

# 基于深度学习下草地贪夜蛾的识别与预测

张文博

湖南农业大学

DOI:10.12238/as.v5i6.2215

**[摘要]** 草地贪夜蛾原产于美洲热带和亚热带地区,是我国主要害虫之一。应用深度学习准确和实时地识别和预测虫害成为一条方便、经济和可行的解决途径。时间序列在预测上有着极大的优势,能够展示研究对象在一定时期内的发展变化趋势与规律,对变量的未来变化进行有效地预测。近红外漫光反射光谱可对草地贪夜蛾数量进行检测,通过草地贪夜蛾遍及区域或者幼虫所在的区域利用近红外光谱技术实现对数目的预测。本研究采用卷积神经网络模型和近红外漫光反射光谱对草地贪夜蛾种类与数量进行识别,并将时间序列运用在草地贪夜蛾的发展变化趋势预测。

**[关键词]** 深度学习; 时间序列预测; 卷积神经网络; 近红外漫光反射光谱

**中图分类号:** D442.63 **文献标识码:** A

## Identification and Prediction of Fall Armyworm Based on Deep Learning

Wenbo Zhang

Hunan Agricultural University

**[Abstract]** Fall armyworm is native to tropical and subtropical regions of the Americas and is one of the main pests in China. Applying deep learning to accurately and real-time identify and predict pests becomes a convenient, cost-effective and viable solution. Time series has great advantages in forecasting, which can show the development trend and law of the research object in a certain period of time, and effectively predict the future changes of variables. Near-infrared diffuse reflectance spectroscopy can detect the number of fall armyworm, and predict the number by near-infrared spectroscopy through the area of fall armyworm or the area where the larvae are located. In this study, the convolutional neural network model and near-infrared diffuse reflection spectroscopy were used to identify the species and number of fall armyworm, and the time series was applied to predict the development trend of fall armyworm.

**[Key words]** deep learning; time series forecasting; convolutional neural networks; near-infrared diffuse reflectance spectroscopy

### 引言

近年来,随着图像处理和深度学习等相关技术的快速发展,基于深度学习的图像识别技术在植物病虫害智能识别领域已得到广泛应用。本研究从建立草地贪夜蛾图像数据集、实地草地贪夜蛾识别和利用深度学习进行时间序列预测虫害等三个方面展开研究。

### 1 研究方法

1.1 深度学习。深度学习是机械学习领域的一个研究方向,是学习样本数据的内在规律和表示层次的一门技术。深度学习目标检测网络可以同时监测目标的类别和位置。

1.2 卷积神经网络。本次研究是基于卷积神经网络进行的,其是深度学习的代表算法之一。在卷积神经网络中,每一个单独的二维平面上均存在着若干个不同的神经元,各个神经元节点均对应着二维特征图中的所有特征点。卷积神经网络模型结构

中包含了输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层<sup>[1]</sup>。首先卷积层初步提取特征,通过多个卷积核与输入层进行卷积运算,以获取到若干特征图,由获取到的特征图进一步构成卷积层。由于图像特征具有一定的丰富性与多样性,且每个卷积核仅仅可以提取到图像中的单一特征,因此需要大量的卷积核参与到卷积运算的过程中,才能够全面完整地提取到目标图像的各种特征。然后是池化层,池化层的输入就是卷积层输出的原数据与相应的卷积核相乘后的输出矩阵。之后是全连接层,卷积层和池化层的工作就是提取特征,并减少原始图像带来的参数。然而为了生成最终的输出,我们需要应用全连接层来生成一个等于我们需要的类的数量的分类器,把池化层输出的张量重新切割成一些向量,乘上权重矩阵,加上偏置值,然后对其使用ReLU激活函数,用梯度下降法优化参数既可。最后分类器将会对所得特

征图进行铺展处理,进而形成一个目标特征向量,为分类识别做准备,最终输出检测识别的相关结果。

1.3提取数据集。数据集是构建深度学习模型的基础,数据集的质量和大小决定深度学习模型能否构建成功,高质量的数据集往往能够提高模型训练质量和预测准确率,也可以有效地提高神经网络模型的泛化能力。一个高质量模型可以更加精准的区分植物病虫害的不同类型以及危害程度,从而提出更科学的防治措施。

1.4近红外检测技术。采用近红外检测技术可以快速检测病虫害的数量。近红外光谱来源于分子振动对光的吸收。有机物的不同使得所含基团不同,不同的基团导致能级不同,基团在不同的物理化学环境中对近红外光的吸收波长有显著差别,且吸收系数小、发热小。因此近红外光谱法可以作为获取物质理化信息的一种载体,利用近红外光谱法分析分子的结构、组成,结合化学计量方法能够达到鉴别物质数量的目的<sup>[2]</sup>。

1.5 LSTM时间序列预测。LSTM将擅长处理时序性数据,可最大限度地挖掘数据时序性与非线性之间的关系,这个结构能够将时间序列预测中的隐藏信息储存并传递如图4。存储器单元包含3个门控装置矩阵:输入门、遗忘门和输出门,由一条贯穿时间步的细胞状态参与决定信息的存留<sup>[3]</sup>。

