

基于光子传输模拟与卷积神经网络的苹果品质检测

徐焕良 孙云晓 曹雪莲 季呈明 陈龙 王浩云

(南京农业大学人工智能学院, 南京 210095)

摘要: 针对传统果蔬品质检测方法中因样本数量不足而导致检测误差大的问题,提出了一种基于面光源下光子传输模拟的苹果品质检测方法。以苹果为研究对象,采用蒙特卡洛方法仿真光子在苹果双层平板模型的运动轨迹,快速得到 20 000 幅苹果组织表面光亮度分布图像,以光学参数作为标签,输入卷积神经网络进行训练,将得到的模型进行微调迁移,应用到少量实测苹果光谱图像的数据集上进行光学特性参数的反演,最后将该网络模型全连接层的输出结果与苹果品质建立关联,实现对苹果糖度及硬度的无损检测。结果表明,果肉吸收系数 μ_{a2} 反演准确率为 93.24%,果肉散射系数 μ_{s2} 反演准确率为 92.54%;与传统光学参数方法相比,苹果品质分类模型糖度和硬度的预测准确率分别提高了 5.87、6.48 个百分点,苹果品质回归模型糖度和硬度的决定系数分别提高了 0.139 7 和 0.088,与基于点光源的预训练模型相比达到了更好的效果。

关键词: 苹果;品质检测;光学参数;卷积神经网络;迁移学习;蒙特卡洛模拟

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)08-0338-08

OSID:



Apple Quality Detection Based on Photon Transmission Simulation and Convolutional Neural Network

XU Huanliang SUN Yunxiao CAO Xuelian JI Chengming CHEN Long WANG Haoyun

(College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: Aiming at the problem of large detection errors caused by insufficient sample quantity in traditional fruit and vegetable quality detection methods, an apple quality detection method based on photon transmission simulation under surface light source was proposed. Taking apples as the research object, Monte Carlo method was used to simulate the motion trajectory of photons on the apple double-layer flat model, totally 20 000 apple tissue surface brightness distribution maps were quickly obtained, optical parameters were used as labels, and input convolutional neural network training was used to obtain the model. The fine-tuning migration was applied to a small number of data sets of measured apple spectral images to realize the inversion of optical characteristic parameters. Finally, the output result of the fully connected layer of the network model was associated with the quality of the apple, so as to realize the non-destructive testing of the sugar content and hardness of the apple. The final result was that the inversion accuracy of pulp absorption coefficient μ_{a2} was 93.24%, and the inversion accuracy of pulp scattering coefficient μ_{s2} was 92.54%. The prediction accuracy of sugar content and hardness of the quality classification model were improved by 5.87 and 6.48 percentage points compared with that of the traditional method. The determination coefficient of sugar content and hardness of the quality regression model was improved by 0.139 7 and 0.088 compared with that of the traditional method. Compared with the pre-trained model based on point light source, it also achieved better results.

Key words: apple; quality detection; optical parameter; convolutional neural network; transfer learning; Monte Carlo simulation

收稿日期: 2021-02-19 修回日期: 2021-05-12

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(KYLH202006、KYZ201914)和国家自然科学基金项目(31601545)

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

通信作者: 王浩云(1981—),男,副教授,博士,主要从事农业作物表型参数测量研究,E-mail: wanghy@njau.edu.cn

0 引言

近年来,我国苹果产业发展较为迅速,苹果总产量稳步上升,但是进入国际市场的数量与苹果产量却不成正比。除苹果品质不理想外,还与苹果品质检测和分级技术落后有关^[1-3]。在这种背景下,实现苹果品质的无损检测对提升我国苹果出口竞争力具有重要意义。

水果组织的光学特性参数^[4-5]包括吸收系数 μ_a 和散射系数 μ_s ,与水果所含成分密切相关。其中吸收系数主要反映组织内部化学信息,而散射系数与表面的组织结构或物理特性相关。因此,测得的光学特性参数可用于水果品质的无损检测。然而,用于研究果蔬组织光学特性参数的理论模型在表征果蔬组织异质性方面存在缺陷,每次测量只能得到一个像素点的光学特性参数^[6],而高光谱图像技术则结合了光谱检测和二维图像的优点^[7-8]。目前,高光谱图像技术在农产品品质分析方面具有较大的优势。通过高光谱成像系统拍摄得到的高光谱图像包含大量光谱信息和图像信息,光谱信息反映水果的物理结构及化学成分,图像信息反映水果的外在特征^[9]。因此采用高光谱成像技术与光学特性参数关联是一种比较有效的检测手段。

