

基于相位成像的番茄果实糖度检测

徐一新, 戴海宸, 张月, 于陆新, 徐媛媛, 季颖*

江苏大学物理与电子工程学院, 江苏 镇江 212013

摘要 果蔬品质检测在其生长、储存各环节都具有重要意义, 同时也是栽培、保存方案制订的依据。针对果蔬种植过程中对样本全域生理信息定量实时获取的需求以及现有检测技术的不足, 本文从宏观生长的微观物质基础和相位成像机理出发, 以番茄果实糖度检测为例, 提出了一种果蔬生理信息的相位检测方法, 基于细胞相位图像提取两个相位参量并联合宏观糖度值构建数据立方体对番茄糖度分布进行了表征。该方法可根据需要对任意局部区域进行采样检测, 无须对细胞样本进行预处理, 只需要采集任意角度下的一幅相位图即可, 具有数据量小、计算简便的优势, 整个分析过程只需要 0.5 s 左右。与现有成熟检测方法的对照实验表明, 细胞相位参量与糖度值表现出了明显的正相关性, 且对局部糖度差异敏感。所提方法与高光谱成像检测结果具有良好的一致性。该相位检测表征方法操作简便, 运算速度快, 可为番茄糖度乃至其他果蔬的多种生理特性快速检测提供参考。

关键词 生物光学; 番茄果实; 糖度; 品质检测; 相位成像; 相位参量

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230963

1 引言

番茄果实肉质饱满丰富多汁, 深受人们喜爱。番茄品质检测在其生长、储存、运输等多个环节都非常重要^[1-2], 其中的含糖量(糖度)是评判一个果实是否可口的重要标准之一。在果实发育不同时期和不同部位, 糖分的组成和含量不同。在番茄成熟过程中及时准确地掌握其糖度分布等品质参数是科学高效种植的关键之一。在目前常见的番茄糖度检测方法中, 基于光折射原理的糖度计检测方法因在番茄内部取样而受到的干扰因素较少, 但这是基于果汁的一种均值测量, 不能对样本不同部位糖度的精细化分布进行很好的判断; 高光谱成像技术(红外无损测糖仪)基于样本反射到传感器的信号计算糖分等多种物质的含量, 具有无损的突出优势^[3-5], 但数据量庞大冗余, 且易受光穿透深度、样品含水率等因素的影响, 尚不足以检测表征样本的全域信息; 质谱法检测也是在内部取样, 准确度和灵敏度较高, 但样本制备程序复杂, 不支持快速检测^[6-7]。从微观本质上看, 细胞是生命活动的基本单位, 生命体的多种物理化学过程都是从细胞的变化开始的, 植物的生长就是细胞生长和分化的结果^[8-10], 这就为从细胞角度分析表征宏观样本的生理特性提供了物质基础。定量相位显微技术(QPM)利用细胞内不同组分间折射率不同这一固有对比源进行成像, 无须对细胞进行预处理, 不损伤细胞活性^[11-13], 具有成本低、速度

快、精度高等优势。在此背景下, 笔者以番茄果实糖度检测为例, 基于番茄果肉细胞相位成像实验提取细胞的相位信息和相位参量, 然后将其与高光谱技术及糖度测量仪的检测结果进行对比分析, 进而建立了相位参量与糖度的关联, 为番茄糖度以及其他生化参数的检测提供精准、快速的方法。

2 实验数据准备

番茄样本取自镇江蔬业农产业园。采摘成熟程度不同、大小及形状类似、没有机械损伤的番茄若干, 并对每个番茄样品进行编号。将番茄样本放置于实验室, 12 h 后进行检测, 实验室温度在 23 °C 左右。考虑到糖度的相位检测表征是一种较新的检测方法, 笔者采用将该方法检测数据与现有成熟检测技术的检测结果进行对照分析的方案来提炼相位数据与糖度的关联, 并考察这种方法的可行性和有效性。在此, 将高光谱成像技术和折光仪式糖度计的检测结果作为参照。采用高光谱成像技术检测时, 从外部对全果进行扫描, 扫描获得的图像同时包含糖度和位置(二维)信息。糖度仪检测可在样本内部进行局域采样, 所受干扰较少。

如图 1 所示, 逐一采集单个番茄果实在不同波段下的高光谱图像数据, 相机所测量的波段范围为 392~1033 nm。为了减小外部光照和传感器自身灵敏度对高光谱图像的影响, 保证采集的番茄光谱信息的准确性, 对已经采集的高光谱原始图像进行黑白校正。最

收稿日期: 2023-06-28; 修回日期: 2023-08-23; 录用日期: 2023-10-07; 网络首发日期: 2023-10-27

基金项目: 国家自然科学基金(11874184)、江苏大学农业装备学部项目(NZXB20200215)、江苏大学学生科研项目(22A420)

通信作者: *jy@ujs.edu.cn

终获得的校正后的图像可以表示为

$$R = \frac{I - B}{W - B}, \quad (1)$$

式中： R 为校正后的高光谱图像； B 为黑色校正图像； W 为白色校正图像； I 为原始高光谱图像。校正后的图像作为后续处理的光谱数据来源。提取出番茄的感兴趣区域，获取其反射率。经过处理后，每个样品有 300 个波段的数据，其三维数据块如图 1 所示。

细胞相位检测和糖度仪检测采用的都是内部采样方式，并且出于空间对应的考虑，这两项实验同步进行。为了展示和评估相位检测对糖度空间分布的表征能力，同时考虑到高光谱图像显示的是番茄的平面投影，将单个番茄按三维体分布分成 9 个不同的区域（每个分区作为一个体元），在每个体元上部用解剖针取果肉细胞，以蒸馏水作为环境液制取相位成像样本，然后从相应位置取果汁用于糖度计检测。相位数据由倒置

