

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.022

# 基于光学特性参数反演的绿萝叶绿素含量估测研究

王浩云<sup>1</sup> 曹雪莲<sup>1</sup> 孙云晓<sup>1</sup> 闫明壮<sup>2</sup> 王江波<sup>3,4</sup> 徐焕良<sup>1</sup>

(1. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210095; 2. 中国电子科技集团国睿科技股份有限公司, 南京 210023;

3. 塔里木大学植物科学学院, 阿拉尔 843300;

4. 塔里木大学南疆特色果树高效优质栽培与深加工技术国家地方联合工程实验室, 阿拉尔 843300)

**摘要:** 为快速准确检测植物体叶绿素含量, 提出一种基于 MMD 迁移的光学特性参数反演方法。以绿萝叶片为研究对象, 仿真光子在基于蒙特卡洛方法的单层平板模型上的运动轨迹, 获得 12 000 幅绿萝叶片仿真光亮度分布图, 利用卷积神经网络对模拟光谱数据进行训练, 得到预训练模型; 基于预训练模型进行迁移学习, 在少量实测绿萝叶片光谱数据上对模型进行微调, 进行绿萝光学参数反演, 得到吸收系数  $\mu_a$  反演准确率为 84.83%、散射系数  $\mu_s$  反演准确率为 83.33%; 在此基础上引入最大均值差异方法, 提升迁移效果。结果表明, 与普通的模型迁移方法相比, 基于 MMD 迁移的方法具有更好的反演效果, 吸收系数  $\mu_a$  反演准确率为 87.55%, 散射系数  $\mu_s$  反演准确率为 86.67%。利用 MMD 迁移得到的全连接层特征建立叶绿素回归模型的决定系数  $R^2$  为 0.931 0, 分别比直接使用光学参数和光谱图像建立的模型决定系数  $R^2$  高 0.046 8 和 0.062 0。研究表明, 基于光学特性参数反演方法可以为叶绿素含量无损估测研究提供参考。

**关键词:** 绿萝; 叶绿素含量; 高光谱图像; 光学特性参数; 蒙特卡洛方法; 迁移学习

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)03-0202-08

OSID:



## Estimation of Chlorophyll Content of *Epipremnum aureum* Based on Optical Characteristic Parameter Inversion

WANG Haoyun<sup>1</sup> CAO Xuelian<sup>1</sup> SUN Yunxiao<sup>1</sup> YAN Mingzhuang<sup>2</sup> WANG Jiangbo<sup>3,4</sup> XU Huanliang<sup>1</sup>

(1. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China

2. China Electronics Technology Group Guorui Technology Co., Ltd., Nanjing 210023, China

3. Faculty of Plant Sciences, Tarim University, Aral 843300, China

4. The National and Local Joint Engineering Laboratory of High Efficiency and Superior-Quality Cultivation and Fruit Deep Processing Technology of Characteristic Fruit Trees in South Xinjiang, Tarim University, Aral 843300, China)

**Abstract:** In order to realize the rapid and accurate detection of chlorophyll content in plants, an inversion method based on MMD migration was proposed. Taking *Epipremnum aureum* leaves as the research object, the motion trajectory of photons was simulated with the Monte Carlo method based single-layer flat plate model, totally 12 000 simulated luminance distribution maps were obtained. The convolutional neural network was used to train the simulated spectral data to obtain the pre-training model. Then based on the pre-training model, the model was fine-tuning on the measured spectral data of a small amount of *Epipremnum aureum* leaves to realize the inversion of the optical parameters. The inversion results were as follows: absorption coefficient  $\mu_a$  was 84.83% and scattering coefficient  $\mu_s$  was 83.33%. On this basis, the maximum mean difference method was added to improve the migration effect. The results showed that the MMD migration method had a better inversion effect with absorption coefficient  $\mu_a$  was 87.55% and scattering coefficient  $\mu_s$  was 86.67% compared with the common model migration method. The chlorophyll regression model was established by using the full connection layer characteristics obtained from MMD migration, and the determination coefficient  $R^2$  of this method was 0.046 8 and 0.062 0 higher than that of the model established directly using optical parameters and

收稿日期: 2020-11-26 修回日期: 2020-12-28

**基金项目:** 南京农业大学-塔里木大学科研合作联合基金项目(NNLH202006)、中央高校基本科研业务费专项资金项目(KYLH202006、KYZ201914)、新疆生产建设兵团南疆重点产业支撑计划项目(2017DB006)和国家自然科学基金项目(31601545)

**作者简介:** 王浩云(1981—),男,副教授,博士,主要从事作物表型参数测量研究,E-mail: wanghy@njau.edu.cn

**通信作者:** 徐焕良(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事作物表型参数测量研究,E-mail: huanliangxu@njau.edu.cn

spectral images, respectively. The experimental results showed that the inversion method based on optical characteristic parameters can provide important reference for the research of chlorophyll nondestructive detection.

