



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112163639 A

(43) 申请公布日 2021.01.01

(21) 申请号 202011124589.8

(22) 申请日 2020.10.20

(71) 申请人 华南农业大学

地址 510642 广东省广州市天河区五山路
483号

(72) 发明人 谭穗妍 马旭 齐龙 李泽华

徐初东 王宇唯 卢恒辉

(74) 专利代理机构 广州市华学知识产权代理有

限公司 44245

代理人 雷芬芬

(51) Int. Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

G06K 9/34 (2006.01)

G06K 9/00 (2006.01)

G06T 3/40 (2006.01)

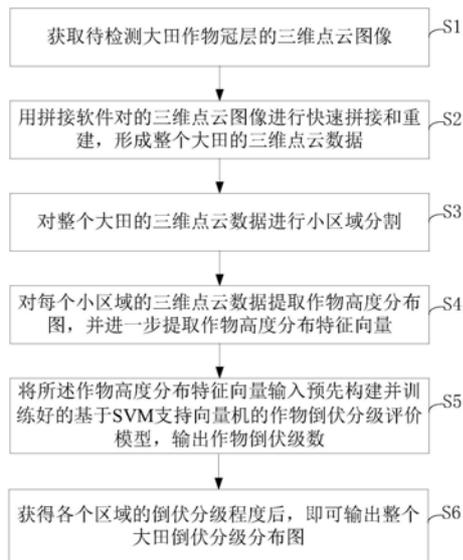
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,包括:S1,获取待检测大田作物冠层的三维点云图像;S2,用拼接软件对的三维点云图像进行快速拼接和重建,形成整个大田的三维点云数据;S3,对整个大田的三维点云数据进行小区域分割;S4,对种植区域的三维点云数据提取作物高度分布特征向量;S5,将所述作物高度分布特征向量输入预先构建并训练好的基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型,输出作物倒伏级数。S6,获得各个区域的倒伏分级程度后,即可输出整个大田倒伏分级分布图。本发明能生成整个大田的倒伏程度的分布图,为后续机械收割作业提供指导分析。



1. 一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,包括:

S1,获取待检测大田作物冠层的三维点云图像;

S2,用拼接软件对的三维点云图像进行快速拼接和重建,形成整个大田的三维点云数据;

S3,对整个大田的三维点云数据进行区域分割;

S4,对每个区域的三维点云数据提取作物高度分布图,并进一步提取作物高度分布特征向量;

S5,将所述作物高度分布特征向量输入预先构建并训练好的基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型,输出作物倒伏级数;

S6,获得各个区域的倒伏分级程度后,即可输出整个大田倒伏分级分布图。

2. 根据权利要求1所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,在步骤S1中,无人机搭载彩色相机拍摄待检测大田作物的三维点云图像,无人机自带GPS定位系统获取三维点云图像序列的地理信息。

3. 根据权利要求1所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,在步骤S5中,基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型的构建方法包括:

S51,获取试验田作物冠层的三维点云图像;

S52,用拼接软件对三维点云图像进行快速拼接,形成整个大田的三维点云数据;

S53,对整个大田的三维点云数据进行种植区域分割并嵌入区域编号信息;

S54,提取每个种植区域的高度分布图;

S55,对每个种植区域的高度分布图进一步提取高度分布特征向量;

S56,对每个种植区域的作物倒伏程度进行人工评分;

S57,建立初始的作物倒伏分级评价模型;

S58,生成数据集:根据人工倒伏评分进行区间划分,把各个区域的高度分布特征向量按评分区间收集,将每个评分区间的高度分布特征向量随机分为训练集、验证集、测试集;

S59,将训练集输入步骤S57中初始的作物倒伏分级评价模型进行训练,训练后将验证集代入训练好的作物倒伏分级评价模型中,通过调整作物倒伏分级评价模型参数,挑选出最高精度的模型作为最终模型;

S510,将测试集输入最终模型进行评价,若符合评价标准的,则将该最终模型作为步骤S5中训练好的作物倒伏分级评价模型,若评价不符合标准的,则重新选择步骤S58-S59直至作物倒伏分级评价模型符合评价标准。

4. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,步骤S52包括:将三维点云图像进行无畸变处理,校正由相机镜头引起的图像失真,获取无畸变图像序列;之后寻找相邻图像对之间的特征匹配点,同时地面控制点的GPS准确测量值对匹配点的位置进行校正,确保重建冠层位置的精确度;基于关键的匹配点生成整个飞行区域的稠密三维点云,生成的高程数字表面模型DSM携带有每个重建点的高程值,重建的三维点云涵盖了飞行区域内的整个场景。

5. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,步骤S53包括:采用GPS记录仪把大田每个种植区域四个顶点的地理位置信息记录下来,通过再投影运算,寻找在拼接后三维点云图像载有相同地理位置信息,自动分割每个种植区域,

在区域尺度范围提取高程数字表面模型DSM,并根据地理位置对每个种植区域进行编号并记录。

6. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,步骤S54包括:沿种植区域长边方向在距离短边0.8m处各提取一块 $0.5\text{m}\times 1\text{m}$ 区域,计算这两块区域的DSM模型高度值的平均值 \bar{h} ,作为该种植区域所在田块的地面高度,把种植区域冠层的高度值DSM和田块地面高度值 \bar{h} 相减,获得该种植区域作物高度分布图。

7. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,在步骤S55中,对种植区域进行 $m\times n$ 个子区域划分,计算每个子区域的作物高度平均值, $m\times n$ 个高度平均值形成一个向量值,该向量值代表该种植区域的高度分布特征向量,结合该种植区域人工倒伏分数用于建立作物倒伏分级评价模型。

8. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,在步骤S56中,对每个种植区域的水稻倒伏程度进行人工评分包括:无人机载彩色相机拍摄作物图像前后1-2天时间内,作物专家对每个种植区域作物倒伏程度进行评分,在区域尺度上,如果有10%的作物倒伏,即给出10的倒伏分数,如果有50%的作物倒伏,即给出50的倒伏分数,如果没有发生倒伏,倒伏分数为0,以倒伏的百分比给出倒伏分数,分数越高,倒伏越严重,分数越低,倒伏程度越低。

9. 根据权利要求3所述的基于梯度直方图特征的作物倒伏分级评价方法,其特征在于,在步骤S58中,在生成数据集时还包括:根据人工倒伏评分进行区间划分,把各个种植区域的高度分布特征向量按评分区间收集,每个区间70%的高度分布特征向量作为作物倒伏分级评价模型的训练集,15%作为验证集,剩余15%作为作物倒伏分级评价模型的测试集。

10. 根据权利要求3所述的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,其特征在于,在步骤S510中,基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型的评价标准采用正确率、精度、召回率3个指标计算公式:

$$\text{正确率} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$\text{精度} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{召回率} = \frac{TP}{TP+FN}$$

式中:TP为正确检测倒伏分数区域的区域数量,FP为被错误检测倒伏分数区域数量,FN为被错误检测非倒伏分数区域的区域数量,TN为正确检测非倒伏分数区域的区域数量。

一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法

技术领域

[0001] 本发明涉及农作物倒伏检测技术领域,具体涉及一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法。

背景技术

[0002] 水稻作为我国主要的粮食和经济作物,在农业生产和实践中均占有重要的地位。尤其在中国,水稻的平均栽种面积、单产和总产情况均位居全国粮食作物的第二位,中国作为世界上水稻最大的生产国和消费国,保障水稻的高产显得尤为重要。倒伏是严重影响水稻产量和质量的重要胁迫因素,且水稻倒伏程度也严重影响机械化收割作业,给收割作业造成困难。因此,研究水稻作物倒伏评价方法或技术对我国粮食稳定生产有重要的价值和意义。

[0003] 作物倒伏检测平台根据其载具分为星载、机载表型平台、地面表型平台和无人机表型平台。除了人工检测技术外,现有的农作物倒伏检测中大部分为基于像素点的作物倒伏检测,即通过特征提取,在像素级别检测对应像素点的作物是否发生倒伏,然后通过计算发生倒伏的像素点占图像所有像素点的百分比得出倒伏发生率,但此方法容易受噪声影响,降低检测精度。随着人工智能和深度学习技术的发展,出现基于深度学习的农作物倒伏检测报道,以农作物种植小区图像为深度学习模型的输入,输出为判断该小区是否发生倒伏,输出结果分级简单,只有倒伏或没有倒伏两种结果,随后再计算整个大田倒伏发生率。

