

# 基于双通道改进卷积神经网络的新鲜葡萄品质检测分析

王 丹<sup>1</sup> 刘芳菲<sup>2</sup> 纪晓峰<sup>3</sup>

(1. 河南水利与环境职业学院, 河南 郑州 450000; 2. 信阳农林学院, 河南 信阳 464000;

3. 河南农业大学, 河南 郑州 450002)

**摘要:** [目的] 实现对新鲜葡萄关键品质指标的准确、无损检测, 提出一种基于双通道改进卷积神经网络的新鲜葡萄品质检测分析方法。[方法] 采用光纤光谱仪和 CCD 相机采集葡萄样本可见-近红外光谱和表征图像信息。建立双通道改进卷积神经网络模型, 运用 GAF 变换将一维光谱数据转换为二维图像, 以利于卷积神经网络模型从光谱中提出有效特征。设计具有不同尺寸大小卷积核的卷积层对转换后的光谱二维图像和葡萄表征图像进行特征提取, 以提升卷积神经网络模型对两类图像特征的综合感知能力。在此基础上, 全连接层采用 dropout 方法对双通道卷积神经网络提取到的光谱数据特征和表征图像特征进行降维与融合, 最终实现对葡萄品质指标的准确预测分析。[结果] 与其他 3 种葡萄品质检测方法相比, 试验方法的均方根误差分别降低了 50.48%, 57.44%, 49.56%, 相关系数分别提高了 4.89%, 3.13%, 2.17%。[结论] 试验设计的双通道改进卷积神经网络品质检测分析方法能够实现对葡萄品质关键指标的无损检测。

**关键词:** 葡萄; 光谱; 卷积神经网络; 品质检测

## Fresh grape quality inspection based on dual-channel improved convolutional neural network

WANG Dan<sup>1</sup> LIU Fangfei<sup>2</sup> JI Xiaofeng<sup>3</sup>

(1. Henan Vocational College of Water Conservancy and Environment, Zhengzhou, Henan 450000, China;

2. Xinyang Agriculture and Forestry University, Xinyang, Henan 464000, China;

3. Henan Agricultural University, Zhengzhou, Henan 450002, China)

**Abstract:** [Objective] To achieve accurate and non-destructive testing of key quality indicators of fresh grapes, we proposed a dual-channel improved convolutional neural network (CNN) method for fresh grape quality inspection. [Methods] A fiber-optic spectrometer and a CCD camera were used to collect visible near-infrared spectra and characterize the image information of grape samples. The dual channel improved CNN model was established and the Gramian angular field (GAF) was used to convert one-dimensional spectral data into two-dimensional images for the extraction of effective features from spectra data. The convolutional layers with different sizes of convolution kernels were designed to extract features from the converted spectral two-dimensional images and grape characterization images, thus enhancing the comprehensive perception ability of the CNN model. On this basis, the dropout method was used for the fully connected layer to reduce and fuse the extracted features, ultimately achieving accurate prediction of key indicators of grape quality. [Results] Compared with other three grape quality inspecting methods, the CNN method showed the root mean square error decreases of 50.48%, 57.44%, and 49.56% and the correlation coefficient increases of 4.89%, 3.13%, and 2.17%, respectively. [Conclusion] The dual-channel improved CNN method can achieve non-destructive testing of key indicators of grape quality

**Keywords:** grape; spectrum; convolutional neural network; quality inspection

基金项目: 河南省科技攻关项目(编号: 242102321178)

通信作者: 王丹(1980—), 女, 河南水利与环境职业学院助理工程师, 硕士。E-mail: xniwr23@126.com

收稿日期: 2024-06-22 改回日期: 2024-11-20

葡萄及其相关产业已成为中国农业经济的重要组成部分,对成熟期葡萄品质进行检测有益于提升葡萄产业经济效益<sup>[1-3]</sup>。传统人工及理化检测方法不仅耗时耗力,还需要破坏样本,检测准确率相对较低。随着光谱技术、机器视觉理论的不断成熟与发展,无损检测技术受到了广泛关注<sup>[4-5]</sup>。因此,开展鲜食葡萄快速、准确、无损品质研究具有重要意义<sup>[6]</sup>。

