doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.020

基于深度图像的蛋鸡行为识别方法

劳凤丹[1] 杜晓冬[2] 滕光辉[2]

(1.中国农业大学网络中心,北京 100083;2.中国农业大学水利与土木工程学院,北京 100083)

摘要: 基于深度图像分析技术研究了一种针对蛋鸡群体行为(分布指数、水平活跃度和垂直活跃度)和群体中个体行为(采食、躺、站和坐)经济简单的自动识别方法。系统由1台3D照相机同步采集数字和深度图像数据,并开发软件进行蛋鸡行为的自动识别,系统5 s采集1次图像数据,共进行10 d的数据采集。描述了行为识别算法并进行了行为识别结果分析。算法对蛋鸡的采食、躺、站和坐的识别准确率分别为90.3%、91.5%、87.5%和56.2%。坐行为识别率较低的原因主要是有时蛋鸡站着探索地面会被误判为坐,这可能与两者之间的分割阈值不够精确有关。

关键词: 深度图像;蛋鸡;行为;自动识别

中图分类号: TP391;S831.4+9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)01-0155-08

Automatic Recognition Method of Laying Hen Behaviors Based on Depth Image Processing

LAO Fengdan[1] DU Xiaodong[2] TENG Guanghui[2]

(1. *Network Center*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *College of Water Resources and Civil Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Animal behaviors are reflective of its welfare state. They contain important information that can enable producers to better manage livestock. Yet it is more difficult in recognizing the behaviors of group laying hens than other big size animals. Large numbers of hens, homogeneous in appearance, high stocking density and variable body size all contribute to this situation. A computer vision-based system was developed which can automatically recognize group behaviors (distribution index, horizontal activity index and vertical activity index) and individual behaviors (feeding, lying, standing and sitting) of group hens. The system consisted of a 3D camera that simultaneously acquired digital and depth images and a software program that detected and identified the behaviors. The computational algorithm for the analysis of depth images was presented and its performance in recognizing the behaviors as compared with manual recognition was analyzed. The images were acquired at 5 s intervals in 10 d period. The algorithm had the following accuracy of individual behavioral classification: 90.3% in feeding, 91.5% in lying, 87.5% in standing and 56.2% in sitting. The lower classification accuracy for the sitting presumably stemmed to imprecise segmentation valve value between sitting and standing and sometimes mistook hen's standing behavior (exploring in ground) for sitting which could be improved in later test. Hence the reported system provided an effective way to automatically process and classify hen's group and individual behaviors. This tool was conducive to investigate behavioral responses and time budget of laying hens and facility design and management practice.

Key words: depth image; laying hens; behaviors; automatic recognition

引言

动物行为包含的重要信息是直观的动物福利评价指标,可使生产者更好地对畜禽生产进行管理[1]。蛋鸡或肉鸡群体饲养、个体外表相同(使得追踪个体非常困难)、饲养密度高(个体经常粘连聚

收稿日期:2016-08-15 修回日期:2016-11-08

基金项目: "十二五"国家科技支撑计划项目(2014BAD08B00-01)

作者简介: 劳凤丹(1975—),女,高级工程师,博士,主要从事计算机网络、农业信息化和畜禽行为自动识别研究,E-mail:laofd@cau.edu.cn

通信作者: 滕光辉(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事设施农业工程及农业信息化研究,E-mail:futong@cau.edu.cn

集在一起)、非刚性躯体(体态变化大)的现实情况使得研究蛋鸡或肉鸡的行为较大体型动物困难[2]。尽管如此,近年一些学者也在尝试通过图像处理技术自动识别蛋鸡或肉鸡的个体或群体行为[3-10]。

目前利用图像分析技术研究鸡的行为主要集中于 3 个方向:

(1)在特定场景下研究单只鸡的行为。因为研究对象仅有一只鸡,不存在多只鸡的相互粘连和遮挡情况,因而算法简单但应用范围有限。

(2)不考虑蛋鸡个体行为,仅针对群体行为的研究。通过识别鸡群的分布、活跃度(活动水平)来判断饲养过程是否正常及监控鸡群的福利状态。此研究在大鸡舍的饲养管理中应用较多。

(3)图像技术结合 RFID 个体识别,实现小群体中蛋鸡个体行为的识别。此种方式可得到好的识别效果,但每只鸡均需佩带 RFID 电子标识,这会在一定程度上影响蛋鸡的正常行为表达,且也是较为昂贵的一种解决方案。

以上研究存在 2 个问题:

(1)鲜有机器视觉能直接实现对鸡的群体行为和个体行为的同步识别。目前机器视觉自动识别鸡行为的研究集中于:针对单只鸡的个体行为的识别或针对整群鸡的群体行为(分布、活跃度)的识别。既能识别鸡的群体行为,又能识别群体中的个体行为(站、躺、采食、饮水等)的研究需通过机器视觉加 RFID 的手段方可实现。

