

# 基于 ReLU 函数的卷积神经网络的花卉识别算法

郭子琰 舒 心 刘常燕 李 雷

(南京邮电大学 江苏 南京 210023)

**摘 要:** 目前对于花卉识别的工作较少,且在已有实验结果中,识别准确率和识别计算速度偏低,需要改进算法、改善实验结果。卷积神经网络由于其可以将图像直接作为输入对象从而避免人工提取特征过程的误差,且在各种外物因素下(光照、旋转、遮挡等)具有良好的鲁棒性,所以在图像识别方面具有巨大的优势。因此选取卷积神经网络对花卉进行识别。在传统卷积神经网络中,一般选用 Sigmoid 函数作为激活函数,但是使用这种函数需要进行预训练,否则将会出现梯度消失无法收敛的问题。而采用近似生物神经激活函数 ReLU 则可以避免这一问题,提高机器学习的效果和速度。最终达到了 92.5% 的识别正确率。

**关键词:** ReLU 函数; 卷积神经网络; 花卉识别; 近似生物神经激活函数

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)05-0154-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.05.035

## A Recognition Algorithm of Flower Based on Convolution Neural Network with ReLU Function

GUO Zi-yan, SHU Xin, LIU Chang-yan, LI Lei

(Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** There is less work on flower recognition presently, and in the existing experiments, the recognition accuracy and recognition calculation speed are low, so it is needed to improve the algorithm and experimental results. Convolution neural network has robustness in various external factors (illumination, rotation, occlusion, etc.) and great advantages in image recognition, which can be selected for recognition of flower. In traditional convolution neural network, the Sigmoid function is normally used as the activation function, but it needs to be pre-trained, otherwise there will exist the problem of gradient vanishing and not converging. ReLU function, which is a kind of approximate biological nerve activation function, is applied to improve the effect and speed of machine learning and achieves the 92.5% recognition accuracy finally.

**Key words:** ReLU; CNN; recognition of flower; approximate biological nerve activation function

## 0 引 言

在日常生活中,花卉随处可见,花卉具有巨大的文化价值、经济价值以及生态价值。虽然同品种间的花卉之间存在着形态、结构、习性等显著性差异,但是,由于花卉种类繁多,给人们对花卉的认识和识别带来了很大麻烦。因此,建立一个花卉识别系统,对于快速正确地识别花卉是非常有必要的。

随着科学技术的快速发展,智能手机的普及,人们越来越倾向于用更生动形象、容易理解的图片来代替繁琐的文字。然而,信息的图片化也产生了很多问题。一般,对于传统的文字记录信息,可以直接搜索关键词

来获取相应内容,而当用图片来表达信息时,却无法直接对图片表达的信息进行搜索或处理。虽然,随着计算机技术的飞速发展,可以通过处理图片获得重要的信息,但是对花卉识别的工作还相对较少。而已有的可进行花卉识别的实验或者 APP 的识别率和计算速度偏低,因此要更加完美地识别花卉,还需要更好的算法来支持。

自 20 世纪 60 年代,Hubel 和 Wiesel 提出卷积神经网络以来,卷积神经网络逐渐发展并得到了重视<sup>[1]</sup>。由于卷积神经网络可以直接输入图像,避免了对图像的前期复杂处理,而且卷积神经网络可以很好地识别

收稿日期: 2017-05-19

修回日期: 2017-09-20

网络出版时间: 2018-02-08

基金项目: 国家自然科学基金(61070234, 61071167, 61373137); 国家大学生创新创业训练计划项目(SZDG2016024)

作者简介: 郭子琰(1996-),女,研究方向为应用统计学、图像识别;李 雷,教授,博导,研究方向为图像处理、机器学习、模糊数理论和智能控制等。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20180207.1906.052.html>

位移、缩放及其他形式扭曲不变性的二维图形,因此得到了广泛应用。又因为目前国内外的研究人员利用神经网络对植物种类的识别已经取得了一定的进展,因此文中利用卷积神经网络进行花卉识别,提高花卉识别的准确率,推进相关技术的发展。

## 1 卷积神经网络(CNN)

### 1.1 CNN 原理

神经网络是图像处理的常用方法,在图像处理中,图像通常用它的像素向量来表示,数据量很大,再经由神经网络的多层运算,数据量将以次方级递增,利用神经网络进行训练几乎是不可能完成的。而 CNN 通过

