



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117253122 A

(43) 申请公布日 2023. 12. 19

(21) 申请号 202311535640.8

G06V 10/80 (2022.01)

(22) 申请日 2023.11.17

(71) 申请人 云南大学

地址 650000 云南省昆明市呈贡区大学城
东外环南路云南大学呈贡校区

(72) 发明人 秦江龙 陈懿 唐瑞翔 廖贇
王炜 梁超映 郑皓匀 叶少杰
郑仙雨 曹明磊 杜文豪

(74) 专利代理机构 昆明盈正知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 53208

专利代理师 徐洪刚

(51) Int. Cl.

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

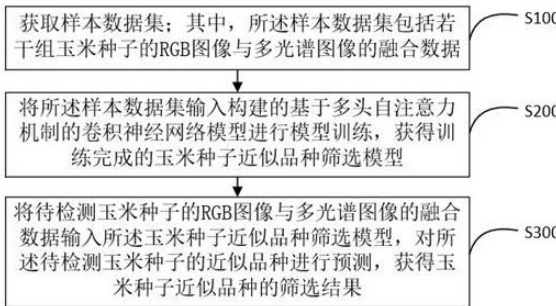
权利要求书3页 说明书10页 附图4页

(54) 发明名称

玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及
存储介质

(57) 摘要

本发明公开一种玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及存储介质,该方法包括获取样本数据集;样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据;将样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;将待检测玉米种子RGB图像与多光谱图像的融合数据输入玉米种子近似品种筛选模型,获得玉米种子近似品种的筛选结果。本发明通过深度学习和多光谱技术,仅需要玉米种子的RGB图像和多光谱图像,就可以快速高效地筛选获得玉米近似品种,相比传统方法,具有筛选周期短、效率高、准确度好的优点,适用于玉米近似品种的快速筛选,可降低筛选成本,提高筛选效率。



1. 一种玉米种子近似品种筛选方法,其特征在于,包括以下步骤:

获取样本数据集;其中,所述样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据;获取样本数据集步骤,具体包括:

获取玉米种子的RGB图像和多光谱图像,利用YOLOV5切割获得单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像;

对单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像进行图像增强和图像融合,获得RGB图像与多光谱图像的融合数据;

其中,所述图像增强包括对RGB图像和多光谱图像进行图像旋转、图像翻转和图像镜像等动作,所述图像融合包括对每颗玉米种子对应的RGB图像的3个通道和多光谱图像的19个通道进行合并,获得22个通道的融合图像数据;

将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型,具体包括:依次连接的1个卷积块,4个残差块,1个步长为2的最大池化层,1个注意力机制层,1个全连接层且激活函数使用GELU;其中,将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练步骤,具体包括:

采用Conv2d卷积,kernel_size=3,stride=2,padding=1;经标准化和GELU激活后,再经过两次kernel_size=3,stride=1,padding=1的Conv2d卷积以及标准化和激活,从输入的22个通道的融合图像数据中提取出64个通道的特征输出;

采用四组标准残差块,每组包含3个Conv2d、BatchNorm2d和GELU激活函数,以使输入通道数逐步倍增,通过步长为2的Conv2d将图片大小减半,通过在每组标准残差块后接一个DropPath层抽取图像特征;

将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性,进行加权融合,获得1*1*1024的输出特征向量;

将获得的1*1*1024的输出特征向量输入到全连接层中,经过向量变换,输出对应不同玉米品种的预测结果;

将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

2. 如权利要求1所述玉米种子近似品种筛选方法,其特征在于,所述Conv2d卷积的表达式,具体为:

$$y(i,j) = (x * w)(i,j);$$

其中,x表示输入;w表示卷积核;y表示输出;*表示卷积运算;i,j表示输出位置;

其中,所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型采用的损失函数是交叉熵损失函数,具体为:

$$L(y,y') = -\sum y \log(y');$$

其中,y表示样本的真实类别;y'表示模型预测的类别概率分布; \sum 表示样本求和;符号-表示最小化损失。

3. 如权利要求2所述玉米种子近似品种筛选方法,其特征在于,将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性的表达式,具

体为:

$$Attention(Q, K, V) = softmax_k \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V;$$

$$Multihead(X) = Concat(head_1, \dots, head_h) W_O;$$

其中, Q, K, V 分别是输入矩阵 X 经过线性投影得到的查询、键和值矩阵; QK^T 计算查询和键的相关性, 获得注意力矩阵; $\sqrt{d_k}$ 进行缩放, d 是向量维度, 防止内积过大; Softmax 操作将相关性转化为概率分布; 最后将注意力矩阵与 V 相乘即得到输出; 对每个头 i , 计算;

其中, $head_i = Attention(Q_i, K_i, V_i)$, h 是头数, W_O 将 h 个 d_k 维的 head 拼接并投影到 1024 维。

4. 如权利要求 3 所述玉米种子近似品种筛选方法, 其特征在于, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤, 还包括:

选用优化器为 ADAM 优化器, 训练参数为: 学习率设置为 $1e-3$, 权重衰减设置为 $5e-4$;

采用余弦退火学习率进行学习率调度, T_{max} 设置为 $1e-3$, eta_{min} 设置为 $1e-5$, 输入图像通道数为 22, 最大迭代次数为 10000。

5. 如权利要求 4 所述玉米种子近似品种筛选方法, 其特征在于, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤, 还包括:

将所述样本数据集划分为训练集和测试集, 利用训练集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

利用测试集对训练获得的玉米种子近似品种筛选模型进行模型效果评估, 根据模型效果评估结果调整模型参数, 直到模型效果评估结果达到满意的筛选效果; 其中, 调整模型参数包括调整权重衰减大小、学习率调度方式和学习率大小。

6. 一种玉米种子近似品种筛选装置, 其特征在于, 所述装置, 包括:

获取模块, 用于获取样本数据集; 其中, 所述样本数据集包括若干组玉米种子的 RGB 图像与多光谱图像的融合数据; 获取样本数据集, 具体包括:

获取玉米种子的 RGB 图像和多光谱图像, 利用 YOLOV5 切割获得单颗玉米种子的 RGB 图像和多光谱图像;

对单颗玉米种子的 RGB 图像和多光谱图像进行图像增强和图像融合, 获得 RGB 图像与多光谱图像的融合数据;

其中, 所述图像增强包括对 RGB 图像和多光谱图像进行图像旋转、图像翻转和图像镜像等动作, 所述图像融合包括对每颗玉米种子对应的 RGB 图像的 3 个通道和多光谱图像的 19 个通道进行合并, 获得 22 个通道的融合图像数据;

