

猪只饮水行为机器视觉自动识别

杨秋妹 肖德琴 张根兴
(华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642)

摘要: 猪只饮水行为往往与猪舍环境的舒适度以及猪只的健康水平密切相关,实时地监控猪栏中猪只饮水状况对猪舍管理和提高养殖福利具有重要意义。目前,主要采用 RFID 和机器视觉两种技术自动识别饮水行为,RFID 方式需要给猪只佩戴耳标,存在对猪身有侵入和不便操作的缺点,机器视觉方法能非接触式监测和提取猪只饮水行为,具有低成本易实施的优点。本文实现了基于机器视觉的猪只饮水行为自动识别,首先通过传统的阈值分割方法得到二值化图像来实现猪只从背景中的提取,接着引入图像占领指数对猪只饮水行为进行预判,最后利用深度学习方法构造猪只头部检测器,更精准地判定饮水行为的发生。试验表明,该方法在本文构建的饮水视频数据集 中识别正确率为 92.11%,且能识别饮水猪只的身份,可应用到实际的猪只生产过程中辅助管理决策。

关键词: 猪只; 饮水行为; 图像分割; 图像占领指数; 深度学习

中图分类号: TP391.41; S815 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)06-0232-07

Automatic Pig Drinking Behavior Recognition with Machine Vision

YANG Qiumei XIAO Deqin ZHANG Genxing
(College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Pig drinking behavior is closely related to pig's physical condition and piggery environment. Recording such data continuously is beneficial to the pig industry. However, it is difficult to get the detailed drinking data of each pig manually. An automated method is expected. RFID is used to detect pig drinking behavior recently. But this approach invades pigs and the piggery needs to be equipped with auxiliary facilities. There is no such concern by using video monitoring. Therefore, using machine vision to recognize pig drinking behavior was proposed. Firstly, to distinguish pigs from the background, threshold segmentation was used to get a binary image, in which pixels belonged to pigs were assigned to 1 and others were assigned to 0. From the binary image, each pig's centroid and angle were computed and used to decide whether a pig was static or not. Drinking behavior is likely to happen when a pig stays in the drinking zone. Secondly, occupation index was computed to determine if a static pig was closed to the drinking nipple. Drinking behavior could be preliminarily judged through this way. Thirdly, a pig head detector was implemented by using deep learning algorithm to accurately confirm the occurrence of pig drinking behavior. At last, to confirm which pig was performing the drinking behavior, a pig identification detector was implemented. Through the multi-step judgment, pig drinking behavior can be recognized precisely. Experiment showed that the precision rate of the proposed algorithm in the video data set was 92.11%, which was suitable to aid managerial decision making in pig production.

Key words: pig; drinking behavior; image segmentation; image occupation index; deep learning

0 引言

正常情况下,猪的饮水行为呈稳定持续的模式,当疾病出现、喂食质量或环境发生变化时则会导致

其饮水行为改变。人工对猪的饮水行为进行监控需要投入大量的人力并且难以实现长期持续的观察。因此,需要自动化实时地监控猪只的饮水行为,提取其饮水行为节律,这对猪只的健康异常预警,改善其

收稿日期: 2017-12-28 修回日期: 2018-03-07
基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0701601)和广东省科技计划项目(2015A020209149)
作者简介: 杨秋妹(1983—),女,讲师,博士生,主要从事农业图像视频处理研究,E-mail: yqmbegonia@163.com
通信作者: 肖德琴(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事物联网和农业图像视频处理研究,E-mail: deqinx@scau.edu.cn

