

# 基于光学吸收和散射系数光谱的番茄成熟度分析方法研究

黄玉萍<sup>1</sup>, 王德镇<sup>1</sup>, 周海燕<sup>1</sup>, 杨雨图<sup>1</sup>, 陈坤杰<sup>2\*</sup>

1. 南京林业大学机械电子工程学院, 江苏 南京 210037

2. 南京农业大学工学院, 江苏 南京 210031

**摘要** 成熟度是确定番茄采摘时间和评估收获后果实品质的重要参数之一, 随着番茄成熟阶段的递进, 叶绿素含量逐渐下降, 而番茄红素含量逐步增加, 使得果实颜色由绿色转变为红色。以六个成熟阶段的 600 个番茄为研究对象, 采用空间分辨光谱技术提取番茄的吸收( $\mu_a$ )和约化散射( $\mu'_s$ )系数光谱, 结合偏最小二乘判别分析(PLSDA)算法对番茄的不同成熟度进行判别。由新型空间分辨光谱系统采集每个番茄样品的 30 个空间分辨光谱, 光谱区间为 550~1 650 nm, 覆盖光源-检测器距离 1.5~36 mm。由于 30 根光纤对称布置, 平均具有相同光源-检测器距离的光纤数据, 获得 15 个新空间分辨光谱。受水分强吸收影响, 1 300 nm 之后的光谱区域信噪比较小, 仅 550~1 300 nm 的光谱区域被用来分析和计算番茄的  $\mu_a$  和  $\mu'_s$ 。另外, 由于光在组织中传输衰减, 光源-检测器距离超过 12.5 mm 的信号较弱, 仅靠近光源的 9 个空间分辨光谱(光源-检测器距离 1.5~12.5 mm)被用来提取番茄的  $\mu_a$  和  $\mu'_s$ , 根据漫射近似方程逆算法获得  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  在 550~1 300 nm 的光谱区间的光谱值。随着番茄的成熟,  $\mu_a$  光谱在 675 nm 处叶绿素吸收峰逐渐衰减伴随着 560 nm 处花青素和姜黄素吸收峰的增加,  $\mu'_s$  光谱随着波长的增加单调递减。比较分析  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  评估番茄六成熟度与三成熟度分类效果, 同时, 针对表面颜色和内部颜色两方面对番茄成熟度进行分类。数学模型结果表明,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  光谱组合能够进一步提高单独  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  光谱建立的番茄六成熟度分类模型性能, 尤其是  $\mu_a \times \mu'_s$  参数, 对基于内、外颜色特征的番茄成熟度识别率分别为 78.5% 与 85.5%。 $\mu_a$  和  $\mu'_s$  以及它们的组合对番茄三成熟度分类结果更优, 且基于内、外颜色特征的成熟度分类准确率相近, 均可达到 94%。本研究证明光学吸收与约化散射系数光谱能够有效识别番茄成熟度, 为农产品品质无损检测提供了新的技术手段。

**关键词** 番茄; 成熟度; 吸收系数光谱; 约化散射系数光谱

**中图分类号:** O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)11-3556-06

## 引言

成熟度是评估番茄品质最重要因素之一, 随着番茄成熟阶段的递进, 叶绿素含量的下降和番茄红素含量的增加, 使得果实颜色由绿色转变为红色。因此, 在判定番茄成熟方面, 颜色是一个重要参数<sup>[1]</sup>。

目前, 用于评估番茄成熟度的无损检测技术包括机器视觉、光谱分析技术、X 射线技术、核磁共振技术等。机器视觉技术仅适用于检测样品的外部品质; 而 X 射线和核磁共振技术由于仪器价格较高, 检测速度较慢等因素限制了其广泛应用。可见-近红外光谱检测技术以其快速、无损和无需样品

制备等优点被广泛用于番茄品质评估<sup>[2-3]</sup>。其主要根据比尔-朗伯定律(Beer-Lambertian Law), 通过样品组分或物理特性的变化引起相应光学特性的变化, 进而使得光谱特征也发生变化实现检测。然而, 可见-近红外光谱只表征光在样品组织内部被吸收和散射的总体结果, 忽略了光子在样品组织中的传播信息, 且由于番茄组织的混浊性与异质性, 光在番茄组织内部的传播不完全遵守比尔-朗伯定律, 这将带来较大的检测误差。另外, 可见-近红外光谱属于特定区域测量, 只能获得番茄很小部分的组织信息, 而番茄在成熟过程中, 组织变化的不均匀性也将导致检测误差的增大。