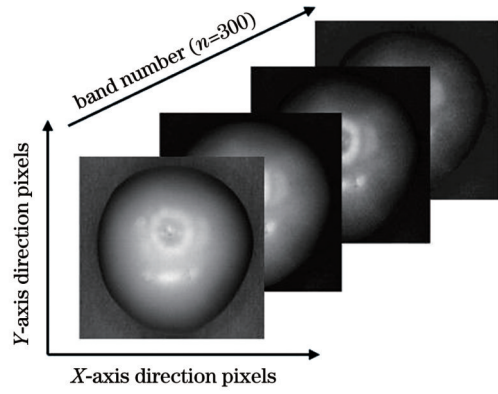


图 1 番茄的高光谱图像

Fig. 1 Hyperspectral image of the tomato

金相显微镜(奥林巴斯 GX51)采集后经 Biophase 软件系统计算输出^[14]。获得的细胞明场图和相位图分别如图 2(b)和图 2(c)所示。

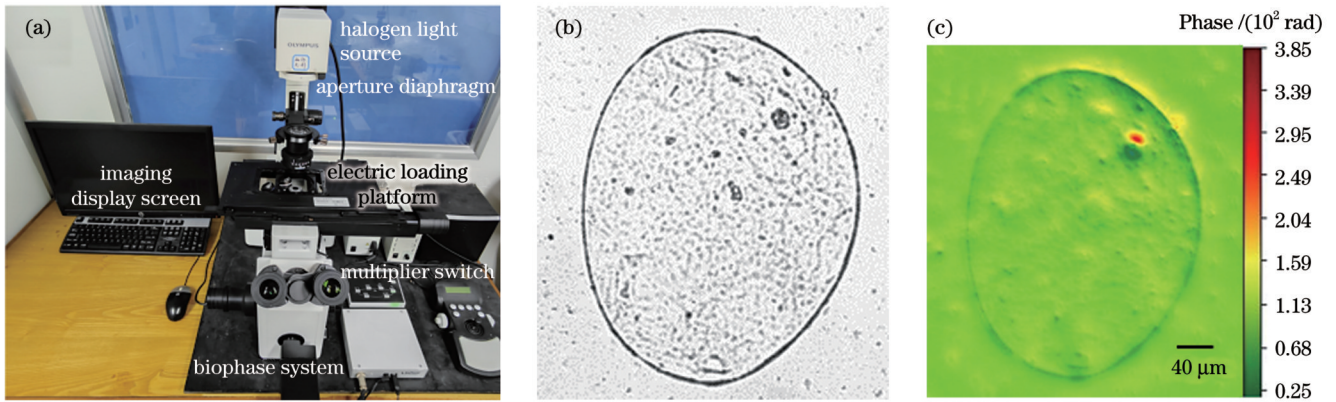


图 2 相位数据采集系统以及番茄果肉细胞的明场图和相位图。(a)相位数据采集系统；(b)番茄果肉细胞的明场图；(c)番茄果肉细胞的相位图

Fig. 2 Phase data acquisition system and bright field image and phase diagram of the tomato flesh cells. (a) Phase data acquisition system; (b) bright field image of the tomato flesh cells; (c) phase diagram of the tomato flesh cells

在每个体元内取 0.4 mL 左右的果汁样液，用手持式糖度测量仪器(PAL-1, ATAGO)测量番茄的糖度，重复测量三次，以测量的平均值作为该体元的糖度值。

3 数据分析理论与方法

3.1 光谱数据分析

本文基于高光谱反射率分布数据和机器学习方法实现番茄果实糖度的预测和可视化表征，针对光谱数据出现的基线平移和偏移现象，提出了多元散射校正和竞争性自适应算法相结合的方法。本实验中高光谱数据采集所用的高光谱成像仪的型号是 FigSPEC-13。为了增强光谱数据之间的相关性，减小实验噪声对实验结果的影响，同时提高光谱数据的灵敏度，基于 100 个不同成熟度番茄的实验数据，采用卷积平滑(SG)、多元散射校正(MSC)和标准状态变换(SNV)三种预处理方式对原始光谱数据进行处理。以 MSC 处理为例，番茄的原始光谱曲线和预处理后的光谱曲

线如图 3 所示，其中不同颜色的曲线是不同番茄样本光谱曲线的集合。

采用连续投影算法(SPA)选择特征波长，即：采用向量的投影分析，将一个向量的波长投影到其他波长上进行比较，选择投影向量最大的波长作为待选波长^[15]。SPA 可以减少光谱原始数据中的冗余信息。选择均方根误差(RMSE)最小且下降最快的迭代次数。经 SPA 筛选后得到了 28 个特征波段，分别为 405、414、446、513、578、604、627、640、672、703、745、778、820、843、874、929、944、957、968、974、981、989、995、997、1000、1002、1013、1022 nm，占总波长数量的 9.3%。SPA 特征波段的筛选结果如图 4 所示。

竞争性自适应加权算法(CARS)是基于蒙特卡罗采样和偏最小二乘回归的一种特征波段筛选方法。设定蒙特卡罗采样的次数为 50 次，采用五折交叉验证法。图 5(a)是特征光谱变量的数量随采样次数增加不断变化的过程，其整体呈现出递减的趋势——从一开始的陡减速发展到之后的平缓减速，而且有“精选”

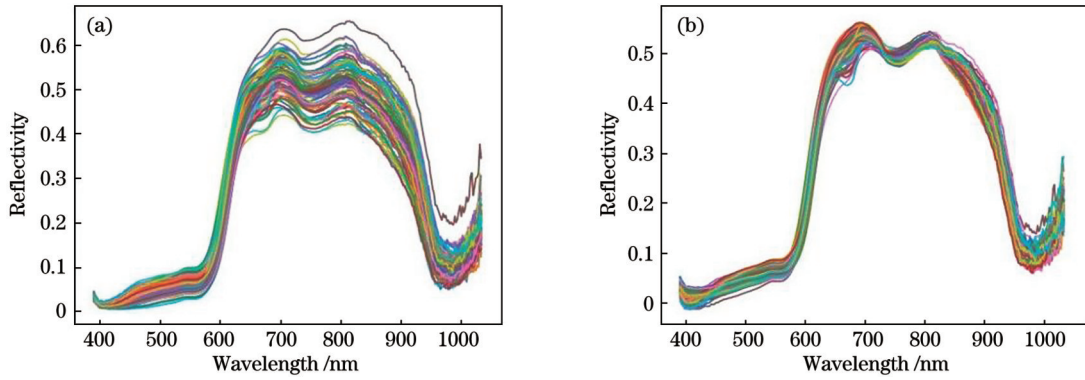


图 3 番茄果实光谱曲线。(a)原始光谱;(b)MSC 预处理后的光谱

Fig. 3 Spectral curves of the tomato fruit. (a) Original spectra; (b) spectra after MSC preprocessing

