

深度学习在园林植物学教学中的应用

路海兰 (钟山职业技术学院, 江苏南京 210049)

摘要 采用深度学习算法实现植物图片的自动识别,并将该算法嵌入手机 APP,应用到园林植物学教学中,辅助教师的教学工作和学生课后的自主学习活动。算法中数据采集与标记采用园林植物专家筛选和标记,数据处理采用随机增强算法避免过拟合,卷积神经网络采用 MobileNet 以适用于移动终端,损失函数采用正例损失和负例损失,参数优化采用 Adam 算法。最终训练结果达到 90% 以上的精度,满足实用需要,达到优化园林植物学课程的课堂与课后教学活动的效果,有效地解决植物识别在种类数量、准确度和速度上的难点。

关键词 深度学习;卷积神经网络;园林植物学;植物识别;教学辅助

中图分类号 S-058 文献标识码 A

文章编号 0517-6611(2020)24-0238-04

doi:10.3969/j.issn.0517-6611.2020.24.066

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Application of Deep Learning in the Teaching of Horticulture and Forestry Botany LU Hai-lan (Zhongshan College of Vocation and Technology, Nanjing, Jiangsu 210049)

Abstract The application of deep learning algorithm was used for automatic recognition of plant pictures, and the algorithm was embedded in mobile APP to horticulture and forestry botany teaching, assisting teachers' teaching and students' self-learning activities after class. In the algorithm, data acquisition and labeling were screened and labeled by experts, data processing was enhanced randomly to avoid over-fitting, convolution neural network was used for mobile terminals, loss function includes positive loss and negative loss, and parameter optimization was based on Adam algorithm. The final training results reached more than 90% accuracy and met the practical needs, so as to optimize the effect of classroom and after-class teaching activities. Deep learning could effectively solve the difficulties of plant recognition in the number, accuracy and speed of species.

Key words Deep learning; Convolutional neural network; Horticulture and forestry botany; Plant recognition; Teaching assistance

随着互联网和移动终端的迅猛发展和大规模普及应用,人工智能在教学和科研上的应用价值也越来越突出。园林植物学是风景园林等相关专业的专业基础课,是一门应用性很强的学科,植物识别是园林植物学等学科教学中的重要环节和重点内容。自然界植物种类繁多,传统人工植物识别需要一定的专业知识和相当丰富的经验积累,而且速度慢、效率低,有时候植物专家都很难准确地辨识植物种类。学生课后在没有教师或植物学专业人士指导的情况下,只能依靠植物特征,通过植物检索表、植物志和植物图谱等工具书进行查询和识别,费时费力且需要一定的专业基础和资源,也很难提高植物识别水平。

将深度学习技术应用于植物识别课题中,通过使用大量标记数据对模型进行训练,使得机器能进行自动识别,这不仅可以有效地解决植物图像识别的种类数量,还将大大提高识别的速度和效率难题。将该技术嵌入手机 APP 中,并应用到园林植物学教学过程中,不仅有助于提升和优化教学手段和教学内容,使得学生可以随时随地使用,有利于学生辨识植物种类和小课题研究,而且对提高学生学习兴趣和学习自主性有显著的促进作用。鉴于此,笔者采用深度学习算法实现植物图片的自动识别,并将该算法嵌入手机 APP,应用到园林植物学教学中,从而辅助教师的教学工作和学生课后的自主学习活动。

1 应用原理

深度学习(DL)是机器学习(ML)的子集,受到人类大脑的启发,DL 采用多层互联的人工神经网络算法。现代深度

学习通常采用数十甚至上百层神经网络结构,每一层都在上一层的基础上逐步抽象,最终从训练数据中提取特征。图 1 为采用的深度学习算法框图。植物图片经过人工采集和标记后进行预处理,预处理后的数据随机分批对卷积神经网络进行训练,优化算法针对训练损失对网络参数进行优化,然后进行下一轮训练直至损失满足要求。

