

东北林业大学

毕 业 论 文

基于深度学习的小麦病害分类
模型特征分析

学生姓名:	马群
专业班级:	信息与计算科学 2015 级 1 班
指导教师:	史春妹 讲师
学 院:	理学院

2019 年 6 月

基于深度学习的小麦病害分类模型特征分析

马群

摘要

为了实时监控小麦病害情况并及时采取防治措施,找出一种适合分类处理小麦常见病害的神经网络模型。本文首先以小麦病害图片资料为基础,经过挑选、裁剪后对图像进行序列化操作形成数据集,然后通过构建的多个深度神经网络模型进行学习,在学习过程中使用随机梯度下降法对学习过程进行控制。然后在此基础上改进表现较差的神经网络模型,在两个维度上形成对比,以此寻找最适合处理小麦病害分类问题的深度神经网络模型。实验结果表明,在参与实验的多个神经网络结构中,以卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)表现最为出众,整体识别准确率达99%,(交叉)验证准确率在(validation accuracy)75%左右。这表明使用卷积神经网络进行小麦常见病害的识别是有效且可行的,理论上为小麦病害的实时分析提供了有效且强力的分析手段。

关键字 小麦病害; 卷积神经网络; 特征分析; 深度学习

Feature analysis of wheat disease classification model based on deep learning

Abstract

This is the abstract in English. This is the abstract in English. This is the abstract in English. This is the abstract in English. This is the abstract in English.

Keywords Wheat disease; Convolutional Neural Network; Convolutional deep belief networks

目录

1	前言	6
1.1	研究背景及意义	6
1.2	农作物病害识别的国内外研究现状	6
1.2.1	国内研究现状	6
1.2.2	国外研究现状	7
1.3	深度学习与神经网络的发展	8
2	卷积神经网络	10
2.1	卷积	10
2.2	卷积神经网络简介	10
2.3	卷积神经网络的特点	11
2.4	卷积神经网络的结构	11

1 前言

1.1 研究背景及意义

小麦是我国三大粮食作物之一，其种植区域主要分布在长江以北的大部分地区，种植面积位居第二，仅次于水稻。病害是影响小麦等农作物产量和质量的首要问题。全世界范围内小麦病害大约有 200 多种，每年造成的产量损失约为 15%~20%。在我国危害较严重的有三十多种，其中以白粉病（Wheat powdery mildew）、锈病（Puccinia striiformis West，包括条锈、秆锈、叶锈）、叶枯病（Wheat leaf blotch）、赤霉病等在我国主要小麦产地分布较广，为害较为严重 [1]。

传统形式的小麦病虫害是依靠经验识别、人工喷施农药进行防治的。在大面积的小麦种植模式下，人工防治不仅需要大量的人力物力，而且在喷施农药的过程中极为不安全。更进一步地讲，即使是在技术人员的帮助下进行病害防治，也不能做到实时监控小麦病害情况、及时实施防治工作。因此如何做到实时监控并报告小麦病害情况成为了现代农业生产中的重要目标。

自 1980 年机器学习被称为一个独立的方向开始，经过一代又一代人的努力，诞生了大量经典的分类算法。其中以朴素贝叶斯（Naive Bayes, NB）、Logistic 回归（Logistic Regression, LR）、决策树（Decision Tree, DT）、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）等浅层机器学习模型最常用，它们的出现为小麦病害的自动识别提供了有力的理论支持。但是这些经典分类算法的图像特征提取策略是基于先验知识制定的，效率不高且不适合应用在大规模特征提取方面 [2]。近年来，由 AlphaGo 带来的人工智能热潮使得深度学习一词出现在公共视野里。深度学习是机器学习领域中一种以人工神经网络为架构，通过数据进行表征学习的算法。

如此一来，将现代的深度学习技术与传统图像处理相结合的方式成为了农作物病害识别的新手段。深度学习在图像处理领域的优势不仅仅在于能够准确地提取特征，还在于它通过处理大量图像数据时能不断地自我学习并取得更高的准确率。

在以深度学习为主要手段的图像处理过程中，卷积神经网络模型对图像的处理由很高的优势，故本文研究的内容会以卷积神经网络为基础，通过建立不同结构的神经网络模型并加以比较，找出最适合小麦病害识别的深度网络模型。

