

基于视频追踪的猪只运动快速检测方法

肖德琴¹ 冯爱晶¹ 杨秋妹¹ 刘 俭¹ 张 哲²

(1. 华南农业大学计算机科学与工程系, 广州 510642; 2. 华南农业大学动物科学学院, 广州 510642)

摘要: 自然条件下猪只日常运动时间、距离、速度等构成的运动数据,可作为猪只健康与舒适度状况分析的重要依据。为快速准确地捕获及检测猪场猪只的各种运动信息,探讨了基于视频追踪的猪只运动信息检测方法,该方法在基于颜色特征与轮廓特征相结合的多猪只目标分割基础上,通过基于最小化代价函数的椭圆拟合和最短距离匹配的目标跟踪,设计了运动位移、运动速度、运动加速度和运动角速度4个运动信息的检测算法。进一步探索了基于运动信息检测猪只日常活跃状态、活动规律及行为识别方面的初步应用。试验结果表明,该算法能够识别多种颜色的纯色猪只;分割粘连猪只成功率达92.6%;通过连续4 d在广州市力智猪场种猪室实时视频测试表明,猪只日常活跃状态、活动规律和行为类别等信息均可通过猪只运动信息表现出来。所提方案可快速、有效检测猪只运动信息,为猪只行为分析、健康与舒适度评估提供了依据。

关键词: 猪; 视频追踪; 运动检测; 行为分类

中图分类号: S475 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)10-0351-07

Fast Motion Detection for Pigs Based on Video Tracking

Xiao Deqin¹ Feng Aijing¹ Yang Qiumei¹ Liu Jian¹ Zhang Zhe²

(1. Department of Computer Science and Technology, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. College of Animal Science, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Pigs' motion data, such as daily motion duration, distance, speed, etc., are important bases for analysis of pigs' health and performance. Manual monitoring is real-timely difficult, low accuracy, time-consuming and also easy missing for human fatigue. It can not meet the requirement of large-scale farming. Comparing with RFID (radio frequency identification technology) and sensor technology, video technology for development of animal husbandry had a profound influence without physical contact with animals. It was low cost with simple hardware deployment, which can monitor and manage large-scale farms. A scheme for pigs' motion detection was designed based on video tracking for capturing and detecting a variety of motion information of farm pigs quickly and accurately. Firstly, color channel was selected adaptively to identify field pigs. A target segment method was provided based on characteristics of color and contour. Then each pig was fitted by an ellipse based on minimizing the cost function and tracks of pigs based on the shortest distance matching algorithm. Extraction algorithm for four motion parameters was proposed, which were displacement, velocity, acceleration and angular velocity. Finally, experiments related pigs' motion detection, such as pigs' daily activity, daily activity patterns and pigs daily behavior recognition, were carried out. Experimental results showed that the proposed channel selection method could identify a variety of solid colors pigs; the success rate of adhered pigs' segmentation was 92.6%. The real-time video in Guangzhou Lizhi male pig farms was tested from November 21, 2015 to November 24, 2015 from 09:00 to 17:00. It showed that the characteristics of

收稿日期: 2016-05-13 修回日期: 2016-07-30

基金项目: 广东省科技计划项目(2015A020209149、2015A020224042)和 NSFC-广东联合基金(第二期)超级计算科学应用研究专项

作者简介: 肖德琴(1970—),女,教授,博士生导师,主要从事物联网、计算机视觉、农业图像处理研究,E-mail: deqinx@scau.edu.cn

pigs daily activity, daily activity patterns and pigs daily behavior recognition could be manifested by the motion information. Therefore, this scheme was effective for pigs' motion detection dynamically, and it provided a basic support for pigs' health, behavior analysis and performance analysis.

Key words: pigs; video tracking; motion checking; behavior classification

引言

自然条件下猪只日常运动信息是猪只健康与舒适度状况分析的重要依据^[1-2]。过去,由于条件所限对猪只运动数据的采集具有一定的困难^[3]。随着高清视频网络监控技术和图像处理分析技术的快速发展,利用机器视觉代替人眼对猪只运动数据进行采集与分析成为了可能,从而为利用运动数据研究种猪生产性能提供了新的技术手段^[4]。对实时监控视频中的猪只进行跟踪并提取出反映猪只行为的运动信息,能够为识别各种采食、排泄、站立、趴窝、慢走和跑动等行为的研究提供基础^[5],运动信息参量的异常通常也能反映出猪只健康状况变化^[6]。

过去,学者们开展了很多有关的尝试。ZHU 等^[7]利用猪的跛行步态与正常步行步态的角度变化数据检测猪的跛行步态异常;OCZAK 等^[8]分析了猪只攻击行为的各阶段时间参量,预测最终会导致相互撕咬的行为,以防止猪只之间的攻击行为;VIAZZI 等^[9]通过平均强度和占领指数 2 个运动信息,研究了猪只攻击性行为的连续自动检测方法;SHAO 等^[10]利用对象紧凑性、背景前景的切换频率、斑点的占地面积比和矩不变量等 4 个参量来评估猪的热适应情况。这些工作大都是针对具体问题而提出单一参量的分析,而实用、系统的运动信息快速提取是分析猪只行为的基础,目前尚未见系统地进行猪只运动检测及其应用研究的公开报道。

