



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110200598 B

(45)授权公告日 2020.06.30

(21)申请号 201910506337.2

G01J 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.06.12

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110200598 A

审查员 孙晓彤

(43)申请公布日 2019.09.06

(73)专利权人 天津大学

地址 300072 天津市南开区卫津路92号

(72)发明人 郑吉星 胡清华 马锐

(74)专利代理机构 北京东方盛凡知识产权代理

事务所(普通合伙) 11562

代理人 张雪

(51)Int.Cl.

A61B 5/01(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

A01K 45/00(2006.01)

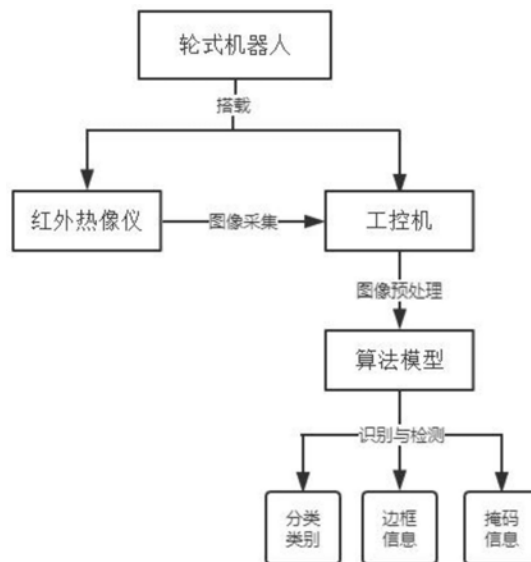
权利要求书2页 说明书7页 附图2页

(54)发明名称

一种大型养殖场体征异常禽类检测系统及检测方法

(57)摘要

提供了一种大型养殖场体征异常禽类检测方法,具体为:预处理采集到的热成像图像,用于数据标注,然后采用基于实例分割通用框架(Mask RCNN)的目标检测及实例分隔方法,对热成像图像进行特征提取,像素对齐,目标的定位,分类和掩码分隔等操作,最后通过控制单张图像的目标检测数,使得在每张图片中的检测正确率得到提高。本方法是对现如今热成像图像在目标检测领域的一次尝试,打破传统方法带来的局限性,利用深度学习在图像特征处理上的优越性能,提高了模型的鲁棒性和准确性。验证了深度学习在热成像图像检测领域的可行性。同时也可将其扩展至畜牧业等领域,从而提高我国在养殖业方面的智能化水平。



1. 一种大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,它使用包括轮式机器人、热成像仪、工控机、图像处理与识别软件的大型养殖场体征异常禽类检测系统,

其中,所述轮式机器人用于搭载热成像仪和工控机;

所述热成像仪用于拍摄大型养殖场的禽类形成热成像图像;

所述工控机用于对拍摄得到的热成像图形进行处理,并完成目标检测,其中包括图像处理与识别软件,图像处理与识别软件中包括事先训练好的检测模型;

搭载热像仪和工控机的轮式机器人在养殖场内做固定轨迹巡航,热成像仪将拍摄得到的数据传送给工控机,工控机对传输过来的数据进行处理,通过图像处理与识别软件及其中的检测模型来检测目标,最后输出检测结果;

所述大型养殖场体征异常禽类检测方法包括以下步骤:

S1、数据采集预处理:使用热成像仪采集养殖场异常禽类数据集,在采集得到的数据集中剔除噪声污染严重的图像,对剩余的图像进行人工标注;然后根据热成像图像显示温度,将数据集中的目标分为两类,一类是体征异常类,另一类是死禽类;

S2、采用深度残差网络和全卷积神经网络提取热成像图像的特征,获得经其中4种卷积残差模块处理的4条通道数据,并通过区域推荐网络产生候选对象边框;

S3、将经区域推荐网络处理后的特征图进行池化和像素对齐操作,然后将感兴趣区域进行融合处理,然后分三个通道分别输出分类信息,边界框回归信息,掩码信息,采用多任务损失函数来训练神经网络;

S4、利用训练好的模型对未参加训练的图片进行检测,形成检测集,并显示出检测效果。

2. 如权利要求1所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S1中还包括对采集到的养殖场异常禽类数据集在目标分类之前进行扩充操作,所述扩充操作包括对图像进行翻转,旋转,随机裁剪,镜像处理,以使数据集数量满足训练网络模型的需要。

3. 如权利要求1所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S1中的检测目标分类是根据热成像图像中显示的温度进行:将体温在30℃以下的目标归于死禽类并进行人工标注;将30℃到35℃的目标归于体征异常类并进行人工标注。

4. 如权利要求1或3所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S1中的人工标注采用labelme软件;在进行目标分类标注时,采用多边形标注框对死禽类和体征异常类目标的位置进行勾勒;标注的相关信息自动保存为Json格式文件,并将Json格式文件转化为训练使用的数据集格式。

