

基于深度卷积生成对抗网络的花朵图像增强与分类

杨旺功 淮永建

北京林业大学信息学院 北京 100083

(cnyywg@163.com)



摘要 为了提高花朵图像识别与分类的准确率,采用基于深度卷积生成对抗网络的算法来完成花朵图像的识别与分类。为了保证花朵图像在卷积过程中的特征完整性,将不同尺寸的真实花朵图像进行定量平均分块,忽略分块尺寸的大小,保证分块数量相等,然后对分块的图像进行深度卷积池化增强,增强方法为最大值增强,并对噪声进行最大值池化操作,然后将两者进行对抗判别,运用交叉熵误差对价值函数进行评估,求解花朵图像识别与分类的结果。文中分别对花朵图像增强、同类花朵图像识别和不同类花朵图像分类分别进行了实例仿真,实验结果表明,所提算法在花朵图像分类正确率方面的优势明显且稳定性好。

关键词: 深度卷积; 对抗网络; 花朵图像; 最大值池化; 价值函数

中图法分类号 TP391.4

Flower Image Enhancement and Classification Based on Deep Convolution Generative Adversarial Network

YANG Wang-gong and HUAI Yong-jian

School of Information, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract In order to improve the accuracy of flower image recognition and classification, an algorithm based on deep convolution to generate a network is used to identify and classify flower images. In order to ensure the feature integrity of the flower image during the convolution process, the real flower images with different sizes are quantitatively averaged, the size of the block size is ignored, the number of blocks is equalized, and then the image of the block is deeply convolved. The pooling is enhanced, the enhancement method is the maximum value enhancement, and the noise is generated by the maximum pool. Then the two are compared and discriminated. The cross-entropy error is used to evaluate the value function to solve the flower image recognition and classification results. In this paper, the image enhancement of flowers, the image recognition of similar flowers and the classification of different flower images are simulated respectively. It is proved by experiments that the algorithm has obvious advantages and good stability in the classification accuracy of flower images.

Keywords Deep convolution, Generative adversarial network, Flower image, Maximum pooling, Value function

随着机器学习的发展和成熟,机器学习被应用于更多的行业,如农林业,大量学者将机器学习的各种模型引入到植物特征提取、识别及分类的研究中,解决了传统上靠观察和查阅资料进行对比的方式来实现植物识别并归类带来的弊端,即主观性强和比对效率低的问题。在植物图像研究方面的成果突出,文献[1-3]分别采用复杂算法对花朵图像进行分割及特征提取,取得了良好的效果。这些成果为花朵图像的扩展研究提供了坚实的基础。本文将深度卷积与生成对抗网络相结合,应用于花朵图像的识别与分类,提高了花朵图像识别与分类的准确度和效率。

小块的样本图像进行卷积池化运算。为了实现图像增强,在进行池化运算之前,可以对图像样本进行旋转或者平移等操作,然后进行卷积池化,将真实样本通过卷积池化后输入到生成对抗网络模型,真实样本与噪声在不断的抗衡和竞争中进行参数优化,最后得到稳定的模型。根据稳定模型,得到判别结果,从而达到花朵图像识别和分类的目的。具体的算法流程如图1所示。

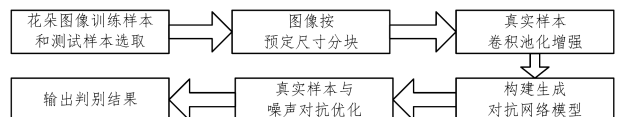


图1 花朵图像增强与分类的算法流程

Fig.1 Algorithm flow of flower image enhancement and classification

1 花朵图像增强与分类流程

花朵图像增强与分类首先需要进行花朵图像样本的提取并净化,并根据实际需要对象样本进行尺寸分割,对分割成

到稿日期:2019-06-25 返修日期:2019-09-24 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金面上项目(31770589);中央高校科研团队建设项目(2015ZCQ-XX)

This work was supported by the General Program of National Natural Science Foundation of China (31770589) and Construction Project of Scientific Research Team in Central Colleges and Universities (2015ZCQ-XX).

