

改进的 Inceptionv3 果蔬识别算法

巨志勇, 马素萍

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 为了提高果蔬农产品识别的准确性, 使果蔬农产品分类实现自动化。**方法** 利用深度卷积神经网络强大的特征学习和特征表达能力, 来自动学习果蔬种类特征, 提出基于位置的柔性注意力算法, 对 Inceptionv3 神经网络进行改进, 并结合参数迁移学习方法建立果蔬识别模型; 针对果蔬种类繁多, 且国内外缺乏完善的果蔬图像数据库这一现状, 构建果蔬图像数据集; 在此数据集上将文中所提出的果蔬识别算法与其他果蔬识别算法进行对比。**结果** 试验结果表明, 在学习率为 0.1、迭代次数为 5000 时, 文中提出算法的准确率高达 97.89%。**结论** 相较于现有果蔬识别算法, 所提出的果蔬识别算法的识别性能最优, 鲁棒性最强。

关键词: 注意力机制; 果蔬图像; 迁移学习; 图像识别

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)21-0030-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.21.005

Fruit and Vegetable Recognition Algorithm Based on Improved Inceptionv3

JU Zhi-yong, MA Su-ping

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the recognition accuracy of fruit and vegetable products, so as to automatically classify these products. The powerful feature learning and feature expression capabilities of deep convolutional neural networks were used to automatically learn the characteristics of fruit and vegetable types, the location-wise soft attention algorithm was proposed to improve the Inceptionv3 neural network, and the parameter transfer learning method was combined to establish the fruit and vegetable recognition model. In view of the wide variety of fruits and vegetables, and the lack of a complete database of fruit and vegetable images at home and abroad, the fruit and vegetable image data sets were constructed. Based on the data sets above, the proposed fruit and vegetable recognition algorithm was compared with other fruit and vegetable recognition algorithms. The experimental results showed that, when the learning rate was 0.1 and the number of iterations was 5,000, the accuracy of the proposed algorithm was as high as 97.89%. Compared with the existing fruit and vegetable recognition algorithms, the proposed fruit and vegetable recognition algorithm has the best recognition performance and the strongest robustness.

KEY WORDS: attention mechanism; fruit and vegetable image; transfer learning; image recognition

果蔬分类属于一种物体识别技术, 在农产品交易和超市水果品种分类有着广泛应用。目前, 果蔬种类日益繁多, 且改良品种不断出现, 果蔬产品的出售需

要大量的销售员及时对顾客所需果蔬种类、价格进行快速、准确的识别。传统的识别方式造成了大量人力物力的浪费。随着物联网^[1]和人工智能^[2]的兴起, 人

收稿日期: 2019-05-28

基金项目: 国家自然科学基金 (81101116)

作者简介: 巨志勇 (1975—), 男, 博士, 上海理工大学讲师, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

们的生活开始走向智能化,“无人超市”在国内越来越流行,因此亟需研究果蔬智能分类模型,提高农产品果蔬识别准确率。

目前使用机器完成果蔬分类任务的研究,主要集中在果蔬表面缺陷检测^[3]、自动分级^[4]、自动采摘^[5]等。针对果蔬识别研究,目前大多处于建立数据集、优化分类模型阶段。早期研究人员利用图像处理、模式识别等多个领域的知识识别果蔬。Ju 等提出采用颜色特征、纹理作为识别特征,采用集成 kNN 算法识别果蔬^[6],该方法虽然取得了较好的识别效果,但训练时间较长。研究人员提出了基于图像分割点的检测方法自动识别荔枝^[7]、猕猴桃^[8]等果蔬,识别效果不错,但通常适用于某个类别的果蔬识别。同时这些方法都需人工设计图像特征,比如 DPM^[9]等特征,但人工提取特征很难对颜色、形状、纹理精准进行表达^[29],因此,传统的图像处理还存在局限性。

