光纤光谱技术结合SNV-CARS-GWO-SVR模型的樱桃番茄SSC无损检测

高升[1*]，徐建华[2]，王伟[1]，解万翠[3]

（1.青岛理工大学信息与控制工程学院，山东青岛 266520）（2.青岛国际机场集团有限公司运行指挥中心，山东青岛 266309）（3.青岛科技大学海洋与生物工程学院，山东青岛 266042）

摘要：樱桃番茄的可溶性固体含量（Soluble Solids Content, SSC）是评价其品质和成熟状态的关键参数。该文搭建了光纤光谱透射检测系统采集了不同成熟度樱桃番茄样本的原始光谱信息后，通过理化实验测定样本的 SSC 指标经 SPXY 算法对样本进行划分；然后用标准正态变量变换等算法（Standard Normal Variable transformation, SNV）对采集到的原始光谱进行预处理；采用连续投影算法（Successive Projection Algorithm, SPA）和竞争性自适应加权算法（Competitive Adaptive Reweighted Sampling, CARS）进行特征波长提取；最后利用灰狼优化算法（Grey Wolf Optimization, GWO）优化支持向量回归模型（Support Vector Regression, SVR）建立了樱桃番茄 SSC 的最优预测模型。结果表明，使用 SNV 算法预处理后的光谱建立的预测模型的校正集和预测集的相关系数得到了明显改善。SNV-CARS-GWO-SVR 模型是樱桃番茄的最佳预测模型，预测集均方根误差（Root Mean Square Error of Prediction set, RMSEP）为 0.28，残差预测偏差（Residual Predictive Deviation, RPD）为 2.75。利用自行搭建的搭建了光纤光谱透射检测系统完全可以实现樱桃番茄 SSC 的检测，为不同成熟度番茄的 SSC 在线快速、无损检测提供了一种新的方法。

关键词：樱桃番茄；可溶性固体含量；光纤光谱技术；灰狼算法；无损检测

文章编号：1673-9078(2024)08-320-326 DOI: 10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.8.0808

Nondestructive Detection of the Soluble Solids Content of Cherry Tomatoes Using Fiber Optic Spectroscopy and an SNV-CARS-GWO-SVR Model

GAO Sheng[1*], XU Jianhua[2], WANG Wei[1], XIE Wancui[3]

(1.School of Information and Control Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China) (2.AOC, Qingdao Jiaodong International Airport, Qingdao 266309, China)(3.College of Marine Science and Biological Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China)

Abstract: The soluble solids content (SSC) is a key parameter for evaluating the quality and maturity of cherry tomatoes. In this study, a fiber optic spectral transmission detection system was built to collect the raw spectral information of

引文格式：

高升,徐建华,王伟,等.光纤光谱技术结合SNV-CARS-GWO-SVR模型的樱桃番茄SSC无损检测[J].现代食品科技, 2024,40(8):320-326.

GAO Sheng, XU Jianhua, WANG Wei, et al. Nondestructive detection of the soluble solids content of cherry tomatoes using fiber optic spectroscopy and an snv-cars-gwo-svr model [J]. Modern Food Science and Technology, 2024, 40(8): 320-326.

收稿日期：2023-07-05

基金项目：国家自然科学基金项目（31871863；32072302；32072348）；中央引导地方发展专项资金项目（YDZX2022176）；山东省自然基金项目（ZR2023QC114）；湖北省自然科学基金项目（2012FKB02910）；湖北省研究与开发计划项目（2011BHB016）；中央引导地方发展专项资金项目（YDZX2022176）；山东省科技型中小企业创新能力提升工程项目（2021TSGC1251；2023TSGC0389；2021TSGC0766）

作者简介：高升（1988-），男，博士，讲师，研究方向：农产品无损检测技术，E-mail：gaosheng@qut.edu.cn

现代食品科技

cherry tomatoes at different maturity levels. The SSCs of the samples were determined using physicochemical experiments, and the values were classified using the SPXY algorithm. Next, the raw spectra collected were preprocessed using standard normal variable (SNV) transformation. The successive projections algorithm (SPA) and competitive adaptive reweighted sampling (CARS) algorithm were used for characteristic wavelength extraction. Finally, the Grey Wolf optimization (GWO) algorithm was applied to optimize the support vector regression (SVR) model to build an optimal model for predicting the SSC of cherry tomatoes. The results showed significant improvement of the coefficients of the calibration and prediction sets of the established prediction model based on SNV-preprocessed spectra. The SNV-CARS-GWO-SVR model was the best model for predicting the SSC of cherry tomatoes, with a root-mean-square-error of the prediction set (RMSEP) value of 0.28 and residual predictive deviation (RPD) value of 2.75. In summary, this independently developed fiber optic spectral transmission detection system fully achieved the nondestructive detection of the SSC of cherry tomatoes, thus providing a new method for the rapid and nondestructive online detection of SSCs of cherry tomatoes at different maturity levels.