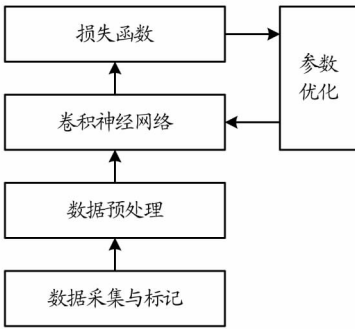


图 1 算法框图

Fig.1 Algorithm frame

2 数据采集与标记

首先,对 1 000 种常见园林植物进行拍照采集数据。由于植物在不同时期的形态、色彩、纹理等都有变化,因此在春、夏、秋、冬每季选取阴晴 2 d,每种植物每天拍摄 50 张,共计 1 000×4×2×50=400 K 张原始照片。然后请园林植物专家对原始照片进行筛选,剔除不符合要求的照片,并对每张照片进行标记,最后形成 1 000 种植物约 300 K 张照片。将这些照片按 JPEG 格式存放于硬盘上,每种植物 1 个目录,目录名即为该植物名称。

将标记后的数据划分为 3 个集合,分别为训练集、验证集、测试集。训练集占总数据的 60%,用于训练深度学习模

型;验证集占总数据的 20%,用于调整超参数,调整过程需要使用模型在验证集上的性能作为反馈;测试集占总数据的 20%,用于对训练结果进行评估。

3 数据预处理

由于数据集是有限的,所以在训练时可能出现过拟合的情况,导致泛化性能变差。为了减少神经网络训练过程中的过拟合现象,对数据进行了预处理(图 2),预处理会从训练集数据中随机生成更多的数据。预处理共有 5 个步骤,每一步的参数都是随机产生的。其中,第 1 步图像旋转,参数包括旋转中心和旋转角度;第 2 步图像剪裁,剪裁区域的位置随机选取,剪裁后大小为原图像的 80%;第 3 步镜像,包括 X 轴镜像和 Y 轴镜像;第 4 步 γ 校正,对 RGB 3 个颜色通道分别进行 γ 校正;第 5 步高斯白噪声,加入 $N(\mu, \sigma^2)$ 的高斯白噪声,其中 $(\mu=0, \sigma=10)$;最后将数据格式化为张量。

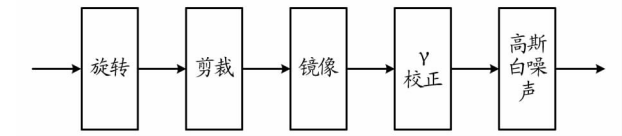


图 2 数据预处理
Fig.2 Data pre-processing

4 卷积神经网络

卷积神经网络是采用卷积 (convolution) 运算的神经网络,它是计算机视觉中应用最多的一种学习模型。卷积神经网络的特点是稀疏连接 (sparse connectivity)、参数共享 (parameter sharing) 和等价表达 (equivariant representation),这些特点使得卷积神经网络非常适合图像分类和图像识别。目前主流的卷积神经网络包括 AlexNet、VGG、GooLeNet、ResNet、MobileNet,如表 1 所示^[1-5]。其中 MobileNet 基于深度可分离卷积,把标准卷积分解成深度卷积 (depthwise convolution) 和逐点卷积 (pointwise convolution),使得 MobileNet 在保持较高精度的情况下,大幅度减少了模型容量和运算量,并可以在手机等移动终端上获得较高的运算速度。因此,该研究采用 MobileNet 作为卷积神经网络模型。

表 1 CNN 模型对比
Table 1 Comparison of CNN models

模型 Model	Top5 精度 Top5 precision	参数数量 Number of parameters//M
AlexNet ^[1]	0.780 3	61
VGG ^[2]	0.913 2	138
GoogLeNet ^[3]	0.906 4	24
ResNet ^[4]	0.934 3	26
MobileNet ^[5]	0.905 6	4

深度可分离卷积将标准卷积分解成深度卷积和一个 1×1 的逐点卷积。深度卷积针对每个输入通道使用 1 个滤波器进行滤波,逐点卷积使用 1×1 的卷积操作来组合所有深度卷积得到的输出。深度可分离卷积将卷积分为了 2 层,这种分解能够有效地大量减少计算量以及模型的大小。