(2)数字图像分析技术具有局限性。目前,自动识别鸡行为的文献主要基于数字图像分析技术,其局限性为:①仅可分析鸡的水平(2 维)分布属性。无法实现对鸡的交配行为、鸡的垂直方向的活跃度等与 3 维分布相关的行为识别。②图像分割和特征提取受现场条件限制。数字图像处理过程中基础和重要的步骤是图像分割和特征提取,但要取得好的分割效果,数字图像需要满足特定条件:畜禽与其所处背景对比明显、背景不变或现场光照均匀[11]。而在实际的农场饲养条件下,光线昏暗、光照不均或地板动态变化均会影响到分割算法的鲁棒性,从而影响最终行为识别的准确率。③图像质量受光照条件影响。数字图像一般适合在开灯阶段进行监控,关灯则无法看到图像(即使目前的红外图像改善了夜间的成像质量,但仅限于 2 维平面)。

相较数字图像分析技术,深度图像识别畜禽行为是近 3 年新兴的一种研究方法。深度图像可提供空间数据信息。深度图像上每个像素的值表示的是其与深度传感器的直线距离,可用于同时分析畜禽在水平与垂直方向上的分布情况,且不受光照条件的限制,可不间断监测动物行为。目前深度图像分析技术在畜禽养殖中已有少量应用案例:应用于猪攻击行为的自动检测[12]、猪体重预估[13]以及对母猪行为自动识别算法的研究[14]。

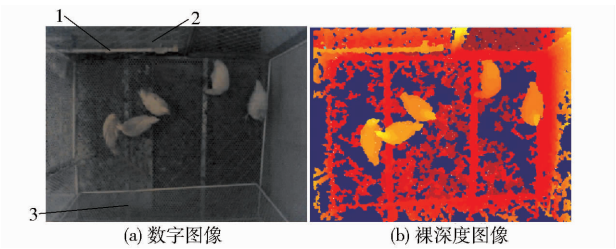
本文利用深度图像克服数字图像对光照敏感的缺点,并扩展至 3 维空间,提供更多的畜禽行为属性信息,基于深度图像设计算法,实现对群养蛋鸡及其个体的水平活跃度、垂直活跃度、分布指数、采食、站、躺和坐的识别。

1 材料和方法

1.1 实验与数据收集

利用美国微软公司生产的 Kinect for Windows V1 型相机进行图像数据的采集。Kinect 相机固定于距离地面一定高度的位置,从顶部往下垂直拍摄,使用开发的采集程序获取 JPEG 格式的数字图像和文本格式的深度图像。深度图像用于机器识别,数字图像用于人工识别,并将 2 个识别结果相互比较。数据采集方式为 5 s 时间周期内同时采集 1 幅深度图像和 1 幅数字图像,两种类型图像的分辨率均设为 640 像素 ×480 像素。Kinect 相机通过 USB 端口连接一台迷你工控计算机,工控机上使用存储容量为 2 TB、接口类型为 USB 3.0 的移动硬盘(WD My Passport Ultra)保存图像数据,用于后续行为分析。

蛋鸡行为自动识别研究于 2016 年 5 月在中国农业大学上庄试验站的动物饲养模拟室进行。研究对象为 5 只体重和体型正常的健康海兰褐蛋鸡(14 周龄左右),蛋鸡从北京德清源农业科技股份有限公司引进,采用公司的自配饲料进行饲养,饲养温度为 23 ~27℃,使用机械通风方式,光照时间段为 08:00—19:00。Kinect 相机距离地面的高度为 188 cm。试验现场是栖架内平地隔出的 1.5 m ×1.35 m 的小区域。小区域一面靠墙,三面为栖架的网状围栏,靠外一面内侧配有乳头饮水器,外侧配有料槽,蛋鸡可自由采食和饮水(图 1)。



(a) 数字图像 (b) 裸深度图像

图 1 蛋鸡饲养设施

Fig. 1 Facilities of laying hens

1. 水线 2. 料槽 3. 靠墙

1.2 图像处理方法

图像处理识别蛋鸡行为的算法是基于深度图像

进行的，使用 Matlab R2013b 软件开发程序。为便于统计分析，每幅图像的处理结果自动存储到 Mysql 数据库中。

蛋鸡行为识别算法由蛋鸡身体像素点到地面的高度、以及蛋鸡体态的重要参数进行建模。本研究中蛋鸡行为识别算法流程如图 2 所示，主要包括 5 个子功能模块。

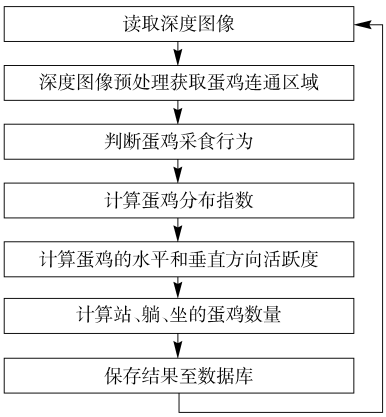
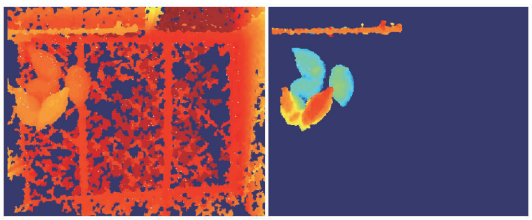