[0004] 综上,现有技术主要对作物大田是否发生倒伏进行检测,但是暂未有对大田倒伏严重程度进行分级评价的研究,因此,行业内需要一种能够智能识别大田作物不同倒伏程度的分级判别方法和技术。

发明内容

[0005] 本发明的目的是为了克服以上现有技术存在的不足,提供了一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,并可用于生成大田倒伏严重程度分布图。

[0006] 本发明的目的通过以下的技术方案实现:

[0007] 一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,包括:

[0008] S1,获取待检测大田作物冠层的三维点云图像;

[0009] S2,用拼接软件对的三维点云图像进行快速拼接和重建,形成整个大田的三维点云数据;

[0010] S3,对整个大田的三维点云数据进行区域分割;

[0011] S4,对每个区域的三维点云数据提取作物高度分布图,并进一步提取作物高度分布特征向量;

[0012] S5,将所述作物高度分布特征向量输入预先构建并训练好的基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型,输出作物倒伏级数;

[0013] S6,获得各个区域的倒伏分级程度后,即可输出整个大田倒伏分级分布图。

[0014] 优选地,在步骤S1中,无人机搭载彩色相机拍摄待检测大田作物的三维点云图像,无人机自带GPS定位系统获取三维点云图像序列的地理信息。

[0015] 优选地,在步骤S5中,基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型的构建方法包括:

[0016] S51,获取试验田作物冠层的三维点云图像;

[0017] S52,用拼接软件对三维点云图像进行快速拼接,形成整个大田的三维点云数据;

[0018] S53,对整个大田的三维点云数据进行种植区域分割并嵌入区域编号信息;

[0019] S54,提取每个种植区域的高度分布图;

[0020] S55,对每个种植区域的高度分布图进一步提取高度分布特征向量;

[0021] S56,对每个种植区域的作物倒伏程度进行人工评分;

[0022] S57,建立初始的作物倒伏分级评价模型;

[0023] S58,生成数据集:根据人工倒伏评分进行区间划分,把各个区域的高度分布特征向量按评分区间收集,将每个评分区间的高度分布特征向量随机分为训练集、验证集、测试集;

[0024] S59,将训练集输入步骤S57中初始的作物倒伏分级评价模型进行训练,训练后将验证集代入训练好的作物倒伏分级评价模型中,通过调整作物倒伏分级评价模型参数,挑选出最高精度的模型作为最终模型;

[0025] S510,将测试集输入最终模型进行评价,若符合评价标准的,则将该最终模型作为步骤S5中训练好的作物倒伏分级评价模型,若评价不符合标准的,则重新选择步骤S58-S59直至作物倒伏分级评价模型符合评价标准。

[0026] 优选地,步骤S52包括:将三维点云图像进行无畸变处理,校正由相机镜头引起的图像失真,获取无畸变图像序列;之后寻找相邻图像对之间的特征匹配点,同时地面控制点的GPS准确测量值对匹配点的位置进行校正,确保重建冠层位置的精确度;基于关键的匹配点生成整个飞行区域的稠密三维点云,生成的高程数字表面模型DSM携带有每个重建点的高程值,重建的三维点云涵盖了飞行区域内的整个场景。

[0027] 优选地,步骤S53包括:采用GPS记录仪把大田每个种植区域四个顶点的地理位置信息记录下来,通过再投影运算,寻找在拼接后三维点云图像载有相同地理位置信息,自动分割每个种植区域,在区域尺度范围提取高程数字表面模型DSM,并根据地理位置对每个种植区域进行编号并记录。

[0028] 优选地,步骤S54包括:沿种植区域长边方向在距离短边0.8m处各提取一块0.5m×1m区域,计算这两块区域的DSM模型高度值的平均值 \bar{h} ,作为该种植区域所在田块的地面高度,把种植区域冠层的高度值DSM和田块地面高度值 \bar{h} 相减,获得该种植区域作物高度分布图;

[0029] 优选地,在步骤S55中,对种植区域进行 $m \times n$ 个子区域划分,计算每个子区域的作物高度平均值, $m \times n$ 个高度平均值形成一个向量值,该向量值代表该种植区域的高度分布特征向量,结合该种植区域人工倒伏分数用于建立作物倒伏分级评价模型。