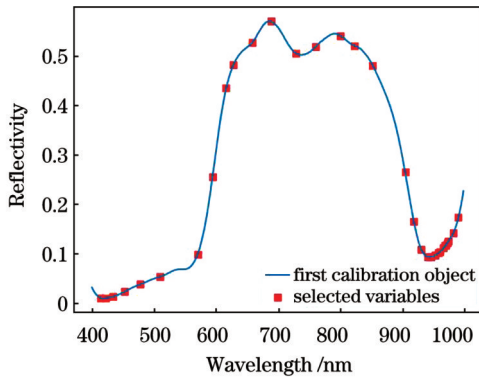


图 4 SPA 特征波段的筛选

Fig. 4 Screening of SPA characteristic bands

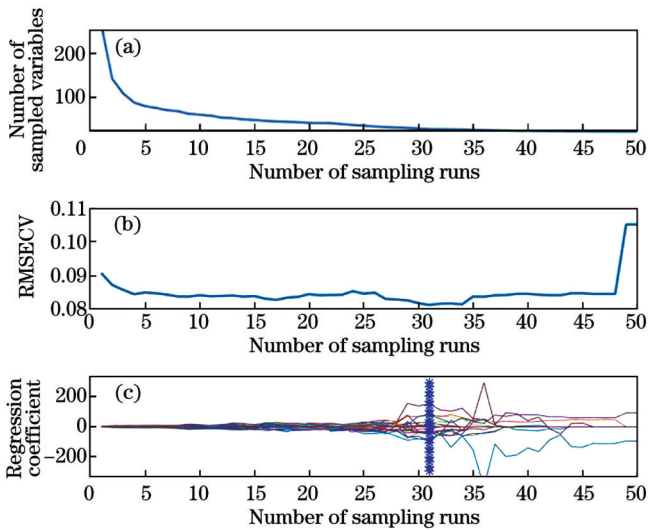


图 5 CARS 特征波段筛选。(a)特征光谱变量的数量;(b)RMSECV;(c)回归系数

Fig. 5 CARS feature band screening. (a) The number of sampled variables; (b) RMSECV; (c) regression coefficient

和“粗选”两种特性^[16]。从图 5(b)可以看出,交叉验证均方根误差(RMSECV)一开始逐渐减小,之后随着采样次数增加波动变化,在采样次数达到 48 时突然增大,这是选择过度导致的。图 5(c)是随采样次数变化的回归系数路径图,其主要由图 5(b)决定。当图 5(b)

选择 RMSE 最小时,图 5(c)中回归系数的值便可确定,此时采样运行了 31 次。经过 CARS 筛选后得到了 21 个特征波段,分别为 407、432、455、470、506、524、612、621、625、663、672、686、701、726、761、791、822、841、870、937、955 nm,占总波长数量的 7%。

本文选择偏最小二乘法(PLS)和支持向量回归(SVR)模型进行对比,以便挑选出适合对番茄糖度进行预测的模型。将原始数据、SNV、SG、MSC、CARS 和 SPA 算法分别与 PLS 和 SVR 建立模型组合,一共有 16 种组合方式,挑选其中 5 种预测结果较好的进行预测效果展示,如表 1 所示。可以看出,MSC+CARS+PLS 模型组合的预测效果最好,训练集的决定系数 R_c^2 和均方根误差 RMSEC 分别为 0.967 和 0.076,测试集的决定系数 R_p^2 和均方根误差 RMSEP 分别为 0.904 和 0.132。 R_c^2 和 R_p^2 越大、RMSEC 和 RMSEP 越小,模型的预测效果越好。原始数据+CARS+SVR 模型组合的预测效果略逊于 MSC+CARS+PLS。虽然 SNV+SPA+PLS 的训练集的决定系数 R_c^2 达到了 0.929,但其测试集的决定系数 R_p^2 仅为 0.795,存在过拟合现象。出现这种现象的原因可能是 SPA 算法在筛选特征波长过程中,筛选掉了一些相关性较大的波段。

表 1 不同模型的预测效果对比

Table 1 Prediction effect comparison of different models

Model	R_c^2	RMSEC	R_p^2	RMSEP
Original+CARS+SVR	0.927	0.110	0.886	0.144
MSC+CARS+PLS	0.967	0.076	0.904	0.132
MSC+CARS+SVR	0.915	0.123	0.845	0.169
SNV+SPA+PLS	0.929	0.111	0.795	0.197
Original+CARS+PLS	0.954	0.089	0.876	0.147

为了更加直观地展示糖度的预测效果,构建了图 6 所示的训练集、测试集的实际测量值和预测值之间的拟合图。从图 6(a)中可以看出 MSC+CARS+PLS 的拟合效果较好,整体呈现出一种较好的拟合状