5. 如权利要求1所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S2中深度残差网络的主干网络依次包括输入层、1个独立卷积层、1个最大池化层和4种卷积残差模块,并对经4种卷积模块处理后的卷积层运用全卷积神经网络,即把高层次中低分辨率的特征图融合到低层次中高分辨率的特征图中,以使其具有更强的语义。

6. 如权利要求1所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S2中通过区域推荐网络产生候选对象边框的具体方法为:将经四种卷积模块操作处理得到的4种不同的特征图分别输入到区域推荐网络中,区域推荐网络将特征图的每一个像素设置多种不同尺寸和长宽比的检测框,即锚盒;然后为每一个锚盒分配一个二进制标签,用于区别前景和背景;同时对预测出的边界框进行回归操作,使得原始的锚盒经过映射得到与真实

的标注框更加接近的回归窗口。

7. 如权利要求6所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S2中还采用非极大值抑制算法,将网络提出的建议进行排序,丢弃那些交并比值大于某个预定义阈值的建议,以处理经过筛选后的前景中存在很多重叠锚盒的问题。

8. 如权利要求1或7所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S3中进行感兴趣区域融合后,从以下3个网络通道中输出信息:1)全连接预测类别;2)全连接预测矩形框;3)全卷积预测像素分隔。

9. 如权利要求1所述的大型养殖场体征异常禽类检测方法,其特征在于,所述步骤S4中采取降低模型在每张图片中的检测目标数的参数配置,使每张图片仅允许检测出一个目标。

## 一种大型养殖场体征异常禽类检测系统及检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明总体地涉及热成像图像处理、深度学习技术和目标检测领域,具体地涉及一种大型养殖场体征异常禽类检测系统及检测方法。

### 背景技术

[0002] 目前国内大部分大型养殖场的智能化水平都不高,检查养鸡场中是否有体征异常个体就需要人工参与。但是人工参与检查,效率很低而且非常的耗时,并且一般的养殖场都比较封闭,通风不太好,有大量的有毒气体,人若长时间逗留在养殖场将会对身体产生不利的影响。若死鸡没有在短时间内被发现,那么尸体将培养病菌,并不断地扩散传播,禽流感传播迅速并且感染率高,这样会给养殖场造成大量的损失。所以,及时地发现体征异常个体,防止禽流感病毒传播,并减少养殖人员在禽舍的工作时间具有十分重要的意义。

[0003] 国内在检测病死禽类方面的算法上有一些工作,中国专利申请号200810235531.3的发明申请公开了一种养鸡场死鸡探测系统及探测方法,其主要的处理算法为选取鸡的红鸡冠作为较为明显且敏感的特征。由于活鸡的鸡冠始终处于运动状态,因此在相同拍摄条件下连续几幅图像中的红鸡冠几乎不可能处于同一位置,而死鸡的鸡冠则静止不变。于是可根据不同图片中鸡冠出现的位置来判断鸡笼中鸡的生存状态。也有相关研究方法提出采用支持向量机(SVM)在小样本下优越的分类性能。根据活禽图片和死禽图片特征的不同,利用支持向量机(SVM)对它们分类。但从实际情况来看,有些品类的鸡没有鸡冠,采用鸡冠进行判断有一定的偶然性。并且以上算法需要人工提取特征,不同情况模型调整比较大,模型对于不同的禽类鲁棒性不强,在光照不充足的养殖场内,图像的识别效果会大幅减弱。

[0004] 最近几年深度学习尤其是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在ImageNet等数据集中多次斩获桂冠,在物体检测领域的正确率已超过人类。由于该网络避免了对图像的复杂前期预处理,可以直接输入原始图像,由卷积神经网络自动提取图像的特征,避免了人工设计特征的不准确性和预处理的复杂性,因而得到了更为广泛的应用。

[0005] 在目标检测算法领域大体分为两种结构,分别是以RCNN系列算法等为代表的两阶段(Two-Stage)方法和以YOLO系列算法为代表的一阶段(One-Stage)算法。它们分别在精度和速度上各有一定的优势。随着卷积神经网络在目标检测任务上的推进,它也开始被应用于更精细的图像处理任务如语义分割和实例分隔。

### 发明内容

[0006] 针对现有检测方法的不足,本发明提供了一种大型养殖场体征异常禽类检测方法,该方法基于实例分割算法,能将检测到的实例进行有效的分割,通过将卷积神经网络引入到热成像图像的特征提取当中,通过卷积神经网络提取到特征后,分别对检测目标进

行分类,定位和掩膜操作。该方法只需要将拍摄到的热成像图像输入到模型中,通过模型直接获取图像的处理结果,中间不需要人为的干预,实现了检测的智能化,极大地解放了人力。