生长福利有很重要的作用^[1-3]。

目前,自动监控猪饮水行为已有相关的研究成果,主要采用两种方式:无线射频技术 RFID 和机器视觉技术。采用 RFID 技术识别猪只饮水主要是通过给猪只佩戴电子耳标,另外在饮水器旁边安装 RFID 接收器,当猪只靠近饮水器时接收器则读取相应的信息,从而记录饮水行为的发生,有学者对高频 RFID 的有效使用范围作了相应的研究,开展了基于 RFID 的猪只个体饮水行为和猪场产量与健康问题的相关分析^[4-7];陆明洲等^[8]则用此方法来检测母猪个体的饮水频率。但是,基于 RFID 的监控方式需要给猪只打入耳标,为入侵式的实验方式,并且耳标容易丢失,给管理带来不便。机器视觉作为一种无入侵的方式可以实时地监控动物的日常行为,由于其价格低廉、容易安装,已经在猪场生产管理中得到广泛的应用,很多猪场都已经获得了大量的监控录像数据,但是利用动物视频监控数据进行信息提取,获得对生产管理有用信息的研究还不多,在猪只上的应用主要有关于移动、爬跨、攻击及饮食等行为的探讨^[9-11]。在饮水识别上,KASHIHA 等^[12-13]提出二值化图像后,借助猪只轮廓关键点与质心的距离来识别猪只头部,从而确定饮水行为的发生,得到饮水次数与持续时间,建立猪只饮水量与其饮水时间的关联模型,但该方法对猪只头部的识别过度依赖于图像分割结果,如分割出来的图像不能较好地还原猪只轮廓则无法准确识别猪只头部。精准检测猪只头部与饮水器发生接触是采用机器视觉自动识别猪只饮水行为的关键,本文拟在已有的饮水识别方法基础上,加入图像占领指数、深度学习等机器视觉算法,提出一种新的基于机器视觉的猪只饮水行为识别方法(Pig drink recognition, PDR)。

1 材料与方法

1.1 试验数据来源

试验数据来源于广州力智农业有限公司位于广州市萝岗区的现代化生猪生产基地。选取种猪栏作为监控场景,监控猪栏面积为 4 m × 5 m,摄像机布置于猪栏正中高约 5 m 的横柱上,以俯视的角度进行拍摄,为了将整个猪栏完全覆盖在摄像机成像范围内,采用镜头焦距为 2.8 mm 的海康 DS-2CD3345-I 型红外网络摄像机,视频利用海康 DS-7804N-K1/C 型网络硬盘录像机存储。

试验期间监控猪栏共饲养 4 头种猪,试验周期为 2016 年 7 月 8 日至 2016 年 8 月 8 日共 32 d,每天 24 h 对猪栏进行监控,但是由于晚间时段猪只多处于睡眠状态,因此每日只选取白天猪只比较活跃时

段的视频作为研究素材,具体为每日的 08:00 至 18:00。为了便于区分猪栏里的各头猪,在猪只背部采用油性笔标上 A、B、C、D 作为猪只编号,试验猪栏有一高一低 2 个直式饮水器供栏中的所有猪只饮水。猪只在栏中活动画面如图 1 所示,饮水器安装在图 1 中的黄色框内。

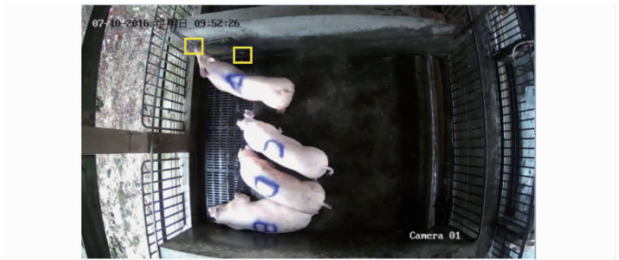


图 1 猪栏监控画面
Fig.1 Scene of piggery monitoring

1.2 猪只饮水行为识别体系结构

本文旨在通过猪栏的监控视频,自动提取出猪栏中各头猪只的饮水情况,具体的体系结构如图 2 所示。

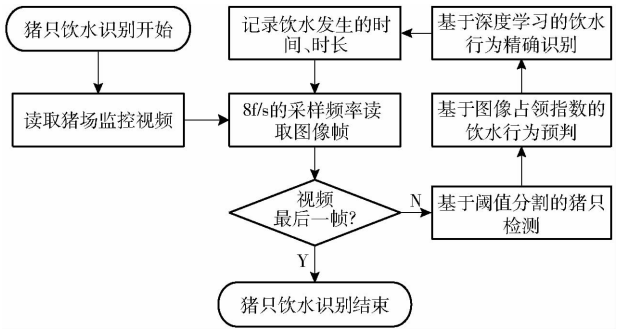


图 2 猪只饮水行为体系识别结构
Fig.2 Framework for pig drinking behavior recognition

从图 2 可以看到,猪只饮水行为自动化识别主要有 3 部分。第 1 部分为基于阈值分割的猪只检测,本文通过大津法对图像进行二值化,将猪只作为前景与背景区分开来,得到每头猪只的轮廓,并用其轮廓的外接矩形将其提取出来。第 2 部分为基于图像占领指数的饮水行为预判,本文将通过识别猪栏的饮水区域是否有监控对象进入,如果有,并且监控对象在此区域停留一定的时间长度,则认为有可能发生饮水行为,没有则无饮水行为发生。第 3 部分为基于深度学习的饮水行为精准识别,为了进一步确认饮水行为是否发生,本文将提取猪只头部、身体的图像进行训练,构建猪只头部身体区分的分类器模型,截取饮水区域的图像判别是否有猪只头部进入,如果是则可确认饮水行为发生。

