

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.031

猪舍场景下的生猪目标跟踪和行为检测方法研究^{*}

段玉瑶^{1,2} 马丽^{1,3} 刘刚^{1,2}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 农业部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083; 3. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001)

摘要: 针对猪舍内光照情况复杂、目标与背景颜色较为接近、相机视角与参数不佳等环境与硬件条件的不足,导致生猪跟踪过程中精度低、稳定性差的问题,充分结合实际场景,提出了一种优化特征提取的压缩感知跟踪算法。优化跟踪窗口为椭圆形,以接近生猪体态;并结合灰度和纹理特征,优化传统压缩感知算法特征提取过程;划分猪舍区域,依据生猪所处位置来判断其当前行为。随机选取猪舍内不同场景、不同光照强度、不同生猪品种的多段视频进行实验,实验结果表明:中心点均方根误差均值为 25.44,分别是传统压缩感知算法、模板更新跟踪算法和 Camshift 跟踪算法的 60.32%、33.33%、32.57%;中心点均方根误差方差为 70.26,分别是传统压缩感知算法、模板更新跟踪算法和 Camshift 跟踪算法的 7.13%、47.62%、17.16%;跟踪速度达到 19.3 帧/s。

关键词: 猪舍场景 目标跟踪 行为检测 压缩感知

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)S0-0187-07

Target Tracking and Behavior Detection Method in Piggery Scenarios

Duan Yuyao^{1,2} Ma Li^{1,3} Liu Gang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture, Beijing 100083, China

3. College of Information Science and Technology, Agricultural University of Hebei, Baoding 071001, China)

Abstract: In order to deal with various background situations, the complex lighting situations and the goals-background-mixing situations in piggery, a new kind of tracking method which is based on traditional compressive tracking algorithm was proposed. Firstly, to reduce the tracking error, we changed the search window to oval which is closer to the pig body. Secondly, to increase the stability of feature extraction and reduce drift, we combined gray feature with texture feature, and improved the random measurement matrix of traditional compressive tracking algorithm. Lastly, the piggery was divided in different areas. Based on the location of the target pigs we can analyze and assess its current behavior. Test results of different video samples and tracking results show that this algorithm improves the accuracy significantly in the piggery scene. The mean value and the variance of central point error in the proposed method were 25.44, those were 60.32%, 33.33%, 32.57% of the mean value of central point error in the CT method, TUT method and Camshift method. The tracking rate and it reaches to 19.3 frame/s.

Key words: Piggery scenarios Target tracking Behavior detection Compressive tracking

引言

在健康养殖过程中,生猪行为检测是重要

的一个环节。传统检测方法一般基于养殖人员经验,不仅消耗大量人力物力,还会产生较大观测误差^[1]。基于计算机视觉技术的生猪目标跟踪及行

收稿日期: 2015-10-28 修回日期: 2015-11-12

^{*}北京市科委计划资助项目(D141100003814003)

作者简介: 段玉瑶,硕士生,主要从事图像处理在动物福利领域应用研究,E-mail: duanauto@qq.com

通讯作者: 刘刚,教授,博士生导师,主要从事电子信息农业应用研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

为检测技术,具有快速、高效、无接触、低成本、自动化程度高等特点,已成为相关领域的研究热点^[1-5]。在猪舍场景下,室内采光、地面水污、相机视角和参数等环境与硬件条件的不足以及生猪的运动行为规律不易总结等问题,使得大多数基于视觉的生猪目标跟踪与行为检测技术研究难以实现较长时间的实时目标跟踪^[6-7]。在生猪背部事先进行颜色或图案标记的生猪目标跟踪及行为检测方法^[8-9],虽然降低了生猪目标跟踪及行为检测的难度,但有悖动物福利原则。

理想的目标跟踪算法要同时考虑实时性和鲁棒性两方面的平衡^[10]。传统的目标跟踪算法包括Camshift、粒子滤波等方法,由于目标本身及其周围环境的改变,常面临诸如目标姿态变化、光照强度变化、目标间互相遮挡等问题,上述方法难以对目标进行长时间精确跟踪。近年来基于在线学习的目标跟踪方法已成为跟踪领域的研究热点,通过建立在线更新分类器实现目标跟踪,以适应目标的内在变化和环境的在外变化^[11-14]。Ross等^[12]提出了一种利用增量学习方式获取低纬度子空间表示的算法,该算法较好地适应了待跟踪目标外观的在线变化;Matthews等^[13]提出了一种基于模板更新(Template update tracking,TUT)的跟踪算法,该算法在减少漂移方面取得了不错的效果;Zhang等^[14]提出了一种基于压缩感知的跟踪算法(Compressive tracking,CT),该方法简单高效地实现了室内环境下人脸的准确跟踪,提高了运算速度,实时性好。但上述算法在目标纹理变化剧烈、背景复杂等情况下容易

