

# 基于改进残差网络的红枣缺陷检测分类方法研究

## Research on defect detection and classification of jujube based on improved residual network

文怀兴 王俊杰 韩 昉

WEN Huai-xing WANG Jun-jie HAN Fang

(陕西科技大学机电工程学院, 陕西 陕西 710021)

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Shaanxi University of Science &  
Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China)

**摘要:**提出了一种基于深度残差网络对红枣表面缺陷以及纹理识别的分类算法,将红枣 RGB 彩色图的 G 分量图进行预处理后得到的特征图作为网络的输入,采用残差学习的方式扩大神经网络的学习深度,并将残差神经网络的激活函数 Relu 替换为 SELU,对损失函数 softmax loss 用 center loss 进行替换,训练时引入 Dropout 层降低网络过拟合风险,解决了随着学习深度加深网络中梯度弥散和爆炸的现象。研究结果表明:该分类方法准确率达 96.11%,检测效率约为 120 个/min。

**关键词:**红枣;残差网络;缺陷检测;激活函数;损失函数

**Abstract:** In this paper, an algorithm based on deep residual network is proposed to recognize and classify the surface defects and texture of jujube. The algorithm adopted jujube's G channel of RGB color figure then to get the characteristics of the figure as network input, using residual learning way to expand the depth of the neural network learning, and residual error of the neural network activation function Relu replaced with SELU, the loss function softmax loss with center loss to replace, Dropout layer was developed for the training, reduce the risk of network through fitting, solved with deepening study depth gradient dispersion and explosion phenomenon in the network. The results showed that the classification accuracy reached 96.11% and the detection efficiency was about 120 min<sup>-1</sup>.

**Keywords:** jujube; deep residual network; defect detection; activation function; loss function

红枣是中国极具特色的干果,维生素含量高,被誉为

“天然维生素丸”。大部分红枣经干制后流入市场,部分红枣还需进行去核、切片、干燥等深加工处理,红枣若不进行初步的品质分级,缺陷枣流入市场,将影响干制红枣的附加值。

由于人工检测分级效率较低,为顺应农产品精深加工自动化、智能化的要求,基于机器视觉的红枣自动分级检测成为研究热点。早期缺陷枣分类检测方法主要为:人工对红枣图像进行预处理得到红枣缺陷特征值向量,然后采用监督学习算法支持向量机为分类器进行统计分类,每张红枣图像分类时均需经过大量人工设计步骤且存在一定的人为主观判断性,对多种缺陷特征分类准确率存在较大差异,算法的时间复杂度和空间复杂度较高,因而还需进行主成分分析(PCA)进行降维处理,使得整体分类准确率提高不显著。蒋伟<sup>[1]</sup>提出了基于灰度共生矩阵通过图像灰度的空间位置描述红枣纹理的检测方法;海潮等<sup>[2]</sup>提出了基于 Blob 的红枣表面缺陷检测方法,识别准确率均为 90%以上;苏军等<sup>[3]</sup>提出了基于 GA 优化 SVM 的红枣识别方法,3 种方法均只对红枣纹理、破损等特征进行分类,存在对霉变枣分类效果不明显的问题。Lecun 等<sup>[4]</sup>提出的 7 层结构的 LeNet-5 卷积神经网络模型在手写数字识别方面取得重大突破,用于银行的手写支票识别。而神经网络在学习深度加深时会出现梯度弥散现象,只能局部收敛,所以早期分类识别主要使用 SVM 分类方法。

2012 年, Krizhevsky 提出的 AlexNet 模型在斯坦福 ImageNet 图像识别大赛上以绝对优势击败 SVM 分类器后,卷积神经网络进入大范围应用且成为经典分类网络模型,通过权值共享使得网络权值数量减少,复杂度降低,而且采用卷积操作提取的特征具有一定的平移、缩放和扭曲不变性等特点<sup>[5]</sup>,特别适合果蔬表面纹理等特征的提取,因而基于卷积神经网络模型的果蔬识别技术的研究得到迅速发展<sup>[6-8]</sup>。随后 Krizhevsky 等<sup>[9]</sup>提出用