Key words: cherry tomato; soluble solids content; fiber optic spectroscopy; grey wolf optimization; nondestructive detection

樱桃番茄属于番茄，果实呈鲜红色、黄色和绿色，联合国粮农组织推广的“四种水果”之一，具有解渴、增进食欲、清热解毒、凉血平肝、养血、增进食欲等功效。与传统番茄相比，樱桃番茄含有更丰富的血红素、天然有机酸、必需氨基酸、维生素 C 和各种矿物质[1]。近几年，樱桃番茄越来越受到人们的喜爱，其种植面积、区域、产量明显增加[2]。

樱桃番茄的内部品质的传统检测方法是根据颜色和大小等外部特征进行人工推断，这种方法存在识别误差大，分类标准不统一等问题。利用化学试验测定樱桃番茄的内部品质较为准确，但存在步骤繁琐费时、试剂消耗大，检测成本高、只能进行抽检等弊端。近红外光谱技术具有快速、无损、准确和使用简单的特点，已被广泛应用于苹果[3]、番茄[4-7]、梨[8]、橙[9]、西瓜[10]等水果的内部品质的检测研究。刘燕德等[11]使用可见 / 近红外光谱技术实现了对水果瘀伤和 SSC 的在线检测。王凡等利用可见 / 近红外技术建立了樱桃番茄的透射检测系统，结合相关分析和归一化来修正樱桃番茄的果实直径，实现了对樱桃中可溶性固体含量的快速无损检测，但构建的模型是通过全波段建模的，模型相对复杂[1]。目前，针对不同成熟度樱桃番茄 SSC 的研究相对较少，市场迫切需要建立一种快速、便捷、无损的检测方法以适应不同成熟度樱桃番茄 SSC 的检测。

综上所述，本文搭建了光纤光谱透射检测系统采集不同成熟度樱桃番茄样本的原始光谱信息，并应用 SPA 算法和 CARS 算法来提取样本的特征波长，最后利用灰狼优化算法 GWO 优化支持向量回归模型建立了樱桃番茄 SSC 的最优预测模型，为樱桃番茄的 SSC 检测找到一种新的方法和思路。

1 材料和方法

1.1 光谱采集装置

USB2000+ 微型光纤光谱仪、84-UV 耦合透镜、卤素灯光源（LS-3000 可调卤素灯光源）均产自美国海洋光学公司；PAL-1 手持数字折射仪，日本 ATAG 爱宕。

1.2 实验材料

实验材料为樱桃番茄，品种为“千禧”，采摘于中国山东寿光的一个地方果园。该果园位于北纬 36°85′，东经 118°79′，海拔 33 m。随机选取 260 个大小、形状相似但颜色不同的果实样本，结合当地果农的经验将樱桃番茄果实分为四种成熟度果实：分别为绿果（未成熟的果实，果实表面有绿色，果实较硬）；浅红果（半成熟的果实，近一半的果实表面为红色，果皮颜色为浅红色，果实开始变软）；红果（接近成熟的果实，红色覆盖大部分果实表面，切开后果实颜色为红色，果实硬度偏软）和深红果（成熟的果实，红色覆盖整个果实表面，果皮颜色为深红色，果实较软）。处于不同成熟度的樱桃番茄的样本见图 1。