造成目标物跟偏,甚至丢跟,因此需要研究更有针对性的目标跟踪算法来实现在猪舍场景中的精确跟踪。

本文基于单目静止不变焦摄像头采集生猪视频样本,并提出一种优化特征提取的CT算法(Optimize feature extraction compressive tracking, OFECT)。采用椭圆形搜索窗口进行跟踪并建立结合灰度及纹理特征的随机测量矩阵 R 实现对采样图像的降维。通过降维特征训练朴素贝叶斯分类器实现目标检测与跟踪。此外,为猪舍划分出了饮食区、饮水区、排泄区3个特定区域,以期当目标生猪进入特定区域内,能立刻检测到并显示出生猪当前所处状态,对生猪行为作出初步分析。

1 压缩感知跟踪

1.1 实验平台

在北京市昌平区西山长丰养殖园搭建了面向生猪养殖的机器视觉远程监控系统。硬件构架由摄像头、服务器、硬盘刻录机、交换机、传感器节点和汇聚节点组成,如图1所示。摄像头选用海康威视DS-2CD4232FDW型IP摄像头,符合GigE Vision图像传输标准,传感器节点分别连接光照传感器、空气温湿度传感器、CO₂浓度传感器、NH₃浓度传感器、H₂S浓度传感器,协同完成对猪舍环境信息的实时感知,分别安装在母猪舍、育肥猪舍和产房中。该系统可实现对多只生猪的远程实时监测,当监控摄像头采集到图像数据后,传输到监控视频服务器,可实现本地存储或者网络远程实时调用。

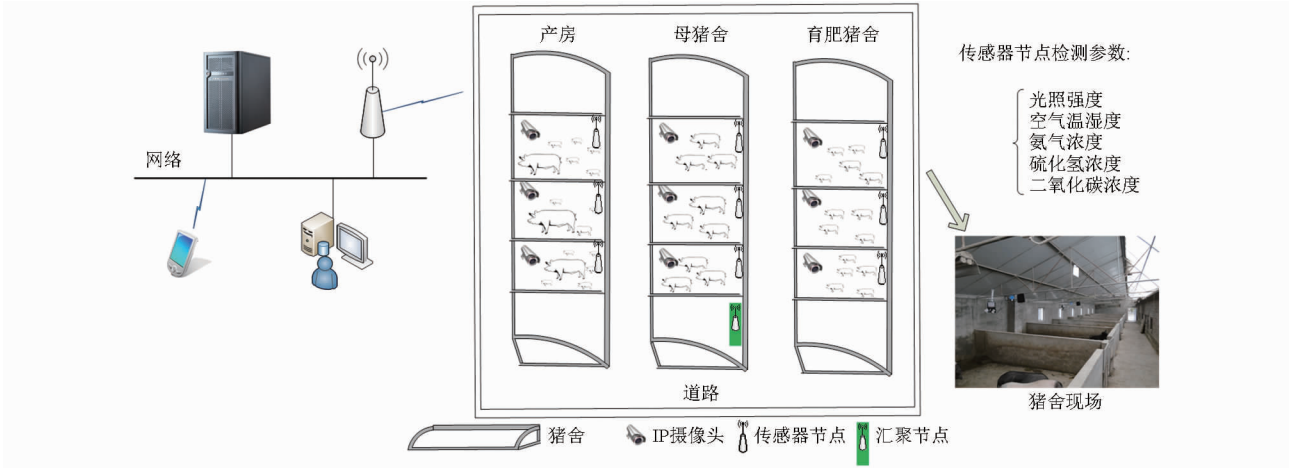


图1 面向生猪养殖的机器视觉远程监控系统

Fig.1 Remote monitoring system of piggery

1.2 压缩感知跟踪

压缩感知理论^[15]提出,如果信号在某一正交空间是可压缩的或者在某个变换域内是稀疏的,就可以用一个与变换基不相关的随机测量矩阵将变化所

得的高维信号投影到一个低维空间上,然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以高概率重构出原信号。根据这一理论,Zhang等提出了CT算法^[14]。