1.2 农作物病害识别的国内外研究现状

1.2.1 国内研究现状

国内在农作物病害识别方面的研究起步较晚，多数是在国外相关研究启发下开始的。近年来机器学习领域的研究呈现井喷式发展，随之带动了农作物病害识别的研究，并取得了许多卓有成效的识别技术。2009 年，王守志等实现了基于核 K-均值聚类方法的玉米叶部病害识别，实验涉及的 4 种玉米病害识别准确率达 82.5% [3]；2011 年，陈丽等提出了一种基于图像处理技术和概率神经网络技术的玉米叶部病害识别方法，利用遗传算法

优化选择出 4 个分类能力强的分类特征，由概率网络（PNN）分类器识别病害，平均准确率为 90.4%，高于 BP 神经网络 [4]；2012 年，张建华等提出了一种基于粗糙集和 BP 神经网络的棉花病害识别方法，该方法能准确识别 4 种棉花病害，平均识别准确率达到 92.72% [5]；王树文等利用基本图像处理方法对黄瓜叶部病害图像进行处理，综合运用二次分割、形态学滤波得到病斑区域。提取三种特征并采用 BP 算法训练多层前向神经网络对黄瓜病害进行分类，该系统的平均识别准确率为 95.31% [6]；2013 年，张飞云等利用量子神经网络进行玉米病害分类识别，对玉米灰斑病、玉米普通锈病和玉米小斑病的识别准确率达 92.5%、97.5% 和 92.5%，高于误差反向传播神经网络法的识别率（分别为 90.0%、90.0% 和 92.5%），可用于玉米叶部病害识别 [7]；2014 年，余秀丽等设计并实现了一种基于 SVM（Support Vector Machine，支持向量机）的小麦叶部常见病害识别方法。随机试验结果表明，利用所提取的特征可以有效地实现小麦叶部常见病害的识别，基于形状特征综合识别率可达 99.33%，利用支持向量机算法进行小麦病害叶片识别是有效的、可行的 [8]；2018 年，张航等提出了一种基于卷积神经网络的小麦病害识别方法，利用随机梯度下降法对一个具有五层结构的网络模型行学习过程控制，其综合识别率可达 99% [9]。

1.2.2 国外研究现状

国外关于农作物病害识别的研究起步较早，在上世纪九十年代已有多种识别方法被提出。在早期的处理方法大多是对病害图像进行前期处理，包括图像分割、滤波、简单分类等技术，或是辅助以人工分析，然后再结合农作物病理学知识对处理后的数据进行分类识别。1997 年，Tucker 与 Chakraborty 提供了一种专用软件，可以检测向日葵和燕麦叶片上的病变，提供病变数量和类型以及病害严重程度的数据，但是该软件的分类准确率达不到预想程度 [10]；1999 年，Sasaki 等使用光谱反射特性和滤光片图像构建了一个植物病害自动诊断系统，发现 500、600 和 650nm 的滤光镜图像比其他滤光镜图像更适合于识别，在创建鉴别参数对健康叶片和患病叶片进行分类后，达到了 5% 或更小的误差率 [11]。

由于图像处理技术的限制，早期的农作物病害识别技术并不能满足人们的要求。近年来，随着图像处理和人工智能的发展，机器学习应用到农作物病害识别领域的例子越来越多。2008 年，Phadikar 和 Sil 等介绍了一种基于水稻植株感染图像的水稻病害检测系统，该系统使用图像生长、分割技术处理感染部分，然后使用 SOM 神经网络将四种叶子的感染部分进行分类处理，实验结果令人满意 [12]；2014 年，Mathura 与 Uttar Pradesh 介绍了一种基于邻近像素点像素强度的改进和差直方图，与梯度滤波器相配合使用可以对苹果病害的检测达到 99% 的准确率 [13]；2016 年，Sladojevic 等实现了最新一代的卷积神经网络（CNN），该模型能够识别健康叶片中的 13 种不同类型的植物病害，实验结果的平均精确度达到了 96.3% [14]；2017 年，Fuentes 和 Yoon 等提出了一种深度学习方法来检测番茄病害，该方法含有三种神经元架构：基于区域的快速卷积网络（Faster R-CNN）、基于区域的全卷积网络（R-FCN）和单发多核检测器（SSD），实验结果表明，该系统能有效识别九种不同类型的病虫害 [15]；