光与生物组织间的相互作用主要取决于吸收和散射特性, 它们分别与生物组织的化学成分和物理特性相关<sup>[4]</sup>。基

收稿日期: 2019-10-14, 修订日期: 2020-02-11

基金项目: 美国农业部农业研究院国家项目(5050-43640-002-00D), 2019 江苏省高等学校自然科学研究面上项目(19KJB210003), 南京林业大学 2018 人才科研启动经费(163040129), 南京留学回国人员择优资助经费(013040106)资助

作者简介: 黄玉萍, 女, 1988 年生, 南京林业大学机械电子工程学院讲师 e-mail: h. y. p\_2010@163. com

\* 通讯联系人 e-mail: kunjiechen@njau. edu. cn

于辐射传输理论, 测量生物组织吸收和散射特性的方法包括时间分辨技术<sup>[5]</sup>, 频域技术<sup>[6]</sup>, 空间频域成像技术<sup>[7]</sup>和空间分辨技术<sup>[8]</sup>等。时间分辨技术和频域技术仪器较贵, 且覆盖光谱区域较窄, 而空间频域成像技术检测时间较长等原因, 限制了它们在食品和果蔬检测中的应用。空间分辨光谱技术测量距离恒定强度点光源不同距离处的反射率, 根据漫射近似方程反演算法估算出吸收和散射特性<sup>[9]</sup>。相比较于时间分辨和频域技术, 空间分辨光谱技术所用仪器简单、操作简便、波长覆盖范围相对较宽。因此, 该技术在食品和果蔬检测领域受到广泛关注<sup>[10]</sup>。Xia<sup>[11]</sup>等采用单一光纤的移动实现牛肉的空间分辨光谱, 通过计算吸收和散射系数预测牛肉的嫩度。该方法不但耗时, 还会引入较大的测量误差, 另外, 在测量过程中, 样品组织的特性有可能随着时间而改变, 长时间的测量也会引起光源输出的波动, 从而引入光学特性测量误差。Herremans<sup>[12]</sup>和 Do Trong<sup>[13]</sup>设计了光纤阵列探头, 探头上布置 5 根光纤可同时采集空间分辨光谱, 实现对食品和果蔬品质的评估。但是, 由于所有检测光纤都固定在刚性探头, 不适用于检测曲面或不规则表面的样品, 而且, 探头布置的光纤较少, 光源-检测器距离也相对较小, 因此, 在检测食品的光学特性和解析样品品质与空间分辨光谱相关关系上很难取得令人满意的结果。基于高光谱成像式空间分辨光谱技术以检测速度快、非接触式和空间分辨率高等优点常用于检测果蔬的品质<sup>[4]</sup>和成熟度<sup>[14-15]</sup>。高光谱成像式空间分辨光谱技术适用于检测表面平坦的样品, 对于曲面样品的测定, 会因为表面曲率而引起信号误差, 需要对所测的空间分辨反射光谱进行校正, 以确保准确估算光学特性<sup>[16]</sup>。但校正

方法往往比较复杂, 可能无法达到预期效果。而且, 基于高光谱成像式空间分辨光谱系统的波长范围限制在 400~1 000 nm。在生物医学研究中, 光谱区域在 600~1 300 nm 被称之为“诊断窗口”, 因为该光谱区域的光在生物组织中具有良好的穿透性, 能够检测组织更深层的信息。另外, 一些研究显示偏最小二乘判别分析(PLSDA)结合多元线性回归和主成分分析的优点, 常被用来建立农产品品质等方面的分类模型<sup>[17]</sup>。

本课题组开发的新型空间分辨光谱系统能够在 550~1 650 nm 光谱区域同时获得 15 个不同光源-检测器距离的空间分辨光谱, 光源-检测器距离达到 1.5~36 mm。本文采用该系统测量番茄在 550~1 300 nm 的吸收和散射特性, 并根据吸收和约化散射系数, 以及它们的组合建立番茄成熟度的 PLSDA 模型, 分析比较番茄各成熟阶段的识别率。

## 1 实验部分

### 1.1 材料

依据美国农业部给出的番茄不同成熟度颜色标准, 在美国密歇根州立大学的园艺研究与教学中心(Holt, Michigan, USA)采摘的 600 个“Sun Bright”番茄样品通过视觉评估被分为六个成熟度等级, 见图 1。按照表面颜色标准, 每个成熟度等级分别有 100 个样品, 若按内部颜色标准, Green, Breaker, Turning, Pink, Light red and Red 六个成熟阶段分别有 88, 84, 123, 102, 94 和 109 个样品。