现代食品科技

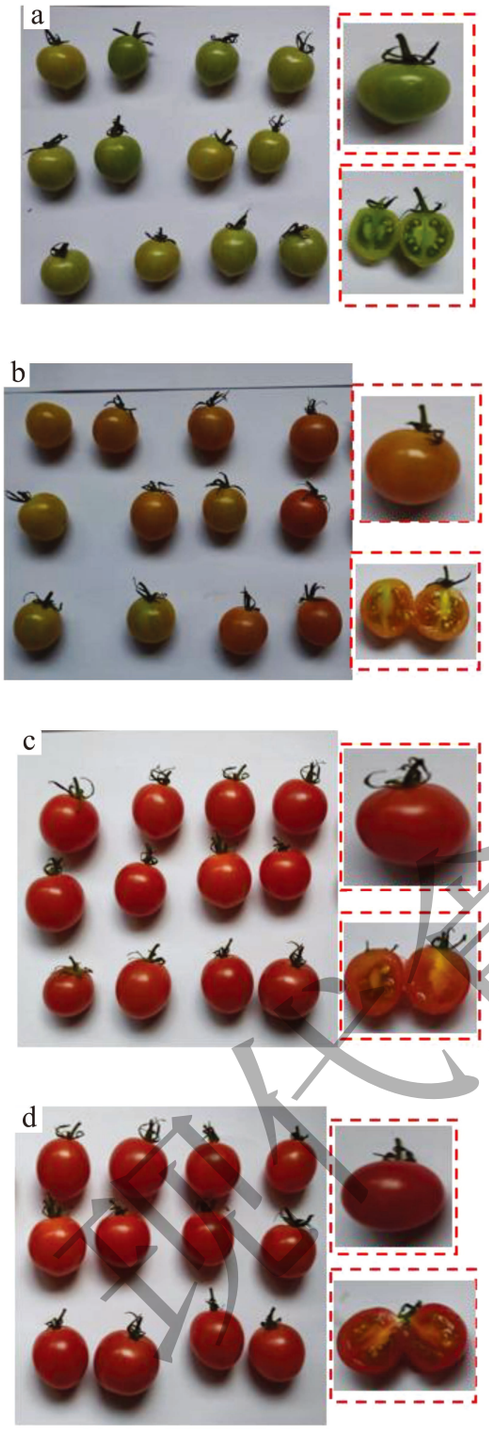

图 1 不同成熟度的樱桃番茄样本

Fig.1 Samples of cherry tomatoes in different states of maturity

注：（a）绿果（不成熟果实）；（b）浅红果（半成熟果实）；（c）红果（欠成熟果实）；（d）深红果（成熟果实）。

1.3 光纤光谱数据采集系统

为了采集樱桃番茄样本的光谱数据，本实验搭建了一个可见 / 近红外光纤光谱采集系统，搭建的光纤光谱系统如图 2 所示。该系统主要由 USB2000+ 光谱仪、聚光透镜、光源、84UV 透镜、隔板、光纤和电脑组成。USB2000+ 光谱仪的一端通过光纤连接到 84UV 透镜上，光谱仪的另一端通过 USB 接口与电脑连接；光源（LS-3000）发出的光通过光纤传输至聚光透镜。采集样本光谱时，首先将样本放在隔板上，然后直接使用安装在电脑上的 Spectra Suite 软件（制造商为美国海洋光学公司）进行光谱采集。每个样本的光谱信息被采集三次（样本被水平放置在隔板上）。三次采集的光谱数据进行平均得到平均光谱以消除实验及外界环境产生的误差，将平均光谱作为该样本的原始光谱进行分析处理。

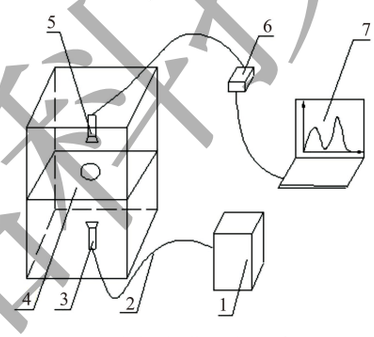

图 2 光纤光谱采集系统图

Fig.2 Fiber optic spectrum acquisition system diagram

注：1. 光源；2. 光纤；3. 聚光透镜；4. 隔板；5.84UV 透镜；6.USB2000+ 光谱仪；7. 电脑。

1.4 实验方法

樱桃番茄样本当天采摘于樱桃番茄采摘园，将采摘的样本立即带回实验室并在恒温恒湿箱中存放 12 h。设定恒温恒湿箱的温度 22 ℃，相对湿度 65%，以消除温度对结果的影响。

采集光谱的方法是将样本放在光纤光谱数据采集系统的隔板上，样本和 84UV 透镜之间的间距为 20 mm。将光谱仪设置为 50 ms 的积分时间，平均数为 4，平滑宽度为 3。在样本的赤道位置采集光谱，并进行平均，以得到样本的光谱数据。

可溶性固体的测量：在采集光谱后，立即对样本进行挤压，然后将果汁滴在 PAL-1 手持数字折射仪上，测量样本的 SSC。每个样本重复测量 3 次，取平均值作为该样本 SSC 的实际值。