鲜食葡萄品质通常理解为用不同参数指标评价主观感知<sup>[7]</sup>,其一般分为外部品质和内部品质。外部品质研究主要针对葡萄果实大小、色泽、外伤、病害等进行识别与判定。内部品质主要由酸类物质、糖类物质、酚类物质等决定。高升<sup>[4]</sup>提出了一种基于近红外图像的红提葡萄缺陷检测方法,运用 Sobel 算子提取损伤部分边缘,利用支持向量机实现红提葡萄缺陷分类。李泽平等<sup>[8]</sup>针对白葡萄串分级问题,运用边缘检测、轮廓检测等图像视觉技术对葡萄串图像进行预处理,采用 SVM 模型提取了葡萄串轮廓、颜色等特征,实现了对白葡萄串的外观有效分级。随着图像数量的不断增多,特征提取过程变得十分复杂,且提取到的特征之间冗余度较高,影响了最终分类检测精度。何东健等<sup>[8]</sup>将改进残差网络应用于葡萄霜霉病病害程度分级;Falaschetti 等<sup>[9]</sup>利用压缩卷积神经网络架构实现了对葡萄病害的实时监测;刘文政等<sup>[10]</sup>运用卷积神经网络对采集到的葡萄光谱信息进行深度学习,实现了葡萄内部品质有效检测。上述研究将深度学习理论融入到葡萄品质检测中,利用深度学习技术强大的特征提取能力和运算分析能力,极大改善了传统机器视觉技术大规模样本图像处理能力低、检测精度不高等缺陷,但卷积神经网络等深度学习技术对高性能计算机依赖性较强,高维数据卷积运算相对困难,直接影响了葡萄品质最终检测结果。

葡萄内部品质与外部表征存在一定联系,试验拟以成熟期鲜食葡萄品质预测分析为研究内容,建立双通道改进卷积神经网络模型,通过运用 GAF 变换、复合卷积、dropout 方法,以实现对葡萄样本可见—近红外光谱和外部图像特征的有效提取和有机融合,最终完成对鲜食葡萄品质指标的准确预测、分析,旨在为鲜食葡萄品质检测提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 样本采集

以某大型葡萄园种植的巨峰葡萄为研究对象,随机选取 10 行葡萄植株作为葡萄样本采样点,从 2023 年 6 月 25 日葡萄转色期至 2023 年 7 月 30 日成熟期,每 2 d 进行一次采样,采用五点取样法从每穗葡萄串上采集 5 颗外形完整、无病虫害的葡萄,每次采集样本约 300 颗,标注 ID、采集时间等信息,并按照葡萄色泽、硬度等将 300 个葡萄样本划分为 6 组,每组 50 颗。采样周期内共得到 18 个批次、106 组样本,随机选取每组样本中 25 颗葡萄进行品质检测。

### 1.2 光谱和图像信息采集

400~1 000 nm 波长范围是利用光谱技术检测鲜食葡

萄糖酸成熟度和酚类物质成熟度的最佳波长区间,采用微型光纤光谱仪(ATP2400 超薄型,波长范围 180~1 180 nm)和便携式扫描仪(HP Scanjet 4850 型)采集葡萄样本光谱和葡萄表皮图像。采集光谱数据前,将葡萄样本表皮水分、脏污等擦拭干净,利用仪器自带的白板进行校正,再将单颗葡萄放置于漫反射白板上并利用光纤探头获取光谱数据。获取光谱数据后,漫反射白板平移至扫描仪暗箱下方(葡萄位置不变),拍摄采集光谱位置处对应的图像信息。此外,沿葡萄赤道每间隔 120°翻动一次,共获取 3 次光谱和图像信息。利用 Python 3.11 分析光谱数据,波长范围为 400~1 000 nm。

### 1.3 品质指标测定

参考文献[3,10],选取葡萄品质指标:总可溶性固形物(TSS)、pH 值、总酸度、葡萄皮总酚、葡萄皮单宁、葡萄籽总酚和葡萄籽单宁,采用理化检测方法标定各指标值。以总酚、单宁测定为例,葡萄酚类、单宁物质随着葡萄的不断成熟,其含量不断升高,且葡萄总酚、单宁物质主要存储在葡萄皮和葡萄籽中,为此,当获取葡萄样本光谱和图像信息后,将样本放置于液氮中冷冻处理,待剥离得到葡萄皮、籽后,将葡萄皮、葡萄籽分别研磨成粉末。取出部分粉末与盐酸—甲醇溶液混合,离心收集上清液,并按文献[10]中的方法标定样本总酚和单宁含量。