目前,大多数研究在实际测量中存在样本数量不足及耗费大量人力、物力的问题,可以使用光子传输模拟的方法得到大量无噪声的数据。蒙特卡洛模拟方法可以作为光子在水果组织模型传输模拟的标准算法。石舒宁^[10]采用蒙特卡洛方法模拟了双层苹果模型在波长 808 nm 下的光子传输过程。李细荣等^[11]测量了苹果、番茄和桃子组织的光学特性参数,研究表明,利用蒙特卡洛方法更有助于了解影响水果无损检测精度的相关因素。学者们也对光学特性参数反演进行了研究。BARMAN 等^[12]利用最小二乘支持向量机算法建立了光学特性参数求解模型,该模型能够较好地预测光学特性参数值。谢丹丹等^[13]使用偏最小二乘法建立了基于光学参数的草莓糖度及含水率的预测模型,其吸收系数和散射系数的平均相对误差为 8.23% 和 3.71%。赵会娟等^[14]利用蒙特卡洛方法模拟实现了单层和双层薄层组织光学参数的反演,单层组织的相对误差为 3%,双层组织相对误差为 10%,试验表明,当反演的组织模型层数超过 1 时,反演效果会下降。深度学习方法在光学参数反演中取得了较好的效果,但卷积神经网络的训练需要大量数据,且时间长、训练成本高,迁移学习可以很好地弥补深度学习的缺陷。许景辉等^[15]、余小东等^[16]和赵立新等^[17]将迁移学

习应用到农业领域,提高了模型的鲁棒性。徐焕良等^[18]建立了基于迁移学习方法的苹果光学参数反演模型,其反演结果高于其他算法,但是仿真及实测数据都是基于点光源条件,在使用点光源采集数据时,入射光强度较低,导致探头捕获的信息并不充分、存在误差,因此效果提升有限。

本文以苹果为研究对象,提出一种基于光子传输模拟的苹果品质检测方法。首先,使用高光谱成像系统采集面光源条件下的苹果光谱图像,同时构造双层平板模型,利用蒙特卡洛方法仿真得到大量面光源条件下的苹果表面光亮度分布图,将仿真图像输入卷积神经网络得到预训练模型,再将模型迁移到苹果实测数据上进行微调,最后建立品质预测模型,以实现苹果糖度和硬度的无损检测。

1 材料与方法

1.1 试验数据采集

1.1.1 试验材料

试验选取山东省烟台市的红富士苹果,样本共 118 个,均为表面光滑、大小均匀、无明显损坏的正常样本。试验前将其标号后在低温环境下存储。在进行数据采集前,先将苹果样本取出置于试验环境下一段时间,使其达到室温(20℃)。测量过程中避免周围环境的温度及湿度发生变化。

1.1.2 苹果面光源高光谱图像采集

使用上海五铃光电科技有限公司的 HSI-VNIR-0001 型高光谱成像系统,结构如图 1 所示,采集波段为 373.79 ~ 1 029.22 nm。该系统主要由 Raptor EM285CL 型高感相机、IT3900 型线性卤素光导管组(150 W)、步进电机和 Inspector V10E 型光谱仪组成,使用 HSI Analyzer 软件将高光谱图像数据导出。



图 1 高光谱成像系统结构示意图

Fig. 1 Schematic of hyperspectral imaging system structure

1.1.3 苹果光学特性参数采集

使用上海五铃光电科技有限公司的双积分球系统,结构如图 2 所示,采集得到 118 个苹果样本的反

射率、透射率,通过反向倍加(Inverse adding-doubling, IAD)法迭代计算苹果组织的光学特性参数。得出苹果组织的果皮吸收系数 μ_{a1} ($0.4 \sim 6.5 \text{ mm}^{-1}$)、果肉吸收系数 μ_{a2} ($0.03 \sim 8.7 \text{ mm}^{-1}$)、果皮散射系数 μ_{s1} ($1.69 \sim 260 \text{ mm}^{-1}$)、果肉散射系数 μ_{s2} ($0.01 \sim 75 \text{ mm}^{-1}$)。

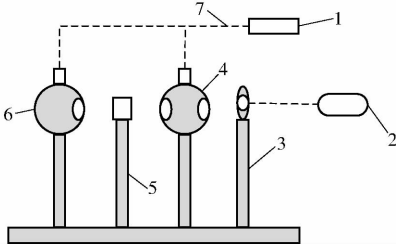


图2 双积分球系统结构示意图

Fig. 2 Schematic of double integrating sphere

1. 光谱仪 2. 光源 3. 光阑 4. 反射球 5. 样本支架 6. 透射球 7. 光纤

1.1.4 苹果糖度及硬度采集

使用 ATAGO PAL-1 型数显糖度计测量苹果糖度,选取感兴趣区域处的苹果果肉组织,挤出果汁后滴入棱镜处,记录屏幕显示的数字。每个样本测量3次取平均值作为该样本的糖度;使用托普GY-4型数显水果硬度计测量苹果硬度,测量时将手柄均匀压入果肉组织至探测头刻度线处为止,记录屏幕显示的数字。每个样本测量3次取平均值得到该样本的硬度。

1.2 基于面光源下光子传输模拟的双层生物组织模型

蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)方法的基本思想是通过产生一系列随机数的方法,构造一个与实际物理过程一致的随机概率模型,并根据试验计算将其作为问题的解。蒙特卡洛方法^[19]因其对生物组织的光源和边界条件没有限制、不需要解传输方程、对组织的光学特性参数要求没有限制、计算简单等优点,在生物组织的光传输领域被广泛应用。