**基金项目:**陕西省重点研发计划项目(编号:2019GY-024)

**作者简介:**文怀兴,男,陕西科技大学教授,博士生导师,博士。

**通信作者:**韩昉(1982—),女,陕西科技大学讲师,在读博士研究生。E-mail: hanfang@sust.edu.cn

**收稿日期:**2019-11-08

Relu 激活函数代替 Sigmoid 激活函数和在全连接层后引入 Dropout 层改善传统卷积神经网络,不仅提高了训练速度,而且有效抑制了梯度弥散现象,而采用 Dropout 层则有效防止了网络的过拟合<sup>[10]</sup>。但该模型使用了如 $11 \times 11, 5 \times 5$ 等尺寸非常大的卷积核,导致计算量大且不利于模型深度提升。Simonyan 等<sup>[11]</sup>提出 VGGNet 模型,采用多个连续的 $3 \times 3$ 卷积核替换 AlexNet 模型中的大尺寸卷积核,提高了网络非线性变换的能力和学习深度。然而简单地堆叠卷积模块加深学习深度的方法导致网络退化,但浅层网络又无法提升识别准确率<sup>[12]</sup>,因而何凯明等<sup>[13]</sup>提出了 ResNet 残差网络模型,通过残差模块来抑制网络退化,具有较好的识别效果。Klambauer 等<sup>[14]</sup>提出了缩放指数型线性单元(SELU)作为激活函数,使卷积产生的输出可进行自归一化,并验证了 SELU 函数的网络训练收敛速度以及分类准确率优于采用 Relu 激活函数的 CNN 网络。

试验拟采用计算机视觉技术融合深度残差网络模型的优点,对红枣图像分类模型的神经网络进行改进,从而提升识别准确率,旨在实现对红枣多种缺陷进行检测。主要改进方面为:用 SELU 激活函数替换 Relu 激活函数得到新的残差学习模块;采用学习率随迭代次数增多而减小的方式优化学习;通过将最能体现红枣缺陷特征的彩色图像通道分离来降低深度学习的学习维数;针对 softmax 分类产生类间距较大的现象,提出采用中心损失函数 center loss 代替 softmax loss。

## 1 材料与试验平台

### 1.1 试验材料

新疆若羌灰枣:依据表面是否有破损、霉变和褶皱对红枣进行筛选,对于缺陷枣数量不足的问题采用人为的方法来获得,得到正常枣和缺陷枣各 490 个。

### 1.2 试验平台

主要包括硬件平台和软件平台,以及图像采集装置及软件开发环境。硬件平台如图 1 所示,计算机 3 为配置 CPU Intel CORE i5 8G 的处理器、GPU GTX1060 4G 处理器、Windows10 x64 系统的检测用计算机,图像采集装置 6 为大恒 MER-500-14U3C-L 型 CCD 工业相机。软

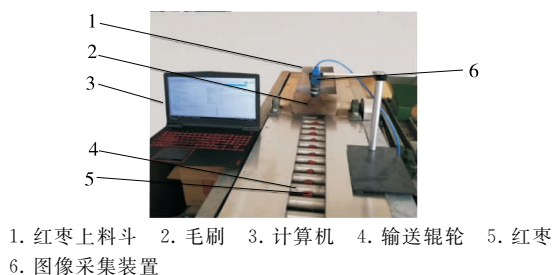


图 1 红枣检测试验平台

Figure 1 Detection hardware platform

件开发平台为基于 OpenCV 且配置深度学习架构 TensorFlow 的 Spyder 集成开发环境, TensorFlow 是一个谷歌开源的深度学习架构,编程语言为 Python3,在 Spyder 软件的编译环境下采用 CPU+GPU 并行计算的方式训练深度学习模型。红枣 5 通过上料斗 1 上料,在辊轮 4 的输送过程中,通过毛刷 2 实现红枣的有序排列,然后图像采集装置 6 将采集到的图像传输到计算机 3,在计算机的 Spyder 软件中对红枣缺陷进行检测和分类。

## 2 红枣图像采集与预处理

为了防止因训练样本不足导致卷积神经网络对红枣图片分类模型的欠拟合,增强模型的鲁棒性,将红枣进行翻转拍摄多个表面以保证训练样本数量,共采集 1 960 张彩色图片。

(1) 将红枣图像尺寸调整为 $512 \times 512$ ,然后将彩色图像通道进行分离,选取最佳通道作为神经网络输入层。为了降低网络训练维度,同时获取最佳训练效果,对红枣彩色图片进行 R、G、B 颜色通道分离处理,缺陷枣图像 RGB3 通道分离后如图 2 所示。由图 2 可知,缺陷枣的 G 分量图在红枣正常部位和缺陷部位的反差色较大,并且褶皱处纹理细节特征更加明显,而破皮枣和霉烂枣在缺陷部位具有相似的灰度值特征,故采用 G 分量来描述红枣缺陷特征,并作为卷积神经网络的输入层。