课题组前期开发了基于物联网的猪场远程视频监控系 统,本文在该监控系统数据采集平台基础上,对自然环境下采集的猪只活动视频进行目标识别、去噪、去粘连与跟踪处理,设计实现一套基于视频追踪的猪只运动信息快速检测方法,并探索基于运动信息的猪只日常活跃状态检测、活动规律表征和常见行为识别等方面的应用。

1 材料与方法

1.1 猪只现场视频采集

课题组前期开发的基于物联网的猪场远程监控系统,结合猪场地形地貌在 15 个关键环节猪舍进行部署;并在当地部署 NVR(网络硬盘录像机)服务器用于本地监控节点的管理与视频保存,实现了通过

网络能访问猪场各通道实时视频。本研究在现有的猪场远程监控系统基础上,在广州市力智农业有限公司种猪室新部署了海康 DS-2CD2355(D)-I 的 400 万像素半球形网络摄像机,摄像机置于猪舍正顶部,距离地面高度约 5 m,猪栏尺寸 4 m×5 m,栏内 2 只大白、长白种猪身长约 2 m,试验场景如图 1 所示。摄像机以 25 帧/s 的帧率拍摄的实时视频通过网线传输到 NVR 中保存,监测画面场景如图 2 所示。



图 1 摄像机部署和 NVR 工作场景
Fig. 1 Arrangement of camera and NVR working
1. 摄像头 2. 监视器 3. NVR

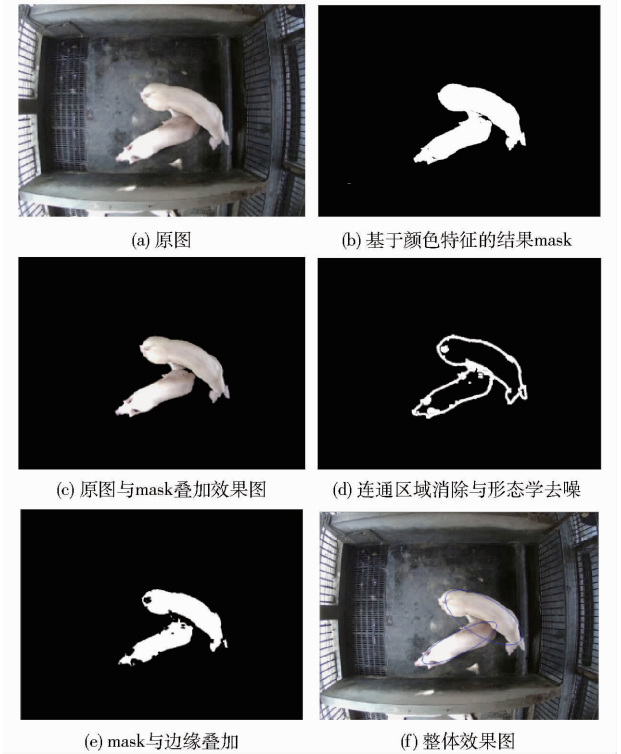


图 2 粘连猪只分割处理
Fig. 2 Processing for touched pigs

在获取猪场视频后,首先读入视频,提取视频的每一帧,对其进行基于颜色特征和轮廓特征结合的目标识别,噪声去除,再对此帧进行猪只运动参量提取,此帧检测完毕再读入视频下一帧,如此循环。

1.2 基于动态选择颜色通道的目标识别

由于猪只经常长时间躺着,常规基于人体运动分析的方法难以奏效。同时,猪只活动的随意性决定了其形状的不规则性,固定的模板匹配法也会失效。变形的模板匹配法和基于主动轮廓的方法计算分析复杂,运算速度慢,无法满足实时性要求。而颜色特征具有对目标形状变化不敏感和计算量小等优点,本文选用简单快速的基于颜色特征的猪只识别策略。

常用的颜色通道有 RGB、YUV、YCbCr 和 HSV。周勇钧等^[11]选用 HSV 色彩空间中 H 分量识别猪只;YU 等^[12]选用 YCbCr 色彩空间中 Cr 分量识别猪只。但是,本文试验前期通过对多个猪场多个养猪室的视频进行观察,认为根据先验知识人工选择固定的颜色通道并不能很好地适应不同时刻不同场地的环境、光照、拍摄视角等变化,为使每个时刻环境变换中的猪只目标聚类效果达到最好,本文借鉴文献[13-14]的类间方差最大和类内方差最小的阈值选择策略,设计了动态选择颜色通道的方法。类间方差最大计算原理为

$$\max \eta(T) = \frac{\sigma_B^2}{\sigma^2} \quad (1)$$

式中 σ^2 ——总体方差,是类内方差和类间方差的总和

σ_B^2 ——类间方差

假设算法预设了 n 个颜色通道,则动态选择颜色通道应该选取一幅图像中所有通道下使得 δ 值最大的 c 通道,即

$$\max \delta(c) = \frac{\eta_c(T)}{\sum_{c=1}^n \eta_c(T)} \quad (2)$$

在实际应用中,为了加快运算效率以达到实时性要求,本设计加入以下 3 条规则:

(1)规则 1:假设人工给定精度为 ε ,根据上一帧计算得到的颜色通道 c 的 η 值,如果 $\eta > \varepsilon$,则直接选择此颜色通道 c 。

(2)规则 2:算法初始化时,用人工根据经验对 n 个候选颜色通道排序,当规则 1 不满足时,依次序计算当前帧每个颜色通道的 η ,如果某一颜色通道 c' 的 $\eta > \varepsilon$,则选择此颜色通道 c' 。

(3)规则 3:在规则 2 不满足的情况下,算法取最大 δ 值的颜色通道 c'' 。

1.3 噪声消除

动态选择颜色通道再聚类后,本文借鉴 KASHIHUA 等^[15-16]的思想,在预处理时用手工将猪栏食槽、水槽以及猪栏门等固定区域的环境噪声排除,然后利用连通区域的消除、形态学腐蚀与膨胀等方法将环境中相对于猪只个体来说面积小得多的错误目标去除。

1.4 粘连与遮挡分割处理

猪只属于群养动物,在长时间的连续监控中经常出现多只猪只粘连与遮挡的情况,容易造成猪只个体跟踪错乱、猪只个体目标丢失等问题,当前猪只跟踪研究中还没有很好解决这一常见难题。本文提出基于颜色特征与猪只轮廓特征结合的方法解决猪只粘连与遮挡问题。具体算法包括以下 3 个关键步骤:

(1)将基于颜色特征分割结果作为一个 mask 和原图叠加,既去除了环境干扰又保留了原图猪只的细节,效果如图 2c 所示。

(2)进行 5×5 的高斯模糊和 prewitt 边缘检测提取猪只的轮廓信息,同时为强调边缘信息将边缘图像作了膨胀处理,效果如图 2d 所示。

(3)将基于颜色特征的 mask 叠加边缘信息,即可将有轻度粘连与遮挡的猪只分割开来。

1.5 基于最小化代价函数的椭圆拟合

猪只目标识别后可得到分离的猪只个体块(图 2e)。考虑到猪的体型特征与椭圆形类似,椭圆不会受猪只的体重或猪只的非刚体变换而有较大的影响^[17],假设每个猪只目标表示为

$$p_i^t = f(C_x, C_y, \theta, \alpha, \beta)$$

p_i^t 中的 5 个参数分别表示猪只个体的横坐标、纵坐标、角度、长轴和短轴。

将猪只块的边缘点看作 2D 的点集合 $\{X_i\}_{i=1}^n$, 这里 $X_i = (x_i, y_i)$ 。椭圆曲线的 5 个参数记为向量 a , 所拟合的曲线为 $f(a)$ 。距离矩阵 $M(f(a), X_i)$ 表示点集到曲线 $f(a)$ 的距离。则代价方程为

$$\varepsilon^2(a) = \sum_{i=1}^n M(f(a), X_i)$$

本文以代数距离的平方最小化代价函数^[17],即

$$\varepsilon^2(a) = \sum_{i=1}^n M^2(f(a), X_i) \quad (3)$$

为进一步排除如图 2e 所示的最右猪只耳朵等被分割成小块的噪声影响,可对拟合的椭圆计算椭圆面积,椭圆面积属于猪只面积阈值范围才判定是猪只目标。

1.6 基于最短距离匹配法的猪只跟踪

摄像机拍摄帧率为 25 帧/s, 试验分析发现, 2 帧间的猪只位置变化均小于 1/8 身长(或 1/2 身

宽)。用本判别准则,每只猪均可在下一帧中找到唯一最小欧氏距离的猪只与它匹配,由此即可确定每帧相对于上一帧的运动参量。算法主要步骤如图3所示。

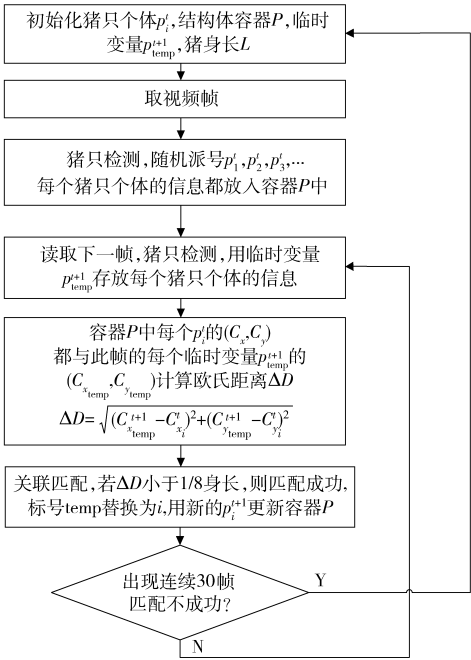


图3 跟踪算法流程图

Fig.3 Flowchart of tracking algorithm

图3算法中选取重新初始化目的是增强算法的健壮性。若少于30帧的检测出错,本算法无须重新初始化依然可以正常跟踪。选择30帧是根据猪只常规运行速度,在1.2 s(30帧)之内猪只运动若不超过1/8身长(或1/2身宽),算法仍然能够找回目标而不与旁边位置的猪只混淆。若选择小于30帧重新初始化,则系统可能会因为数帧的偶然检测出错就过早重新初始化,降低了系统的容错率。

