDIWI, 3 个单波段线性回归方法整体上较 EFAST-PLS 和 NDIWI 差。EFAST-PLS 模型一是耦合了 1 425、1 900

和 2 500 nm 3 个对叶片 EWT 敏感的光谱波段, 3 个对叶片 EWT 最为敏感的光谱波段累加效应增加了叶片 EWT 估算的准确性, 减少了环境因素对苹果叶片 EWT 估算的影响。二是数据本身存在多重相关性, 偏最小二乘法建立的模型解决传统的经典回归分析等方法无法解决的数据相关性问题, 所以 R^2 较 NDIWI 和 3 个单波段回归方法要高。而归一化近红外水分指数 NDIWI 也耦合了 1 425、1 900 和 2 500 nm 3 个对叶片 EWT 敏感的光谱波段, 光谱波段累加效应增加了叶片 EWT 估算的准确性, 减少了环境因素对苹果叶片 EWT 估算的影响, 但是 NDIWI 没有解决数据本身的多重相关性的问题, 所以 NDIWI 的 R^2 较 PLS 低, 但是比 3 个单波段回归方程的 R^2 要高, 而且 NDIWI 计算简单, 便于应用, 所以也有可取之处, 为估算苹果叶片 EWT 提供一种方法。1425、1 900 和 2 500 nm 3 个单波段线性回归方法单个对叶片水分敏感的波段容易受环境因素的影响, 所以相比 PLS 和 NDIWI 方法 R^2 就相对更小。本文的研究结果与 Colombo 等^[19]、Atzberger 等^[31]和 Jin 等^[25-26]的研究结果相似, 他们研究也表明, PLS 方法分别可以提高叶片等效水厚度 (EWT) 和叶绿素的估算准确度, 而且 3 个波段的水分植被指数可以很好地估算植被含水率。

但是本文研究还有一些不足, 由于气候原因, 2013 年的生育期与 2012 年不完全一致, 而且 2013 年的 EWT 值高于 2012 年, 所以验证模型的决定系数偏小, 实测值普遍大于预测值。由于本文研究仅使用了 2 年的试验数据, 如想大面积应用, 仍然需要更多的试验数据积累。为了提高模型的普适性, 本文下步研究将进一步考虑整合气象数据, 提高苹果叶片等效水厚度估算的精度和普适性。

3 结 论

本研究使用 PROSPECT 模型模拟数据、地面实测的 2 年全生育期苹果叶片 EWT 和配套的光谱数据, 首先使用 EFAST 方法筛选光谱敏感波段, 根据选择的敏感波段提出了新的水分植被指数 NDIWI; 然后利用 PLS 方法、NDIWI 和 3 个单波段线性回归方法估算叶片 EWT。结果表明 EFAST-PLS 模型可以提高苹果叶片 EWT 的估算精度, 增加模型的实用性, 具有一定的应用前景, NDIWI 由于应用简单, 也有可取之处。使用 EFAST-PLS 和 NDIWI 方法估算整个苹果生育期叶片 EWT 的 R^2 分别为 0.5628 和 0.2831, 估算模型的 NRMSE 为分别为 6.25% 和 8.00%。另外用 EFAST-PLS 方法和 NDIWI 估算的叶片 EWT 与实测值都具有较好的一致性, 其 R^2 分别为 0.3012 和 0.2478, 验证模型的 NRMSE 分别为 13.17% 和 9.02%, 验证模型都具有较高的精度与可靠性。本文确定的基于光谱的苹果叶片 EWT 估算模型, 为实现苹果树快速营养诊断和长势监测提供了理论依据。

【参 考 文 献】

- [1] Sykioti O, Paronis D, Stagakis S, et al. Band depth analysis of CHRIS/PROBA data for the study of a Mediterranean natural ecosystem. Correlations with leaf optical properties and ecophysiological parameters[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(2): 752—766.
- [2] Ciganda V, Gitelson A, Schepers J. Non-destructive determination of maize leaf and canopy chlorophyll content[J]. Journal of plant physiology, 2009, 166(2): 157—167.
- [3] Cheng T, Rivard B, Sanchez-Azofeifa A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(2): 659—670.
- [4] Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A G, et al. Predicting leaf gravimetric water content from foliar reflectance across a range of plant species using continuous wavelet analysis[J]. Journal of plant physiology, 2012, 169(12): 1134—1142.
- [5] Matthews M W, Bernard S, Robertson L. An algorithm for detecting trophic status (chlorophyll-a), cyanobacterial-dominance, surface scums and floating vegetation in inland and coastal waters[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 637—652.
- [6] Knippling E B. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation[J]. Remote Sensing of Environment, 1970, 1(3): 155—159.
- [7] Thomas J R, Namken L N, Oerther G F, et al. Estimating leaf water content by reflectance measurements[J]. Agronomy Journal, 1971, 63(6): 845—847.
- [8] Tucker C J. Remote sensing of leaf water content in the near infrared[J]. Remote sensing of Environment, 1980, 10(1): 23—32.
- [9] Zarco-Tejada P J, Rueda C A, Ustin S L. Water content estimation in vegetation with MODIS reflectance data and model inversion methods[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 109—124.
- [10] Cheng Y B, Zarco-Tejada P J, Riaño D, et al. Estimating vegetation water content with hyperspectral data for different canopy scenarios: Relationships between AVIRIS and MODIS indexes[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 105(4): 354—366.
- [11] Gao B C. Normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space[C]//SPIE's 1995 Symposium on OE/Aerospace Sensing and Dual Use Photonics. International Society for Optics and Photonics, 1995: 225—236.
- [12] Penuelas J, Filella I, Biel C, et al. The reflectance at the 950—970 nm region as an indicator of plant water status[J].