当今,深度学习不断发展,卷积神经网络通过引入局部连接、权值共享、池化操作、非线性激活等方法,允许网路数据的自动学习和特征表达的能力,比传统机器学习方法有更好的特征学习和表达能力。为了进一步提高卷积神经网络的识别能力,部分研究者提出了 VGG^[10]、GoogLeNet^[11-15]、残差学习^[12]等方法训练深度神经网络,利用随机深度^[16]、批量归一化^[17]和 Droup^[18]避免过拟合和退化,利用 stn^[19]和 Residual Attention Network^[20]的柔性注意力模块,提高类间图像识别。吕伟等^[21]基于稀疏表示和 CNN 果蔬识别算法的准确率达到 90% 以上。Hu J 等^[22]提出了 SENet,这个模型获得了 ImageNet 2017 竞赛 Image Classification 任务的冠军。部分研究者提出了一种新的无监督视觉哈希方法,称为语义辅助视觉哈希 (SAVH)^[23]。上述研究为利用深度学习进行果蔬识别提供了参考和可行性。

文中运用基于位置的柔性注意力 (Location-wise Soft Attention) 算法对 Inceptionv3 进行改进,并利用迁移学习的方法,将 Inceptionv3 在大型图像数据集上学习得到的图形分类的共性知识迁移到果蔬识别模型上,以提高模型训练效率和识别率,将训练好的模型打包为“.apk”格式,直接在安卓系统中安装,通过对果蔬农产品进行拍照,进而实现果蔬农产品的快速、准确分类。

1 实验

1.1 实验样本

针对果蔬种类繁多且国内外缺乏完善的果蔬图像数据库这一现状,在不同光照和不同背景下,利用安卓手机在超市、果蔬市场等地人工采集白蘑菇、菠萝、橙子、刀豆、番茄、柑子、甘蔗、红薯、红提、

火龙果、核桃、桂圆、黄瓜、花生、胡萝卜、梨、荔枝、芒果、毛豆、南瓜、柠檬、苹果、枇杷、葡萄、芹菜、山楂、圣女果、石榴、柿子、土豆、娃娃菜、小辣椒、香蕉、西兰花、杏鲍菇、杨梅、柚子、油桃、紫茄子、紫薯等 40 种果蔬样本,每种约 400 张,共计 16 000 多张果蔬图像,建立 F&V_40 数据集。果蔬位置随机摆放,数量随机选取,果蔬之间包含堆叠、粘连等情况^[24]。部分果蔬样本见图 1。



图 1 果蔬样本示例

Fig.1 Examples of fruit and vegetable images

1.2 基于位置的柔性注意力算法

基于位置的柔性注意力^[25-26]由 2 个分支组成,一个是 trunk 分支,即传统的卷积操作;另一个是 mask 分支,它是该机制的核心部件,由 2 个上采样和 2 个下采样组成,目的是为了获取更大的感受野,充当 attention map,通过 attention map 提高底层特征的感受野,突出对分类更有利的特征。基于位置的柔性注意力算法的输出为:

$$O_{s,c}(x) = T_{s,c}(x) * M_{s,c}(x) \quad (1)$$

式中: s 为所有空间的取值; c 为所有通道的索引 $\{1, 2, \dots, C\}$; $M_{s,c}$ 为 mask 分支输出的 attention 权重; $T_{s,c}$ 为 trunk 分支所提取的特征向量,它们的点积即为算法的输出。

采用 sigmoid 激活函数对 mark 输出进行标准化处理,即对所有通道、空间位置使用 sigmoid 函数(式 2),不添加任何额外约束。

$$\delta(x_{s,c}) = \frac{1}{1 + e^{\left(\frac{x_{s,c} - \text{mean}_c}{\text{std}_c}\right)}} \quad (2)$$

式中: mean_c 和 std_c 为特征图与第 c 个通道的均值和标准差; x_s 表示第 s 个空间的特征向量。在 mark 分支中先对特征使用基于通道的注意力,之后使用基于位置的注意力,它们均使用平均池化和最大池化方式对输入的特征 x 进行计算。

基于通道的注意力将 2 种池化结果相加得到最终的特征，计算式为：

$$M_c(x) = \delta(\text{MLP}(\text{avgpool}(x)) + \text{MLP}(\text{maxpool}(x))) \quad (3)$$

其中： $x \in R^{c \times w \times h}$ ； δ 为 sigmoid 函数；MLP 为多层感知器。

基于位置的柔性注意力，将基于通道的注意力得到的最终的特征连接起来，并通过标准卷积层进行卷积，进而产生 attention map，计算式为：

$$M_s(x) = \delta(f^{7 \times 7}([\text{avgpool}(x); \text{maxpool}(x)])) \quad (4)$$

