

引用本文格式 夏媛媛, 冯全, 杨森, 等. 基于高光谱遥感的苹果树冠层叶片全氮量估测[J]. 农业工程, 2024, 14(2): 20-28. DOI: [10.19998/j.cnki.2095-1795.2024.02.003](https://doi.org/10.19998/j.cnki.2095-1795.2024.02.003). XIA Yuanyuan, FENG Quan, YANG Sen, et al. Estimation of total nitrogen content in canopy leaves of apple trees based on hyperspectral remote sensing[J]. Agricultural Engineering, 2024, 14(2): 20-28.

# 基于高光谱遥感的苹果树冠层叶片全氮量估测

夏媛媛, 冯全, 杨森, 郭发旭

(甘肃农业大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 快速准确获取大面积果园冠层叶片全氮含量 (leaf nitrogen content, LNC) 是实现现代精准农业的基本要求。通过无人机高光谱成像仪 (391.9~1 006.2 nm) 采集了甘肃省静宁县两个典型果园的果树冠层光谱图像, 包括人工灌溉的苹果示范园与自然降雨的苹果园, 综合比较两区共 160 份冠层叶片样本的原始光谱反射率 (OD)、倒数光谱 (RT)、对数光谱 (LF) 和一阶微分光谱 (FD), 构建任意两个光谱波段集组合的差值光谱指数 (difference spectral index, DSI)、土壤调节植被指数 (soil adjusted vegetation index, SAVI)、归一化差值光谱指数 (normalized different spectral index, NDSI), 分析 3 种光谱指数与叶片氮含量的相关性, 利用一元线性回归模型与光谱指数构建两区最佳苹果冠层 LNC 估测模型。结果表明, 人工灌溉区的 FD-SAVI (825, 536)、自然降雨区的 LF-SAVI (854, 392) 与 LNC 的相关性最强, 并基于 FD-SAVI、LF-SAVI 构建一元线性回归模型。人工灌溉区构建的 FD-SAVI-ULRM 估测模型精度最高, 验证集  $R^2$  和  $E_{RMSE}$  分别为 0.660 1 和 0.067 8; 自然降雨区构建的 LF-SAVI-ULRM 估测模型精度最高, 验证集  $R^2$  和  $E_{RMSE}$  分别为 0.674 6 和 0.066 5。试验采用 LNC 模型绘制出两个试验区的苹果树冠层叶片 LNC 估测图, 实现对果园叶片全氮含量的精准掌握及精细化管理。

**关键词:** 高光谱; 遥感; 全氮含量; 植被指数; 反演; 苹果树

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 2095-1795(2024)02-0020-09

DOI: [10.19998/j.cnki.2095-1795.2024.02.003](https://doi.org/10.19998/j.cnki.2095-1795.2024.02.003)

## Estimation of Total Nitrogen Content in Canopy Leaves of Apple Trees Based on Hyperspectral Remote Sensing

XIA Yuanyuan, FENG Quan, YANG Sen, GUO Faxu

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Gansu Agricultural University, Lanzhou Gansu 730070, China)

**Abstract:** Quickly and accurately obtaining total nitrogen content (LNC) of canopy leaves in large-scale orchards is a basic requirement for achieving modern precision agriculture. Canopy spectral images of two typical orchards in Jingning County, Gansu Province were collected using a drone hyperspectral imager (391.9 to 1 006.2 nm), including artificially irrigated apple demonstration orchards and naturally rained apple orchards. Original spectral reflectance (OD), reciprocal spectrum (RT), logarithmic spectrum (LF), and first-order differential spectrum (FD) of 160 canopy leaf samples from two regions were comprehensively compared. Difference spectral index (DSI), soil adjusted vegetation index (SAVI), and normalized differential spectral index (NDSI) for any combination of two spectral bands were constructed, correlation between three spectral indices and leaf nitrogen content was analyzed, and a univariate linear regression model and spectral indices were used to construct the best LNC estimation model for apple canopy in two regions. Research showed that correlation between FD-SAVI (825, 536) in artificial irrigation areas and LF-SAVI (854, 392) in natural rainfall areas was the strongest, and a univariate linear regression model was constructed based on FD-SAVI and LF-SAVI. FD-SAVI-ULRM estimation model constructed in artificial irrigation areas has the highest accuracy and validation set  $R^2$  and  $E_{RMSE}$  were 0.660 1 and 0.067 8; LF-SAVI-ULRM estimation model constructed in natural rainfall areas has the highest accuracy, with validation set  $R^2$  and  $E_{RMSE}$  was 0.674 6 and 0.066 5. This experiment used the LNC model to draw the LNC estimation maps of apple tree canopy leaves in two experimental areas, achieving precise control and refined management of total nitrogen content of orchard leaves.

**Keywords:** hyperspectral, remote sensing, total nitrogen content, vegetation index, inversion, apple tree

收稿日期: 2023-06-18 修回日期: 2023-10-09

基金项目: 兰州市科技局计划项目 (2021-1-149); 甘肃省高等学校产业支撑引导项目 (2019C-11)

作者简介: 夏媛媛, 硕士生, 主要从事遥感图像处理研究 E-mail: [1819735342@qq.com](mailto:1819735342@qq.com)

冯全, 通信作者, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理研究 E-mail: [fquan@sina.com](mailto:fquan@sina.com)

在线投稿  
[www.d1ae.com](http://www.d1ae.com)

## 0 引言

氮肥的施用可以极大地促进果树的健康生长,提高其产量和品质,而正确、精准、迅捷地测定果树的氮含量则是实现有效施肥的关键<sup>[1-2]</sup>。目前,常见的测氮方法主要以实验室测试为主,虽然精度高,但人力投入多、耗费时间长,难以达到精准农业的要求<sup>[3]</sup>。高光谱能够捕捉叶片差异的细微特征,具有综合反映叶片属性特征的能力,可实现叶片氮含量的估测<sup>[4-5]</sup>。无人机搭载高光谱设备可以实现对大面积果园冠层叶片氮含量的快速监测,节省劳动力和时间,对现代农业监测叶片氮含量具有重要的意义。