[1] Sykioti O, Paronis D, Stagakis S, et al. Band depth analysis of CHRIS/PROBA data for the study of a Mediterranean

- International journal of remote sensing, 1993, 14(10): 1887—1905.
- [13] Ceccato P, Flasse S, Tarantola S, et al. Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain[J]. Remote sensing of environment, 2001, 77(1): 22—33.
- [14] Tucker C J. Remote sensing of leaf water content in the near infrared[J]. Remote sensing of Environment, 1980, 10(1): 23—32.
- [15] Gausman H W, Weidner V R. Plant Leaf Optical Properties in Visible and Near-Infrared Light[J]. Graduate Studies, 1985, 24(20):3305.
- [16] Clevers J G P W, Kooistra L, Schaepman M E. Using spectral information from the NIR water absorption features for the retrieval of canopy water content[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10(3): 388—397.
- [17] Clevers J G P W, Kooistra L, Schaepman M E. Estimating canopy water content using hyperspectral remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12(2): 119—125.
- [18] Wu C, Niu Z, Tang Q, et al. Predicting vegetation water content in wheat using normalized difference water indices derived from ground measurements[J]. Journal of plant research, 2009, 122(3): 317—326.
- [19] Colombo R, Meroni M, Marchesi A, et al. Estimation of leaf and canopy water content in poplar plantations by means of hyperspectral indices and inverse modeling[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(4): 1820—1834.
- [20] 冀荣华, 郑立华, 邓小蕾, 等. 基于反射光谱的苹果叶片叶绿素和含水率预测模型[J]. 农业机械学报, 2014, 45(8): 269—275.
- Ji Ronghua, Zheng Lihua, Deng Xiaolei, et al. Forecasting Chlorophyll Content and Moisture of Apple Leaves in Different Tree Growth Period Based on Spectral Reflectance[J]. Journal of agricultural machinery, 2014, 45(8): 269—275. (in Chinese with English abstract)
- [21] Claudio H C, Cheng Y, Fuentes D A, et al. Monitoring drought effects on vegetation water content and fluxes in chaparral with the 970 nm water band index[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 103(3): 304—311.
- [22] Ceccato P, Gobron N, Flasse S, et al. Designing a spectral index to estimate vegetation water content from remote sensing data: Part 1: Theoretical approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 82(2): 188—197.
- [23] Sancho-Knapik D, Gismero J, Asensio A, et al. Microwave l-band (1730MHz) accurately estimates the relative water content in poplar leaves. A comparison with a near infrared water index (R 1300/R 1450)[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(7): 827—832.
- [24] Seelig H D, Hoehn A, Stodieck L S, et al. Relations of remote sensing leaf water indices to leaf water thickness in cowpea, bean, and sugarbeet plants[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(2): 445—455.
- [25] 金秀良, 徐新刚, 王纪华, 等. 基于灰度关联分析的冬小麦叶片含水量高光谱估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(11): 3103—3106.
- Jin Xiuliang, Xu Xinguang, Wang Jihua, et al. Hyperspectral estimation of leaf water content for winter wheat based on grey relational analysis (GRA)[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2012, 32(11): 3103—3106. (in Chinese with English abstract)
- [26] Jin X, Xu X, Song X, et al. Estimation of leaf water content in winter wheat using grey relational analysis-partial least squares modeling with hyperspectral data[J]. Agronomy Journal, 2013, 105(5): 1385—1392.
- [27] 冯海宽, 杨福芹, 李振海, 杨贵军, 郭建华, 贺鹏, 王衍安. 最优权重组合模型和高光谱估算苹果叶片全磷含量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 173—180.
- Feng Haikuan, Yang Fuqin, Li Zhenhai, Yang Guijun, Guo Jianhua, He Peng, Wang Yan'an. Hyperspectral estimation of leaf total phosphorus content in apple tree based on optimal weights combination model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(7): 173—180. (in Chinese with English abstract).
- [28] Jacquemoud S, Baret F. PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra[J]. Remote sensing of environment, 1990, 34(2): 75—91.
- [29] Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39—56.
- [30] Geladi P, Kowalski B R. Partial least-squares regression: a tutorial[J]. Analytica chimica acta, 1986, 185: 1—17.
- [31] Atzberger Clement, Guérif Martine, Baret Frédéric, et al. Comparative analysis of three chemometric techniques for the spectroradiometric assessment of canopy chlorophyll content in winter wheat[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010(73): 165—173.