首先建立 $n \times m$ 的随机测量矩阵 $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ($n \ll m$), 将高维图像空间压缩到一个低维空间, 公式为

$$\mathbf{v} = \mathbf{R}\mathbf{x} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 为原始高维图像空间, $\mathbf{v} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为压缩后低维空间。

采用一种非常稀疏的随机测量矩阵 $\mathbf{R}$, 矩阵元素定义为

$$r(i, j) = \begin{cases} \sqrt{s} & \left(\text{概率为 } \frac{1}{2s} \right) \\ 0 & \left(\text{概率为 } 1 - \frac{1}{s} \right) \\ -\sqrt{s} & \left(\text{概率为 } \frac{1}{2s} \right) \end{cases} \quad (2)$$

其中 s 值在 $2 \sim 4$ 中随机选取, 概率平均, 这样测量矩阵 $\mathbf{R}$ 的每一行只需要计算小于 4 个元素的值, 降低了计算复杂度, 也减少了计算所需存储空间。实际特征提取公式为

$$v_i = \sum_{k=1}^{N_R} \frac{p_{i,k} S_{i,k}}{\sqrt{N_R}} \quad (3)$$

其中 $p_{i,k}$ 的值在 1 或 -1 间等概率随意选取; $S_{i,k}$ 为在候选区域随机选取的不同大小的图像块; N_R 为图像块数目, 其值在 $2 \sim 4$ 之间随机选择。并求取这几个图像块的灰度加权和。

实际特征生成过程如图 2 所示, 矩阵 $\mathbf{R}$ 中黑色、灰色和白色小方块分别代表矩阵元素为 -1、1 和 0。

随后遍历上一次目标区域的临近区域, 通过朴

素贝叶斯准则进行相似性判别, 寻找与标准目标特征最相似的候选区域, 进而判断目标位置, 公式为

$$H(v) = \lg \left(\frac{\tilde{O}_{i=1}^m p(v_i | y=1) p(y=1)}{\tilde{O}_{i=1}^m p(v_i | y=0) p(y=0)} \right) = \sum_{i=1}^n \lg \left(\frac{p(v_i | y=1) p(y=1)}{p(v_i | y=0) p(y=0)} \right) \quad (4)$$

其中 $p(v_i | y=1) \sim N(\mu_i^1, \sigma_i^1)$, $p(v_i | y=0) \sim N(\mu_i^0, \sigma_i^0)$, 目标样本的均值和标准差分别为 μ_i 和 σ_i ; 背景样本的均值和标准差分别为 μ_0 和 σ_0 。

选取 $H(v)$ 最大的区域为新一帧目标区域, 并对 μ_i 、 σ_i 和 μ_0 、 σ_0 进行更新。

上述算法不足之处在于, 在目标纹理或光照变化剧烈时容易跟偏, 甚至跟丢。针对这一问题, 本文对上述算法进行改进, 提出了一种优化特征提取的 CT 算法 (OFECT)。

1.3 优化特征提取的压缩感知跟踪与行为检测

1.3.1 优化特征提取的压缩感知跟踪

为提高跟踪精度, OFECT 算法将传统跟踪方法常使用的矩形跟踪窗口改进为更符合生猪体态特征的椭圆形跟踪窗口, 手动选取初始帧跟踪窗口位置, 如图 3 所示。

在目标生猪身体的左上角 (图 3a) 和右下角 (图 3b) 分别手动选取 2 个可反映生猪位置及体态的坐标点 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 。计算出初始帧椭圆形跟踪窗口中心点坐标 (x, y) 及椭圆长短半轴长度 w, h 。