用蒙特卡洛方法模拟光子传输时,光子进入生物组织之后会移动一个随机步长,之后会与组织中的颗粒碰撞发生吸收和散射。吸收导致权重衰减,散射会使行进方向改变。其中光子剩余权重 w' 计算公式为

$$w' = \frac{w\mu_s}{\mu_a + \mu_s} \quad (1)$$

式中 w ——光子上一步的权重

而光子的传播方向主要由方位角 β 和散射偏转角 θ 决定,计算公式分别为

$$\beta = 2\pi\varepsilon \quad (2)$$

式中 ε ——(0,1)区间上的随机数

$$\theta = \begin{cases} \arccos\left(\frac{1}{2g}\left(1+g^2 - \left(\frac{1-g^2}{1+2g\varepsilon-g}\right)^2\right)\right) & (g \neq 0) \\ \arccos(2\varepsilon-1) & (g = 0) \end{cases} \quad (3)$$

式中 g ——各向异性因子

这个步长走完之后,光子会继续移动随机步长重复上述过程。光子可能会出界逸出,从上表面逃逸出来的光子发生漫反射,从下表面逃逸出来的光子发生透射,光子的权重衰减到足够小时,会被组织所吸收而消亡。光束中的所有光子重复这个过程,完成蒙特卡洛模拟。具体流程如图3所示^[20]。

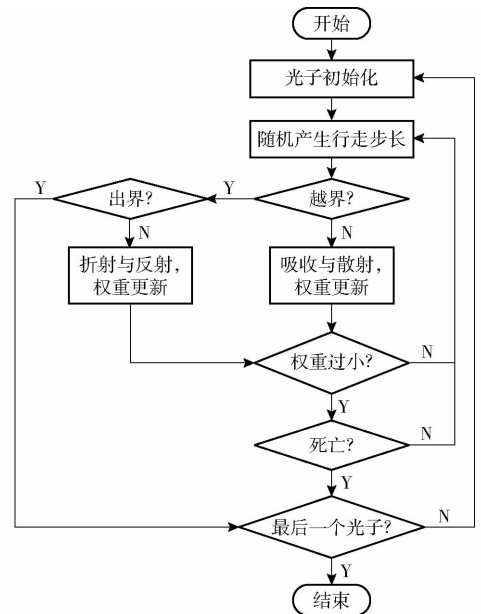


图3 基于蒙特卡洛方法的光子传输模拟流程图

Fig. 3 Flow chart of photon transmission simulation based on Monte Carlo

研究发现,光子在仿真苹果组织中传输时,99%的光子传输深度不足1 cm,只有极少部分的光子能到达果核^[21],为了简化计算,建立苹果果皮、果肉双层组织平板模型,该模型为层状非均匀的半无限介质,将果肉层视作无限大厚度的介质,只需设置果皮层厚度。

使用 Matlab R2016b 的软件环境,编写程序模拟光子在苹果组织中的传输过程。根据1.1.3节采集得到的苹果样本在350~1 020 nm范围内的1 342个波段下的光学参数分布数据,去掉波段两端误差与噪声较大的数据,选取波段450~900 nm内的光学参数值,按照统计样本数量的方式划分区间范围,设置每个区间内的中值作为仿真参数的输入,取均匀分布的 $5 \times 4 \times 5 \times 5 = 500$ 个光学参数组合,设置模拟试验的光学参数数值,其中 μ_{a1} 分为5类, μ_{a2} 分为4类, μ_{s1} 分为5类, μ_{s2} 分为5类。具体分类方式如表1所示。根据实测的样本厚度区间(0.01~

0.05 mm), 将果皮厚度 d 设置为间隔 0.01 mm 的 5 个值, 各向异性因子 g 为 0.9, 空气折射率 n_0 为 1, 果皮折射率 n_1 、果肉折射率 n_2 均为 1.38, 模拟光子数设置为 10^6 。

表 1 光学参数分类

Tab.1 Optical parameters classification mm^{-1}		
光学参数	区间范围	取值
μ_{a1}	[0.40, 1.40)	0.90
	[1.40, 1.70)	1.55
	[1.70, 2.00)	1.85
	[2.00, 2.50)	2.25
	[2.50, 6.50)	4.50
μ_{a2}	[0.03, 1.00)	0.50
	[1.00, 1.30)	1.15
	[1.30, 1.60)	1.45
μ_{s1}	[1.60, 8.70)	5.00
	[1.69, 60.00)	30.00
	[60.00, 75.00)	67.50
	[75.00, 90.00)	82.50
μ_{s2}	[90.00, 110.00)	100.00
	[110.00, 260.00)	190.00
	[0.01, 24.00)	12.00
	[24.00, 27.00)	25.50
	[27.00, 31.00)	29.00
	[31.00, 37.00)	34.00
	[37.00, 75.00)	56.00