1.3 猪只饮水行为识别算法设计原理

1.3.1 基于阈值分割的猪只检测算法

在监控视频中,猪只作为研究对象,在每帧图像

中,要将前景与背景区分开来,现有的研究主要是采用图像分割方法来完成^[14-16]。在猪场监控场景下,摄像头的位置固定,拍摄成像的猪场区域固定,猪只在限定的猪栏范围内活动,不会出现越出猪栏的情景,因此,猪栏以外的图像区域不属于有效的猪只活动区域,可以在图像处理前,设定一个有效监控区域将其排除在外,得到矩形框内的有效监控区域。如图3所示,红色矩形框为有效猪只活动范围。猪只饮水自动化识别的整个流程都在该有效监控区域内进行。

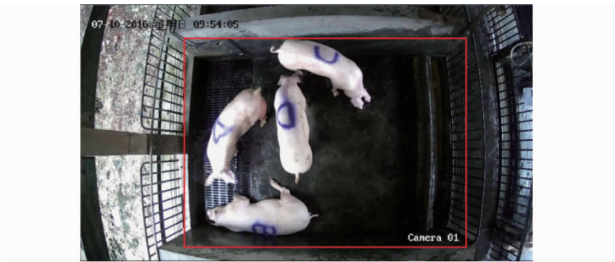


图3 设定的猪只有效活动区域
Fig.3 Setting up valid region for pigs

从图3可以看到,猪栏地板为偏黑色的水泥地,围栏颜色也偏黑,而猪身体为白色,与背景有明显的颜色差异,所以本文采用基于颜色的图像分割方法来检测猪只。将原始的RGB图像转换为灰度图像后,利用大津法确定图像分割阈值^[17-18],将图像中的像素点分成前景和背景。具体做法是假设任意值 T 为前景与背景的分割阈值,小于阈值 T 的像素点为背景,大于等于该阈值的则为前景,背景、前景像素点个数占图像总像素点个数的比例分别为 w_0 、 w_1 ,背景、前景所有像素点的灰度平均值分别为 u_0 、 u_1 ,则有

$$u = w_0 u_0 + w_1 u_1 \tag{1}$$

$$g = w_0 (u_0 - u)^2 + w_1 (u_1 - u)^2 \tag{2}$$

式中 u ——整帧图像的平均灰度

g ——背景和前景图像类间方差

计算 T 取不同值时 g 的值,直到 g 取得最大值,此时 T 为最终分割阈值。

灰度图像经过阈值分割得到二值图像后,该二值图像因为光线等原因存在一些噪声,采用Canny边缘检测获取猪只轮廓,对其利用形态学腐蚀、膨胀等方法进行噪声去除,并根据实际的猪只大小情况将一些较小的不可能为猪的连通区域去除,最终得到只含猪只轮廓的二值图像。经过处理得到猪只轮廓二值图像后,对于图中每头猪的轮廓用其最小外接矩形将其框出,得到每头猪的感兴趣区域,第 i 头猪的感兴趣区域记为 $PROI(i)$ 。每头猪保存其质心、角度等信息作为饮水行为的判断依据,第 i 头猪

的质心记为 $P(i)$,第 i 头猪的角度记为 $\theta(i)$ 。针对猪只监控视频数据,本文以8 f/s的采样方式抽取视频帧,定义猪只检测算法A,每一帧图像 I 采用该算法进行猪只检测, (x,y) 为图像中像素点坐标,A算法过程如下:

```
while  $(x,y)$  in  $I$ 
    if  $(x,y)$  没有超出有效监控区域保留像素点 $(x,y)$ ;
    else 舍弃像素点 $(x,y)$ ;
rgb2gray( $I$ ) 转为灰度图像;
im2bw( $I$ , graythresh( $I$ )) 转为灰度图像;
imerode( $I$ , se) 腐蚀膨胀解决粘连;
imdilate( $I$ , se) 膨胀填充孔洞;
bwareaopen( $I$ ,  $P$ , conn) 删除小面积连通区域;
for each 连通区域生成其外接矩形和椭圆拟合;
output: 每块连通区域为一头猪, 第 $i$ 头猪输出其感兴趣区域  $PROI(i)$ , 质心  $P(i)$ , 角度  $\theta(i)$ 。
```