[0030] 优选地,在步骤S56中,对每个种植区域的水稻倒伏程度进行人工评分包括:无人机电载彩色相机拍摄作物图像前后1-2天时间内,作物专家对每个种植区域作物倒伏程度进

行评分,在区域尺度上,如果有10%的作物倒伏,即给出10的倒伏分数,如果有50%的作物倒伏,即给出50的倒伏分数,如果没有发生倒伏,倒伏分数为0,以倒伏的百分比给出倒伏分数,分数越高,倒伏越严重,分数越低,倒伏程度越低。

[0031] 优选地,在步骤S58中,在生成数据集时还包括:根据人工倒伏评分进行区间划分,把各个种植区域的高度分布特征向量按评分区间收集,每个区间70%的高度分布特征向量作为作物倒伏分级评价模型的训练集,15%作为验证集,剩余15%作为作物倒伏分级评价模型的测试集。

[0032] 优选地,在步骤S510中,基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型的评价标准采用正确率、精度、召回率3个指标计算公式:

$$[0033] \quad \text{正确率} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$[0034] \quad \text{精度} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$[0035] \quad \text{召回率} = \frac{TP}{TP+FN}$$

[0036] 式中:TP为正确检测倒伏分数区域的区域数量,FP为被错误检测倒伏分数区域数量,FN为被错误检测非倒伏分数区域的区域数量,TN为正确检测非倒伏分数区域的区域数量。

[0037] 优选地,在步骤S510中,SVM评价标准中可以选用,正确率大于0.9,精度大于0.9,召回率大于0.85。

[0038] 本发明相对于现有技术具有如下优点:

[0039] 本发明基于无人机平台获取试验大田作物的三维点云图像,通过软件开发全自动种植区域分割平台,种植区域自动分割平台对三维点云图像进行种植小区分割并嵌入区域编号信息,并在区域尺度提取作物高度分布图及高度分布特征向量,结合人工给作物种植小区(区域)倒伏程度的评分,选用SVM支持向量机,建立作物倒伏分级评价模型;基于作物倒伏分级评价模型,将待检测大田划分小区域,每个区域的作物高度分布特征向量输入构建的作物倒伏分级评价模型,模型即可输出作物倒伏级数,例如:轻度倒伏、中等倒伏、严重倒伏等。最后生成整个大田的倒伏程度的分布图,为后续机械收割作业提供指导分析。

附图说明

[0040] 构成本申请的一部分的说明书附图用来提供对本发明的进一步理解,本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明,并不构成对本发明的不当限定。在附图中:

[0041] 图1为本发明的基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法的流程示意图。

[0042] 图2(a)为本发明的基准小区划分示意图。

[0043] 图2(b)为本发明的种植小区横切面线图。

[0044] 图3为本发明的小区高度分布图及高度分布特征向量图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步说明。

[0046] 本发明的一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法基于机器学习和无人机平台实现。在本实施例作物为水稻。在对待检测大田作物进行倒伏分级评价前,需要构建基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型。在作物倒伏分级评价模型的基础上,参见图1,一种基于高度分布特征向量的作物倒伏分级方法,包括:

[0047] S1,获取待检测大田作物冠层的三维点云图像;

[0048] S2,用拼接软件对的三维点云图像进行快速拼接和重建,形成整个大田的三维点云数据;

[0049] S3,对整个大田的三维点云数据进行小区域分割;

[0050] S4,对每个小区域的三维点云数据提取作物高度分布图,并进一步提取作物高度分布特征向量;

[0051] S5,将所述作物高度分布特征向量输入预先构建并训练好的基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型,输出作物倒伏级数。

[0052] S6,获得各个区域的倒伏分级程度后,即可输出整个大田倒伏分级分布图。

[0053] 而基于SVM支持向量机的作物倒伏分级评价模型的构建方法包括:

[0054] S51,获取试验田作物冠层的三维点云图像;

[0055] S52,用拼接软件对三维点云图像进行快速拼接,形成整个大田的三维点云数据;

[0056] S53,对整个大田的三维点云数据进行种植小区分割并嵌入小区编号信息;

[0057] S54,提取每个种植小区的高度分布图;

[0058] S55,对每个种植小区的高度分布图进一步提取高度分布特征向量;

[0059] S56,对每个种植小区的水稻倒伏程度进行人工评分;

[0060] S57,建立初始的作物倒伏分级评价模型;