[0007] 本发明的技术方案是,提出了一种大型养殖场体征异常禽类检测系统,它包括轮式机器人、热成像仪、工控机、图像处理与识别软件;所述轮式机器人用于搭载热成像仪和工控机;所述热成像仪用于拍摄大型养殖场的禽类形成热成像图像;所述工控机用于对拍摄得到的热成像图形进行处理,并完成目标检测,其中包括图像处理与识别软件,图像处理与识别软件中包括事先训练好的检测模型;搭载热像仪和工控机的轮式机器人在养殖场内做固定轨迹巡航,热成像仪将拍摄得到的数据传送给工控机,工控机对传输过来的数据进行处理,通过图像处理与识别软件及其中的检测模型来检测目标,最后输出检测结果。

[0008] 本发明还基于热成像图像和卷积神经网络,提出了一种大型养殖场体征异常禽类检测方法,它利用上述大型养殖场体征异常禽类检测系统,包括以下步骤:

[0009] S1、数据采集预处理:使用热成像仪采集养殖场异常禽类数据集,将采集得到的数据集中剔除噪声污染严重的图像,然后根据热成像图像显示温度,对剩余的图像进行人工标注;将数据集中的目标分为两类,一类是体征异常类,另一类是死禽类;

[0010] S2、采用深度残差网络(ResNet101)和全卷积神经网络(FPN)提取热成像图像的特征,并通过区域推荐网络(RPN)产生候选对象边框;

[0011] S3、将经区域推荐网络处理后的特征图进行池化和像素对其(RoIAlign)操作,然后将4条通道上的感兴趣区域(ROI)进行融合进一步处理,然后分三个通道分别输出分类信息,边界框回归信息,掩码信息,采用多任务损失函数来训练神经网络;

[0012] S4、利用训练好的模型对未参加训练的图片进行检测,形成检测集,并显示出检测效果。

[0013] 热成像仪优选采用菲利尔(FLIRONE PRO)热成像仪,剔除噪声图片是为了使得训练的模型更加鲁棒。标准是模糊图像,背景污染严重图像,这些会被剔除。

[0014] 进一步的,上述步骤S1中还包括对采集到的养殖场异常禽类数据集在目标分类之前进行扩充操作的步骤,所述扩充操作包括对图像进行翻转,旋转,随机裁剪,镜像等处理,以使数据集数量满足训练网络模型的需要。

[0015] 由于在养殖场中死鸡数量有限,而训练网络模型需要大量的数据集。所以根据采集到的热成像数据图像,首先对数据集进行扩充,采用对图像进行翻转,旋转,随机裁剪,镜像等方法将数据进行了扩充,具体采用Python脚本程序实现。

[0016] 进一步的,上述步骤S1中的检测目标分类是根据热成像图像中显示的温度进行:将体温在30℃以下的目标归于死禽类并进行人工标注;将30℃到35℃的目标归于体征异常类并进行人工标注。

[0017] 比如正常鸡的体温为40℃到42℃,本发明根据热成像图像中显示的温度,对检测目标进行划分,将检测温度远低于正常温度区间值的个体标注为体征异常目标。然后结合拍摄的室温,确定了上述低于30℃和30℃-35℃两个温度判别区间。

[0018] 更进一步的,上述人工标注采用labelme软件,采用多边形标注框对死禽类和体征异常类目标的位置进行勾勒,标注的相关信息自动保存为Json格式文件,并将Json格式

文件转化为训练使用的数据集格式。

[0019] 进一步的,上述步骤S2中深度残差网络的主干网络为ResNet101,它依次包括输入层、1个独立卷积层、1个最大池化层和4种卷积残差模块,并对经4种卷积模块处理后的卷积层运用全卷积神经网络,即把高层次中低分辨率的特征图融合到低层次中高分辨率的特征图中,以使其具有更强的语义。

[0020] 进一步的,上述步骤S2中通过区域推荐网络产生候选对象边框的具体方法为:将处理得到的4种不同的特征图分别输入到区域推荐网络中,区域推荐网络将特征图的每一个像素设置多种不同尺寸和长宽比的检测框,即锚盒(Anchor);然后为每一个锚盒(Anchor)分配一个二进制标签,用于区别前景和背景;同时对预测出的边界框进行回归操作,使得原始的锚盒(Anchor)经过映射得到与真实的标注框更加接近的回归窗口。

[0021] 更进一步的,上述步骤S2中还采用非极大值抑制(算法,将网络提出的建议进行排序,丢弃那些交并比(IOU)值大于某个预定义阈值的建议,以处理经过筛选后的前景中存在很多重叠锚盒(Anchor)的问题。

[0022] 还进一步的,上述步骤S3中进行感兴趣区域(ROI)融合后,从以下3个网络通道中输出信息:1)全连接预测类别(Class);2)全连接预测矩形框(Box);3)全卷积预测像素分隔(mask)