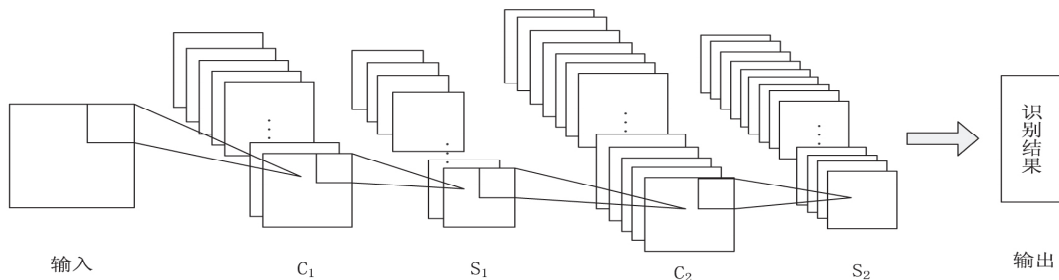


图1 花卉识别的 CNN 框架

花卉识别的 CNN 框架具体如下:

(1) 输入。当原始图像不是灰度图像时,首先进行灰度化;当大小不是  $28 \times 28$  时,采用双线性插值算法对图像进行缩放,以满足输入要求。

(2)  $C_1$  层。 $C_1$  是一个卷积层,卷积层是指用一个可学习的卷积核与上一层输出的特征图进行卷积运算,并通过激活函数输出<sup>[5]</sup>。在  $C_1$  中使用  $5 \times 5$  大小的卷积核,最终获得  $24 \times 24$  大小的一个特征图。卷积得到的结果并不是直接存储在  $C_1$  层,而是先通过一个激活函数进行计算,再作为  $C_1$  层某个神经元的特征值。传统的激活函数一般选取 Sigmoid 函数,但是使用这种函数需要进行预训练,否则将会出现梯度消失无法收敛的问题。而近似生物神经激活函数 ReLU 在没有预训练的情况下,训练效果比普通激活函数更好,甚至比一些普通激活函数预训练后的效果更好,并且训练速度更快<sup>[6]</sup>。在实际操作中,卷积的时候还要加上一个偏置项。对于图像块  $x$ ,采用卷积核  $w$  进行卷积,偏置项为  $b$ ,输出为  $y$  的卷积运算为:

$$y = \text{ReLU}(wx + b) = \max(0, wx + b) \quad (1)$$

(3)  $S_1$  层。 $S_1$  是子采样层,它获得 12 个  $12 \times 12$  大小的特征图。它是通过将  $C_1$  中所有互不重叠的  $2 \times 2$  的子块  $x$  求和,再乘以一个权重  $w$ ,加上一个偏置项  $b$  得到的。子采样计算过程为:

$$y = \text{ReLU}(w \sum x_i + b) = \max(0, w \sum x_i + b) \quad (2)$$

(4)  $C_2$  层。 $C_2$  也是一个特征提取层,跟  $C_1$  有类似

局部感受野<sup>[2]</sup>和权值共享<sup>[3]</sup>,可以有效地降低参数数目,提高训练速度。局部感受野的原理是,每个神经元不需要对全局图像进行感知,只需要对局部进行感知,然后在更高层将局部的信息综合起来就可以得到全局的信息。权值共享的原理是,由于图像的一部分的统计特性与其他部分是一样的,所以在一部分学习的特征也能用在另一部分上,所以图像上的所有位置,都能使用同样的学习特征。

### 1.2 CNN 结构

首先,利用 Matlab 对图像进行灰度处理<sup>[4]</sup>,再利用双线性插值法对其进行缩放,在此基础上设计的花卉识别 CNN 框架如图 1 所示。

的地方,同时也有一定的差别。 $C_2$  的特征图共有 24 个。 $C_2$  中的每个特征图在作卷积时,是由  $S_1$  中几个特征图或者全部特征图组合成输入,然后再做卷积得到。

(5) 输出层。输出层是与  $S_2$  的一个全连接层,它将  $S_2$  中的所有神经元连接到当前层的每个单个神经元。使用 softmax 回归<sup>[7]</sup>进行分类,因为它产生输出的良好的概率分布,最终得到的激活值即卷积神经网络提取到的图片特征。

## 2 基于 ReLU 函数的 CNN 算法

### 2.1 ReLU 函数对激活函数的优化

传统的神经网络中,常用 Sigmoid 函数作为激活函数:

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

从数学上来看,非线性的 Sigmoid 函数对中央区的信号增益较大,对两侧区的信号增益小,在信号的特征空间映射上有很好的效果。标准的 Sigmoid 输出不具备稀疏性,需要用一些惩罚因子来训练出接近 0 的冗余数据,从而产生稀疏数据,例如  $L_1$ 、 $L_1/L_2$  或 Student-t 作惩罚因子。因此需要进行预训练,否则将出现梯度消失无法收敛的问题。目前,一类近似生物神经激活函数被广泛运用于卷积神经网络中,其中主要包括 ReLU 函数<sup>[8-9]</sup>和 Softplus 函数,图像分别如图 2 所示。

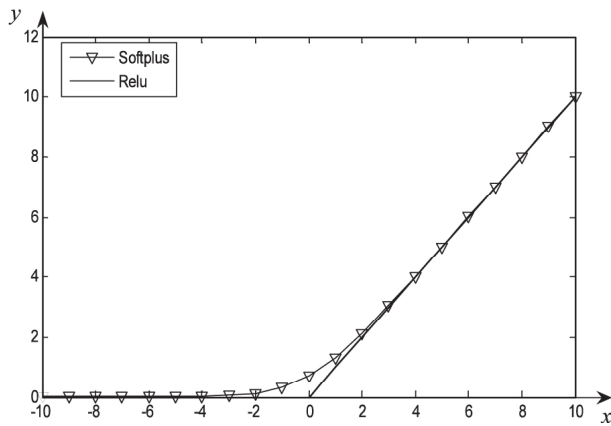


图 2 ReLU 函数和 Softplus 函数图像

其中, ReLU 函数定义为:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

ReLU 是线性修正函数,作用是如果计算出的值小于 0,就让它等于 0,否则保持原来的值不变。这是一种强制某些数据为 0 的方法,然而经实践证明,训练后的网络完全具备适度的稀疏性<sup>[10]</sup>。而且训练后的可视化效果和传统方式预训练出的效果很相似,这也说明了 ReLU 具备引导适度稀疏的能力。因此与 Sigmoid 函数相比具有更强的优势。

Softplus 函数是另一种近似生物神经激活函数,与 ReLU 函数图像近似,但更平滑,定义如下:

$$\text{Softplus}(x) = \ln(1 + e^x) \quad (5)$$

但是,一方面在深度网络中,对非线性的依赖程度比较小;另一方面稀疏特征并不需要网络具有很强的处理线性不可分机制。所以,使用简单、速度快的线性激活函数 ReLU 更为合适。

## 2.2 算法流程

### 2.2.1 参数设置

首先对 CNN 的基本参数进行设置,包括 CNN 的卷积、降采样层的数量、卷积核的大小、降采样的降幅、网络结构及训练参数。之后,初始化卷积核、偏置、尾部单层感知器的设计。因为卷积降采样需逐层设计,所以初始化设置权重控制在 -1 ~ 1 的随机数之间,并分别设计尾部单层感知器的权重和阈值。

### 2.2.2 函数设置

设置函数用于训练 CNN,生成随机序列,每次选取 50 个样本进行批次训练:完成前向过程、误差传导和梯度(权重的修改值)计算过程,计算此随机样本的梯度,并求和进行训练更新到权重模型中,用于下一步更新权重。

#### (1) 前向过程。

在 CNN 中,前向传播算法的重点是输入层的前向传播,卷积层的前向传播以及池化层的前向传播。用  $l$  表示当前层,那么当前层的输出可表示为:

$$x^l = f(u^l) \quad (6)$$

$$u^l = W^l x^{l-1} + b^l$$

输出激活函数如前面提到的,选取了训练效果更好的 ReLU 函数。

在前向过程,首先取得输入参数,然后对其进行两次降采样处理,将此批数据送入尾部单层感知器,通过全连接的方式得到输出层。

#### (2) 梯度计算。

在前向过程得出结果的基础上,计算并传递神经网络的误差,计算梯度。在提取误差时,分卷积层和降采样层进行讨论<sup>[11]</sup>:

##### ①若该层为卷积层。

在卷积层,前序层的特征图通过可学习的核进行卷积,然后通过激活函数 ReLU 构成输出的特征图。每个输出的图可能包含多个输入图的卷积,一般来说:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (7)$$