采用点光源和面光源两种不同的光源映射得到 200 像素 \times 200 像素的无噪声光亮度分布图, 仿真图像如图 4 所示。

从图 4 可以看到, 面光源图像相比于点光源覆盖的区域更大, 能够提取到的图像和光谱信息更多。此外考虑到点光源应用场景受限, 为了更好地模拟真实情况, 提高模型的普适性, 使用面光源仿真平行光光源下的光子传输过程。

1.3 基于卷积神经网络的光学特性参数反演

卷积神经网络是用来处理二维数据而设计的一种特殊的神经网络, 与其他神经网络相比, 最大的不同点是卷积层和池化层的引入。卷积神经网络包含输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层, 卷积神经网络具有更少的权值参数^[22-25], 因此降低了模型的复杂度。图像可以直接作为网络的输入, 减少了复杂的特征提取过程。

本文建立的卷积神经网络模型如图 5 所示, 包括 3 层卷积层、1 层池化层和 1 层全连接层。将 30 像素 \times 30 像素的苹果仿真光亮度分布图作为输入, 通道数为 1。第 1 层卷积层的卷积核大小为 2×2 , 通道数为 40, 步长为 1, 第 2 层池化层的窗口大小为 2×2 , 第 3、4 层卷积层的卷积核大小均为 2×2 ,

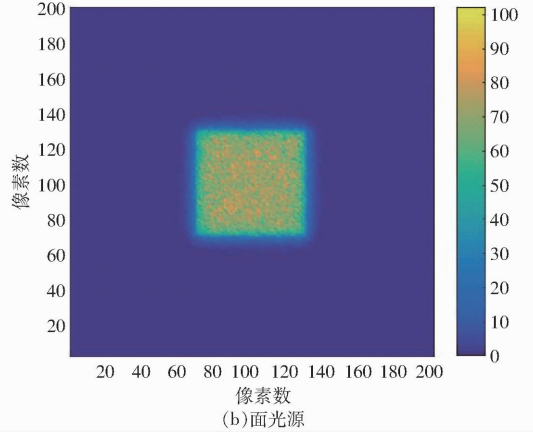
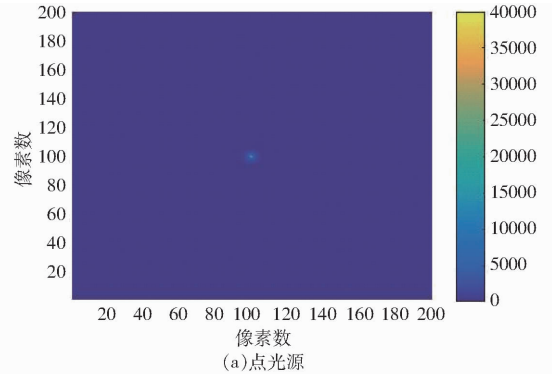


图 4 苹果仿真光亮度分布图

Fig. 4 Simulated brightness distributions of apple surface light source

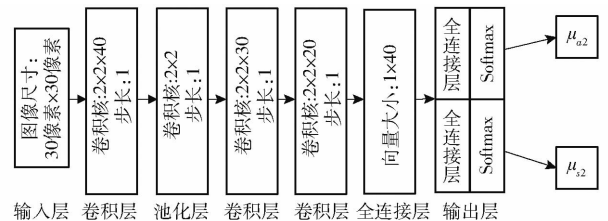


图 5 卷积神经网络结构图

Fig. 5 Convolutional neural network structure diagram

步长均为 1, 通道数分别是 30 和 20。全连接层是一维的 1×40 向量, 最后一层为网络输出层, 完成对 μ_{a2} 和 μ_{s2} 的分类。

1.4 基于迁移学习的光学特性参数反演

随着越来越多机器学习应用场景的出现, 利用少量的有标签训练样本或者源领域数据, 建立一个可靠的模型进行预测成为了研究者关注的问题^[26-27]。而迁移学习就是迁移已经训练好的模型或算法到新领域, 解决由于数据量不足等条件而无法训练出更好的模型的方法。基于模型的迁移学习方法可以重用一部分层的参数, 通过替换预训练网络模型的输出层并利用目标数据集对深层卷积层的参数进行微调, 进一步训练出一个小规模的网络结构。

本研究中源数据集为仿真光亮度图像, 是根据实测苹果样本的光学参数数值进行仿真获得

的,与实测高光谱图像具有相似的分布,且仿真数据集规模比实测数据集大,不需要对整个网络模型进行调整,故使用基于模型的迁移学习方法。为了减少试验误差,提高模型反演精度,对波段450~900 nm范围内的苹果高光谱数据进行处理,去除掉两端噪声较大的数据后得到400个波段。由于相邻波段的高光谱图像差异性较小,为了取得更好的效果,每间隔4个波段筛选出一幅高光谱图像,最终得到50个苹果样本的5000幅实测高光谱图像,每幅图像尺寸为40像素×40像素。以4:1的比例随机划分训练集和测试集,分别微调训练模型的全连接层和最后几层卷积层,确定最理想的微调深度。