李艳大等<sup>[6]</sup>基于CGMD光谱仪的差值植被指数( $DSI_{(810, 720)}$ )的线性方程可较好地预测水稻氮积累量。李丙智等<sup>[7]</sup>研究发现,715和723 nm处的苹果叶片全氮含量变化具有显著的相关性,这一结论为进一步研究提供了重要的理论依据。宋红燕等<sup>[8]</sup>研究了水稻冠层光谱特征与水稻氮素含量的相关性,发现构建的估测模型中,覆膜旱地种植可以有效地提高水稻的氮素含量,并且可以通过绿色归一化植被指数(GNDVI)和比值植被指数(RVI)来评估其对552、890 nm的2个敏感波段的响应能力。张瑶等<sup>[9]</sup>在苹果树不同生长周期下,采集叶片可见光和近红外波段的反射光谱,通过偏最小二乘和支持向量机(support vector machine,以下简称SVM)方法建立叶片叶绿素和氮素含量的估测模型,得到SVM可以精确估测果树叶片叶绿素含量。NARMILAN A等<sup>[10]</sup>利用无人机多光谱影像,获取甘蔗冠层植被指数,通过机器学习算法预测甘蔗冠层叶绿素含量。谭昌伟等<sup>[11]</sup>研究发现,通过将植物指数的归一化变量( $SDr-SDb$ )和( $SDr+SDb$ )组合在一起,可以更准确地评估水稻的氮素含量和光谱特征。朱西存等<sup>[12]</sup>通过比较640和676 nm的原始光谱,发现它们之间存在一定的相关性,利用这些信息构建特征光谱指数,以此来估计苹果花氮素的含量,结果显示,这种方法是最优的。李金梦等<sup>[13]</sup>通过连续投影法获得光谱波段,结合偏最小二乘、多元线性回归和反向传播人工神经网络3种建模方法,各自建立了柑橘叶片含氮量预测模型,实现了对柑橘叶片含氮量的快速预测。

甘肃省静宁县苹果树种植面积超过6.67万 $hm^2$ ,高居全国苹果规模栽培第一县的位置。通过无人机和高光谱遥感技术,可解决不同地形下大规模果园快速、高效的冠层叶片氮含量监测,对苹果生长的精细化管理有重要意义。本研究选择甘肃省静宁县威戎镇的某现代苹果示范园和某山地苹果园作为研究区,其中,示范园有良好的滴灌设施,而山地果园的水分获取为

自然降雨。在两个果园对冠层叶片进行现场采摘称质量,并进行高光谱图像采集。通过数学变换,研究了不同光谱条件下差值光谱指数(difference spectral index,以下简称指数DSI)、土壤调节植被指数(soil adjusted vegetation index,以下简称指数SAVI)、归一化差值光谱指数(normalized different spectral index,以下简称指数NDSI)与冠层叶片氮含量之间的关联性,并确定了相关系数最高的光谱波段组,利用植被指数计算公式计算出相应的光谱指数,最终应用ULRM建立了冠层叶片氮含量估算模型,以便在不同灌溉方式下,对两个试验区的冠层叶片氮含量进行动态监测,以期达到更好的管理效果。通过改进果园的科学管理方法,实现了对果园的精准管理。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

苹果树试验区位于甘肃省平凉市静宁县(105°72'E, 35°52'N),如图1所示。选取该县不同灌溉方式下某现代苹果园示范园与山地苹果园做对比试验。静宁县地处暖温带,属于半湿润半干旱气候,四季分明、气候温和、光照充足,多年平均气温7.1℃,年均日照时数2238 h,无霜期159 d。夏季是降水的高峰期,多年平均降水量达到450.8 mm,而年蒸发量则达到1469 mm。两试验区均种植静宁县红富士苹果,苹果示范园位于海拔偏低的平原地区,以人工灌溉为主,具有人工剪枝行为使果树枝干呈平面化生长;山地苹果园处于海拔偏高的山区,依靠自然降雨,该果园的果树基本人工修剪。

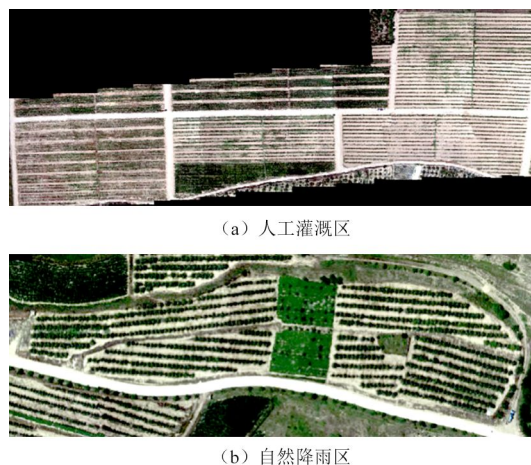


图1 试验区区域位置  
Fig. 1 Location of test area

### 1.2 影像与数据获取

本试验分别在2021年5月8日、6月27日、7月28日和8月14日4个时间段的中午12:00—13:00进行。采用大疆M600 PRO型六轴无人机和四川双利合

普科技有限公司开发的 GaiaSky-mmini2 型高清晰度摄像头, 实现对高分辨率图像的采集。飞行当天, 光照强度稳定, 天气均晴朗无风。为使无人机能在一条航线内完成飞行, 人工灌溉区的飞行高度设置 300 m、自然降雨区 250 m, 镜头垂直朝下。在每次飞行前, 拍摄区内会放置一块经标定的 2 m×2 m 灰布, 用于后期校准大气与反射率时, 消除大气、水汽对作物反射率的影响。

### 1.3 叶片样本采集

地面苹果树叶片样本的采集与无人机飞行时间一致。取样时, 在每个采样点的冠层东、南、西、北 4 个方向及冠层外围中部分别取半径约为 30 cm 范围内的 5 片叶片, 每株共 25 片叶片作为该采样点的叶片样本, 并立即装入自封袋, 当场称质量完带回实验室进行后续试验。4 次试验两试验区各随机采样本 80 份, 共 160 份。其中 5 月 8 日采集 30 份、6 月 27 日采集 50 份、7 月 28 日采集 30 份及 8 月 14 日采集 50 份。

### 1.4 氮含量化学法测定

首先对带回实验室的 160 份苹果树叶片置于 105 °C 的 YHG-300-S 型远红外快速干燥机中杀青 30 min, 然后将温度调整至 80 °C 烘干至恒质量。用粉碎机将每组的样本进行研磨粉碎装入原自封袋中保存, 通过万分之一的电子天平称取 0.2 g 干样, 用浓度 95% 的浓硫酸进行消煮, 消煮后的溶液装入试管中, 供定氮环节使用。定氮环节使用凯氏定氮仪完成对苹果树叶片样本的全氮含量检测 (N, %) [14]。