### 1.4 模型建立

建立如图 1 所示的双通道改进卷积神经网络模型(DICNN),通道 1、通道 2 为 7 层卷积层模型结构,分别用于提取光谱数据特征和图像特征,双通道提取到的特征经 dropout 压缩后传入全连接层进行品质指标判定。

**1.4.1 GAF 变换** 对于葡萄样本  $G_i(1 \leq i \leq N, N$  为样本总数),选取其光谱 400~1 000 nm 范围 1 300 个波长点,得到光谱数据  $X_j = (x_{j1}, \dots, x_{j1300})(1 \leq j \leq 3N)$ 。利用 GAF (gramian angular fields) 技术<sup>[11]</sup>,将一维光谱数据转换为二维图像。

**步骤 1:** 光谱数据极坐标编码。对于光谱数据  $X_j$ ,按式(1)对波长点进行缩放,按式(2)对缩放后的数值进行角余弦和半径极坐标编码。

$$x'_{jk} = \left[ x_{jk} - \min_{k=1:1300} (x_{jk}) \right] / \left[ \max_{k=1:1300} (x_{jk}) - \min_{k=1:1300} (x_{jk}) \right],$$

$$k = 1, 2, \dots, 1300,$$

$$\alpha_{jk} = \arccos(x'_{jk}), R_{jk} = k/1300,$$

式中:

$x'_{jk}$ —— $x_{jk}$  缩放后的数值,且  $x'_{jk} \in [0, 1]$ ;

$\alpha_{jk}$ —— $x'_{jk}$  对应角余弦;

$R_{jk}$ —— $x'_{jk}$  对应半径。

**步骤 2:** 光谱数据二维图像编码。按式(3)得到  $X_j$  对应的 GADF 二维编码图。

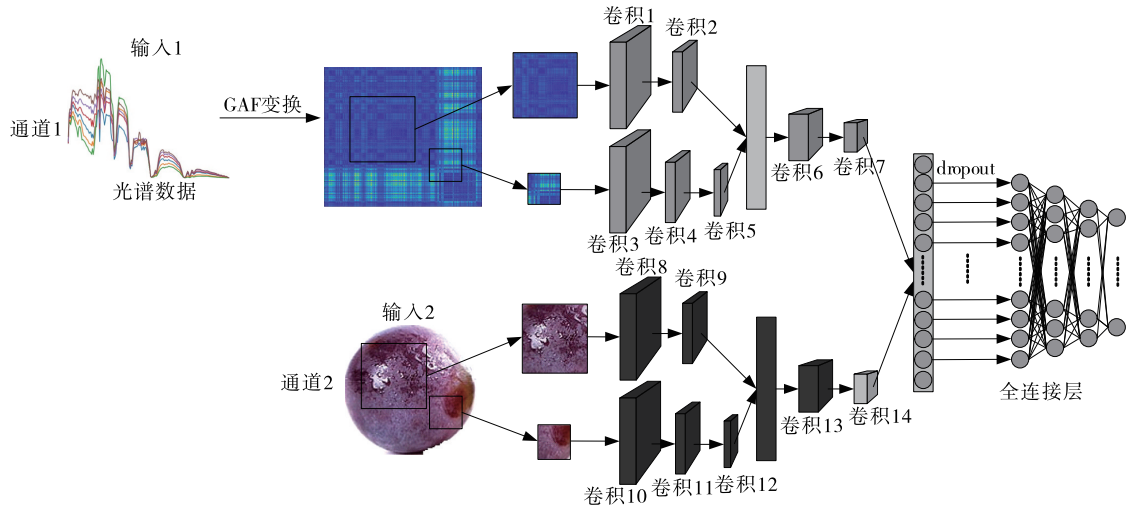


图1 双通道改进卷积神经网络模型

Figure 1 Dual-channel improved CNN model

$$H_{\text{GADF}}^j = \begin{bmatrix} 0 & \sin(\alpha_{j1} - \alpha_{j2}) & \cdots & \sin(\alpha_{j1} - \alpha_{j1300}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sin(\alpha_{j1300} - \alpha_{j1}) & \sin(\alpha_{j1300} - \alpha_{j2}) & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