1.5 苹果品质检测

在本文研究的基于光学特性参数反演的迁移模型的基础上,提取模型全连接层的深度特征建立苹果品质预测模型,并与常规的高光谱、光学参数关联方法进行对比。采用预测准确率(ACC)、预测值与实测值之间的决定系数(R^2)和均方根误差(Root mean square error, RMSE)作为评价苹果品质预测模型性能的指标。

2 结果与分析

2.1 基于仿真数据的光学参数反演结果

由文献[18]可知,当光学参数发生变化时,苹果果肉比果皮表面逸出光子数变化更为明显,表明果肉光学参数的变化对光子传输的影响更大,研究果肉的光学参数结果更有实际应用价值。故在本研究中只对 μ_{a2} 和 μ_{s2} 两个指标进行反演。

卷积神经网络的训练在Python 3.6.12、Tensorflow-GPU 1.13.1软件环境下完成。硬件环境为AMD Ryzen 5 1600 Six-core Processor 3.2 GHz, NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti显卡。采用蒙特卡洛模拟的方法,经过旋转变换得到20000幅仿真苹果表面光亮度图像,以4:1的比例随机划分训练集与测试集。批次大小为256,学习率为0.0001,迭代2000次完成训练。

输入图像的感兴趣区域大小不同,对苹果光学参数分类效果也不同,仿真数据为理想情况下得到的200像素×200像素的光亮度分布图,而光亮度分布基本是中心对称的。为简便运算,以100为起点位置,分别取光亮度分布图的($[100,115]$, $[100,115]$)、($[100,120]$, $[100,120]$)、($[100,125]$, $[100,125]$)、($[100,130]$, $[100,130]$)范围作为网络的输入,比较光学参数的分类准确率,如表2所示。

表2 输入范围对反演结果的影响

Tab.2 Influence of input range on inversion results

输入范围	光学参数	反演准确率/%
($[100,115]$, $[100,115]$)	μ_{a2}	63.20
	μ_{s2}	50.90
($[100,120]$, $[100,120]$)	μ_{a2}	67.60
	μ_{s2}	55.55
($[100,125]$, $[100,125]$)	μ_{a2}	73.30
	μ_{s2}	64.80
($[100,130]$, $[100,130]$)	μ_{a2}	90.15
	μ_{s2}	81.10

根据表2的结果,选择($[100,130]$, $[100,130]$)的输入范围时,苹果的光学特性参数反演效果最佳,这是因为30像素×30像素的区域大小能够提取到更多的特征。

同时对比了卷积层及卷积核数与调节不同参数下的网络找到准确率最高的组合解。在调参好的网络结构上,采用线性归一化处理方式,选择光亮图的($[100,130]$, $[100,130]$)区域作为输入,对 μ_{a2} 、 μ_{s2} 同时进行反演,仿真数据的光学参数反演结果为果肉吸收系数90.15%、果肉散射系数81.10%。由结果看出果肉的光学参数反演结果较稳定,均达到了81%以上。

2.2 基于实测数据的光学参数反演结果

基于模型的迁移学习方法可以将预训练得到的深度神经网络权值参数迁移到与源数据集相似的目标小数据集上,对于不能共享特征及权值参数的深层网络再进行微调,即实现浅层共享、深层微调。

试验中源数据集为仿真光亮度图像,与实测高光谱图像具有相似的分布,故使用基于模型的迁移学习方法对实测数据集进行训练。提取预训练模型的网络结构及权值,分别微调全连接层Fc1和最后两层卷积层conv2、conv3与非迁移的效果作比较,从而找到效果最理想的微调深度。

由表3可知,非迁移的方法效果最差,这是因为实测数据较少,导致损失值出现波动。迁移的方式比非迁移的效果均有提升,其中只调整最后一层卷积层和全连接层的反演效果最佳,原因在于仿真数据和实测数据分布存在差异,仅改变全连接层无法

表3 实测数据不同方式下光学参数反演准确率

Tab.3 Inversion accuracy of optical parameters of measured data by different methods %

迁移方式	μ_{a2}	μ_{s2}
非迁移	83.63	80.41
Fc1	89.87	87.96
Fc1 + conv3	93.24	92.54
Fc1 + conv2 + conv3	91.64	91.45

达到理想的训练效果,而改变最后两层卷积层和全连接层时反演准确率已经达到峰值,出现了一定程度的波动。最终 μ_{a2} 和 μ_{s2} 的反演准确率分别达到了 93.24% 和 92.54%, 比直接训练的结果提高了 9.61、12.13 个百分点。结果表明,迁移学习的方法提高了光学参数反演准确率,有效解决了因实测数据不足导致准确率无法提高的问题。

2.3 苹果品质检测结果

为了验证基于面光源的光学参数反演方法的有效性,分别建立基于高光谱图像数据、光学参数数据以及通过迁移学习得到的点光源条件下与面光源条件下的深度特征的苹果品质分类与回归模型。