由图4所示的猪只运动历史图进行统计分析也可得到,重新初始化阈值的上限是30帧,只有连续大于30帧检测出错,丢失跟踪目标的可能性急剧上升,此时需要算法重新初始化跟踪。

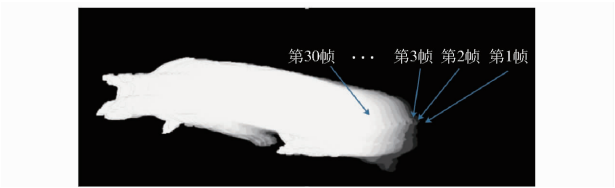


图4 运动历史图(MHI)

Fig.4 Motion history image of pigs

图5展示了本算法对某视频每隔40帧的跟踪效果。

1.7 猪只运动信息快速检测

在跟踪猪只基础上,根据猪只 p_i' 计算提取每只猪的运动位移 s 、速度 v 、加速度 a 和角速度 ω 等4

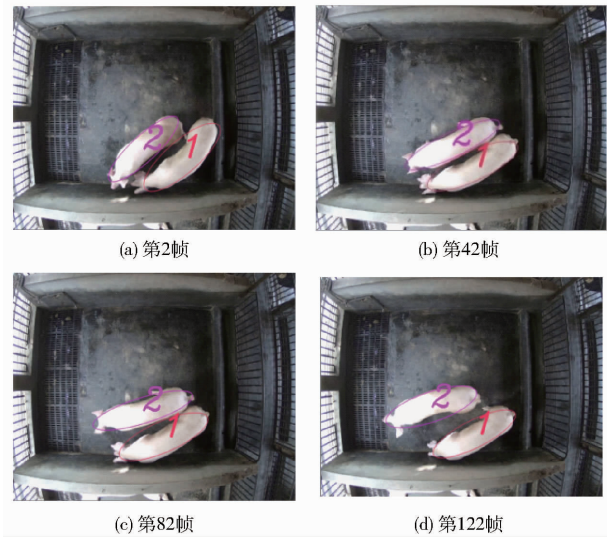


图5 跟踪结果

Fig.5 Tracking results

个运动参量信息 V ,用四元组 $V = [s \quad v \quad a \quad \omega]$ 表示。4个运动参量具体计算方法如下:

(1)运动位移 s :从 t 时刻 (C_x^t, C_y^t) 到 $t + 1$ 时刻 (C_x^{t+1}, C_y^{t+1}) 猪只位移计算公式为

$$s = \sqrt{(C_x^{t+1} - C_x^t)^2 + (C_y^{t+1} - C_y^t)^2}$$
 (4)

本试验摄像机帧率为25帧/s, t 与 $t + 1$ 的时间差 Δt 非常小,位移可约等于路程。

(2)速度 v :从 t 时刻到 $t + 1$ 时刻猪只运动速度 v 可表示为

$$v = \frac{s}{\Delta t}$$
 (5)

(3)加速度 a :从 t 时刻到 $t + 1$ 时刻猪只运动加速度 a 计算公式为

$$a = \frac{|v_i^{t+1} - v_i^t|}{\Delta t}$$
 (6)

式中 v_i^{t+1} —— $t + 1$ 时刻的速度
 v_i^t —— t 时刻的速度

(4)角速度 ω :从 t 时刻到 $t + 1$ 时刻的状态的角速度 ω 可以表示为

$$\omega = \frac{|\theta_i^{t+1} - \theta_i^t|}{\Delta t}$$
 (7)

式中 θ_i^{t+1} —— $t + 1$ 时刻的角度
 θ_i^t —— t 时刻的角度

2 试验

在实现上述算法基础上,设计了一个检测与应用猪只运动信息的试验原型系统,并开展了对各色猪只识别适应性和猪只粘连分割正确识别率分析试验,以及基于运动信息检测猪只日常活跃状态、活动规律和行为类别的应用试验。

2.1 基于动态选择颜色通道的目标识别试验

试验分别对大白种猪、长白种猪、保育期幼猪、黑色杜洛克猪、花色香猪几种不同品种的猪只进行了目标识别测试,效果如图 6 所示。



图 6 各品种猪只的识别效果图

由试验结果可知,本文基于动态选择颜色通道的目标识别能够识别皮肤色和黑色等不同颜色的纯色猪,但是对于花色香猪识别效果并不好,原因是 2 种以上颜色的猪会干扰颜色通道的自适应选择。本文下阶段考虑应用双目或三维摄像头获取深度信息以识别多色猪只。