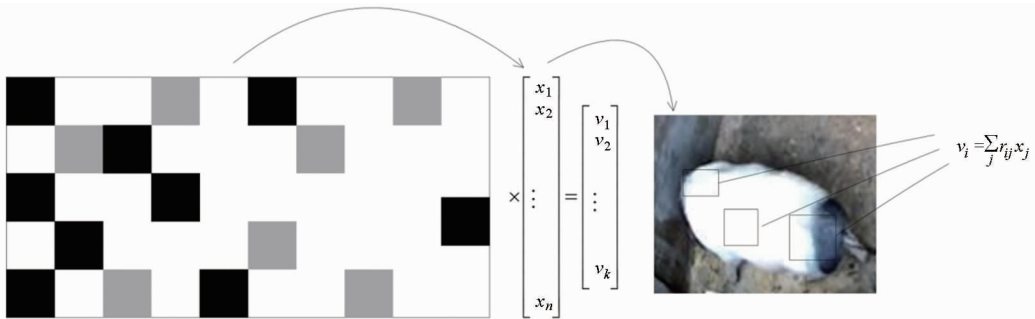


图 2 特征生成过程示意图

Fig. 2 Schematic of features generation

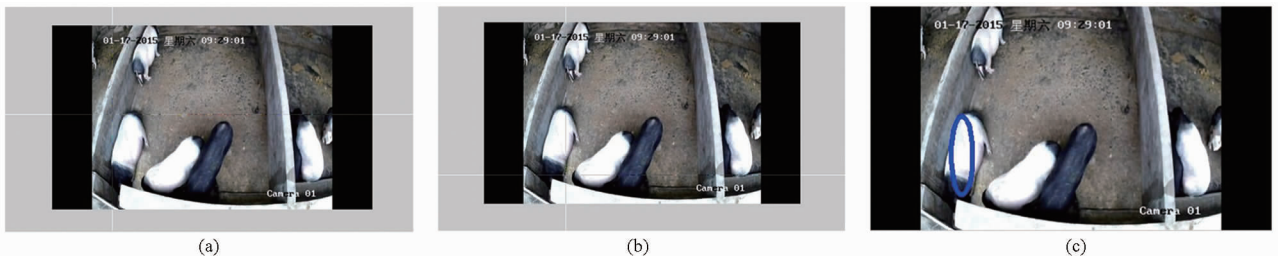


图 3 手动选取初始帧跟踪窗口

Fig. 3 Manually selected initial search boxes

(a) 在目标生猪的身体左上角手动选取一个坐标点 (b) 在目标生猪的身体右下角手动选取一个坐标点 (c) 绘制初始帧椭圆形跟踪窗口

$$\begin{cases} h = (x_2 - x_1) / 2 \\ w = (y_2 - y_1) / 2 \\ x = x_1 + h \\ y = y_1 + w \end{cases} \quad (5)$$

进而绘制出初始帧椭圆形跟踪窗口(图 3c)。

由实际特征提取公式所知,1 和 -1 同时存在的概率 P_{tex} 为

$$\begin{aligned} P_{\text{tex}} &= 1 - p\left(\sum_k p_{i,k} = k; \sum_k p_{i,k} = -k\right) = \\ &1 - \left[\sum_{j=2}^4 p(N_R = j) \prod_{k=1}^{N_R} p(p_{i,k} = 1) + \right. \\ &\quad \left. \sum_{j=2}^4 p(N_R = j) \prod_{k=1}^{N_R} p(p_{i,k} = -1)\right] = \\ &1 - 2\left[\frac{1}{3}\left(\frac{1}{2}\right)^2 + \frac{1}{3}\left(\frac{1}{2}\right)^3 + \frac{1}{3}\left(\frac{1}{2}\right)^4\right] \approx 0.71 \end{aligned} \quad (6)$$

则在另外的 29% 情况下, p_i 中仅存在 1 或者 -1。由式(3)可知,特征表现为 N_R 图像块的加权和。则当 1 和 -1 同时存在,新的特征表现出图像纹理方面的特征;如果均为 1 或均为 -1 时,则表现出图像灰度方面的特征。

由式(6)可知,在文献[15]的 CT 算法中约有 71% 的特征都表现为纹理方面的特征,但纹理特征在很多情况下并不稳定。

纹理特征需要在包含多个像素点的区域中进行统计计算。在模式匹配中,这种区域性的特征具有较大的优越性^[16],不会由于局部的偏差而无法匹配成功。同时纹理特征常具有旋转不变性,并且对于噪声有较强的抵抗能力,但在环境和目标纹理变化较大时不稳定;灰度则在目标运动时比较稳定。为增强养殖场环境下对目标生猪跟踪的稳定性,OFECT 算法结合灰度特征及纹理特征的特点,在特征提取过程中调整了灰度特征与纹理特征的权重。对随机测量矩阵 R 进行改进,改进的随机测量矩阵 R 元素定义为

$$r(i, j) = \begin{cases} \sqrt{s} & \left(\text{概率为} \frac{3}{4s}\right) \\ 0 & \left(\text{概率为} 1 - \frac{1}{s}\right) \\ -\sqrt{s} & \left(\text{概率为} \frac{1}{4s}\right) \end{cases} \quad (7)$$