图 2　蛋鸡行为识别方法流程图

Fig. 2　Flow diagram of laying hen behaviors recognition

1.2.1　深度图像预处理获取蛋鸡连通区域

深度图像预处理获取蛋鸡连通区域包含 4 个步骤，处理前后的结果如图 3 所示。



(a) 裸深度图像　　(b) 预处理后深度图像

图 3　深度图像预处理

Fig. 3　Preprocessing of depth image

(1)将采集的裸深度图像(图 3a)数据进行转换

$$h = h_{\text{kinect}} - d_{\text{raw}}/80 \tag{1}$$

式中　d_{raw}——Kinect 传感器采集到的 16 位裸深度帧数据，mm

h_{kinect}——Kinect 相机到地面高度，cm

h——像素点到地板的高度，cm

转换后深度图像中每一个像素的值代表此像素点到地板的高度。

(2)去除垂直方向上的噪声。蛋鸡躺卧时其高度范围在 12 ~ 20 cm 之间、站立或行走时其高度在 27 ~ 35 cm 之间，即使蛋鸡站立时抬头探索或扇动翅膀，其高度也很难超过 50 cm。鉴于此，深度图像中高度过低(小于 10 cm)或过高(大于 65 cm)的点应该不是蛋鸡像素点，将其设置为 0 即可直接去除大部分地板、围栏和墙壁，从而实现减少垂直噪声干扰的目的。

(3)去除水平方向上的噪声，仅保留蛋鸡连通区域和水线(因水线紧挨料槽，为便于人工校验采食行为而保留)。使用两种方法进行水平去噪。第 1 种是直接去除法，编写程序前在 Matlab 中通过使用 figure 函数显示深度图像，并利用 data cursor 工具直接获取墙和围栏等与蛋鸡不相干的矩形区域的水平坐标范围，在程序中将矩形区域水平坐标范围内的所有像素点全部设置为 0，即可完全去除此类区域。第 2 种是精细去除法，利用图像相乘技术实现不规则形状区域或经常有蛋鸡粘连区域的精确去除，以避免使用直接去除法可能会误删有用蛋鸡区域的问题。

精细去除法的计算公式为

$$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2) > v_1 \ \& \ \boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2) < v_2 \tag{2}$$

$$\boldsymbol{R} = 1 - \boldsymbol{M} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{D}_{\text{new}} = \text{immultiply}(\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2), \boldsymbol{R}) \tag{4}$$

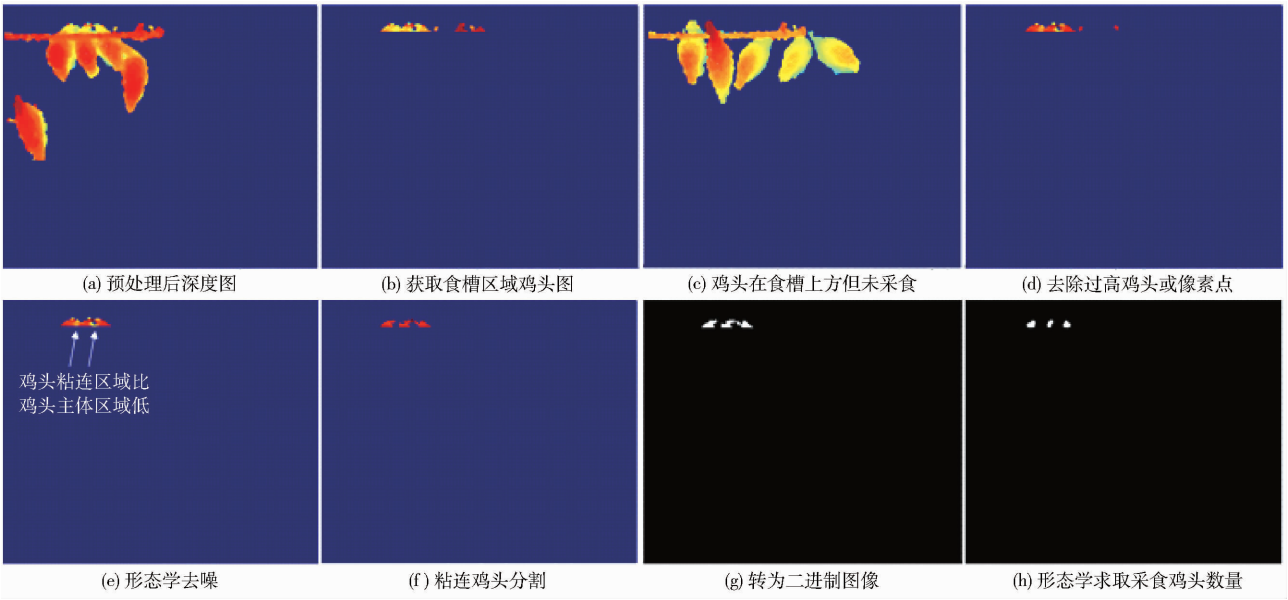
式中，$\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 为深度图像中所要处理区域的高度矩阵，其水平坐标范围是 y_1 至 y_2 行，x_1 至 x_2 列。$\boldsymbol{M}$ 为 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 内像素点的去除标识矩阵，$\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 中高度介于 v_1 和 v_2 的点是需要去除的像素点，$\boldsymbol{M}$ 值为 1，反之为 0。y_1、y_2、x_1、x_2、v_1、v_2 均为常数，可在程序处理前期应用 Matlab 的 data cursor 工具直接获取。$\boldsymbol{R}$ 为 $\boldsymbol{M}$ 的相反矩阵。$\boldsymbol{D}_{\text{new}}$ 为用精细去除法对 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 去噪后的结果集。将 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 与 $\boldsymbol{R}$ 相乘，如果 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 的像素点为非去除点，其在 $\boldsymbol{R}$ 中对应点的值为 1，相乘后 $\boldsymbol{D}_{\text{new}}$ 的值为 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 的原值不变；如果像素点为去除点，其在 $\boldsymbol{R}$ 中对应点的值为 0，相乘后 $\boldsymbol{D}_{\text{new}}$ 的值也为 0，从而实现去除 $\boldsymbol{D}(y_1 : y_2, x_1 : x_2)$ 中 $\boldsymbol{M}$ 所标识的像素点集合的目的。