**Key words:** *Epipremnum aureum*; chlorophyll content; hyperspectral image; optical characteristic parameters; Monte Carlo method; transfer learning

## 0 引言

绿萝是优良的室内观赏植物,除观赏价值外,对净化室内环境也有重要作用<sup>[1]</sup>。叶绿素含量是影响植物光合作用的重要因素,也是评价绿色植物生长状况的关键指标<sup>[2-3]</sup>。快速检测绿萝叶绿素含量对于掌握绿萝健康状况具有重要意义。叶绿素含量检测方法可分为有损的化学检测和无损检测两类。传统的化学检测手段存在耗时、费力、时效性差、适用性差、破坏植物体结构等缺陷<sup>[4]</sup>。无损检测方法主要依靠叶绿素测量仪和高光谱成像技术,叶绿素测量仪操作便捷,但因只能对局部点光谱进行分析,无法完整获取叶片或冠层整体的叶绿素信息<sup>[5]</sup>,在实际应用中仍存在较大的局限性。

基于光谱分析技术结合光谱和图像信息可以实现叶绿素含量的快速、非破坏性检测<sup>[3]</sup>。其中,光谱仪因其便携、快速、无损的优势而被广泛应用,但便携式光谱仪采用点光源测量方式,从样本中获取的光谱信息有限。而由高光谱相机拍摄的高光谱图像同时包含大量图像信息和光谱信息,弥补了传统光谱仪和数字摄像头在获取图像信息上的不足<sup>[6]</sup>,在农业工程领域已得到广泛的应用。

目前,采用高光谱检测叶绿素含量的方法大多通过构建简单模型将光谱图像与叶绿素含量直接关联<sup>[7-10]</sup>,忽略了植物组织内部对光的吸收和散射<sup>[11-12]</sup>,故无法表达整个植物组织内部叶绿素含量的完整信息。因此,在使用光谱技术进行分析时有必要研究光在植物组织中的传输机理<sup>[13]</sup>,将光谱信息和光学特性参数结合可以弥补单一光谱信息的不足。陈荣等<sup>[14]</sup>采用遗传退火算法重构光学特性参数,得到 $\mu_a$ 和 $\mu_s$ 的反演误差分别为8%和0.1%。刘奇<sup>[15]</sup>利用BP神经网络反演多层模型的光学特性参数,双层平板模型的误差为1.84%,三层平板模型的误差为1.73%,获得比线性拟合和微扰蒙特卡罗方法更高的预测精度。深度学习方法在光学特性参数反演中表现突出,但该方法依赖大量样本进行模型训练,需要投入较多的人力、物力,以获取数据。林相泽等<sup>[16]</sup>、郑一力等<sup>[17]</sup>和龙满生等<sup>[18]</sup>将迁移学习应用到图像识别领域,获得比直接训练更好的效果。许景辉等<sup>[19]</sup>采用不同训练方式将VGG-16模

型迁移到玉米病害图像识别中。徐焕良等<sup>[20]</sup>基于模型迁移方法,在双层平板模型上得到光学参数反演结果。郑宗生等<sup>[21]</sup>将源域与目标域分布差异添加到损失函数中,使迁移模型收敛更快、准确率更高。

目前,在叶绿素高光谱检测研究中,尚未见结合光学特性参数进行分析的相关研究。本文以绿萝为研究对象,提出结合仿真光谱数据和域自适应迁移学习方法进行光学特性参数反演,并将神经网络输出的深度特征用于叶绿素含量预测模型。

## 1 材料与方法

### 1.1 实测数据获取

#### 1.1.1 实验样本

实验对象为长藤绿萝,选取20盆长势相当的绿萝为样本,分别从每盆绿萝植株四周均匀采集叶片10片,总计200片绿萝叶片。为避免时间过长导致叶片水分流失或叶绿素高温见光分解,叶片采摘后立即进行实验数据采集。

#### 1.1.2 绿萝叶片高光谱数据采集

采用HSI-VNIR-0001型高光谱成像系统获取绿萝叶片高光谱图像,成像系统结构如图1所示,该成像系统主要包含CCD相机、光谱仪、光源、移动载物台、计算机及配套的光谱成像和分析软件,光谱采集波长为375.54~1033.87 nm。消除前后噪声波段后,高光谱有效波长范围设置为400~900 nm,共468个波段。

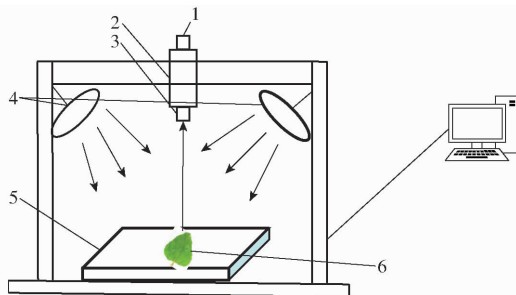


图1 高光谱成像系统结构图

Fig. 1 Schematic of hyperspectral imaging system

1. CCD相机 2. 光谱仪 3. 成像镜头 4. 光源 5. 移动载物台  
6. 样本

#### 1.1.3 绿萝叶片积分球数据采集

采用上海五铃光电科技有限公司的双积分球系

统采集绿萝叶片的反射率与透射率,主要由透射球、反射球、光纤、光源、光谱仪、计算机和相应配套软件组成。由双积分球系统获得叶片的反射率和透射率后,利用 IAD 算法通过迭代计算来确定绿萝叶片的光学特性参数,最终得到绿萝叶片的吸收系数  $\mu_a$  ( $0.01 \sim 6 \text{ mm}^{-1}$ ) 和散射系数  $\mu_s$  ( $0.9 \sim 150 \text{ mm}^{-1}$ )。