其中, $j$ 和 $k$ 为输出图; $i$ 为输入图; $x_j^l$ 表示在 $l$ 层(卷积层)的第 $j$ 特征图像; $f(\cdot)$ 表示一个激活函数; $M_j$ 表示输入集的集合。

计算卷积层中的每个图 $j$ ,并将其相对的降采样层对应起来:

$$\delta_j^l = \beta_j^{l+1}(f'(u_j^l) \cdot \text{up}(\delta_j^{l+1})) \quad (8)$$

其中, $\text{up}(\cdot)$ 表示升采样操作。

通过所有 $\delta_j^l$ 中的项目求和来计算出偏差和梯度:

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^l} = \sum_{u \neq j} (\delta_j^l)_{uw} \quad (9)$$

最后,核函数的权重的梯度通过反向传播计算,将该权重涉及到的所有梯度求和:

$$\frac{\partial E}{\partial k_{ij}^l} = \text{rot180}(\text{conv2}(x_i^{l-1}, \text{rot180}(\delta_j^l), \text{valid})) \quad (10)$$

其中, $(P_i^{l-1})_{uw}$ 表示在 $x_i^{l-1}$ 中,在卷积过程中被 $k_{ij}^l$ 乘过的区域。

##### ②若该层为降采样层。

降采样层产生输出图降采样后的结果,假设有 $N$ 个输入,就会有 $N$ 个输出,输出可表示为:

$$x_j^l = f(\beta_j^l \text{down}(x_j^{l-1} + b_j^l)) \quad (11)$$

其中, $\text{down}$ 表示降采样函数。该函数会使输出比输入在不同维度都小。每个输出都有自己的乘子偏差 $\beta$ 以及附加偏差 $b$ 。

附加偏差 $b$ 就是误差信号图中元素的求和:

$$\frac{\partial E}{\partial b_j^l} = \sum_{u \neq j} (\delta_j^l)_{uw} \quad (12)$$

其中

$$\delta_j^l = f'(u_j^l) \cdot \text{conv2}(\delta_j^{l+1}, \text{rot180}(k_j^{l+1}), \text{full}) \quad (13)$$

乘子偏差 $\beta$ 和前向传播中当前层的原始降采样图

有关, 在前向传播过程中保存这些图有利于计算, 定义如下:

$$d_j^l = \text{down}(x_j^{l-1}) \quad (14)$$

所以  $\beta$  的梯度为:

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_i} = \sum (\delta_j^l \cdot d_j^l)_{w_i} \quad (15)$$

最后进行梯度更新, 包括更新特征抽取层的权重和尾部单层感知器的权重。

### 2.2.3 训练 CNN

训练并调用已设置好的训练函数和更新函数, 并测试样本的准确率。定义 CNN 中的各项参数: 卷积核大小、输出样本的大小、初始权值、最大训练次数, 每次训练选取 50 个样本进行批训练。

## 3 实验及结果分析

### 3.1 图像预处理

实验在 MatlabR2014a 平台下实现。通过图像灰度化和双线性插值法进行了预处理。

颜色会对花卉种类的识别造成一定的干扰, 而且彩色图像存储量大, 处理起来不方便, 因此需要将彩色图像转化为包含同样信息量且处理过程更加简单快速的灰度图像。这个过程称为灰度化处理, 有利于对图像进行模块化处理, 消除图像噪声以获得更好的二值化图像, 并减少图像处理的计算量<sup>[12]</sup>。

图像灰度化后, 输入的图像的大小可能各不相同, 有一些图像的分辨率较大, 有一些较小。而且长宽比也不一定相同。而由于图像的大小直接关系到卷积核的选取, 因此不宜太大; 如果图像太小, 又会引起图像关键细节的丢失<sup>[13]</sup>。因此文中的卷积神经网络结构要求输入图像大小固定, 所以要对不同尺寸的图像进行缩放。目前大部分情况下采用的是通过双线性插值法进行缩放, 使得输出的图像是固定分辨率, 如图 3 所示。