[0061] S58,生成数据集:根据人工倒伏评分进行区间划分,把各个小区的高度分布特征向量按评分区间收集,将每个评分区间的高度分布特征向量随机分为训练集、验证集、测试集;

[0062] S59,将训练集输入步骤S57中初始的作物倒伏分级评价模型进行训练,训练后将验证集代入训练好的作物倒伏分级评价模型中,通过调整作物倒伏分级评价模型参数,挑选出最高精度的模型作为最终模型;

[0063] S510,将测试集输入最终模型进行评价,若符合评价标准的,则将该最终模型作为步骤S5中训练好的作物倒伏分级评价模型,若评价不符合标准的,则重新选择步骤S58-S59直至作物倒伏分级评价模型符合评价标准。

[0064] 在每次无人机获取了大田图像序列后,选用商用图像处理软件PIX4D Mapper进行图像序列的拼接和三维重建。首先将原始图像进行无畸变处理,从而校正有相机镜头引起的图像失真获取无畸变图像序列,之后寻找相邻图像对之间的特征匹配点,在这一过程中地面控制点(GCP)的GPS准确测量值对匹配点的位置进行校正,确保重建冠层位置的精确度。基于关键的匹配点生成整个飞行小区的稠密三维点云,最终生成的高程数字表面模型分别携带有每个重建点的高程值。重建的三维点云(高度值)涵盖了飞行小区内的整个场景。

[0065] 重建的三维点云(高度值)涵盖了飞行小区内的整个场景,存在大量田间道路、建筑物等无用的信息,因此需要提取基于种植小区尺度高程数字表面模型。用GPS记录仪把大

田每个种植小区四个顶点的地理位置信息均记录下来,通过再投影运算,寻找在拼接后图像载有相同地理位置信息,自动分割出种植小区的三维点云(高度值),并根据地理位置对每个小区进行编号并记录。

[0066] 在每次无人机采集大田图像前或后1-2天时间内,水稻专家会对每个小区水稻倒伏程度进行评分和记录,评分的准则是在小区尺度上作物倒伏的百分比给出倒伏分数,如果有10%的水稻作物倒伏,即给出10的倒伏分数,如果有50%的水稻作物倒伏,即给出50的倒伏分数,如果没有发生倒伏,倒伏分数为0,分数越高,倒伏越严重,分数越低,倒伏程度越低。因此每次无人机采集大田数据时,每个种植小区会有一个人工的倒伏评分。

[0067] 水稻作物试验田中,水稻种植在小区中,每个小区大小约 $2.5\text{m}\times 8\text{m}$,不同小区的水稻实施不同种植模式。在水稻作物整个生长周期中,在不同生长时期采用无人机搭载高分辨率彩色相机对种植区进行大田图像数据采集,无人机自带GPS定位系统可以获取图片序列的地理信息。

[0068] 建立基于种植小区高度分布特征向量和SVM支持向量机的水稻作物倒伏分级评价方法。结合图2,小区尺度的水稻作物高度分布图提取步骤包括:(1)无人机图像经PIX4D Mapper软件处理后生成的高程数字表面模型DSM携带有每个重建点高度值,但是高度值是作物冠层相对于某一水平面的高度,并不是作物冠层到田地地面的高度。(2)为了精确提取作物冠层到水田地面的植株高度,在作物种植的小区 and 小区之间保留一定间隔,此间隔的田地定期进行除草,保留田地平整,沿种植小区长边方向在距离短边 0.8m 处各提取一块 $0.5\text{m}\times 1\text{m}$ 小区,如图2(a)和图2(b)所示,图2(a)中的基准区域1和2,计算这两块区域的DSM模型高度值的平均值 \bar{h} ,并作为种植小区所在田块的基准高度 \bar{h} ,把小区冠层的高程数字表面模型DSM和田块基准高度值 \bar{h} 相减,获得小区作物高度分布图,如图3。