改进后 1 和 -1 同时存在的概率 P_{tex} 为

$$\begin{aligned} P_{\text{tex}} &= 1 - p\left(\sum_k p_{i,k} = k; \sum_k p_{i,k} = -k\right) = \\ &1 - \left[\sum_{j=2}^4 p(N_R = j) \prod_{k=1}^{N_R} p(p_{i,k} = 1) + \right. \\ &\quad \left. \sum_{j=2}^4 p(N_R = j) \prod_{k=1}^{N_R} p(p_{i,k} = -1)\right] = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &1 - \left[\frac{1}{3}\left(\frac{3}{4}\right)^2 + \frac{1}{3}\left(\frac{3}{4}\right)^3 + \frac{1}{3}\left(\frac{3}{4}\right)^4 + \right. \\ &\quad \left. \frac{1}{3}\left(\frac{1}{4}\right)^2 + \frac{1}{3}\left(\frac{1}{4}\right)^3 + \frac{1}{3}\left(\frac{1}{4}\right)^4\right] \approx 0.54 \end{aligned} \quad (8)$$

由式(8)可知,OFECT 算法仅 54% 的特征表现为纹理特征,有效地降低了纹理特征在特征提取过程中所占权重,可提高跟踪稳定性并减少跟踪过程中的漂移。

1.3.2 生猪行为检测方法

通常情况下,养殖场猪舍内食槽水槽位置固定;对群养猪排泄行为的研究表明,定点排泄(墙角或者圈栏一角)是其特有的生活习性^[17]。

因此为进一步分析目标生猪行为,提出一种对生猪的活动区域进行划分的方法来实现对生猪行为的初步分析。对猪舍划分出饮食区、饮水区和排泄区,如图 4 所示。

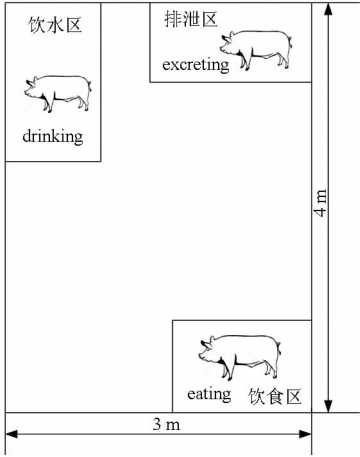


图 4 猪舍区域划分示意图

Fig.4 Schematic of piggery zoning

当被跟踪目标生猪进入特定区域后,将提示出其当前所处状态,“eating”、“drinking”或者“excreting”。

2 实验与结果讨论

选取处于孕期金华两头乌生猪、育肥期的大河乌猪以及孕期大约克猪进行跟踪实验,猪舍尺寸均为 3 m × 4 m。金华两头乌猪图像大小为 512 像素 × 288 像素,大约克猪和大河乌猪图像大小为 256 像素 × 192 像素。

算法的硬件环境为: Intel Pentium G2030 3.0 GHz; 软件实验环境为: Windows 7 操作系统, Matlab R2012a。

2.1 算法间跟踪结果分析

为评估本文提出的 OFECT 算法的性能,首先随机选取金华两头乌母猪舍内一段视频进行实验,视频采样率为 25 帧/s,该猪舍中有 4 只母猪。

图 5 给出了 OFECT 算法对视频第 367、895、1 091、1 540、2 030、2 074、2 547、2 857、3 558 帧的跟踪效果图,每帧图片左上角标注出了当前所对应帧序号,并标注出了母猪当前行为。对这段视频等间距选取 100 帧,采用均方根误差法 (RMSE) 来度量跟踪算法的精度,图 6 给出了 OFECT 算法与 CT 算法、Camshift 算法和 TUT 算法的误差对比。表 1 是 4 种方法的跟踪误差均值和方差。