**1.4.2 复合卷积** 双通道改进卷积神经网络模型以“Conv”结构为基础结构,“Conv”基础结构包括卷积层、BN层(Batch normalization)<sup>[12]</sup>和激活层。通道1与通道2具有相同的网络结构,以通道1为例,该通道由Conv1、Conv2、Conv3、Conv4、Conv5、Conv6、Conv7组成,且Conv1、Conv3分别采用两种不同大小的卷积核对输入光谱二维转换图像进行卷积特征提取。具体来讲,输入光谱二维转换图像经Conv1(卷积核大小 $28 \times 28$ )、Conv3(卷积核大小 $9 \times 9$ )卷积处理得到大视野卷积特征,经Conv3(卷积核大小 $5 \times 5$ )、Conv4(卷积核大小 $3 \times 3$ )、Conv5(卷积核大小 $3 \times 3$ )卷积处理得到小视野卷积特征。大视野与小视野卷积特征展平融合,进一步提升了模型对光谱数据特征的感知能力。展平融合的特征经Conv6(卷积核大小 $3 \times 3$ )、Conv7(卷积核大小 $3 \times 3$ )进一步降维处理后与通道2得到的图像特征进行展平组合,经dropout压缩后输入全连接层,最终得到品质指标判定值。

**1.4.3 dropout压缩提取特征** 双通道卷积模型提取到的特征具有一定的冗余度,为此,在通道1与通道2得到的图像特征展平组合后引入dropout特征压缩,按式(4)将提取到的特征以一定概率剔除掉,dropout的剔除率控制在 $[0.10, 0.25]$ 。

$$Y'_i = \begin{cases} Y_i, \text{rand}(0,1) < P \\ 0, \text{else} \end{cases}, i = 1, \dots, M, \quad (4)$$

式中:

$Y_i$ ——第*i*个提取特征;

$M$ ——提取特征规模;

$P$ ——剔除概率,%;

$Y'$ ——Dropout压缩后特征值。

## 2 结果与讨论

为方便问题描述,分别赋予总可溶性固形物(TSS)、pH值、总酸度、葡萄皮总酚、葡萄皮单宁、葡萄籽总酚和葡萄籽单宁7类指标QI1、QI2、QI3、QI4、QI5、QI6、QI7标签。每个葡萄样本完成光谱数据和图像信息采集后,利用传统理化检测方法获取对应的7种品质指标数值。

### 2.1 模型训练

将18个批次、106组样本中选取的2650颗葡萄按照7:3的比例划分为训练样本集和测试样本集。利用训练样本集对DICNN模型进行训练,模型中7个“Conv”结构卷积核数量分别设置为168,104,202,158,98,30,14,卷积激活函数为sigmoid函数,池化层步长均设置为2,池化方式为最大池化操作,全连接层中隐含层神经元个数分别为156,48。对DICNN模型进行训练,优化器选取为Adam,最大迭代次数 $T_{\max}$ 为120代,批量数16,按式(5)对训练学习率 $\gamma$ 进行梯度更新,模型训练损失值函数选取为均方误差。

$$\gamma_i = \beta \times \gamma_{i-1}, i = 1, \dots, T_{\max}, \quad (5)$$

式中:

$\gamma_i$ ——第*i*代学习率;

$\gamma_{i-1}$ ——第*i-1*代学习率,设定初始学习率 $\gamma_0 = 0.35$ ;

$\beta$ ——学习率更新比率,取 $\beta = 0.95$ 。

### 2.2 结果分析

利用测试样本验证DICNN模型品质检测结果,模型评价指标为均方根误差RMSE、相关系数 $R_c$ 、剩余预测偏差RPD<sup>[13]</sup>,其中,RMSE反映了模型检测结果与真实值间

的偏差程度。 $R_c$ 越接近1,表示模型稳定性越好。RPD反映了模型预测精度好坏,RPD $\geq 3$ 表示模型预测性能极好;2 $\leq$ RPD $< 3$ 表示模型预测性能较好;1.5 $\leq$ RPD $< 2$ 表示模型预测性能一般;RPD $< 1.5$ 表示模型预测性能较差<sup>[14]</sup>。在DICNN模型基础上,表1给出了是否采用光谱预处理、图像预处理的4种模型。

光谱预处理采用多元散射校正(MSC)<sup>[15]</sup>方法,图像预处理采用高斯滤波<sup>[16]</sup>方法。如表1所示,在试验所提DICNN模型的基础上,DICNN0、DICNN1、DICNN2和