在对品质进行分类时,为了使得每个标签下的样本数量近似相等,根据 1.1.4 节采集得到的糖度 (8.33 ~ 18.26°Brix) 及硬度 (3.06 ~ 10.53 kg/cm²) 数值,采用统计样本数量的方法对苹果糖度和硬度进行分类。糖度和硬度均分为 4 类,糖度的每类区间为 [8.33°Brix, 11.67°Brix)、[11.67°Brix, 13.14°Brix)、[13.14°Brix, 14.74°Brix) 和 [14.74°Brix, 18.26°Brix), 硬度的每类区间为 [3.06 kg/cm², 4.50 kg/cm²)、[4.50 kg/cm², 6.07 kg/cm²)、[6.07 kg/cm², 7.32 kg/cm²) 和 [7.32 kg/cm², 10.53 kg/cm²)。

使用高光谱图像对苹果品质进行关联时,选择 1.1.2 节采集的苹果样本高光谱图像距中心处直径 40 像素的正方形区域作为感兴趣区域。首先使用 S-G 平滑对数据进行去噪,预处理后的光谱如图 6 所示。采用随机划分数据的方法挑选 92 个样本作为校正集,24 个样本为预测集,使用随机蛙跳算法进行特征波段的选择,糖度和硬度均筛选出 11 个波段,如图 7 所示。最后使用误差反向传递人工神经网络(BP-ANN)算法构建基于高光谱信息的苹果品质分类与回归模型,隐藏层节点数设置为 16,学习率设置为 0.001,迭代次数为 10。由于该算法存

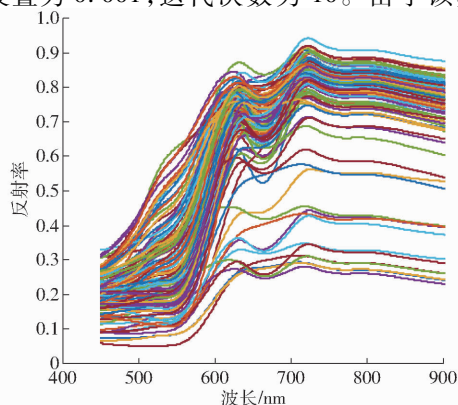


图 6 苹果样本预处理后的高光谱数据

Fig. 6 Hyperspectral image of pre-processed apple sample

在随机性,试验重复 5 次取平均值作为预测结果。

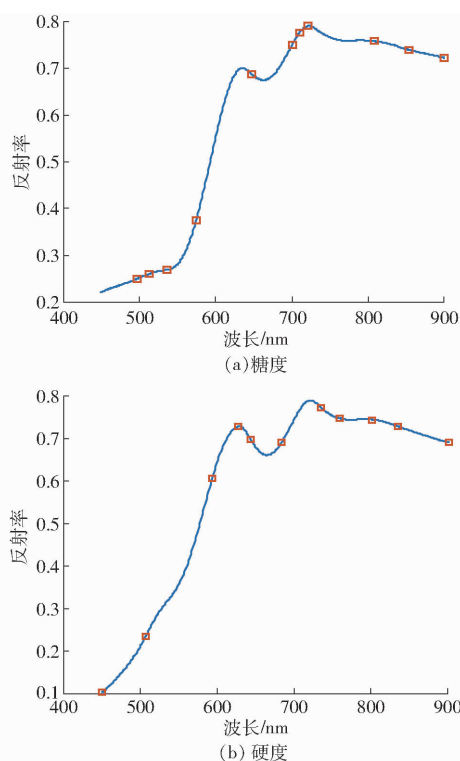


图 7 苹果糖度及硬度特征波长选取

Fig. 7 Selection of characteristic wavelength of apple sugar content and hardness

使用光学参数数据进行关联时,由于光学参数每部分反映的组织信息不同,在模型中会相互影响,故将实测苹果样本的果肉吸收系数和果肉散射系数数据组合起来进行建模,采用与高光谱数据同样的处理方法,其中 μ_{a2} 和 μ_{s2} 各筛选出 10 个波段进行建模。

使用深度特征对苹果品质进行关联时,将实测的 4 000 幅点光源图像与 5 000 幅面光源图像分别输入到预训练模型,将迁移学习后的模型中全连接层的输出作为输入,其中点光源深度特征维度为 4 000 × 40,面光源深度特征维度为 5 000 × 40,将糖度或硬度作为输出,建立苹果品质模型。

由表 4、5 可知,用面光源深度特征做分类的苹

表 4 苹果品质不同数据来源的分类准确率

Tab. 4 Classification accuracy of different data

sources of apple quality		%
品质参数	数据来源	准确率
	高光谱	85.68
	光学参数	86.35
	点光源深度特征	90.34
糖度	面光源深度特征	92.22
	高光谱	78.72
	光学参数	80.49
	点光源深度特征	83.26
硬度	面光源深度特征	86.97