[0023] 进一步的,上述步骤S4中采取降低模型在每张图片中的检测目标数的参数配置,使每张图片仅允许检测出一个目标。

[0024] 因为根据训练出的模型对图片进行检测,若直接采用实例分割通用框架(Mask RCNN)进行检测,由于图像噪声污染严重,所以模型将很多噪声检测成为目标。本发明对检测方法进行改进,调整了配置参数,降低了检测出的实例数。这样每张图片可以有效地避免了将噪声检测为目标的可能性。采取降低模型在每张图片中的检测目标数,即每张图片仅允许检测出一个目标,这样做的原因如下:1)数据采集的图像是多视角图像,所以对不同视角下的图像进行检测,即便每张图像仅检测一个目标,也会避免产生漏检。2)从实际应用出发,一张图片中出现多只死鸡的可能性不大,如果出现大量死鸡的话,那么检测已经没有意义了。3)从没有改进的模型检测出的结果可以看出,将噪声检测成目标的得分低于真实目标的检测得分,模型会将得分最高的目标优先显示,所以避免了只显示噪声而没有显示目标。

[0025] 与现有技术相比,本发明基于热成像图像和卷积神经网络的大型养殖场体征异常禽类检测方法,具有以下优点和效果。

[0026] 1、使用深度学习的方法,逐层提取到图像的完整特征,避免了需要相关领域专家运用先验知识去选取特征,模型更加鲁棒。

[0027] 2、可以将模型进行一些小的改动将其运用到其他生物检测领域,可扩展性强。

[0028] 3、对于光照较暗的环境可以正常运行,相对单一可见光的特征识别,热成像图像中对于要检测的目标特征更加明显,更容易识别,所以该算法更加正确,稳定性强。

[0029] 4、该方法可搭载到轮式机器人上,实现智能化检测。

[0030] 本发明提出了一种智能化的体征异常禽类检测方法,旨在帮助养殖人员更好地管理养殖场。因为本发明采用的数据图像是热成像图像,相对于可见光图像来说,其可识别度更低,需要更加精细的处理。且本发明的检测方法采用是基于通用实例分隔框架

(Mask RCNN)设计并实现的。同时,采用热成像图像来训练模型,避免了昏暗环境下目标检测不到或不准的情况,使得模型更加鲁棒。

### 附图说明

[0031] 从下面结合附图对本发明实施例的详细描述中,本发明的这些和/或其它方面和优点将变得更加清楚并更容易理解,其中:

[0032] 图1为本发明的大型养殖场体征异常禽类检测系统的结构组成及工作流程示意图;

[0033] 图2为本发明实施例中标注了部分目标温度的热成像图;

[0034] 图3为本发明实施例中标注了部分目标温度的热成像图;

[0035] 图4为本发明实施例的不同方法检测结果对比图;其中列(a)-(e)中每一列表示代表目标不同的热图像;行(1)代表采集得到的热成像原图,行(2)代表直接采用实例分割通用框架(Mask RCNN)检测模型检测出的结果图像显示,行(3)代表本发明实施例中将每张图的检测目标数设为1,所检测出的目标结果图像显示。

### 具体实施方式

[0036] 为了使本领域技术人员更好地理解本发明,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细说明。

#### [0037] 实施例1

[0038] 一种大型养殖场体征异常禽类检测系统,其结构如图1所示,包括轮式机器人、热成像仪、工控机、图像处理与识别软件;所述轮式机器人用于搭载热成像仪和工控机;所述热成像仪用于拍摄大型养殖场的禽类形成热成像图像;所述工控机用于对拍摄得到的热成像图形进行处理,并完成目标检测,其中包括图像处理与识别软件,图像处理与识别软件中包括事先训练好的检测模型;搭载热像仪和工控机的轮式机器人在养殖场内做固定轨迹巡航,热成像仪将拍摄得到的数据传送给工控机,工控机对传输过来的数据进行处理,通过图像处理与识别软件及其中的检测模型来检测目标,最后输出检测结果。

[0039] 本发明的整体实施思路是:采用轮式机器人并搭载工控机,红外相机等设备,轮式机器人按照固定路线巡航,然后实时采集数据,对数据进行预处理后将数据直接送入模型中,最后模型输出标记好目标的图像。

#### [0040] 实施例2

[0041] 一种大型养殖场体征异常禽类检测方法,它利用实施例的大型养殖场体征异常禽类检测系统,总体包括以下步骤:

[0042] S1、数据采集预处理:使用热成像仪采集养殖场异常禽类数据集,;将采集得到的数据集中剔除噪声污染严重的图像,然后根据热成像图像显示温度,对剩余的图像进行人工标注,将数据集中的目标分为两类,一类是体征异常类,另一类是死禽类;其中图2为标注了部分目标温度的热成像图。

[0043] S2、采用深度残差网络(ResNet101)和全卷积神经网络(FPN)提取热成像图像的特征,并通过区域推荐网络(RPN)产生候选对象边框;