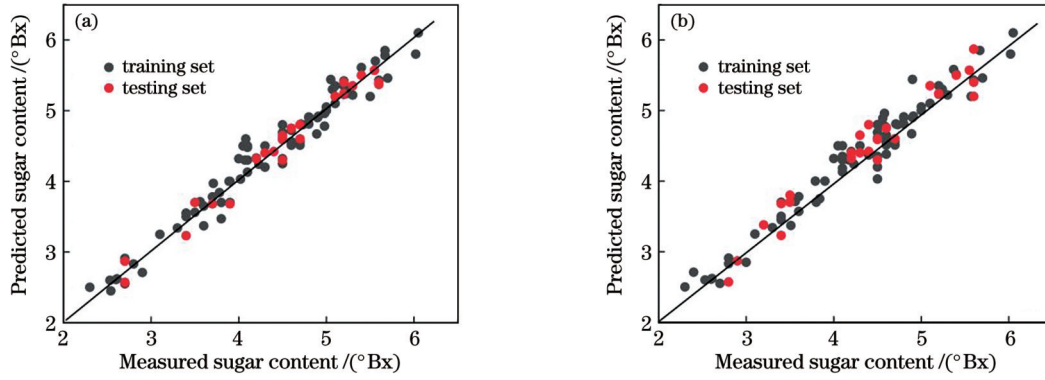


图 6 不同糖度预测模型的回归曲线。(a) MSC+CARS+PLS; (b)原始数据+CARS+SVR

Fig. 6 Regression curves of different sugar content prediction models. (a) MSC+CARS+PLS; (b) original+CARS+SVR

态,无明显的离散数据。从图 6(b)中可以看出原始数据+CARS+SVR 的预测效果比 MSC+CARS+PLS 的预测效果要稍差一些,有较少的离散数据点。

每个番茄样本用对应感兴趣区域的平均光谱表示。高光谱图像中的信息非常丰富,将 MSC+CARS+PLS 作为预测模型,预测光谱图像中每个像素点的糖度值,实现糖度值的可视化分布。采用数据处理软件 ENVI5.3 去除番茄的背景并将其反射率导出,将反射率数据导入到 MSC+CARS+PLS 模型中,自动生成每个像素点的糖度值,通过伪彩色技术获取番茄糖度的可视化分布图,如图 7 所示。图中不同的颜色代表着不同的糖度值。对比后可以发现图 7 所示的糖度可视化图与此前采用糖度测量仪对多个体元进行检测的结果基本一致。图 7 下方标注的 2.6 °Bx 和 5.1 °Bx 是糖度测量仪所测定的整个番茄的平均糖度值。

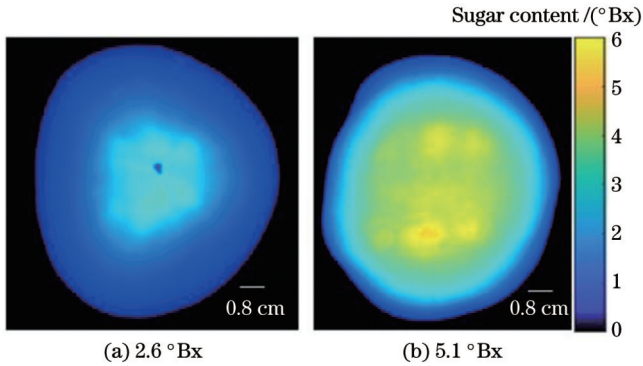


图 7 不同番茄平均糖度的可视化图

Fig. 7 Visualization of average sugar content of different tomatoes

3.2 番茄果肉细胞相位信息提取

图 2(b)所示的番茄细胞明场图展示了番茄细胞的二维形态信息。图 2(c)所示的相位图反映的是样本光程(即折射率和物理厚度的乘积)沿入射光方向的累积,不仅表征了细胞的三维物理结构信息,还表征了样本内部的化学性质。但是对于有核细胞来说,若要

将这两方面信息分别提取,则需要至少三幅相位图^[17],并且要精选复杂的运算^[18]。

本研究的目的是通过相位数据表征含糖量,三维形态并不是必需的,所以在此绕过相对复杂的解耦重建,用“相位峰值”和“相位包络体积”这两个参量来表征糖度。为了便于阐释分析原理和流程,笔者基于番茄果肉细胞的物理化学特性建立仿真模型,进而演示相位参量的定义和提取。由生物学^[19]以及所采集的图像可知整个细胞大致呈椭球形,并含有一个球形细胞核。为简单起见,建立如图 8(a)所示的由椭球及其内部小球构成的单核细胞的相位体模型,以细胞核中心(即内球球心)为坐标原点建立三维坐标。其中: n_1 表示胞质的折射率, n_2 表示胞核的折射率, n_m 表示环境液的折射率, $h_{(i=1,2,3)}$ 表示光线穿过的同种介质的厚度。参考生理学指标,将该模型中环境液的折射率 n_m 设置为 1.33,随机均值为 1,标准差为 0.02;将细胞质在 X、Y、Z 方向上的轴长分别设置为 540、480、420 μm ,折射率 n_1 设置为 1.36,随机分布的均值为 1,标准差为 0.0022;将细胞核半径设置为 60 μm ,折射率 n_2 设置为 1.45^[20-21]。因为相位值为相对量,环境液和细胞质的折射率已经设置为随机分布,因此细胞核的折射率就设成了定值。假设入射光沿 Z 轴方向,632.8 nm 波长下可得到如图 8(b)所示的相位图。

相位的定义为

$$\varphi(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} \int_0^{h(x,y)} [n_c(x, y, z) - n_m] \cdot dz, \quad (2)$$

式中: $h(x, y)$ 表示沿 Z 轴方向上 XOY 面内不同坐标点光线穿过的物理厚度; n_m 表示环境液的折射率; $n_c(x, y, z)$ 表示细胞内不同位置的折射率。从式(2)可以看出相位数据具有很明显的空间分布特征,因此可以通过提取某些特定位点的相位值来考察细胞的生理状态。例如,在将同种介质的折射率视为定值的情况下,对于图 8(a)中的 P 点(细胞核中心在成像面上的投影点),其相位值可以简化为

$$\varphi(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} [(n_1 - n_m) \cdot h_1 + (n_2 - n_m) \cdot h_2 + (n_1 - n_m) \cdot h_3]. \quad (3)$$