1.3.2 基于图像占领指数的饮水行为预判

在实际的猪栏中,猪只通过饮水器饮水,每次饮水必须进入饮水器的邻近区域,并且通过观察发现猪只饮水时处于接近静止状态,本文通过监控猪只饮水区域,当猪只处于静止状态并且此饮水区域有足够多的面积被猪只身体占领时则有可能发生饮水行为。

猪只是否静止可以通过猪的质心及角度的变化来判断,当相邻两帧中同一头猪的质心变化不超过给定范围,并且其角度变化不超出给定值,则认为其处于静止状态,超出此范围则认为是处于运动状态。

记第 i 头猪在第 t 帧的质心为 $P(i,t)$,静止时猪的质心变化满足

$$P(i,t+1) - P(i,t) < \alpha \tag{3}$$

式中 α ——质心变化阈值

记第 i 头猪在第 t 帧的角度为 $\theta(i,t)$,静止时猪的角度变化满足

$$\theta(i,t+1) - \theta(i,t) < \beta \tag{4}$$

式中 β ——角度变化阈值

当猪处于静止状态时,则判断其是否处于饮水区域。图像占领指数可用于识别在某个区域范围有无出现特定的监控对象^[19],本文引入饮水区域的图像占领指数这一概念来判断猪只是否发生了饮水行为。

在任意时刻,饮水区域的占领指数通过二值图像来描述,一帧图像中饮水区域记为 W , (x,y) 表示 W 中的像素点坐标,像素点取值记为 $B_l(x,y)$, $B_l(x,y)=0$ 表示此像素点未被猪只覆盖, $B_l(x,y)=1$ 表示此像素点已被猪只覆盖。其中, w 表示区域 W

的像素点总数,饮水区域 W 被猪只占领的指数定义为

$$W_{OccupiedIndex} = \sum_{(x,y) \in W} B_I(x,y) / w \tag{5}$$

经过猪只检测算法 A 处理后得到的二值图像如图 4 所示。猪只作为前景对象每个像素点的值记为 1,背景对象每个像素点值记为零,图 4a 中黄色矩形无猪只进入,该区域中所有像素点取值均为零,此时饮水区域的占领指数为零;图 4b 中有猪只进入黄色矩形区域,此时该区域占领指数值为猪只进入饮水区域的像素点数与饮水区域总像素点数的比值。

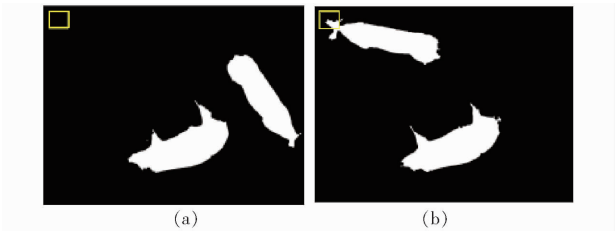


图 4 猪只占领区域示意图

Fig.4 Schematics of pig occupation area

定义猪只饮水预判定算法 B,对于上一步得到的二值化图像做出是否可能发生猪只饮水行为的判别,B 算法步骤如下:

- (1)计算相邻两帧图像中每头猪的质心和角度变化。
- (2)如果变化小于给定阈值,则对于猪斑点区域的每个点判断其是否位于饮水区域,累计饮水区域内的像素点数。
- (3)判断饮水区域内的像素点数是否大于给定阈值,若大于给定阈值则可初步判定饮水行为发生。

1.3.3 基于深度学习的饮水行为精准识别

仅是通过饮水区域是否有猪只存在来判断饮水行为是否发生并不够准确,实际的猪场中,经常会设置一高一低 2 个饮水器,高位饮水器需要猪只抬起头才够得着,低位饮水器则需要低头饮水。低位饮水器往往会出现由于猪只身体占领了饮水区域,但实际并没有饮水行为发生的情况,如图 5 所示,猪只尾部占领了图像中低饮水器的位置,但是实际没有发生饮水行为。

为了避免将此种情况误判为饮水行为的发生,本文加入了猪只头部、背部、尾部的识别判断。当出现饮水区域被占领的情况后,则在饮水器周围截取部分图像,截取出来的图像有可能是头部,也有可能是尾部或地板,或者不属于上面的几种情况(如猪身中部等)。因此,本文采用物体分类的方法来区分这几个类别。在物体分类上,深度学习模型