[0044] S3、将经区域推荐网络处理后的特征图进行池化和像素对其(RoIAlign)操作,然

后将4条通道上的感兴趣区域(ROI)进行融合进一步处理,然后分三个通道分别输出分类信息,边界框回归信息,掩码信息,采用多任务损失函数来训练神经网络;

[0045] S4、利用训练好的模型对未参加训练的图片进行检测,形成检测集,并显示出检测效果。

[0046] 其中的算法策略如图3所示,本算法的模型结构大体分为三个部分, Stage1:主要采用深度残差网络(ResNet101)结构,此结构采用了跨层连接结构,解决了由于网络过深导致的退化问题。采用深度残差网络(ResNet101)从热成像图像上提取图像特征。Stage2:这一阶段主要使用区域推荐网络(RPN)提出建议框,并对区域推荐网络(RPN)后的特征图进行池化和像素对其(ROIAlign)操作使得图像中的像素点对齐,便于之后步骤中的实例分隔。Stage3:将特征图进行全连接,然后分三个通道分别输出类别,边界框和掩码。

[0047] 为了实现上述任务,本发明实施过程分为两个部分:第一个部分基于训练集训练出检测模型;第二个部分根据检测模型对目标进行检测。

[0048] 基于热成像图像和卷积神经网络的大型养殖场体征异常禽类检测方法的实施,第一部分包括以下步骤:

[0049] (1) 预处理数据并进行数据标注

[0050] 用热成像仪对图像进行采集后,需要对图像进行预处理,使得图像可以更准确的训练出模型。由于采集得到的体征异常个体数量有限,而训练深度学习的模型需要足够的数据集,所以基于采集到的图像,本方法首先对数据集进行扩充,采用对图像进行翻转,旋转,随机裁剪,镜像等方法将数据进行了扩充。

[0051] 对于扩充好的数据集要进行数据标注,本发明采用开源的标注软件labelme软件,针对热成像图像中的死鸡和体征异常个体采用多边形标注框将目标的大体位置勾勒出来,标注的相关信息自动保存为Json格式文件。将每一个Json格式文件转化为训练使用的img.png,info.yaml,label.png,label\_names.txt和label\_viz.png五个文件。其中info.yaml文件中保存的是标注的类别名称,label.png是标注后的轮廓图像。

[0052] (2) 算法模型构建

[0053] 1) Stage1阶段网络结构的搭建

[0054] 该阶段的特征提取网络采用的是深度残差网络(ResNet101)结构,该残差网络包括输入层,本发明中输入图像的大小为1344\*1344;输入层后接1个独立的卷积层,采用64个大小为7\*7、步长为2的卷积核;卷积层后接步长为2的3\*3的最大池化层;之后连接了4种卷积模块,第一种卷积模块采用64个大小为3\*3的卷积核,64个大小为3\*3的卷积核,256个大小为3\*3的卷积核,该模块重复串联3次;第二种模块采用128个大小为3\*3的卷积核,128个大小为3\*3的卷积核,512个大小为3\*3的卷积核,该模块重复串联4次;第三种模块采用256个大小为3\*3的卷积核,256个大小为3\*3的卷积核,1024个大小为3\*3的卷积核,该模块重复串联22次;第四种模块采用512个大小为3\*3的卷积核,512个大小为3\*3的卷积核,512个大小为3\*3的卷积核,该模块重复串联3次。第四种模块后对特征图降采样得到新的特征图。这样就构建起本发明中Stage1阶段使用的用于提取热成像图像特征的卷积神经网络。

[0055] 2) Stage2阶段网络结构的搭建

[0056] 该部分网络使用区域推荐网络(RPN)用于产生图像的建议(proposal),分别从上

述四种模块输出的特征图和降采样得到的特征图中产生锚盒 (Anchors),产生的尺度大小分别为  $\{32*32, 64*64, 128*128, 256*256, 512*512\}$ , 锚盒 (Anchors) 的纵横比为  $\{1:2, 1:1, 2:1\}$ , 将产生的锚盒 (Anchors) 进行非极大值抑制, 选定的阈值为 0.7, 最终对于每一张特征图选定256个锚盒 (Anchors) 进行区域推荐网络 (RPN) 训练。

[0057] 将区域推荐网络 (RPN) 处理后四个阶段的特征图进行池化和像素对齐 (ROI Align) 操作, ROI Align不引入量化操作, 对于区域推荐网络 (RPN) 得到的感兴趣区域 (ROI) 坐标直接除以缩放倍数, 因此得到的感兴趣区域 (ROI) 坐标仍是浮点值, 然后将感兴趣区域 (ROI) 划分成7\*7个方格 (bin), 划分得到的方格 (bin) 坐标也是浮点值, 不进行量化, 接着通过在每个方格 (bin) 中均匀取4个点, 对这4个点进行双线性插值, 最后对这4个点求最大值作为这个方格 (bin) 的值, 通过这种方式计算每个方格 (bin) 的值后, 最终输出7\*7大小的感兴趣区域 (ROI) 特征。