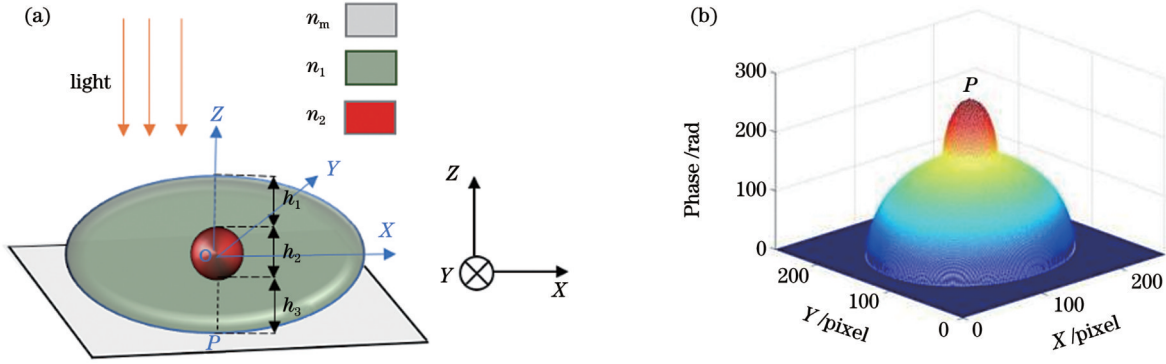


图 8 单核细胞模型的相位成像原理和成像面内的相移分布图。(a)单核细胞模型的相位成像原理图；(b)XOZ 面内细胞的相移分布图

Fig. 8 Phase imaging principle of monocyte model and phase shift distribution within the imaging plane. (a) Schematic diagram of phase imaging of monocyte model; (b) phase shift distribution of cells in the XOZ plane

对于同种细胞,其整体形态及尺寸相近。细胞核是遗传物质的主要储存场所,受“液-液相分离”机制的影响,其成分和形态基本保持稳定,引起的相移也就相对固定。细胞核的折射率往往较细胞质的大。糖等营养物质主要储存在液泡中。由理论分析可知,糖分变化即会引起细胞质折射率的变化,进而引起相位的变化,从而为由相位信息表征糖度乃至其他化学成分提供了物质基础。考虑到上述物理、化学特征提取的可操作性,本文引入“相位峰值”,即相位分布的最大值,如图 8(b)中 P 点的相位值。由于细胞内各亚结构折射率的差异性和物理结构的相对稳定性,相位峰值往往出现在细胞核的中心位置,所以该参量主要是借助细胞核来定量反映液泡的折射率。相位峰值的提取过程为:对相位图按像素提取轴向分布曲线,然后从这些曲线中筛选出相位峰值。图 9(a)所示的曲线即为从图 2(c)所示的相位图细胞核处提取的轴向分布曲线。由此可知,该细胞的相位峰值为 236.8 rad。

考虑到液泡可能的体积变化,又引入“相位包络体积”这一参量,从全局的角度计算细胞整体相位值的总和。相位包络体积的定义式为

$$V_{\varphi} = \iint \varphi(x, y) dx dy. \quad (4)$$

相位包络体积的求解过程为:先通过边缘检测确定相位分布的区间,而后对其内的相位值求和。同种介质内,相位值的改变主要与物理厚度有关。对于绝大多数细胞来说,其流体的力学性质决定了厚度变化是平滑缓慢的,故而相位值的变化率较小。而在不同亚结构的分界处,相移值的变化率会因折射率的不同而出现跃变。在数学中,函数的梯度指的是函数在某个点处的变化率,梯度的方向是函数值变化最快的方向,也可以认为函数的导数在该点处变化得最快。所以,本文采用梯度类算子对相位图进行边缘检测,以获取细胞亚结构的分布情况。为了考察论证梯度边缘检测的有效性,本文通过相位的定义和模型的几何特性来获得模型的具体相位分布函数,即

$$\varphi(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} \left[(n_1 - n_m) \times 2 \times \sqrt{c^2 - \frac{c^2 \cdot x^2}{a^2} - \frac{c^2 \cdot y^2}{b^2}} \right], x \in (-270, -30) \cup x \in (30, 270), \quad (5)$$

$$\varphi(x, y) = \frac{2\pi}{\lambda} \left[(n_1 - n_m) \times 2 \times \sqrt{c^2 - \frac{c^2 \cdot x^2}{a^2} - \frac{c^2 \cdot y^2}{b^2}} + (n_2 - n_1) \times 2 \times \sqrt{R^2 - x^2 - y^2} \right], x \in [-30, 30], \quad (6)$$

式中: a 、 b 、 c 分别为长轴距离、短轴距离和焦距; R 为长半径。对上述相移分布沿 X 方向分别求偏导,可得相位梯度分布为

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} = \frac{2\pi}{\lambda} \left[(n_1 - n_m) \times \left(-\frac{c^2 \cdot 2}{a^2} \right) \frac{x}{\sqrt{c^2 - \frac{c^2 \cdot x^2}{a^2} - \frac{c^2 \cdot y^2}{b^2}}} \right], x \in (-270, -30) \cup x \in (30, 270), \quad (7)$$

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial x} = \frac{2\pi}{\lambda} \left[(n_1 - n_m) \times \left(-\frac{c^2 \cdot 2}{a^2} \right) \frac{x}{\sqrt{c^2 - \frac{c^2 \cdot x^2}{a^2} - \frac{c^2 \cdot y^2}{b^2}}} + (n_2 - n_1) \times \frac{-2x}{\sqrt{R^2 - x^2 - y^2}} \right], x \in [-30, 30]. \quad (8)$$

需要说明的是,只有对于形态规则的理想模型才能给出形如式(4)、(5)所示的解析表达式,而对于实际样品,则是无法给出相位函数解析式的。事实上,对样品形态的分析是基于相位数据的实际分布进行的,无需解析式。此处是为了说明该分析方法的理论基础和实际操作的有效性,故而才给出了解析式,以便与分析结果作对比。考虑到边缘检测结果显示的可见度和清晰度,选用 Canny 算子来执行检测[如图 9(b)所示],提取的细胞核与细胞质以及细胞质与环境液的

