

# 基于改进 ResNet 模型的食品新鲜度识别方法

## Food freshness recognition method based on improved ResNet model

万 薇<sup>1</sup> 卜莹雪<sup>1</sup> 王 祥<sup>2</sup> 栗 超<sup>3</sup>

WAN Wei<sup>1</sup> PU Yingxue<sup>1</sup> WANG Xiang<sup>2</sup> LI Chao<sup>3</sup>

(1. 江西经济管理干部学院, 江西 南昌 330088; 2. 江西理工大学, 江西 赣州 341000;

3. 东华理工大学, 江西 抚州 344000)

(1. Jiangxi Institute of Economic Administrators, Nanchang, Jiangxi 330088, China;

2. Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou, Jiangxi 341000, China;

3. East China University of Technology, Fuzhou, Jiangxi 344000, China)

**摘要:**目的:解决现有食品新鲜度识别方法存在的检测效率低和精度差等问题。方法:基于食品生产线图像采集系统,提出一种改进的残差神经网络模型用于生产线食品新鲜度识别。引入改进的 LReLU 激活函数提高模型的识别性能,引入批量归一化层提高模型的训练效率,引入 Dropout 层丢弃一定比例的神经元降低过拟合的影响。

**结果:**与常规食品新鲜度识别方法相比,试验方法能够较为准确、高效地实现食品新鲜度识别,总体新鲜度识别准确率 >97%,平均识别时间为 9.8 ms,满足食品生产线对新鲜度识别的需要。**结论:**基于深度学习的检测方法是一种无损、高效、高精度的食品图像新鲜度识别方法。

**关键词:**食品生产线;新鲜度识别;ResNet 模型;LReLU 激活函数;归一化层

**Abstract:** **Objective:** Solve the problems of low detection efficiency and poor accuracy in existing food freshness recognition methods. **Methods:** Based on the food production line image acquisition system, an improved residual neural network model was proposed for food freshness recognition on the production line. The improved LReLU activation function was introduced to improve the recognition performance of the model, the batch normalization layer was introduced to improve the training efficiency of the model, and the Dropout layer was introduced to discard a certain proportion of neurons to reduce the impact of over fitting. **Results:** Compared with conventional food freshness recognition methods, the experimental method could accurately and efficiently achieve food freshness recognition, with an overall

freshness recognition accuracy of >97%, average recognition time of 9.8 ms, which meet the needs of food production lines for freshness recognition. **Conclusion:** The detection method based on deep learning is a non-destructive, efficient, and high-precision method for recognizing the freshness of food images.

**Keywords:** food production line; freshness identification; ResNet model; LReLU activation function; normalization layer

食品的新鲜度直接关系到人类的健康和生命安全,因此备受关[1]。在食品深加工中,水果、蔬菜、肉类较为常见,随着贮藏时间的不断延长,这些食品质量有不同程度的变化,现有方法检测时间长且需要专业人员操作[2]。

目前,有关食品新鲜度识别方法的研究主要集中在电子鼻和深度学习等方法上[3-6]。电子鼻通过对食品腐败相关的特征气体进行检测,可以区分食品新鲜度,但无法应用于实时性较强的场合。深度学习方法在自动学习图像特征方面优势较为明显,可以处理大量复杂的数据,其准确率和效率均较高。沈海军等[7]将 Fisher 判别用于苹果的新鲜度识别,对多个品种的苹果新鲜度进行感官评定、聚类分析及 Fisher 判别,具有较高的识别精度(95.00%左右)。刘雪等[8]针对蛋类食品新鲜度检测特征差异不明显的问题,将改进的 MobileNetV3-Large 模型用于蛋类新鲜度识别。所提方法能较快速准确识别蛋类新鲜度,识别精度达 97.26%,参数量为 4.45 M。焦俊等[9]为提高食品识别的准确性,将改进的残差网络与迁移学习相结合用于食品新鲜度识别。加入迁移学习后,模型收敛速度和识别性能均有一定提高,总体识别精度达 94.50%,是一种高效的食品新鲜度识别方法。董鑫鑫等[10]通过便携式拉曼光谱仪快速测定食品新鲜度,建立了全波段 PLSR 模型。所提方法性能比较理想,有效提