#### 1.1.4 绿萝叶片叶绿素含量采集

采用便携式 SPAD-502 型叶绿素仪采集绿萝叶片的叶绿素含量信息。为避免仪器本身存在测量误差,在每次测量前对设备进行校准。设备校准后,选取生长发育正常的绿萝叶片,对 2 像素  $\times$  2 像素的矩形区域进行测量,在同一区域测量 3 次取平均值作为该区域的叶绿素含量,如图 2 所示。



图 2 便携式 SPAD-502 型叶绿素仪测量图

Fig. 2 Portable chlorophyll meter measuring diagram (SPAD-502)

## 1.2 基于面光源的单层平板模型蒙特卡洛仿真

蒙特卡洛方法是一种模拟抽样或统计试验方法,其基本思想是首先通过一系列随机数来模拟与实际情况类似的随机过程或者概率模型,再进行抽样实验计算相关参数,最后得到近似解。研究表明,蒙特卡洛方法能够有效地描述光子在组织中的传输过程,与实际测量的参数基本一致,因此该方法已经成为光在生物组织中传输的一种非实验标准。

利用蒙特卡洛方法模拟光子传输的过程中<sup>[15]</sup>,光束可以被看成一个一个的光子,当发射一个光子时,该光子会随机移动一个步长,接着与组织中的微小颗粒发生吸收和散射作用。散射会改变光子的运动方向,吸收会使光子权重减小,然后光子继续移动并发生吸收散射作用。当光子从组织表面逸出时,从上表面逸出的光子形成漫反射光,从下表面逸出的光子形成透射光,当光子的权重足够小时,就会被组织吸收。最后重复这条光束中的所有光子,从而完成整个光束的蒙特卡洛模拟。

徐焕良等<sup>[20]</sup>构造点光源下的苹果双层平板模型,简化了复杂模型计算量<sup>[22]</sup>。但点光源应用存在较大局限性,本文采用面光源构造蒙特卡洛平板模

型模拟最真实的平行光光源下的光子传输过程。因叶片结构与单层平板结构极为接近,最终采用基于面光源的单层平板结构构建绿萝叶片的光子传输模型。根据积分球实验测得的光学特性参数设置仿真实验参数,将叶片厚度  $d$  设置为涵盖实测样本全部厚度的 25 个值,  $\mu_a$  和  $\mu_s$  分别取实测吸收系数和散射系数中均匀分布的 7 个和 8 个值,本文使用  $1 \times 10^6$  个光子模拟整个过程,得到光子在叶片组织表面的统计分布如图 3 所示。从图 3 中可以看出,与点光源图像相比,面光源光子分布图更亮且光子覆盖面更广,一定程度上说明了使用面光源数据可以获取更多图像和光谱信息。

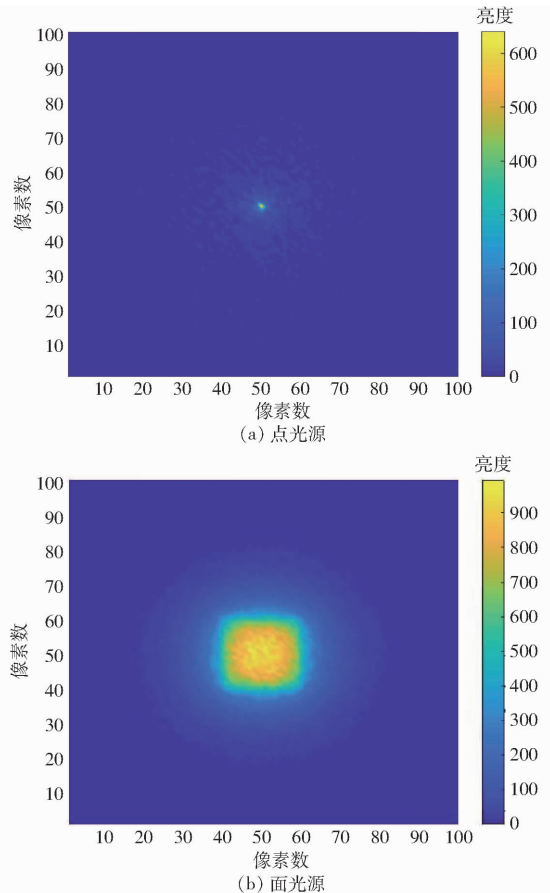


图 3 仿真光子分布图

Fig. 3 Simulated photon distribution map

## 2 实验方法

本文提出基于迁移学习的绿萝叶片光学特性参数反演方法,并根据光学特性参数反演结果构建绿萝叶片叶绿素含量预测模型。首先,根据实测绿萝叶片数据构建面光源下的蒙特卡洛单层平板模型,模拟光子在叶片中的运动轨迹以获得大量无噪声的理想光谱数据,再利用卷积神经网络对模拟光谱数据进行训练,得到预训练模型。基于训练好的模型,在神经网络的损失函数中加入仿真数据与实测数据

