

深度学习在果蔬识别领域的应用

徐文镇¹, 朱义新¹, 黄思源², 张泽民², 王卫星²

¹贵州大学计算机科学与技术学院, 贵州 贵阳

²贵州大学机械工程学院, 贵州 贵阳

Email: 1198464009@qq.com

收稿日期: 2021年5月8日; 录用日期: 2021年6月14日; 发布日期: 2021年6月21日

摘要

针对目前果蔬存储时间与安全问题, 希望通过研究实现新鲜果蔬识别与系统时间记录, 本文运用了 Python 语言、Flask 框架、深度学习、爬虫、Xception 算法等相关技术对系统的总体架构以及功能模块进行设计, 实现了食物识别、腐败提醒等主要功能。通过实际测试后, 系统运行稳定, 能较好地减少因食用腐败食品而导致疾病的问题。

关键词

食品健康, 深度学习, 迁移学习, 图像识别, 识别模型

Application of Deep Learning in Fruit and Vegetable Recognition

Wenzhen Xu¹, Yixin Zhu¹, Siyuan Huang², Zemin Zhang², Weixing Wang²

¹College of Computer Science and Technology, Guizhou University, Guiyang Guizhou

²School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Email: 1198464009@qq.com

Received: May 8th, 2021; accepted: Jun. 14th, 2021; published: Jun. 21st, 2021

Abstract

Aiming at the current problems of fruit and vegetable storage time and safety, we hope to achieve fresh fruit and vegetable identification and system time recording through research. The paper uses Python language, Flask framework, deep learning, crawlers, Xception algorithm and other related technologies to design the overall architecture of the system as well as functional modules,

and realize the main functions such as food identification and spoilage reminder. After the actual test, the system runs stably and can better reduce the problem of diseases caused by eating spoiled food.

Keywords

Food Health, Deep Learning, Transfer Learning, Image Recognition, Recognition Model

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

食用不新鲜的瓜果蔬菜是导致食品安全问题的一个重要因素,因此,为了更好的对新鲜果蔬进行管理,我们提出一个可以实现对各模块内存储的果蔬进行变质预警告这一功能的设备。首先应该将放入的水果和蔬菜进行识别,判断其种类是什么。通过对比选择深度学习对当前获取图像进行识别,可以达到一个较高的准确率,为了进一步提高图像识别的准确率,我们在 Xception 模型的基础上建立了一个池化层,三个全连接层,两个卷积层,调用了 ReLU 激活函数(一种人工神经网络中常用的激活函数,通常指代以斜坡函数及其变种为代表的非线性函数)、RMSProp 优化器(也叫均方根算法,该优化器没有采用传统暴力直接的累加平方梯度,而是加了一个衰减系数来控制历史信息的获取多少),以及采用 Dropout 函数防止其过拟合。Xception 是 Inception-V3 的极端情况(见图 2),通过使用该模型结构,我们对测试集内的 12 种不同种类果蔬识别准确率最终高达 91%。

2. 研究现状分析

上世纪八十年代,计算机视觉技术开始应用于果蔬识别范畴,1981 年 Graf 等人[1]通过从苹果叶片形态的研究,实现了最大概率分类来检验苹果的损伤程度。1996 年, Bolle 等人[2]通过提取图像中果蔬的颜色,纹理等特征,第一次实现了对随意堆叠与摆放的水果蔬菜的识别与归类。2012 年, Fabio 等人[3]提出通过整合多种低成本分类器来识别目标果蔬,推动了超市果蔬自动销售系统的发展。2014 年,陶华伟等人[4]采用结合颜色完全局部二值模式与颜色特征的方法获取目标纹理的特征,提高了果蔬智能识别系统的准确率。2016 年,庄路路[5]提出基于改进的 SURF 算法对特征点进行检测和匹配,以实现水果进行识别。