标准卷积如图 3,其卷积核 K 大小为 $D_k \times D_k \times M \times N$,其中 D_k 是卷积核的空间维度, M 是输入通道数, N 是输出通道

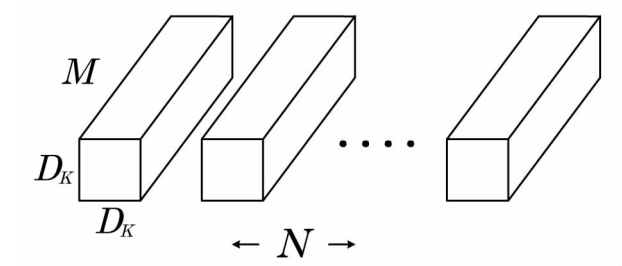


图 3 标准卷积
Fig.3 Standard convolution

数。那么输出特征图 G 为:
$$G_{kln} = \sum_{ijm} K_{ijmn} \times F_{k+i-1, l+j-1, m}$$
式中, F 为输入特征图,其空间维度 D_F 。所以标准卷积的运算量为:

$$D_F \times D_F \times M \times D_K \times D_K \times N$$

深度卷积如图 5,可表示为:

$$\tilde{G} = \sum_{ijm} \tilde{K}_{ijmn} \times F_{k+i-1, l+j-1, m}$$

式中, $\tilde{K}$ 是大小为 $D_k \times D_k \times M$ 的卷积核, $\tilde{G}$ 是输出特征图, 则其运算量为:

$$D_F \times D_F \times M \times D_K \times D_K$$

与标准卷积相比,深度卷积大大减少了运算量。

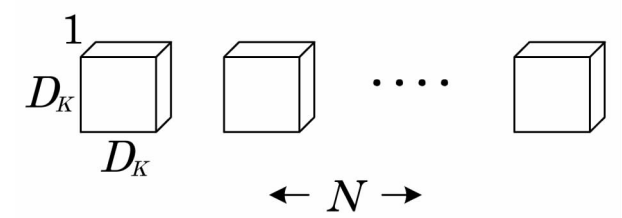


图 4 深度卷积
Fig.4 Deep convolution

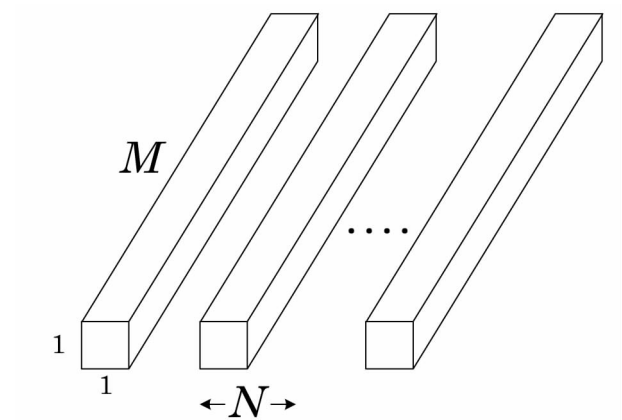


图 5 深度卷积逐点卷积
Fig.5 Deep convolution point by point convolution

逐点卷积如图 5,通过卷积将深度卷积的输出进行线性组合。则深度可分离卷积的运算量为:

$$D_F \times D_F \times M \times D_K \times D_K + D_F \times D_F \times M \times N$$