的最大均值差异,用实测数据对网络进行微调,获得比直接训练神经网络和模型迁移都更高的反演精度。最后,利用高光谱和迁移后的模型反演光学特性参数,建立绿萝叶绿素含量预测模型,并与光学参数、高光谱数据建立的模型进行对比,验证了光学特性参数反演的必要性。

## 2.1 卷积神经网络模型

卷积神经网络因其多层卷积、权值共享、旋转不变性等特点<sup>[23]</sup>,拥有比传统方法更强的特征提取和表达能力,在图像识别分类任务中表现突出,一般由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成。卷积神经网络可以将原始图像直接输入网络进行特征提取,卷积层和池化层是提取图像特征的重要环

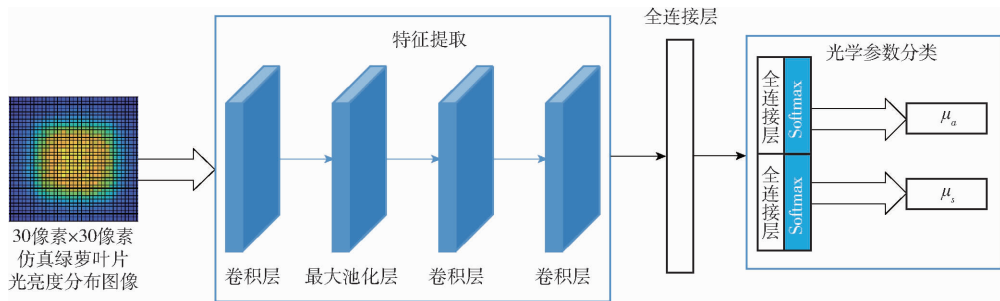


图4 卷积神经网络模型结构

Fig.4 Convolutional neural network model structure

## 2.2 迁移学习

迁移学习是指利用数据、任务或模型之间的相似性,将在源领域学习到的模型应用于目标领域的一种学习过程。预训练模型中的卷积层已经可以对源域样本进行特征提取<sup>[24]</sup>,再添加全连接层就能实现较好的分类效果。一般的模型迁移方法只需要基于预训练模型,改变最后的全连接层应用到目标数据集上,对网络进行微调就可以实现迁移学习。但该方法要求源域与目标域图像具有相同分布,忽略了两种数据的差异性,如果将二者分布差异加入模型训练中,可以提高网络的迁移能力。

最大均值差异(Maximum mean discrepancy, MMD)<sup>[21]</sup>是迁移学习中使用频率最高的度量方法,度量在再生希尔伯特空间(RKHS)中两个分布的距离,是一种核学习方法,两个随机变量的MMD平方距离为

$$L_{mmd}(F_s, F_t) = \left\| \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi(\mathbf{x}_i^s) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \phi(\mathbf{x}_j^t) \right\|^2 \quad (1)$$

式中  $L_{mmd}$ ——最大均值差异平方距离  
 $F_s, F_t$ ——源域和目标域提取的特征  
 $M, N$ ——源域和目标域样本数量  
 $\phi$ ——将原始数据映射到再生希尔伯特空间的核函数

节,输出层将多维向量组合成一维向量输出,实现图像分类识别。

本文选择卷积神经网络进行预训练,网络结构如图4所示。网络模型包含3个卷积层、1个池化层和1个全连接层,网络输入是30像素×30像素的仿真绿萝叶片光亮度分布图像,第1层为卷积层,卷积核尺寸为2×2,通道数为10,步长为1,第2层为池化层,池化窗口尺寸2×2,步长为1,第3层为卷积层,卷积核尺寸为3×3,通道数为20,步长为1,第4层为卷积层,卷积核尺寸为2×2,通道数为20,步长为1,全连接层FC1将第4层网络的输出降维到1×50,最后通过Softmax层实现光学参数分类。

$\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^t$ ——源域和目标域样本

本文基于预训练模型引入最大均值差异的分布匹配方法,在网络的全连接层之后增加分布匹配度量,减小实测绿萝叶片光谱图像和模拟光亮度图特征分布的差异,提高网络的迁移能力。网络的交叉熵损失函数 $L_c$ 为

$$L_c = \lambda_1 L_1 + \lambda_2 L_2 \quad (2)$$

其中

$$L_k = - \sum_{i=1}^m \lg \frac{\exp(\mathbf{w}_{y_i}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_{y_i})}{\sum_{j=1}^n \exp(\mathbf{w}_j^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_j)} \quad (k=1,2) \quad (3)$$

式中  $L_1, L_2$ —— $\mu_a, \mu_s$ 交叉熵损失

$\lambda_1, \lambda_2$ —— $\mu_a, \mu_s$ 权重

$m$ ——样本总数量

$n$ ——任务分类类别数量

$\mathbf{x}_i$ ——学习到的特征向量

$\mathbf{w}_j, \mathbf{b}_j$ ——第 $j$ 个类别全连接层输出的权重向量和偏置项

$\mathbf{w}_{y_i}, \mathbf{b}_{y_i}$ ——第 $y_i$ 个样本的权重向量和偏置项

综合上述交叉熵损失和分布匹配度量损失,本文基于MMD的域适应方法的损失函数为

$$L_{total} = \min_{X_s, Y_t} L_c + \min_{F_s, F_t} \lambda L_{mmd}(F_s, F_t) \quad (4)$$