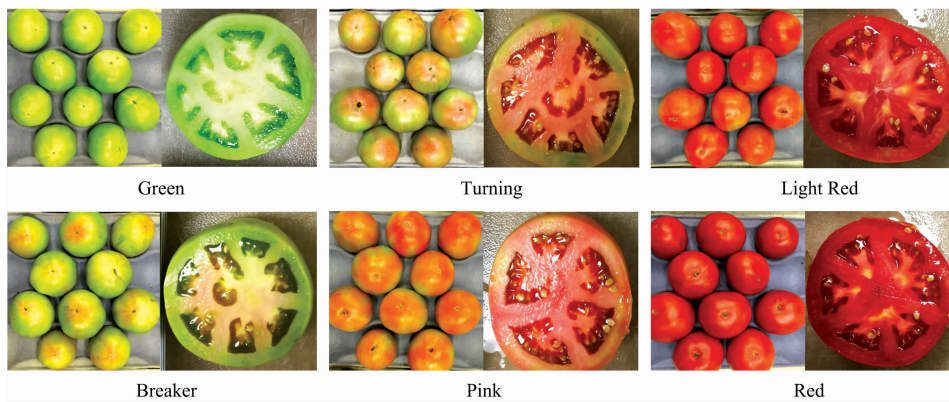


图 1 根据内外部颜色确定的番茄不同成熟度

Fig. 1 Different maturity stages for tomatoes based on their internal and surface color

### 1.2 基于空间分辨光谱的光学特性参数提取

新型空间分辨光谱系统如图 2 所示, 具体描述详见文献<sup>[16]</sup>。光谱采集与光源设置与文献<sup>[1]</sup>一致。由于光在组织中传输衰减, 光源-检测器距离超过 12.5 mm 的信号太弱, 因此, 靠近光源的 9 个空间分辨光谱(光源-检测器距离 1.5~12.5 mm)被用来分析和评估番茄的吸收和散射特性。受水分强吸收影响, 1 300 nm 之后的光谱区域信噪比较小, 仅 550~1 300 nm 的光谱区域被用来分析和计算番茄的吸收和约化散射系数。光谱归一化后, 采用样本校正曲线(详见文

献<sup>[16]</sup>) 在波长区间 550~1 300 nm 对空间分辨光谱进行校正, 得到 600 个番茄样品校正后空间分辨反射率。

最后, 根据漫射近似方程逆算法计算出吸收和约化散射系数, 如图 3 所示。空间分辨漫反射解析方程如下所示

$$R(r) = \frac{C_1}{4\pi D} \left[ \frac{\exp(-\mu_{\text{eff}} r_1)}{r_1} - \frac{\exp(-\mu_{\text{eff}} r_2)}{r_2} \right] + \frac{C_2}{4\pi} \left[ \frac{1}{\mu_t} \left( \mu_{\text{eff}} + \frac{1}{r_1} \right) \frac{\exp(-\mu_{\text{eff}} r_1)}{r_1^2} + \left( \frac{1}{\mu_t} + 2z_b \right) \left( \mu_{\text{eff}} + \frac{1}{r_2} \right) \frac{\exp(-\mu_{\text{eff}} r_2)}{r_2^2} \right]$$

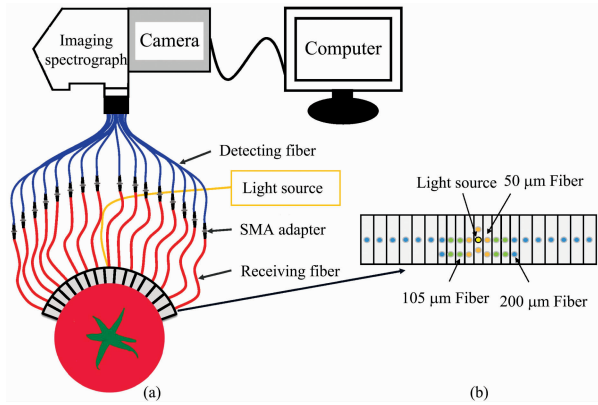


图 2 空间分辨光谱系统(a)及其探头(b)

Fig. 2 Schematic of the spatially-resolved spectroscopy system (a), and the flexible probe (b)