[0069] 参考图3,在获得小区作物高度分布图后,作物高度分布图中每个像素点的值代表该点作物的高度值,在小区尺度进行 $m\times n$ 个子区域划分,作为一个试验方案,把种植小区划分为3行10列,并计算每个子区域的作物高度平均值,例如第1行第1列的区域的高度平均值记为 $\overline{h_{1,1}}$,第2行第1列的区域高度平均值记为 $\overline{h_{2,1}}$,第 i 行第 j 列的区域高度平均值记为 $\overline{h_{i,j}}$,以此类推, 3×10 个高度平均值形成一个向量值: $[\overline{h_{1,1}} \overline{h_{1,2}} \dots \overline{h_{1,10}} \dots \overline{h_{2,1}} \dots \overline{h_{3,10}}]$,该向量值代表该小区的高度分布特征向量,结合SVM支持向量机建立水稻倒伏分级评价模型。

[0070] 把每个小区根据人工评价倒伏分数进行分区间,例如:0-30分为轻微倒伏、31-60分为中度倒伏、61-100分为严重倒伏,把所有高度特征向量按上述三种倒伏程度进行分组,每个分组的70%图片作为作物倒伏分级评价模型的训练集,15%作为验证集,剩余15%作为作物倒伏分级评价模型的测试集。每个种植小区图片提取的高度分布特征向量作为作物倒伏分级评价模型的特征输入向量,作物倒伏分级评价模型输出为小区所属的倒伏区间,对作物倒伏分级评价模型进行训练以实现不同种植小区倒伏程度的分级检测。

[0071] 种植小区提取高度分布特征向量时可以选择不一样的行数和列数,因此同一个种植小区可以得到很多种不同的高度分布特征向量,在试验阶段,可以测试不同高度分布特征向量,然后挑选识别精度最大的一种特征向量即可。同理,检测倒伏分级区间可以根据实

实际需要进行选择,可以分为二级,即倒伏(0-50分)或没有倒伏(51-100分);可以分三级、四级、五级等,在SVM建模时,把所有小区图片按上述倒伏分级程度进行分组,每个分组的70%图片作为作物倒伏分级评价模型的训练集,15%作为验证集,15%作为测试集,因此可以建立不同倒伏分级的评价模型,模型经过训练后可实现不同倒伏分级的预测。在不同评分区间的种植区域样本量足够大的情况下,可以采用SVM线性回归模型对作物区域的倒伏分数进行线性回归分析。

[0072] 基于SVM支持向量机水稻倒伏分级的评价标准采用正确率、精度、召回率3个指标计算公式:

$$[0073] \quad \text{正确率} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$[0074] \quad \text{精度} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$[0075] \quad \text{召回率} = \frac{TP}{TP+FN}$$

[0076] 式中:TP为正确检测倒伏分数区间的小区数量,FP为被错误检测倒伏分数区间数量,FN为被错误检测非倒伏分数区间的小区数量,TN为正确检测非倒伏分数区间的小区数量。

[0077] SVM评价标准中可以选用,测试集的正确率大于0.9,精度大于0.9,召回率大于0.85。

[0078] 上述具体实施方式为本发明的优选实施例,并不能对本发明进行限定,其他的任何未背离本发明的技术方案而所做的改变或其它等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