[0058] 3) Stage3阶段网络结构搭建

[0059] 第三阶段的网络主要用于热成像图像中目标的分类, 定位和实例分隔。将上述融合后的感兴趣区域 (ROI) 分别从3个网络通道中输出信息: 1) 全连接预测类别 (Class); 2) 全连接预测矩形框 (Box); 3) 全卷积预测像素分隔 (mask)。

[0060] 4) 多任务损失函数

[0061] 多任务损失函数来训练神经网络。总体损失=分类误差+边框回归误差+分隔误差, 即:

[0062]  $L = L_{class} + L_{box} + L_{mask}$

[0063] 对于分类损失  $L_{class} = \frac{\lambda}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*)$ ,  $p_i$  为锚盒 (Anchor) 预测为目标的概率;  $p_i^*$  为真实标签值 (GroundTruth), 取值为  $\{0, 1\}$ ,  $N_{cls}$  为锚盒 (Anchor) 的数量。  $L_{cls}(p_i, p_i^*)$  采用经典的二分类交叉熵损失。

[0064] 对于回归损失  $L_{box} = \frac{\lambda}{N_{box}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$ , 其中  $t_i = \{t_x, t_y, t_w, t_h\}$  表示该锚盒 (Anchor) 预测的偏移量,  $t_i^*$  与  $t_i$  具有相同的维度, 表示锚盒 (Anchor) 相对于真实标签值 (GroundTruth) 的偏移量。  $L_{reg}(t_i, t_i^*)$  采用的 smooth<sub>L1</sub> 函数, 该损失只有在前景图上才计算损失, 没有前景物体不计算损失。

[0065] 对于掩码 (mask) 分支网络, 该网络采用的是全卷积神经网络, 网络最终输出一个 K 层的掩码 (mask), 一层为一类, 通过分类网络分支预测的类别来选择输出掩码 (mask), 所以不会有不同类别掩码 (mask) 间的竞争。对于每一个像素, 都是用 Sigmoid 函数求相对熵, 最终得到平均相对熵误差  $L_{mask}$ 。

[0066] (3) 训练方式

[0067] 由于本发明方法采集的数据集, 对于训练深度残差网络 (ResNet101) 不够充足, 所以本发明的训练方法采用深度残差网络 (ResNet101) 在 COCO 数据集上的预训练模型, 在预训练模型的基础上, 用我们采集的数据集上继续训练, 这样保证了模型在数据集不充足的情况下快速收敛。

[0068] 模型的训练过程分两部分进行, 第一部分训练网络的头部, 迭代次数为 20 次, 每次迭代训练 100 次。第二部分训练整个网络, 迭代训练 40 次, 每次迭代训练 100 次。每次迭代

完后保存一次训练模型。

[0069] 基于热成像图像和卷积神经网络的大型养殖场体征异常禽类检测方法的实施，第二部分包括以下步骤：

[0070] (1) 测试模型

[0071] 模型训练好后，为了测试模型是否能够检测出目标。本发明将部分没有用于训练的数据集挑选出来用于模型的测试。本发明将检测类别设为两类，第一类为体征异常个体，这类目标的明显特征为在热成像图中的亮度与正常鸡比较暗，第二类为死鸡，这类目标的明显特征为在热成像图中显示为黑色。

[0072] 同时我们将直接采用实例分割通用框架(Mask RCNN)方法检测到的图像结果与改动后的检测结果做了对比，如图4所示。首先将我们采集得到的热成像原图显示在图4的第(1)行。若直接采用实例分割通用框架(Mask RCNN)检测模型检测出的结果如图4第(2)行所示，从检测出的目标可以看出，由于热成像图像的可识别性差，噪声较多，模型将很多噪声检测成为目标。为了解决这个问题，本发明对检测的模型参数进行了调整。从误检测目标的得分上我们可以看出，基本所有的误检测目标得分都低于正确检测目标的得分，所以本发明将每张图的检测目标数设为1，这样检测出的目标如图4第(3)行所示，从图4中可以看出模型可以很好的将目标检测出来，避免了噪声的干扰。

[0073] (2) 算法运用场景

[0074] 基于轮式机器人的搭载平台，配备热成像仪设备，工控机，激光雷达，基于激光雷达绘制出养殖场地图，轮式机器人根据绘制出的地图做固定轨迹巡航，早，中，晚各两次。在巡航的过程中，图像采集设备，采集养殖场数据，数据传到工控机中已经训练好的模型进行目标识别。

[0075] 以上已经描述了本发明的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。因此，本发明的保护范围应该以权利要求的保护范围为准。

