DOI: 10.13597/j.cnki.maize.science.20250207

# 基于深度学习的玉米子粒品种分类与胚面识别

李 萍1,杨昊岩2,栾 涛2

(1.山东省青岛市城阳区上马街道办事处,山东 青岛 266102; 2.青岛市青岛农业大学动漫与传媒学院,山东 青岛 266109)

摘 要:对玉米子粒进行品种分类并准确识别其胚面与非胚面,不仅对理解品种间产量和品质的差异至关重 要,也是实现定向精确播种的基础前提。传统的玉米子粒品种分类与胚面识别方法需要提取大量特征,存在主观性 强、泛化能力不足等缺陷。基于深度学习技术,运用经过预训练的卷积神经网络进行分类识别。将扫描仪获取的7 个品种玉米子粒的胚面图像与非胚面图像进行图像分割预处理,采用3种分类策略构建分类数据集并导入卷积神 经网络进行分类。选择分类准确率最高、训练时间最短、工作流程最简化策略作为最优策略,最终获得了96%的分 类准确率。结果表明,提出的分类策略能够精准地对玉米子粒进行品种分类与胚面识别。

关键词: 玉米;品种分类;胚面识别;深度学习;卷积神经网络
 中图分类号: S513.01
 文献标识码: A

# Classification of Maize Grain Varieties and Embryo Surface Recognition Based on Deep Learning

LI Ping<sup>1</sup>, YANG Hao-yan<sup>2</sup>, LUAN Tao<sup>2</sup>

(1. Agricultural and Rural Service Center, Shangma Street, Chengyang District, Qingdao 266102;

2. College of Animation and Communication, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

Abstract: Classifying maize kernels and accurately identifying their embryo and non-embryo surfaces are not only crucial for understanding the differences in yield and quality among varieties but also serve as a fundamental prerequisite for achieving targeted and precise sowing. Traditional methods for maize kernel variety classification and embryo surface identification require the extraction of numerous features, which have inherent flaws such as high subjectivity and insufficient generalization capabilities. This paper employs deep learning technology, utilizing pre-trained models for classification and identification. Initially, images of the embryo and non-embryo surfaces of maize kernels from seven varieties, obtained via a scanner, are preprocessed through image segmentation. Then, three classification strategies are used to construct maize variety classification datasets and perform classification. The strategy with the highest classification accuracy, shortest training time, and most streamlined workflow was selected as the optimal approach, ultimately achieving a classification accuracy of 96%. Experimental results demonstrate that the classification strategy proposed can precisely classify maize kernel varieties and identify embryo surfaces.

Key words: Maize; Variety classification; Embryo surface identification; Deep learning; Convolutional neural network

玉米是迄今驯化最为成功的重要农作物之一, 是人类重要的粮食来源<sup>11</sup>。玉米子粒是决定玉米产 量与品质的关键因素。玉米子粒品种的识别与分类

基金项目:青岛农业大学横向课题(横20210131)

作者简介: 李 萍(1976-),女,山东平度人,硕士,高级农艺师,从事 农艺研究工作。Tel:13864225099 E-mail:13864225099@163.com 对农业生产与食品安全意义重大,是精细农业发展 的重要部分<sup>12</sup>。准确区分玉米子粒的胚面和非胚 面,是未来定位定向精确播种的前提条件之一。玉 米子粒作为玉米的重要器官,其图像特征是判断玉 米品种的重要依据。传统的玉米品种分类工作主要 包括人工测量与生化检测两个方面。人工测量方法 存在识别速度慢、精度低、主观性强等缺点;生化检 测方法大多是有损检测,而且存在识别成本高、时效 性差等不足。因此,迫切需要一种更加准确、经济、