训练模块, 用于将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型; 所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型, 具体包括: 依次连接的 1 个卷积块, 4 个残差块, 1 个步长为 2 的最大池化层, 1 个注意力机制层, 1 个全连接层且激活函数使用 GELU; 其中, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 具体包括:

采用 Conv2d 卷积, $kernel_size=3$, $stride=2$, $padding=1$; 经标准化和 GELU 激活后, 再经

过两次 $\text{kernel_size}=3, \text{stride}=1, \text{padding}=1$ 的Conv2d卷积以及标准化和激活,从输入的22个通道的融合图像数据中提取出64个通道的特征输出;

采用四组标准残差块,每组包含3个Conv2d、BatchNorm2d和GELU激活函数,以使输入通道数逐步倍增,通过步长为2的Conv2d将图片大小减半,通过在每组标准残差块后接一个DropPath层抽取图像特征;

将标准残差块输出的 $7*7*1024$ 特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性,进行加权融合,获得 $1*1*1024$ 的输出特征向量;

将获得的 $1*1*1024$ 的输出特征向量输入到全连接层中,经过向量变换,输出对应不同玉米品种的预测结果;

筛选模块,用于将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

7.一种玉米种子近似品种筛选设备,其特征在于,所述玉米种子近似品种筛选设备包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的玉米种子近似品种筛选程序,所述玉米种子近似品种筛选程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至5中任一项所述的玉米种子近似品种筛选方法的步骤。

8.一种存储介质,其特征在于,所述存储介质上存储有玉米种子近似品种筛选程序,所述玉米种子近似品种筛选程序被处理器执行时实现如权利要求1至5中任一项所述的玉米种子近似品种筛选方法的步骤。

玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及玉米近似品种筛选技术领域,尤其涉及到一种玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及存储介质。

背景技术

[0002] 玉米是重要的粮食作物之一,不同品种的玉米性状及产量存在明显差异。选育新品种是改良玉米产量和质量的有效手段之一。目前,筛选新品种主要依赖人工收集和观察玉米种子的形态特征,过程缓慢且效率较低。随着计算机视觉和机器学习技术的发展,采用图像分析的快速自动筛选方法具有重要应用前景。

[0003] 当前的基于传统机器学习方法的玉米近似品种筛选存在效率较低、准确度不高的问题。深度学习技术具有特征学习能力强、准确率高等优点,在图像分类等领域展现出良好表现。王小明在《玉米品种识别的深度学习研究》一文中采用卷积神经网络对玉米种子图像进行分类,取得一定效果。但方法过于依赖种子图像质量,对图像预处理要求高,实际应用中容易受各种因素影响,如何提高玉米近似品种筛选的鲁棒性和准确率,是当前的研究热点和难点。

[0004] 因此,如何提供一种筛选效率和筛选准确率更高的玉米种子近似品种筛选方法,是一个亟需解决的技术问题。

发明内容

[0005] 本发明的主要目的在于提供一种玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及存储介质,旨在解决玉米品种筛选效率较低、准确度有待提高的问题。

[0006] 为实现上述目的,本发明提供一种玉米种子近似品种筛选方法,包括以下步骤:

获取样本数据集;其中,所述样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据;

将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

[0007] 可选的,获取样本数据集步骤,具体包括:

获取玉米种子的RGB图像和多光谱图像,利用YOLOV5切割获得单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像;

对单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像进行图像增强和图像融合,获得RGB图像与多光谱图像的融合数据;

其中,所述图像增强包括对RGB图像和多光谱图像进行图像旋转、图像翻转和图像镜像等动作,所述图像融合包括对每颗玉米种子对应的RGB图像的3个通道和多光谱图像的

19个通道进行合并,获得22个通道的融合图像数据。

[0008] 可选的,所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型,具体包括:依次连接的1个卷积块,4个残差块,1个步长为2的最大池化层,1个注意力机制层,1个全连接层且激活函数使用GELU;其中,将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练步骤,具体包括:

采用Conv2d卷积,kernel_size=3, stride=2, padding=1;经标准化和GELU激活后,再经过两次kernel_size=3, stride=1, padding=1的Conv2d卷积以及标准化和激活,从输入的22个通道的融合图像数据中提取出64个通道的特征输出;

采用四组标准残差块,每组包含3个Conv2d、BatchNorm2d和GELU激活函数,以使输入通道数逐步倍增,通过步长为2的Conv2d将图片大小减半,通过在每组标准残差块后接一个DropPath层抽取图像特征;

将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性,进行加权融合,获得1*1*1024的输出特征向量;

将获得的1*1*1024的输出特征向量输入到全连接层中,经过向量变换,输出对应不同玉米品种的预测结果。

[0009] 可选的,所述Conv2d卷积的表达式,具体为:

$$y(i,j) = (x * w)(i,j);$$

其中,x表示输入;w表示卷积核;y表示输出;*表示卷积运算;i,j表示输出位置;

其中,所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型采用的损失函数是交叉熵损失函数,具体为:

$$L(y,y') = -\sum y \log(y');$$

其中,y表示样本的真实类别;y'表示模型预测的类别概率分布; \sum 表示样本求和;符号-表示最小化损失。

[0010] 可选的,将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性的表达式,具体为:

$$Attention(Q,K,V) = softmax_k \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V;$$

$$Multihead(X) = Concat(head_1, \dots, head_h) W_O;$$

其中,Q,K,V分别是输入矩阵X经过线性投影得到的查询、键和值矩阵; QK^T 计算查询和键的相关性,获得注意力矩阵; $\sqrt{d_k}$ 进行缩放,d是向量维度,防止内积过大;Softmax操作将相关性转化为概率分布;最后将注意力矩阵与V相乘即得到输出;对每个头i,计算 $Attention(Q_i, K_i, V_i)$;

其中, $head_i = Attention(Q_i, K_i, V_i)$,h是头数, W_O 将h个 d_k 维的head拼接并投影到1024维。

[0011] 可选的,将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤,还包括:

选用优化器为ADAM优化器,训练参数为:学习率设置为1e-3,权重衰减设置为5e-4;

采用余弦退火学习率进行学习率调度, T_{\max} 设置为 $1e-3$, η_{\min} 设置为 $1e-5$, 输入图像通道数为 22, 最大迭代次数为 10000。

[0012] 可选的, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤, 还包括:

将所述样本数据集划分为训练集和测试集, 利用训练集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

利用测试集对训练获得的玉米种子近似品种筛选模型进行模型效果评估, 根据模型效果评估结果调整模型参数, 直到模型效果评估结果达到满意的筛选效果; 其中, 调整模型参数包括调整权重衰减大小、学习率调度方式和学习率大小。

[0013] 为了实现上述目的, 本发明还提供一种玉米种子近似品种筛选装置, 所述装置, 包括:

获取模块, 用于获取样本数据集; 其中, 所述样本数据集包括若干组玉米种子的 RGB 图像与多光谱图像的融合数据;

训练模块, 用于将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

筛选模块, 用于将待检测玉米种子的 RGB 图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型, 对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测, 获得玉米种子近似品种的筛选结果。

[0014] 为了实现上述目的, 本发明还提供一种玉米种子近似品种筛选设备, 所述玉米种子近似品种筛选设备包括: 存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的玉米种子近似品种筛选程序, 所述玉米种子近似品种筛选程序被所述处理器执行时实现如上所述的玉米种子近似品种筛选方法的步骤。

[0015] 为了实现上述目的, 本发明还提供一种存储介质, 所述存储介质上存储有玉米种子近似品种筛选程序, 所述玉米种子近似品种筛选程序被处理器执行时实现如上所述的玉米种子近似品种筛选方法的步骤。

[0016] 本发明的有益效果在于: 提出了一种玉米种子近似品种筛选方法、装置、设备及存储介质, 所述方法包括获取样本数据集; 其中, 所述样本数据集包括若干组玉米种子的 RGB 图像与多光谱图像的融合数据; 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型; 将待检测玉米种子的 RGB 图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型, 对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测, 获得玉米种子近似品种的筛选结果。本发明通过深度学习和多光谱技术, 仅需要玉米种子的 RGB 图像和多光谱图像, 就可以快速高效地筛选获得玉米近似品种。相比传统方法, 该方法具有筛选周期短、效率高、准确度好的优点, 适用于玉米近似品种的快速筛选, 可降低筛选成本, 提高筛选效率。

附图说明

[0017] 图1为本发明实施例方案涉及的硬件运行环境的装置结构示意图。

[0018] 图2为本发明玉米种子近似品种筛选方法实施例的流程示意图。

- [0019] 图3为本发明中图片预处理流程图。
- [0020] 图4为本发明中RGB图片和多光谱图片通道合并图。
- [0021] 图5为本发明中基于深度学习和多光谱的玉米近似品种筛选方法流程图。
- [0022] 图6为本发明中深度学习模型图。
- [0023] 图7为本发明中一种玉米种子近似品种筛选装置的结构框图。
- [0024] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0025] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0026] 如图1所示,图1是本发明实施例方案涉及的硬件运行环境的装置结构示意图。

[0027] 如图1所示,该装置可以包括:处理器1001,例如CPU,通信总线1002,用户接口1003,网络接口1004,存储器1005。其中,通信总线1002用于实现这些组件之间的连接通信。用户接口1003可以包括显示屏(Display)、输入单元比如键盘(Keyboard),可选的用户接口1003还可以包括标准的有线接口、无线接口。网络接口1004可选的可以包括标准的有线接口、无线接口(如WI-FI接口)。存储器1005可以是高速RAM存储器,也可以是稳定的存储器(non-volatile memory),例如磁盘存储器。存储器1005可选的还可以是独立于前述处理器1001的存储装置。

[0028] 本领域技术人员可以理解,图1中示出的装置的结构并不构成对装置的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0029] 如图1所示,作为一种计算机存储介质的存储器1005中可以包括操作系统、网络通信模块、用户接口模块以及玉米种子近似品种筛选程序。

[0030] 在图1所示的终端中,网络接口1004主要用于连接后台服务器,与后台服务器进行数据通信;用户接口1003主要用于连接客户端(用户端),与客户端进行数据通信;而处理器1001可以用于调用存储器1005中存储的玉米种子近似品种筛选程序,并执行以下操作:

获取样本数据集;其中,所述样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据;

将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

[0031] 本发明应用于装置的具体实施例与下述应用玉米种子近似品种筛选方法的各实施例基本相同,在此不作赘述。

[0032] 本发明实施例提供了一种玉米种子近似品种筛选方法,参照图1,图1为本发明玉米种子近似品种筛选方法实施例的流程示意图。

[0033] 本实施例中,所述玉米种子近似品种筛选方法,包括以下步骤:

S100:获取样本数据集;其中,所述样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与

多光谱图像的融合数据；

S200:将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型；

S300:将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

[0034] 在优选的实施例中,获取样本数据集步骤,具体包括:

获取玉米种子的RGB图像和多光谱图像,利用YOLOV5切割获得单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像；

对单颗玉米种子的RGB图像和多光谱图像进行图像增强和图像融合,获得RGB图像与多光谱图像的融合数据；

其中,所述图像增强包括对RGB图像和多光谱图像进行图像旋转、图像翻转和图像镜像等动作,所述图像融合包括对每颗玉米种子对应的RGB图像的3个通道和多光谱图像的19个通道进行合并,获得22个通道的融合图像数据。

[0035] 在优选的实施例中,所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型,具体包括:依次连接的1个卷积块,4个残差块,1个步长为2的最大池化层,1个注意力机制层,1个全连接层且激活函数使用GELU;其中,将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练步骤,具体包括:

采用Conv2d卷积,kernel_size=3,stride=2,padding=1;经标准化和GELU激活后,再经过两次kernel_size=3,stride=1,padding=1的Conv2d卷积以及标准化和激活,从输入的22个通道的融合图像数据中提取出64个通道的特征输出；

采用四组标准残差块,每组包含3个Conv2d、BatchNorm2d和GELU激活函数,以使输入通道数逐步倍增,通过步长为2的Conv2d将图片大小减半,通过在每组标准残差块后接一个DropPath层抽取图像特征；

将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性,进行加权融合,获得1*1*1024的输出特征向量；

将获得的1*1*1024的输出特征向量输入到全连接层中,经过向量变换,输出对应不同玉米品种的预测结果。

[0036] 在优选的实施例中,所述Conv2d卷积的表达式,具体为:

$$y(i,j) = (x * w)(i,j) \cdot \cdot \cdot (1)$$

其中,x表示输入;w表示卷积核;y表示输出;*表示卷积运算;i,j表示输出位置;

其中,所述基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型采用的损失函数是交叉熵损失函数,具体为:

$$L(y,y') = -\sum y \log(y') \cdot \cdot \cdot (2)$$

其中,y表示样本的真实类别;y'表示模型预测的类别概率分布; \sum 表示样本求和;符号-表示最小化损失。

[0037] 在优选的实施例中,将标准残差块输出的7*7*1024特征图输入到多头自注意力模块,通过分头计算特征图之间的相关性的表达式,具体为:

$$Attention(Q, K, V) = softmax_k \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \cdot \cdot \cdot (3)$$

$$Multihead(X) = Concat(head_1, \dots, head_h) W_O \cdot \cdot \cdot (4)$$

其中, Q, K, V 分别是输入矩阵 X 经过线性投影得到的查询、键和值矩阵; QK^T 计算查询和键的相关性, 获得注意力矩阵; $\sqrt{d_k}$ 进行缩放, d 是向量维度, 防止内积过大; Softmax 操作将相关性转化为概率分布; 最后将注意力矩阵与 V 相乘即得到输出; 对每个头 i , 计算 $Attention(Q_i, K_i, V_i)$;