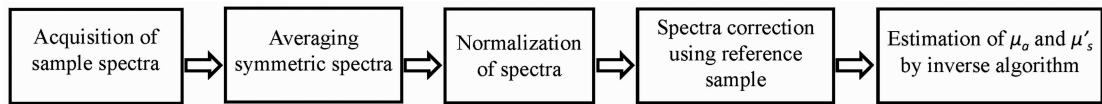


图 3 吸收和约化散射系数的计算流程

Fig. 3 Procedure of calculating  $\mu_a$  and  $\mu'_s$

1.3 建模方法

吸收和约化散射系数与组织成分和物理特性相关, 番茄的成熟过程伴随着组织成分与物理特性的变化, 因此, 吸收和约化散射系数理论上能够判别番茄的成熟度。另外, 番茄组织内光的吸收和散射存在相互关系, 吸收系数( $\mu_a$ )与约化散射系数( $\mu'_s$ )组合对番茄成熟度的判别具有一定实际意义, 如有效衰减系数( $\mu_{eff} = [3\mu_a(\mu_a + \mu'_s)^{1/2}]$ )可比较不同组织的透光特性及其波长依赖性<sup>[18]</sup>; Cen<sup>[4]</sup>等研究发现  $\mu_a \times \mu'_s$  组合是预测桃子品质参数的有效组合。MATLAB R2017a (The MathWorks, Inc., Natick, MA, USA) 和 PLS Toolbox 8.2 (Eigenvector Research, Inc., Wenatchee, WA, USA) 软件被用于建立吸收( $\mu_a$ )和约化散射( $\mu'_s$ )系数以及它们光谱点乘组合( $\mu_{eff}$  和  $\mu_a \times \mu'_s$ )的番茄成熟度偏最小二乘判别分析(PLSDA)模型。600 个番茄样品随机分成训练集和测试集, 其中训练集有 400 个样品, 测试集有 200 个样品。威尼斯百叶窗交叉验证法简单易行, 适用于较多样本的随机分类数据, 该方法被用于确定最小交叉验证分类误差平均值, 从而确定模型的最佳潜在变量数量。

2 结果与讨论

2.1 不同成熟度番茄的光学特性光谱

图 4 显示番茄六个成熟度的吸收和约化散射系数在 550 ~ 1 300 nm 光谱区间的平均光谱。由图 4(a)观察到吸收系数光谱在番茄不同成熟度有着明显的变化。随着番茄成熟阶段的递进, 叶绿素吸收峰(675 nm)逐渐衰减, 而花青素和姜黄素吸收峰(560 nm)逐渐增加, 这是由于随着番茄由 Green 转变成 Red, 叶绿素含量减少, 而花青素开始增加<sup>[15]</sup>, 从而

其中  $r$  是光源-检测器距离;  $D = [3(\mu_a + \mu'_s)^{-1}]$  为扩散系数;  $\mu_{eff} = [3\mu_a(\mu_a + \mu'_s)^{1/2}]$  为有效衰减系数;  $\mu'_t = \mu_a + \mu'_s$  为总衰减系数;  $r_1 = (z_0^2 + r^2)^{1/2}$  和  $r_2 = [(z_0 + 2z_b)^2 + r^2]^{1/2}$  分别为检测器到实际光源的距离和检测器到镜像光源的距离;  $z_0 = (\mu'_t)^{-1} = (\mu_a + \mu'_s)^{-1}$  和  $z_b = 2AD = \frac{2(1+R_{eff})}{3(1-R_{eff})(\mu_a + \mu'_s)}$ ,  $A = \frac{1+R_f}{1-R_f}$  为组织内部的反射系数,  $R_f \approx -1.439 9n^{-2} + 0.709 9n^{-1} + 0.668 1 + 0.063 6n$  由组织的折射率决定。常数  $C_1 = \frac{1}{4\pi} \int_{2\pi} [1 - R_{fres}(\theta) \cos\theta d\omega]$  和  $C_2 = \frac{3}{4\pi} \int_{2\pi} [1 - R_{fres}(\theta) \cos^2\theta d\omega]$  为介质折射率产生的系数, 对于果蔬产品, 折射率  $n = 1.35$ ,  $C_1$  和  $C_2$  分别为 0.127 7 和 0.326 9<sup>[4]</sup>。这些数值将被用于漫射近似方程逆算法, 计算出番茄的吸收和约化散射系数。