边缘分别是椭圆和圆,这与式(7)、(8)所示的理论分析结果吻合得很好。在仿真分析的基础上,执行同样的操作(Canny 算子检测)可以得到番茄果肉细胞在成像面上的轮廓投影,即样本及其亚结构的分布区域。如图 9(c)所示,据此边界(主要是细胞质与环境液的边界)对细胞的整体相位值求和即可得到相位包络体积。该参量表达了样品所在处的波面相对于环境液的起伏情况,既与样品投影面积(表征物理结构)有关,也与其折射率(表征化学成分)有关。

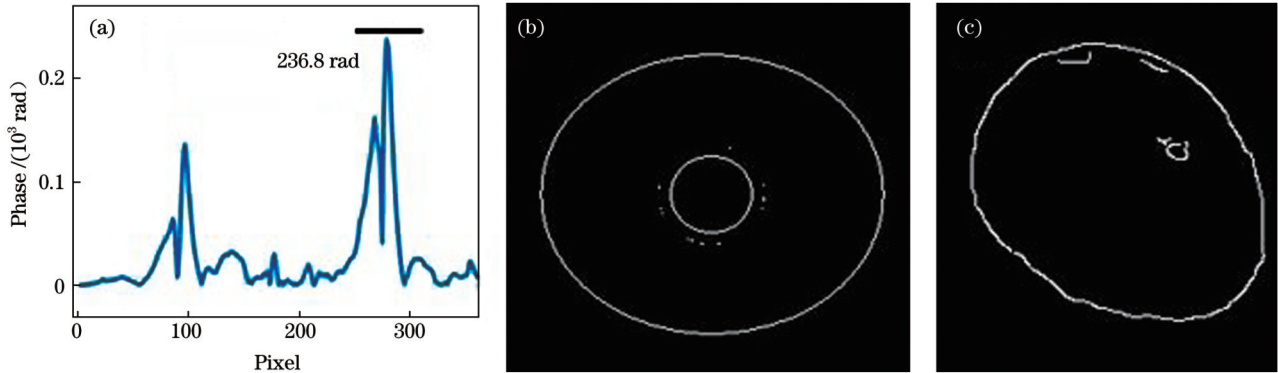


图 9 番茄果肉细胞的相位峰值和样本边缘检测。(a)番茄果肉细胞的相位峰值;(b)模型细胞的 Canny 算子检测;(c)番茄果肉细胞的 Canny 算子检测

Fig. 9 Phase peak and sample edge detection of tomato flesh cells. (a) Phase peak of a tomato flesh cell; (b) Canny operator detection for model cells; (c) Canny operator detection of tomato flesh cells

完成相位峰值和相位包络体积的计算后,可以由点及面快速定量刻画细胞成分、形貌的差异,以便后续进行多组相位参量与糖度预测数据的对比提炼,直观地表征糖度与相位之间的关系。以图 2(b)所示的番茄果肉细胞为例,其相位包络体积为 $3.1 \times 10^6 \text{ rad} \cdot \text{pixel}^2$ 。该参量以及前述相位峰值的计算都非常简便,可以实时获取。

4 糖度分布的相位表征

在用相位数据这样一种新的参量来表征糖度等化学性质的过程中,除了信息提取以外,标定表征也是一个重要环节。为提炼相位参量与糖度的关系,笔

者对上述高光谱成像实验中所用的番茄进行了糖度仪检测和相位检测的对照实验。此处着重关注糖度和相位参量的关联,分别以细胞相位包络体积和相位峰值作为横坐标,对应的局部糖度作为纵坐标,建立了如图 10(a)、(b)所示的坐标系。对果肉细胞进行相位成像时,一个视场中往往存在多个细胞,选取其中清晰且不粘连的细胞,分别计算其相位包络体积和相位峰值,然后将其标记在上述坐标系中并将其中心点记录下来,得到了图 10 所示的散点图。其中,相位包络体积和相位峰值的计算避开了繁琐的解耦运算,可以快速得到结果,对单个细胞的计算耗时在 0.5 s 以内。图 10 中给出了基于 72 个采样位点相位成像实验的计

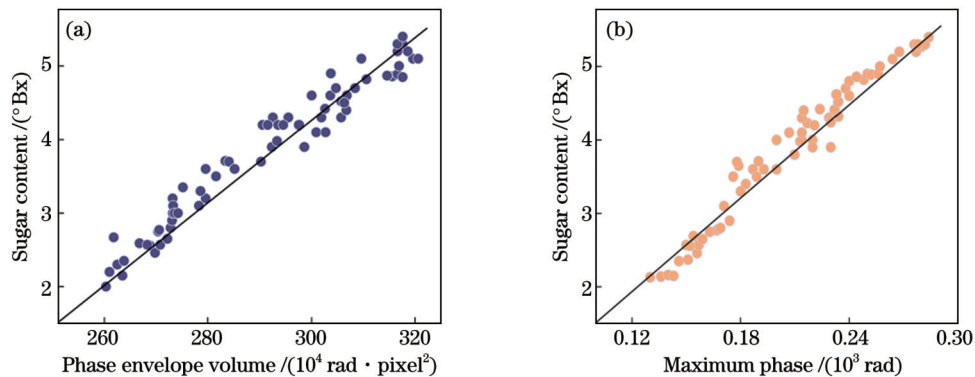


图 10 番茄糖度和相位参量的相关性。(a)糖度-相位包络体积分布;(b)糖度-相位峰值分布

Fig. 10 Correlation between tomato sugar content and phase parameters. (a) Sugar content-phase envelope volume distribution; (b) sugar content-phase peak distribution

算结果,可以看到,糖度与相位包络体积、相位峰值都表现出明显的正相关性。这就为用这两个相位参量表征糖度提供了基础和依据,而且随着数据量增大,相位检测的精度也将随之提高。

为进一步考察该方法对番茄局部糖度检测表征的可行性和有效性,笔者以图 7(b)所示的番茄糖度的高光谱可视化分布作为参照,取同一番茄相应部位的果肉细胞进行了相位成像实验,按照上述相位参量的分