2.2 粘连分割正确识别率分析

试验分别测试了广州市力智猪场两猪只和广东阳东宝骏猪场多猪只两段视频的分割效果,效果如图 7 所示。只有椭圆拟合完全正确圈住猪只且没有错误圈住其他非猪只物体的帧才算是正确分割的帧,圈住的猪只不完整、错误圈住其他非猪只物体或者一个椭圆同时圈住多头猪只等都算是错误识别的帧。对于轻度粘连和遮挡的情况本文分割算法均能正确识别出猪只。图 7d 展示了本算法分割失败的情形,边缘轮廓信息不能分割重度遮挡猪只。

为考察本算法识别正确性,系统试验了 2015 年

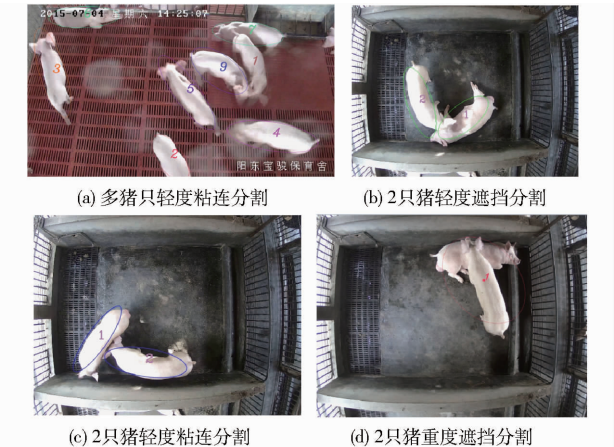


图 7 粘连成功分割效果图

Fig. 7 Successful segmentation renderings of adhesion

11 月 15 日—2015 年 11 月 16 日于广州市力智猪场捕获的 4 段约 9 万帧图像数据:①2015 年 11 月 15 日 13:00 起试验了 3 min,约 3 000 帧图像。②2015 年 11 月 16 日 16:00 起试验了 3 min,约 3 000 帧图像。③2015 年 11 月 16 日 15:00 起试验了 20 min,约 28 000 帧图像。④2015 年 11 月 16 日 16:10 起试验了 40 min,约 53 000 帧图像。其中,试验①中 2 只猪只存在严重遮挡;试验②和试验③猪只活动只出现轻度粘连情况;试验④的 40 min 刚好是猪舍喂食时间,猪只因争抢食物粘连在一起。

应用本文分割算法,针对上述有代表性的 4 个数据集分割测试结果如表 1 所示,平均正确识别率 92.6%。本文猪场猪只圈养、栏内数量固定,且摄像机置于顶端俯视拍摄,所以严重遮挡的情况出现几率非常小,在实际监测分割中正确识别率会进一步提高,可达到实际应用的要求。

表 1 分割算法试验结果			
Tab. 1 Results of test segment algorithm			
试验帧数	正确识别帧数	错误识别帧数	正确识别率/%
3 013 (试验①)	2 167	846	71.9
3 001 (试验②)	3 001	0	100
27 901 (试验③)	27 901	0	100
52 570 (试验④)	47 051	4 450	80.2
86 485 (总数)	80 120	5 296	92.6

2.3 基于猪只运动信息的检测应用试验

从生活实践可知,基于猪只运动位移累加量等运动信息可以很方便地对猪只活跃状态、活动规律及行为类别等特征进行量化描述,从而为猪只生产性能、健康与舒适度评估提供数据支持。本文探索了基于猪只运动信息检测猪只活跃状态、活动规律和行为分类 3 方面的应用方案。

(1) 猪只活跃状态检测

本试验分别在前面分割试验①~④中抽取了

18 个小片段(每段时长约 20 s)进行运动位移累加量提取测试,这些小片段分为如图 8 所示的 3 组。

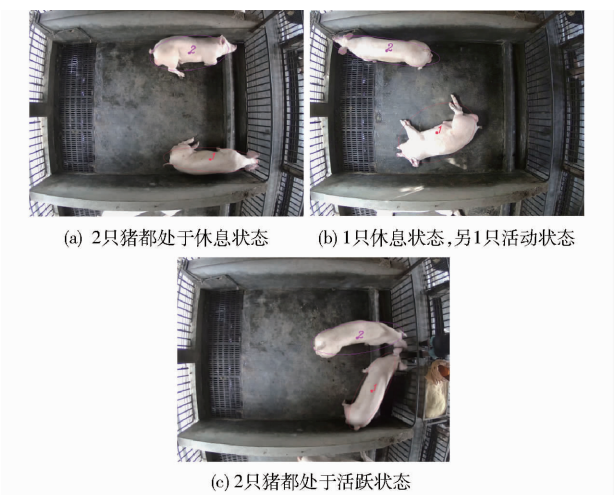


图 8 不同状态猪只的视频片段
Fig. 8 Pigs' video of different states

图 9 展示了 2 只猪在不同活动状态下各时刻运动位移的累加量统计。由图 9 可看出一段时间内运动猪只位移量明显高于休息猪只;a 组处于休息状态猪只的运动位移累加量数值都接近于零;c 组处于活跃状态猪只的运动位移累加量数值都比较高;b 组 1 只猪只处于休息状态,另 1 只处于活跃状态的视频片段中,活跃状态猪只的运动位移累加量数值明显比另 1 只休息状态下猪只数值高很多。