1.5 建模方法和模型的评价

支持向量机算法（Support Vector Machine, SVM）是一种广泛使用的基于统计学原理的机器学习方

现代食品科技

法[12]。其主要思想是将样本低维空间映射到高维空间，从而实现对高维特征空间的非线性处理。SVR 算法（Support Vector Regression, SVR）作为 SVM 算法的一个重要应用分支，被广泛用于回归分析问题。本文采用 SVR 算法对樱桃番茄 SSC 进行预测分析，其核函数选择径向基函数（Radial Basis Function, RBF）。

灰狼优化算法（Grey Wolf Optimizer, GWO）是一种种群智能优化算法，它模拟了灰狼种群的领导机制以及追踪、包围、追击和猎物攻击的过程来优化搜索。在使用 SVR 模型进行回归预测时，选择合理的惩罚因子 c 和核函数参数 g 直接影响其所建模型的预测效果，然而，c 和 g 的选择并没有标准的方法，大多是通过经验和试错来确定[13]。本文采用 GWO 算法对 SVR 的参数 c 和 g 进行优化，并利用优化后的 c 和 g 建立回归模型。GWO-SVR 算法的实现步骤如下[14,15]。

1）在 GWO 中设置灰狼种群规模 N 和最大迭代次数 T，初始化模型参数，并设置合理的 c 和 g 范围以寻找最佳。在本文中，根据算法的运行，T 和 N 将分别设置为 50 和 20。

2）在模型中，灰狼群是随机生成的，每个灰狼群的位置由 SVR 中的两个参数 c 和 g 组成。SVR 根据每个灰狼群的参数不断学习，计算出每个灰狼的适配值，然后根据适配值分级更新灰狼群位置。

3）计算出新位置上每只灰狼的适配值，与上次的最优适配值进行比较，选出最优适配值。

4）设定模型的最大迭代次数，在最大迭代次数中得到的全局最优位置就是 SVR 中 c 和 g 的最优值，最后得到模型预测的最优值。

模型的准确性和稳定性由校正集相关系数（Correlation Coefficient of Calibration, R_c）和校正集均方根误差（Root Mean Square Error of Calibration Set, RMSEC）、预测集相关系数（Correlation Coefficient of Prediction, R_p）和预测集均方根误差（Root Mean Square Error of Prediction Set, RMSEP）以及残差预测偏差（Residual Predictive Deviation, RPD）决定[16,17]。

2 结果和讨论

2.1 样本集的划分及结果

结合采集的样本光谱数据和样本的理化指标值，本文采用 SPXY 算法[18,19]将所有樱桃番茄样本按照 3:1 的比例分为校正集和预测集，其统计结果见表 1。从表 1 可以看出，校正集样本的 SSC 范围为 5.7~9.9 °Brix，预测集样本的 SSC 范围为 6.0~8.9 °Brix，校正集样本 SSC 的范围大于预测集，有利于建立预测效果较好的预测模型，所以通过 SPXY 算法划分的样本集有助于下文构建更好的预测模型[20,21]。不同成熟度樱桃番茄 SSC 统计数据如表 2 所示。从表 2 可知，四个不同成熟度果实的 SSC 相互重叠，只通过果实的颜色及大小等特征无法准确的推测其 SSC 值，也无法进行成熟度的准确分类。后期可利用樱桃番茄的 SSC 作为成熟度的划分标准进行分类，为果实的最佳采摘期的确定及果实生长状态的监测提供可靠的技术支撑。

表 1 使用SPXY算法划分样本集后的数据统计

Table 1 Data statistics after dividing the sample set using the SPXY algorithm

指标	样本	范围	平均值	标准差
SSC/(°Brix)	校正集（196）	5.7~9.9	7.36	0.85
	预测集（64）	6.0~8.9	7.15	0.82

表 2 不同成熟度樱桃番茄SSC统计数据

Table 2 SSC statistics of cherry tomatoes in different states of maturity

参数	成熟度	范围区间	平均值	标准差
SSC/(°Brix)	绿果（不成熟果实）	5.7~6.5	6.23	0.18
	浅红果（半成熟果实）	6.0~7.1	6.48	0.30
	红果（欠成熟果实）	6.4~8.0	7.35	0.36
	深红果（成熟果实）	7.4~9.9	8.15	0.48

2.2 采集样本的透射光谱数据及光谱预处理

为了消除原始光谱波段两端噪声，本文选择波段范围为 500~800 nm，包含 864 个不同波长点所对应的光谱信息。模型经过标准 SNV、SG 等预处理方法，以提高模型的预测精度和稳定性。图 3a 和图 3b 显示了样本的原始光谱和原始光谱经过 SNV 算法预处理后的光谱曲线。