式中  $L_{total}$ ——总损失函数

$X_i, Y_i$ ——实测样本特征

### 2.3 绿萝叶片叶绿素含量检测

偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 是基于成分提取思想, 可解决变量之间多重相关的问题。在本文提出的基于迁移学习的光学特性参数反演方法基础上, 使用光学参数深度特征构建偏最小二乘预测模型, 得到叶绿素含量回归结果, 并与常规的高光谱分析方法进行对比。采用实测值与预测值之间的决定系数  $R^2$  和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 评估预测模型的性能。决定系数越接近 1, 则模型的预测能力越好; RMSE 越小, 说明模型预测能力越好。

## 3 实验结果分析

### 3.1 实验环境

实验在 Python 3.7.4、Tensorflow - GPU 1.13.1 软件环境下完成。CPU 采用 AMD Ryzen 5 1600 Six-core Processor, 主频 3.2 GHz; GPU 采用 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 显卡。

### 3.2 实验设计

通过蒙特卡洛仿真模型得到 12 000 幅模拟叶片光亮度分布图, 对样本数据进行简单划分, 其中训练集 10 000 幅、测试集 2 000 幅。通过对测试结果的分析评估对模型参数进行调整, 设置批次为 100, 学习率为 0.000 1, 训练 2 000 次得到预训练模型。将实验采集到的 3 000 幅高光谱图像以 4:1 的比例划分为训练集和测试集, 基于预训练网络, 引入最大均值差异度量方法进行迁移学习, 生成新的光学参数反演模型。在预测叶绿素含量阶段, 将实测样本的光谱数据输入到训练好的模型中, 得到全连接层的输出结果作为偏最小二乘的输入, 得到叶绿素含量回归结果。同时为了验证本文方法的有效性, 将基于光学参数和高光谱的叶绿素含量模型与本文方法进行对比。

### 3.3 结果与分析

#### 3.3.1 基于仿真数据的光学特性参数反演

蒙特卡洛方法模拟得到的仿真图像尺寸均为 100 像素  $\times$  100 像素, 其中中心点位置为 (50 像素, 50 像素), 为了在减小计算量提高效率的同时不影响训练效果, 分别取像素区间 (21:80, 21:80)、(21:50, 51:80)、(21:50, 21:50)、(51:80, 51:80)、(51:80, 21:50) 的仿真图像作为网络输入, 反演结果如表 1 所示。

从表 1 中可以看出, (21:80, 21:80) 和 (51:80, 51:80) 获得了更好的反演结果, 二者的反演效果差

表 1 不同选取范围的反演结果对比

Tab.1 Inversion results comparison of different selected ranges

选取范围	光学参数	反演准确率/%
(21:80, 21:80)	$\mu_a$	87.25
	$\mu_s$	92.15
(21:50, 51:80)	$\mu_a$	86.35
	$\mu_s$	84.45
(21:50, 21:50)	$\mu_a$	80.15
	$\mu_s$	81.95
(51:80, 51:80)	$\mu_a$	87.55
	$\mu_s$	91.25
(51:80, 21:50)	$\mu_a$	81.00
	$\mu_s$	82.85

距不大, 但更大的图像选取范围会导致模型参数以及训练和测试成本的成倍增加, 考虑到模型的实用性, 最终选取 (51:80, 51:80) 区域图像对模型进行训练。

在训练网络模型之前, 对数据进行归一化处理, 有利于卷积神经网络进行特征提取。使用线性方法进行数据归一化, 选取像素区间为 (51:80, 51:80) 的仿真图像进行模型训练, 分别采用点除 10、100、1 000、10 000 的线性归一化方式, 仿真数据的光学参数反演结果如表 2 所示, 可以看出, 点除 10 000 的归一化效果最好。

表 2 归一化对预训练网络分类结果的影响

Tab.2 Effect of normalization method on classification results of pre-training network

点除数	光学参数	反演准确率/%
10	$\mu_a$	55.25
	$\mu_s$	49.20
100	$\mu_a$	62.95
	$\mu_s$	65.35
1 000	$\mu_a$	75.10
	$\mu_s$	80.15
10 000	$\mu_a$	87.55
	$\mu_s$	91.25

因此, 本文采用点除 10 000 的方式进行数据归一化, 归一化结果作为卷积神经网络的输入, 得到预训练模型, 训练损失曲线如图 5 所示, 可以看出模型在迭代 1 100 次以后逐渐趋于平稳。由于仿真数据是理想条件下生成的模拟数据, 数值分布较为一致, 训练时模型收敛快, 随着迭代次数增加, 损失值没有较大波动。最终仿真数据光学参数反演结果中, 吸收系数和散射系数的反演准确率均达到 87% 以上。