表 1 模型预处理方式<sup>†</sup>

| Table 1 Model preprocessing methods |        |        |        |        |
|-------------------------------------|--------|--------|--------|--------|
| 预处理方式                               | DICNN0 | DICNN1 | DICNN2 | DICNN3 |
| 光谱预处理                               | √      | √      | ×      | ×      |
| 图像预处理                               | √      | ×      | √      | ×      |

<sup>†</sup> “√”表示采用对应预处理方式;“×”表示不采用。

DICNN3模型分别采用不同数据预处理方法,图2给出了4种模型不同品质指标检测与真实值对比结果(以葡萄籽总酚为例,在18个批次中每个批次随机选取1个样本)。

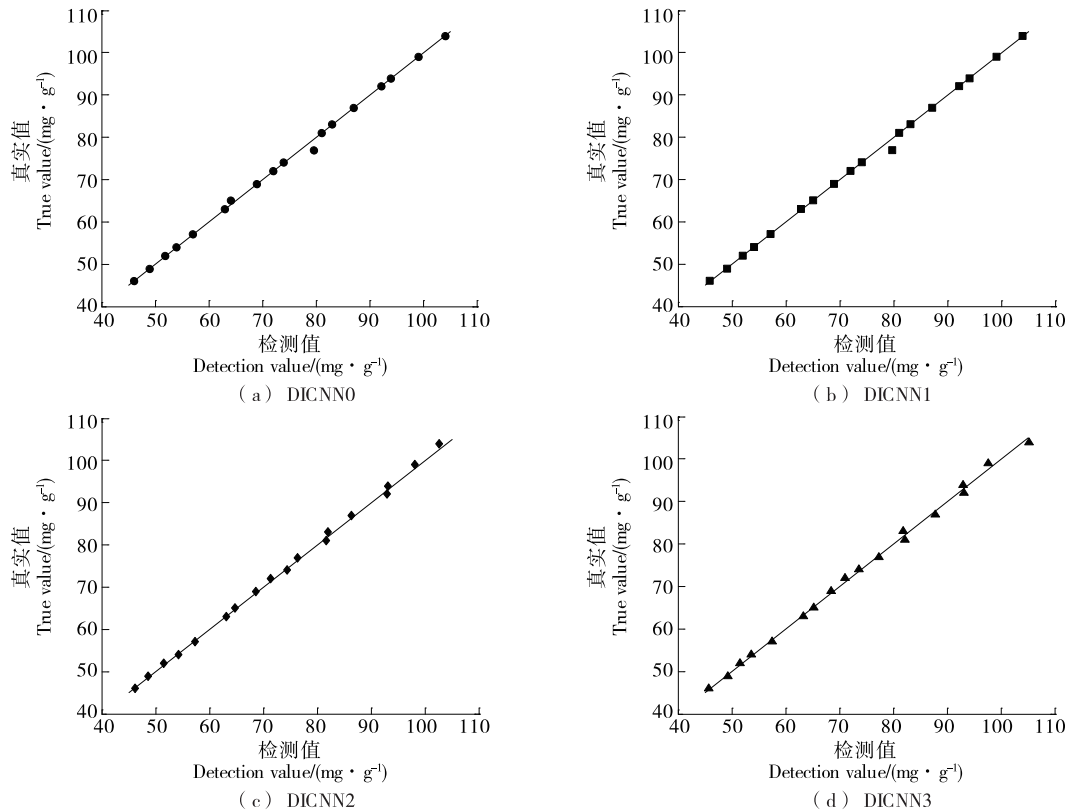


图 2 4种模型不同品质指标检测与真实值对比(以葡萄籽总酚为例)

Figure 2 Comparison on model predicted values and measured values of different quality indicators (taking grape seed total phenols as an example)