## 2 研究内容

### 2.1 草地贪夜蛾的识别(图像采集与数据集制作)。

2.1.1建立数据集。本研究将建立3000个图像数据集,其中草地贪夜蛾与非草地贪夜蛾数量比例为1:1,为保证各类病虫害总体样本数据相近,达到分布平衡,训练集、验证集、测试集三者比例划分为3:1:1。草地贪夜蛾的数据集中包含6种形态特征,依次为虫卵—新孵化幼虫—成熟幼虫—茧蛹—成虫,其中成虫分为雌虫和雄虫两种形态。各种形态图像数量达250幅以上,单幅图像至少含有1个目标样本。

2.1.2图像预处理。数据的准备与预处理的优劣程度,对模型准确率有直接的影响,在实际处理中,获取数据通常存在数据缺失、数据分布不均、噪声多、冗杂、各类样本不均匀等问题,均会造成模型难以收敛或产生虚假训练结果,影响模型性能。所以在深度学习进行图像分类识别前必须进行预处理,并统一批量重命名为规定格式,以采集时间、采集数量、采集种类进行编码,自动形成统一命名的批量数据后,进行一系列去除模糊、抖动、曝光过度图片的预处理操作以及数据增强的手段,来使实验结果尽可能不受环境噪声的影响。

对于图像这样的非数值型数据,其方法包括图像增强、图像滤波、图像分割、使用边缘检测算法对图像进行边缘检测,并对图像进行特征提出和特征向量归一化处理,将归一化后的特征输入神经网络分类器中,由分类器对这组特征进行分类、判断,得出识别结果。在上述处理以及增强操作的基础上,开展每张照片的图像关键视觉特征标注工作,对每幅照片存在的草地贪夜蛾害虫进行标记及定位。草地贪夜蛾七种形态特征可见表1。

2.1.3模型设计。模型的建立分为三个主要方面:训练过程、验证过程和测试过程。模型训练过程通过大量的有标记样本进

行监督学习,通过不断的前向传播和反向传播,进行迭代训练,逐渐提高模型识别精度和准确性。模型验证过程,通过已有的预测数据集,对得到的模型进行结果的验证;模型测试过程只有前向传播过程,利用训练过程中所学习到的参数,对输入图片进行卷积运算,经过特定的计算方式输出识别结果和置信度。

表1 草地贪夜蛾七种形态主要视觉特征

草地贪夜蛾形态	视觉特征
虫卵	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 卵呈圆顶状半球形,直径约为4毫米,高约3毫米</li> <li>2. 卵块表面有雌虫腹部灰色绒毛状的分泌物覆盖形成的带状保护层</li> <li>3. 刚产下的卵呈绿灰色,12小时后转为棕色,孵化前则接近黑色</li> </ol>
新孵化幼虫	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 头部有一倒Y字形的白色缝线</li> <li>2. 生长时头部仍保持绿色或成为浅黄色,并具黑色背中线和气门线</li> </ol>
成熟幼虫	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 老熟幼虫体头部具黄色倒Y型斑</li> <li>2. 黑色背毛片着生原生刚毛</li> <li>3. 腹部末节有呈正方形排列的4个黑斑</li> </ol>
茧蛹	<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 形状为椭圆形或卵形</li> <li>2. 蛹的颜色为红棕色,有光泽</li> </ol>

### 2.2 基于深度学习的草地贪夜蛾种类识别。

2.2.1基于深度学习的目标检测框架。基于深度学习的目标检测框架主要分为one-stage与two-stage两类,基于two-stage的深度学习框架主要将检测任务分为回归和分类任务,整体识别精度高。基于one-stage的目标检测框架能够同时完成检测和回归任务,整体运行速度快。

考虑到在训练过程中数据集少等问题,使用fine-tuning来提高模型性能,使用较大型数据量网络中预测训练好的模型参数初始化网络,可以显著提高网络训练效率,得更好的识别精度。

2.2.2草地贪夜蛾数量的计算(近红外光谱分析)。通常,分子基频振动产生的吸收谱带位于中红外区(400~4000cm<sup>-1</sup>),分子基频振动的倍频和组合频产生的吸收带位于近红外区域。近红外光谱主要是由于分子振动的非谐振性使分子振动从基态向高能级跃迁时产生的,反映的是包括含氢基团振动的倍频和合频吸收的信息。在不同的化学环境中不同的基团或同一基团的近红外吸收波长与强度都有显著差异。所以通过近红外光谱可以得到样品中所有有机分子含氢基团的特征信息,能同时检测多种有机分子。不同物质的近红外区域有着特定且丰富的吸收光谱。

近红外光谱技术是用统计方法在样品待测属性值与近红外光谱数据之间建立一个校正模型。校正模型的建立需要前期搜索一定量有代表性的校正样品,获得近红外光谱仪器测得的样品光谱数据和用化学分析方法测得的真实数据,通过化学计量学进行处理,建立光谱与待测参数之间的对应关系。只要测得样品的近红外光谱,通过光谱数据和上述对应关系,就能很快得到所需要的参数数据。