出现了 560 和 675 nm 的吸收峰具有相反的趋势。从吸收系数光谱图还可以发现, 在 750 nm 处有个微小的吸收峰, 这是由于水分吸收引起的。在 970 和 1 180 nm 处有显著的吸

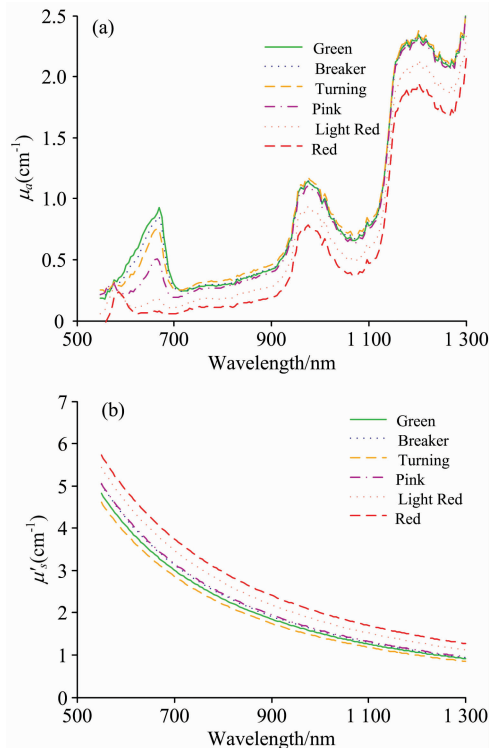


图 4 番茄不同成熟度的平均吸收(a)和约化散射(b)系数光谱  
Fig. 4 Mean spectra of (a) absorption ( $\mu_a$ ) and (b) reduced scattering ( $\mu'_s$ ) coefficients for tomato fruit at the six maturity stages

收峰, 这是由水分和番茄组织中 C—H, N—H 和 O—H 吸收带的组合产生的。

图 4(b) 发现所有测试番茄的约化散射系数在 550~1 300 nm 光谱区域都随着波长增加单调递减。约化散射系数与样品物理特性相关, 如细胞结构, 颗粒尺寸和密度等。在番茄早期成熟阶段 (Green 到 Breaker 再到 Turning), 细胞壁解聚和纤维素降解会导致约化散射系数的降低。随着番茄从 Turning 到 Pink, 再转变到 Light Red, 最终到 Red 阶段, 可溶性果胶和纤维素会产生小分子, 而使得番茄组织的小颗粒密度增加, 从而扭转了约化散射系数的变化趋势, 使得约化散射系数大幅增加<sup>[14]</sup>。

### 2.2 基于光学特性参数的番茄成熟度分类

由表 1 可知, 基于表面颜色特征的番茄六成熟度 PLS-DA 模型结果,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  以及它们组合的识别率均高于内部颜色特征的识别率, 文献[1]表明, 番茄内部颜色的识别与光源-检测器距离相关, 且较大的光源-检测器距离光谱可更准确的判别番茄内部颜色, 本研究中考虑信噪比影响, 所获得光谱的光源-检测器距离仅限于 12.5 mm, 无法全面准确地判别番茄内部颜色特征。此外, 从表 1 中还可观察到  $\mu'_s$  无法准确识别番茄的成熟度, 这可能由于番茄的  $\mu'_s$  与番茄的物理特性相关, 番茄在成熟过程会经历细胞壁解聚和纤维素降解等复杂过程, 这些物理特性的变化与  $\mu'_s$  之间可能是非线性关系, 导致  $\mu'_s$  无法准确判别番茄成熟度。但  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合能有效提高单一  $\mu_a$  或  $\mu'_s$  对番茄成熟度的识别率, 说明番茄组织的吸收和散射特性存在一定的相关性, 能促进番茄成熟度分类。

若按三成熟度分类 (Green/Breaker, Turning/Pink, Light red/Red),  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  以及它们组合的识别率相较于六成熟分类结果均有很大幅度的提高, 基于表面颜色的识别率提高 10% 以上, 而基于内部颜色的识别率可提高 20% 以上, 且基于内外两种颜色特征的三成熟度识别率非常相近, 除了  $\mu'_s$ , 识别率均可达到 94% 左右。基于表面颜色特征的三成熟度分类,  $\mu_a \times \mu'_s$  能够提高单一  $\mu_a$  识别效果, 而对于内部颜色特征识别,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合与单一  $\mu_a$  识别率一致, 均为