#### 3.3.2 基于实测数据的光学特性参数反演

迁移学习使模型具有更好的泛化能力, 且可以有效解决过拟合问题, 模型迁移是最常用的迁移方法之一。分别进行非迁移学习和模型迁移, 并采用

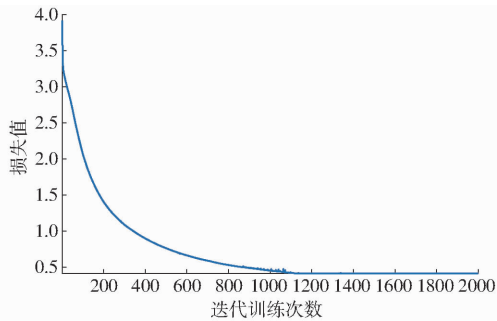


图 5 预训练模型损失值曲线

Fig. 5 Loss graph of pre-training model

不同的参数学习方式训练,结果如表 3 所示。

表 3 不同训练方式的光学参数反演测试集准确率

Tab. 3 Optical parameter classification accuracy of

different training methods

训练方式	$\mu_a$	$\mu_s$	%
非迁移学习	78.33	75.17	
模型迁移训练全部层	84.83	83.33	
模型迁移只训练全连接层	74.17	72.17	

从表 3 可以看出,模型迁移只训练全连接层的测试准确率最低,原因是虽然预训练网络的卷积层已经具备提取图像特征能力,但是模拟数据和实测数据分布不完全相同,仅训练改变全连接层无法达到理想效果,训练改变全部参数则可以提升模型性能。因此,最终采用训练全部层的方式进行光学参数反演。

在模型迁移方法的基础上引入 MMD 度量方法,基于 MMD 迁移方法的反演结果为:吸收系数  $\mu_a$  测试集准确率为 87.55%,散射系数  $\mu_s$  测试集准确率为 86.67%。与非迁移学习和简单模型迁移相比,测试准确率有明显提升。

由上述结果可知,非迁移学习方法测试准确率最低,这是由于实测训练数据较少,随着训练次数增加损失值出现波动,导致最终的训练结果不理想。两种迁移学习与非迁移学习相比均有更高的准确率,且大大缩短了模型收敛时间。因模拟数据与实测光谱数据仍存在一定差异,仅通过模型迁移不能达到理想效果,而基于 MMD 的迁移方法可以明显

提高测试准确率。

### 3.3.3 叶绿素含量估测

根据文献[25]的结果,卷积平滑 S-G 预处理对波段 400~900 nm 范围的绿萝叶片高光谱数据处理效果最好,可以有效消除原始高光谱图像中的噪声信息,因此采用 S-G 平滑方法对高光谱数据进行预处理。图 6a 为 400~900 nm 范围内的高光谱原始图像,数据噪声较大;图 6b 为经过卷积平滑预处理后的高光谱图像,可以看出,该方法有效去除了数据噪声,并保证了数据的完整性,为特征波段的提取提供了良好的基础。之后使用连续投影算法(SPA)对特征波段进行选择,最终通过连续投影算法筛选的特征波长分别为 59、77、97、128、167、305、348、420 nm。