其中, $head_i = Attention(Q_i, K_i, V_i)$, h 是头数, W_O 将 h 个 d_k 维的 head 拼接并投影到 1024 维。

[0038] 在优选的实施例中, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤, 还包括:

选用优化器为 ADAM 优化器, 训练参数为: 学习率设置为 $1e-3$, 权重衰减设置为 $5e-4$;

采用余弦退火学习率进行学习率调度, T_{max} 设置为 $1e-3$, eta_{min} 设置为 $1e-5$, 输入图像通道数为 22, 最大迭代次数为 10000。

[0039] 在优选的实施例中, 将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型步骤, 还包括:

将所述样本数据集划分为训练集和测试集, 利用训练集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练, 获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

利用测试集对训练获得的玉米种子近似品种筛选模型进行模型效果评估, 根据模型效果评估结果调整模型参数, 直到模型效果评估结果达到满意的筛选效果; 其中, 调整模型参数包括调整权重衰减大小、学习率调度方式和学习率大小。

[0040] 与传统的玉米品种筛选方法相比, 基于深度学习和多光谱技术的本发明具有以下进一步的优点: 1. 快速筛选: 深度学习模型可以在短时间内对大量玉米种子图像进行处理和分类, 因此筛选速度更快。这对于需要大规模筛选的应用, 如农业生产, 具有明显的优势。2. 自动化和无监督性: 传统的玉米品种筛选方法通常需要人工干预和监督, 而基于深度学习的方法可以实现自动化筛选, 减少了人力成本和时间成本。3. 数据驱动的改进: 深度学习模型可以不断从新数据中学习和改进, 因此随着时间的推移, 其性能可以进一步提高, 使其适应新品种和新特征的筛选需求。总的来说, 基于深度学习和多光谱技术的玉米近似品种筛选方法相对于传统方法更快速、更自动化, 并具有更广泛的适用性, 这使其成为现代农业生产中有价值的工具。

[0041] 由此, 本实施例提出一种玉米种子近似品种筛选方法, 通过深度学习和多光谱技术, 仅需要玉米种子的 RGB 图像和多光谱图像, 就可以快速高效地筛选获得玉米近似品种。相比传统方法, 该方法具有筛选周期短、效率高、准确度好的优点, 适用于玉米近似品种的快速筛选, 可降低筛选成本, 提高筛选效率。

[0042] 为了更清楚的解释本申请, 下面提供本申请玉米种子近似品种筛选方法的具体实例。本发明提供了一种基于深度学习和多光谱的玉米近似品种筛选方法, 包括以下步骤:

步骤S1:收集玉米种子RGB图像和多光谱图像,并进行预处理;

步骤S2:构建卷积神经网络模型,调整网络结构,增加多光谱特征融合,得到改进的筛选模型;使用改进模型对预处理后的数据进行特征提取和分类,得到筛选结果;

步骤S3:根据筛选结果调整模型参数,重复步骤S2,直到得到满意的筛选效果。

[0043] 进一步地,步骤S1中对玉米种子利用多光谱仪器得到玉米的多光谱图像和RGB图像,然后利用YOLOV5切割得到单颗玉米种子的图片,并且将种子图像进行进一步的预处理。具体的流程见图3。

[0044] 进一步地,步骤S1中对RGB图像和多光谱图像进行裁剪、增强等预处理,并使每颗种子的RGB图像与对应的19个波段多光谱图像匹配对应。具体的流程见图4。进一步地,所述步骤S2中的卷积神经网络的构建包括:输入图片经过1个卷积块,4个残差块,通过1个步长为2的最大池化层,1个注意力机制层,1个全连接层。激活函数使用GELU。

[0045] 进一步地,步骤S2中深度学习模型各阶段参数如表1所示,卷积神经网络的第一步是进行CNN卷积,包含以下层:采用Conv2d卷积,输出通道64,kernel_size=3,stride=2,padding=1;经标准化和GELU激活后,再经过两次kernel_size=3,stride=1,padding=1的Conv2d卷积,以及随后的标准化和激活。通过这三组卷积-标准化-激活的结构,实现了从输入22通道到输出64通道的特征提取。接下来是四组标准残差块,每组包含3个Conv2d、BatchNorm2d和GELU激活函数,使得输入通道数逐步倍增,并通过步长为2的Conv2d同时将图片大小减半。每组残差结构后还接一个DropPath层。残差结构可以有效抽取图像特征,倍增通道数则增加了模型容量。减小大小则获得更高层的语义信息。DropPath层则具有正则化作用,可减轻过拟合。接下来将残差块输出的7*7*1024特征图,输入到多头自注意力模块Multi-headed Self-attention中。该模块通过分头计算特征图之间的相关性,进行加权融合。从而获得1*1*1024的输出特征向量。多头自注意力机制可以有效学习特征图的全局上下文和局部依赖关系,输出向量融合了特征的重要信息。最后将通过自注意力模块获得的1*1*1024向量,输入到全连接层中,经过向量变换,输出对应不同玉米品种的预测结果。全连接层将特征向量转化为具体的分类输出,完成图像到类别的映射,这里本实施例一共是183种玉米品种,实现对183种玉米近似品种的识别。卷积函数见公式(1),损失函数见公式(2),多头自注意力函数见公式(3),(4)。具体的模型图见图6。

[0046] 表1为本实施中深度卷积网络阶段的描述

Layer (层)	Layer Description (层描述)	Output Tensor (h*w*n) (输出张量)
Input (输入)	Input image patch (输入图像块)	224*224*22
Stage 0 (CNN) 第0阶段 (卷积神经网络)	Conv (3*3), stride (2), padding (1) 卷积核为 (3*3), 步长为 (2), 填充为 (1)	112*112*64
Stage 1 (Resnet) 第1阶段 (深度残差网络)	Conv (3*3), stride (1), padding (1) 卷积核为 (3*3), 步长为 (1), 填充为 (1)	56*56*128
Stage 2 (Resnet) 第1阶段 (深度残差网络)	Conv (3*3), stride (2), padding (1) 卷积核为 (3*3), 步长为 (2), 填充为 (1)	28*28*256
Stage 3 (Resnet) 第1阶段 (深度残差网络)	Conv (3*3), stride (2), padding (1) 卷积核为 (3*3), 步长为 (2), 填充为 (1)	14*14*512
Stage 4 (Resnet) 第1阶段 (深度残差网络)	Conv (3*3), stride (2), padding (1) 卷积核为 (3*3), 步长为 (2), 填充为 (1)	7*7*1024
Transformer (Transformer模型)	Multi-headed Self-attention 多头自注意力机制	1*1*1024
Output (输出)	FC (1*1*1024, 183), RELU全连接层 (1*1*1024, 183), 激活函数	1*1*183