通信作者:淮永建(huaiyj@163.com)

图1中,噪声在经过生成模型时采用了卷积池化操作,相当于对噪声也进行了增强,在获得判别结果的过程中将价值函数作为目标函数进行优化,可以得到最优的结果。

2 深度卷积生成对抗网络图像算法

2.1 深度卷积数学描述

一个深度卷积网络结构包含多个卷积层,通过卷积层和池化层的不断操作,提取图像特征,具体表达式如下^[4]:

$$y_{ij} = f(b + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^w W_{ij} \times x_{ij}) \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 函数的类型较多,本文选择正切函数作为特征转换函数。

$$f(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (2)$$

在进行卷积运算时,对原始图像进行分块像素提取,然后分别进行池化操作。池化方法如图2所示。

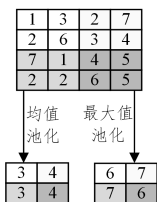


图2 池化方法

Fig.2 Pooling method

在池化过程中选择的方块大小为 $n * n$, 图解采用的是 $2 * 2$ 。在实际情况下,考虑到样本量的大小和卷积池化运算的效率,可以灵活选择 n 值的大小。两种方式的计算式如下:

$$g(x) = \frac{\sum_{k=1}^m x_k}{m} \quad (3)$$

$$g(x) = \max_{1 \leq k \leq m} (x_k) \quad (4)$$

本文选取最大值池化操作作为深度卷积的主要方式,经过多次最大池化后得到的输出结果为:

$$y_{i,j} = \max_{1 < i < l, 1 < j < w} x_{l,j} \quad (5)$$

经过深度多层次池化后,得到的结果为 $h_{w,b}(x)$, 对于单个花朵图像样本,其误差为^[5]:

$$E(w, b, x, t) = \frac{1}{2} \| y - h_{w,b}(x) \|^2 \quad (6)$$

2.2 生成对抗网络的数学描述

近年来,生成对抗网络成为图像领域的一个研究热点。为了提高算法的稳定性及其对新样本的适用性,增加训练样本数量是一个较好的方法,但是在实际情况下,研究所提供的数据样本非常有限,而且剔除部分错误样本之后,可供研究的样本进一步减少,那么,如何通过现有样本构造出与原样本同数据分布的伪样本就显得尤为重要。现在常用的方法就是 bagging,而生成对抗网络就是 bagging 的一个特殊实现,在生成与对抗中更好地描绘花朵自然样本。

2.2.1 生成模型优化

设花朵图像的真实样本为 $x \in R^n$, 为了实现花朵图像增强,采用深度卷积对图像进行特征提取并变换,最后进行池化运算。噪声 $z \in R^m$ 经过生成器后得到的样本为 $\tilde{x} \in R^m$, 判别模型输出 $y \in [0, 1]$ 。噪声经过初始生成的方法为^[6-7]:

$$G: \tilde{x} = g(z, \theta_g) \quad (7)$$

其中, $g(x)$ 请参照式(4),而花朵生成样本和花朵真实样本通过判别器后得到的结果分别为:

$$\tilde{X} = D_f(\tilde{x}, \theta_f) \quad (8)$$

$$X = D_f(x, \theta_f) \quad (9)$$

结合式(8)和式(9),经过判别后可得:

$$y = \begin{pmatrix} D(x) \\ D(\tilde{x}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D(x) \\ D(G(z)) \end{pmatrix} \quad (10)$$

其中, $D(x)$ 表示将 x 判别为真实样本的概率,根据式(10)及熵的定义,建立误差函数^[8-9],其表达式为:

$$\min_{\theta_d} \left\{ - \left[\sum_{x \in P(x)} \log(D(x, \theta_d)) + \sum_{\tilde{x} \in P(\tilde{x})} \log(1 - D(\tilde{x}, \theta_d)) \right] \right\} \quad (11)$$

其中, $P(x)$ 和 $P(\tilde{x})$ 分别表示花朵真实图像样本和噪声生成伪图像样本的分布, θ_d 的计算方法为:

$$\theta_d = (\theta_f, \theta_c) \quad (12)$$

结合反向传播的方法对生成模型进行优化^[10],使达到噪声生成的花朵伪图像样本与真实数据样本不断接近,以便能够“欺骗”判别模型,具体的方法为求解最大值:

$$\max_{\theta_g} \sum_{\tilde{x} \in P(\tilde{x})} \log(D(\tilde{x})) \quad (13)$$