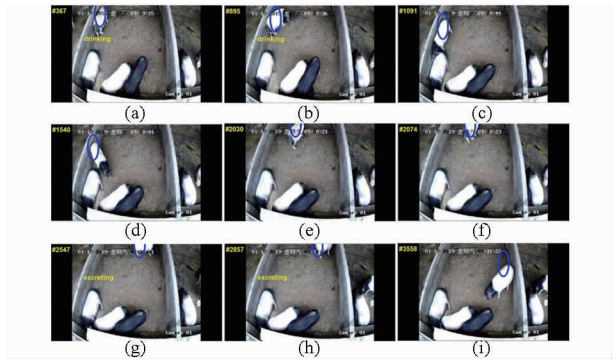


图 5 孕期金华两头乌生猪跟踪结果

Fig. 5 Tracking results of pregnant Liangtouw pig

- (a) 第 367 帧 (b) 第 895 帧 (c) 第 1 091 帧
- (d) 第 1 540 帧 (e) 第 2 030 帧 (f) 第 2 074 帧
- (g) 第 2 547 帧 (h) 第 2 857 帧 (i) 第 3 558 帧

如图 6 所示,在复杂背景的猪舍场景下,TUT 跟踪算法及 Camshift 跟踪算法误差明显高于 OFECT 算法,CT 算法在 3 000 ~ 4 000 帧之间出现了较为明显的跟踪不稳定现象,而 OFECT 算法表现出较好的跟踪稳定性及跟踪精度,对目标生猪跟踪效果良好,并能够准确地分析并标记出目标生猪当前行为。

表 1 列出了 4 种方法的跟踪误差均值和方差,OFECT 算法的 RMSE 均值分别是 CT 算法、TUT 算法和 Camshift 跟踪算法的 60.32%、33.33%、32.57%;RMSE 方差分别是 CT 算法、TUT 算法和 Camshift 跟踪算法的 7.13%、47.62%、17.16%。

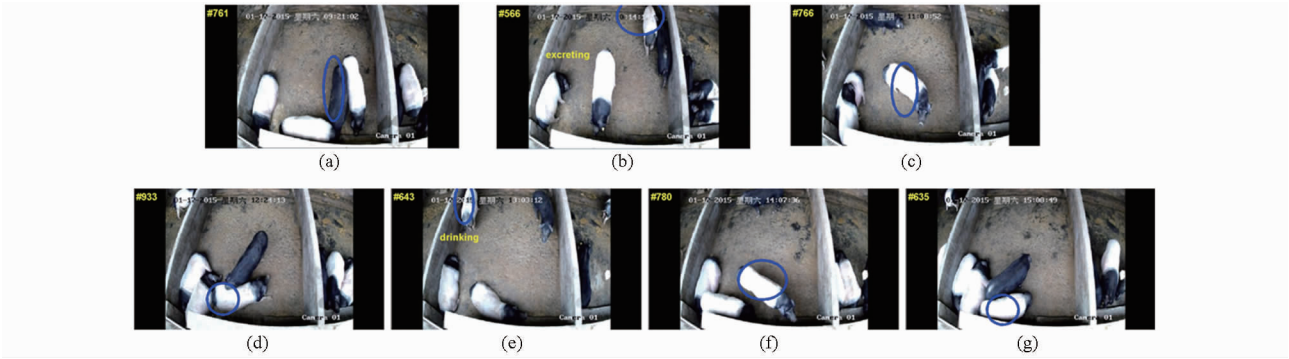


图 7 9:00—16:00 孕期金华两头乌生猪跟踪结果

Fig. 7 9:00—16:00 tracking results of pregnant Liangtouw pig

- (a) 9:00—10:00 (b) 10:00—11:00 (c) 11:00—12:00 (d) 12:00—13:00 (e) 13:00—14:00
- (f) 14:00—15:00 (g) 15:00—16:00

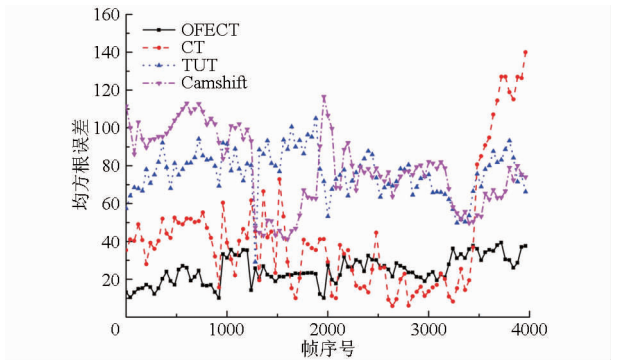


图 6 孕期金华两头乌生猪跟踪误差比较

Fig. 6 Tracking error comparison of pregnant Liangtouw pig

表 1 不同方法的跟踪性能

Tab.1 Tracking performance of four kinds of algorithms

方法	RMSE 均值	RMSE 方差
OFECT	25.44	70.26
CT	42.18	986.00
TUT	76.35	147.54
Camshift	78.12	409.41