(4)将深度图像转换为二值图像，在二值图像中进行开运算、孔洞填充、滤波的形态学操作。求取形态学操作后二值图像中为 0 的点，并将深度图像中对应位置像素点的深度也设置为 0，得到预处理后的深度图像(图 3b)。

1.2.2　蛋鸡采食行为识别方法

蛋鸡采食行为识别方法如图 4 所示。

(1)获取采食区域内的鸡头信息。将深度图像预处理后的结果赋予变量 A(图 4a)，并设置 A 中食槽区域外的像素点为 0，得到仅保留采食区域鸡头信息的深度图像 B(图 4b)。因食槽位置固定且可视为矩形区域，对食槽区域的定位方法与 1.2.1 节中对墙或围栏的定位方法相似，即通过 figure 函数及 data cursor 工具结合即可直接获取食槽区域的水



(a) 预处理后深度图 (b) 获取食槽区域鸡头图 (c) 鸡头在食槽上方但未采食 (d) 去除过高鸡头或像素点

(e) 形态学去噪 (f) 粘连鸡头分割 (g) 转为二进制图像 (h) 形态学求取采食鸡头数量

图 4 蛋鸡采食行为识别过程

Fig. 4 Image processing for recognition of laying hen feeding behaviors

平坐标范围。

(2)设置 B 中值大于 $h_{\text{standing}}-0.2$ cm 的像素点为 0。此步骤可将虽在食槽上方,但并未低头啄食的鸡头(图 4c 左起第 2 只鸡的鸡头给出此种情形的 1 个例子)以及水线干扰去掉。图 4d 为图 4b 经过此步骤处理后的结果。h_{standing}、h_{lying}、h_{sitting} 是本研究所设定的 3 个参数,分别表示蛋鸡站立、躺卧和坐的平均高度。参数取值与鸡的品种有关,雏鸡阶段可能还跟周龄相关,可通过实验获取,本研究中取值分别为 29 cm、21 cm 和 24.5 cm。

(3)将图 4d 进一步进行图像形态学处理,以去除小面积并去噪,得到图 4e。此时获得的鸡头连通区域经常有多只鸡头粘连的情况,如使用数字图像进行粘连分割,易错且不容易操作。鉴于鸡头粘连的区域经常比鸡头主体区域低(图 4e),因此本文提出了步骤(4)的分割方法。

(4)求取属于鸡头的所有像素点的平均高度 h_{avg}。将高度小于 $h_{\text{avg}}-0.5$ 的鸡头区域像素点赋值为 0,即可将鸡头粘连区域进行分割,得到完全分离或大部分分离的鸡头连通区域 C(图 4f)。

(5)将鸡头连通区域 C 转换为二值图像 D(图 4g)。

(6)将 D 进行形态学平滑处理(形态因子为 disk 类型,大小为 4),以进一步进行分离操作,并去除面积很小(小于 25 像素)的鸡头连通区域块,计算剩下的连通区域数量即为正在采食的鸡的数量(图 4h)。

1.2.3 蛋鸡分布指数计算方法

因监控区域较小,本文按照田字格将其等分为 4 个子区域(分别表示左上、右上、左下和右下子区域),每幅图像中 4 个子区域的蛋鸡分布指数计算式为

$$D_i=\frac{S_i}{\sum_{j=1}^{4}S_j}\times 100\% \quad (i=1,2,3,4) \tag{5}$$

式中 D_i——第 i 个子区域的蛋鸡分布指数

S_i、S_j——第 i 和第 j 个子区域中蛋鸡像素数

1.2.4 蛋鸡活跃度计算方法

将属于当前图像的蛋鸡区域但不属于上一幅图像的蛋鸡区域的像素点集合设为 C。蛋鸡水平活跃度 $D_{\text{Act_h}}$ 和垂直活跃度 $D_{\text{Act_v}}$ 定义为