**基金项目:**江西省科技厅基础研究科学项目(编号:2201102HX03)

**作者简介:**万薇(1981—),女,江西经济管理干部学院讲师,硕士。  
E-mail: knight1208@126.com

**收稿日期:**2023-03-18 **改回日期:**2023-08-12

高了识别精度,降低了运行时间。上述方法可以实现食品新鲜度的检测,但检测的精度和效率有待进一步加强。

研究拟将改进的残差神经网络(ResNet)模型用于生产线食品新鲜度识别,引入改进的 LReLU 激活函数提高模型识别性能,引入批量归一化层提高模型训练效率,引入 Dropout 层丢弃一定比例的神经元降低过拟合的影响,以期食品新鲜度无损检测技术的发展提供依据。

### 1 食品生产线图像采集系统

食品生产线的图像采集系统主要由摄像机、光源、暗箱、计算机、传送带等组成(图 1)。摄像机选用 DFK23U274 型彩色 CCD 工业相机,光源采用额定电压 12 V、额定功率 5 W 的 LED 灯,其发光颜色为暖白,色温为 3 500 K。为了防止外部环境光线的干扰,图像采集在密闭型暗箱内完成<sup>[11]</sup>。暗箱为尺寸 50 cm×50 cm×40 cm 的长方体木箱,内壁全部涂黑,底部也作为背景色涂黑,使图像中的目标和背景具有较大对比度,简化后续图像处理难度<sup>[12]</sup>。CCD 工业相机被固定在暗箱上部的正中间,采集到的食品图像发送至计算机,进行新鲜度识别。采集图像存在一定的干扰,不利于后期识别,需对采集图像进行预处理,试验采用的预处理方法为高斯滤波和对比度拉伸。

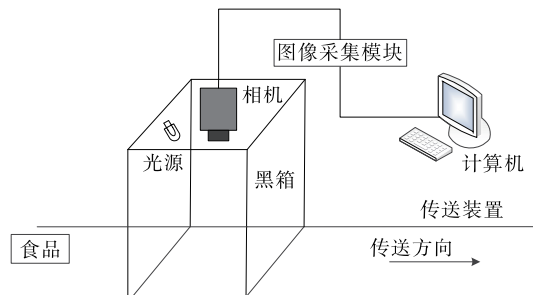


图 1 图像采集结构  
Figure 1 System structure

### 2 食品新鲜度识别模型

#### 2.1 ResNet

目前,许多领域都采用深度学习技术实现分类检测。当待处理图像尺寸较大时,由于全连接网络的参数较多,所以处理时间冗长及网络过拟合等问题难以满足使用需求。卷积神经网络在处理图像时通过特殊的数据排列方式解决前者的问题,ResNet 作为特殊的卷积神经网络在其基础上通过添加 Shortcut Connection 可进一步提高网络性能<sup>[13]</sup>。

ResNet 是一种卷积神经网络,在 ImageNet 大型视觉识别竞赛中获得图像分类和物体识别冠军。残差神经网络的特点是易于优化,通过增加相当的深度可以提高准确率<sup>[14]</sup>。经典 ResNet 模型结构如图 2 所示。

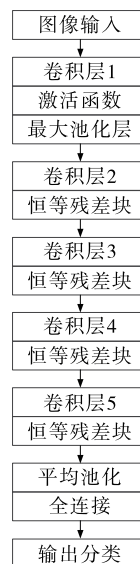


图 2 经典 ResNet 模型结构  
Figure 2 Classic ResNet model structure

ResNet 结构由卷积 1~5 和全连接层组成,结构与 CNN 相似,就是通过在网络中嵌入多个残差块,卷积层间实现残差连接<sup>[15]</sup>。图 3 为 ResNet 残差块结构。

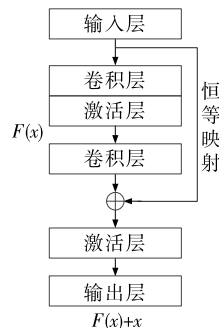


图 3 ResNet 残差块结构  
Figure 3 ResNet residual block structure

图 3 中的原始映射为

$$H(x) = F(x) + x, \tag{1}$$

式中:

$x$ ——输入;

$H(x)$ ——输出。

其中残差映射为<sup>[16]</sup>

$$F(x) = H(x) - x. \tag{2}$$

通过残差映射参数的调整幅度更大,通过增加相当的深度可以提高准确率。因此,ResNet 模型识别效果优于 CNN 模型。

#### 2.2 改进 ResNet

残差神经网络作为一种具有 Shortcut Connection 的特殊神经网络,该网络在保持卷积神经网络低复杂度的优点下,进一步加深了网络的深度,提高了网络的性能。

经典 ResNet 模型共有 152 层,但层数较多会增加运行时间且精度不一定提高。试验选择 ResNet-34 模型,同时引入改进的 LReLU 激活函数提高模型的识别性能,在卷积层 1 后加入批量归一化层提高模型训练效率,在全连接层后加入 Dropout 层丢弃一定比例的神经元以降低过拟合的影响<sup>[17]</sup>。

(1) 改进的 LReLU 函数:为了解决 ReLU 激活函数中的梯度消失问题,LReLU 函数对输入数据中的负值赋予非零斜率,LReLU 函数解决了 ReLU 函数梯度消失问题,但函数平滑度不高。Softplus 函数具有优异的平滑性,但该函数的输出偏移会影响网络的收敛性。考虑到 LReLU 和 Softplus 函数的特点,结合这两个函数特征,试验设计了改进的 LReLU 激活函数<sup>[18]</sup>。

$$f(x) = \begin{cases} \ln(e^x + 1) - \ln 2, & x > 0 \\ ax, & x \leq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

式中:

$a$ ——常数,取  $a = 0.25$ 。

(2) 批量归一化层:批量归一化层布置在卷积层 1 和激活函数层之间,以加快网络训练并防止梯度消失。即在进入下一层之前,对前一层的输入进行归一化。具体如式(4)~式(7)所示<sup>[19]</sup>。

$$\mu_{ij} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{ij}^k, \quad (4)$$

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (x_{ij}^k - \mu_{ij})^2 + \epsilon, \quad (5)$$

$$y_{ij}^k = \frac{x_{ij}^k - \mu_{ij}}{\sigma_{ij}}, \quad (6)$$

$$y'_{ij}^k = \alpha \cdot y_{ij}^k + \beta, \quad (7)$$

式中:

$x_{ij}^k$ ——第  $j$  层的第  $i$  神经元模型在训练第  $k$  条数据时的输出值;

$m$ ——每个标准化样本;

$\mu$ ——输出值平均值;

$\sigma_{ij}^2$ ——输出值方差;

$\epsilon$ ——一个很小的常数;

$\alpha, \beta$ ——学习参数(由 CNN 训练得到,用来代替偏置)。

(3) Dropout 层:将 Dropout 层置于全连接层后,加入 Dropout 层丢弃一定比例的神经元,可以有效地降低过拟合现象。通过使神经元的激活值以一定的概率  $p$ (伯努利分布)停止,不太依赖于一部分的局部特征,可以提高模型的泛化性<sup>[20]</sup>。

### 3 试验结果分析

#### 3.1 试验参数

为了验证所提方法的有效性,以黄鱼为例进行说明,黄鱼重量为(500±50) g,外观完整。该测试基于 Python

环境中的 Pytorch-深度学习框架。根据 GB 2733—2015,挥发性盐基氮在每 100 g 黄鱼肉中含量<13 mg 为一级新鲜度,含量在 13~30 mg 为二级新鲜度,含量>30 mg 为腐败。数据集为黄鱼图像 1 200 张,一级新鲜度 400 张,二级新鲜度 400 张,腐败 400 张,将数据集分为训练集、验证集和测试集,比值为 8:1:1。系统参数见表 1,试验参数见表 2。

表 1 系统参数

配置	参数
CPU	AMDRyzen 75800H
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070
操作系统	Windows
深度学习框架	pytorch1.5
Python 环境	Python 3.7.7