### 1.5 影像获取与数据采集

经过高光谱数据采集, 使用四川省双利合普科技有限公司开发的 SpecView 软件, 对无人机拍摄的图像进行精确的镜头调整、大气反射率调整和黑白调整, 以确保图像的清晰度和稳定性 [15]。为减小试验过程中环境噪声和设备本身对光谱数据的影响, 在校准过程中采用卷积平滑法 (savitrky-golay) 对无人机采集的高光谱数据进行平滑处理, 从而达到消除噪声目的, 共获得 176 条有效光谱波段数据, 如图 2 所示 [16]。校准后的数据导入上述公司研发的图像处理软件 HI Spectral Stite 进行影像拼接, 得到两区完整高光谱图像。应用 ENVI5.3 软件中的 ROI 感兴趣区划分, 将高光谱图像中果树与土壤部分进行划分, 并只保留果树部分。根据采集叶片 LNC 样点位置, 从样本的东、南、西、北

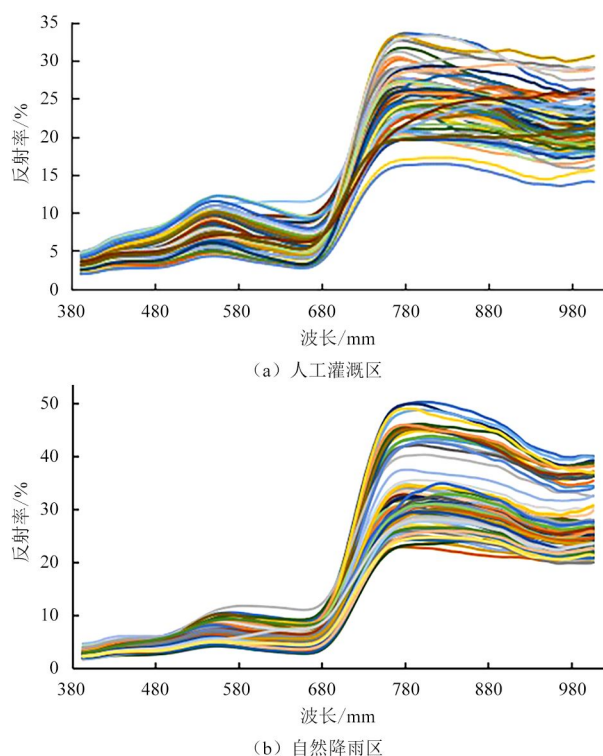


图 2 原始高光谱反射率曲线

Fig. 2 Original hyperspectral reflectance curve

和冠层的 5 个位置抽取光谱数据, 并计算出平均值, 以此来确定该样本的光谱反射率。

### 1.6 数据处理与分析

#### 1.6.1 建模集与预测集划分

为提高模型的预测精度, 对人工灌溉区和自然降雨区分别建模。为了得到具有代表性和独立性的样本集, 以实测氮含量为标准将叶片样本从高到低排序, 根据 Kennard-Stone 算法按照 2 : 1 的比例选取建模集和预测集。人工灌溉区和自然降雨区各 80 组土样作为总值, 获得 54 组数据作为建模集, 剩余 26 组数据作为预测集。表 1 和表 2 为人工灌溉区和自然降雨区叶片含氮量统计特征。

#### 1.6.2 光谱数学变换及指数构建

为了减少野外成像过程中高光谱仪各部分工作时产生随机的干扰信号影响建模精度, 除对原始光谱反射率 (original data, OD) 进行分析, 还计算了 OD 的 3 种变换光谱: 倒数 (reciprocal transformation, RT)、对数 (logarithmic function, LF)、一阶微分 (first derivative, FD), 以获取对 LNC 敏感的光谱数据, 为

表 1 人工灌溉区叶片氮含量统计特征

Tab. 1 Statistical characteristics of leaf nitrogen content in artificial irrigation area

| 数据集 | 样本集数 | 最小值/% | 最大值/% | 平均值/% | 标准差/% | 变异系数/% |
|-----|------|-------|-------|-------|-------|--------|
| 建模集 | 54   | 1.41  | 2.56  | 2.00  | 0.29  | 14.5   |
| 预测集 | 26   | 1.46  | 2.64  | 2.00  | 0.28  | 14.0   |
| 总值  | 80   | 1.41  | 2.56  | 2.00  | 0.29  | 14.5   |

表 2 自然降雨区叶片氮含量统计特征

Tab. 2 Statistical characteristics of leaf nitrogen content in natural rainfall areas

| 数据集 | 样本集数 | 最小值/% | 最大值/% | 平均值/% | 标准差/% | 变异系数/% |
|-----|------|-------|-------|-------|-------|--------|
| 建模集 | 54   | 1.67  | 3.16  | 2.17  | 0.28  | 12.9   |
| 预测集 | 26   | 1.67  | 2.61  | 2.11  | 0.21  | 9.9    |
| 总值  | 80   | 1.67  | 3.16  | 2.15  | 0.27  | 12.6   |

后续可能组合的任意两波段高光谱指数（hyperspectral indices, HIS）搭建奠定基础<sup>[17]</sup>。

HIS 即为按植被指数的公式，将高光谱筛选出的波段进行组合，以此增加植被信息。将苹果树叶片光谱反射率构建指数 DSI、指数 SAVI 和指数 NDSI，计算公式如下<sup>[18-20]</sup>。

$$DSI_{(\lambda_1, \lambda_2)} = R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2} \quad (1)$$

$$SAVI_{(\lambda_1, \lambda_2)} = \frac{(1+L)(R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2})}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2} + L} \quad (2)$$

$$NDSI_{(\lambda_1, \lambda_2)} = \frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}} \quad (3)$$

式中  $R_{\lambda_1}$ ——敏感波长 1 叶片光谱反射率

$R_{\lambda_2}$ ——敏感波长 2 叶片光谱反射率

$\lambda_1$ ——敏感波长 1

$\lambda_2$ ——敏感波长 2

$L$ ——土壤调节系数

## 1.7 LNC 预测建模方法

目前，预测建模技术发展迅速，包括线性回归、偏最小二乘回归、支持向量机和神经网络等多种模型。其中，线性回归模型以其简洁的结构和较少的参数而备受青睐，在模型设计中占据重要地位。本研究将苹果叶片氮含量作为预测值，敏感波段构建的植被指数为唯一可变量，建立植被指数与叶片氮含量的一元线性回归方程<sup>[21]</sup>。