$$D_{\text{Act_h}}=A\cap(1-B)/A \tag{6}$$

$$D_{\text{Act_v}}=\frac{\sum_{i\in A}|h_{A_i}-h_{B_i}|}{\sum h_{A_i}} \tag{7}$$

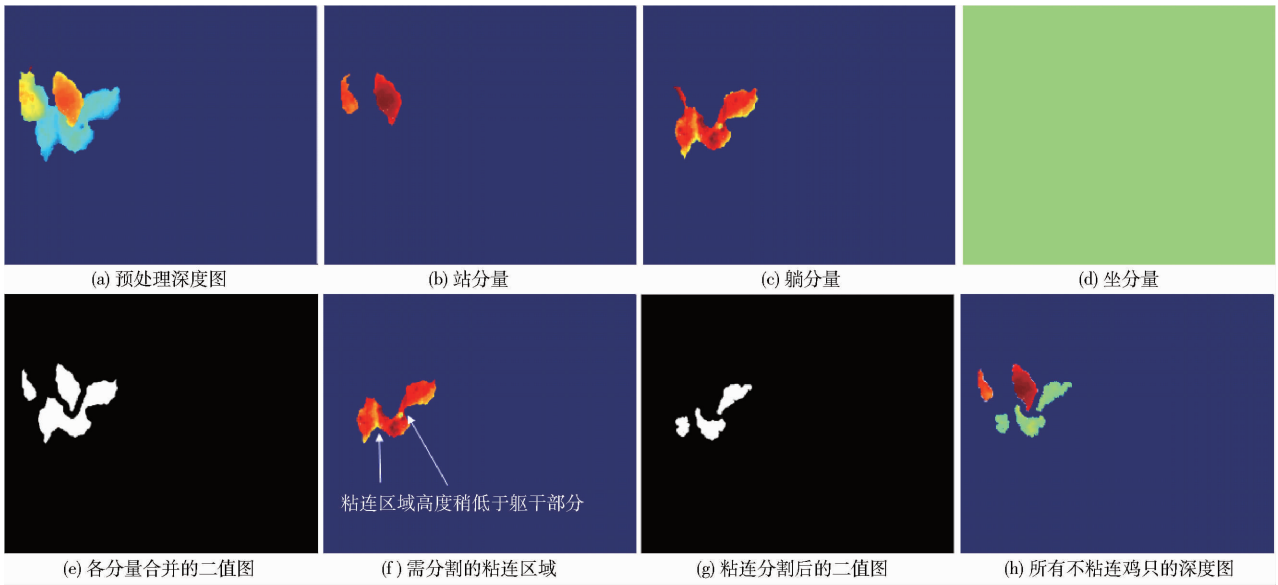
式中 A、B——当前和上一幅深度图像进行 1.2.1 节所述的预处理,并转换为二值图像后求出的蛋鸡连通区域点集

h_{A_i}、h_{B_i}——当前和上一幅深度图像中像素点 i 到地面的高度

1.2.5 蛋鸡站、躺和坐的识别

站、躺和坐的蛋鸡数量识别关键点描述如下(图 5):

(1)分别依次求出深度图像(图 5a)中鸡只有可能是站、躺、坐的连通区域分量。因为鸡的高度一般呈现出躯体中间高,而轮廓边缘低的特点,为将处于某种行为的鸡只较为完整提取出来,避免干扰到其它行为鸡只的提取,本文的提取方法为:①按照式(8)提取出可能是站的蛋鸡点集合(图 5b),此公



(a) 预处理深度图　(b) 站分量　(c) 躺分量　(d) 坐分量

(e) 各分量合并的二值图　(f) 需分割的粘连区域　(g) 粘连分割后的二值图　(h) 所有不粘连鸡只的深度图

图 5　蛋鸡站、躺、坐识别

Fig. 5　Recognition of standing, lying and sitting of laying hens

式可能将一些坐的鸡只也提取出来(图 5b 左边的鸡)。②按照式(9)提取出可能是躺的蛋鸡点集合(图 5c)。③剩余的则为坐的蛋鸡点集合(图 5d)。

$$h > h_{\text{standing}} - 3 \tag{8}$$

$$h \leqslant h_{\text{lying}} \tag{9}$$

(2)将站、躺、坐的深度连通区域分量分别转换为二进制图像,并进行形态学滤波处理(开操作、去除小面积、去噪),随后将处理后的 3 个分量相加,获得处理后新的二值蛋鸡图像 $\boldsymbol{B}_{\text{new}}$(图 5e)。

(3)求取 $\boldsymbol{B}_{\text{new}}$ 中值为 0 的像素点,并将深度图像中对应的像素点的高度值也设置为 0,从而去除噪声干扰,得到关键的可说明蛋鸡行为的连通区域块(即对应 $\boldsymbol{B}_{\text{new}}$ 的深度图像)。

(4)计算 $\boldsymbol{B}_{\text{new}}$ 中蛋鸡连通区域块的面积和数量,并按面积排序。如果蛋鸡连通区域块小于实际蛋鸡数量,则意味着有些面积大的连通区域发生了蛋鸡粘连。通过形态学处理方法,判断需要进行分割的连通区域以及应将其分割为几个子连通区域。图 5e 的例子说明仅需将最大面积的蛋鸡连通区域(图 5f)再进行分割,应分割为 3 个子区域。分割方法与鸡头粘连分割方法类似:鸡的躯干部分的高度会比鸡和鸡之间粘连区域的高度高,因此计算出需分割的粘连蛋鸡连通区域的平均高度 h_{avg},将其中高度小于 $h_{\text{avg}} - 0.1$ 的像素点赋值为 0,并融合了形态学腐蚀、空洞填充、移除小面积的处理方法,即可完成粘连分割(图 5g)。