式(13)越大,代表 X 和 $G(z)$ 越接近,生成的效果越好。

2.2.2 判别模型的优化

设 $p_{data}(x)$ 和 $p_g(x)$ 分别为经过净化的花朵真实样本和经过式(13)优化后生成模型输出的伪花朵样本。生成模型经过优化达到稳定之后,将真实花朵样本与伪花朵样本输入到判别模型,可得价值函数为^[11-13]:

$$V(D, G) = \int_x p_{data}(x) \log(D(x)) dx + p_g \log(1 - D(x)) dx \quad (14)$$

式(15)是典型的统计分布问题,可以得到其最优解:

$$D^*(x) = \frac{p_{data}(x)}{p_{data}(x) + p_g(x)} \quad (15)$$

最后对价值函数的最大值进行求解,方法如下^[14-16]:

$$\begin{aligned} C(G) &= \max_D V(D, G) \\ &= E_{x \in p_{data}} [\log(D^*(x))] + E_{x \in p_g} [\log(1 - D^*(x))] \end{aligned} \quad (16)$$

将式(14)代入式(16)得:

$$\begin{aligned} C(G) &= E_{x \in p_{data}} \left[\log \frac{p_{data}(x)}{p_{data}(x) + p_g(x)} \right] + E_{x \in p_g} \\ &\quad \left[\log \frac{p_g(x)}{p_{data}(x) + p_g(x)} \right] \end{aligned} \quad (17)$$

当 $p_g(x) = p_{data}(x)$ 时,可得 $C(G)$ 的全局最小值 $-\log 4$ 。

3 实例仿真

为了验证深度卷积生成对抗网络对花朵图像识别与分类的性能,以及深度卷积池化对花朵图像增强的效果,本文采用 Matlab 进行实例仿真。在仿真过程中,分别对单个花朵图像样本、同类花朵图像样本和非同类花朵图像样本进行仿真,以充分测试深度卷积生成对抗网络在花朵图像识别与分类方面的性能。本文所采用的花朵图片资源均来自于 Flickr (www.flickr.com) 网站。

3.1 单个样本生成对抗网络性能

图3(a)为原始样本图像,经过最大池化操作后进行卷积运算得到图3(b)。图3(b)更清晰,但是在边缘模块出现了模

糊情况。而相比于图 3(b),经过生成对抗网络的图 3(c)在图像边缘的处理上更细致,图像也更清晰。

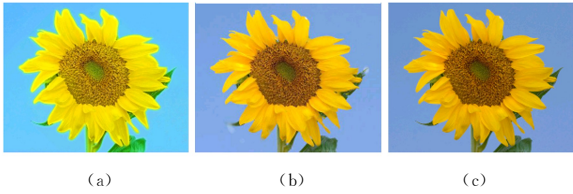


图 3 单个花朵图像的增强与生成对抗网络

Fig. 3 Enhancement and generation of a single flower image against the network

3.2 同类花朵的识别正确率

为了进一步验证算法的性能,选取同类花朵图像样本,并在同类花朵图像样本中找出目标样本的效率和准确度^[17-20]。本文采用向日葵作为仿真对象,从 Flickr 网站上下载了 300 个向日葵图像样本,部分图像样本如图 4 所示。



图 4 部分向日葵图像样本

Fig. 4 Part of sunflower image sample

选取某一向日葵图像,将其与图像中的所有向日葵进行对比,找到该对象在向日葵库中对应的图像编号,检验识别的准确度。

表 1 同类花朵图像的识别准确率

Table 1 Identification accuracy of similar flower images

实验次数	库容量	识别准确率/%	
		比对量>15%	比对量>20%
1	50	1	1
2	50	0.6621	1
3	100	1	1
4	100	0.7653	1
5	150	1	1
6	150	1	1
7	200	0.8972	1
8	200	1	1
9	250	0.8231	1
10	250	1	1

在比对量为 15% 时出现了识别错误的情况,算法在规定的库容量的情况下得到了近似最优解,在库容量为 [50, 250] 区间均未达到识别准确度为 100% 的情况。当比对量达到 20% 时,识别准确度为 100%。在比对量增加的情况下,记录每次识别完成的时间,以检验算法效率。