通过以上分析结果不难发现,研究人员在果蔬的识别检测领域展开了大量的研究工作,当然也不难发现,以上研究很多是根据统计模式的识别方法,基本都是人工设计算法来提取果蔬颜色、形状等特征。该方法实现较为单一,换用不同的果蔬又得重新设计算法,因此深度学习成了这方面的不二之选。在 2012 年的 ImageNet 图像分类大赛上, Hinton 组采用了深度学习的方法一举夺魁[6],且此方法准确率超第二名 10%以上,突然之间这也掀起了深度学习的热潮。从经典的 LeNet-5 网络模型,到基于 ReLU 激活函数的卷积神经网络,再发展至基于随机 Dropout 的 CNN 网络,图像识别的精度越来越高[7]。本文亦采用深度学习,通过搭建以下图 1 卷积神经网络模型来提高果蔬图像识别的准确率。利用该卷积神经网络模型,我们对果蔬图像的判断准确度较传统模型更高,这也意味着对果蔬种类的定位更精确,这也使得接下来对不同模块中存放的果蔬判断更准确。

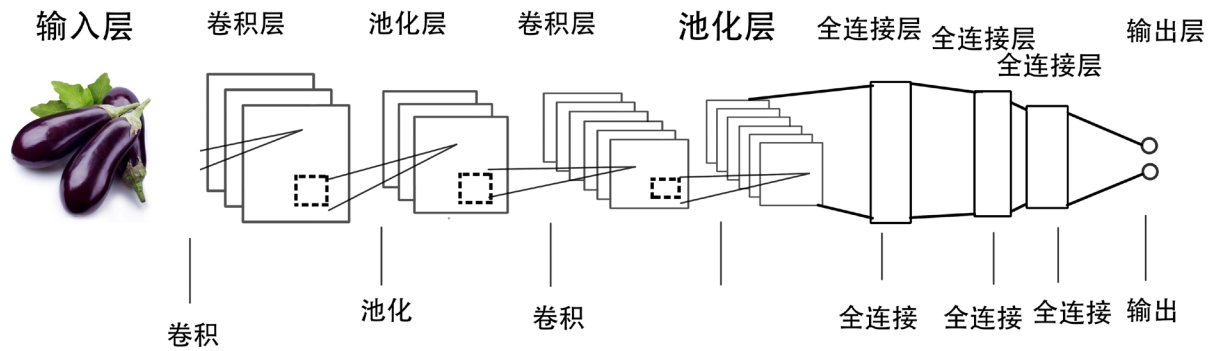


Figure 1. Fruit and vegetable recognition structure map of convolutional neural network based on Xception model
图 1. 基于 Xception 模型的卷积神经网络的果蔬识别结构图

3. 方法

3.1. Xception

在 Inception 中，特征可以通过 1×1 卷积， 3×3 卷积， 5×5 卷积，pooling 等进行提取，Inception 特征类型的选择由网络进行训练，即一个输入同时输入到多个特征提取方法中，然后做 concat。Inception-v3 的结构图 2 如下。

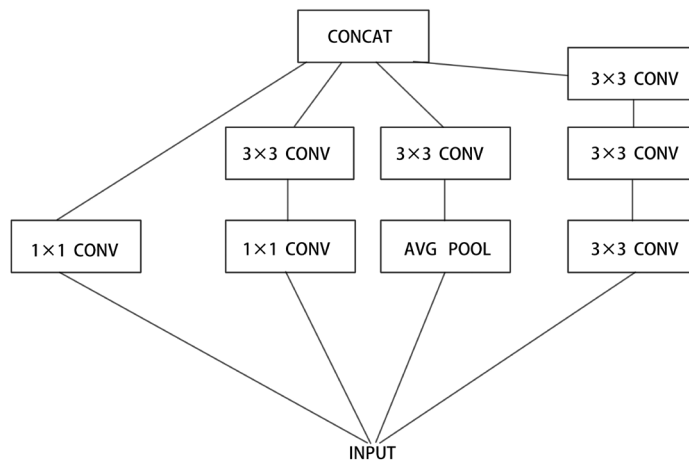


Figure 2. Structure diagram of Inception-V3
图 2. Inception-v3 的结构图

对 Inception-v3 进行简化，去除 Inception-v3 中的 avg pool 后，输入的下一步操作就都是 1×1 卷积，结构如图 3 所示。

提取 1×1 卷积的公共部分，结构如图 4 所示。

Xception (极致的 Inception): 先进行普通卷积操作，再对 1×1 卷积后的每个 channel 分别进行 3×3 卷积操作，将结果归并得到的最终 Xception 模型如图 5 所示。