1.3 深度学习与神经网络的发展

深度学习是机器学习领域中一种以人工神经网络为架构，根据数据进行表征学习的算法。它的前身是人工神经网络，基本特点是模仿人脑神经元处理和传递信息的方式，本质是解决贡献度的分配问题。

对深度学习的研究最早可以追溯到 1943 年，神经科学家麦卡洛克 (W.S.McCulloch) 和数学家皮兹 (W.Pitts) 建立了一个基于神经网络和数学的模型，称为 MCP 模型。MCP 模型是按照大脑神经元的结构和工作原理构造出来的一个简化了的、抽象的模型，也就是所谓的“模拟大脑”，深度学习和人工神经网络的大门由此开启 [16]。1958 年，计算机科学家罗森布拉特 (Rosenblatt) 提出了一个由两层神经元组成的神经网络，称之为“感知器” (Perceptrons)。这也是第一次将 MCP 模型用于机器学习分类。“感知器”算法使用 MCP 模型对输入的多维数据分为两类，且能够使用梯度下降法在训练过程中自动学习并更新权值。1962 年，Novikoff 定理证明该方法具有收敛性，理论与实践效果引起第一次神经网络热潮。

神经网络之父 Geoffery Hinton 于 1986 年发明了适用于多层感知器 (MLP) 的 BP (Backpropagation) 算法，该方法采用 Sigmoid 进行非线性映射，有效解决了非线性分类和学习的问题。Sigmoid 函数的输出在 (0,1) 内，单调连续且易于求导，非常适合用作输出层。但是它也有软饱和性的缺点，一旦落入饱和区， $f'(x)$ 就会变得接近于 0，很容易产生梯度消失。90 年代中期，支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 算法诞生，随之各种浅层机器学习模型被提出。SVM 是一种有监督的学习模型，通常应用于模式识别，分类以及回归分析等。支持向量机以统计学为基础，和神经网络有明显的差异，支持向量机等算法的提出再次使深度学习的发展受到阻碍。2006 年 Geoffrey Hinton 和 Ruslan Salakhutdinov 提出了深层网络训练中梯度消失的解决方案：无监督预训练下对权值进行初始化，有监督训练权值微调 [17]。2011 年，ReLU 激活函数被提出，该激活函数能够有效的抑制梯度消失问题。

2011 年，微软首次将深度学习应用在语音识别领域，取得了重大突破。微软研究院和 Google 的语音识别研究人员先后采用卷积神经网络使语音识别错误率降低 20%~30%，是语音识别领域十多年来的突破性进展。2012 年，Hinton 的课题组为了证明深度学习的能力，首次参加 ImageNet 图像识别比赛，其构建的 CNN 网络 AlexNet 在 ImageNet 评测上将错误率从 26% 降低到 15%，在第二名 (SVM 方法) 面前以压倒性的优势夺得冠军。CNN 也正是由于该比赛吸引到了众多研究者的注意。AlexNet 的创新点在于：

- (1) 采用 ReLU 激活函数，大幅增加收敛速度并且从根本上解决了梯度消失的问题。
- (2) 抛弃了“预训练 + 微调”的方法，完全采用有监督训练方式。同时也影响了深度学习主流学习方法使其因此变为了纯粹的有监督学习。
- (3) 扩展了 LeNet5 的结构，添加 Dropout 层减小过拟合，LRN (局部影响归一化) 层增强泛化能力并减小过拟合。
- (4) 第一次使用 GPU 加速模型计算。

2016年3月，由谷歌（Google）公司开发的 AlphaGo（基于深度学习算法）与围棋世界冠军、职业九段棋手李世石进行围棋大战，以 4 比 1 的总比分获胜；2016 年末至 2017 年初，该程序在中国棋类网站上注册名为“大师”（Master）的帐号并与中日韩数十位围棋高手进行快棋对决，连赢 60 局，无一败绩；2017 年 5 月，在乌镇围棋峰会上，AlphaGo 与世界排名第一的围棋冠军柯洁对战，以 3 比 0 的最终比分获胜。围棋界公认阿尔法围棋的能力已经超过人类职业围棋顶尖水平。

深度学习虽然已经成为众多科研领域的热门研究内容，但是目前还处于发展阶段，不管是理论方面还是实践方面都还有许多问题待解决，不过由于我们处在了一个“大数据”时代，以及计算机处理能力的大大提升，新理论的验证周期会大大缩短，人工智能的发展必然会很大程度地改变这个世界。