94%, 且  $\mu_a$  与  $\mu_{\text{eff}}$  在三个成熟度的判错样本也一致, 分别为 3, 5, 4 个, 而  $\mu_a \times \mu'_s$  在三个成熟度的判错样本分别为 3, 4, 5 个, 说明  $\mu_a$  在基于内部颜色特征的三成熟度评估中起决定性作用。总体而言, 不管是番茄六成熟度还是三成熟度的判别,  $\mu_a \times \mu'_s$  均比其他参数获得更优的识别率。

表 1 番茄成熟度测试集结果分析  
Table 1 The overall classification accuracies for tomato maturity in test set

		$\mu_a$	$\mu'_s$	$\mu_a \times \mu'_s$	$\mu_{\text{eff}}$
Six maturity	Surface color	0.845	0.230	0.855	0.855
	Internal color	0.740	0.205	0.785	0.750
Three maturity	Surface color	0.935	0.500	0.945	0.930
	Internal color	0.940	0.485	0.940	0.940

表 2 给出了  $\mu_a \times \mu'_s$  番茄六成熟度测试集分类结果, 通过对比各成熟阶段的分类结果, 在 Green 和 Red 阶段, 基于内外颜色特征的分类准确率相对较高, 只有个别样本被错分在相邻成熟阶段, 这可能由于番茄在 Green 和 Red 阶段, 内外颜色较为均一, 可见-近红外光谱区域对单一颜色的判别更为敏感, 识别率较高。番茄由 Green 转变到 Red 的中间阶段, 颜色特征呈空间分布, 且由于光穿透深度影响, 对番茄中间四个成熟度阶段识别率相对较低, 表面颜色特征识别率在 80% 左右, 其中 Pink 阶段识别率最低; 内部颜色特征识别率在 70% 左右, 其中 Breaker 阶段识别率最低, 大部分样本被错分在 Green 与 Turning 阶段, 但 Pink 阶段识别率相对较好, 达到了 90%。相较于表面颜色特征识别较为稳定统一, 各成熟阶段识别率在 80% 以上, 内部颜色识别率差异性较大, 其中 Green, Pink 和 Red 阶段识别率均可达到 90% 以上, 而 Breaker 阶段几乎无法正确识别, 这可能由于 Breaker 阶段番茄红素开始逐渐由内而外扩散, 且红色和绿色空间分布变化较大, 这意味着微观结构和组织成分的变异性可能较大, 又受光穿透深度的影响, 导致对 Breaker 阶段内部颜色特征识别的不准确。

表 2  $\mu_a \times \mu'_s$  番茄六成熟度测试集分类结果

Table 2 Classification accuracies for tomato of six maturity stages using  $\mu_a \times \mu'_s$  in test set

		Green	Breaker	Turning	Pink	Light Red	Red	Classification Accuracy
Green	Surface	<b>34</b>	2	0	0	0	0	0.971
	Internal	<b>29</b>	7	0	0	0	0	0.967
Breaker	Surface	1	<b>25</b>	4	0	0	0	0.833
	Internal	1	<b>12</b>	1	0	0	0	0.444
Turning	Surface	0	3	<b>26</b>	5	0	0	0.813
	Internal	0	8	<b>30</b>	1	1	0	0.732
Pink	Surface	0	0	2	<b>25</b>	2	0	0.781
	Internal	0	0	10	<b>27</b>	3	0	0.900
Light Red	Surface	0	0	0	2	<b>30</b>	4	0.833
Red	Internal	0	0	0	2	<b>24</b>	3	0.706
Red	Surface	0	0	0	0	4	<b>31</b>	0.886
	Internal	0	0	0	0	6	<b>35</b>	0.921

表 3 展示了  $\mu_a \times \mu'_s$  在番茄三成熟度判别过程中, 预测集详细分类结果。由表 3 可知, 不管是基于表面颜色还是内部颜色进行评估, 各成熟度的分类准确率均超过 93%, 远远好于六成熟度分类结果, 这可能由于番茄相邻两成熟度阶段的微观结构和组分较为相似, 将其合并为一类进行模型训练, 可有效提高模型分类能力。基于表面颜色特征评估番茄 Light Red/Red 阶段可获得最优识别率 95.8%, 而基于内