3.2. RMSProp

损失函数在更新过程中摆动幅度过大，函数的收敛速度较慢。为了改善上述两个问题，RMSProp 算法采用微分平方加权平均法将权重 W 和偏置 b 的梯度进行加权。以下是预计到第 t 轮迭代过程的公式：

$$s_{dw} = \beta s_{dw} + (1 - \beta) dW^2 \quad (1)$$

$$s_{db} = \beta s_{db} + (1 - \beta) db^2 \quad (2)$$

$$W = W - \alpha dW / \sqrt{s_{dw}} + \varepsilon \quad (3)$$

$$b = b - \alpha db / \varepsilon \sqrt{s_{db}} + \varepsilon \quad (4)$$

上述公式中的 β 是一个梯度累积的指数, 公式(1)中的 s_{dw} 是损失函数在前面的 $t - 1$ 轮迭代过程中累积的梯度, 公式(2)中的 s_{db} 是 s_{dw} 的梯度动量[8]。而 RMSProp 算法计算了梯度微分平方的加权平均值, 这是不一样的地方。此举有效解决了前面所讲的两个问题, 既有助于消除摆动幅度较大的方向, 对摆动幅度进行校正, 降低各维度的摆动幅度, 又能加快网络函数的收敛速度。分析以上公式(3)和(4), 只要 dW 或者 db 中有一个值较大, 当我们更新权重或偏移量时, 我们将它除以之前累积的梯度的二次方根(公式(3)中的 $\sqrt{s_{dw}}$ 以及公式(4)中的 $\sqrt{s_{db}}$), 这样可以降低它的更新幅度。最后, 我们在公式(4)中取一个极小的平滑值 ε (该数值一般取 10^{-8}) 来避免分母为 0。