### 1.7.1 一元线性回归模型方程

如果两个变量  $x$  和  $y$  之间存在某种程度的相互关联性，而这种关系又无法确定，那么一元线性回归模型的基本结构可以得出

$$y = ax + b + \varepsilon \quad (4)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

式中  $a$ 、 $b$ 、 $\sigma^2$ ——与  $x$  无关的未知量

$\varepsilon$ ——不可预测的随机变量

为了作参数的区间估计与假设验证，假定一组样本容量为  $n$  的数据  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$  ...  $(x_n, y_n)$ 。回归分析得  $a$ 、 $b$  的估计值  $\hat{a}$ 、 $\hat{b}$ ，得到理论回归方程

$$\hat{y} = \hat{a}x + \hat{b} \quad (6)$$

式中  $\hat{y}$ —— $x$  的回归函数

$\hat{a}$ 、 $\hat{b}$ ——回归系数

### 1.7.2 精度评价

模型精度评价的主要参数：RC2 和 RP2 是用来衡量模型稳定性的重要参数，它们的值越接近 1，表明模型的稳定性越强，而 RMSEc 和 RMSEP 则是衡量模型准确性的重要指标，它们的值越低，说明模型的精度越高，反之亦然<sup>[22]</sup>。其中， $R^2$ 、 $E_{RMSE}$  的计算公式为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (8)$$

式中  $\hat{y}_i$ 、 $y_i$ ——样本的预测值和观测值

$\bar{y}$ ——样本观测值的平均值

$n$ ——预测样本数

## 2 结果与分析

首先将建模集转换成 OD、RT、LF 和 FD。遍历建模样本变换光谱的两两波段组合，计算相应的 DSI 值、SAVI 值和 NDSI 值，以及与 LNC 的相关系数。根据相关系数最大的原则筛选出最佳波段组合，进而利用最佳波段组合的光谱指数建立 LNC 的单变量线性预测模型，克服噪声影响，提高预测准确性。

### 2.1 人工灌溉区最佳波段筛选

在人工灌溉区，基于苹果冠层 OD、RT、LF 和 FD 的反射率数据，根据上述 3 种指数 DSI、SAVI 和 NDSI，构建随机两组波段组合得到的光谱指数与 LNC 含量的相关系数图。获取相关系数光谱波段组合和相关系数如图 3 所示，根据图中颜色深浅提取对叶片氮素营养状况的敏感波段组合，颜色从蓝色到黄色表示相关系数由小到大。最佳光谱波段组合结果如表 3 所示，FD 变换能提高光谱指数与 LNC 含量的相关性，FD 变换构建的 3 种光谱指数与 LNC 含量的相关性均高于 RT 变换构建的 3 种光谱指数与 LNC 含量的相关性，构建的 12 个优化光谱指数均通过 0.01 水平显著性检验，并且所有相关系数  $R^2$  为 0.58~0.71。

### 2.2 自然降雨区最佳波段选择

在自然降雨区，基于苹果冠层 4 种反射率数据 OD、RT、LF 和 FD，根据上述 3 种植被指数 DSI、SAVI 和

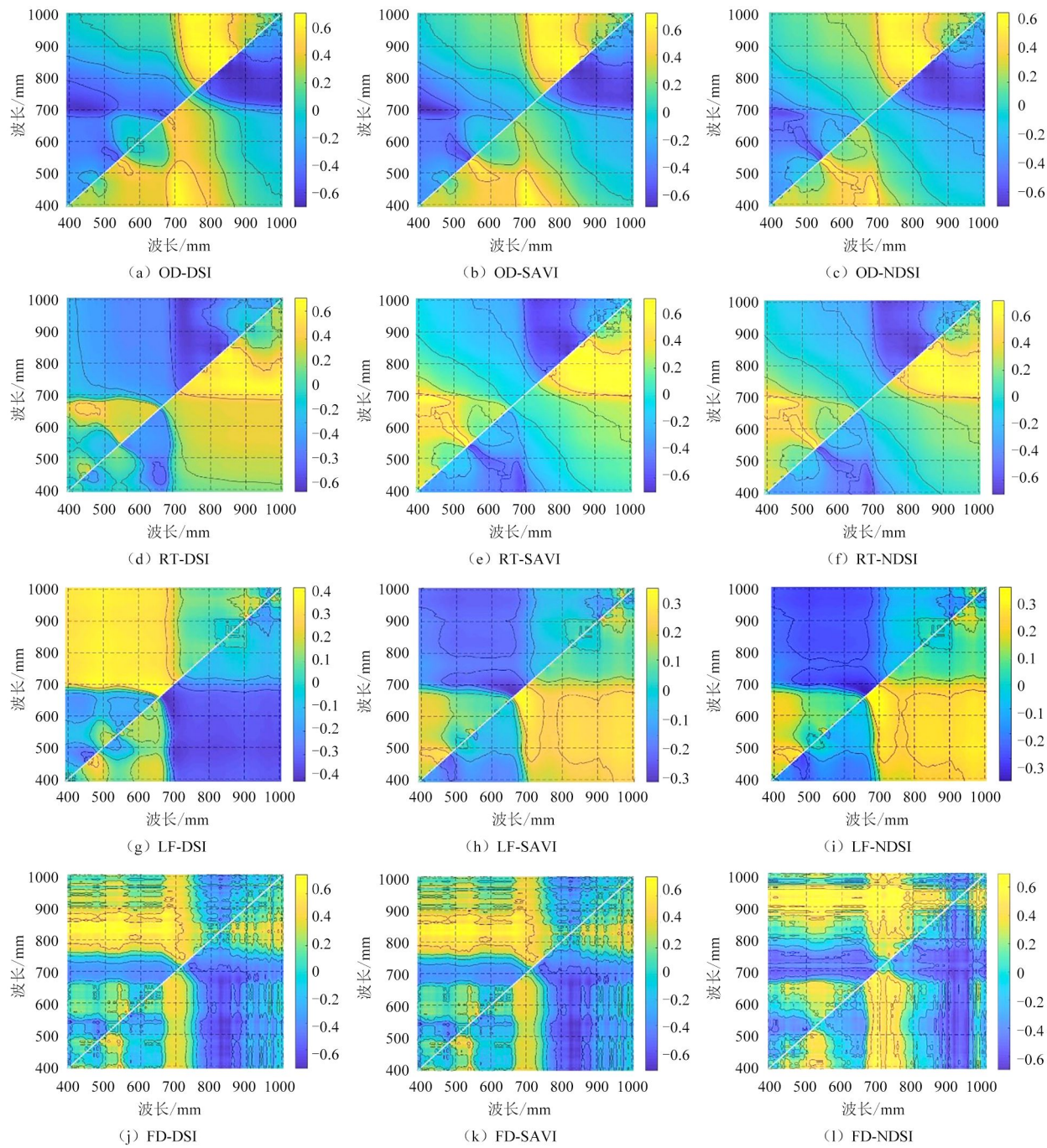


图3 人工灌溉区任意两波段组合与LNC相关关系

Fig. 3 Correlation between any two bands combination and LNC in artificial irrigation area