表5 苹果品质不同数据来源的回归效果

Tab. 5 Regression effect of different data sources on apple quality

品质参数	数据来源	校正集		预测集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
糖度	高光谱	0.765 3	1.112 9°Brix	0.759 5	1.014 0°Brix
	光学参数	0.792 6	0.961 3°Brix	0.774 7	0.963 8°Brix
	点光源深度特征	0.915 6	0.553 6°Brix	0.902 3	0.572 5°Brix
	面光源深度特征	0.943 8	0.503 3°Brix	0.914 4	0.511 0°Brix
硬度	高光谱	0.747 5	0.730 8 kg/cm ²	0.703 6	0.755 8 kg/cm ²
	光学参数	0.738 3	0.722 6 kg/cm ²	0.725 1	0.739 6 kg/cm ²
	点光源深度特征	0.773 2	0.660 2 kg/cm ²	0.778 2	0.652 4 kg/cm ²
	面光源深度特征	0.829 0	0.605 8 kg/cm ²	0.813 1	0.603 2 kg/cm ²

果糖度和硬度的准确率为 92.22% 和 86.97%，相比高光谱数据和光学参数数据的方法分别提高了 6.54、5.87 个百分点和 8.25、6.48 个百分点，相比点光源模型提高了 1.88、3.71 个百分点。基于面光源深度特征建立的苹果品质回归模型得到的苹果糖度及硬度的决定系数 R^2 分别为 0.914 4 和 0.813 1，较单独使用高光谱和光学参数进行回归的方法分别提高了 0.154 9、0.139 7 和 0.109 5、0.088，较点光源模型提高了 0.012 1 和 0.034 9。

由结果可知，光学参数的分类及回归效果优于高光谱信息，这是由于高光谱信息相比于光学参数增加了光子的随机性，目前用于高光谱信息的算法不能较好地提取指定特征。而将光谱信息和光学参数信息结合的深度学习模型比单独使用光谱信息及光学参数信息的预测效果好，其中面光源模型比点光源模型更能准确提取到光谱和光学参数特征，说明了基于面光源和高光谱反演光学参数的方法可以更好地检测苹果的品质。

3 结论

(1) 采用蒙特卡洛模拟的方法快速得到大量苹果仿真面光源的亮度分布图像，弥补了实测数据量少且噪声大的缺陷。与点光源条件相比，在面光源条件下进行测量能够获得更多图像和光谱信息，减少了试验误差，更好地模拟了实际情况下光子的传输轨迹，提高了模型的普适性。

(2) 基于模型的迁移学习能够有效提高光学参数反演的精度，解决了实测数据不足而导致准确率无法提高的问题。

(3) 使用卷积神经网络提取的深度特征作为输入，能够较好地预测苹果品质。结果优于通过高光谱信息和光学特性参数信息直接关联苹果品质的方法，且使用面光源的预训练模型效果优于点光源，证明了基于面光源下光子传输模拟的光学参数反演方法在苹果品质检测领域的可行性和有效性。

参 考 文 献

- [1] 程存刚, 赵德英. 新形势下我国苹果产业的发展定位与趋势[J]. 中国果树, 2019(1):1-7. CHENG Cungang, ZHAO Deying. Development orientation and trend of the apple industry under the new situation[J]. China Fruits, 2019(1):1-7. (in Chinese)
- [2] 曹玉栋, 祁伟彦, 李娴, 等. 苹果无损检测和品质分级技术研究进展及展望[J]. 智慧农业, 2019,1(3):29-45. CAO Yudong, QI Weiyang, LI Xian, et al. Research progress and prospect on non-destructive detection and quality grading technology of apple[J]. Smart Agriculture, 2019,1(3):29-45. (in Chinese)
- [3] 徐赛, 陆华忠, 丘广俊, 等. 水果品质无损检测研究进展及应用现状[J]. 广东农业科学, 2020,47(12):229-236. XU Sai, LU Huazhong, QIU Guangjun, et al. Research progress and application status of fruit quality nondestructive detection technology[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2020,47(12):229-236. (in Chinese)
- [4] 胡栋, 孙通, 应义斌. 基于结构光反射成像的水果果皮和果肉光学特性参数测量[J]. 农业工程学报, 2020,36(7):284-291. HU Dong, SUN Tong, YING Yibin. Measurement of optical property parameters of fruit skin and flesh using structured illumination reflectance imaging[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(7): 284-291. (in Chinese)
- [5] 潘磊庆, 魏康丽, 曹念念, 等. 果蔬光学参数测量及其在品质检测方面的研究进展[J]. 南京农业大学学报, 2018, 41(1):26-37. PAN Leiqing, WEI Kangli, CAO Niannian, et al. Measurement of optical parameters of fruits and vegetables and its application in quality detection[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2018,41(1):26-37. (in Chinese)
- [6] 吕晨阳, 战仁军. 生物组织光学特性参数的测量方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021,58(3):48-66. LÜ Chenyang, ZHAN Renjun. Measurement method of optical property parameters of biological tissue [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021,58(3):48-66. (in Chinese)
- [7] 洪添胜, 李震, 吴春胤, 等. 高光谱图像技术在水果品质无损检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2007,23(11):280-285. HONG Tiansheng, LI Zhen, WU Chunyin, et al. Review of hyperspectral image technology for non-destructive inspection of fruit quality[J]. Transactions of the CSAE, 2007,23(11):280-285. (in Chinese)
- [8] 孙世鹏, 彭俊, 李瑞, 等. 基于近红外高光谱图像的冬枣损伤早期检测[J]. 食品科学, 2017,38(2):301-305.