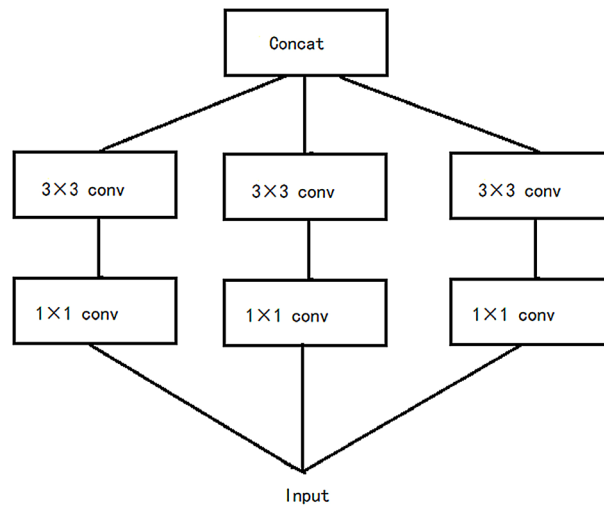


Figure 3. Put in 1×1 convolution
图 3. 输入 1×1 的卷积

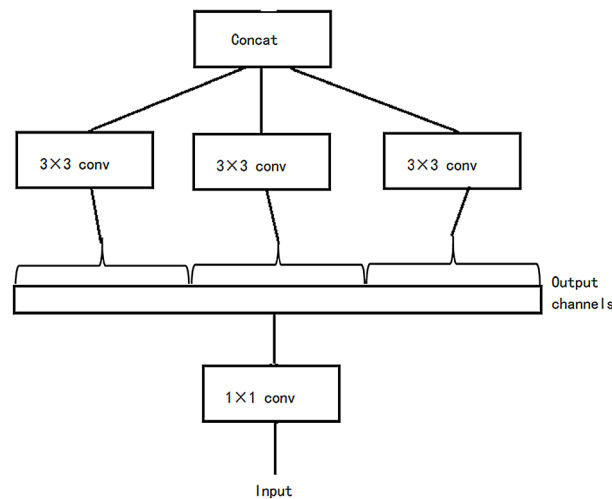


Figure 4. Extract the common part
图 4. 提取公共部分

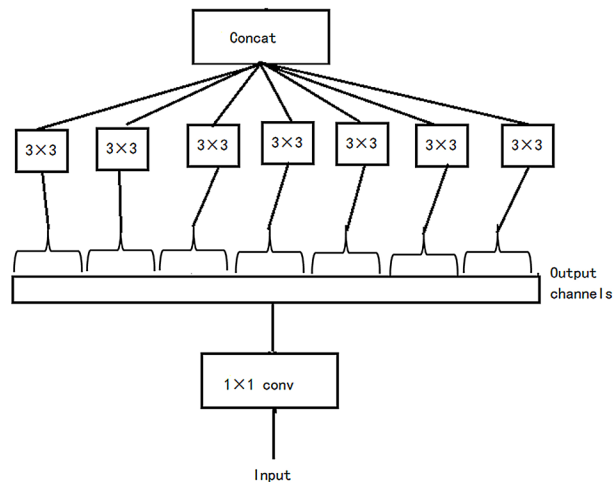


Figure 5. Final Xception model
图 5. 最终 Xception 模型

4. 实验

4.1. 数据集

采用 python 爬虫的方式从网上爬取了 12 类共 7200 张图片。由于标签原因，其中有 3045 张图片被清洗掉。所以最终我们的数据集总共有 12 类、4155 张果蔬图像。这 12 种类别为大枣、葡萄、西瓜、火龙果、龙眼、菠萝、花生、西红柿、胡萝卜、白菜、土豆、茄子，图 6 展示了本文收集的部分数据集。



Figure 6. Part of the data set is presented
图 6. 部分数据集展示

4.2. 实验方法

本文构建了如图 5 所示的 Xception 模型的卷积神经网络模型。输入图像尺寸为 150×150 。采用批量随机梯度下降法迭代 45 个批次(45 epochs)，对每次 epochs，每输入样本容量大小/64 个样本训练后，进

行反向传播并更新一次权值。本文设置初始学习率为 0.1, 定义优化器 RMSprop (Root Mean Square Prop)。本文将爬取的 4155 张水果蔬菜图片按照 9:1 的比例划分训练集和测试集, 划分后的具体图片数量如表 1 所示。

Table 1. Division of training set and test set

表 1. 训练集和测试集的划分

	总计
训练集	3747
测试集	408

4.3. 实验结果

为了验证本文模型的有效性, 本文进行了实验, 实验过程中迭代轮次与其精确度及损失值如表 2 所示, 其中 epoch 表示迭代轮次, Train accuracy 和 Train loss 分别表示训练过程中的精确度和损失值; Validation accuracy 和 Validation loss 分别表示测试过程中的精确度和损失值。训练过程中准确率越高意味着后面测试过程中也会更准确。从实验结果可以看出, 迭代 45 个批次过程中 Train accuracy 最高到达了 0.9634, 而 Validation accuracy 最高也达到了 0.9167, 这可以看出我们构建的模型的有效性。

Table 2. The iteration cycles and their accuracy and loss values during the experiment

表 2. 实验过程中迭代轮次与其精确度及损失值

epoch	Train accuracy	Train loss	Validation accuracy	Validation loss
1	0.2672	2.2577	0.4688	1.7930
2	0.4806	1.6471	0.6458	1.3489
3	0.5970	1.2854	0.5938	1.3525
4	0.6634	1.0789	0.8125	0.6832
5	0.7093	0.9494	0.7917	0.6898
6	0.7500	0.8222	0.8438	0.5916
7	0.7716	0.7372	0.7917	0.7680
8	0.7909	0.7156	0.8958	0.5319
9	0.8071	0.6405	0.7917	0.5862
10	0.8394	0.5330	0.8333	0.8669
11	0.8470	0.5562	0.8438	0.5263
12	0.8427	0.5313	0.8750	0.5109
13	0.8491	0.4797	0.8333	0.6280
14	0.8761	0.4173	0.8438	0.5507
15	0.8879	0.3962	0.8750	0.5650
16	0.8804	0.3900	0.8958	0.4242
17	0.8798	0.3800	0.8125	0.7023
18	0.8922	0.3317	0.8646	0.4609
19	0.8922	0.3596	0.8646	0.4915