式中： $f^{7 \times 7}$ 表示滤波操作，滤波器的尺寸为 7×7 。

1.3 迁移学习

迁移学习^[27]常用方法有 2 种：特征迁移，除去预训练模型的最后一层，将其之前的特征向量（激活值）送入 SVM（支持向量机）等分类器进行训练^[26]；参数迁移，研究者仅需初始化网络中的几层，其余层仍使用预训练模型的参数^[27]。这里采用参数迁移学习方法将 Inception 修改为用于果蔬种类识别的 Fruit&Vegetable_Inception (FVI)，FVI 深度卷积神经网络模型共包含 4 个卷积模块运算（1 个常规卷积块和 3 个 inception 结构）和 10 个混合层，其参数见表 1。

表 1 FVI 模型参数
Tab.1 FVI model parameter

网络类型	步长	输入尺寸
conv	3×3/2	299×299×39
conv	3×3/1	149×149×32
conv padded	3×3/1	147×147×32
pool	3×3/2	147×147×64
conv	3×3/1	73×73×64
conv	3×3/2	71×71×80
conv	3×3/1	35×35×192
3×Inception	—	35×35×228
5×Inception	—	17×17×80
2×Inception	—	8×8×1280
pool	8×8	8×8×2048
linear	logits	1×1×2048
softmax	classifier	1×1× m

注：其中 m 为数据集的种类，实验中 m 为 40

在 FVI 网络结构中，输入像素为 $299 \times 299 \times 3$ 的果蔬样本，前 3 个卷积层之间没有池化层，且卷积层利用步长分别为 [2, 1, 1]、[3 × 3] 的核进行过滤，第 1 个池化层将第 3 个卷积的输出相连接，并用步长为 2，3×3 的核池化；上一层的输出为下一层的输入，以此类推，第 5 个卷积的输出作为输入与 3 个 Inception module 相连，其输出再与 5 个 Inception

module 相连，其后连接 3 个 Inception module，输出 $8 \times 8 \times 2048$ ，经过一个 8×8 的池化操作后，与全连接层相连接，最后通过 softmax 输出。

1.4 果蔬识别模型

利用参数迁移学习的方法将 Inceptionv3 模型的共性知识进行迁移，构成果蔬识别模型 FVI，并在 FVI 模型的全连接层与 softmax 层之间加入基于位置的柔性注意力机制，实现对 Inceptionv3 的改进，见图 2，以此构建基于改进的 Inceptionv3 和迁移学习的果蔬图像识别模型 FVR (Fruit & Vegetable_Recognition)，以提高模型训练效率和识别率。

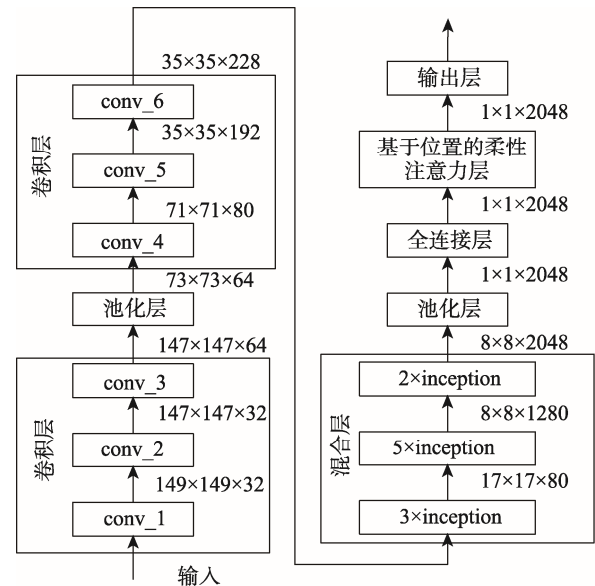


图 2 FVR 果蔬识别图像模型
Fig.2 FVR image model

FVR 果蔬识别模型具体构建方法如下所述。

1) 利用参数迁移学习的方法，将 Inceptionv3 在大型图像数据集上学习得到的图形分类的共性知识迁移到果蔬识别模型 FVI 上。

2) 将基于位置的柔性注意力模块嵌入全连接层和 softmax 回归层之间共同构成 FVR 模型，该模型的输出为 m 维，分别代表 m 种果蔬训练集对应类别概率，且概率之和为 1。FVR 深度卷积神经网络模型采用交叉熵计算识别损失，进而判定实际的输出与期望的输出的接近程度，损失函数见式(5)。