录用日期: 2024-04-12

智能的玉米品种分类与胚面识别方法。

随着机器学习技术的发展,许多研究者开始使 用特征提取加分类器的方式对不同品种玉米的图像 进行分类。韩仲志等人通过提取玉米子粒的外观特 征并将特征导入BP神经网络(ANN)与支持向量机 (SVM)进行分类,成功实现了对11个品种玉米子粒 的品种分类,ANN的分类准确率达94.3%,SVM的分 类准确率达100%<sup>[3]</sup>。Chen等从玉米子粒的RGB图 像中提取了17个几何特征、13个形状特征和28个 颜色特征,使用距离判别分析将玉米粒分类为白玉 米、黄玉米和混合玉米3类,然后使用BP神经网络 (ANN)对不同品种玉米进行识别,百诺6号、农大86、 农大108、高邮115和农大4967的分类准确率分别 为100%、94%、92%、88%和100%<sup>[4]</sup>。Yang等从玉米 子粒中提取5个形态特征和8个纹理特征作为外观 特征,采用支持向量机(SVM)和偏最小二乘判别分 析(PLS-DA)模型建立了基于不同特征组的种子品 种分类模型,SVM模型的识别准确率包括胚芽侧和 胚乳侧分别为98.2%和96.3%的最优结果<sup>15</sup>。Qiu等 使用 K-最近邻(KNN)、软独立类类比法(SIMCA)、偏 最小二乘判别分析(PLS-DA)和支持向量机判别分 析(SVM-DA)对玉米品种华美甜8号与华美甜168号 进行了分类,最高获得99.59%的准确率1%。

传统的机器学习算法需要提取大量特征,存在 主观性强、泛化能力不足等缺陷。深度学习是机器 学习的最新进展,在进行图像分类任务中有着独特 的优势<sup>[7-8]</sup>。Zhang等使用深度卷积神经网络(DCNN) 与K近邻(KNN)和支持向量机(SVM)进行4个品种玉 米分类,DCNN模型的训练准确率为100%,测试准 确率为94.4%,验证准确率为93.3%,在大多数情况 下都优于KNN和SVM模型<sup>[9]</sup>。Javanmardi等使用卷 积神经网络(CNN)作为玉米图像的特征提取器,将 CNN提取的特征导入人工神经网络(ANN)、三次支 持向量机(SVM)、二次SVM、加权k近邻(KNN)、增强 树、袋装树和线性判别分析(LDA)进行分类,最终 获得了98.1%的分类精度<sup>[10]</sup>。本研究借助深度学 习技术进行7个品种玉米子粒的品种分类与胚面 识别。

## 1 材料与方法

#### 1.1 实验材料

### 1.1.1 玉米样品准备

参与实验的玉米品种共7个,所有样本均为健 康无损伤的玉米子粒。7个品种玉米名称与品种来 源见表1。

表1 试验材	料来源
--------	-----

Table 1 Experimental materials for maize variety identification

代 号 Code	品种名称 Variety	品种来源 Source
1	创玉107	河南省
2	迪卡517	北京市
3	丰垦139	内蒙古
4	利单618	山西省
5	粒收一号	河南省
6	新单68	河南省
7	郑单958	河南省

#### 1.1.2 图像采集

实验使用扫描仪进行玉米子粒图像的采集。图 像采集时,将子粒的胚面朝上均匀的放置在扫描仪 上,经过图像扫描获得玉米子粒胚面的扫描图像;将 子粒的非胚面朝上均匀的放置在扫描仪上,经过图 像扫描获得玉米子粒非胚面的扫描图像。玉米子粒 的胚面扫描图像与非胚面扫描图像如图1所示。



#### 1.2 方 法

1.2.1 图像预处理

为了分割出7个品种玉米子粒的图像,将扫描 仪获取的玉米子粒图像进行预处理。流程如图2 所示。图2(a)是扫描仪输出的玉米子粒原始图像。 对原始图像进行灰度化处理得到图2(b)。通过图像 的二值处理、膨胀、阈值分割得到图2(c)。对图像进 行ROI提取,通过检索连通区域轮廓,获取连通区域 面积,将单个玉米子粒的轮廓框选得到图2(d)。最 后将框选出的单个玉米子粒映射至原图像,并将单 个玉米子粒图像提取并储存。

			00
			00
(a) 原始图像	(b) 灰度图像	(c) 二值图像	
	图2 玉米子粒的胚面扫描	苗图像与非胚面扫描图像	

Fig.2 The workflow of maize image segmentation

使用上述图像分割方法,将扫描仪获取的7个 品种的胚面和非胚面玉米子粒图像全部分割成单个 图像并按品种分为7类保存。每个品种分别获得 了 90 张胚面图像与 90 张非胚面图像。7 个品种共 获得 1 260 张图像。获得的胚面和非胚面玉米子粒 单个图像如图 3 所示。



图3 玉米子粒单个图像

Fig.3 Single image of maize kernel

1.2.2 整体工作流程

卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)具有很强的特征提取能力。在玉米子粒品种 分类与胚面识别工作中,使用经过迁移学习预训练 的3种卷积神经网络模型进行玉米子粒的图像特征 提取与分类。模型1为AlexNet<sup>[11]</sup>,模型2为 GoogLeNet<sup>[12]</sup>,模型3为ResNet18<sup>[13]</sup>。3种模型的核心 关键参数及特征如表2所示。