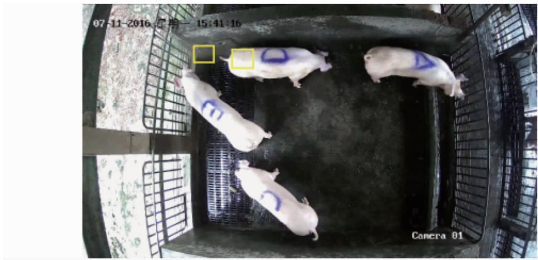


图 5 猪只进入饮水区域但无饮水图

Fig.5 Picture of pig in drinking zone but no drinking

GoogLenet 在 2014 年刷新了图像分类的性能记录^[20],本文引入该方法构建猪只头部识别模型 C。

GoogLenet 增加了网络的宽度和深度,共 22 层,利用如图 6 所示的 Inception 结构,实现有效降维。

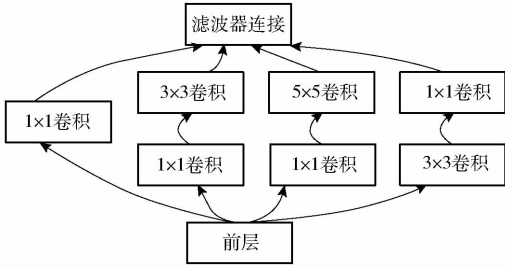


图 6 Inception 模型

Fig.6 Inception model

为了解决训练样本不足的问题,本文采用迁移学习的思想,利用预训练好的模型,结合有标签数据进行 fine-tuning,得到猪只头部识别模型。猪只头部识别模型 C 的训练步骤如下:

- (1)构造带标签类别(头部、尾部、地板)的训练样本数据集与测试集。
- (2)计算数据集的图像均值。
- (3)选定预训练好的模型,修改分类层的参数。
- (4)调整训练过程的配置参数。
- (5)启动训练,对预训练模型进行参数微调。

训练结束后得到的猪只头部识别模型 C 具有识别输入图像是否为猪只头部、猪只尾部以及地板的功能。采用 1.3.2 节的方法初步检测到猪只饮水行为的发生后,在饮水器周围截取部分图像,用上述训练得到的模型 C 判断该图像是否为猪只头部,如果是则可记录为饮水行为的发生,并且计算其饮水时长。

当猪只的饮水行为得到确认后,从精准养殖的角度出发,需更进一步确认发生饮水行为的猪只身份,本文再次利用深度学习模型 GoogLenet,构建猪只个体身份分类器,当猪只饮水行为发生后,能准确识别出饮水个体。采集每头猪的个体图像作为训练样本,由于猪背已经人为标记蓝色的 A、B、C、D 作为区分,以此人工添加标签,再次利用预训练好的 GoogLenet 进行 fine-tuning 得到猪只个体身份分类

器,训练过程与猪只头部识别模型 C 相同。

2 试验与结果分析

2.1 猪只检测算法试验

利用本文提出的猪只检测算法 A 对猪只图像进行处理,得到图 7 所示的识别结果。

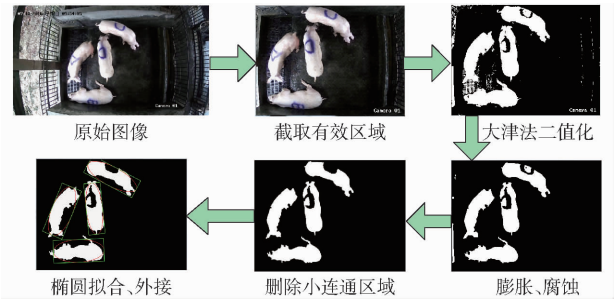


图 7 检测算法 A 识别结果

Fig. 7 Recognition result of A

对于每一帧图像,从原始图像截取边界后得到有效监控区域,在此基础上对图像采用大津法阈值分割后得到二值图像,接着采用形态学去噪进行膨胀腐蚀,之后删除小面积连通区域,最终每块有效的连通区域则分别代表一头猪,每头猪用其外接矩形框圈出。

为了验证猪只检测算法 A 的有效性,在猪场监控视频中采样 100 帧监控图像,每帧图像有 4 头猪,共 400 头猪,考虑到该算法运行结果可能会受光照、猪只粘连等情况影响,在采样时特别考虑了不同时间段光照不一样的图像,也对猪只出现粘连的情况进行了采样。采用 A 算法进行猪只检测,在这 100 帧图像中共检测出 370 头猪,其中完全正确检测的猪只有 356 头,将粘连在一起的 2 头猪检测为 1 头的有 11 次共涉及 22 头猪,错误将光斑检测为猪只的有 3 次,有 22 头猪漏检。