从表 3 可以看出，经过 SNV 算法预处理的原始光谱建立的 SVR 模型的 R_c 和 R_p 都为 0.93，RPD 为 2.43，均高于其他预处理方法后建立的模型，且校正集和预测集的 RMSEC 较小，说明与其他预处理方法相比，由原始光谱经 SNV 算法预处理后建立的模型预测精度最好，说明原始光谱数据经 SNV 算法预处理的原始光谱所建模型效果较好。因此，在下文中，选择由 SNV 算法预处理后的原始光谱进行建模分析。

现代食品科技

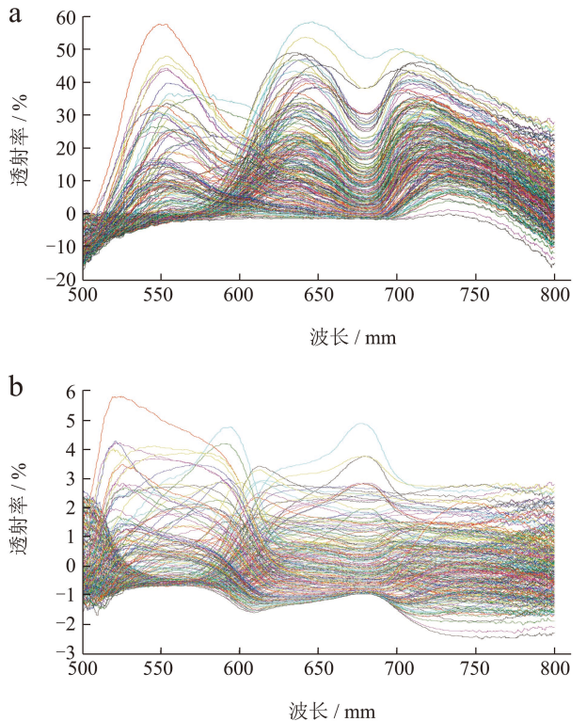

图 3 样本的原始光谱及经预处理后光谱曲线图

Fig.3 Plot of the raw and pre-treated spectra of the samples

注：（a）原始光谱曲线；（b）原始光谱经过 SNV 处理。

表 3 经不同预处理算法建立的GWO–SVR模型

Table 3 GWO-SVR model built by different pretreatment methods

指标	预处理方法	校正集		预测集		RPD
		R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	
SSC	RAW-GWO-SVR	0.93	0.31	0.93	0.31	2.32
	SNV-GWO-SVR	0.93	0.29	0.93	0.30	2.43
	SG-GWO-SVR	0.90	0.40	0.74	0.48	1.13
	MSC-GWO-SVR	0.93	0.30	0.91	0.33	2.29
	Nor-GWO-SVR	0.92	0.31	0.92	0.31	2.32

2.3 特征波长的提取

2.3.1 CARS算法提取特征波长

在应用 CARS 算法提取特征波长时，设置蒙特卡洛采样次数为 50 次，并采用 5 折交叉验证，特征波长挑选依据建立 PLSR 模型的 RMSECV 达到最小值时其所对应的波长[22]，本文中其提取的特征波长的结果见图 4。图 4a 显示，第 23 次采样得到的 RMSECV 值最小，其所对应的特征波长的分布如图 4b 所示。