表	2	3种CNN核心参数
Table 2	Cor	e parameters of three CNNs

模型	层数(层)	图像输入大小	核心参数
Model	Number of layers	Image input size	Core parameter
模型1	8	227×227×3	5个卷积层+ReLU激活函数
模型2	22	224×224×3	Inception模块+全局平均池化
模型3	18	224×224×3	16个残差模块

图4为本次实验的整体工作流程。首先,需要 对扫描仪获取的玉米子粒胚面和非胚面图像进行图 像预处理,获取单个玉米子粒图像。利用获取到的 玉米子粒图像构建分类数据集,按照8:1:1的比例 将数据划分为训练集、验证集和测试集。提出了不 同工作策略,通过分析训练结果,寻找最优策略。本次实验使用卷积神经网络对玉米子粒图像进行分类训练的参数为迭代200轮、最小批处理大小16、验证频率32、最初学习率0.0001。



	10 24		1
Fable 3	Thre	e classification	strategies

策略	数据集构建	分类方法
Strategy	Dataset construction	Classification method
策略一	以胚面和非胚面为标签构建数据集,再以品种构建数据集	先对胚面非胚面进行分类,再对品种进行分类
策略二	以品种构建数据集,每个类别中包含胚面与非胚面图像	学习各品种胚面与非胚面图像的共同特征,并进行品种分类
策略三	将每个品种的胚面与非胚面图像作为独立类别构建数据集	同时对品种及各品种的胚面与非胚面图像进行分类

通过提出不同的分类策略来选择最优分类方法,不同分类策略采取不同的数据集构建方法与训练流程。使用卷积神经网络进行玉米子粒品种分类与胚面识别的3种分类策略如表3所示。

# 2 结果与分析

#### 2.1 3种策略分类结果对比分析

使用3种卷积神经网络模型对玉米子粒胚面与 非胚面分类数据集进行分类训练,获得的分类结果 如表4所示。经过训练,模型2和模型3获得了 100%的验证准确率和测试准确率,这表明卷积神 经网络能够有效地进行玉米子粒的胚面和非胚面 识别。

图5展示了使用3种卷积神经网络模型在胚面数据集和非胚面数据集上的分类结果。由图5可 知,模型1在对胚面数据集分类时获得了93.7%的测 试准确率,分别比模型2和模型3高4.8%和3.2%。 模型3在对非胚面数据集分类时获得了95.2%的测 试准确率,分别比模型1和模型2高1.5%和4.7%。 不同的模型在对胚面图像和非胚面图像进行分类时,表现出不同的性能。此外,使用卷积神经网络对 两个数据集进行分类,非胚面数据集的最高测试准 确率比胚面数据集高1.5%,这意味着不同品种玉米 子粒的非胚面图像更容易分辨。

表4 胚面和非胚面分类准确率

Table 4	Accuracy of embryo and surface classification	non–embryo	%
模 型	验证准确率	测试准确率	
Model	Validation accuracy	Test accuracy	
模型1	99.21	100	
模型2	100.00	100	
模型3	100.00	100	

图6展示了使用3种卷积神经网络模型对策略 二中划分的7类玉米子粒品种分类数据集与策略三 中划分的14类玉米子粒品种分类数据集进行分类 的结果。由图6可知,模型3在对玉米品种分类数据 集(7类)分类时获得了92.9%的测试准确率,分别比 模型1和模型2高2.4%和11.2%。模型1在对玉米 品种分类数据集(14类)分类时获得了96%的测试准 确率,分别比模型2和模型3高3.9%和3.1%。玉米 品种分类数据集(14类)的最高测试准确率比玉米品 种分类数据集(7类)高3.1%。综合来看,3种网络模 型在对玉米品种分类数据集(14类)分类时均取得了 优于玉米品种分类数据集(7类)的结果。所以,在本 次玉米品种分类工作中策略三取得了优于策略二的 效果。



Fig.5 Classification results of embryo surface dataset and non-embryo surface dataset