部颜色特征在该阶段识别率相对较低, 为 93.1%, 有 5 个样本被判错在 Turning/Pink 阶段。在 Green/Breaker 和 Turning/Pink 阶段, 基于表面颜色特征所建模型有 4 个样本判错在相邻成熟度阶段, 识别率为 93.8%; 而采用内部颜色特征建立的 PLSDA 模型分类效果稍好, 仅有 3 个样本判错, 识别率超过 94%。

表 3  $\mu_a \times \mu'_s$  番茄三成熟度测试集分类结果

Table 3 Classification accuracies for tomato of three maturity stages using  $\mu_a \times \mu'_s$  in test set

		Green/Breaker	Turning/Pink	Light Red/Red	Classification Accuracy
Green/Breaker	Surface	<b>61</b>	3	0	0.938
	Internal	<b>54</b>	2	0	0.947
Turning/Pink	Surface	4	<b>60</b>	3	0.938
	Internal	3	<b>67</b>	5	0.944
Light Red/Red	Surface	0	1	<b>68</b>	0.958
	Internal	0	2	<b>67</b>	0.931

本文采用的  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  以及它们组合对番茄六成熟度分类结果跟以往研究具有可比性, 三成熟分类效果甚至高于以往研究<sup>[14]</sup>。Zhu 等在 500~950 nm 光谱区间获得番茄的吸收和散射光谱, 并根据番茄表面颜色特征建立了 PLSDA 模型, 判别番茄六成熟度和三成熟度的分类效果, 总体分类准确率分别为 86% 和 92%。此外, 本研究基于内部颜色特征的番茄成熟度分类结果与不同光源-检测器距离的空间分辨光谱也具有可比性<sup>[1]</sup>, 说明  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  以及它们组合在评估番茄内部颜色特征仍具有一定潜力。

在番茄六成熟度分类结果,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合能够进一步提高单独  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  光谱所建模型分类性能, 这可能由于随着番茄的成熟软化, 番茄组成成分(与  $\mu_a$  相关)与物理特性(与  $\mu'_s$  相关)也随着改变。但在番茄三成熟度分类结果中,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合与单独  $\mu_a$  光谱所建模型分类结果一致, 这可能由于三种成熟度的番茄差异较大,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合获得的额外信息不足以改善分类模型的性能<sup>[14]</sup>。此外,  $\mu'_s$  光谱评估番茄成熟度能力均低于  $\mu_a$  光谱, 这一发现也与前人采用光学特性对其他水果品质评估的结论相一致<sup>[4, 13]</sup>。番茄在成熟过程经历细胞壁和果胶溶解变化, 可能导致番茄内壁和中隔及

果胶不稳定, 影响番茄的散射特性(与物理结构和特性相关)。另外,  $\mu_a$  光谱出现了更多特征峰, 其中可能包含更多样品的物理和化学信息, 而  $\mu'_s$  光谱单调递减, 特征较少, 这也可能是  $\mu'_s$  光谱与番茄成熟度相关性低的原因。

### 3 结 论

采用光学吸收和散射特性在 550~1 300 nm 光谱区间评估番茄的成熟度。 $\mu_a$  和  $\mu'_s$  及它们组合分别建立基于表面和内部颜色特征的番茄成熟度 PLSDA 模型, 用于判别番茄的六成熟度和三成熟度等级。 $\mu_a$  和  $\mu'_s$  及它们组合对基于表面颜色特征的番茄六成熟度识别优于内部颜色特征的识别率,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  组合能够进一步改善单独  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  光谱建立的番茄六成熟度判别模型, 识别率达到 85.5%。当番茄被分为三成熟度等级,  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  及它们组合建立的判别模型总体识别率有了显著提升, 且基于表面和内部颜色特征的番茄成熟度识别率相近, 均在 94% 左右。结果表明, 光学吸收和约化散射系数在评估番茄成熟度方面具有很大潜力。

### References

- [1] HUANG Yu-ping, Lu Renfu, QI Chao, et al(黄玉萍, Lu Renfu, 戚超, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2018, 38(7): 2183.
- [2] Huang Y, Lu R, Chen K. Journal of Food Engineering, 2018, 236: 19.
- [3] Huang Y, Lu R, Chen K. Journal of Food Engineering, 2018, 222: 185.
- [4] Cen H, Lu R, Mendoza F, et al. Transactions of the ASABE, 2012, 55(2): 647.
- [5] van Stokkum I H, Larsen D S, van Grondelle R. Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Bioenergetics, 2004, 1657(2-3): 82.
- [6] Bigger Jr J T, Fleiss J L, Steinman R C, et al. Circulation, 1992, 85(1): 164.
- [7] Hu D, Lu R, Ying Y. Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer, 2018, 207: 32.
- [8] Huang Y, Lu R, Hu D, et al. Postharvest Biology & Technology, 2018, 143: 78.
- [9] Cen H, Lu R, Nguyen-Do-Trong N, et al. Spatially Resolved Spectroscopic Technique for Measuring Optical Properties of Food, CRC Press, New York, 2016.