与标准卷积相比,深度卷积的运算量减少为原来的 $\frac{1}{N} + \frac{1}{D_K^2}$ 。

由表 2 可知, MobileNet 网络输出植物图片特征 F , F 为

512 维向量。二范数 $D_{ij} = \|F_i - F_j\|_2$ 表示 2 张植物图片的相似程度,其中 F_i 表示植物图片 i 的特征。

表 2 MobileNet 结构
Table 2 MobileNet structure

层类型 Layer type	步幅 Stride	滤波器形状 Filter shape
Conv	2	3×3×3×32
Conv dw	1	3×3×32 dw
Conv	1	1×1×32×64
Conv dw	2	3×3×64 dw
Conv	1	1×1×64×128
Conv dw	1	3×3×128 dw
Conv	1	1×1×128×128
Conv dw	2	3×3×128 dw
Conv	1	1×1×128×256
Conv dw	1	3×3×256 dw
Conv	1	1×1×256×256
Conv dw	2	3×3×256 dw
Conv	1	1×1×256×512
5× Conv	1	3×3×512 dw
	1	1×1×512×512
Conv dw	2	3×3×512 dw
Conv	1	1×1×512×1 024
Conv dw	2	3×3×1 024 dw
Conv	1	1×1×1 024×1 024
Avg Pool	1	Pool 7×7
FC	1	1 024×512

5 损失函数

损失函数(loss function)又称为代价函数(cost function),它用来度量模型的预测值与真实值的不一致程度,是一个非负实值函数,损失函数的值越小,预测正确程度越高,通过最小化损失函数的值来调整模型的参数和评估模型的性能。该研究采用的损失函数为 $L=L_p+L_n$,其中 L_p 表示正例损失、 L_n 表示负例损失:

$$L_p = \frac{1}{N_p} \sum_{i \neq j} [D_{ij} - T + M]_+ I(t_i = t_j)$$
$$L_n = \frac{1}{N_n} \sum_{i \neq j} [T + M - D_{ij}]_+ I(t_i \neq t_j)$$

式中, T 和 M 为超参数,分别表示阈值和余量; $[x]_+ = \max(x, 0)$; $I(c)$ 当 c 为真时为 1,否则为 0; t_i 表示植物图片 i 的标记类; $N_p = \sum_{i \neq j} I(t_i = t_j)$, $N_n = \sum_{i \neq j} I(t_i \neq t_j)$ 。

反向传播时梯度 $\frac{\partial L}{\partial F_i} = \frac{\partial L_p}{\partial F_i} + \frac{\partial L_n}{\partial F_i}$,

$$\frac{\partial L_p}{\partial F_i} = \frac{1}{N_p} \sum_{i \neq j} u(D_{ij} - T + M) \frac{F_i - F_j}{D_{ij}} I(t_i = t_j)$$
$$\frac{\partial L_n}{\partial F_i} = \frac{-1}{N_n} \sum_{i \neq j} u(T + M - D_{ij}) \frac{F_i - F_j}{D_{ij}} I(t_i \neq t_j)$$

式中, $u(x)$ 为单位阶跃函数,当 $x < 0$ 时 $u(x) = 0$,当 $x \geq 0$ 时 $u(x) = 1$ 。

6 参数优化

在深度学习中,大部分问题都很难计算出全局最优解,所以通常会采用迭代优化的方法来计算出局部最优解。常用的优化算法包括批量梯度下降法、随机梯度下降法、Mo-

mentum、AdaGrad、Adadelata、RMSprop、Adam(表 3)。

该研究采用的参数优化为 Adam^[6] 算法,其名称来源于适应性矩估计(adaptive moment estimation)。Adam 算法的优点在于^[7]:①实现较简单,计算较高效,对内存需求较少;②参数的更新不受梯度伸缩变换的影响;③超参数具有较好的解释性并且无需调整或仅需很少的微调;④步长能够被限制在一定的范围内;⑤能实现学习率自动调整过程;⑥适合于较大规模的数据及参数的需要;⑦能适用于不太稳定损失函数;⑧能有效缓解梯度稀疏或梯度存在较大噪声的问题。

Adam 算法和随机梯度下降法不同,随机梯度下降法保持单一的学习率对所有权重进行更新,学习率在训练过程中不会改变。而 Adam 通过计算梯度的一阶矩估计和二阶矩估计,对不同的参数设计独立的自适应性学习率^[8-9]。