表5展示了3种策略模型训练所消耗的时间。 结合模型训练的时间对上述3个策略进行综合分析。在准确率方面,策略三获得了最高95.2%的分 类准确率,策略二的准确率最低。策略一在对非胚 面数据集测试时达95.2%的准确率,如果实际测试 的数据为胚面图像,则测试模型仅达93.7%的准确 率。策略三对胚面图像和非胚面图像的综合分类准 确率达96%,这说明策略三在分类准确率上优于策 略一和策略二。在模型训练时间方面,策略三的模型训练时间为1476秒,训练时间小于方案一和方案二。在工作流程方面,策略一的实现需要使用卷积神经网络对3个数据集进行分类,在实际工作中也需要3个经过预训练的模型进行识别,这样的工作流程比较繁琐,并且浪费计算资源。策略三只需要1个模型就可以实现玉米品种识别的功能。综上所述,策略三为本次玉米品种识别工作的最优策略。

衣3 候空训练时间对比	表5	模型训练时间对比	
-------------	----	----------	--

Table 5	Model training time comparison	s
策略	训练时间	
Strategy	Training time	
策略一	3 195	
策略二	2 098	
策略三	1 476	

#### 2.2 分类结果分析

在策略三的实施过程中,模型1获得了96%的 最高测试准确率。图7为模型1模型训练的曲线 图。通过观察模型1的训练曲线图对分类结果进行 分析。黑色实线为模型的训练准确率曲线,黑色虚 线为模型的训练损失曲线。通过观察,发现模型的 训练准确率在前几轮迭代中迅速上升,这表示模型 有很快的收敛速度。在迭代2000次时已经达到 90%的准确率,在后续的迭代训练中,模型的训练准 确率一直保持在较高水平并且趋于稳定。模型的训 练损失在前几轮迭代中迅速下降,在迭代2000次时 模型的损失已经接近于0,在后续的迭代中模型的 训练损失趋于稳定,一直保持在较低水平。根据上 述结果,模型1在本次模型训练工作中发挥了出色



图 8 模型测试结果的混淆矩阵 Fig.8 Confusion matrix of model test results

且稳定的性能。

图 8 是使用模型 1 对玉米品种分类数据集 (14 类)测试集进行分类的混淆矩阵。如图 8 所示, 混淆矩阵的每一行之和代表了该类样本的真实数 量,如第 1 行中所有数值之和为 9,这表示共有 9 张 创玉 107 的胚面图像参与了模型测试。混淆矩阵的 每一列之和代表了被预测为该类样本的样本数量, 如第 1 列中所有数值之和为 10,这表示共有 10 张图 像被预测成创玉 107 的胚面图像。混淆矩阵的最下 行表示了每一类样本分类的精确度(Precision),最右 列表示每一类样本分类的有回率(Recall)。Precision 是衡量模型正确预测能力的指标,他代表了预测正 确的样本数量占总体的比重。Recall 又被称为检出 率,他表示在真实样本中,被正确预测的样本数量占 总样本的比例。由图8可知,创玉107胚面、创玉107 非胚面、新单68非胚面以及郑单958胚面在测试时 都发生了错误识别现象,这说明其他样本容易与这 几类样本混淆。创玉107非胚面,粒收一号非胚面、 新单68胚面以及新单68非胚面在测试时均发生了 不同程度的漏识别现象,这说明这些样本自身的特 征不够明显。

图9是使用模型1对玉米品种分类数据集(14类) 测试集进行分类的ROC曲线。ROC曲线能反映分 类结果的敏感性与特异性。曲线越靠近左上角,表 示该类样本分类的效果越好。根据图9,发现大部 分类别的样本(黑色实线)获得了良好的分类效果, 只有少部分样本如新单68胚面与新单68非胚面(黑 色虚线)的假阳性率较高,分类效果稍差。



# 3 结论与讨论

本文将深度学习技术引入玉米品种分类与胚面 识别领域,是使用计算机视觉技术解决农业工程问 题的一次尝试。深度学习在解决分类问题的关键在 于神经网络的架构和训练过程。深度学习模型通常 由多层神经元组成,这些神经元通过学习从输入数 据中提取特征,并将其映射到输出类别,因此,尝试 使用了不同的卷积神经网络模型,并评估了不同模 型的分类性能。

本文收集了7个玉米品种的胚面与非胚面共计 1260张图像进行模型训练。实际上,在分类问题中 样本量对模型的健壮性至关重要。样本量越大,模型通常会更好地泛化到新的未见数据,因为他能从 更多的样本中学习到更广泛的特征。较少的样本量 可能导致过拟合,即模型在训练数据上表现良好,但 在新数据上表现较差。此外,大量样本可以帮助减 少模型的方差,提高模型的稳定性和一致性。增加 样本量通常有助于提高模型的健壮性,但需要权衡 成本和效益,因为收集和处理大量样本可能需要更 多的时间和资源。