表3 人工灌溉区与不同变换下光谱指数的相关系数

Tab. 3 Correlation coefficient of spectral index between artificial irrigation area and different transform

| 变换光谱 | 光谱指数 | 光谱波段/nm |      | 相关系数 $R^2$ | 变换光谱 | 光谱指数 | 光谱波段/nm |      | 相关系数 $R^2$ |
|------|------|---------|------|------------|------|------|---------|------|------------|
|      |      | 波长 1    | 波长 2 |            |      |      | 波长 1    | 波长 2 |            |
| OD   | DSI  | 832     | 821  | 0.707      | LF   | DSI  | 672     | 654  | 0.616      |
|      | SAVI | 832     | 821  | 0.708      |      | SAVI | 651     | 682  | 0.587      |
|      | NDSI | 832     | 821  | 0.707      |      | NDSI | 651     | 682  | 0.590      |
| RT   | DSI  | 821     | 828  | 0.696      | FD   | DSI  | 825     | 538  | 0.748      |
|      | SAVI | 821     | 832  | 0.707      |      | SAVI | 825     | 538  | 0.749      |
|      | NDSI | 821     | 832  | 0.707      |      | NDSI | 825     | 742  | 0.724      |

NDSI, 构建随机两组波段组合得到的光谱指数与 LNC 含量的相关系数图, 光谱波段组合和 LNC 相关系数如

图 4 所示, 最佳波段组合与 LNC 关系如表 4 所示。结果显示, LF 变换能提高光谱指数与 LNC 含量的相关性;

OD 变换构建的 3 种光谱指数与 LNC 含量的相关性均高于 RT 变换构建的 3 种光谱指数与 LNC 含量的相关

性。本研究构建的 12 个优化光谱指数均通过 0.01 水平显著性检验，并且所有相关系数  $R^2$  为 0.50~0.71。

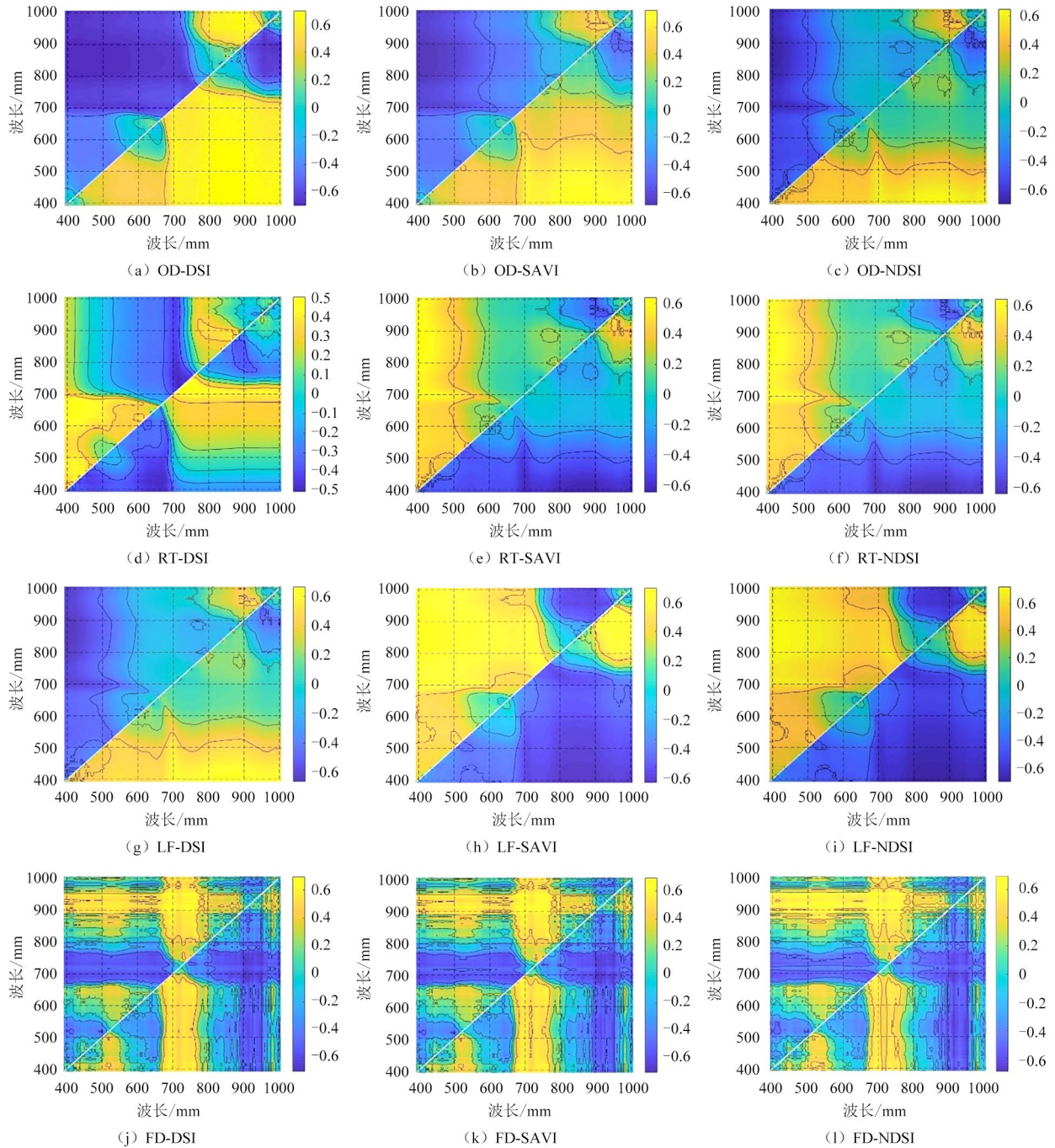


图 4 自然降雨区任意两波段组合与 LNC 相关关系

Fig. 4 Correlation between any two bands combination and LNC in natural rainfall area