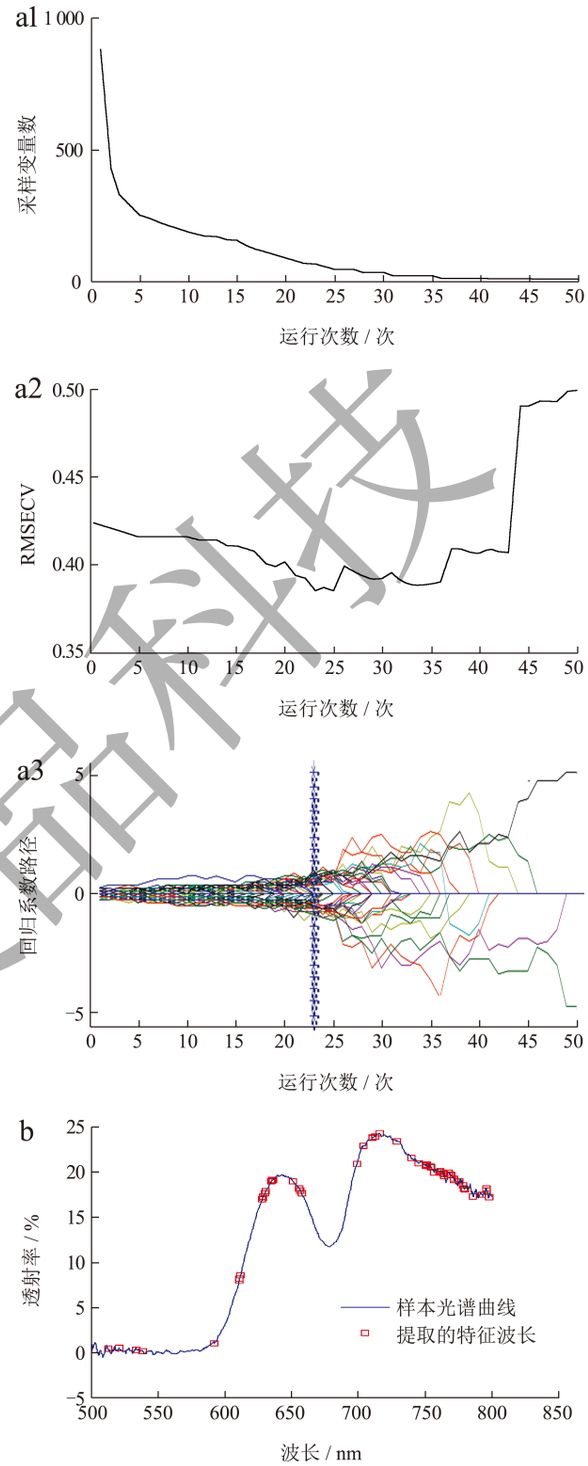

图 4 应用 CARS 算法提取的特征波长的结果

Fig.4 Results of the characteristic wavelengths extracted by applying the CARS algorithm

注：（a）基于 CARS 算法的特征波长选择；（b）CARS 算法提取的特征波长的分布情况。

现代食品科技

2.3.2 SPA算法提取特征波长

在使用 SPA 算法提取特征波长时，当波长数量的变化对均方根误差（RMSE）的影响较小时，其所对应的波长为提取的特征波长[23]。本文中，RMSE 的变化见 5a。当有效波长数量超过 5 时，RMSE 值基本平稳，基于此本文选择的特征波长数量为 5，其所提取的特征波长的分布如图 5b 所示。

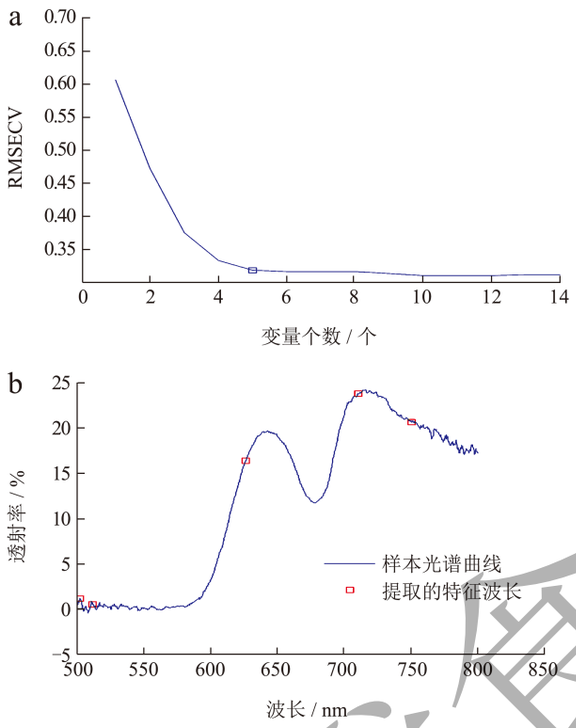

图 5 SPA 算法提取特征波长的结果

Fig.5 Results of characteristic wavelength extraction with the SPA algorithm

注：（a）RMSE 随波长数量的变化情况；（b）使用 SPA 算法提取的特征波长分布图。

2.4 基于特征波长的SSC预测模型

将经过 SNV 预处理后的原始光谱，通过 SPA 算法及 CARS 算法进行特征波长提取后利用 GWO 算法优化 SVR 建立樱桃番茄的 SSC 预测模型。在构建的樱桃番茄 SSC 的最优 SNV-CARS-GWO-SVR 预测模型中，c 和 g 参数分别为 329.93 和 0.01，SNV-CARS-GWO-SVR 模型的建模结果见表 4。