从表 2 可以得到,随着库容量和比对量的增加,图像识别时间随之增加,且识别时间与库容量变化不呈线性关系。当库容量和比对量确定时,两次实验的识别时间基本一致,算法较稳定。若样本容量不断增大,则识别时间也不断增大,算法效率下降。在实际情况中,为了平衡算法识别准确度和算法效率,可以灵活设置比对量,以达到在算法识别准确度可容忍的范围内也能实现较高的算法效率。

表 2 同类花朵图像的识别效率

Table 2 Identification efficiency of similar flower images

实验次数	库容量	识别准确率/%	
		比对量>15%	比对量>20%
1	50	1.9	2.2
2	50	1.8	2.3
3	100	2.6	3.7
4	100	2.7	3.9
5	150	4.3	6.4
6	150	4.3	6.3
7	200	6.3	9.8
8	200	6.5	9.8
9	250	7.6	13.5
10	250	7.6	13.5

3.3 不同类花朵的分类性能

对于不同类的花朵图像,比较不同迭代次数的分类效果。在 Flickr 网站选取了雏菊、蒲公英、玫瑰、郁金香、向日葵 5 种不同类型的 1300 个图像样本作为仿真对象,验证在不同迭代次数下训练样本的识别准确率,仿真结果如表 3 所列。

表 3 不同类花朵不同迭代次数下的训练样本识别准确率

Table 3 Identification accuracy of training samples under different iterations of different flowers

迭代次数	样本类型	样本数量	识别正确个数	识别准确率/%
300	雏菊	212	148	0.6981
	蒲公英	187	137	0.7326
	玫瑰	231	143	0.6190
	郁金香	163	121	0.7423
	向日葵	207	165	0.7971
500	雏菊	212	159	0.7500
	蒲公英	187	147	0.7860
	玫瑰	231	164	0.7099
	郁金香	163	141	0.8650
	向日葵	207	186	0.8985
700	雏菊	212	172	0.8113
	蒲公英	187	157	0.8395
	玫瑰	231	184	0.7965
	郁金香	163	145	0.8895
	向日葵	207	192	0.9275
900	雏菊	212	178	0.8396
	蒲公英	187	163	0.8716
	玫瑰	231	190	0.8225
	郁金香	163	147	0.9018
	向日葵	207	195	0.9420

从表 3 可以看出,随着迭代次数的增加,基于深度卷积生成对抗网络对不同类花朵图像的识别准确率不断提高,当训练次数达到 900 时,5 种不同类型花朵图像的识别准确度都达到了 80% 以上,其中向日葵的准确率达到 94.20%,相比于其他 4 类花朵,玫瑰图像的识别准确率在同迭代次数下均排在最后一位。

在仿真过程中,将深度卷积算法和深度卷积生成对抗网络算法进行比较,验证两者对不同类花朵图像分类的性能,仿真结果如图 5 所示。

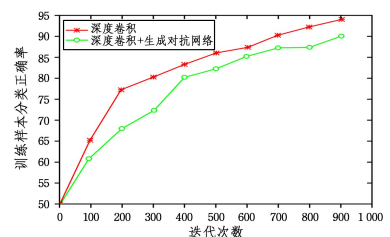


图 5 不同类花朵图像训练样本的分类正确率

Fig. 5 Classification accuracy of different types of flower image training samples

从图5可以看出,迭代次数与分类正确率成正比,且深度卷积在训练样本的识别准确度方面表现更出色,但是,当用两种算法对测试样本进行训练时,结果正好相反,如图6所示。

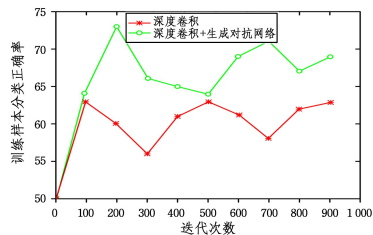


图6 不同类花朵图像测试样本的分类正确率

Fig. 6 Classification accuracy of different types of flower image test samples

从图6可以看出,本文算法对测试样本的分类正确率更高,表明该算法对新鲜样本的分类效果更好,这表明在训练样本的仿真中,深度卷积算法出现了过拟合情况,通过综合比较,当迭代次数达到一定条件后,本文算法对训练和测试样本的分类效果均较好,模型更稳定。