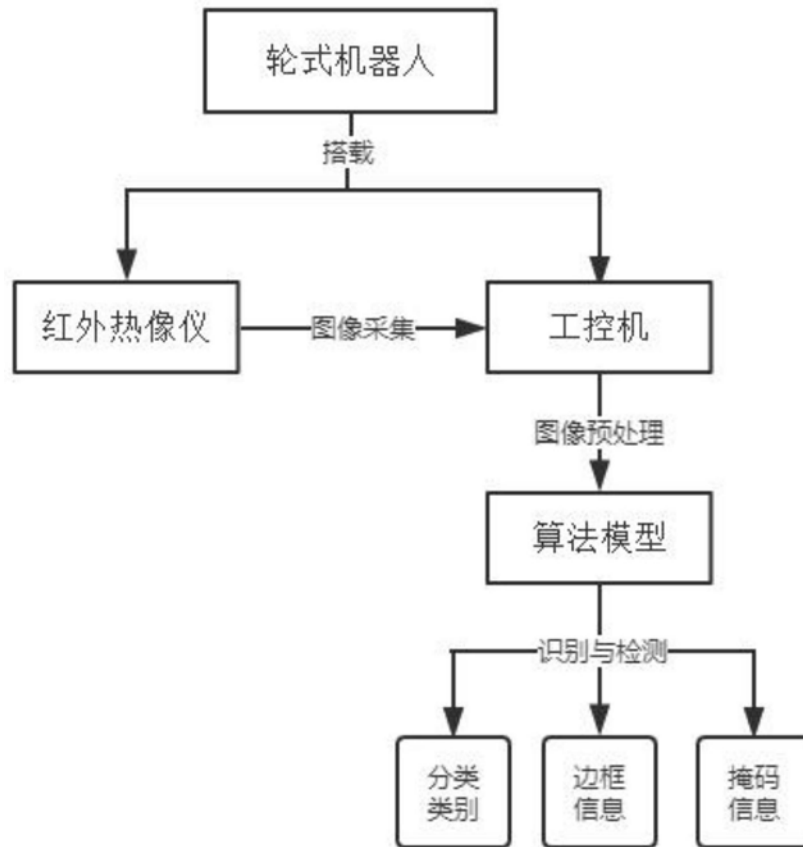


图1

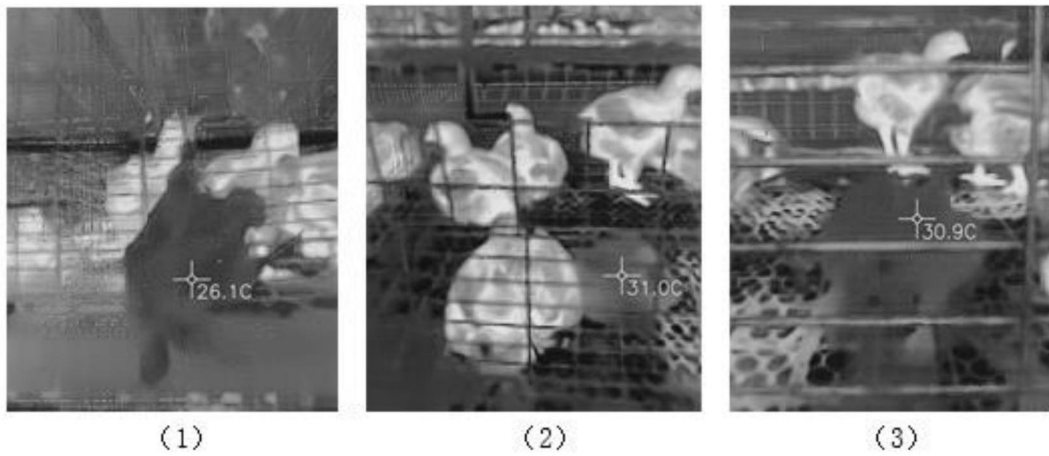


图2

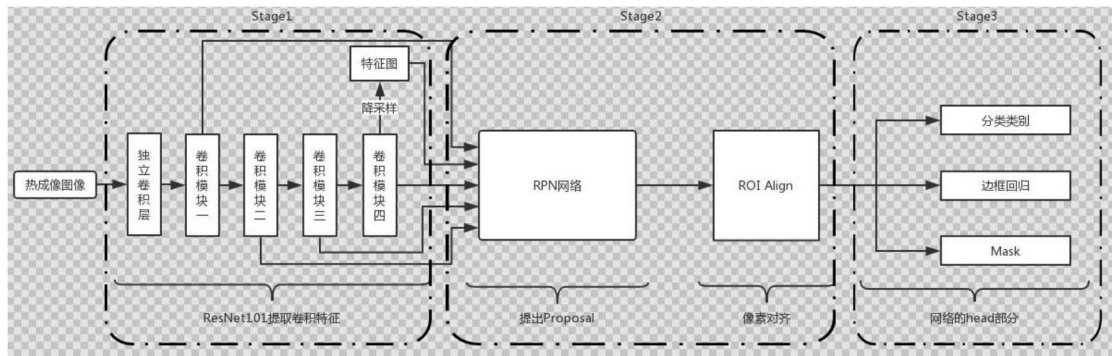


图3

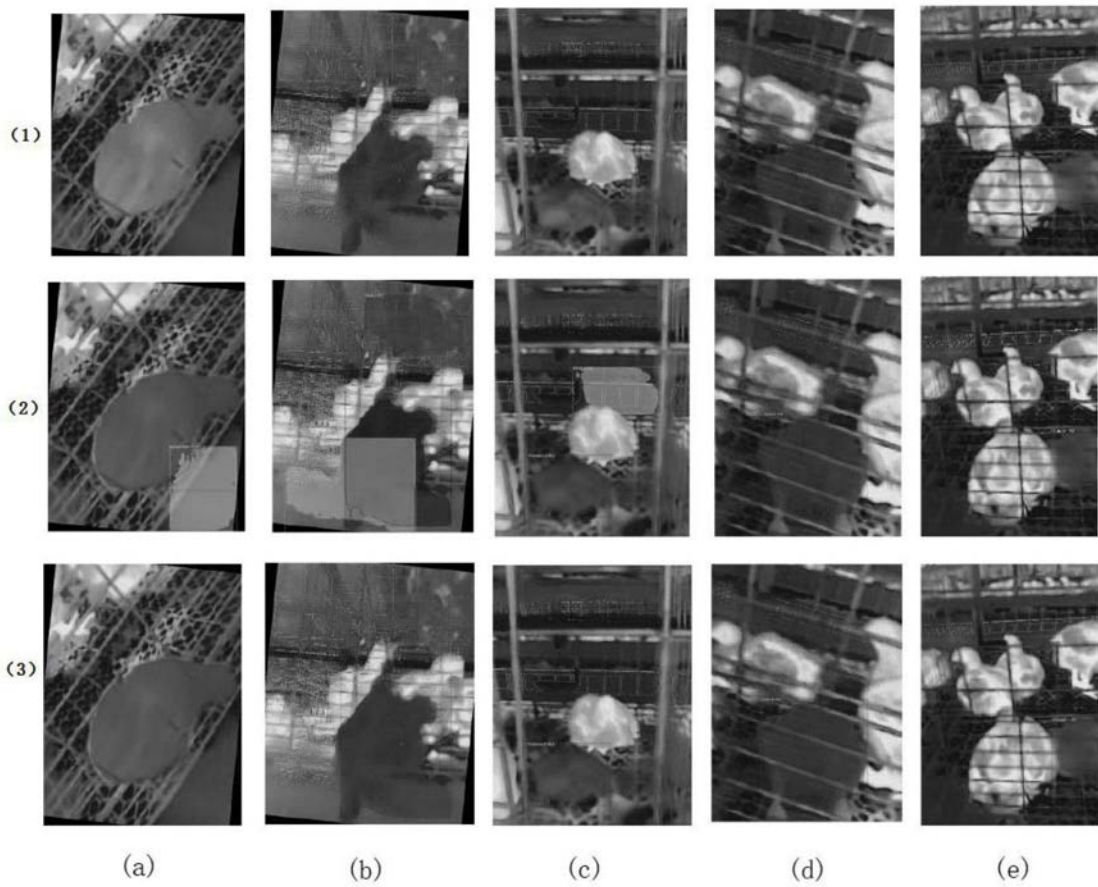


图4

专利名称(译)	一种大型养殖场体征异常禽类检测系统及检测方法		
公开(公告)号	<a href="#">CN110200598B</a>	公开(公告)日	2020-06-30
申请号	CN201910506337.2	申请日	2019-06-12
[标]申请(专利权)人(译)	天津大学		
申请(专利权)人(译)	天津大学		
当前申请(专利权)人(译)	天津大学		
[标]发明人	胡清华 马锐		
发明人	郑吉星 胡清华 马锐		
IPC分类号	A61B5/01 A61B5/00 A01K45/00 G01J5/00 G06N3/04 G06N3/08		
代理人(译)	张雪		
审查员(译)	孙晓彤		
其他公开文献	CN110200598A		
外部链接	<a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

提供了一种大型养殖场体征异常禽类检测方法，具体为：预处理采集到的热成像图像，用于数据标注，然后采用基于实例分割通用框架(Mask RCNN)的目标检测及实例分隔方法，对热成像图像进行特征提取，像素对齐，目标的定位，分类和掩码分隔等操作，最后通过控制单张图像的目标检测数，使得在每张图片中的检测正确率得到提高。本方法是对现如今热成像图像在目标检测领域的一次尝试，打破传统方法带来的局限性，利用深度学习在图像特征处理上的优越性能，提高了模型的鲁棒性和准确性。验证了深度学习方法在热成像图像检测领域的可行性。同时也可将其扩展至畜牧业等领域，从而提高我国在养殖业方面的智能化水平。