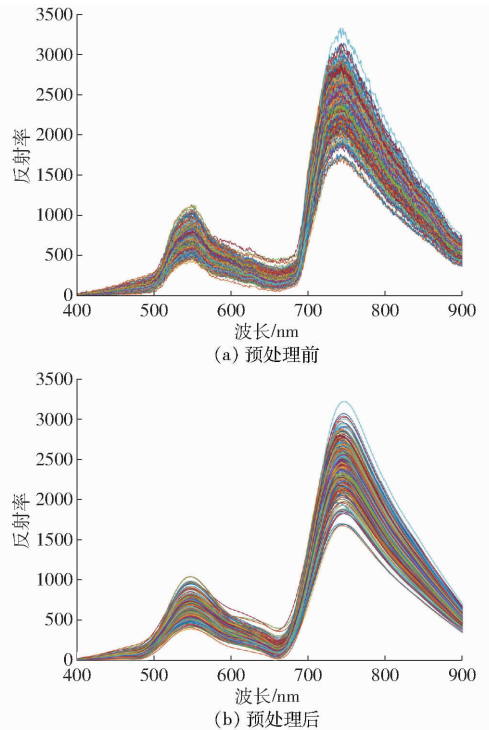


图 6 S-G 平滑预处理前后光谱图像对比

Fig. 6 Comparison of chart before and after S-G smoothing pretreatment

为了验证光学参数反演方法的必要性,利用光学参数、SPA 筛选的高光谱数据以及迁移得到的深度特征分别构建叶绿素含量预测模型,结果如图 7

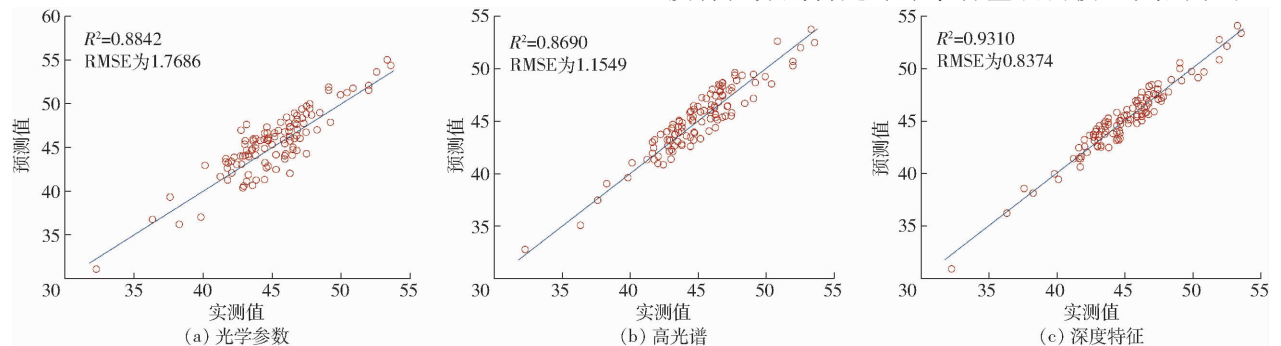


图 7 不同特征构建叶绿素含量预测模型的预测结果

Fig. 7 Results of chlorophyll content prediction model with different features

所示。使用光学参数对叶绿素含量进行回归的结果为:回归决定系数  $R^2$  为 0.884 2,均方根误差为 1.768 6;使用高光谱图像对叶绿素含量进行回归的结果为:回归决定系数  $R^2$  为 0.869 0,均方根误差为 1.154 9。而利用本文提出的迁移方法得到的深度光学特性参数特征对叶绿素含量建模的结果为: $R^2$  为 0.931 0,均方根误差为 0.837 4。可以看出,结合了光谱信息和光学特性参数信息的深度特征预测效果最好。因此,由高光谱反演光学参数可以为绿萝叶片的叶绿素含量检测提供更好的方法。

## 4 结论

(1)与采用实测数据直接训练相比,迁移学习

方法缩短了模型的收敛时间,解决了因实测数据不足而导致网络模型预测效果不佳的问题,提升了网络识别的准确率。与普通模型迁移方法相比,基于 MMD 迁移的绿萝叶片光学参数反演方法具有更好的性能。

(2)基于面光源的蒙特卡洛模拟方法使实际所需样本数量减少,降低了因获取大量实测样本而造成的人力物力成本消耗,面光源与点光源相比,能够获得更多图像和光谱信息,进一步提升了模型的鲁棒性。

(3)利用迁移学习方法得到的基于深度光学参数特征建立的绿萝叶绿素含量回归模型,其估测结果优于基于高光谱图像和光学参数构建的回归模型,证明了光学参数反演方法的有效性。

## 参 考 文 献

- [1] 鲁敏,景荣荣,赵洁,等. 苯污染胁迫下室内植物叶绿素含量变化分析研究[J]. 山东建筑大学学报, 2016, 31(1):1-6. LU Min, JING Rongrong, ZHAO Jie, et al. Analysis of indoor plant chlorophyll content in benzene pollution stress[J]. Journal of Shandong Jianzhu University, 2016, 31(1):1-6. (in Chinese)
- [2] GHASEMI M, ARZANI K, YADOLLAHI A, et al. Estimate of leaf chlorophyll and nitrogen content in Asian Pear (*Pyrus serotina* Rehd.) by CCM-200[J]. Notulae Scientia Biologicae, 2011, 3(1):91-94.
- [3] 邹小波,张小磊,石吉勇,等. 基于高光谱图像的黄瓜叶片叶绿素含量分布检测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(13):169-175. ZOU Xiaobo, ZHANG Xiaolei, SHI Jiyong, et al. Detection of chlorophyll content distribution in cucumber leaves based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(13):169-175. (in Chinese)
- [4] WELLBURN A R. The spectral determination of chlorophyll a and chlorophyll b, as well as total carotenoids, using various solvents with spectrophotometers of different resolution[J]. Journal of Plant Physiology, 1994, 144(3):307-313.
- [5] 李鹏程,董合林,刘爱忠,等. 棉花上部叶片叶绿素 SPAD 值动态变化研究[J]. 中国农学通报, 2012, 28(3):121-126. LI Pengcheng, DONG Helin, LIU Aizhong, et al. A study on dynamic change of chlorophyll SPAD values of upper leaves in main stem of cotton[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2012, 28(3):121-126. (in Chinese)
- [6] 徐爽,何建国,马瑜,等. 高光谱图像技术在水果品检测中的研究进展[J]. 食品研究与开发, 2013, 34(10):4-8. XU Shuang, HE Jianguo, MA Yu, et al. Research progress of hyperspectral imaging technology for nondestructive detection of fruit quality[J]. Food Research and Development, 2013, 34(10):4-8. (in Chinese)
- [7] 岳学军,全东平,洪添胜,等. 柑橘叶片叶绿素含量高光谱无损检测模型[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1):294-302. YUE Xuejun, QUAN Dongping, HONG Tiansheng, et al. Non-destructive hyperspectral measurement model of chlorophyll content for citrus leaves[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(1):294-302. (in Chinese)
- [8] 岳学军,凌康杰,洪添胜,等. 基于高光谱图像的龙眼叶片叶绿素含量分布模型[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(8):25-32. YUE Xuejun, LING Kangjie, HONG Tiansheng, et al. Distribution model of chlorophyll content for Longan leaves based on hyperspectral imaging technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8):25-32. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180802&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180802&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.002. (in Chinese)
- [9] 董哲,杨武德,张美俊,等. 基于高光谱遥感的玉米叶片 SPAD 值估算模型研究[J]. 作物杂志, 2019, 190(3):126-131. DONG Zhe, YANG Wude, ZHANG Meijun, et al. Estimation models of maize leaf SPAD value based on hyperspectral remote sensing[J]. Crops, 2019, 190(3):126-131. (in Chinese)
- [10] 朱军伟,张彦娥,王晓敏,等. 基于图像纹理的玉米叶片叶绿素含量分析研究[J]. 微计算机信息, 2010, 26(10):106-108. ZHU Junwei, ZHANG Yane, WANG Xiaomin, et al. Analysis and research of chlorophyll content in maize leaf based on image texture[J]. Microcomputer Information, 2010, 26(10):106-108. (in Chinese)
- [11] 方振欢. 用于水果组织光传输特性检测的单积分球系统研制及应用[D]. 杭州:浙江大学, 2015. FANG Zhenhuan. Development and application of a single integrating sphere system for detecting optical properties of fruit tissue[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. (in Chinese)
- [12] HUANG M, LU R. Apple mealiness detection using hyperspectral scattering technique [J]. Postharvest Biology and Technology, 2010, 58(3):168-175.
- [13] 王爱臣. 空间分辨高光谱成像技术测量单/双层农产品组织光学特性的研究[D]. 杭州:浙江大学, 2017. WANG Aichen. Measuring the optical properties of one/two-layer tissue of agro-products using hyperspectral imaging-based