表 2 4种模型评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators for 4 models

| 品质指标 | DICNN0 |       |       | DICNN1 |       |       | DICNN2 |       |       | DICNN3 |       |       |
|------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
|      | RMSE   | $R_c$ | RPD   | RMSE   | $R_c$ | RPD   | RMSE   | $R_c$ | RPD   | RMSE   | $R_c$ | RPD   |
| QI1  | 3.114  | 0.951 | 3.014 | 3.210  | 0.947 | 3.001 | 6.112  | 0.922 | 2.456 | 6.248  | 0.904 | 2.211 |
| QI2  | 4.279  | 0.973 | 3.321 | 4.317  | 0.969 | 3.145 | 8.176  | 0.931 | 2.178 | 8.225  | 0.911 | 2.044 |
| QI3  | 2.146  | 0.962 | 3.008 | 2.214  | 0.958 | 2.996 | 7.229  | 0.928 | 2.004 | 7.452  | 0.907 | 1.982 |
| QI4  | 3.086  | 0.954 | 3.652 | 3.106  | 0.947 | 3.007 | 9.116  | 0.919 | 2.114 | 9.264  | 0.913 | 2.087 |
| QI5  | 2.225  | 0.962 | 3.557 | 2.307  | 0.960 | 3.448 | 8.664  | 0.934 | 2.136 | 8.886  | 0.912 | 2.014 |
| QI6  | 2.778  | 0.982 | 3.229 | 2.806  | 0.981 | 3.196 | 7.525  | 0.918 | 2.096 | 7.671  | 0.904 | 2.044 |
| QI7  | 3.504  | 0.973 | 3.714 | 3.661  | 0.971 | 3.662 | 6.973  | 0.922 | 2.314 | 7.058  | 0.910 | 2.297 |

由图2、表2可知,对于7种不同葡萄品质指标检测,DICNN0、DICNN1模型得到检测结果与真实值拟合度更高,且DICNN0、DICNN1模型对应的RMSE、 $R_c$ 、RPD模型评价指标优于DICNN2、DICNN3模型,DICNN0、DICNN1模型的RMSE最大值仅为3.114, $R_c$ 均 $>0.947$ ,RPD均达到了3.0以上级别。同时,DICNN0模型与DICNN1模型检测结果差异较小,DICNN2模型与DICNN3模型检测结果差异较小。此外,尽管模型评价指标劣于DICNN0、DICNN1模型,DICNN2、DICNN3模型也得到了较好的品质检测结果,RPD也都达到了2.0以上级别,但对光谱数据进行预处理有利于降低噪声、散光等因素影响,而表皮图像是否进行预处理对最终检测结果影响较小。

为分析波长点数、图像像素大小对检测结果的影响,选取DICNN0模型进行葡萄品质检测,在光谱400~1 000 nm范围内设置不同波长点选取数量,并设置不同图像像素大小,图3给出了波长点数、图像像素大小对检测结果的影响。

由图3可知,随着图像像素的不断增大,图像中包含的信息更加丰富,有利于模型获取更多的特征信息,有效改善了模型评价指标;随着波长选取点数的增加,模型评价指标逐步改善,当波长点数为1 300时,模型检测性能最优;之后随着波长选取点数的增加,模型检测性能逐渐下降,是因为过多的波长点数增加了数据间冗余度,影响了最终的检测结果。

### 2.3 对比分析

考虑目前大部分葡萄品质检测方法主要以葡萄光谱

信息为基础数据进行分析,同时采集葡萄光谱和表皮图像信息的方法则相对较少,为进一步分析试验所提检测模型性能,选取文献[10]提出的SG-CARS-CNN模型、文献[17]提出的CARS-SPA-SVM模型和文献[18]提出的Vis-NIR-RNN模型进行对比试验,上述3种模型均利用不同学习工具对光谱数据进行分析,最终实现葡萄品质检测。

表3 模型评价指标对比

| Table 3 Comparison of model evaluation indicators |       |       |       |
|---------------------------------------------------|-------|-------|-------|
| 模型                                                | RMSE  | $R_c$ | RPD   |
| DICNN0                                            | 3.028 | 0.987 | 3.329 |
| SG-CARS-CNN                                       | 6.115 | 0.941 | 2.914 |
| CARS-SPA-SVM                                      | 7.116 | 0.957 | 2.917 |
| Vis-NIR-RNN                                       | 6.003 | 0.966 | 2.988 |

由表3可知,相比于SG-CARS-CNN、CARS-SPA-SVM和Vis-NIR-RNN模型,试验所提模型得到了更优的结果,RMSE分别降低了50.48%,57.44%,49.56%, $R_c$ 分别提高了4.89%,3.13%,2.17%,RPD达到了3.329,其他3种模型的RPD最高也只有2.998。