(2) 将 G 分量图的灰度值进行按位取反操作,得到正常枣和缺陷枣的影像图(图 3)。将得到的红枣影像特征作为残差神经网络输入,将彩色图像需要训练的三维度



图 2 缺陷枣 RGB 颜色通道分量图

Figure 2 Bad jujube RGB color channel component diagram

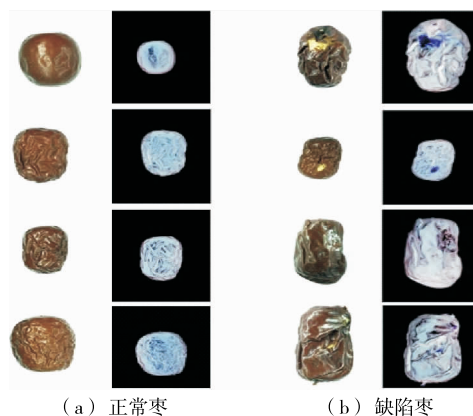


图 3 正常枣和缺陷枣影像图

Figure 3 Image of good jujube and bad jujube

降到了一维度,既保留了红枣的缺陷和纹理等有用信息,又大大减少了彩色图像作为输入时的神经网络运算量。

### 3 残差网络分类模型

试验采用 ResNet34 即 34 层残差网络结构模型进行红枣分类训练,模型结构如图 4 所示,在全连接层后用 Dropout 层输出,最后用损失函数 softmax 和 center loss 分别计算每种红枣的归类概率并输出分类标签。

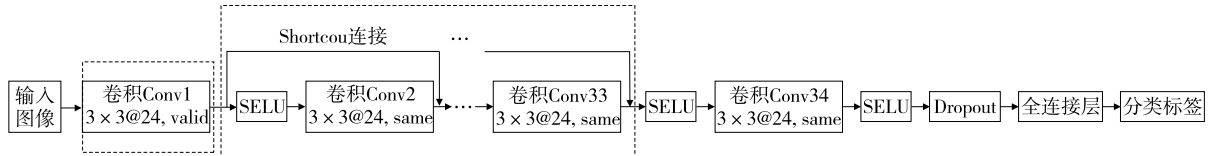


图 4 试验算法的残差网络结构图

Figure 4 Structure of jujube deep residual network

#### 3.1 残差学习方式

传统卷积神经网络学习深度过深时,梯度在反向传播的过程中,靠近输出层的参数收敛较快,靠近输入层的参数收敛速度较慢。为避免网络陷入梯度爆炸降低分类准确率,将残差单元引入卷积网络,残差单元如图 5 所示。传统的卷积层或全连接层进行网络信息传递时,存在梯度信息丢失现象,在卷积层之间加入 shortcut 结构,目的是用目标函数变为输出减去输入后的残差,保护信息的完整性,即学习网络的输入信息得出输出与输入的差别部分,其中:

$$h(x) = f(x) + x, \quad (1)$$

式中:

$f(x)$ 、 $h(x)$ ——输入函数和目标函数。

该结构未引入新参数,不会增大额外计算量,有效解决了网络误差反向传播过程中的梯度弥散现象。

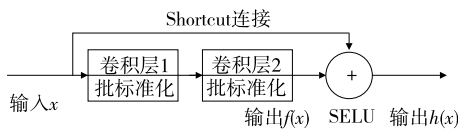


图 5 残差单元

Figure 5 Residual element

#### 3.2 激活函数 SELU

卷积神经网络中常用的激活函数为 Relu,其梯度值大,在反向传播阶段,能防止梯度传播到前几层网络时出现弥散消失现象,性能优于传统的激活函数 Sigmoid<sup>[12]</sup>,其形式为:

$$Relu(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

最新研究<sup>[12]</sup>表明,使用 SELU 激活函数后的网络收敛速度大于使用 Relu 激活函数的,采用 SELU 激活函数后可使样本分布自动归一化到 0 均值和单位方差,其中

卷积层 Conv1 采用  $3 \times 3$  大小的 24 个卷积核,卷积方式为 valid 对红枣表面纹理、破皮以及霉变等缺陷进行特征提取;Conv2~Conv33 每层均采用  $3 \times 3$  大小的 24 个卷积核,卷积方式为 same 对特征进行无监督下的学习,学习方式对每层输入与输出间的残差信息进行学习。卷积操作后的激活函数均采用 SELU,用于将学习得到的红枣缺陷特征进行非线性映射。