(5)合并独立的蛋鸡连通区域(图 5h),计算每一个独立蛋鸡连通区域(每一个连通区域默认为独立的一只鸡)的平均高度 h_{avg},如果 $h_{\text{avg}} > h_{\text{standing}}$ 则表示此鸡为站;如果 $h_{\text{avg}} < h_{\text{lying}}$ 则为躺,否则为坐。图 5h 计算的结果为 1 只站、1 只坐、3 只躺。

2　结果和讨论

2.1　蛋鸡行为识别结果

随机选取 5 月 7 日 3 个典型时间段:00:00—03:40、08:00—08:40、10:00—10:50 约 5 h 的数字图像和处理后的深度图像(各 3 200 幅)进行图像中每只鸡的人工行为识别,并将人工识别结果与算法识别结果进行比较,算出识别准确率 P(表 1),计算公式为

$$P = (1 - P_{\text{FPR}} - P_{\text{FNR}}) \times 100\% \tag{10}$$

$$P_{\text{FPR}} = \frac{S_{\text{FP}}}{S_{\text{ALL}}} \tag{11}$$

$$P_{\text{FNR}} = \frac{S_{\text{FN}}}{S_{\text{ALL}}} \tag{12}$$

式中　P——蛋鸡行为识别准确率

P_{FPR}——误诊率,即将其它行为识别为指定行为的概率

P_{FNR}——漏诊率,即将指定行为识别为其它行为的概率

S_{FP}——将其它行为误判为指定行为的数量

S_{ALL}——指定行为的识别总数

S_{FN}——将指定行为误判为其它行为的数量

由表 1 可知,采食和躺卧的识别率较高,分别为 90.3% 和 91.5%,坐的识别率最低,约为 56.2%,站的识别率为 87.5%。

引起采食被误判的原因有 2 个:一是夜间鸡舍短时间内有 1 只老鼠在采食区域偷食引起程序误判为鸡头在采食;另一个原因是因为水线恰好将某些正在采食的鸡头严重遮挡导致程序识别不到这些鸡

表 1 基于图像分析技术自动识别蛋鸡的站、躺、坐、采食行为识别准确率

Tab. 1 Classification rate of laying hen's standing, lying, sitting and feeding behaviors by image analysis algorithm

行为	人工识别/只	算法识别		准确率/%
		正确/只	错误/只	
站	4 276	3 871	129	87.5
坐	454	379	124	56.2
躺	11 257	10 460	157	91.5
采食	938	861	14	90.3

的采食行为。如果通过调整料槽位置或摄像头的位置,本文提出的采食行为识别方法的识别率应能有提高的空间。

引起躺卧行为被误判的原因主要为:在夜间,鸡群经常是全部集聚在一起躺卧。有时候粘连区域与蛋鸡躯干的高度差并不明显,此时本文的粘连分割方法有可能分割失败,导致判断为躺卧的鸡只的数量会比实际躺卧的鸡只数量少;另一种情况是,鸡聚集一起,但有的鸡站着时将另一只躺卧的鸡严重遮挡,造成被遮挡的蛋鸡无法被正确识别。

坐的识别难点在于:低头在地下探索的蛋鸡的深度图像与坐着的蛋鸡深度图像很接近,有时会导致程序将站误判为坐;夜间蛋鸡聚集躺卧时在上层的鸡因位置较高,有时会被误判为坐;此外,因蛋鸡个头小,即使是对图像中蛋鸡的站或坐行为进行人工判断也有困难。改进方法为多进行实验数据的分析,以选取出更为精准的 h_{standing}、h_{lying} 和 h_{sitting} 参数。