综合仿真结果,试验所提葡萄品质检测方法的检测性能更突出,这是因为该方法通过设计双通道改进卷积神经网络,能够同时获取光谱数据和表皮图像信息,从而得到更多反映葡萄品质的特征信息;复合卷积策略的提出进一步提升了模型对图像特征的综合感知能力,在此基础上采用dropout方法进一步优化网络结构,改善了模型的泛化能力和鲁棒性,使得该模型具有优秀的葡萄品质检测能力。

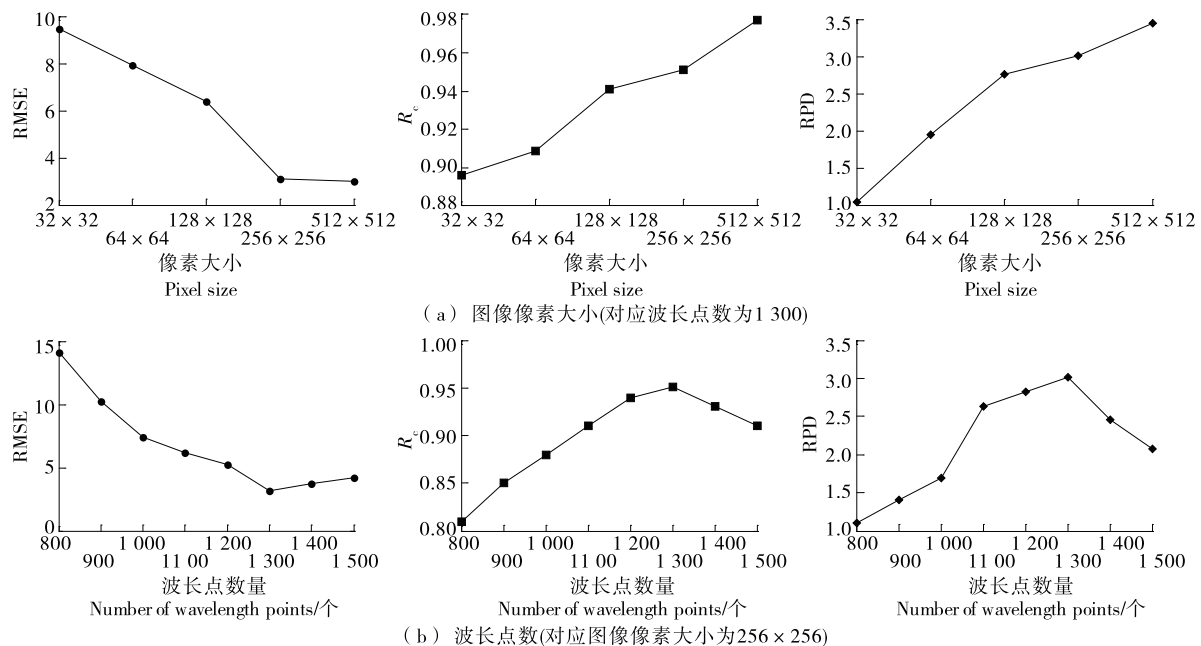


图3 波长点数、图像像素大小对检测结果的影响(以品质指标1为例)

Figure 3 Effects of wavelength points and image pixel size on detection results (with Q11 as an example)

### 3 结论

运用光谱技术、机器视觉和深度学习技术对鲜食葡萄品质检测问题进行研究,设计了能够同时感知光谱数据和表皮图像信息的双通道改进卷积神经网络模型,该模型通过引入复合卷积、dropout方法实现了对葡萄品质的有效检测。测试结果也表明,与其他品质检测方法相比,该模型检测均方根误差降低了 50.48%, 57.44%, 49.56%, 相关系数提高了 4.89%, 3.13%, 2.17%。