SELU 函数为:

$$SELU(x) = \lambda \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha e^x - \alpha, & x \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\lambda$ 、 $\alpha$  均为经证明出来的常数, $\lambda \approx 1.057\ 00$ , $\alpha \approx 1.673\ 26$ 。

为抑制训练过程中的梯度爆炸或消失,激活函数在负半轴坡度平缓,可减小激活操作后过大的方差,防止梯度爆炸。由式(2)、(3)可得,Relu 激活函数在正半轴斜率为 1,SELU 激活函数在正半轴部分斜率  $> 1$ ,故在训练过程中可增大过小的方差,避免提前收敛,同时防止梯度消失。因此,激活函数有一个不动点,网络加深后每一层的输出都是均值为 0,方差为 1。故采用 SELU 作为激活函数优化网络训练。经过全连接层输出可将学习得到的正常枣、霉变枣和破皮枣 3 个分类标签训练得到一个 3 分类的残差网络模型。

### 4 试验验证

为验证试验提出的算法在红枣分类上的有效性,首先将试验提出的算法和相同网络层数但不使用残差单元的传统卷积网络进行对比,然后将分别使用 Relu 和 SELU 作为激活函数的深度残差网络进行对比,最后将损失函数分别采用 softmax loss 和 center loss 的 SELU 作为激活函数的深度残差网络进行对比。采用 Kappa 系数、总体分类精度以及各类红枣分类精度作为算法的精度评价准则。Kappa 系数是一种用来衡量分类精度的指标,其值越接近 1 表明模型分类精度越高。假设  $p_0$  为总体分类精度,即正确分类的样本数量  $y_i$  之和除以总样本数  $n$ 。每类红枣实际数量分别为  $x_0, x_1, \dots, x_n$ ,正确预测得到的数量为  $y_0, y_1, \dots, y_n$ ,则 Kappa 系数为:

$$k = \frac{p_0 - p_e}{1 - p_e} \quad (4)$$

$$\text{其中,理论一致率 } p_e = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i}{n \times n}.$$

4.1 试验采集红枣数据集与样本划分

试验将 980 个红枣进行翻转拍摄不同表面共得到 1 960 张红枣图片,然后将图片批量进行旋转一定角度以扩充试验数据集得到 3 920 张图片。如表 1 所示,在 Spyder 软件中用 TensorFlow 搭建残差网络框架,将训练集中 80%红枣随机划分为训练集部分,剩余 20%红枣划分为测试集部分,其余红枣作为验证集样本测试网络模型的泛化能力。试验通过控制单一变量,在同一台计算机上分别运行不同改进算法的残差网络模型,然后进行整合分析,为防止网络过拟合或欠拟合产生的模型泛化能力较差,因而引入新的验证集进行不同模型识别准确的检验,同时采用 Kappa 系数作为分类精度的准则来检验 4 种模型的泛化能力和分类精度。

表 1 试验数据集  
 Table 1 Experimental dataset

| 样本  | 正常枣   | 霉变枣 | 破皮枣   | 合计    |
|-----|-------|-----|-------|-------|
| 训练集 | 1 400 | 600 | 800   | 2 800 |
| 验证集 | 560   | 300 | 260   | 1 120 |
| 合计  | 1 960 | 900 | 1 060 | 3 920 |

4.2 网络训练与测试

为验证残差结构对红枣分类识别精度的影响,将 SELU 替换 Relu 作为激活函数,且采用损失函数 center loss 代替 softmax loss,同时使用 Adam 优化器采用学习率逐步降低的方法对卷积神经网络进行训练,随着迭代次数增加,学习率由大逐步减小,不仅避免了因学习步长过大从而越过最优过早网络退化的现象,而且避免了学习步长过小导致网络收敛速度慢的问题。将网络的权重用均值为 0 且方差为 1 的截断正态分布赋值,初始化偏置值为 0.1,Dropout 值设置为 0.2(即随机隐藏 20%的神经元进行训练),学习率初始值赋值为 0.001,网络迭代次数设置为 2 000。图 6、7 分别为 3 种改进 ResNet34 残差网络和卷积神经网络的损失率曲线与分类准确率曲线。