$$H_\theta = -\sum_e P(e; \theta) \log q(e; \theta) \quad (5)$$

式中： H 为训练损失； e 为批次训练样本； P 为期望的类别概率； θ 为权重参数； q 为 FVR 模型预测类别概率， $q = [q_1, q_2 \dots q_m]^T$ ，使用 softmax 回归公式实现，见式(6)。

$$q_j = \frac{\exp(x_m^j)}{\sum_j^m \exp(x_m^j)} \quad (6)$$

式中： x_m 是 softmax 函数的输入； j 是被计算的当前类别， $j=1\dots m$ ； q_j 表示第 j 类的真实输出。

2 结果与分析

为了验证算法的有效性，在 F&V_40 数据库上进行实验，并与 CNN^[21, 27]等算法和当前果蔬图像识别算法进行对比。文中模型的训练与测试均在 TensorFlow 框架下完成的。

2.1 实验测量标准

采用所有待识别果蔬农产品的识别率指标衡量算法识别率：

$$R_{\text{reta}} = \frac{z_a}{z_t} \times 100\% \quad (7)$$

式中： z_t 为待识别果蔬的数量； z_a 为识别正确的数量； R_{reta} 为识别率。

这里采用识别算法运算时间的平均值来衡量算法时间性能：

$$t = \frac{t_{\text{all}}}{z_i} \quad (8)$$

式中： t 为时间均值； t_{all} 表示识别 z_i 张果蔬图消耗的总时间； z_i 表示识别算法运行的次数。

2.2 模型训练与验证结果

以 F&V_40 数据集作为研究对象，综合考虑实验复杂度，组合 2 种模型（FVI 模型和 FVR 模型），3 组学习率（0.001, 0.005, 0.01），共进行 6 组组合试验。综合考虑硬件性能和训练时间，训练和验证的批次样本数均设置为 30。验证间隔和显示间隔均设为 1 个 epoch（执行完 1 次全部训练样本，称之为 1 轮），最大训练轮数设为 5000。各组训练与验证结果见表 2。

表 2 模型相关结果
Tab.2 Model related results

试验编号	模型	学习率	训练 准确率/%	验证 准确率/%
1	FVI	0.001	19.83	59.75
2	FVI	0.01	92.93	85.94
3	FVI	0.1	96.97	95.37
4	FVR	0.001	20.00	68.72
5	FVR	0.01	98.64	96.59
6	FVR	0.1	100.00	97.89

由表 2 可知，学习率对模型的训练与验证结果影响较大。因为迁移学习时，由于深度卷积网络前端各层均已获得良好训练，较大的学习率可以快速收敛、跳出局部最优解，并寻找全局最优，在相同的训练轮数下，获得较高的训练准确率和验证准确率。如试验

3，在学习率均为 0.1 时，训练和验证准确率分别为 96.97%，95.37%，相同条件下较其他学习率下的试验结果高出约 10%~20%。若使用的学习率较小，容易产生振荡，进而产生较大的损失、较低的准确率。学习率为 0.01 和 0.1 的各组试验（试验编号为 2, 3, 5, 6）则表现出了良好性能，训练 5000 后的验证准确率均在 85.00% 以上。部分试验的训练损失见图 3。在学习率及其他条件相同的情况下，FVR 模型的训练准确率和验证准确率都比 FVI 模型的高，并且由试验 6 可知，在训练轮数为 5000 的情况下，FVR 模型在学习率为 0.1 时性能最优。