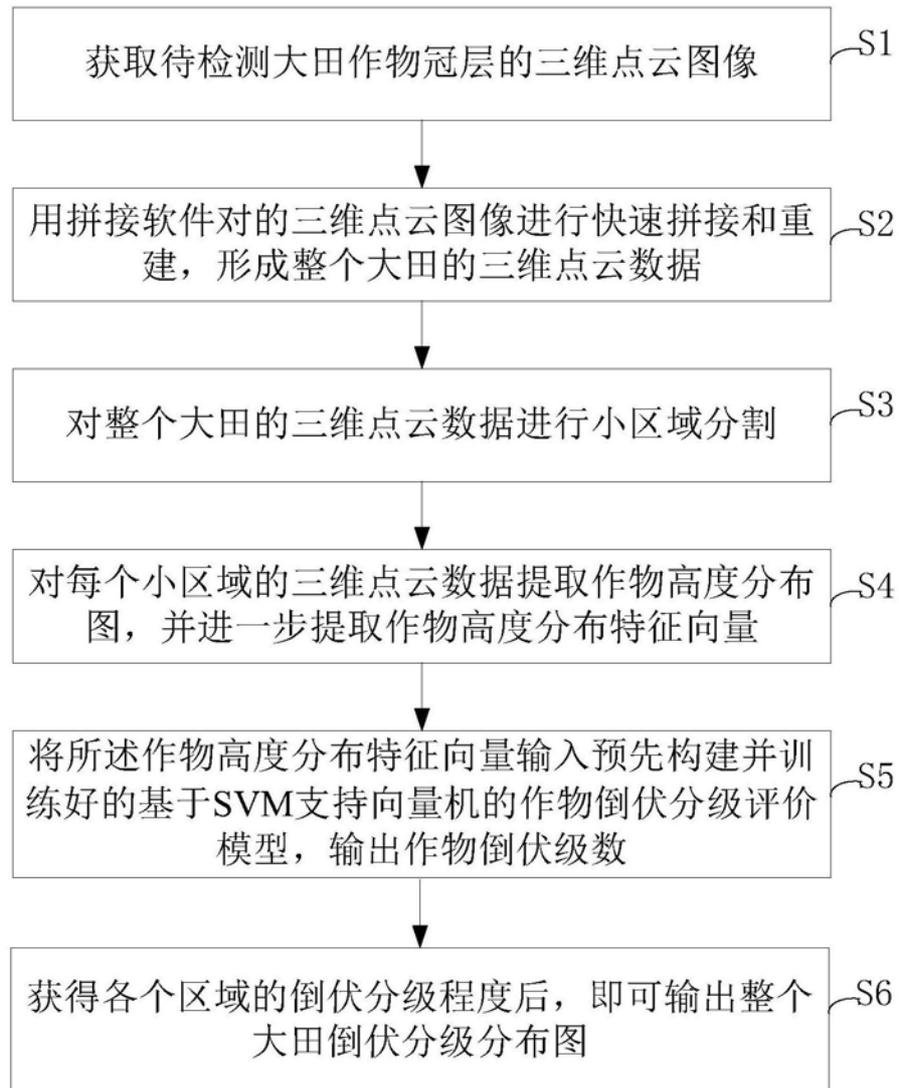


图1

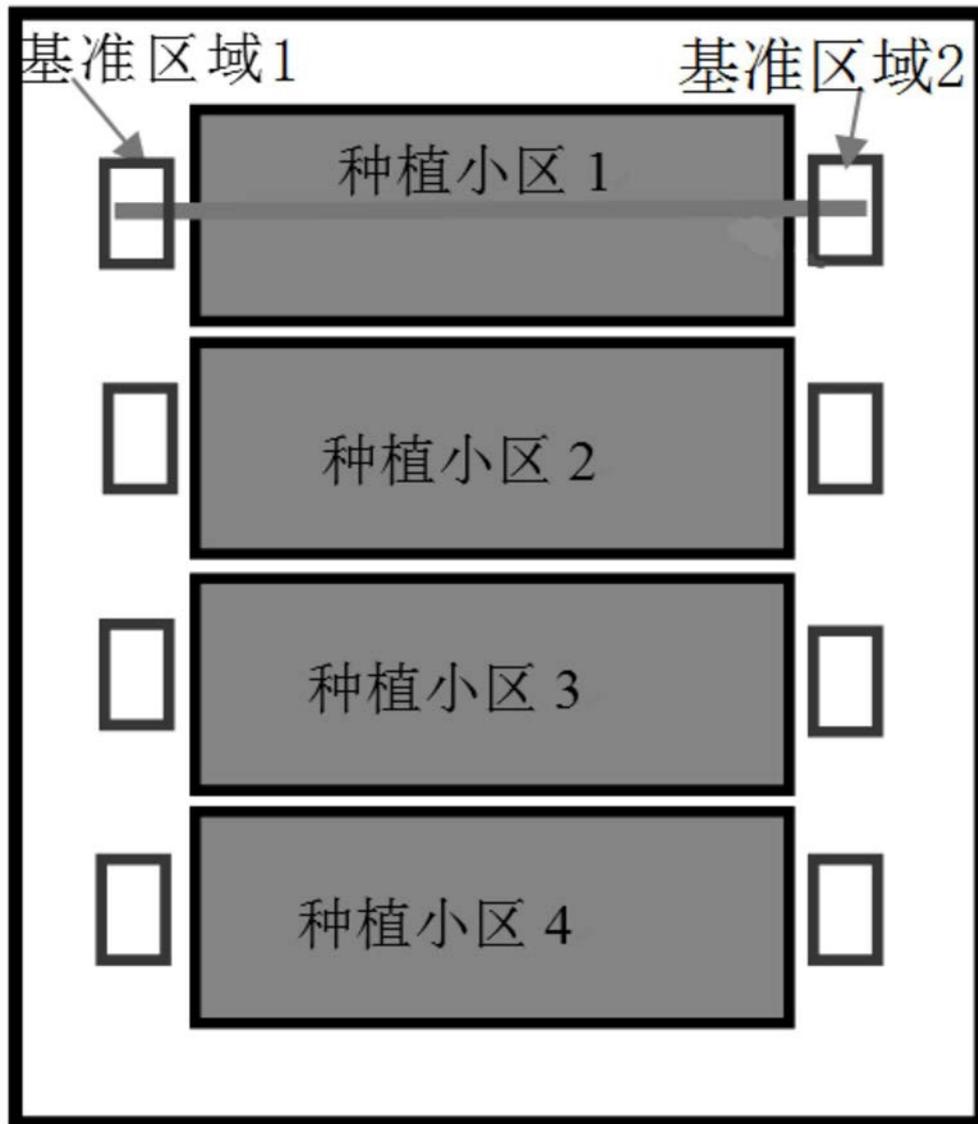


图2(a)