进一步地,步骤S2采用的卷积是conv2d,其函数运算可表示为:

$$y(i,j) = (x * w)(i,j);$$

其中x表示输入,w表示卷积核,y表示输出,*表示卷积运算,i,j表示输出位置。在代码中:x对应输入的特征图,如图像;w对应卷积层的weight,即卷积核参数;y对应卷积层的输出特征图。通过卷积核在特征图上滑动,计算其与卷积核对应区域的点积,来实现特征

提取和映射,输出结果即为特征图。卷积层的数学原理是卷积运算,代码实现时输入特征图x和卷积核w相互作用,输出结果y即为新的特征表示,供下一层计算。

[0047] 进一步地,步骤S2采用的损失函数是交叉熵损失函数,其函数运算可表示为:

$$L(y, y') = -\Sigma y \log(y');$$

其中:y表示样本的真实类别,y'表示模型预测的类别概率分布, Σ 表示样本求和;符号-表示最小化损失。交叉熵衡量真实分布y和预测分布y'之间的距离,通过最小化它可以获得更准确的预测。

[0048] 进一步地,步骤S2采用的注意力机制是多头自注意力函数,其函数运算可表示为:

$$Attention(Q, K, V) = softmax_k \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V;$$

其中:Q,K,V分别是输入矩阵X经过线性投影得到的查询(Query)、键(Key)和值(Value)矩阵。 QK^T 计算查询和键的相关性,获得注意力矩阵。 $\sqrt{d_k}$ 进行缩放,d是向量维度,防止内积过大。Softmax操作将相关性转化为概率分布。最后将注意力矩阵与V相乘即得到输出,实现根据注意力权重聚合值的效果。对每个头i,计算 $Attention(Q_i, K_i, V_i)$ 。

[0049] 其中,多头自注意力的函数可表示为:

$$Multihead(X) = Concat(head_1, \dots, head_h)W_O; \text{ 其中, } h \text{ 是头数, } W_O \text{ 将 } h \text{ 个 } d_k \text{ 维的 head 拼接并投影}$$

到1024维。通过学习特征之间的相关性,自注意力建模特征的全局依赖性,增强特征表达能力。

[0050] 进一步地,步骤S2中优化器采用AdamW优化器,主要参数如下:学习率lr设置为1e-3;权重衰减设置为5e-4;同时采用余弦退火学习率(CosineAnnealingLR)进行学习率调度,T_max设置为1e-3,eta_min设置为1e-5,余弦退火学习率周期为10000;输入图像通道数为22,最大迭代次数为10000。通过调整这些超参数可以控制模型的训练过程,使其更快更好地收敛。其中余弦退火学习率可以让学习率按余弦曲线衰减,实现平滑地降低学习率。权重衰减技术也可以防止模型过拟合。

[0051] 进一步地,所述步骤S3具体是指对训练结果不够理想时,调整训练参数后重复步骤S2的操作直至得出相对理想效果。

[0052] 在具体实施过程中,包括如下执行步骤:

步骤S1,从农科院收集玉米种子RGB图像和多光谱图像,并进行如下预处理:1.利用yolov5把图像进行切割,得到每颗玉米种子作为单独的一个RGB或者多光谱图像。2.检查图像质量,剔除模糊、遮挡、损坏等负样本。3.筛选种子,对每颗种子检查是否具备1个RGB图像和19个波段的多光谱图像,删除不具备条件的种子。将具备条件的种子图像匹配起来,4.将匹配后RGB图像和多光谱图像放入种子标签,构建数据集。5.最后将数据集按4:1划分为训练集、测试集,使得我们可以在训练集上训练分类模型,并且调参优化模型,最终在测试集上评估模型效果。具体的实施流程见图5。

[0053] 步骤S2,采用表1的模型,优化器采用Adam优化器,主要参数如下:学习率lr设置为1e-3;权重衰减设置为5e-4;同时采用余弦退火学习率(CosineAnnealingLR)进行学习率调度,T_max设置为1e-3,eta_min设置为1e-5,余弦退火学习率周期为10000;输入图像通道数为22,最大迭代次数为10000。随后将预处理后的图像进行融合后,输入该模型进行反复训练,输出训练结果,见图5。

[0054] 步骤S3,当训练结果不够理想时,调整参数后重复上述操作直至得出相对理想效果。最后将玉米种子DNF测出近似品种的结果与模型得到的结果进行对比,总结效果,使实验具备更高的可靠性,本实施例具体结果见图6。

[0055] 为评价采用本发明方法和传统方法在图像分类任务上的性能,选取精确度(precision)、召回率(recall)、F1值(F1-score)和准确率(accuracy)作为评价指标。这些指标值越高,代表模型分类结果离真实标签越接近,模型分类性能越好,并且将模型与经典模型ResNet152、ViT和EfficientNet相比,本文方法在各项指标上均有很大的提升。这充分证明了本模型在图像分类任务上的有效性和优越性。这说明本文方法能更准确地预测图像类别,分类性能较传统模型有明显优势,为图像分类任务提供了一种有效的解决方案。

[0056] 具体评价结果见表2:

表2为本发明与传统的模型的分类准确率

模型名称	Precision(精确率)	Recall(召回率)	f1-score(F1分数)	Accuracy(准确率)
Mistransformer模型	98.43%	98.38%	98.38%	98.38%
vit模型	43.48%	43.27%	42.77%	41.73%
resnet152模型	68.78%	61.54%	62.81%	61.85%
efficient net模型	84.01%	83.38%	83.27%	83.38%

表1已经评价了模型在图像分类任务上的整体性能。表2针对从183种玉米品种中找出每个品种的2个dnf距离最近的近似品种这个细化任务进行评测。选取dnf距离在0.2和0.3以内的作为近似品种,分别用本模型和ResNet152、ViT及EfficientNet模型预测,本模型的准确率明显优于其他模型。

[0057] 具体结果如表3所示:

表3为本发明与传统的模型的近似品种准确率

模型	dnf距离在0.2内	dnf距离在0.3内
Mistransformer模型	86.90%	74.40%
vit模型	78.20%	67.40%
resnet152模型	56.50%	55.80%
efficient net模型	52.17%	58.14%