#### 参考文献

- [1] 陈纪算, 姜齐永, 卢利群, 等. 红外表面加热结合冷冻处理对葡萄自动脱皮效果的影响[J]. 食品与生物技术学报, 2023, 42(2): 66-72.  
CHEN J S, JIANG Q Y, LU L Q, et al. Effect of infrared surface heating combined with freezing treatment on automatic peeling of grapes[J]. Journal of Food Science and Biotechnology, 2023, 42(2): 66-72.
- [2] ZHOU X J, LIU W Z, LI K, et al. Discrimination of maturity stages of cabernet sauvignon wine grapes using visible-near-infrared spectroscopy[J]. Foods, 2023, 12(23): 4 371.
- [3] 周向辉. 葡萄籽提取物营养成分组成及其生物学功能研究进展[J]. 食品与机械, 2023, 39(7): 228-233, 240.  
ZHOU X H. Research progress in nutritional composition and biological function of grape seed extracts[J]. Food & Machinery, 2023, 39(7): 228-233, 240.
- [4] 高升. 基于近红外相机成像的红提串缺陷检测[J]. 食品与机械, 2023, 39(1): 146-151.  
GAO S. Defect detection method of red globe grapes bunches based on near infrared camera imaging[J]. Food & Machinery, 2023, 39(1): 146-151.
- [5] 李泽平, 郭俊先, 郭阳, 等. 基于支持向量机的无核白葡萄串分级系统设计与测试[J]. 食品与机械, 2021, 37(10): 106-111, 246.  
LI Z P, GUO J X, GUO Y, et al. Design and test of the grading system for kernel-free white grapes with support vector machine [J]. Food & Machinery, 2021, 37(10): 106-111, 246.
- [6] ZHANG X, ZHOU C X, SUN Q, et al. Prediction of solid soluble content of green plum based on improved CatBoost[J]. Agriculture, 2023, 13(6): 1 122.
- [7] QIAO J L, SU G Q, YUAN L, et al. Effect of swelling agent treatment on grape fruit quality and the application of electronic nose identification detection[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 14: 1292335.
- [8] 何东健, 王鹏, 牛童, 等. 基于改进残差网络的田间葡萄霜霉病病害程度分级模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 235-243.  
HE D J, WANG P, NIU T, et al. Classification model of grape downy mildew disease degree in field based on improved residual network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 235-243.
- [9] FALASCHETTI L, MANONI L, RIVERA R C F, et al. A low-cost, low-power and real-time image detector for grape leaf esca

- disease based on a compressed CNN[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2021, 11(3): 468-481.
- [10] 刘文政, 周雪健, 平凤娇, 等. 基于可见—近红外光谱的鲜食葡萄成熟品质关键指标检测[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 372-383.  
LIU W Z, ZHOU X J, PING F J, et al. Detection of key indicators of ripening quality in table grapes based on visible-near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 372-383.
- [11] 全钰, 庞新宇, 魏子涵. 基于 GADF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(5): 247-260.  
TONG Y, PANG X Y, WEI Z H. Fault diagnosis method of rolling bearing based on GADF-CNN[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(5): 247-260.
- [12] ROSEBROCK A. Deep learning for computer vision with python-starter bundle[M]. Baltimore: PyImageSearch, 2017: 189-190.
- [13] 刘彩云, 李慧颖, 张倩玮, 等. 基于紫外可见光谱的红葡萄酒关键质量指标快速监测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 401-409.  
LIU C Y, LI H Y, ZHANG Q W, et al. Rapid monitoring of key quality indicators of red wines based on UV-Vis spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 401-409.
- [14] 陈远哲, 王巧华, 高升, 等. 皮蛋凝胶品质含水率和弹性的高光谱预测及其可视化[J]. 食品科学, 2022, 43(2): 324-331.  
CHEN Y Z, WANG Q H, GAO S, et al. Hyperspectral imaging for prediction and visualization of water content and springiness as indicators of the gel quality of preserved eggs [J]. Food Science, 2022, 43(2): 324-331.
- [15] 刘畅, 吴丹丹, 王宁, 等. 基于二维相关红外光谱对 pH 值影响大豆分离蛋白二级结构含量的快速分析[J]. 食品科学, 2024, 45(17): 26-34.  
LIU C, WU D D, WANG N, et al. Two-dimensional correlation infrared spectroscopy for rapid analysis of the effect of pH on the secondary structure content of soybean protein isolate[J]. Food Science, 2024, 45(17): 26-34.
- [16] 李嘉宜, 丁义文, 艾民珉. 光谱检测技术在禽蛋品质评价中的应用研究进展[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(2): 185-195.  
LI J Y, DING Y W, AI M M. Research progress on the application of spectroscopic detection technology in the quality evaluation of poultry eggs[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(2): 185-195.
- [17] XU M, SUN J, YAO K S, et al. Developing deep learning based regression approaches for prediction of firmness and pH in Kyoho grape using Vis/NIR hyperspectral imaging[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 120: 104003.
- [18] YE W X, YAN T Y, ZHANG C, et al. Detection of pesticide residue level in grape using hyperspectral imaging with machine learning[J]. Foods, 2022, 11(11): 1 609.