- SUN Shipeng, PENG Jun, LI Rui, et al. Early detection of mechanical damage in Chinese winter jujube using NIR hyperspectral images[J]. *Food Science*, 2017,38(2):301-305. (in Chinese)
- [9] 徐爽,何建国,马瑜,等. 高光谱图像技术在水果品质检测中的研究进展[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)
- [10] 石舒宁. 水果组织的光学描述与光传输规律研究[D]. 武汉:华中农业大学, 2016.
SHI Shuning. Optical description of fruit tissue and study of optical transmission discipline [D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [11] 李细荣,刘木华,黎静,等. 水果组织中光子传输的蒙特卡罗模拟[J]. *农业机械学报*, 2007,38(6):103-106.
LI Xirong, LIU Muhua, LI Jing, et al. Monte Carlo simulates the light migration in fruit tissue[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007,38(6):103-106. (in Chinese)
- [12] BARMAN I, DINGARI N C, RAJARAM N, et al. Rapid and accurate determination of tissue optical properties using least-squares support vector machines[J]. *Biomedical Optics Express*, 2011, 2(3):592-599.
- [13] 谢丹丹,郭文川,高梦杰,等. 草莓的光学特性及其与可溶性固形物含量和含水率的关系[J]. *食品科学*, 2021,42(1):41-46.
XIE Dandan, GUO Wenchuan, GAO Mengjie, et al. Optical properties of strawberry and their relationship with soluble solids content and moisture content[J]. *Food Science*, 2021,42(1):41-46. (in Chinese)
- [14] 赵会娟,阎长斐,张顺起,等. 基于微扰蒙特卡罗的薄层状组织光学参数重构技术[J]. *纳米技术与精密工程*, 2009, 7(3):254-258.
ZHAO Huijuan, YAN Changfei, ZHANG Shunqi, et al. Reconstruction of optical properties of thin layered tissue based on perturbation Monte Carlo simulation[J]. *Nanotechnology and Precision Engineering*, 2009, 7(3):254-258. (in Chinese)
- [15] 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?file_no=2002025&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.02.025. (in Chinese)
- [16] 余小东,杨孟辑,张海清,等. 基于迁移学习的农作物病虫害检测方法研究与应用[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(10):252-258.
YU Xiaodong, YANG Mengji, ZHANG Haiqing, et al. Research and application of crop diseases detection method based on transfer learning[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10):252-258. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20201028&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.028. (in Chinese)
- [17] 赵立新,侯发东,吕正超,等. 基于迁移学习的棉花叶部病虫害图像识别[J]. *农业工程学报*, 2020,36(7):184-191.
ZHAO Lixin, HOU Fadong, LÜ Zhengchao, et al. Image recognition of cotton leaf diseases and pests based on transfer learning[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020,36(7):184-191. (in Chinese)
- [18] 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?file_no=20201129&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.11.029. (in Chinese)
- [19] 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)
- [20] JACQUES S L, WANG L. MCML - Monte Carlo modeling of light transport in multi-layered tissues[M] // *Optical-thermal response of laser-irradiated tissue*. Springer US, 1995.
- [21] 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)
- [22] 卢宏涛,张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. *数据采集与处理*, 2016,31(1):1-17.
LU Hongtao, ZHANG Qinchuan. Applications of deep convolutional neural network in computer vision[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2016,31(1):1-17. (in Chinese)
- [23] 陈超,齐峰. 卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域中的应用综述[J]. *计算机科学*, 2019,46(3):63-73.
CHEN Chao, QI Feng. Review on development of convolutional neural network and its application in computer vision[J]. *Computer Science*, 2019,46(3):63-73. (in Chinese)
- [24] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017,40(6):1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6):1229-1251. (in Chinese)
- [25] 常亮,邓小明,周明全,等. 图像理解中的卷积神经网络[J]. *自动化学报*, 2016,42(9):1300-1312.
CHANG Liang, DENG Xiaoming, ZHOU Mingquan, et al. Convolutional neural networks in image understanding[J]. *Journal of Automatica Sinica*, 2016,42(9):1300-1312. (in Chinese)
- [26] 庄福振,罗平,何清,等. 迁移学习研究进展[J]. *软件学报*, 2015, 26(1):26-39.
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on transfer learning research[J]. *Journal of Software*, 2015,26(1):26-39. (in Chinese)
- [27] WEI Fengmei, ZHANG Jianpei, CHU Yan, et al. FSFP: transfer learning from long texts to the short[J]. *Applied Mathematics & Information Sciences*, 2014,8(4):2033-2040.