Adam 算法为 2 种随机梯度下降算法的组合,自适应性梯度算法(AdaGrad)为每参数保留一个学习率以提升在稀疏梯度上的性能;均方根传播算法(RMSProp)基于权重梯度最近量级的均值为参数适应性地调整学习率^[8]。Adam 算法在非稳态和在线问题上有很优秀的性能,同时获得了自适应性梯度算法和均方根传播算法的优点。Adam 算法不仅与均方根传播算法一样基于一阶矩均值计算适应性参数学习率,它同时还充分利用了梯度的二阶矩均值,算法计算了梯度的指数移动均值,超参数 β_1 和 β_2 控制了这些移动均值的衰减率^[10]。移动均值的初始值和 β_1 、 β_2 值接近于 1,因此矩估计的偏差接近于 0,该偏差通过先计算带偏差的估计,然后计算偏差修正后的估计而得到提升。

Adam 运算过程:初始化 $v=0, s=0$ 。在第 m 轮训练中更新 v 和 s :

$$v = \beta_1 v + (1 - \beta_1) dW$$
$$s = \beta_2 s + (1 - \beta_2) dw^2$$

修正后得:

$$\hat{v} = \frac{v}{1 - \beta_1^m}$$
$$\hat{s} = \frac{s}{1 - \beta_2^m}$$

更新网络参数 W ,得

$$W = W - \alpha \frac{\hat{v}}{\sqrt{\hat{s} + \varepsilon}}$$

式中, α 为学习率, β_1 、 β_2 为超参数, ε 避免除 0 错误。

图 6 为训练误差,最终训练精度超过 90%。以后将加入更多训练数据,训练精度将进一步提高。智能手机 APP 作为移动终端用户的应用程序已成为大学生学习中必不可少的工具,在教学和科研上的应用价值也越来越突出^[11-12]。深度学习可以有效地解决植物识别在种类数量、准确度和速度上的难点。

7 结论

将该研究采用的算法嵌入到手机 APP 中(遇见植物),为园林植物学教学中出现问题的解决提供了新方案。该 APP 的核心功能有手机拍照植物识别、大数据汇总、植物知

表 3 优化算法对比

Table 3 Comparison of optimization algorithm

算法 Algorithm	优点 Advantage	缺点 Disadvantage	适用情况 Application condition
批量梯度下降法 Batch Gradient Descent	损失函数为凸时,可以找到全局最优解	收敛速度慢,内存消耗大	不适用于大数据集和在线更新模型
随机梯度下降法 Stochastic Gradient Descent	排除冗余数据干扰,收敛速度快,能在线学习	收敛过程有较大波动,学习率选择比较困难	适用于在线更新模型和大数据集
Momentum	能抑制振荡,加快收敛	需要手动设定学习率	适用于有较好的初始化参数
AdaGrad	不需要手动调节每个学习率	训练有可能提前结束	适合稀疏梯度
Adadelta	不需要预设默认学习率,训练速度期快	训练后期,可能在局部出现抖动	需要快速收敛,针对复杂网络
RMSprop	解决学习率缩减问题	依赖于全局学习率	适合处理非平稳模型
Adam	自适应学习率		适用于大多非凸优化和高维大数据

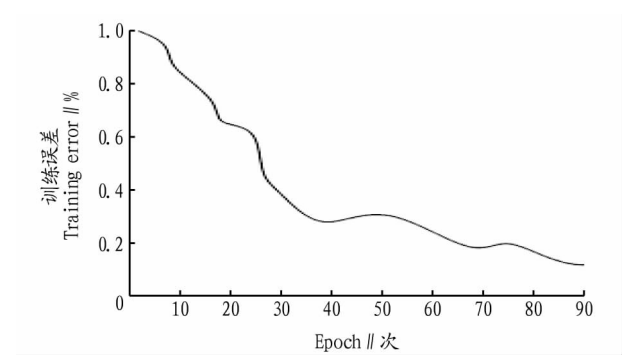


图 6 训练误差

Fig.6 Training error

识介绍和网络鉴定。笔者将该 APP 推广给教育者、学生、植物研究者、花卉养护者、园艺工作者和植物爱好者,都得到了比较好的反馈。另外,该研究采用的算法不仅可以应用在园林植物学教学中,也可以应用到园林植物相关学科的其他方面,如植物病虫害防治、植物群落结构调查等。