2.2 蛋鸡行为分布

将 2016 年 5 月 1 日—10 日共 10 d 的图像数据进行蛋鸡行为分析。

2.2.1 蛋鸡分布

程序对采集到的每幅图像分别计算蛋鸡在每个小区域的分布指数,并按小时求取平均值,即可得到蛋鸡随时间的分布情况,如图 6 所示。

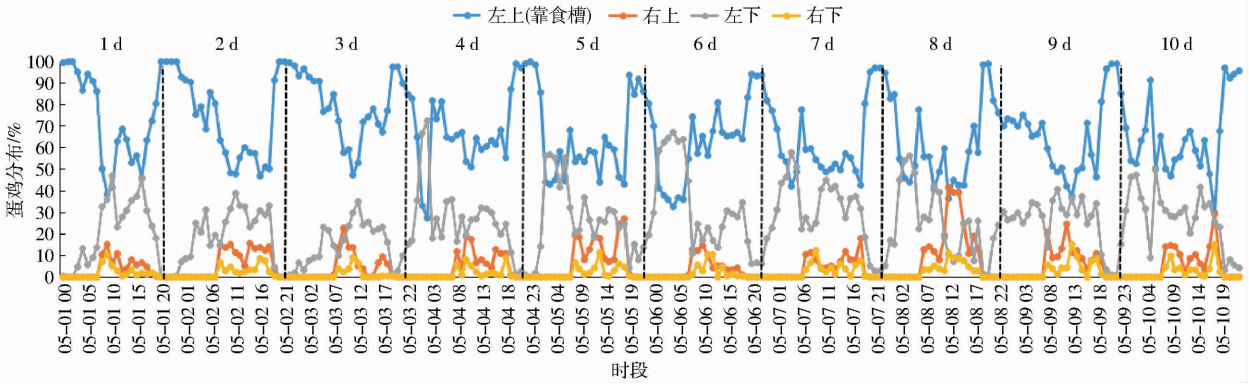


图 6 蛋鸡分布

Fig. 6 Examples of laying hens' daily distribution

图 6 表明蛋鸡分布最多的子区域是左上靠近水槽和料槽的采食区域,尤其在 20:00 关灯后直至 00:00 期间,蛋鸡绝大部分聚集于此。在随后的夜间关灯期间,蛋鸡在左上区域的分布逐渐减少,同时在左下区域的分布逐渐增加,甚至有的时间段左下会反超左上,如第 4 天至第 8 天 04:00 前后。在白天开灯期间,蛋鸡分布变化相较夜间频繁,子区域分布指数按大小排序的结果为:左上、左下、右上、右下,可见蛋鸡以采食和饮水区域作为活动的中心,距离中心点越远,则蛋鸡分布就越少。

2.2.2 蛋鸡活跃度

按小时计算蛋鸡水平与垂直活跃度均值,即可得到 1 d 中蛋鸡活跃度的变化趋势,如图 7 所示。图 7 表明水平活跃度与垂直活跃度的变化趋势基本保持一致。在关灯期间,最大水平与最大垂直活跃度之间存在较大差距,主要原因是夜间鸡在水平方向的位移较小,但会有鸡只在垂直方向上有忽躺和忽站之间的行为转变。此外,蛋鸡在开灯期间有几个活跃时间段:09:00、11:00—12:00、14:00—15:00、18:00—19:00。通过持续监控活跃度,可及时发现蛋鸡的活动是否正常,是否有炸群等情况发生。

图 8 为蛋鸡垂直活跃度与水平活跃度差值的分布区间百分比按小时的统计情况。统计方法为:计算出每 1 min 的垂直活跃度与水平活跃度的差值的绝对值,并按差值所属的分布区间和这 1 min 所在的小时进行计数统计,最后按每小时中 5 个分布区间的计数分别计算其百分比。共定义 5 个差值的分布区间:[0,5%)、[5%,10%)、[10%,15%)、[15%,20%)、[20%,100%]。

图 8 表明蛋鸡在开灯期间的垂直活跃度与水平活跃度的差值较大,而在 20:00 至次日 05:00 时间段内差值分布区间百分比基本保持稳定。

2.2.3 蛋鸡个体行为

图 9 为按小时计算蛋鸡躺卧行为在躺、坐和站

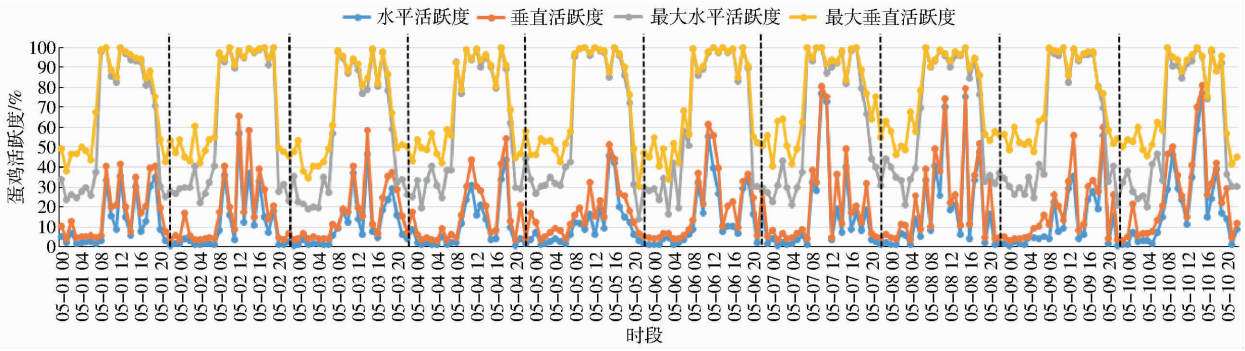


图 7　蛋鸡活跃度

Fig. 7　Examples of laying hens' daily activity

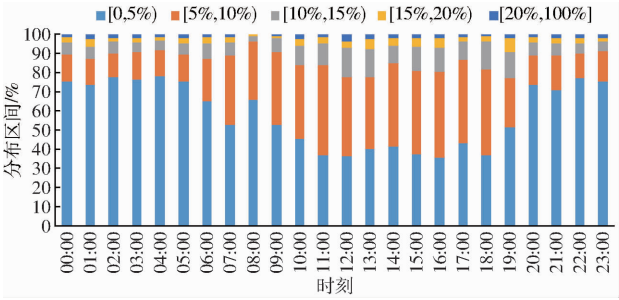


图 8　蛋鸡垂直与水平活跃度差值的分布区间百分比

Fig. 8　Distribution of difference between horizontal and vertical activity indexes