建立的 SNV-CARS-GWO-SVR 预测模型的校正集和预测集的预测结果与理化测量结果的散点图见图 6。SNV-CARS-GWO-SVR 预测模型的 R_c 和 R_p 都为 0.94；RMSC 和 RMSEP 为 0.28，RPD 为 2.75。

表 4 基于不同特征提取方法所建的GWO-SVR模型的效果

Table 4 Results of the GWO-SVR model built based on different characteristic extraction methods

指标	预处理方法	特征波长个数	校正集		预测集		RPD
			R_c	RMSEC	R_p	RMSEP	
SSC	SNV-GWO-SVR	869	0.93	0.29	0.93	0.30	2.43
	SNV-CARS-GWO-SVR	57	0.94	0.28	0.94	0.28	2.75
	SNV-SPA-GWO-SVR	5	0.93	0.32	0.92	0.32	2.31

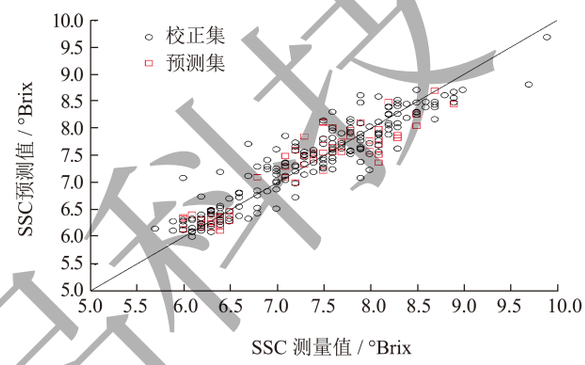

图 6 建立的 SNV-CARS-GWO-SVR 最优模型的预测结果

Fig.6 Predictions of the established SNV-CARS-GWO-SVR optimization model

刘燕德等[11]利用 606~850 nm 波段光谱变量进行建模建立的番茄最优偏最小二乘可溶性物模型的 RMSEP 为 0.43，高于本研究所建的最优预测模型的 RMSEP 值，由模型的评价指标可知：RMSEP 值越小越好，表明本文所建模型具有比较好的预测效果。但因为刘燕德等的研究对象为番茄，与本文所研究的樱桃番茄在外形，尺寸等方面有较大的差异，导致所建模型预测效果不同。王凡等[1]通过果径归一化处理后的二阶微分樱桃番茄 SSC 的偏最小二乘回归法模型的 RMSEP 为 0.39，本文所建模型的模型效果好于王凡所建模型，王凡等采用的是成熟期的樱桃番茄，并未建立不同生长期樱桃番茄的通用预测模型，且所建模型是利用的是全波段进行建模，模型相较于本研究的模型相对复杂，导致其预测时间长，本文所建模型可对后期樱桃番茄在线快速无损检测提供可靠的理论基础。

3 结论

本文利用搭建了光纤光谱透射检测系统采集不同成熟度樱桃番茄样本的原始光谱信息，并通过不

现代食品科技

同光谱预处理算法和特征波长提取方法分别建立樱桃番茄 SSC 的预测模型，并寻找了针对不同成熟度樱桃番茄 SSC 的最优预测模型，实现了不同成熟度樱桃番茄 SSC 的快速、无损检测。主要结论如下：

（1）通过 SNV 预处理后的原始光谱建立的预测模型与原始光谱建立的预测模型相比，其模型的校正集和预测集的相关系数得到了显著提高。

（2）应用 SPA 算法和 CARS 算法进行特征波长提取，然后结合 GWO 算法对 SVR 模型的核心参数 c 和 g 进行优化构建了樱桃番茄 SSC 的预测模型。与 SPA 算法相比，CARS 算法更适用于樱桃番茄光谱数据的降维。CARS 算法从 869 个全波段光谱中提取了 57 个特征波长用于 SSC 预测，占全波段光谱的 6.560%，在简化模型的同时提高了模型的预测能力。

（3）SNV-CARS-GWO-SVR 模型对樱桃番茄 SSC 的预测性能最好，其 R_p 的决定系数为 0.94，RPD 为 2.75。

（4）利用光纤光谱技术对樱桃番茄 SSC 进行无损检测是可行的，为不同成熟度樱桃番茄 SSC 的检测提供了新的方法和思路。

参考文献

[1] 王凡,彭彦昆,汤修映,等.樱桃番茄可溶性固形物含量的可见/近红外透射光谱无损检测[J].中国食品学报,2018,18(10):235-240.