Continued

20	0.9149	0.3084	0.8750	0.5043
21	0.8998	0.3484	0.8542	0.5857
22	0.8912	0.3509	0.8229	0.6115
23	0.9158	0.2874	0.8438	0.5635
24	0.9246	0.2617	0.8958	0.4129
25	0.9203	0.2530	0.8542	0.6526
26	0.9126	0.2646	0.8854	0.4374
27	0.9224	0.2682	0.9167	0.5190
28	0.9343	0.2376	0.8854	0.5462
29	0.9246	0.2414	0.8750	0.4385
30	0.9450	0.1866	0.8542	0.5196
31	0.9364	0.2186	0.8542	0.4577
32	0.9410	0.2166	0.8750	0.5423
33	0.9472	0.1917	0.8958	0.4113
34	0.9386	0.2000	0.8854	0.4852
35	0.9471	0.1810	0.9062	0.3600
36	0.9310	0.2243	0.8854	0.3830
37	0.9497	0.1834	0.8750	0.5064
38	0.9407	0.2085	0.8542	0.5447
39	0.9344	0.2276	0.8438	0.5890
40	0.9421	0.1891	0.9167	0.2941
41	0.9574	0.1546	0.8750	0.5764
42	0.9634	0.1504	0.6083	0.8438
43	0.9407	0.2058	0.8333	0.6645
44	0.9461	0.1942	0.9062	0.3410
45	0.9397	0.2041	0.8229	0.6945

可视化结果如下图 7 所示，训练精确度和测试精确度在逐渐增加，其损失值逐渐减小。

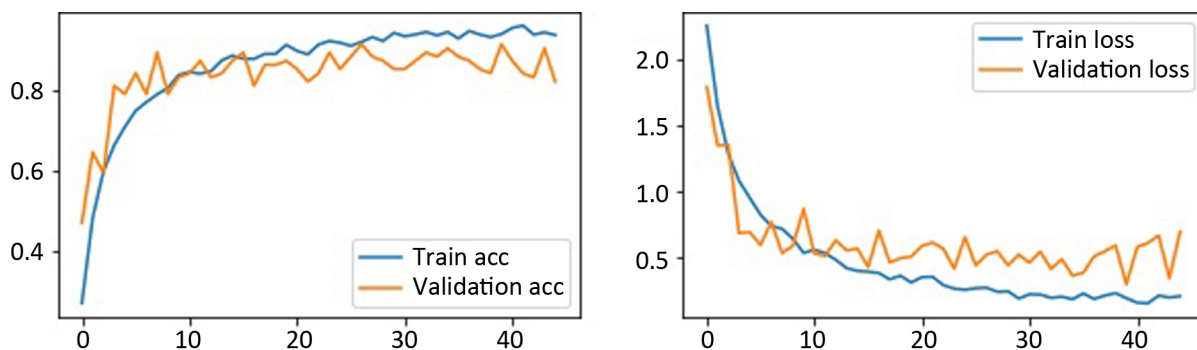


Figure 7. Accuracy (left) and loss value (right) change results

图 7. 精确度(左)及损失值(右)变化结果

5. 结束语

本文针对果蔬图像形状易分辨的特点,设计了 Xception 模型的卷积神经网络,该网络能高效提取果蔬形状和纹理特征,网络层之间使用线性函数 ReLU,来激活神经元使其快速收敛。在随机梯度下降的情况下,引入 Dropout 防止训练模型出现过拟合的问题,使网络具有更优的泛化效果。在未来的研究中,我们还将继续完善网络结构,以实现更高的识别效果。从而进一步促进深度学习在果蔬识别方面的应用。

基金项目

贵州省高等学校大学生创新创业训练计划项目:基于深度学习的食品健康分析处理模块化创新设计。

参考文献

- [1] Graf, G.L., Rehkugler, G.E., Millier, W.F., *et al.* (1981) Automatic Detection of Surface Flaws on Apples Using Digital Image Processing. Microfiche Collection.
- [2] Bolle, R.M., Connell, J.H., Haas, N., Mohan, R. and Taubin, G. (1996) VeggieVision: A Produce Recognition System. *Proceedings of Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, WACV'96*, 244-251.
- [3] Faria, F.A., Dos Santos, J.A., Rocha, A., *et al.* (2012) Automatic Classifier Fusion for Produce Recognition. *2012 25th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images*, 252-259. <https://doi.org/10.1109/SIBGRAPI.2012.42>
- [4] 陶华伟, 赵力, 奚吉, 虞玲, 王彤. 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, 30(16): 305-311.
- [5] 庄路路. 基于改进 SURF 算法和神经网络的水果识别技术研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2016.
- [6] 周宇杰. 深度学习在图像识别领域的应用现状与优势[J]. *中国安防*, 2016(7): 75-78.
- [7] 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.
- [8] 王露露. 基于深度学习方法求解高维偏微分方程[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2019.