析流程分别计算各部位的相位包络体积和相位峰值,然后分别以相位峰值、相位包络体积和糖度作为 X 轴、Y 轴和 Z 轴建立图 11 所示的数据立方体。如此,便可将微观的细胞相位参量与宏观的糖度定量关联起来。图 11 表明,基于相位参量的糖度值表征与高光谱成像结果具有良好的一致性,糖度相近位点的相位参量分布得较为集中,而糖度相差较大位点的相位参量分布得相对分散。

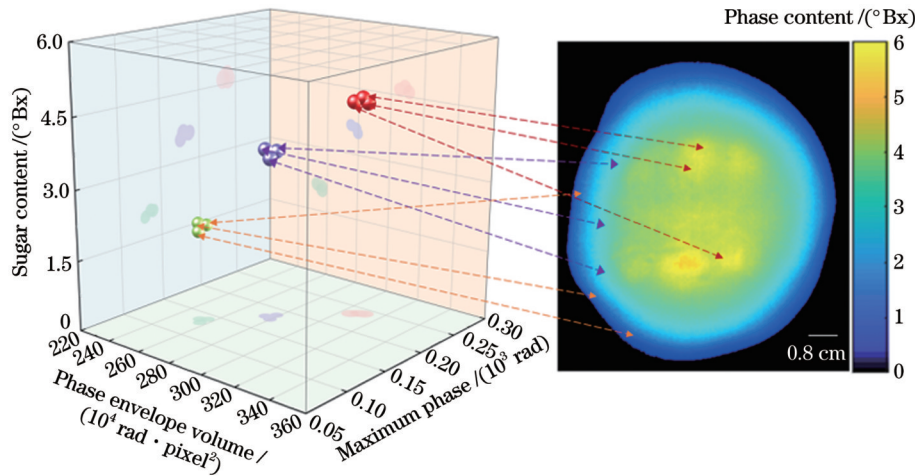


图 11 相位参量-糖度的三维数据立方体

Fig. 11 Three-dimensional data cube of phase parameter - sugar content

所提方法为番茄糖度分布提供了一种定量的实时可视化检测表征方法,可弥补高光谱成像技术易受含水率影响、穿透深度不够的不足,同时也为生物细胞物理、化学特性的提取提供了参考。

5 结 论

本文围绕现代农业对果蔬品质快速检测的需求,以番茄果实糖度检测为例,针对传统检测手段的不足,基于相位成像技术提出了一种从细胞相位信息角度对番茄果实糖度进行检测表征的方法。该方法可对任意部位的番茄果肉细胞进行采样和检测,无须对细胞进行预处理,而且仅需一幅任意入射角度下的相位图。在多次实验的基础上,基于相位图提取得到了“相位包络体积”和“相位峰值”这两个相位参量。这两个参量与糖度测量仪检测结果的对照表明,糖度和相位参量成显著的正相关性,为用相位参量表征糖度提供了依据。所提方法对番茄局部糖度分布的检测结果与高光谱检测结果具有良好的一致性,从而表明了该方法的可行性和有效性。本文提出的相位参量检测表征方法建立在相位数据同时包含细胞物理、化学信息这一特性的基础上,避免了对细胞进行物理厚度和折射率解耦的繁琐运算以及对成像实验的严苛要求,节约了硬件和时间成本,可以满足实时检测的需求。由于相位信息对细胞内部化学成分的敏感性,所提相位参量表征方法除了可以进行糖度检测外,还可实现对其他果

蔬生理状态的检测,为农产品品质检测的精细化、精确化提供了参考。

参 考 文 献

- [1] Zhang X D, Duan C H, Wang Y F, et al. Research on a nondestructive model for the detection of the nitrogen content of tomato[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 13: 1093671.
- [2] Tan B H, You W H, Huang C X, et al. An intelligent near-infrared diffuse reflectance spectroscopy scheme for the non-destructive testing of the sugar content in cherry tomato fruit[J]. *Electronics*, 2022, 11(21): 3504-3523.
- [3] Li X L, Wei Z X, Peng F F, et al. Non-destructive prediction and visualization of anthocyanin content in mulberry fruits using hyperspectral imaging[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2023, 14: 1137198.
- [4] Koirala A, Walsh K B, Wang Z L, et al. Deep learning-method overview and review of use for fruit detection and yield estimation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 162: 219-234.
- [5] Si W, Xiong J, Huang Y P, et al. Quality assessment of fruits and vegetables based on spatially resolved spectroscopy: a review[J]. *Foods*, 2022, 11(9): 1198.
- [6] Yang Z, Ren Z Y, Cheng Y J, et al. Review and prospect on portable mass spectrometer for recent applications[J]. *Vacuum*, 2022, 199: 110889.
- [7] Snyder D T, Pulliam C J, Ouyang Z, et al. Miniature and fieldable mass spectrometers: recent advances[J]. *Analytical Chemistry*, 2016, 88(1): 2-29.
- [8] Firdaus E R, Park J H, Lee S K, et al. 3D morphological and biophysical changes in a single tachyzoite and its infected cells using three-dimensional quantitative phase imaging[J]. *Journal of Biophotonics*, 2020, 13(8): e202000055.
- [9] Lu J S, Zeng Y N, Chang X Y, et al. Quantitative phase imaging of cells through turbid media based on infrared digital holographic