表 2 试验参数

参数	数值
输入图像	480×480
初始学习率	0.001
批量大小	8
迭代次数	100
优化器	Admin
损失函数	交叉熵损失函数
概率 $P$	0.8

采用准确率作为模型识别精度评估指标。

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I[f(x_i) = Y_i] \times 100\%, \quad (8)$$

式中:

$P$ ——识别准确率, %;

$f(x_i)$ ——模型对第  $i$  个样本的识别类别;

$Y_i$ ——样本  $i$  的实际类别;

$n$ ——样本总数。

#### 3.2 试验结果

为了验证试验模型的训练效果,利用能够度量实际样本分布与识别样本分布差异的交叉熵损失函数,监督试验模型的训练过程,训练时的模型损失率如图 4 所示,训练时的模型精度变化曲线如图 5 所示。

由图 4、图 5 可知,当迭代次数≤35 时,试验模型对黄鱼的训练和验证 loss 值快速降低,loss 值有振荡情况,但总体上趋于下降。迭代 40 次后,loss 值逐渐稳定。经过 40 代的遍历,训练集和验证集的识别准确率趋向于 99.50%,说明试验设计的基于改进残差神经网络的食物

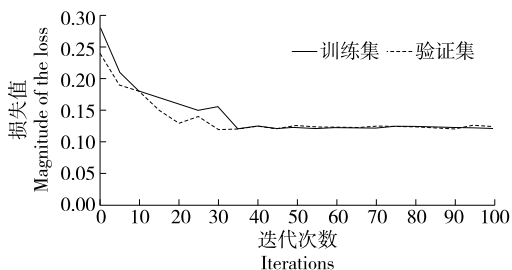


图 4 训练时模型损失率变化  
Figure 4 Change in model loss rate during training

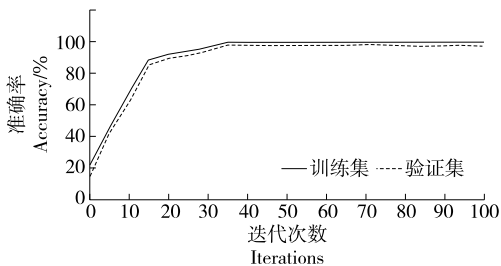


图 5 训练时模型准确率变化  
Figure 5 Changes in model accuracy during training

新鲜度识别模型具有较好的图像识别性能。为了避免模型过度拟合,使用迭代 50 次训练的模型来识别测试集。

为了验证模型训练后的效果,通过测试集对训练后模型的识别效果进行验证,训练后模型识别结果见表 3。

表 3 模型训练后测试集识别结果

Table 3 Model trained test set recognition results

类别	数据量	新鲜度			准确率/ %
		一级	二级	腐败	
一级新鲜度	40	40	0	0	100.00
二级新鲜度	40	1	39	0	97.50
腐败	40	0	2	38	95.00

由表 3 可知,试验方法在不同等级黄鱼新鲜度识别中精度较高且波动小,一级新鲜度识别差错率为 0,二级新鲜度识别差错率为 2.50%。腐败新鲜度识别差错率为 5.00%,其中一级新鲜度 0 个,二级新鲜度 2 个。试验方法的平均错误率为 2.50%,总体识别准确率为 97.50%,试验样本较少,当样本较多时,准确率可能有一定的提高。综上,试验模型对黄鱼新鲜度图像有较高的识别准确率。

为进一步验证试验方法的优越性,将试验方法与改进前的残差神经网络和文献[21]改进的 CNN 方法进行比较分析,通过试验训练集对不同模型进行训练,并将训练后模型用于试验测试集识别。不同方法的识别精度和运行时间见表 4。

表 4 不同方法的识别结果

Table 4 Identification results of different methods

模型	样本数量	平均识别时间/ms	识别准确率/%
试验方法	120	9.80	97.50
残差神经网络	120	23.60	92.50
文献[21]	120	50.22	93.75