从表中可以看出,本模型在寻找每个玉米品种的近似品种这个细化任务上,准确率均高于其他经典模型,尤其是dnf距离在0.2内的情况,本模型的准确率达86.9%,比其他模型高出很多。这进一步证明了本模型具有很强的区分特征学习能力,能更准确地捕捉不同玉米品种间的细微差异。

[0058] 参照图7,图7为本发明玉米种子近似品种筛选装置实施例的结构框图。

[0059] 如图7所示,本发明实施例提出的玉米种子近似品种筛选装置包括:

获取模块10,用于获取样本数据集;其中,所述样本数据集包括若干组玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据;

训练模块20,用于将所述样本数据集输入构建的基于多头自注意力机制的卷积神经网络模型进行模型训练,获得训练完成的玉米种子近似品种筛选模型;

筛选模块30,用于将待检测玉米种子的RGB图像与多光谱图像的融合数据输入所述玉米种子近似品种筛选模型,对所述待检测玉米种子的近似品种进行预测,获得玉米种子近似品种的筛选结果。

[0060] 本发明玉米种子近似品种筛选装置的其他实施例或具体实现方式可参照上述各方法实施例,此处不再赘述。

[0061] 此外,本发明还提出一种玉米种子近似品种筛选设备,所述玉米种子近似品种筛选设备包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的玉米种子近似品种筛选程序,所述玉米种子近似品种筛选程序被所述处理器执行时实现如上所述的玉米种子近似品种筛选方法的步骤。

[0062] 本申请玉米种子近似品种筛选设备的具体实施方式与上述玉米种子近似品种筛选方法各实施例基本相同,在此不再赘述。

[0063] 此外,本发明还提出一种可读存储介质,所述可读存储介质包括计算机可读存储介质,其上存储有玉米种子近似品种筛选程序。所述可读存储介质可以是图1的终端中的存储器1005,也可以是如ROM(Read-Only Memory,只读存储器)/RAM(Random Access Memory,随机存取存储器)、磁碟、光盘中的至少一种,所述可读存储介质包括若干指令用以使得一台具有处理器的玉米种子近似品种筛选设备执行本发明各个实施例所述的玉米种子近似品种筛选方法。

[0064] 本申请可读存储介质中的具体实施方式与上述玉米种子近似品种筛选方法各实施例基本相同,在此不再赘述。

[0065] 可以理解的是,在本说明书的描述中,参考术语“一实施例”、“另一实施例”、“其他实施例”、或“第一实施例~第N实施例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本发明的至少一个实施例或示例中。在本说明书中,对上述术语的示意性表述不一定指的是相同的实施例或示例。而且,描述的具体特征、结构、材料或者特点可以在任何一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。

[0066] 需要说明的是,在本文中,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者系统不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者系统所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者系统中还存在另外的相同要素。

[0067] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0068] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件,但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在如上所述的一个存储介质(如ROM/RAM、磁碟、光盘)中,包括若干指令用以使得一台终端设备(可以是手机,计算机,服务器,空调器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述的方法。