- [10] Hu D, Fu X, Wang A, et al. *Transactions of the ASABE*, 2015, 58(5): 1387.
- [11] Xia J, Weaver A, Gerrard D E, et al. *Journal of Food Engineering*, 2008, 84(1): 75.
- [12] Herremans E, Bongaers E, Estrade P, et al. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2013, 18: 202.
- [13] Do Trong N N, Erkinbaev C, Tsuta M, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2014, 91: 39.
- [14] Zhu Q, He C, Lu R, et al. *Postharvest Biology and Technology*, 2015, 103: 27.
- [15] Qin J, Lu R. *Postharvest Biology and Technology*, 2008, 49(3): 355.
- [16] Huang Y, Lu R, Chen K. *Postharvest Biology and Technology*, 2017, 133: 88.
- [17] Trivittayasil V, Tsuta M, Kasai S, et al. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 175: 30.
- [18] Flock S T, Wilson B C, Patterson M S. *Medical Physics*, 1987, 14(5): 835.

## Ripeness Assessment of Tomato Fruit by Optical Absorption and Scattering Coefficient Spectra

HUANG Yu-ping<sup>1</sup>, WANG De-zhen<sup>1</sup>, ZHOU Hai-yan<sup>1</sup>, YANG Yu-tu<sup>1</sup>, CHEN Kun-jie<sup>2\*</sup>

1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

**Abstract** Maturity is one of the most important parameters in determining the picking time and assessing the postharvest quality. As the maturity of tomato fruit advanced, the chlorophyll content decreases, while anthocyanin starts to increase, resulting in color changes for tomato fruit, which suggests color characteristics is closely related to the maturity for tomatoes. The total 600 tomatoes at six maturity stages were used for the test, absorption and reduced scattering coefficients for tomato fruit were extracted by spatially resolved spectroscopy, partial least squares models discriminant analysis (PLSDA) models were built for evaluating tomato maturity. Spatially resolved (SR) spectra for each tomato sample were acquired using a novel spatially resolved spectroscopic system over the spectral region of 550~1 650 nm. Since the 30 fibers in SR probe were arranged in symmetry, each pair of symmetric spectra were averaged, which resulted in 15 relative reflectance spectra covering the light source-detector distances of 1.5~36 mm. Due to strong water absorption beyond 1 300 nm, only 550~1 300 nm was selected for extracting the absorption and reduced scattering coefficients of tomato fruit. Besides, nine SR spectra over the spatial distances from 1.5 to 12.5 mm were actually used to analyze the absorption and reduced scattering properties of tomato fruit in this study, because the signal beyond 12.5 mm was too weak to be useful. And then the values for the absorption and reduced scattering coefficient were obtained by the diffusion approximation equation coupled with a nonlinear inverse algorithm. Chlorophylls content decreases at 675 nm along with the increases of anthocyanin at 560 nm as tomato turns from green to red. The values of the reduced scattering coefficient decreased steadily with the increasing wavelength for all tested tomato samples over the spectral region of 550~1 300 nm. The classification results were compared using  $\mu_a$  and  $\mu'_s$ . Besides, tomato maturity stages were evaluated based on surface color and internal color. The results showed the combinations of  $\mu_a$  and  $\mu'_s$  could further improve classification results compared with single  $\mu_a$  and  $\mu'_s$  spectra, especially  $\mu_a \times \mu'_s$  (multiplication of the two parameters wavelength by wavelength), which presented recognition rate of 78.5% and 85.5% for internal color and surface color, respectively. Better classification results were obtained for three ripeness stages using  $\mu_a$  and  $\mu'_s$  and their combinations, and the recognition rates were similar, around 94% for internal and surface color. The research demonstrated the optical absorption and scattering spectra could classify tomato ripeness stages effectively. The research provided a new means for nondestructive detection in agricultural products.

**Keywords** Tomato; Ripeness; Absorption coefficient spectra; Reduced scattering coefficient spectra

(Received Oct. 14, 2019; accepted Feb. 11, 2020)

\* Corresponding author