由表 4 可知,试验方法的识别准确率为 97.50%,平均识别时间为 9.80 ms,与改进前的残差神经网络相比,识别准确率提高了 5.41%,平均识别时间降低了 58.47%。这是因为试验方法在残差神经网络中引入了改进的 LReLU 激活函数,提高了模型的识别性能,引入批归一化层提高了模型的训练效率,引入 Dropout 层降低了过拟合现象。与文献[21]改进的 CNN 相比,试验方法的识别精度提高了 4.00%,平均识别时间降低了 80.49%。这是因为试验方法解决了退化和梯度消失等问题,通过优化提高了识别精度和降低了识别时间。综上,试验方法的识别精度和平均识别时间较优,能够满足食品生产线食品新鲜度识别要求。

#### 4 结论

研究提出了一种改进的残差神经网络模型用于生产线食品新鲜度识别,引入改进后的 LReLU 激活函数提高模型的识别性能,引入批量归一化层提高模型的训练效率,引入 Dropout 层降低过拟合现象。结果表明,与常规方法相比,试验方法对食品图像新鲜度识别具有较高的识别准确度和较短的识别时间;与残差神经网络和文献[21]相比,试验方法的识别准确度分别提高了 5.41%, 4.00%,平均识别时间分别下降了 58.47%, 80.49%。试验方法在识别精度和识别时间方面优势明显,可满足食品生产线对食品新鲜度识别的需要。后续将扩充样本数量和增加食品种类,以进一步优化和完善整个系统。

#### 参考文献

[1] 杨森,冯全,张建华,等.基于轻量卷积网络的马铃薯外部缺陷无损分级[J].食品科学,2021,42(10):284-289.  
YANG S, FENG Q, ZHANG J H, et al. Non destructive grading of potato external defects based on lightweight convolution network[J]. Food Science, 2021, 42(10): 284-289.

[2] 张思雨,张秋菊,李可.采用机器视觉与自适应卷积神经网络检测花生仁品质[J].农业工程学报,2020,36(4):269-277.  
ZHANG S Y, ZHANG Q J, LI K. Using machine vision and adaptive convolution neural network to detect peanut kernel quality [J]. Journal of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 269-277.

[3] 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.  
HAI C, ZHAO F X, SUN S. On line detection technology of jujube surface defects based on Blob analysis[J]. Food & Machinery, 2018,