[0069] 以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

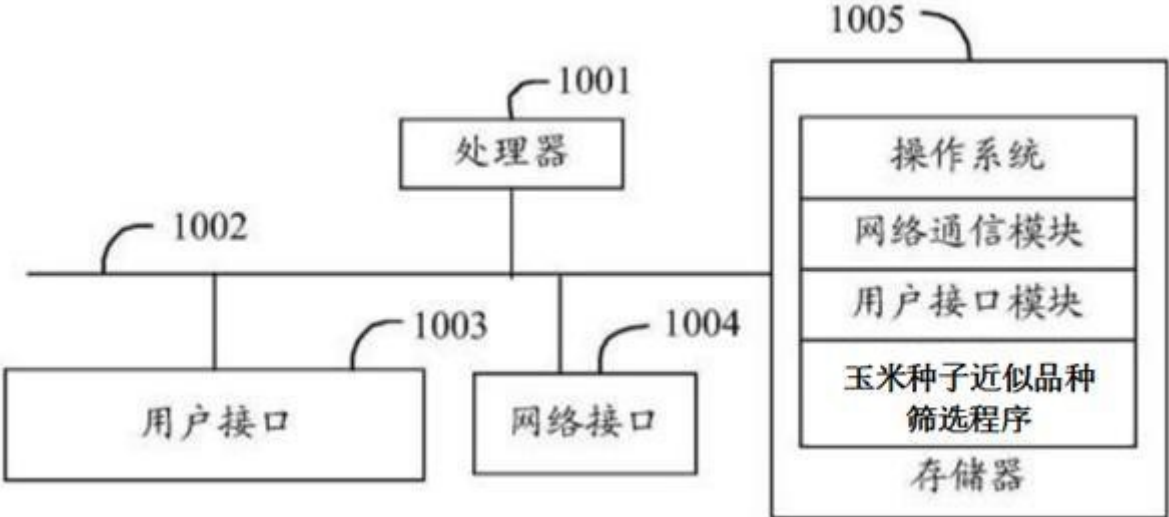


图 1

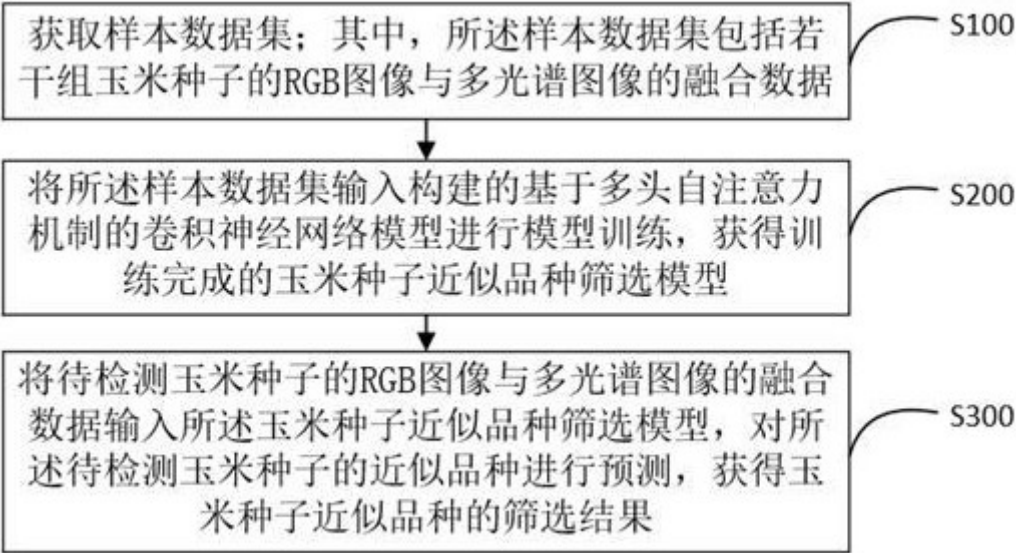


图 2

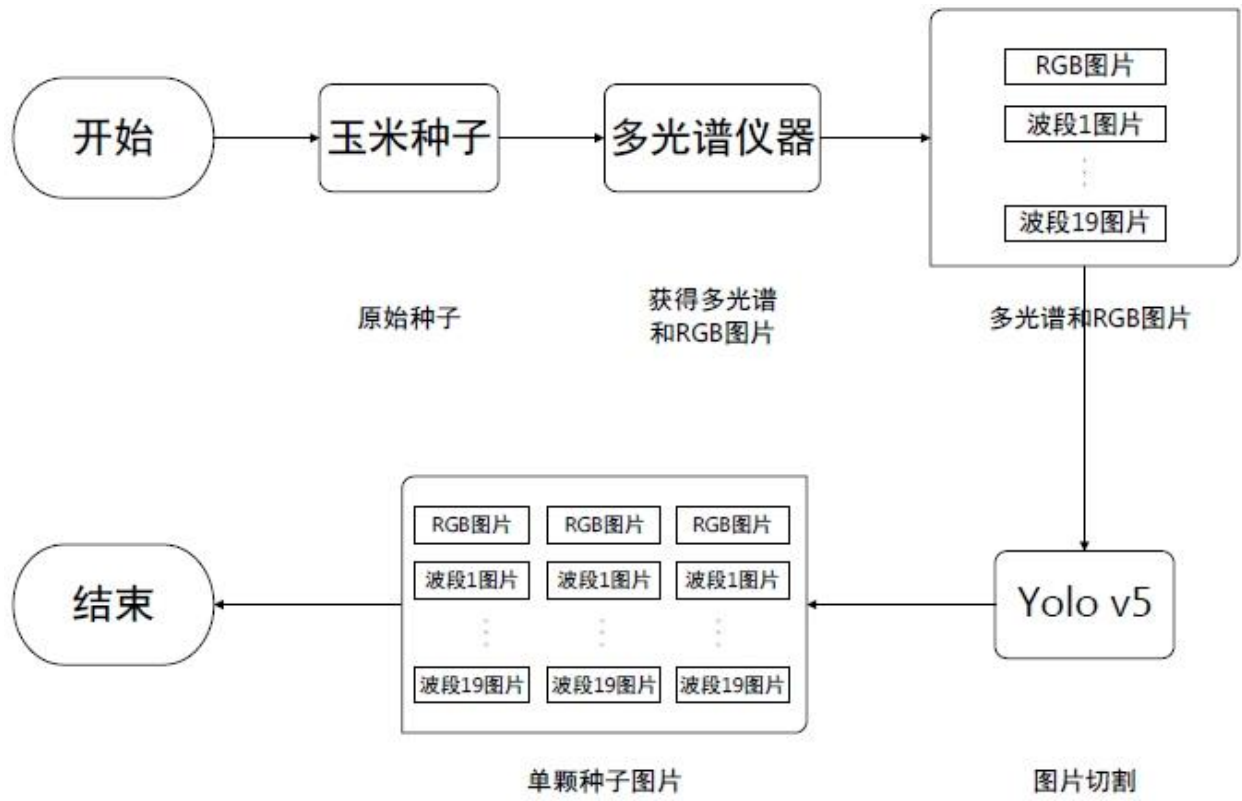