定义猪只检测正确率为:算法正确识别出的猪只数目与所有被算法认为是猪只的连通区域数目之比。猪只检测召回率为:算法正确识别出的猪只数目与图像中实际存在的猪只数目之比,由此计算得到猪只检测正确率为 96. 22%,召回率为 89%。召回率偏低的原因是将粘连猪只作为一头猪只识别,此种情况不属于正确识别出猪只,但并不影响本文的饮水行为识别。

2.2 猪只头部识别算法试验

在本次猪只头部识别试验中,采用 caffe 深度学习平台,GPU 模式(Nvidia GTX 1060),在预训练好的 BVLC GoogLeNet 模型上进行 fine-tuning。

用于猪只头部识别模型 C 训练的图像总数为 1 204 幅,用于测试的图像总数为 1 396 幅,其中地

板的训练图像为 200 幅,测试图像为 401 幅,地板样例图像如图 8 所示。



图 8 地板样例图像

Fig. 8 Sample pictures of floor

猪只头部的训练图像为 475 幅,测试图像为 422 幅,样例图像如图 9 所示。

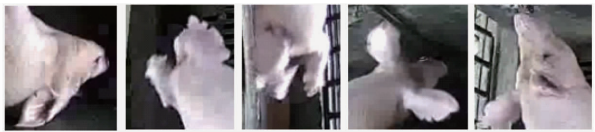


图 9 猪只头部样例图像

Fig. 9 Sample pictures of pig head

猪只尾部的训练图像为 529 幅,测试图像为 573 幅,样例图像如图 10 所示。



图 10 猪只尾部样例图像

Fig. 10 Sample pictures of pig tail

训练前,利用 caffe 中的 convert_imageset 将图像转换为特定的数据库,使用 compute_image_mean 生成图像数据的均值文件,数据库文件和均值文件是 caffe 进行训练的必要文件,本次训练有 3 个类别,分别为地板、头部、尾部。在 train_val. prototxt、solver. prototxt 以及 deploy. prototxt 中设置相关的训练参数,具体设置如表 1 所示。

表 1 训练参数设置

Tab. 1 Parameter setting for training procedure

参数	数值	用途
batch_size	24	每批处理的图像数量
max_iter	10 000	训练迭代次数
test_iter	59	测试的迭代次数
test_interval	100	测试前的训练次数
base_lr	0. 01	基础学习率

训练的迭代次数为 10 000 次,此时训练结果已收敛,正确率为 97. 64%。在错误识别的图像中,有一部分是由于图像光线不足而导致识别出错,有一部分是由于外界干扰(如浇水冲洗猪舍)及猪只运动导致的图像模糊。由此可见,本次试验的结果可用于实际的猪只头部判别。

2.3 猪只个体分类器试验

猪只个体分类器训练参数 test_iter 设为 12,训

练有 4 个类别,分别为 A、B、C、D,其他的参数与猪只头部识别试验相同。从监控视频中,采样 A、B、C、D 4 头猪的图像用于训练学习,为了减少由于截取范围过大而造成的识别误差,利用本文提出的猪只检测算法 A 定位得到每头猪只的外接矩形,在原图中将该区域图像截取出来作为训练样本,用于训练的图像共 949 幅,其中猪 A 227 幅,猪 B 217 幅,猪 C 270 幅,猪 D 235 幅;另外每头猪分别利用 100 幅图像进行测试,构建了一个大小为 400 幅图像的测试样本集。A、B、C、D 4 头猪的样例图像如图 11 所示。

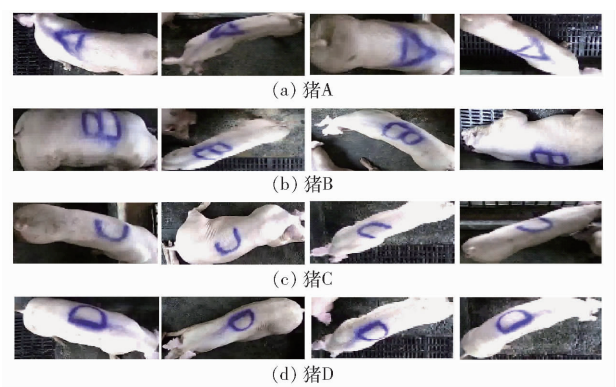


图 11 猪只个体训练样本示例图

Fig.11 Sample pictures of individual pig

训练迭代次数为 10 000 次,此时训练结果已收敛,正确率为 95%。在测试中发现,得到的分类器对处于侧卧状态看不到背部标记的猪只无法正确识

别其身份,但由于猪只饮水时多为站立且背部朝上字母没遮挡,所以该分类器可以用于饮水猪只的身份识别。

由于猪背上所打标记会随着时间的褪色,也会因为猪只长大会出现变形,在试验期间,当所打标签显示模糊时,则在原来的痕迹上重新上色。用原模型对 32 d 后采集的数据进行测试,共测试 146 幅图像,正确识别 135 幅,错误 11 幅,识别正确率为 92.47%,仍保持较高的识别正确率。