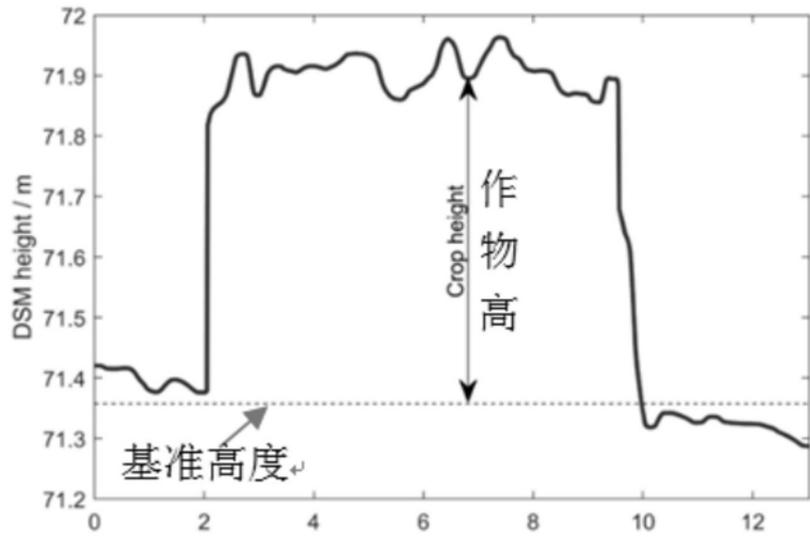


图2 (b)

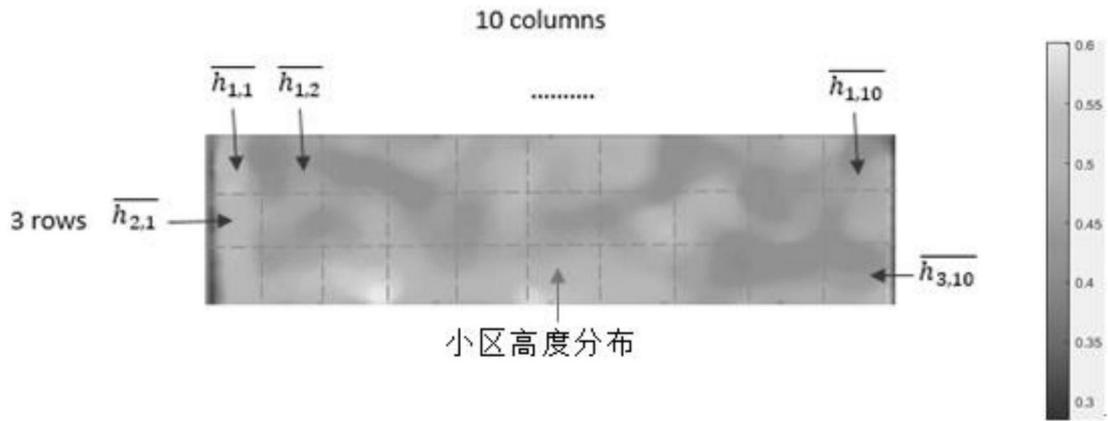


图3