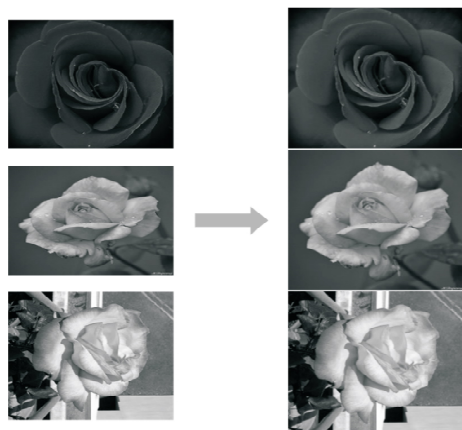


图 3 将不同大小的图片灰度化并缩放同一尺寸  
CNN 对旋转、光线、角度等影响因素不敏感, 所以

无需太复杂的图像预处理步骤<sup>[14]</sup>。

### 3.2 结果分析

在花卉识别中, 衡量算法性能的指标是识别错误率, 定义如下:

$$\text{识别错误率} = \frac{\text{识别错误的样本数}}{\text{总样本数}} \times 100\% \quad (16)$$

为了验证基于 ReLU 函数的卷积神经网络对花卉识别的可行性, 分别选取 300 张玫瑰和雏菊的图片进行检验。从每种花卉里选取 50 个样本作为训练集, 识别错误率为 7.5%, 说明具有良好的识别性能。

为了验证 ReLU 激活函数的优越性, 做了一系列对比实验, 在 MINST 手写数字数据集<sup>[15]</sup>、CIFAR-10 基础数据集、JC-NORB 数据集上, 在没有预训练的情况下, 将 ReLU 函数与 Sigmoid 函数和 Softplus 函数的识别错误率进行对比, 如表 1 所示。

表 1 不同激活函数在不同数据集上的识别错误率

激活函数	MINST	CIFAR-10	JC-NORB
ReLU	1.43	50.86	16.40
Sigmoid	2.21	57.28	16.80
Softplus	1.77	53.20	17.68

由表 1 可以看出, 在没有预训练的情况下, 近似生物神经激活函数 ReLU 和 Softplus 函数相比 Sigmoid 函数具有很大的优势。ReLU 函数相较于 Softplus 函数识别率近似且有一定程度的优势, 并且由于 ReLU 函数简单、高效, 会表现出更快的识别速度, 进一步证明 ReLU 函数作为激活函数具有一定的可行性和优越性。

## 4 结束语

基于已有的植物识别技术和花卉识别技术进行进一步探究, 以提高花卉识别的正确率以及分辨速度。通过将文中算法与其他算法进行对比, 可以得出文中算法优于大多数传统算法, 具有一定的可行性。

### 参考文献:

- [1] GU Jiuxiang, WANG Zhenhua, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.
- [2] 夏 勇. 基于特征的纹理图像分割技术研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
- [3] 李飞腾. 卷积神经网络及其应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2014.
- [4] 张晓利. 基于粒子滤波跟踪的步态特征提取算法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2010.
- [5] 张丹丹, 李 雷. 基于 PCANet-RF 的人脸检测系统 [J]. 计

(下转第 163 页)