(上接第 237 页)

括关于我们、新闻动态、参观指南、中药科普、在线标本馆等;开设微信公众号,不定期推送中药标本相关知识。

我国现有大型中药标本馆 70 多个,其中许多中药标本馆普遍存在馆舍陈旧、标本陈旧、管理方式陈旧等问题^[8]。在教学平台中可以直接链接到数字标本馆,实现了标本馆进入智慧课堂的愿望,这不但丰富了教学形式、教学内容,也改善了常用教学手段带来的枯燥乏味,增加了学生的学习兴趣 and 积极性。同时,大大提升了陕西国际商贸学院和步长制药的知名度。

药用植物资源标本馆的管理是专业性强、知识密集型的工作^[9]。陕西国际商贸学院中药标本馆下一步将加快馆藏标本条码化和中药资源“数据库”建立,通过摄影和摄像的方式,把完整的影像资料记录下来,保存到数据库中,使得中药标本的查询、检索、统计变得轻而易举^[10]。

参考文献

[1] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVER I,HINTON G E.ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J].Communications of the ACM, 2017,60(6):84-90.

[2] SIMONYAN K,ZISSERMAN A.Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[R].2015.

[3] SZEGEDY C,VANHOUCKE V,IOFFE S,et al.Rethinking the inception architecture for computer vision[R].2015.

[4] HE K M,ZHANG X Y,REN S Q,et al.Deep residual learning for image recognition[R].2015.

[5] HOWARD A G,ZHU M L,CHEN B,et al.MobileNets:Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[R].2017.

[6] KINGMA D P,BA J.Adam:A method for stochastic optimization[R].2014.

[7] 何紫阳.基于神经网络的心电数据分类算法研究[D].郑州:郑州大学,2019.

[8] 赵晓丽.面向图像分割的智能算法研究[D].上海:上海大学,2018.

[9] 徐俊男.数据驱动的风电机组参数优化方法研究与实现[D].南京:东南大学,2018.

[10] 董启宏.基于智能手机传感器的用户隐私安全研究[D].南京:东南大学,2018.

[11] 赵鹏,郭鑫鑫,段栋,等.智能手机植物识别 App 在植物学教学中的应用[J].高校生物学教学研究(电子版),2018,8(1):47-51.

[12] 徐燃,王宏勋,张胜全,等.智能手机在构建“药用植物学”“理实一体化”教学模式中的应用研究[J].科教文汇,2019(7):91-92,100.

参考文献

[1] 王静,刘石磊,邹存珍.浅谈高校中药标本馆现状及发展方向[J].中医药信息,2008,25(3):78-79.

[2] 王红刚,刘基柱.构建中医药学教育的平台——中药标本馆[J].海峡药学,2009,21(11):228-229.

[3] 刘德军,胡玉涛.“一馆多能”中药标本馆建设的研究与实践[J].中国医药导报,2011,8(28):5-7,21.

[4] 鲁军,汪洋,陈新培,等.建设与与时俱进的中药标本馆[J].中医药学刊,2006,24(10):1919-1920.

[5] 牛艳秋,王月珍,程利敏.建设与与时俱进的中药电子标本[J].中国药物经济学,2012,7(3):394-395.

[6] 程齐来,陈治希,詹莹.数字化生药标本馆探索研究[J].时珍国医国药,2012,23(8):2046-2047.

[7] 刘长利,王秀娟,罗容,等.网络中药标本馆建设的实践与思考[J].首都医科大学学报(社会科学版),2012(00):122-123.

[8] 滕毅,罗益远,沙秀秀.谈中药标本馆的现状 & 功能建设[J].海峡药学,2018,30(8):80-81.

[9] 邓瑞雪,刘普,王新胜,等.地方特色药用植物标本馆建设与实践[J].中国现代教育装备,2018(9):16-18.

[10] 梁锦杰,翁志平,区伟雄,等.中药标本馆提质建设的实践与探究[J].广东职业技术教育 & 研究,2018(3):190-192.