2.4 猪只个体饮水行为识别试验

为了验证本文提出的基于机器视觉的猪只饮水行为识别算法的可行性,本文构建了一个猪只饮水视频数据集。在 32 d 试验周期内,抽取 30 个长度不等的视频序列,选取的视频序列中包含仅高位饮水器有猪只饮水、仅低位饮水器有猪只饮水、高低位饮水器均有猪只饮水、无猪只饮水 4 种情况。

由于猪只饮水为时间持续行为,有一定的时长规律,本文加入了额外的判断条件,对于在饮水区域逗留时间小于 2 s 或者大于 3 min 的都认为不属于饮水行为,小于 2 s 的有可能是猪只从饮水器经过,大于 3 min 的很有可能是猪躺卧在饮水器旁边休息,低的饮水器往往会出现此种情形。

在抽取的 30 个视频中,人工观看视频并记录饮水行为的发生次数及时长,与本文算法检测结果做对照。试验结果如表 2 所示。

表 2 猪只饮水次数试验结果

Tab.2 Result of experiment for pig's drinking frequency

视频编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
本文算法	1	1	2	1	2	1	2	1	1	2	0	1	0	2	1
人工记录	1	1	2	1	2	1	2	0	1	2	1	1	1	2	1

视频编号	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
本文算法	1	1	2	2	1	3	0	2	1	2	2	0	1	1	1
人工记录	2	2	2	2	1	2	1	2	1	2	1	0	1	2	1

据统计,人工观察视频记录得到的实际饮水次数为 41 次,而采用本文算法共检测出 38 次饮水,通过人工验证,正确识别饮水的次数为 35 次,将非饮水行为识别为饮水行为的次数为 3 次,实际发生了饮水却没检测到的次数为 6 次。出现误判的情况主要是由于猪只有时会在饮水区域玩耍,头部靠近了饮水器,但是却没有实际饮水;漏判的出现则主要因为光线问题导致猪只轮廓获取不完整,没有识别出猪只到达饮水区域。

定义猪只饮水识别正确率为本文算法正确识别出的猪只饮水次数与所有被算法认为是饮水的视频片段数目之比,饮水识别召回率为算法正确识别出的猪只饮水次数与视频中实际出现的猪只饮水次数

之比,由此计算得到猪只饮水识别正确率为 92.11%,召回率为 85.37%。从试验结果可以看到,本文提出的算法能识别大部分的猪只饮水行为。

在正确识别的 35 次饮水中,利用本文提出的猪只身份分类器统计可得各头猪只的饮水情况,其中猪 A 实际饮水 9 次,正确识别 6 次,猪 B 实际饮水 9 次,正确识别 9 次,猪 C 实际饮水 13 次,正确识别 11 次,猪 D 实际饮水 4 次,正确识别 3 次,正确识别饮水的猪只共 29 次,能较好地饮水行为中确定猪只身份。

3 结束语

提出了基于图像处理技术的猪只饮水行为识别算法,该算法可以应用在背景相对固定的圈养猪栏

中。本文算法采用图像分割的方式实现了猪只检测,该方法对背景相对固定的养猪场有很高的正确率,能有效帮助在自动化猪只视频监控过程中对猪只进行检测,本文提出的算法 A 正确率达 96.22%。通过计算图像占领指数来确定猪只是否位于饮水区域,该方法可以用于识别猪只的其他与区域相关的行为,如饮水、排泄等。结合深度学习模型 GoogLenet 来确认是否为猪只头部接触饮水器,该方法可以精准识别猪身体的各个部位,为其他与猪身

体部位相关的行为判断提供辅助。在本文构建的视频数据集上测试得到文中提出的猪只饮水行为识别算法 PDR 的正确率为 92.11%,并能识别出饮水的猪只个体身份,因此 PDR 方法能准确识别猪只饮水行为,且整个算法实现过程只依赖于猪场监控视频,对猪舍改造投入少,对猪身无损伤,不影响猪只的正常生活秩序,更容易被养殖场所接受,可方便在我国传统养猪场中进行部署实施,从大量的监控视频数据中获取有用信息辅助养猪管理决策。