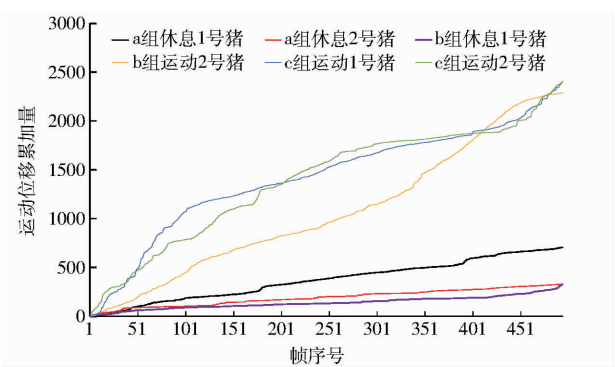


图 9 3 组猪只运动位移累加量统计图
Fig. 9 Statistical chart of drifts accumulation for three groups of pigs

试验表明,利用本文算法可以快速提取猪只各时段的运动位移累加量,通过量化的运动位移累加量可以检测猪只是否处于活跃、休息等状态。

(2) 猪只日常活动规律表征

采集 2015 年 11 月 21 日—2015 年 11 月 24 日 09:00—17:00 广州市力智猪场种猪室实时视频进行试验,每隔 30 min 进行一次运动位移累加,2 只猪每天运动位移累加量统计结果如图 10 所示。

由图 10 可以看出,每天猪只位移累加量在 10:30—11:30、12:00—12:30 和 15:00—16:30 这几

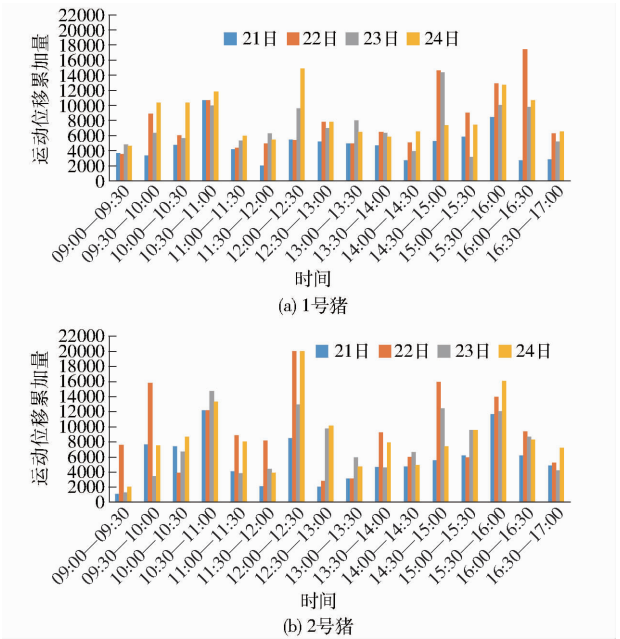


图 10 2015 年 11 月 21—24 日猪只运动位移累加量统计
Fig. 10 Statistical chart of drifts accumulation of four days

个时间段明显高于其他时段,展示出猪只在这些时段比较活跃;由图 10a、10b 对比看出 2 号猪的运动累加量大于 1 号猪的运动累加量,显示出 2 号猪比 1 号猪日常更加活跃。这些试验数据与人工视频观察这 4 d 2 只猪的活动状况是吻合的:猪只 11:00—12:00 活跃程度剧增,饮水、排便等行为多发生在这个时段,16:00 左右猪只喂食,饮水、排便等行为也多发生在这个时段,活跃程度剧增。

试验结果表明,利用本文的基于视频的猪只运动检测算法能够在总体趋势上有效反映猪只日常活动规律。

(3) 猪只行为识别试验

试验对 2015 年 11 月 21 日—2015 年 11 月 24 日 09:00—17:00 这 4 d 的广州市力智猪场种猪室实时视频进行了剪辑与手工分类,睡觉、静止(包括趴、坐、卧)、行走视频数据集数量分别有 44 段、19 段和 25 段视频。对这些样本进行猪只运动检测,得到对应的运动信息数组(包括运动位移 s 、速度 v 、加速度 a 和角速度 ω)。静止数据集每段视频约 60 s,共提取出约 19 608 个运动信息数组;行走数据集每段视频约 20 s,共提取出约 9 760 个运动信息数组;睡觉数据集每段视频约 50 s,共提取出约 26 398 个运动信息数组。

从每个数据集中随机选出 3 段视频作为测试集,其余作为训练样本集,采用支持向量机进行训练,训练模型建立好之后用测试集测试行为分类的正确率。如此循环 8 轮,结果如表 2 所示。