Estimating equivalent water thickness of apple leaves using hypersepctral data based on EFAST and PLS

Feng Haikuan^{1,2,3,4}, Li Zhenhai^{1,2,3,4}, Jin Xiuliang^{1,2,3,4}, Yang Guijun^{1,2,3,4}, Wan Peng^{1,2,3,4},
Guo Jianhua^{1,2,3,4*}, Yu Haiyang^{1,2,3,4}, Yang Fuqin^{1,2,3,4}, Li Weiguo^{1,2,3,4}, Wang Yan'an⁵

(1. Beijing Research Center for Information Technology In Agriculture, Beijing 100097, China; 2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China; 3. Key Laboratory for Information Technologies in Agriculture, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China; 4. Beijing Engineering Research Center of Agricultural Internet of Things, Beijing 100097, China; 5. College of Life Science, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China)

Abstract: Equivalent water thickness (EWT) is an important parameter for evaluating the growth status and yield of fruit tree. The objectives of this study were (i) to establish and verify a model for the EWT of the apple leaves, in which the regression models, the extended Fourier amplitude sensitivity test - partial least squares (EFAST-PLS), and the normalized difference infrared water index (NDIWI) model were tested, and (ii) to compare the performances of the proposed models respectively using the EFAST-PLS and the NDIWI model. Spectral reflectance of leaves and concurrently the apple leaves' EWT parameters were acquired in Tai'an area, Shandong, China during apple growth seasons of 2012-2013. Firstly, the apple leaves' EWT sensitivity was analyzed through the EFAST and the PROSPECT model; the results showed that the first order sensitivity index of the EWT of apple leaves for spectral reflectance was larger in 3 wavelengths, i.e. 900-1 700, 1 701-2 200, and 2 201-2 500 nm, and the largest first order sensitivity index of the EWT value of apple leaves existed at the wavelength of 1 425, 1 900 and 2 500 nm. Secondly, the EWT of apple leaves was estimated by PLS and NDIWI; the results showed that the coefficient of determination (R^2) was 0.5628 and 0.2831 and the norm root mean square error (NRMSE) was 0.0625 and 0.08 respectively, and the R^2 was 0.2471, 0.1232 and 0.2401 and the NRMSE was 0.0819, 0.0884 and 0.0823 using the reflectance of the single wavelength of 1 425, 1 900 and 2 500 nm, respectively. Lastly, in order to validate the accuracy of the EWT model of apple leaves, the measured value and predicted value were compared between PLS, NDIWI and empirical regression of single wavelength. The results indicated that the apple leaves' EWT measured value and EWT predicted value had better relationship using PLS and NDIWI regression, while the relationship between the apple leaves' EWT measured value and EWT predicted value was worse using single wavelength regression. For PLS, NDIWI, and single wavelength regression of 1 425, 1 900 and 2 500 nm, the R^2 was 0.3012, 0.2478, 0.4297, 0.2356 and 0.1777, respectively, the NRMSE was 0.1317, 0.0902, 0.0936, 0.1 and 0.1027, respectively, and the NRMSE was 0.0016, 0.0011, 0.0011, 0.0012 and 0.0012 g/cm², respectively. Both the modeling and verification showed that for the EWT model of apple leaves, using PLS and NDIWI regression was better than using single wavelength regression. The reason was the EFAST-PLS model coupled a number of sensitive spectral bands for apple leaves' EWT, and the accumulation of sensitive bands improved the EWT accuracy of apple leaves in estimation and reduced the influence of environment factors on apple leaves' EWT; PLS regression can solve data correlation while NDIWI and single wavelength cannot solve, but NDIWI computes simply so that it can solve the apple leaves' EWT. The results indicate that the EFAST-PLS model has great potential for the EWT estimation of apple leaves; however, the NDIWI also has merit.

Keywords: spectrum analysis; models; moisture content; apple leaves; equivalent water thickness; extended fourier amplitude sensitivity test; partial least squares; normalized difference infrared water index