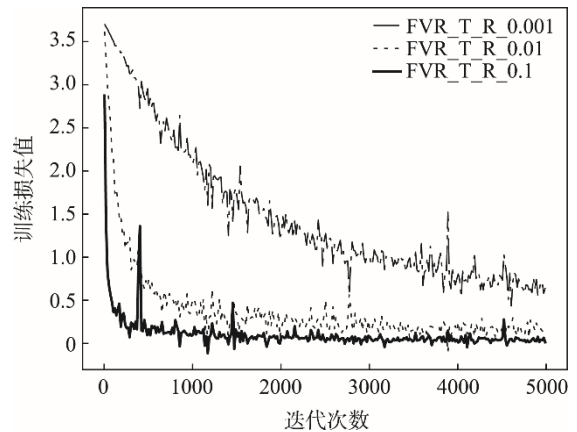


图 3 FVR 模型的训练损失
Fig.3 Loss under training of FVR model

2.3 果蔬识别算法对比分析

这里以苹果、橙子、柑橘、圣女果、番茄等 5 种果蔬的识别为例，每种果蔬 100 张，共计 500 张果蔬图片，分别运用基于颜色和纹理^[28]（CCLBP）、基于稀疏表示和卷积神经网络^[21]（CNN）、基于 Inception 与迁移学习（FVI）、基于改进的 Inception 和迁移学习（FVR）算法，对待识别果蔬农产品进行随机拍照识别，其识别率见图 4。

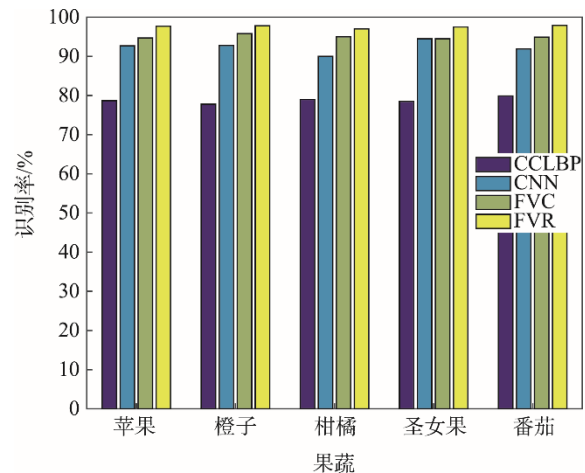


图 4 不同识别算法的识别结果
Fig.4 Recognition results of different recognition algorithms

表3 不同识别算法的相关时耗
Tab.3 Related time consumption of different recognition algorithms

识别算法	训练时耗/min	识别时耗/ms
CCLBP ^[28]	—	1100
CNN ^[21]	204	864
FVI	46	665
FVR	41	665

在算法性能方面,由图4分析得出,FVR模型的识别率最高,相较于仅用迁移学习的FVI模型,其识别率约上升2%~3%,相较于其他2个识别算法,其识别率约增长2%~20%。由表3可以看出,FVR模型的训练时间最短,识别速度最快。

3 结语

针对传统果蔬识别特征提取费力、识别率较低等问题,提出利用基于位置的柔性注意力算法对Inceptionv3模型进行改进,结合参数迁移学习方法共同构成果蔬识别模型FVR;自行建立果蔬图像数据库F&V_40,该库包含40种常见果蔬,共计1万多张果蔬样本;在F&V_40数据库对所提出的算法进行模型训练、验证。结果表明,学习率的大小对训练模型的准确率和收敛速度有着极大影响;基于位置的柔性注意力算法可进一步优化训练时间,提高果蔬识别率和识别速度,实现果蔬农产品的自动分类。

参考文献:

- [1] 李冬月,杨刚,千博. 物联网架构研究综述[J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 37—41.
LI Dong-yue, YANG Gang, QIAN Bo. Review of Research on Internet of Things Architecture[J]. Computer Science, 2018, 45(S2): 37—41.
- [2] 茆鸣. 人工智能在计算机网络技术中的应用研究[J]. 电子技术与软件工程, 2016(9): 255—256.
MAO Ming. Research on the Application of Artificial Intelligence in Computer Network Technology[J]. Electronic Technology and Software Engineering, 2016(9): 255—256.
- [3] 周竹,李小昱,陶海龙,等. 基于高光谱成像技术的马铃薯外部缺陷检测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(21): 221—228.
ZHOU Zhu, LI Xiao-yu, TAO Hai-long, et al. Detection of Potato External Defects Based on Hyperspectral Imaging Technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Translation of CSAE), 2012, 28(21): 221—228.
- [4] 王风云,封文杰,郑纪业,等. 基于机器视觉的双孢蘑菇在线自动分级系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 256—263.
WANG Feng-yun, FENG Wen-jie, ZHENG Ji-ye, et al. Design and Experiment of Automatic Sorting and Grading System Based on Machine Vision for White Agaricusbisporus[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(7): 256—263.
- [5] 莫宇达,邹湘军,叶敏,等. 基于Sylvester方程变形的荔枝采摘机器人手眼标定方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 47—54.
MO Yu-da, ZOU Xiang-jun, YE Min, et al. Hand-eye Calibration Method Based on Sylvester Equation Deformation for lychee Harvesting Robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2017, 33(4): 47—54.
- [6] MA Su-ping, JU Zhi-yong, WANG Gao, et al. Fruits and Vegetables Recognition Based on Principal Component Analysis and the Ensemble of Distances[J]. Electronic Technology, 2019(11): 1—6.
- [7] 熊俊涛,林睿,刘振,等. 夜间自然环境下荔枝采摘机器人识别技术[J]. 农业机械学报, 2017, 48(11): 28—34.
XIONG Jun-tao, LIN Rui, LIU Zhen, et al. Visual Technology of Picking Robot to Detect Litchi at Nighttime under Natural Environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 28—34.
- [8] 傅隆生,冯亚利. 基于卷积神经网络的田间多簇猕猴桃图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 205—211.
FU Long-sheng, FENG Ya-li. Image Recognition Method of Multi-cluster Kiwifruit in Field Based on Convolutional Neural Networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(2): 205—211.
- [9] AZIZPOUR H, LAPTEV I. Object Detection Using Strongly-Supervised Deformable Part Models[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2012, 7572(PART 1): 836—849.
- [10] SAINATH T N, KINGSBURY B, SAON G, et al. Deep Convolutional Neural Networks for Large-scale Speech Tasks[J]. Neural Networks, 2015, 64: 39—48.
- [11] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going Deeper with Convolutions[J]. Computer Science, 2014, 1: 1—9.
- [12] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift[C]// International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015.
- [13] SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 2818—2826.
- [14] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of

- Re-sidual Connections on Learning[C]// AAAI Publications, Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 1—12.
- [15] HUANG G, SUN Y, LIU Z, et al. Deep Networks with Stochastic Depth[J]. *Computer Vision-ECCV*, 2016(4): 646—661.
- [16] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]// International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015: 1—11.
- [17] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929—1958.
- [18] CHEN L, ZHANG H, XIAO J, et al. SCA-CNN: Spatial and Channel-Wise Attention in Convolutional Networks for Image Captioning[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2017: 6298—6306.
- [19] WANG F, JIANG M, QIAN C, et al. Residual Attention Network for Image Classification[J]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, 1: 6450—6458.
- [20] 吕伟. 基于稀疏表示和卷积神经网络的水果图像分类与实现[D]. 广州: 华南农业大学, 2016.
LYU Wei. Classification and Implementation of Fruit Image Based on Sparse Representation and Convolution Neural Network[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2016.
- [21] ZHU L, HUANG Z, LEE Z, et al. Exploring Auxiliary Context: Discrete Semantic Transfer Hashing for Scalable Image Retrieval[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2018(99): 1—13.
- [22] ZHU L, SHEN J, XIE L, et al. Unsupervised Visual Hashing with Semantic Assistant for Content-Based Image Retrieval[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2017, 29(2): 472—486.
- [23] 马越. 基于深度学习的果蔬检测与分类方法的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
MA Yue. Research and Implementation of Fruits and Vegetables Detection and Classification Based on Deep Learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018.
- [24] ZHAO B, WU X, FENG J, et al. Diversified Visual Attention Networks for Fine-Grained Object Classification[C]// *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017: 1—7.
- [25] ANDERSON P, HE X, BUEHLER C, et al. Bottom-Up and Top-Down Attention for Image Captioning and Visual Question Answering[C]// *Computer Science: Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 1—15.
- [26] SINNO JIALIN PAN, QIANG Yang. A Survey on Transfer Learning [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345—1359.
- [27] 陶华伟, 赵力, 奚吉, 等. 基于颜色及纹理特征的果蔬种类识别方法 [J]. *农业工程学报*, 2014(16): 305—311.
TAO Hua-wei, ZHAO Li, XI Ji, et al. Fruit and Vegetable Species Recognition Method Based on Color and Texture Characteristics[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2014(16): 305—311.
- [28] ZHANG Y, WANG S, JI G, et al. Fruit Classification Using Computer Vision and Feed Forward Neural Network[J]. *Journal of Food Engineering*, 2014, 143(1): 167—177.