- DO B. An architecture and functional description to integrate social behaviour knowledge into group recommender systems [J]. *Applied Intelligence* 2014 40(4): 732-748.
- [6] PESSEMIER T, DOOMS S, MARTENS L. Comparison of group recommendation algorithms [J]. *Multimedia Tools and Applications* 2014 72(3): 2497-2541.
- [7] BALTRUNAS L, MAKCINSKAS T, RICCI F. Group recommendations with rank aggregation and collaborative filtering [C]// *Proceedings of the fourth ACM conference on recommender systems*. Barcelona, Spain: ACM 2010: 119-126.
- [8] BORATTO L, CARTA S. The rating prediction task in a group recommender system that automatically detects groups: architectures, algorithms and performance evaluation [J]. *Journal of Intelligent Information Systems* 2015 45(2): 221-245.
- [9] MASTHOFF J. Group recommender systems: combining individual models [M]// *Recommender systems handbook*. Berlin: Springer 2011: 677-702.
- [10] 郭均鹏, 高成菊, 赵旻昊. 一种基于符号数据的群体推荐算法 [J]. *系统工程学报* 2015 30(1): 127-134.
- [11] QUIJANO-SÁNCHEZ L, DÍAZ-AGUDO B, RECIO-GARCÍA JA. Development of a group recommender application in a social network [J]. *Knowledge-Based Systems* 2014 71: 72-85.
- [12] YANG Chunfeng, ZHOU Yipeng, CHEN Liang, et al. Social-group-based ranking algorithms for cold-start video recommendation [J]. *International Journal of Data Science & Analytics* 2016 1(3-4): 165-175.
- [13] 胡伟健, 陈俊, 李灵芳, 等. 结合用户特征和兴趣变化的组推荐系统算法研究 [J]. *软件导刊* 2016 15(6): 60-62.
- [14] 朱阿敏, 刘业政, 韩建妙. 基于优化协同过滤与加权平均的群推荐方法 [J]. *计算机工程与应用* 2016 52(5): 65-70.
- [15] 唐福喜, 刘克剑, 冯玲, 等. 基于用户交互行为的群组推荐偏好融合策略 [J]. *西华大学学报: 自然科学版* 2016 35(3): 51-56.
- [16] 郭均鹏, 宁静, 史志奇. 基于区间型符号数据的群组推荐算法研究 [J]. *计算机应用研究* 2013 30(1): 67-71.
- [17] 朱国玮, 杨玲. 基于遗传算法的群体推荐系统研究 [J]. *情报学报* 2009 28(6): 946-951.
- [18] FENG Shanshan, CAO Jian, WANG Jie, et al. Group recommendations based on comprehensive latent relationship discovery [C]// *IEEE international conference on web services*. San Francisco, CA, USA: IEEE 2016: 9-16.
- [19] KIM H N, SADDIK A E. A stochastic approach to group recommendations in social media systems [J]. *Information Systems* 2015 50: 76-93.
- [20] 刘宇, 吴斌, 曾雪琳, 等. 一种基于社交网络社区的组推荐框架 [J]. *电子与信息学报* 2016 38(9): 2150-2157.
- [21] 郭均鹏, 赵梦楠. 面向在线社区用户的群体推荐算法研究 [J]. *计算机应用研究* 2014 31(3): 696-699.
- [22] CHRISTENSEN I A, SCHIAFFINO S. Social influence in group recommender systems [J]. *Online Information Review* 2014, 38(4): 524-542.
- [23] LEE J S, KO I Y. Service recommendation for user groups in internet of things environments using member organization-based group similarity measures [C]// *2016 IEEE international conference on web services*. San Francisco, CA: IEEE, 2016: 276-283.
- [24] PESSEMIER T D, DHONDT J, MARTENS L. Hybrid group recommendations for a travel service [J]. *Multimedia Tools & Applications* 2016 76(2): 1-25.
- [25] LAI C H, LIU D R, LIN C S. Novel personal and group-based trust models in collaborative filtering for document recommendation [J]. *Information Sciences* 2013 239(1): 31-49.
- [26] 张玉洁, 杜雨露, 孟祥武. 组推荐系统及其应用研究 [J]. *计算机学报* 2016 39(4): 745-764.
- [27] CANTADOR I, CASTELLSP. Group recommender systems: new perspectives in the social web [J]. *Intelligent Systems Reference Library* 2012 32: 139-157.
- +++++
- (上接第157页)
- 算机技术与发展 2016 26(2): 31-34.
- [6] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y, et al. Deep sparse rectifier neural networks [C]// *International conference on artificial intelligence & statistics*. [s.l.]: [s.n.] 2011: 315-323.
- [7] GREENE W H. Econometric analysis [J]. *Contributions to Management Science* 2002 89: 182-197.
- [8] 孙艳丰, 杨新东, 胡永利, 等. 基于 Softplus 激活函数和改进 Fisher 判别的 ELM 算法 [J]. *北京工业大学学报* 2015 41(9): 1341-1348.
- [9] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines [C]// *Proceedings of the 27th international conference on machine learning*. Haifa, Israel: Omnipress 2010: 807-814.
- [10] ZEILER M D, RANZATO M, MONGA R, et al. On rectified linear units for speech processing [C]// *IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing*. Vancouver, BC, Canada: IEEE 2013: 3517-3521.
- [11] 许可. 卷积神经网络在图像识别上的应用的研究 [D]. 杭州: 浙江大学 2012.
- [12] 董红霞. 基于图像的的植物叶片分类方法研究 [D]. 长沙: 湖南大学 2013.
- [13] 高惠琳. 基于卷积神经网络的军事图像分类 [J]. *计算机应用研究* 2017 34(11): 3518-3520.
- [14] 龚丁禧, 曹长荣. 基于卷积神经网络的植物叶片分类 [J]. *计算机与现代化* 2014(4): 12-15.
- [15] 殷瑞, 苏松志, 李邵滋. 一种卷积神经网络的图像矩正则化策略 [J]. *智能系统学报* 2016 11(1): 43-48.