由表 2 分析可得,行走行为的识别率相对较高,

表 2 行为识别正确率

Tab.2 Behavior recognition rate %

样本集	睡觉	静止	行走
轮次 1 睡觉	94.64	5.36	0
轮次 1 静止	28.28	71.72	0
轮次 1 行走	6.49	3.90	89.61
轮次 2 睡觉	100	0	0
轮次 2 静止	11.76	88.24	0
轮次 2 行走	20.00	0	80.00
轮次 3 睡觉	39.58	60.47	0
轮次 3 静止	40.00	61.18	0
轮次 3 行走	4.17	2.08	93.75
轮次 4 睡觉	71.43	28.57	0
轮次 4 静止	35.14	67.57	0
轮次 4 行走	7.79	3.90	88.31
轮次 5 睡觉	100	0	0
轮次 5 静止	12.82	87.18	0
轮次 5 行走	9.09	0	90.91
轮次 6 睡觉	46.15	46.15	7.69
轮次 6 静止	33.09	67.28	0
轮次 6 行走	7.69	0	92.31
轮次 7 睡觉	73.74	26.26	0
轮次 7 静止	36.97	63.51	0
轮次 7 行走	17.24	0	82.76
轮次 8 睡觉	81.08	18.92	0
轮次 8 静止	13.89	88.89	0
轮次 8 行走	2.22	0	97.78
平均识别率	66.90	74.45	89.43

平均识别率达 89.43%；睡觉和静止容易相互误判，这 2 种行为运动信息特征较为接近，容易混淆，睡觉和静止的平均正确识别率分别是 66.90% 和 74.45%。如果将猪只行为仅分为动与不动（包括睡觉和静止）2 大类，本文算法精度将大大提高。另外，尽管本文并未超过文献[18]用三轴传感器捕获的运动信息进行行为分类的精度，但是让动物佩戴传感器会影响动物生长引起应激行为，本文首次利用视频追踪则对动物生长毫无干扰且适合长时间监测应用，更具应用价值。下阶段工作拟加入双目或三维摄像头获取深度信息以增加行为识别准确率。

3 结束语

研究了基于视频追踪的猪只运动信息快速检测方法及活跃状态、活动规律和行为识别的应用探索。试验结果表明，本文基于颜色与猪只轮廓特征相结合的目标识别算法对大部分猪只运动场景与轻度粘连情况都有较好的处理效果，实现了对猪只运动信息的有效提取，并展示了本文猪只运动信息检测方案在猪只日常活跃状态判定、活动规律检测及行为识别等方面的广阔前景。本方案中目标识别的正确率决定了运动信息提取的准确率，而在严重粘连和遮挡时仍有局限性。

参 考 文 献

1 GUO Y, CORKE P, POULTON G, et al. Animal behaviour understanding using wireless sensor net-works[C] //Proceedings of the 31st IEEE Conference on Local Computer Networks, 2006: 607 – 614.

2 尹令,刘财兴,洪添胜,等. 基于无线传感器网络的奶牛行为特征监测系统设计[J]. 农业工程学报,2010,26(3):203 – 208,388.

YIN Ling, LIU Caixing, HONG Tiansheng, et al. Design of system for monitoring dairy cattle’s behavioral features based on wireless sensor networks[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(3): 203 – 208,388. (in Chinese)

3 李瑞峰,王亮亮,王珂. 人体动作行为识别研究综述[J]. 模式识别与人工智能,2014,27(1):35 – 48.

LI Ruifeng, WANG Liangliang, WANG Ke. A survey of human body action recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2014,27(1):35 – 48. (in Chinese)

4 何清,李宁,罗文娟,等. 大数据下的机器学习算法综述[J]. 模式识别与人工智能,2014,27(4):327 – 336.

HE Qing, LI Ning, LUO Wenjuan, et al. A survey of machine learning algorithms for big data[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2014,27(4):327 – 336. (in Chinese)

5 杨威,俞守华. 视频监控技术在生猪规模化养殖中的应用[J]. 现代农业装备,2014(4):37 – 41.

6 赵凯旋,何东健,王恩泽. 基于视频分析的奶牛呼吸频率与异常检测[J]. 农业机械学报,2014,45(10):258 – 263.

ZHAO Kaixuan, HE Dongjian, WANG Enze. Detection of breathing rate and abnormality of dairy cattle based on video analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(10):258 – 263. (in Chinese)

7 ZHU Weixing, ZHOU Jinjin, WU Yan. Gait abnormality detected of pigs based on machine vision [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014,614:432 – 435.

8 OCZAK M, ISMAYILOVA G, VIAZZI S. Analysis of aggressive behaviours of pigs by automatic video recordings [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013,99:209 – 217.

9 VIAZZI S, ISMAYILOVA G, OCZAK M. Image feature extraction for classification of aggressive interactions among pigs [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014,104:57 – 62.