2 卷积神经网络

2.1 卷积

卷积（Convolution）是分析数学中的一种积分变换的方法，是其中一个函数反转并平移后与另一个函数乘积的积分。设 f 与 g 是 \mathbf{R}_1 上的两个可积函数，做积分后的新函数就成为函数 f 与 g 的卷积：

$$f * g = \int_{\tau \in A} f(\tau)g(t - \tau)d\tau$$

卷积也经常应用在图像处理中，因为图像是一个二维结构，所以适合用二维卷积对图像做特征提取等操作。给定一个图像 $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ，和滤波器 $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ，一般 $m \ll M$ ， $n \ll N$ ，其卷积为：

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i - m, j - n) \quad (2-1)$$

下式为二维卷积示例：

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & -3 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & -1 \\ 2 & 2 & 4 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

卷积是可交换的，我们可以等价的把 (2-1) 式写作：

$$(2-1) \Leftrightarrow S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n)K(m, n) \quad (2-2)$$

(2-2) 式也被称为 I 和 K 的互相关（Cross-Correlation），它是一个衡量两个序列相关性的函数。通过 (2-1)、(2-2) 两式对比可知，卷积和互相关的区别仅仅在于卷积核是否进行了翻转（Flip）。许多机器学习库中实现的是互相关函数，但是称之为卷积运算，这是因为卷积核的特征提取能力与其是否翻转无关。在训练过程中，学习算法会在核合适的位置自动更新为恰当的值，所以一个基于互相关学习算法所学习到的核，是使用卷积运算所学到的核的翻转。

2.2 卷积神经网络简介

卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）是一种具有局部连接、权重共享等特性的深层前馈神经网络，它使用反向传播算法进行训练，在计算机图像处理方面表现尤为出色。

1962 年，Hubel 和 Wiesel 通过对猫脑视觉皮层的研究，首次提出了一种新的概念——“感受野”（Receptive Field），对后来人工智能网络的发展起了很大的推动作用 [18]。感受

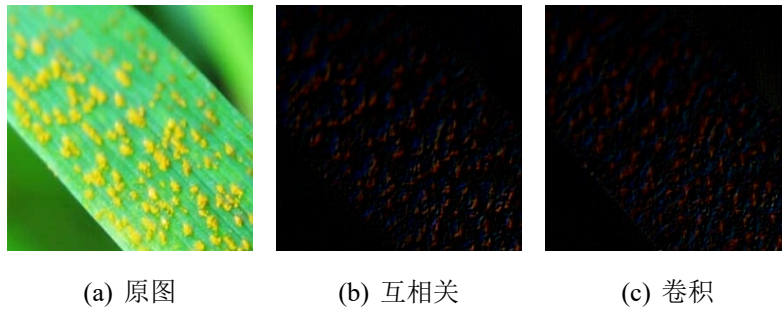


图 1: 卷积核的翻转对特征提取的影响

野是受生物学上感受野的机制而提出，在生物学上描述的是神经系统的一些神经元的特性。而在人工神经网络中，感受野指的是指的是卷积神经网络层输出的特征向量上的像素点对应的输入图像上的区域，通俗地讲，就是特征向量上的一个点对应的输入图像上的区域。1980 年，Fukushima [19] 基于生物神经学的感受野理论提出了神经认知机和权重共享的卷积神经层，这被视为卷积神经网络的雏形。1989 年，LeCun[20] 将反向传播算法与权值共享的卷积神经层相结合，发明了卷积神经网络，并首次将卷积神经网络成功地应用到美国邮局的手写字符识别程序中。1998 年，LeCun[21] 提出了卷积神经网络的经典网络模型 LeNet-5，并再次提高了手写字符识别系统的正确识别率。

2.3 卷积神经网络的特点

卷积神经网络由神经认知机模型（Neocognitron）演变而来，由于其具有局部区域连接、权值共享、池化的结构特点，使得卷积神经网络在图像处理领域表现出色。与其他神经网络相比，卷积神经网络的特殊性表现在权值共享与局部连接等方面。权值共享使得卷积神经网络的网络结构与生物神经网络更加类似，从而更容易从中提取特征。局部连接不像传统神经网络那样，两个相连的网络层之间只有部分神经元互相连接，这两个特点很大程度上降低了网络模型的复杂度，减少了参数的数目，也提高了整个神经网络的训练效率。