- 34(1): 126-129.
- [4] 张涛, 刘玉婷, 杨亚宁, 等. 基于机器视觉的表面缺陷检测研究综述[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(35): 14 366-14 376.  
ZHANG T, LIU Y T, YANG Y N, et al. Review of research on surface defect detection based on machine vision [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(35): 14 366-14 376.
- [5] 肖旺, 杨煜俊, 申启访, 等. 基于改进的 GoogLeNet 鸭蛋表面缺陷检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(6): 162-167.  
XIAO W, YANG Y J, SHEN Q F, et al. Detection of duck egg surface defects based on improved GoogLeNet [J]. Food & Machinery, 2021, 37(6): 162-167.
- [6] 杨志锐, 郑宏, 郭中原, 等. 基于网中网卷积神经网络的红枣缺陷检测[J]. 食品与机械, 2020, 36(2): 140-145, 181.  
YANG Z R, ZHENG H, GUO Z Y, et al. Chinese date defect detection based on net in net convolution neural network[J]. Food & Machinery, 2020, 36 (2): 140-145, 181.
- [7] 沈海军, 张汤磊, 许振兴, 等. 基于 Fisher 判别分析对苹果新鲜度的识别研究[J]. 食品工业科技, 2023, 44(4): 361-368.  
SHEN H J, ZHANG T L, XU Z X, et al. Recognition of apple freshness based on fisher discriminant analysis [J]. Science and Technology of Food Industry, 2023, 44(4): 361-368.
- [8] 刘雪, 沈长盈, 吕学泽, 等. 基于改进 MobileNetV3-Large 的鸡蛋新鲜度识别模型[J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 196-204.  
LIU X, SHEN C Y, LU X Z, et al. An improved MobileNetV3-Large based egg freshness recognition model [J]. Journal of Agricultural Engineering, 2022, 38(17): 196-204.
- [9] 焦俊, 王文周, 侯金波, 等. 基于改进残差网络的黑毛猪肉新鲜度识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 364-371.  
JIAO J, WANG W Z, HOU J B, et al. A method for identifying the freshness of black haired pork based on improved residual network [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 364-371.
- [10] 董鑫鑫, 杨方威, 于航, 等. 基于拉曼光谱技术的猪瘦肉新鲜度快速无损检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(2): 484-488.  
DONG X X, YANG F W, YU H, et al. Research on a rapid and non-destructive detection method for the freshness of pork lean meat based on Raman spectroscopy technology [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(2): 484-488.
- [11] 王云鹏, 司海平, 宋佳珍, 等. 基于红外与可见光图像融合的苹果表面缺陷检测方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(12): 127-131.  
WANG Y P, SI H P, SONG J Z, et al. Apple surface defect detection method based on infrared and visible image fusion [J]. Food & Machinery, 2021, 37(12): 127-131.
- [12] 薛勇, 王立扬, 张瑜, 等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 30-35.  
XUE Y, WANG L Y, ZHANG Y, et al. Apple defect detection method based on GoogLeNet deep migration learning [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 30-35.
- [13] 周靖宇, 孙锐, 余多, 等. 基于近红外技术和偏最小二乘判别法对无花果成熟度的快速判别[J]. 食品与机械, 2020, 36(11): 107-111.  
ZHOU J Y, SUN R, YU D, et al. Rapid identification of fig maturity based on near infrared technology and partial least squares method [J]. Food & Machinery, 2020, 36(11): 107-111.
- [14] 张铮, 熊盛辉, 王孙强, 等. 基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(7): 150-154.  
ZHANG Z, XIONG S H, WANG S Q, et al. Prediction method of banana pulp defects based on machine vision [J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 150-154.
- [15] 杨晨昱, 袁鸿飞, 马惠玲, 等. 基于傅里叶近红外光谱和电子鼻技术的苹果霉心病无损检测[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(7): 211-216.  
YANG C Y, YUAN H F, MA H L, et al. Nondestructive detection of apple mycoheart disease based on Fourier near infrared spectroscopy and electronic nose technology [J]. Food and Fermentation Industry, 2021, 47(7): 211-216.
- [16] 任二芳, 牛德宝, 温立香, 等. 电子鼻和电子舌在水果检测中的应用进展[J]. 食品工业, 2019, 40(10): 261-264.  
REN E F, NIU D B, WEN L X, et al. Application progress of electronic nose and electronic tongue in fruit detection [J]. Food Industry, 2019, 40(10): 261-264.
- [17] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 229-237.  
LIU F, LIU Y K, LIN S, et al. Rapid identification method of tomato fruit in complex environment based on improved Yolo [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 229-237.
- [18] 宋海涛, 何文浩, 原魁. 一种基于 SIFT 特征的机器人环境感知双目立体视觉系统[J]. 控制与决策, 2019, 34(7): 1 545-1 552.  
SONG H T, HE W H, YUAN K. A robot environment perception binocular stereo vision system based on SIFT feature [J]. Control and Decision, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
- [19] 冯喆, 李卫豪, 崔笛. 基于高光谱成像和深度学习的山核桃内源性异物检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(S1): 466-471.  
FENG Z, LI Z H, CUI D. Detection of endogenous foreign bodies in pecan based on hyperspectral imaging and deep learning [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 466-471.
- [20] 王虹霞, 周家奇, 辜承昊, 等. 用于图像分类的卷积神经网络中激活函数的设计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2019, 53(7): 1 363-1 373.  
WANG H X, ZHOU J Q, GU C H, et al. Design of activation function in convolutional neural network for image classification [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2019, 53(7): 1 363-1 373.
- [21] 陈远涛, 熊忆舟, 薛莹莹, 等. 基于深度学习的电子鼻食品新鲜度检测与识别技术研究[J]. 传感技术学报, 2021, 34(8): 1 131-1 138.  
CHEN Y T, XIONG Y Z, XUE Y Y, et al. Research on electronic nose food freshness detection and recognition technology based on deep learning [J]. Journal of Sensing Technology, 2021, 34(8): 1 131-1 138.