- microscopy[J]. Applied Physics Express, 2021, 14(3): 035004.
- [10] Abou K A, Gebremichael W, Petit Y, et al. Refractive index change measurement by quantitative microscopy phase imaging for femtosecond laser written structures[J]. Optics Communications, 2021, 485: 126731.
- [11] 季颖, 黄锦槟, 李响, 等. 基于正交采样的相位体三维形态快速重建算法[J]. 光学学报, 2021, 41(23): 2312006.
Ji Y, Huang J B, Li X, et al. Fast three-dimensional morphological reconstruction algorithm of phase objects based on orthogonal sampling[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(23): 2312006.
- [12] Majeed H, Sridharan S, Mir M, et al. Quantitative phase imaging for medical diagnosis[J]. Journal of Biophotonics, 2017, 10(2): 177-205.
- [13] Ünal A, Kocahan Ö, Altunan B, et al. Quantitative phase imaging of erythrocyte in epilepsy patients[J]. Microscopy Research and Technique, 2021, 84(6): 1172-1180.
- [14] Han H, Xu Y Y, Liao J R, et al. Real-time measurement of three-dimensional morphology of blood cells in batches by non-orthogonal phase imaging[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 134: 106303.
- [15] Wang Z L, Li J B, Zhang C, et al. Development of a general prediction model of moisture content in maize seeds based on LW-NIR hyperspectral imaging[J]. Agriculture, 2023, 13(2): 359.
- [16] 代秋芳, 廖巨龙, 李震, 等. 基于 CARS-CNN 的高光谱柑橘叶片含水率可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(9): 2848-2854.
- Dai Q F, Liao C L, Li Z, et al. Hyperspectral visualization of citrus leaf moisture content based on CARS-CNN[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(9): 2848-2854.
- [17] 贾希宇, 龚凌冉, 徐媛媛, 等. 基于稀疏数据的液-液相分离凝聚物形态快速分析方法[J]. 中国激光, 2023, 50(9): 0907401.
Jia X Y, Gong L R, Xu Y Y, et al. Rapid analysis method for liquid-liquid phase separation condensate morphology based on sparse data[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(9): 0907401.
- [18] 孙腾飞. 用于生物细胞三维面型重构的干涉型定量相位显微成像技术实验研究[D]. 济南: 山东大学, 2019.
Sun T F. Experimental study on interferometric quantitative phase microscopic imaging technology for three-dimensional surface reconstruction of biological cells[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [19] Matsumoto C, Yada H, Hayakawa C, et al. Physiological characterization of tomato introgression line IL5-4 that increases Brix and blossom-end rot in ripening fruit[J]. The Horticulture Journal, 2021, 90(2): 215-222.
- [20] Innings F, Alameri M, Koppmaier U H, et al. A mechanistic investigation of cell breakup in tomato juice homogenization[J]. Journal of Food Engineering, 2020, 272: 109858.
- [21] 廖景荣, 冒菲菲, 王馨云, 等. 基于相图下的细胞折射率与厚度双波长解耦方法[J]. 激光生物学报, 2022, 31(2): 134-141.
Liao J R, Mao F F, Wang X Y, et al. Dual-wavelength decoupling method of cell refractive index and thickness based on phase diagram[J]. Acta Laser Biology Sinica, 2022, 31(2): 134-141.

Detection of Tomato Fruit Sugar Content Based on Phase Imaging

Xu Yixin, Dai Haichen, Zhang Yue, Yu Luxin, Xu Yuanyuan, Ji Ying*

School of Physics and Electronic Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu, China

Abstract

Objective Quality testing of tomatoes is critical in many aspects of their growth, storage, and transportation. Sugar content (Brix) is a necessary criterion for evaluating whether a fruit is tasty. The timely and accurate mastery of quality parameters, such as the Brix distribution during the ripening process, is crucial for the scientific and efficient cultivation of tomatoes. Among the widely used detection methods, the Brix meter detection, which is based on the principle of light refraction, is a mean value measurement method based on the fruit juice, which cannot satisfactorily assess the fine distribution of different parts of a sample. The hyperspectral imaging technology leads to a significant amount of redundancy in the amount of data and is easily affected by the depth of light penetration and the water content of the sample, which is insufficient to detect and characterize the full range of details of the sample. Mass spectrometry is complex and cumbersome for sample preparation and does not support rapid detection. This study proposes a method for detecting and characterizing the sugar content of tomato fruits from the perspective of cellular phase information based on phase imaging technology.

Methods The physiological properties of the samples were analyzed and characterized in this study from a cellular perspective, starting from the microscopic material basis of plant growth. Based on the characteristics of the quantitative phase microscopy, which uses the inherent contrast source of different refractive indices between different components in the cell, we performed phase imaging experiments on tomato pulp cells and extracted the cellular phase parameters, called “phase envelope volume” and “phase peak.” The correlation between the phase parameters and Brix was analyzed by comparing them with the measurement results of the Brix meter. Based on the experimental data, a data cube of the two-phase parameters and Brix was constituted, and positive correlations between the phase parameters and Brix were obtained. This provides a basis for characterizing local Brix using phase parameters.

Results and Discussions The proposed detection and characterization method can be applied to any part of a tomato plant and requires only a single frame of the phase map at any incidence angle. The extraction of phase parameters eliminates the tedious operation of decoupling the physical thickness and refractive index of the cells, and the entire analysis process only takes

approximately 0.5 s. Based on the sensitivity of the phase information to the internal chemical composition of the cell, the phase parameter characterization method can also be applied to detect the physiological state of other fruits and vegetables in addition to sugar (Fig. 10). This study provides a reference for the refinement and precision in detecting the quality of agricultural products.

Conclusions This paper focuses on the demand for rapid and accurate quality inspection of fruits and vegetables in modern agriculture. A detection method based on phase imaging is proposed. The inspection of tomato fruit sugar is used as an example to explain the related principles and procedures. In this method, only a single frame of the phase map from any angle of incidence is required. Two phase parameters, that is, “phase envelope volume” and “phase peak,” are extracted from the phase map to quantitatively investigate the sugar content characteristic of a cell. The experimental results of the comparison with the detection based on the Brix meter indicate that the sugar content and the above phase parameters show a significant positive correlation. This provides a basis for characterizing the sugar content using the phase parameters. The local sugar content distribution of a tomato fruit was detected experimentally, and the results show good consistency with those of hyperspectral detection. The feasibility and effectiveness of this method have been demonstrated to a certain extent. This phase detection and characterization method requires only one frame of the phase image, and the related analysis process eliminates the cumbersome operation of decoupling the physical thickness and refractive index of the cell. This means that the hardware and time costs can be reduced. Based on the sensitivity of the phase information to the internal chemical composition of the cell, the phase parameter characterization method can also be applied to detect the physiological state of other fruits and vegetables, which may be used as a workable solution for the rapid and accurate detection of agricultural product quality.

Key words bio-optics; tomato fruit; sugar content; quality detection; phase imaging; phase parameters