表 4 自然降雨区与不同变换下光谱指数的相关系数

Tab. 4 Correlation coefficient of spectral index between natural rainfall area and different transform

| 变换光谱 | 光谱指数 | 光谱波段/nm |      | 相关系数 $R^2$ | 变换光谱 | 光谱指数 | 光谱波段/nm |      | 相关系数 $R^2$ |
|------|------|---------|------|------------|------|------|---------|------|------------|
|      |      | 波长 1    | 波长 2 |            |      |      | 波长 1    | 波长 2 |            |
| OD   | DSI  | 438     | 854  | 0.693      | LF   | DSI  | 392     | 887  | 0.667      |
|      | SAVI | 395     | 858  | 0.708      |      | SAVI | 854     | 392  | 0.712      |
|      | NDSI | 392     | 887  | 0.645      |      | NDSI | 854     | 392  | 0.704      |
| RT   | DSI  | 434     | 428  | 0.500      | FD   | DSI  | 950     | 760  | 0.697      |
|      | SAVI | 887     | 392  | 0.641      |      | SAVI | 950     | 760  | 0.697      |
|      | NDSI | 887     | 392  | 0.640      |      | NDSI | 534     | 616  | 0.536      |

2.3 基于光谱指数的苹果冠层 LNC 预测

本研究以单个优化光谱指数为自变量，苹果树冠层 LNC 为因变量，构建一元线性回归模型，人工灌溉区与自然降雨区各估算模型的建模与验证精度如表 5 和表 6 所示。基于 OD 光谱指数构建的 3 个回归模型中，人工灌溉区建模集  $R^2$  介于 0.52~0.56，自然降雨区建模集  $R^2$  介于 0.55~0.67，自然降雨区建模精度相对较高。基于 RT 光谱指数构建的 3 个回归模型中，人工灌溉区建模集  $R^2$  介于 0.52~0.58，自然降雨区建模集  $R^2$  介于 0.52~0.62，与 OD 相比较，两区建模精度有所提高。基于 LF 光谱指数构建的 3 个回归模型中，人工灌溉区建模集  $R^2$  介于 0.52~0.60，自然降雨区建模集  $R^2$  介于 0.52~0.62，其中自然降雨区 LF-SAVI 回归模型验证集精度达到最大值  $R^2=0.674\ 6$ ， $E_{RMSE}=0.066\ 5$ 。基于 FD 光谱指数构建的 3 个回归模型中，人工灌溉区建模集  $R^2$  介于 0.59~0.62，自然降雨区建模集  $R^2$  介于 0.49~0.51，发现 FD 变换更适合于人工灌溉区，其 FD-SAVI 回归模型验证集  $R^2=0.660\ 1$ ， $E_{RMSE}=0.067\ 8$ 。分

析比较上述两区各 12 个回归模型可知，人工灌溉区 FD-SAVI 回归模型精度最高，自然降雨区 LF-SAVI 回归模型精度最高。

绘制出两区模型实测值与预测值的空间分布散点图如图 5 所示，人工灌溉区 FD-SAVI-ULRM 模型拟合直线的斜率 1.513 6；自然降雨区 LF-SAVI-ULRM 模型，散点斜率 0.831 8，更接近 1 : 1 线。两区相比较，自然降雨区预测模型的确定系数高于人工灌溉区，其估算苹果冠层 LNC 效果较好。

2.4 LNC 估测反演制图

利用最佳 FD-SAVI-ULRM 模型和 LF-SAVI-ULRM 模型分别估算人工灌溉区与自然降雨区高光谱图像中每个像素点的 LNC 值，用伪彩色处理绘制出 LNC 含量估测图，如图 6 所示，其中不同颜色及颜色深浅程度代表两区不同 LNC 含量。对两区 LNC 含量进行估测制图，可以直观地掌握不同区域 LNC 值，图 6a 为人工灌溉区，西北地块的 LNC 值高于东南地块 LNC 值，应多注意东南地块的施肥情况；图 6b 为自然降雨，反

表 5 人工灌溉区光谱指数 LNC 估算模型  
Tab. 5 LNC estimation model of spectral index of artificial irrigation area

| 变换光谱 | 光谱指数               | 回归方程                | 建模集     |            | 验证集     |            |
|------|--------------------|---------------------|---------|------------|---------|------------|
|      |                    |                     | $R^2$   | $E_{RMSE}$ | $R^2$   | $E_{RMSE}$ |
| OD   | $DSI_{(832,821)}$  | $y=0.2468x-0.0027$  | 0.526 5 | 0.074 6    | 0.565 0 | 0.073 8    |
|      | $SAVI_{(832,821)}$ | $y=3.0125x-0.0209$  | 0.555 0 | 0.074 8    | 0.586 4 | 0.072 3    |
|      | $NDSI_{(832,821)}$ | $y=-8.1631x+0.2222$ | 0.542 7 | 0.075 0    | 0.532 1 | 0.074 1    |
| RT   | $DSI_{(821,828)}$  | $y=8.927x-0.0193$   | 0.530 2 | 0.075 5    | 0.527 0 | 0.074 5    |
|      | $SAVI_{(821,832)}$ | $y=2.3206x-1.0004$  | 0.570 5 | 0.073 6    | 0.600 4 | 0.072 1    |
|      | $NDSI_{(821,832)}$ | $y=2.081x-0.0019$   | 0.521 9 | 0.074 4    | 0.514 4 | 0.076 8    |
| LF   | $DSI_{(672,654)}$  | $y=2.5045x-0.0273$  | 0.526 5 | 0.074 6    | 0.530 1 | 0.075 5    |
|      | $SAVI_{(651,682)}$ | $y=1.0006x+0.0293$  | 0.597 2 | 0.071 4    | 0.610 7 | 0.071 1    |
|      | $NDSI_{(651,682)}$ | $y=2.44x-0.0134$    | 0.581 7 | 0.072 9    | 0.607 4 | 0.070 4    |
| FD   | $DSI_{(824,538)}$  | $y=0.2169x-0.0013$  | 0.601 3 | 0.070 9    | 0.612 8 | 0.069 5    |
|      | $SAVI_{(824,538)}$ | $y=1.1355x-0.0121$  | 0.611 6 | 0.069 9    | 0.660 1 | 0.067 8    |
|      | $NDSI_{(825,742)}$ | $y=1.1546x+1.0213$  | 0.595 7 | 0.071 5    | 0.614 8 | 0.069 4    |