结束语 将深度卷积与生成对抗网络相结合运用于花朵图像识别和分类,在对同类样本的识别中,在样本容量逐渐增加的情况下,只要灵活设置对比量就可以较快地准确识别花朵图像;在不同类样本分类中,算法对花朵图像样本的分类准确率高且稳定性好,但是所提方法的稳定性不够理想,且在其他花朵数据集中的分类性能还需要进一步的研究。

参考文献

- [1] MIAO Y W, LIU L L, WANG X. Editor of single flower image based on conical agent [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2018(8): 1466-1478.
- [2] CHENG Y Z, DUAN Y F. Image segmentation method of Osmanthus fragrans flowers based on stacked automatic encoder [J]. China Journal of Agricultural Mechanochemistry, 2018, 39(10): 81-84.
- [3] WANG L, FANG L M, CHEN E, et al. Flower image segmentation algorithm based on Lab color space [J]. Journal of Zhejiang Wanli University, 2018, 142(3): 67-73.
- [4] ZHANG X F, LIU H Z. Flower image classification algorithm based on convolution neural network [J]. Computer and Modernization, 2018(9): 52-55.
- [5] ZHAO S Y, LI J W. Low-rank image generation method based on generating confrontation network [J]. Journal of Automation, 2018, 44(5): 64-74.
- [6] TANG X L, DU Y M, LIU Y W, et al. Image recognition method based on conditional depth convolution to generate confrontation network [J]. Journal of Automation, 2018, 44(5): 90-99.
- [7] LEI M, LIU C C. An improved image matching algorithm based on deep convolution network [J]. Computer System Applications, 2017, 26(1): 168-174.
- [8] WU Y X, TIAN Y M. Coal and rock identification method based on maximum pooling sparse coding [J]. Journal of Engineering Science, 2017, 39(7): 12-18.
- [9] LIU Y J, DOU C H, ZHAO Q L, et al. Hand-drawn image retrieval based on conditional generation antagonistic network [J]. Journal of Computer Aided Design and Graphics, 2017, 29(12): 2336-2342.
- [10] LIU B N, ZHAI D H. A method of image restoration based on double discriminant network for generating confrontation network [J]. Computer application, 2018, 38 (12): 209-214, 247.
- [11] BAI J, HUANG L, CHEN J N, et al. Deep convolution neural network optimization for large-scale image classification [J]. Journal of Software, 2018, 29(4): 137-146.
- [12] WANG H Q, LANG S. Application of Image Retrieval Based on Deep Hash Convolutional Neural Network [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2019, 33(3): 98-106.
- [13] CHANG J, SCHERER S. Learning representations of emotional speech with deep convolutional generative adversarial networks [C]//International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2017: 2746-2750.
- [14] TANG X L, DU Y M, LIU Y W, et al. Image Recognition With Conditional Deep Convolutional Generative Adversarial Networks [J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 44(5): 855-864.
- [15] MORTEZA M, GONG E H, CHENG J Y, et al. Deep Generative Adversarial Neural Networks for Compressive Sensing (GANCS) MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2018, 38(1): 167-179.
- [16] WOLTERINK J M, LEINER T, VIERGEVER M A, et al. Generative Adversarial Networks for Noise Reduction in Low-Dose CT [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017, 36(12): 2536-2545.
- [17] XU S, MU X, DONG C, et al. Remote sensing image scene classification based on generative adversarial networks [J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(7): 617-626.
- [18] WANG G M, QIAO J F, WANG L. A Generative Adversarial Network Based on Energy Function [J]. acta Automatica Sinica, 2018, 44(5): 793-803.
- [19] ZHAN Y, HU D, WANG Y T, et al. Semisupervised Hyperspectral Image Classification Based on Generative Adversarial Networks [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2018, 15(2): 212-216.
- [20] BAISHUN C Q, FAN W T. Image Enhancement Based On Multi-Scale Decomposition of Bilateral Filtering [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2017, 31(5): 133-136.



YANG Wang-gong, born in 1982, Ph.D. His main research interests include machine learning, virtual reality and digital entertainment.



HUAI Yong-jian, born in 1970, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include virtual reality and virtual landscape, data visualization and somatosensory interaction technology.