10 SHAO Bin, XIN Hongwei. A real-time computer vision assessment and control of thermal comfort for group-housed pigs [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008,62(1):15 – 21.

- 18(4): 527 – 533.
WANG Pengxin, WAN Zhengming, GONG Jianya, et al. Advances in drought monitoring by using remotely sensed normalized difference vegetation index and land surface temperature products[J]. Advances in Earth Science, 2003, 18(4): 527 – 533. (in Chinese)
- 16 田苗, 王鹏新, 韩萍, 等. 基于 SARIMA 模型和条件植被温度指数的干旱预测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(2): 109 – 116.
TIAN Miao, WANG Pengxin, HAN Ping, et al. Drought forecasts based on SARIMA models and vegetation temperature condition index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(2): 109 – 116. (in Chinese)
- 17 李艳, 王鹏新, 刘峻明, 等. 基于条件植被温度指数的冬小麦主要生育期干旱监测效果评价——Ⅱ. 改进层次分析法和变异系数法组合赋权[J]. 干旱地区农业研究, 2014, 32(1): 236 – 239, 262.
LI Yan, WANG Pengxin, LIU Junming, et al. Application of temperature condition index to evaluate the drought monitoring effect in main growing period of winter wheat: Ⅱ. Improved analytic hierarchy process and variation coefficient method[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2014, 32(1): 236 – 239, 262. (in Chinese)
- 18 王鹏新, 冯明悦, 孙辉涛, 等. 基于主成分分析和 Copula 函数的干旱影响评估研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 334 – 340.
WANG Pengxin, FENG Mingyue, SUN Huitao, et al. Drought impact assessment based on principle component analysis and Copula function[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 334 – 340. (in Chinese)
- 19 孙威, 王鹏新, 韩丽娟, 等. 条件植被温度指数干旱监测方法的完善[J]. 农业工程学报, 2006, 22(2): 22 – 26.
SUN Wei, WANG Pengxin, HAN Lijuan, et al. Further improvement of the approach to monitoring drought using vegetation and temperature condition indexes from multi-years' remotely sensed data[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(2): 22 – 26. (in Chinese)
- 20 SCHOLKOPF B, SMOLA A, MULLER K. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem [J]. Neural Computation, 1998, 10(5): 1299 – 1319.
- 21 殷勇, 薛俊莉, 于慧春, 等. 基于 KFDA 的食醋电子鼻鉴别方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9): 236 – 240.
YIN Yong, XUE Junli, YU Huichun, et al. Identification method of electronic nose based on KFDA for different vinegar samples [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 236 – 240. (in Chinese)
- 22 ROMERO A, GATTA C, CAMPS V G. Unsupervised deep feature extraction for remote sensing image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(3): 1349 – 1362.
- 23 GOUBANOVA K, LI L. Extremes in temperature and precipitation around the Mediterranean basin in an ensemble of future climate scenario simulations[J]. Global and Planetary Change, 2007, 57(1 – 2): 27 – 42.

(上接第 357 页)

- 11 周勇钧, 俞守华, 区晶莹. 多特征 Camshift 和 Kalman 滤波结合的猪只智能跟踪[J]. 广东农业科学, 2013(9): 174 – 177, 188.
ZHOU Yongjun, YU Shouhua, OU Jingying. Pig intelligent tracking based on multi-feature Camshift algorithm combined with Kalman filter[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2013(9): 174 – 177, 188. (in Chinese)
- 12 YU Shouhua, CHEN Zicheng, OU Jingying. Tracking algorithm based on multi-feature detection and target association of pigs on large-scale pig farms[J]. Journal of Information & Computational Science, 2015, 12(10): 3837 – 3844.
- 13 周丽萍, 陈志, 陈达, 等. 基于改进 Otsu 的生猪耳根特征区域检测方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(4): 1 – 7.
ZHOU Liping, CHEN Zhi, CHEN Da, et al. Pig ear root detection based on adapted Otsu[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(4): 1 – 7. (in Chinese)
- 14 OHTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1979, 9(1): 62 – 66.
- 15 KASHIHUA M, BAHR C, OTT S. Automatic monitoring of pig locomotion using image analysis[J]. Livestock Science, 2014, 159: 141 – 148.
- 16 段玉瑶, 马丽, 刘刚. 猪舍场景下的生猪目标跟踪和行为检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊): 187 – 193.
DUAN Yuyao, MA Li, LIU Gang. Target tracking and behavior detection method in piggery scenarios [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 187 – 193. (in Chinese)
- 17 FITZGIBBON A W, FISHER R B. A buyer's guide to conic fitting[C] // Proceedings of the 6th British Conference on Machine Vision, 1995, 2: 513 – 522.
- 18 刘龙申, 沈明霞, 姚文, 等. 基于加速度传感器的母猪产前行为特征采集与分析[J]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 192 – 196, 191.
LIU Shenlong, SHEN Mingxia, YAO Wen, et al. Acquisition and analysis of sows' behavior before farrowing based on acceleration sensor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 192 – 196, 191. (in Chinese)