表 6 自然降雨区光谱指数 LNC 估算模型  
Tab. 6 LNC estimation model of spectral index in natural rainfall area

| 变换光谱 | 光谱指数               | 回归方程               | 建模集     |            | 验证集     |            |
|------|--------------------|--------------------|---------|------------|---------|------------|
|      |                    |                    | $R^2$   | $E_{RMSE}$ | $R^2$   | $E_{RMSE}$ |
| OD   | $DSI_{(438,854)}$  | $y=8.1265x-0.4329$ | 0.552 5 | 0.072 7    | 0.611 2 | 0.069 7    |
|      | $SAVI_{(395,858)}$ | $y=7.8167x-0.8079$ | 0.662 9 | 0.067 6    | 0.643 2 | 0.068 3    |
|      | $NDSI_{(392,887)}$ | $y=4.3781x-0.9200$ | 0.553 3 | 0.072 6    | 0.534 3 | 0.071 7    |
| RT   | $DSI_{(434,428)}$  | $y=47.927x-2.0837$ | 0.527 2 | 0.073 5    | 0.507 1 | 0.074 2    |
|      | $SAVI_{(887,392)}$ | $y=5.4514x-1.0698$ | 0.617 3 | 0.069 6    | 0.529 1 | 0.073 2    |
|      | $NDSI_{(887,392)}$ | $y=4.6859x-0.9252$ | 0.618 6 | 0.069 4    | 0.528 8 | 0.073 3    |
| LF   | $DSI_{(392,887)}$  | $y=13.662x-1.3223$ | 0.526 5 | 0.073 6    | 0.585 4 | 0.070 1    |
|      | $SAVI_{(854,392)}$ | $y=10.838x-0.8564$ | 0.616 1 | 0.069 4    | 0.674 6 | 0.066 5    |
|      | $NDSI_{(854,392)}$ | $y=8.3808x-0.6766$ | 0.601 6 | 0.070 9    | 0.663 6 | 0.067 4    |
| FD   | $DSI_{(950,760)}$  | $y=0.2349x-0.0109$ | 0.507 1 | 0.074 2    | 0.527 0 | 0.073 1    |
|      | $SAVI_{(950,760)}$ | $y=1.6481x-0.0768$ | 0.515 4 | 0.073 9    | 0.531 1 | 0.072 8    |
|      | $NDSI_{(534,616)}$ | $y=75.989x+1.0201$ | 0.499 4 | 0.075 8    | 0.503 9 | 0.075 3    |

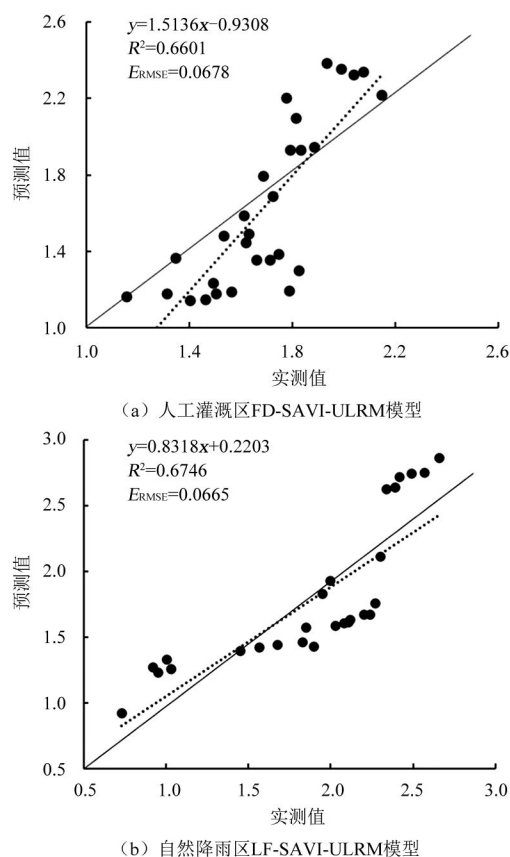


图5 人工灌溉区与自然降雨区LNC预测值与实测值相关性  
Fig. 5 Correlation between predicted and measured values of LNC in artificial irrigation area and natural rainfall area

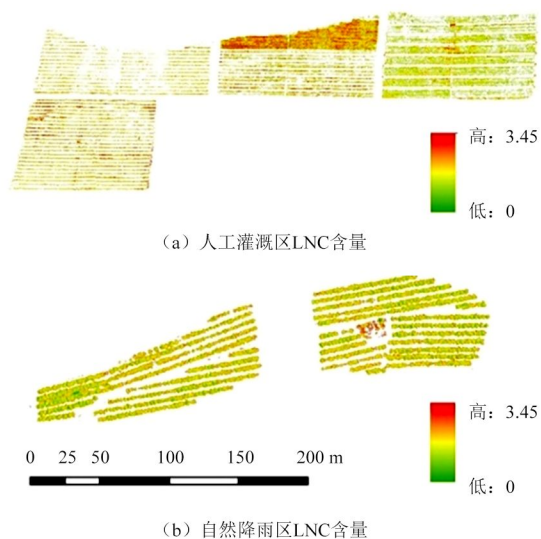


图6 人工灌溉区与自然降雨区叶片LNC反演估测  
Fig. 6 Inversion and estimation of leaf LNC in artificial irrigation area and natural rainfall area

演估测出的LNC值较小,建议添加人工施肥。

### 3 结束语

为解决甘肃省静宁县大面积苹果树冠层叶片氮含量快速监测问题,提高果园科学管理水平,本研究采用无人机高光谱遥感技术对选取的两种灌溉条件的果

园进行了遥感数据采集,利用原始光谱和3种数学变换后的光谱数据,分析和比较光谱指数DSI、SAVI、NDSI和叶片氮含量的相关系数,得到优化后的两波段组合。为降低苹果树冠层叶片氮含量的预测模型光谱数据维度,将得到两区的DSI、SAVI和NDSI3种光谱指数采用一元线性回归法建立了高光谱估测模型,选取优化模型对两区的LNC绘制了苹果树冠层叶片全氮含量估测反演图,具体结论如下。