参 考 文 献

- 1 KRISTENSEN A R, DAN B J. The intelligent pig barn[C]//International Conference on Pig Welfare: Improving Pig Welfare-What are the Ways Forward, 2015: 34-37.
- 2 SCALERA A, BRIZZI P, TOMASI R, et al. The PigWise project: a novel approach in livestock farming through synergistic performances monitoring at individual level[C]//Proceedings of the EFITA 2013 Conference, 2013: 1-8.
- 3 沈明霞, 刘龙申, 闫丽, 等. 畜禽养殖个体信息监测技术研究进展[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 245-251. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141038&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.038.
- 4 SHEN Mingxia, LIU Longshen, YAN Li, et al. Review of monitoring technology for animal individual in animal husbandry[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 245-251. (in Chinese)
- 5 MASELYNE J, SAEYS W, NUFFEL A V, et al. A health monitoring system for growing-finishing pigs based on the individual feeding pattern using radio frequency identification and synergistic control[C]//Proceedings of the 6th European Conference on Precision Livestock Farming, 2013: 825-833.
- 6 MASELYNE J, SAEYS W, KETELAERE B D, et al. Validation of a high frequency radio frequency identification (HF RFID) system for registering feeding patterns of growing-finishing pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 102(1): 10-18.
- 7 MASELYNE J, NUFFEL A V, KETELAERE B D, et al. Range measurements of a high frequency radio frequency identification (HF RFID) system for registering feeding patterns of growing-finishing pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 108(10): 209-220.
- 8 MASELYNE J, ADRIAENS I, HUYBRECHTS T, et al. Measuring the drinking behaviour of individual pigs housed in group using radio frequency identification (RFID)[J]. Animal, 2016, 10(9): 1557-1566.
- 9 陆明洲, 沈明霞, 丁永前, 等. 群养母猪饮水行为自动监测系统设计[J]. 南京农业大学学报, 2013, 36(5): 133-138. LU Mingzhou, SHEN Mingxia, DING Yongqian, et al. Design of automatic system for drinking behavior monitoring in group housed sows[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2013, 36(5): 133-138. (in Chinese)
- 10 KASHIHA M A, BAHR C, OTT S, et al. Automatic monitoring of pig locomotion using image analysis[J]. Livestock Science, 2014, 159(1): 141-148.
- 11 NASIRAHMADI A, HENSEL O, EDWARDS S A, et al. Automatic detection of mounting behaviours among pigs using image analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 124: 295-302.
- 12 VIAZZI S, ISMAYILOVA G, OCZAK M, et al. Image feature extraction for classification of aggressive interactions among pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 104(2): 57-62.
- 13 KASHIHA M, BAHR C, OTT S, et al. Automatic identification of marked pigs in a pen using image pattern recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 93(2): 111-120.
- 14 KASHIHA M, BAHR C, HAREDAST S A, et al. The automatic monitoring of pigs water use by cameras[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 90(1): 164-169.
- 15 冯爱晶, 肖德琴. 自然条件下猪只运动参量提取算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(10): 2900-2906. FENG Aijing, XIAO Deqin. Motion parameter extraction algorithm for pigs under natural conditions[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(10): 2900-2906. (in Chinese)
- 16 肖德琴, 冯爱晶, 杨秋妹, 等. 基于视频追踪的猪只运动快速检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(10): 351-357. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161045&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.10.045.
- 17 XIAO Deqin, FENG Aijing, YANG Qiumei, et al. Fast motion detection for pigs based on video tracking[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(10): 351-357. (in Chinese)
- 18 GUO Y, ZHU W, JIAO P, et al. Multi-object extraction from topview group-housed pig images based on adaptive partitioning and multilevel thresholding segmentation[J]. Biosystems Engineering, 2015, 135(7): 54-60.
- 19 卜文斌, 游福成, 李泉, 等. 一种基于大津法改进的图像分割方法[J]. 北京印刷学院学报, 2015, 23(4): 76-78. BU Wenbin, YOU Fucheng, LI Quan, et al. An improved image segmentation method based on Otsu[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2015, 23(4): 76-78. (in Chinese)
- 20 OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- 21 COSTA A, ISMAYILOVA G, BORGONOVO F, et al. The use of image analysis as a new approach to assess behaviour classification in a pig barn[J]. Acta Veterinaria Brno, 2013, 82(1): 25-30.
- 22 SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.