此外,本文创造性地提出了进行作物品种分类 与胚面识别的新思路,即提出不同的分类策略,通过 分析不同策略的准确率、训练时间与工作流程来寻 找最优策略。通过分析,本文针对玉米品种分类问 题提出的分类策略一的主要优势在于可以精准地完 成玉米子粒的胚面非胚面识别工作,在识别出图像 是胚面还是非胚面之后,将图像导入对应的胚面模 型和非胚面模型,这样可以实现有针对性的精准分 类,但实现这些功能的代价是训练时间大大增加、模 型占用资源更多、工作流程繁琐。分类策略二的主 要优势是将同一品种的胚面图像与非胚面图像归为 一类,这样可以使用卷积神经网络同时提取每一类 品种胚面与非胚面的特征,这样会使特征更丰富,但 这种策略在实际分类结果上并不理想。

分类策略三为本文提出的最优策略。将每一类 品种玉米的胚面与非胚面图像分为独立类别,构建 包含14个类别的玉米品种分类与胚面识别数据集, 卷积神经网络不仅能通过特征提取来区分不同的玉 米品种,还能寻找到同一玉米品种胚面图像与非胚 面图像的差异,策略三最终获得了最高的分类准确 率、最短的训练时间与最简化的工作流程。本文提 出的方法既能保证较高的分类准确率,又避免了人 工提取特征,具有较强的泛化性。

本研究基于深度学习技术,利用预训练的卷积 神经网络模型进行玉米子粒品种分类与胚面识别。 基于7个品种玉米子粒的胚面与非胚面图像,提出 不同的数据集构建方法与分类策略。选择分类准确 率最高、训练时间最短、工作流程最简化的分类策 略,最终分类准确率达95.2%。本研究证明了深度 学习在玉米子粒品种分类与胚面识别领域的先进 性,提出的分类策略为进行其他作物的品种分类与 胚面识别工作提供了思路。

#### 参考文献:

- CHEN W, CHEN L, ZHANG X, et al. Convergent selection of a WD40 protein that enhances grain yield in maize and rice[J]. Science, 2022, 375: eabg7985.
- [2] 李 慧,吴静珠,刘翠玲,等.基于LVQ和THz时域光谱的玉米品种分类鉴别研究[J].中国粮油学报,2019(34):120-124.
   LI H, WU J Z, LIU C L, et al. Research on classification and identifi-

cation of maize varieties based on LVQ and THz time domain spectra [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2019(34): 120–124. (in Chinese)

- [3] 韩仲志,杨锦忠. 多类支持向量机在玉米品种识别中的应用[J]. 农机化研究,2010,32(11):159-163.
  HAN Z Z, YANG J Z. Using multi- variable SVM arithmetic in maize cultivars classifications[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2010, 32(11): 159-163. (in Chinese)
- [4] CHEN X, XUN Y, LI W, et al. Combining discriminant analysis and neural networks for corn variety identification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010(71): 48–53.
- [5] YANG X L, HONG H M, YOU Z H, et al. Spectral and image integrated analysis of hyperspectral data for waxy corn seed variety classification[J]. Sensors, 2015(15): 15578–15594.
- [6] QIU G J, LU E L, WANG N, et al. Cultivar classification of single sweet corn seed using fourier transform near-infrared spectroscopy combined with discriminant analysis[J]. Applied Sciences- Basel, 2019(9): 15.
- [7] UCAR E. Classification of myositis from muscle ultrasound images using deep learning[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022(71): 13.
- [8] HAN Y L, LIU Y K, HONG Z H, et al. Sea ice image classification based on heterogeneous data fusion and deep learning[J]. Remote Sensing, 2021(13): 17.
- [9] ZHANG J, DAI L M, CHENG F. Corn seed variety classification based on hyperspectral reflectance imaging and deep convolutional neural network[J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2021(15): 484–494.
- [10] JAVANMARDI S, ASHTIANI S H M, VERBEEK F J, et al. Computer-vision classification of corn seed varieties using deep convolutional neural network[J]. Journal of Stored Products Research, 2021(92): 13.
- [11] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012: 1097–1105.
- [12] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions
   [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1-9. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

(责任编辑:栾天宇)