由图 6、7 可知,仅通过优化激活函数,在使用 SELU 激活函数下,网络的收敛速度和识别准确率高于使用 Relu 激活函数的网络,且在网络训练层数加深多次迭代

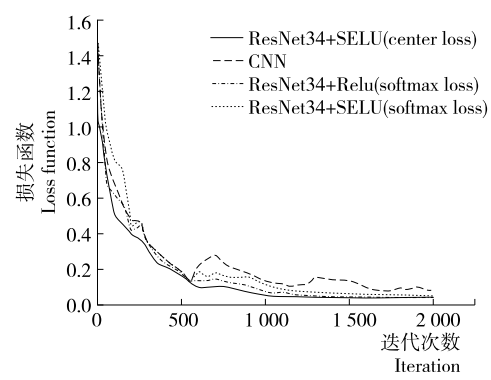


图 6 损失函数曲线  
 Figure 6 Lossfunction curve

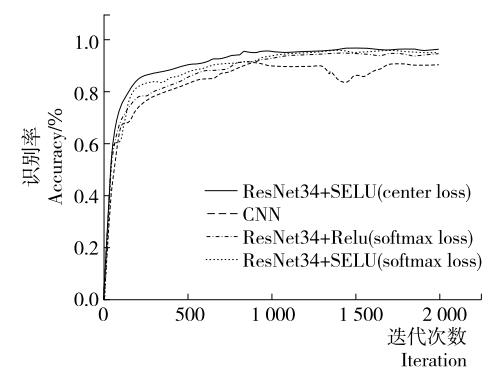


图 7 识别率曲线  
 Figure 7 Accuracy curve

下,残差网络模型未出现明显的网络退化现象,而 CNN 的识别准确率产生明显下降。

由表 2 可知,验证集的 Kappa 系数也反映出不使用残差学习的 CNN 网络识别准确率提高不明显,是因为网络传播中节点间信息流动出现学习特征丢失。将分别使用 softmax loss 和 center loss 损失函数的模型进行比较,可看出使用 center loss 损失函数,模型识别缺陷准确率略高,主要是因为 center loss 有效解决了 softmax 分类在类内间距上较大的缺点,使网络学习得到的特征不仅能有效分类,而且尽量满足了同类特征相互间间距较小的要求。采用激活函数 SELU 和损失函数 center loss 的模型对三类枣的分类准确率高于其余分类模型,说明该模型在多分类问题上具有更好的泛化能力。

表 2 优化残差网络与其余网络比较  
 Table 2 Comparison between optimized residual network and other networks

| 网络模型                        | 总体分类<br>精度/% | 正确识别数 |     |     | Kappa 系数 |
|-----------------------------|--------------|-------|-----|-----|----------|
|                             |              | 正常枣   | 霉变枣 | 破皮枣 |          |
| ResNet34+SELU(center loss)  | 96.11        | 532   | 300 | 252 | 0.949 7  |
| CNN+Relu(softmax loss)      | 91.57        | 511   | 279 | 245 | 0.884 0  |
| ResNet34+Relu(softmax loss) | 94.03        | 529   | 292 | 241 | 0.919 6  |
| ResNet34+SELU(softmax loss) | 95.48        | 530   | 295 | 249 | 0.936 0  |



## 5 结论

试验提出了对残差网络采取替换激活函数与损失函数的方法,相比传统的 CNN 网络,识别准确率提高了 4.54%,表明引入残差学习方式且优化激活函数和损失函数后的网络分类性能更佳,采用残差网络对红枣表面缺陷检测的多分类效果较好,对其他水果的表面缺陷检测具有一定的应用价值。后续可采用 softmax 结合 center loss 的方法,或者使用交叉熵损失函数分类的方法对模型进行改进。试验中的误差来源除模型本身误差外,还有红枣照片采集时留下的高光等噪声对网络学习的干扰,后续可以考虑红色等有色光源的使用是否能减小红枣图像采集的噪声,以提供更好的分类图片。