图 3

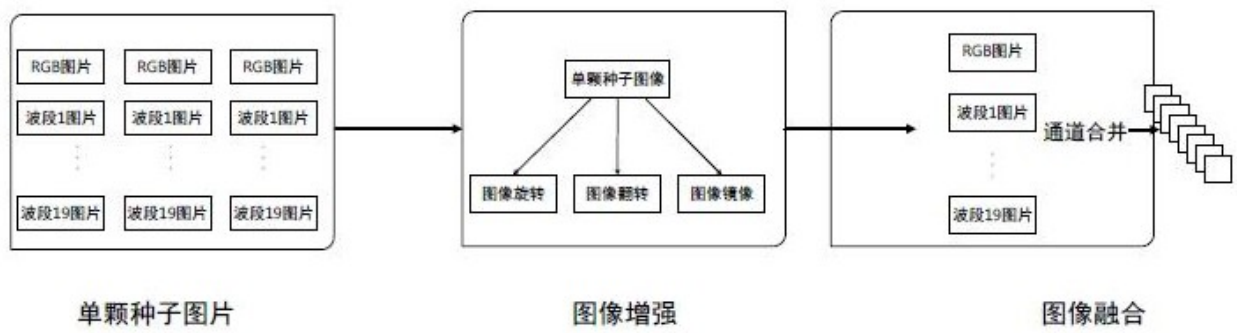


图 4

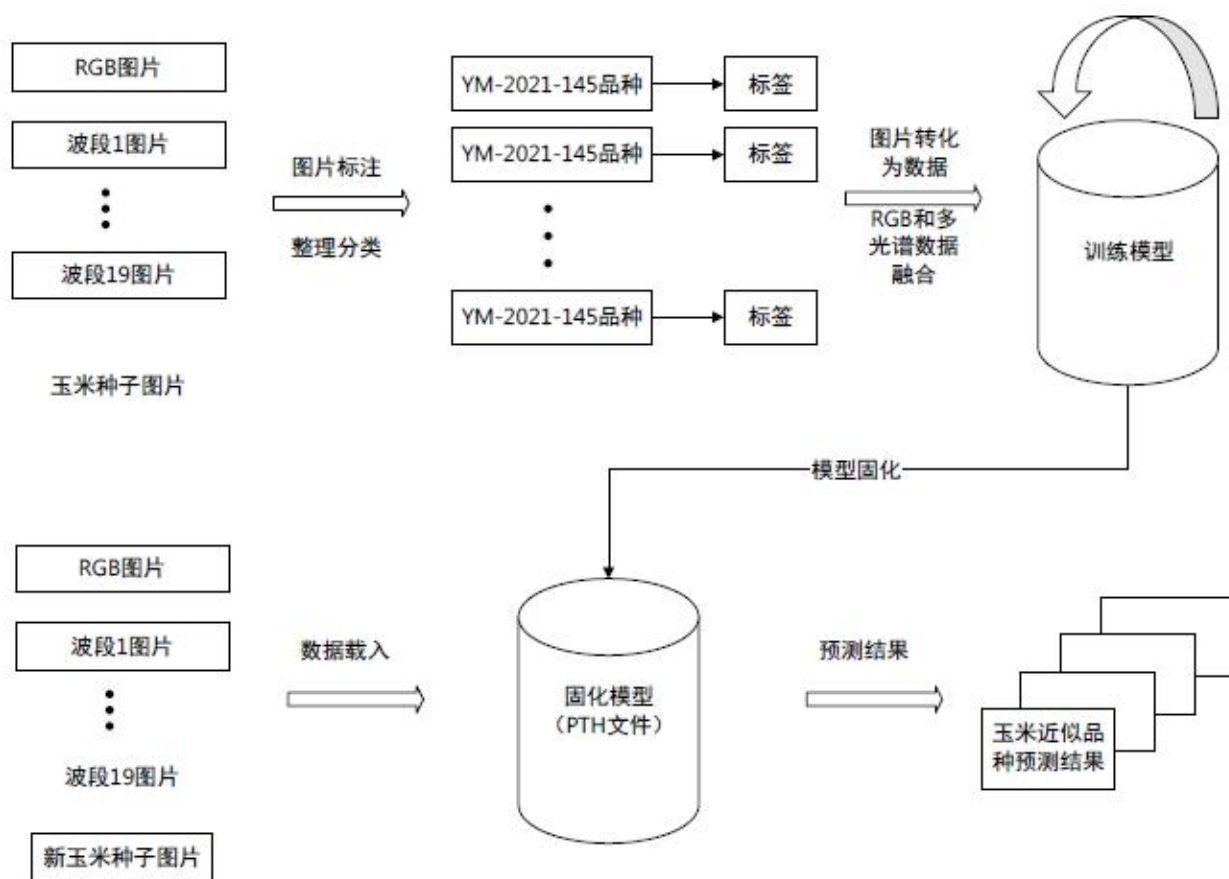


图 5

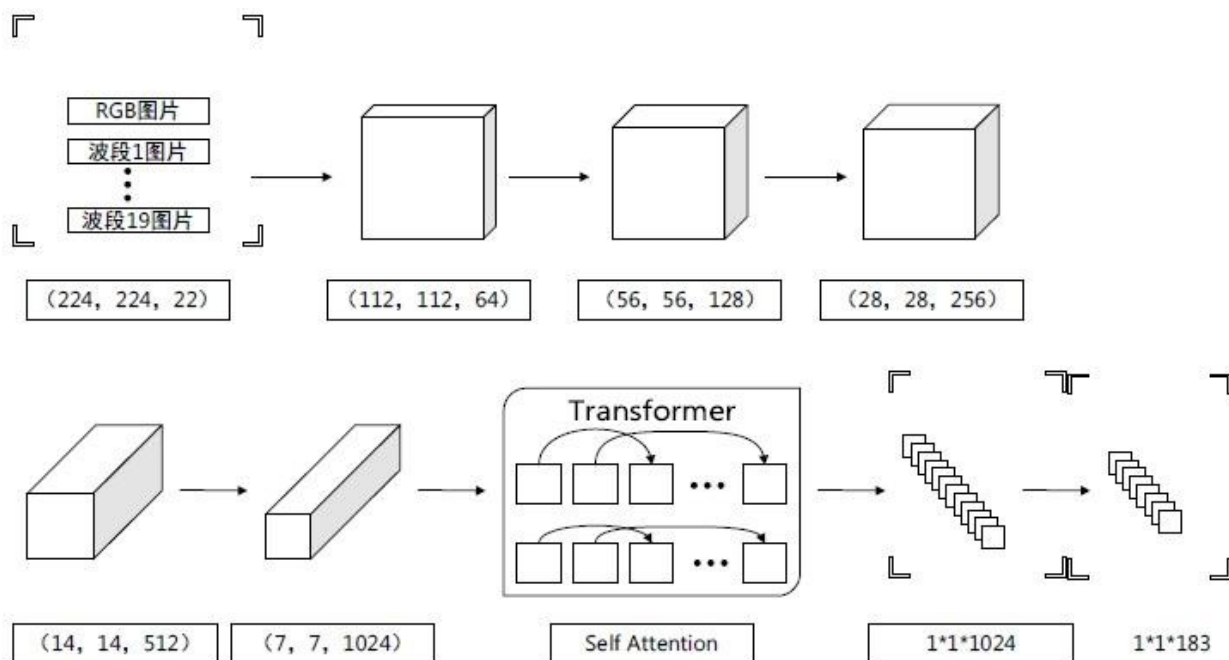


图 6

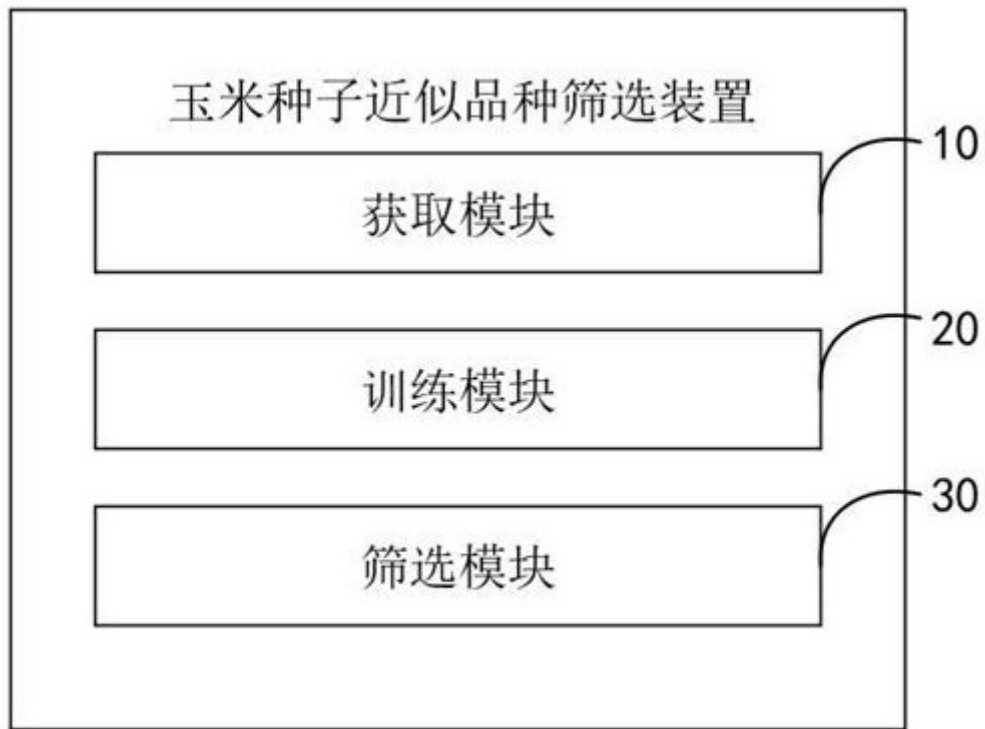


图 7