(1) 在人工灌溉区与自然降雨区的模型决定系数对比中,自然降雨区的模型决定系数更大,模型精度更高,说明该建模方法在自然降雨下果园LNC的监测精度优于人工灌溉的果园。

(2) 计算DSI值、SAVI值、NDSI值和叶片氮含量的相关系数,得到两区最优变换方法下的光谱波段组。3种光谱指数下,人工灌溉区在一阶微分变换下得到的相关系数最高,自然降雨区在对数变换下得到的相关系数最高。

(3) 将筛选出的光谱波段转换成对应的指数DSI、SAVI和NDSI,并以苹果树冠层叶片LNC含量为因变量、3种光谱指数为自变量构建一元线性回归估测模型。得到人工灌溉区和自然降雨区均以指数SAVI构建估测模型时,预测模型精度最为突出,两者估测结果可以很好地估算两块不同灌溉方式下苹果园的冠层叶片氮含量。

### 参考文献

- [1] 王世明. 合理施氮量有效提升荒漠区葡萄果实品质[J]. 中国果业信息, 2019, 36(10): 53.
- [2] PENUELAS J, FILELLA I, LLORET P, et al. Reflectance assessment of mite effects on apple trees[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(14): 2727-2733.
- [3] 方孝荣, 高俊峰, 谢传奇, 等. 农作物冠层光谱信息检测技术及方法综述[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(7): 1949-1955. FANG Xiaorong, GAO Junfeng, XIE Chuanqi, et al. Review of crop canopy spectral information detection technology and methods[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2015, 35(7): 1949-1955.
- [4] BEDIDI A, CERVELLE B, MADEIRA J, et al. Moisture effects on visible spectral characteristics of lateritic soils[J]. *Soil Science*, 1992, 153(2): 129-141.
- [5] STENBERG B, ROSSEL R A V, MOUAZEN A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. *Advances in Agronomy*, 2010, 107: 163-215.
- [6] 李艳大, 曹中盛, 孙滨峰, 等. 江西双季稻氮素监测诊断模型的建立与应用[J]. *应用生态学报*, 2020, 31(2): 433-440. LI Yanda, CAO Zhongsheng, SUN Binfeng, et al. Model construction and application for nitrogen nutrition monitoring and diagnosis in double-cropping rice of Jiangxi Province, China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(2): 433-440.

- [7] 李丙智, 李敏夏, 周璇, 等. 苹果树叶片全氮含量高光谱估算模型研究[J]. 遥感学报, 2010, 14(4): 761-773.  
LI Bingzhi, LI Minxia, ZHOU Xuan, et al. Hyperspectral estimation models for nitrogen contents of apple leaves[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2010, 14(4): 761-773.
- [8] 宋红燕, 胡克林, 彭希. 基于高光谱技术的覆膜旱作水稻植株氮含量及籽粒产量估算[J]. 中国农业大学学报, 2016, 21(8): 27-34.  
SONG Hongyan, HU Kelin, PENG Xi. Crop nitrogen content diagnosis and yield estimation in ground cover rice production system based on hyperspectral data[J]. Journal of China Agricultural University, 2016, 21(8): 27-34.
- [9] 张瑶, 郑立华, 李民赞, 等. 基于光谱特征分析的苹果树叶片营养素预测模型构建[J]. 农业工程学报, 2013, 29(8): 171-178.  
ZHANG Yao, ZHENG Lihua, LI Minzan, et al. Construction of apple tree leaves nutrients prediction model based on spectral analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(8): 171-178.
- [10] NARMILAN A, GONZALEZ F, SALGADOE A S A, et al. Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1140.
- [11] 谭昌伟, 周清波, 齐腊, 等. 水稻氮素营养高光谱遥感诊断模型[J]. 应用生态学报, 2008(6): 1261-1268.  
TAN Changwei, ZHOU Qingbo, QI La, et al. Hyperspectral remote sensing diagnosis models of rice plant nitrogen nutritional status[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2008(6): 1261-1268.
- [12] 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]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(2): 416-420.
- [13] 李金梦, 叶旭君, 王巧男, 等. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 212-216.  
LI Jinneng, YE Xujun, WANG Qiaonan, et al. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(1): 212-216.
- [14] 王雪. 杜马斯燃烧法和凯式定氮法在小麦氮含量测定中的应用研究[J]. 农业技术与装备, 2020(11): 7-8.  
WANG Xue. Application of Dumas combustion and Kjeldahl methods in the determination of nitrogen concentration in wheat[J]. Agricultural Technology and Equipment, 2020(11): 7-8.
- [15] 黄宇, 陈兴海, 刘业林, 等. 无人机高光谱内置推扫影像快速拼接方法[J]. 测绘地理信息, 2019, 44(5): 24-28.  
HUANG Yu, CHEN Xinghai, LIU Yelin, et al. UAV hyperspectral built-in push-scan image fast splicing method[J]. Journal of Geomatics, 2019, 44(5): 24-28.
- [16] 于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 103-109.  
YU Lei, HONG Yongsheng, GENG Lei, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 103-109.
- [17] SHI T, CHEN Y, LIU Y, et al. Visible and near-infrared reflectance spectroscopy: an alternative for monitoring soil contamination by heavy metals[J]. Journal of Hazardous Materials, 2014, 265: 166-176.
- [18] DAUGHTRY C S T, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn foliar chlorophyll content from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229-239.
- [19] ZHEN Z, CHEN S, YIN T, et al. Using the negative soil adjustment factor of soil adjusted vegetation index (SAVI) to resist saturation effects and estimate leaf area index (LAI) in dense vegetation areas[J]. Sensors, 2021, 21(6): 2115.
- [20] NAVARRO G, CABALLERO I, SILVA G, et al. Evaluation of forest fire on Madeira Island using Sentinel-2A MSI imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 58: 97-106.
- [21] 秦根泉, 田慧, 苏晓林. 土坝渗压分析一元线性回归模型构建与应用[J]. 水利建设与管理, 2022, 42(3): 73-80.  
QIN Genquan, TIAN Hui, SU Xiaolin. Construction and application of unitary linear regression model for earth dam seepage pressure analysis[J]. Water Conservancy Construction and Management, 2022, 42(3): 73-80.
- [22] ROSSEL R A V, MCGLYNN R N, MCBRATNEY A B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-VIS-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Geoderma, 2006, 137(1/2): 70-82.