[2] RAFFO A, LEONARDI C, FOGLIANO V, et al. Nutritional value of cherry tomatoes (*Lycopersicon esculentum* Cv. *Naomi F1*) harvested at different ripening stages [J]. Journal of Agricultural & Food Chemistry, 2002, 50(22): 6550-6556.

[3] 刘燕德,吴明明,李铁凡,等.苹果可溶性固形物和糖酸比可见/近红外漫反射与漫透射在线检测对比研究[J].光谱学与光谱分析,2017,37(8):2424-2429.

[4] BORBA K R, AYKAS D P, MIANI M I, et al. Portable near infrared spectroscopy as a tool for fresh tomato quality control analysis in the field [J]. Applied Sciences, 2021, 11(7): 3209.

[5] ANISUR R, LALIT K, SANTOSH L, et al. Nondestructive estimation of moisture content, pH and soluble solid contents in intacttomatoes using hyperspectralimaging [J]. Applied Sciences, 2017, 7(1): 109.

[6] TRAN D T, TRAN T L H, HERTOG M, et al. Quality changes of tomato during fruit development and climacteric ripening [J]. European Journal of Horticultural Science, 2017, 3: 82.

[7] WATI R K, PAHLAWAN M F R, MASITHOH R E. Development of calibration model for pH content of intact tomatoes using a low-cost Vis/NIR spectroscopy [C]// The International Conference on Smart and Innovative Agriculture, 2021.

[8] RITTIRON R, NARONGWONGWATTANA S, BOONPARKOB U, et al.Rapid and nondestructive detection of watercore and sugar content in Asian pear by near infrared spectroscopy for commercial trade [J]. Journal of Innovative Optical Health Sciences, 2014, 7(6): 1350073.

[9] YUAN L M, SUN L I, CAI J R, et al. A preliminary study on whether the soluble solid content and acidity of oranges predicted by near infrared spectroscopy meet the sensory degustation [J]. Journal of Food Process Engineering, 2015, 38(4): 309-319.

[10] 李雄刘燕德,孙旭东,等.西瓜光透射规律与品质属性的内在联系[J].光谱学与光谱分析,2020,40(10):3265-3270.

[11] 刘燕德,饶宇,孙旭东,等.番茄碰伤和可溶性固形物近红外光谱同时在线检测[J].光谱学与光谱分析,2019,39(12):3910-3915.

[12] CHAPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O, MUKERJEE S. Choosing multiple parameters for support vector machines [J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 131-159.

[13] REN, M Y, KOICHI O. Design and analysis of a non-contact tension testing device based on magnetic levitation [J]. IEEE Access, 10: 19312-19332..

[14] 徐达宇,丁帅.改进GWO优化SVM的云计算资源负载短期预测研究[J].计算机工程与应用, 2017,53(7):6.

[15] 崔东文.几种智能算法与支持向量机融合模型在中长期月径流预测中的应用[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2016,37(5):51-57.

[16] NICOLAI B M, BEULLENS K, BOBELYN E, et al. Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review [J]. Postharvest Biology and Technology, 2007(2): 46.

[17] GAO S, XU J H. Hyperspectral image information fusion-based detection of soluble solids content in red globe grapes [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106822.

[18] DONG JL, GUO W C, WANG, Z W, et al. Nondestructive determination of soluble solids content of 'Fuji' apples produced in different areas and bagged with different materials during ripening [J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(5): 1087-1095.

[19] LI J, TIAN X, HUANG W, et al. Application of long-wave near infrared hyperspectralimaging for measurement of soluble solid content (SSC) in pear [J]. Food Analytical Methods, 2016, 9(11): 3087-3098.

[20] SHANG J, MENG Q L, HUANG R S, et al. Nondestructive detection for SSC and firmness of plums by hyperspectral imaging and artificial neural network [C]// Global Intelligent Industry Conference, 2020.

[21] 高升,徐建华.基于近红外光谱的红提内部品质无损检测研究[J].食品工业科技,2022,43(22):7-14.

[22] 詹白勺,倪君辉,李军.高光谱技术结合CARS算法的库尔勒香梨可溶性固形物定量测定[J].光谱学与光谱分析,2014(10):2752-2757.

[23] 高升,王巧华,李庆旭,等.基于近红外光谱的红提维生素C含量、糖度及总酸含量无损检测方法[J].分析化学,2019,47(6):941-949.

现代食品科技