- spatially-resolved technique[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017. (in Chinese)
- [14] 陈荣,陈韶华,刘江海. 强散射生物组织光学特性参数的重构[J]. 湖北大学学报(自然科学版), 2006, 28(1): 45-47.  
CHEN Rong, CHEN Shaohua, LIU Jianghai. Reconstructing optical properties parameter of highly scattering biological tissue [J]. Journal of Hubei University (Natural Science Edition), 2006, 28(1): 45-47. (in Chinese)
- [15] 刘奇. 生物组织光学模型的蒙特卡罗模拟研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2013.  
LIU Qi. Research on biological tissue optical model by Monte Carlo simulation[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013. (in Chinese)
- [16] 林相泽,朱赛华,张俊媛,等. 基于迁移学习和 Mask R-CNN 的稻飞虱图像分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7):201-207.  
LIN Xiangze, ZHU Saihua, ZHANG Junyuan, et al. Rice planthopper image classification method based on transfer learning and Mask R-CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7):201-207. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20190721&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190721&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.021. (in Chinese)
- [17] 郑一力,张露. 基于迁移学习的卷积神经网络植物叶片图像识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊):354-359.  
ZHENG Yili, ZHANG Lu. Plant leaf image recognition method based on transfer learning with convolutional neural networks [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.):354-359. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2018s047&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2018s047&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.047. (in Chinese)
- [18] 龙满生,欧阳春娟,刘欢,等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 194-201.  
LONG Mansheng, OUYANG Chunjuan, LIU Huan, et al. Image recognition of camellia oleifera diseases based on convolutional neural network & transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 194-201. (in Chinese)
- [19] 许景辉,邵明焯,王一琛,等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 230-236,253.  
XU Jinghui, SHAO Mingye, WANG Yichen, et al. Recognition of corn leaf spot and rust based on transfer learning with convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2):230-236,253. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2002025&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2002025&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.025. (in Chinese)
- [20] 徐焕良,周冰清,王浩云,等. 基于模型迁移的苹果光学特征参数反演[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(11):264-271.  
XU Huanliang, ZHOU Bingqing, WANG Haoyun, et al. Inversion of apple optical feature parameters based on model migration[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11):264-271. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20201129&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20201129&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.029. (in Chinese)
- [21] 郑宗生,胡晨雨,姜晓轶. 基于改进的最大均值差异算法的深度迁移适配网络[J]. 计算机应用, 2020, 40(11):3107-3112.  
ZHENG Zongsheng, HU Chenyu, JIANG Xiaoyi. Deep transfer adaptive network based on improved maximum mean discrepancy algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(11):3107-3112. (in Chinese)
- [22] 王浩云,李亦白,张煜卓,等. 基于光子传输模拟的苹果品质高光谱检测源探位置研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(4):281-289.  
WANG Haoyun, LI Yibai, ZHANG Yuzhuo, et al. Research on hyperspectral light and probe source location on apple for quality detection based on photon transmission simulation[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(4):281-289. (in Chinese)
- [23] 汪传建,赵庆展,马永建,等. 基于卷积神经网络的无人机遥感农作物分类[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(11):161-168.  
WANG Chuanjian, ZHAO Qingzhan, MA Yongjian, et al. Crop identification of drone remote sensing based on convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11):161-168. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20191118&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191118&journal_id=jcsam). DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.11.018. (in Chinese)
- [24] 李萍,倪志伟,朱旭辉,等. 联合类间及域间分布适配的迁移学习方法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(1):1-10.  
LI Ping, NI Zhiwei, ZHU Xuhui, et al. Transfer learning with joint inter-class and inter-domain distributional adaptation[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(1):1-10. (in Chinese)
- [25] 闫明壮,王浩云,吴媛媛,等. 基于光谱与纹理特征融合的绿萝叶绿素含量检测[J]. 南京农业大学学报, 2020, 24(11): 1-14.  
YAN Mingzhuang, WANG Haoyun, WU Yuanyuan, et al. Detection of chlorophyll content of *Epipremnum aureum* based on fusion of spectrum and texture features[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2020, 24(11):1-14. (in Chinese)