2.2.3草地贪夜蛾的预测。第一步,需要决定要从细胞状态中丢弃的信息,由“遗忘门”的sigmoid函数实现(公式1)。它通过 $h_{t-1}$ (前一个输出)和 $x_t$ (当前输出)合并后,通过sigmoid函数输出值为0和1之间的矩阵,1代表信息被完全保留,而0代表信息被彻底删除。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

其中, $f_t$ 表示 $t$ 时刻遗忘门矩阵; $\sigma$ 表示sigmoid函数(公式2); $h_t$ 表示时刻LSTM神经网络神经元的输出; $x_t$ 表示 $t$ 时刻LSTM神经网络神经元的输入; $W$ 表示权重矩阵, $b$ 是门的偏差,其下标表示由这个矩阵连接的变量。

第二步,需要决定在细胞状态中储存和更新的信息。首先,“输入门”的sigmoid函数决定要更新的值(公式3)。然后用tanh函数将创建候选细胞状态向量 $\tilde{C}_t$ ,该向量用于细胞状态的更新(公式4)。最后需要将上一个细胞状态值 $C_{t-1}$ 更新为 $C_t$ 将上一个状态值乘以 $f_t$ 代表需要忘记的部分,之后将得到的值加上 $i_t \times \tilde{C}_t$ ,得到新的状态 $C_t$ (公式5)。

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \quad (5)$$

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1} \quad (6)$$

其中, $i_t$ 表示 $t$ 时刻输入门矩阵; $\tilde{C}_t$ 表示 $t$ 时刻候选神经元细胞状态矩阵; $C_t$ 表示 $t$ 时刻的神经元细胞状态矩阵;tanh表示tanh函数(公式6)。

第三步,需要决定输出的值。首先,运行sigmoid函数,建立“输出门”,它决定细胞状态输出部分(公式7)。然后,将细胞状态通过tanh函数将值规范化到-1和1之间,并乘以“输出门”矩阵(公式8),至此只输出了模型决定输出的部分。

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = O_t \times \tanh(C_t) \quad (8)$$

其中, $O_t$ 表示 $t$ 时刻输出门矩阵。

训练LSTM神经网络模型

首先,根据实际问题确定输入输出张量的维数,分别构造训练集(80%)、测试集(20%);对训练集、测试集的样本输入进行归一化以消除不同指标量纲的影响,具体计算方法如下(公式9):

$$X = \frac{x - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

其中, $x$ 表示时间序列 $X$ 中的一个数据; $x$ 为 $x$ 进行归一化后的数据; $X_{\max}$ 为时间序列 $X$ 中的最大值; $X_{\min}$ 为时间序列 $X$ 中的最小值。

其次,确定网络结构:设定LSTM网络层数、全连接层数以及各层神经元个数,设定损失函数以及全连接层随机舍弃率,设定模型迭代的批量以及周期数。

最后,用训练集训练LSTM神经网络模型图,实现草地贪夜蛾虫灾爆发的预测图。

### 3 国、内外研究现状和发展动态

据中国统计年鉴,2016年我国农业生产总值达到5.93万亿元,占GDP的8%;但由于农业病害等灾害造成的直接损失达0.503万亿元,占农业生产总值8.48%,其中病虫害是农作物最大的威胁。

联合国粮农组织2018年向全球发布草地贪夜蛾是重要的预警害虫。据报道,2019年我国已有26个省(区、市)的作物受害

而国内对于农作物病虫害检测识别,目前还停留在靠专家在现场进行诊断的方法,这种方法大大依赖于专家的经验,并且效率低下、时效性差,无法满足农业日益发展的需求,因此我们需要一个新方法来适应快速发展的农业。而随着近几年来智能农业的快速发展,更多的学者和专家开始从事将计算机视觉与草地贪夜蛾病虫害识别结合起来研究。近年来,深度学习技术逐渐被引入到草地贪夜蛾病虫害的识别与预测中。

近红外光谱分析技术作为现代最有应用前途的快速分析技术之一,世界各国都投入了专门的科研力量从事相关方面的研究。

### 4 结束语

目前,病虫害知识库非常丰富,主要是利用数据库来建立准确的模型,来精准的反映病虫害与农作物之间的关系。反复训练可进一步提高识别的操作和应用的准确度,或增加和扩展草地贪夜蛾害虫模式和害虫图像数据库以达到精准的目的。优化算法模型,提高识别率,在使用深层神经网络算法进行建模时,使用不同的网络结构来查找特定结构下的最佳参数。

#### [项目类型]

国家级大学生创新训练项目;项目编号:202210537015。

#### [参考文献]

- [1]王耀玮,唐伦,刘云龙,等.基于多任务卷积神经网络的车辆多属性识别[J].计算机工程与应用,2018,54(8):21-27.
- [2]刘建学.实用近红外光谱分析技术[M].北京:科学出版社,2008.
- [3]BARBEDO JG A. Impact of dataset size and variety on the effectiveness of deep learning and transfer learning for plant disease classification[J].Computers and Electronics in Agriculture,2018,153:46-53.

#### 作者简介:

张文博(2001—),男,汉族,内蒙古自治区巴彦淖尔市人,本科在读,研究方向:信息与计算科学。