### 参考文献

- [1] 蒋伟. 基于 OpenCV 的红枣纹理检测研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2017: 19-24.
  - [2] 海潮, 赵凤霞, 孙烁. 基于 Blob 分析的红枣表面缺陷在线检测技术[J]. 食品与机械, 2018, 34(1): 126-129.
  - [3] 苏军, 饶元, 张敬尧, 等. 基于 GA 优化 SVM 的干制红枣品种分类方法[J]. 洛阳理工学院学报: 自然科学版, 2018, 28(4): 68-72, 96.
  - [4] YANN L C, LEON B, YOSHUA B, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86: 2 278-2 324.
  - [5] 罗秀芝, 马本学, 李小霞, 等. 基于卷积神经网络干制哈密大枣纹理分级[J]. 新疆农业科学, 2018, 55(12): 2 220-2 227.
  - [6] 曾维亮, 林志贤, 陈永洒. 基于卷积神经网络的智能冰箱果蔬图像识别的研究[J]. 微型机与应用, 2017, 36(8): 56-59.
  - [7] 彭俊. 基于卷积神经网络的交易环境下蔬果图像识别研究[D]. 杭州: 浙江农林大学, 2017: 18-25.
  - [8] 李思雯, 吕建成, 倪胜巧. 集成的卷积神经网络在智能冰箱果蔬识别中的应用[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 205-212.
  - [9] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe: [s.n.], 2012: 84-90.
  - [10] KLAMBAUER G, UNTERTHINER T, MAYR A, et al. Self-normalizing neural networks [C]//Conference on Neural Information Processing Systems. Austria: Johannes Kepler University Linz, 2017: 3-7.
  - [11] KAREN S, ANDREW Z. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Computer Science, 2015(7): 1 409-1 556.
  - [12] Caglar Gulcehre, Marcin Moczulski, Misha Denil, et al. Noisy activation functions[C]//International Conference on International Conference on Machine Learning. New York: [s.n.], 2016: 5-7.
  - [13] 高惠琳. 基于卷积神经网络的军事图像分类[J]. 计算机应用研究, 2017(11): 323-325.
  - [14] 罗会兰, 卢飞, 孔繁胜. 基于区域与深度残差网络的图像语义分割[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(11): 2 777-2 786.
- 
- (上接第 160 页)
- [8] 李升升, 李瑞哲, 张强龙. 年龄对牦牛平滑肌食用品质的影响及其相关性分析[J]. 食品与机械, 2019, 35(7): 63-66, 180.
  - [9] LIU Gang, XIONG Y L, BUTTERFIELD D A. Chemical, physical, and gel-forming properties of oxidized myofibrils and whey-and soy-protein isolates[J]. Journal of Food Science, 2000, 65(5): 811-818.
  - [10] CAO Yun-gang, AI N, TRUE A D, et al. Effects of (-)-epigallocatechin-3-gallate incorporation on the physicochemical and oxidative stability of myofibrillar protein-soybean oil emulsions[J]. Food Chemistry, 2018, 245: 439-445.
  - [11] BEVERIDGE T, TOMA S J, NAKAI S. Determination of SH-and SS-groups in some food proteins using Ellman's reagent[J]. Journal of Food Science, 1974, 39(1): 49-51.
  - [12] LERTITTIKUL W, BENJAKUL S, TANAKA M. Characteristics and antioxidative activity of Maillard reaction products from a porcine plasma protein-glucose model system as influenced by pH[J]. Food Chemistry, 2007, 100(2): 669-677.
  - [13] 曹云刚, 马文慧, 艾娜丝, 等. 不同氧化强度对肌原纤维蛋白结构及凝胶性能的影响[J/OL]. 食品科学. (2019-01-18) [2019-10-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2206.TS.20190118.1022.020.html>.
  - [14] LUND M N, HEINONEN M, BARON C P, et al. Protein oxidation in muscle foods: A review [J]. Molecular Nutrition & Food Research, 2011, 55(1): 83-95.
  - [15] XIONG Y L, PARK D, OOIZUMI T. Variation in the cross-linking pattern of porcine myofibrillar protein exposed to three oxidative environments[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2008, 57(1): 153-159.
  - [16] MORZEL M, GATELLIER P, SAYD T, et al. Chemical oxidation decreases proteolytic susceptibility of skeletal muscle myofibrillar proteins[J]. Meat Science, 2006, 73(3): 536-543.
  - [17] LI Chun-qiang, XIONG Y L, CHEN Jie. Oxidation-induced unfolding facilitates myosin cross-linking in myofibrillar protein by microbial transglutaminase[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2012, 60(32): 8 020-8 027.
  - [18] 刘宝华, 刘胜国, 田翔, 等. 储藏时间对大豆分离蛋白结构及凝胶性质的影响[J]. 中国食物与营养, 2018, 24(12): 36-41.
  - [19] 李玲, 季慧, 段家玉. 绿原酸抑制猪肉肌原纤维蛋白氧化及 NDEA 生成的作用研究[J]. 食品工业科技, 2018, 39(8): 29-33.