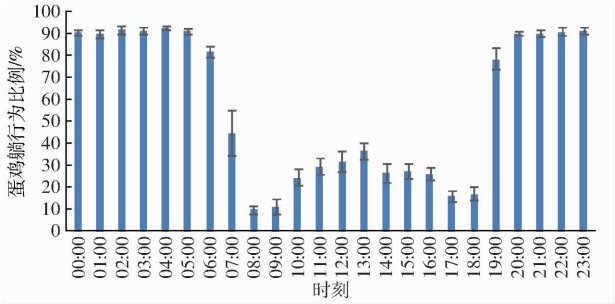


图 9　蛋鸡躺行为分布

Fig. 9　Laying hens' average lying behavior ratio per hour

中的比例情况(10 d)。

图 9 数据显示，蛋鸡在 20:00—05:00 期间约 90% 处于躺卧状态。07:00 蛋鸡开始活跃，躺卧行为由 06:00 的 81.9% 降至 44.8%，08:00—09:00 为采食和活动高峰期，此时蛋鸡躺卧行为最少，仅约为 10.4%。随后逐渐有所增加，至 13:00 处于开灯期间躺卧行为的一个小高峰，下午时间蛋鸡重新开始活跃，在 17:00—18:00 期间蛋鸡处于进食和活动的高峰期，19:00 关灯后蛋鸡躺卧行为由 18:00 的 17.0% 迅速增长到 19:00 的 78.6%。

本文蛋鸡个体行为识别方法可实现对每一幅图像中每只蛋鸡的行为识别，但还未实现连续时间段内对特定蛋鸡的行为追踪。自动识别蛋鸡个体行为的意义在于：可识别养殖过程中蛋鸡个体行为的分布，例如：1 d 内蛋鸡采食行为的时间、频次、蛋鸡躺卧、站立等个体行为的比例关系等，这些参数是生产过程中的重要监控内容。

3　结论

(1)基于深度图像处理技术，进行了针对蛋鸡群体行为(分布指数、活跃度)和部分个体行为(采食、躺、站和坐)的一种自动识别算法研究。采食、躺、站和坐的识别准确率分别为 90.3%、91.5%、87.5% 和 56.2%。坐的识别率较低的原因主要是蛋鸡在地上探索时有时会被误判为坐，这与行为分割阈值的取值可能不够精确有关，可通过后续实验进一步验证。

(2)识别结果表明，蛋鸡喜欢分布于容易采食和饮水的区域，而在远离采食和饮水的区域分布最少。关灯期间蛋鸡总体活跃度较低，水平活跃度与垂直活跃度的差值的分布区间基本保持稳定，但是最大水平活跃度与最大垂直活跃度差距拉大；开灯期间蛋鸡垂直活跃度与水平活跃度的差值较大。蛋鸡在夜间躺卧行为在躺、站和坐行为中的百分比约为 90%，而在 2 个喂食阶段，其躺卧行为最少，在 13:00 躺卧行为达到了开灯期间的极大值。

参　考　文　献

1　BROWN-BRANDL T M, ROHRER G A, EIGENBERG R A. Analysis of feeding behavior of group housed growing-finishing pigs [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 96:246 – 252.

2　MARIAN S D, RUSSELL C, STEPHEN J R. Optical flow, flock behaviour and chicken welfare [J]. Animal Behaviour, 2012, 84(1):219 – 223.

3　LEROY T, VRANKEN E, VAN B A, et al. A computer vision method for on-line behavioral quantification of individually caged poultry[J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49(3):795 – 802.

4 AHMAD P, ANETTE W, CLAUDIA B A. Automatic monitoring of turkeys: a vision-based approach to detect and analyse the behaviour of turkeys in transport cages based on ellipse fitting [C]//7th World Congress on Computers in Agriculture Conference Proceedings, 2009: 38 – 44.

5 EFSA. Scientific opinion on the use of animal-based measures to assess welfare of broilers [J]. EFSA Journal, 2012, 10(7): 2774.

6 KIAN F, TRACEY A J, CHRISTL A D, et al. Forced to crowd or choosing to cluster? Spatial distribution indicates social attraction in broiler chickens [J]. Animal Behaviour, 2006, 72(6):1291 – 1300.

7 MOHAMMADAMIN K, ARNO P, CLAUDIA B, et al. Development of an early warning system for a broiler house using computer vision [J]. Biosystems Engineering, 2013, 116(1):36 – 45.

8 AYDIN A, CANGAR O, EREN OZCAN S, et al. Application of a fully automatic analysis tool to assess the activity of broiler chickens with different gait scores [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 73(2):194 – 199.

9 HELLE H K, CÉCILE C. Automatic detection of deviations in activity levels in groups of broiler chickens—A pilot study [J]. Biosystems Engineering, 2011, 109(4):369 – 376.

10 NAKARMI A D, TANG L, XIN H. Automated tracking and behavior quantification of laying hens using 3D computer vision and radio frequency identification technologies [J]. Transactions of the ASABE, 2014,57(5):1455 – 1472.

11 SIMONA M C P, CLAUDIA A, UMBERTO A, et al. A computer vision-based system for the automatic detection of lying behaviour of dairy cows in free-stall barns [J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2):184 – 194.

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, 104:57 – 62.

13 李卓,杜晓东,毛涛涛,等. 基于深度图像的猪体尺检测系统[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3):311 – 317. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160344&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.044.
LI Zhuo, DU Xiaodong, MAO Taotao, et al. Pig dimension detection system based on depth image [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 311 – 317. (in Chinese)

14 LAO F, BROWN-BRANDL T, STINN J P, et al. Automatic recognition of lactating sow behaviors through depth image processing [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 125:56 – 62.