2.4 卷积神经网络的结构

目前的卷积神经网络一般是由若干卷积层（Convolutional layer）、池化层（Pooling layer）、全连接层及输出层交叉堆叠而成，卷积层和池化层一般会取多个，采用卷积层和池化层交替堆叠，即一个卷积层连接一个池化层，该池化层后再连接一个卷积层，以此类推，最后才添加输出层。由于卷积层中输出特征图的每个神经元与其输入进行局部连接，然后通过对应的连接权值与局部输入进行加权求和，最后加上偏置才得到该神经元输入值，该过程和数学上二维卷积过程等同，CNN 也由此得名。

参考文献

- [1] 中国作物种质信息网. 小麦病害. Website. <http://www.cgris.net/kp/小麦病害.htm>.
- [2] 林中琦. 基于卷积神经网络的小麦叶部病害图像识别研究. 山东农业大学, 2018.
- [3] 王守志 [1, 何东健, 李文, and 王艳春. 基于核 k-均值聚类算法的植物叶部病害识别. 农业机械学报, 40(3):152–155, 2009.
- [4] 陈丽 and 王兰英. 概率神经网络在玉米叶部病害识别中的应用. PhD thesis, 2011.
- [5] 张建华, 祁力钧, 冀荣华, 王虎, 黄士凯, and 王沛. 基于粗糙集和 bp 神经网络的棉花病害识别. 农业工程学报, 28(7):161–167, 2012.
- [6] 王树文 and 张长利. 基于图像处理技术的黄瓜叶片病害识别诊断系统研究. PhD thesis, 2012.
- [7] 张飞云. 基于量子神经网络和组合特征参数的玉米叶部病害识别. 南方农业学报, 44(8):1286–1290, 2013.
- [8] 余秀丽, 徐超, 王丹丹, 张卫园, 屈卫锋, and 宋怀波. 基于 SVM 的小麦叶部病害识别方法研究. PhD thesis, 2014.
- [9] 张航, 程清, 武英洁, 王亚新, 张承明, and 殷复伟. 一种基于卷积神经网络的小麦病害识别方法. 山东农业科学, 50(3):137–141, 2018.
- [10] CC Tucker and S Chakraborty. Quantitative assessment of lesion characteristics and disease severity using digital image processing. *Journal of Phytopathology*, 145(7):273–278, 1997.
- [11] Yutaka Sasaki, Tsuguo Okamoto, Kenji IMOU, and Toru TORII. Automatic diagnosis of plant disease. *Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery*, 61(2):119–126, 1999.
- [12] Santanu Phadikar and Jaya Sil. Rice disease identification using pattern recognition techniques. In *2008 11th International Conference on Computer and Information Technology*, pages 420–423. IEEE, 2008.
- [13] Shiv Ram Dubey and Anand Singh Jalal. Fruit disease recognition using improved sum and difference histogram from images. *International Journal of Applied Pattern Recognition*, 1(2):199–220, 2014.
- [14] Srdjan Sladojevic, Marko Arsenovic, Andras Anderla, Dubravko Culibrk, and Darko Stefanovic. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification. *Computational intelligence and neuroscience*, 2016, 2016.

- [15] Alvaro Fuentes, Sook Yoon, Sang Kim, and Dong Park. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition. *Sensors*, 17(9):2022, 2017.
- [16] Warren S McCulloch and Walter Pitts. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biology*, 52(1-2):99–115, 1990.
- [17] Geoffrey E Hinton and Ruslan R Salakhutdinov. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, 313(5786):504–507, 2006.
- [18] David H Hubel and Torsten N Wiesel. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat’s visual cortex. *The Journal of physiology*, 160(1):106–154, 1962.
- [19] Kunihiro Fukushima and Sei Miyake. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of visual pattern recognition. In *Competition and cooperation in neural nets*, pages 267–285. Springer, 1982.
- [20] Yann LeCun, Bernhard Boser, John S Denker, Donnie Henderson, Richard E Howard, Wayne Hubbard, and Lawrence D Jackel. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4):541–551, 1989.
- [21] Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, Patrick Haffner, et al. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324, 1998.