2.2 不同光照强度下跟踪结果分析

为测试本算法在不同光照强度下的稳定性与准确性,采集了上述金华两头乌母猪舍 2015 年 1 月 17 日 9:00—16:00 共计 7 h 视频(光照强度范围:1 000 ~ 3 000 lx,由无线传感器网络所连 MX21501 型光照传感器测得),每小时随机选取 5 ~ 10 min 生猪运动视频,每段视频等间隔选取 100 帧进行均方根误差分析。图 7 给出了基于本文跟踪算法对上述 7 段视频跟踪效果,跟踪均方根误差如图 8 所示。

由图 8 可以看到,当猪舍处于全天各时段不同光照强度下 (1 000 ~ 3 000 lx), OFECT 算法对孕期金华两头乌生猪的跟踪误差均能够控制在较低水平 (RMSE 小于等于 50),未出现丢失目标情况。

2.3 不同品种生猪跟踪结果分析

为进一步测试本算法的适应性和可移植性,选

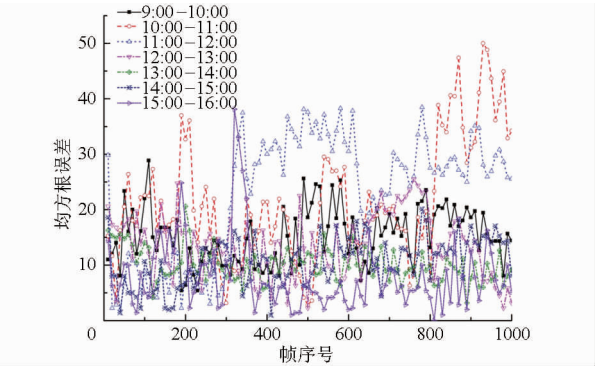


图 8 不同光照强度下跟踪误差

Fig. 8 Tracking error under different light intensities

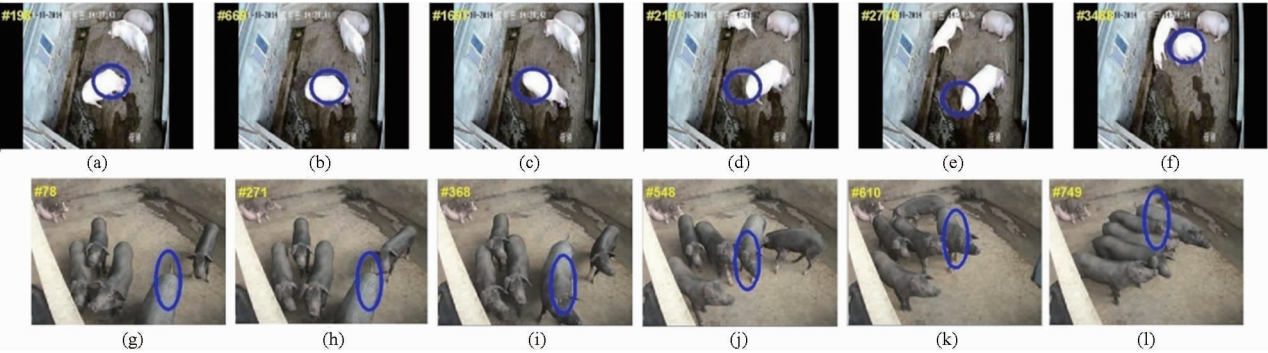


图 9 针对不同品种生猪跟踪结果

Fig. 9 Tracking results of different breed pigs

- (a) 孕期大约克猪第 198 帧 (b) 孕期大约克猪第 669 帧 (c) 孕期大约克猪第 1 697 帧 (d) 孕期大约克猪第 2 194 帧
(e) 孕期大约克猪第 2 778 帧 (f) 孕期大约克猪第 3 488 帧 (g) 育肥期大河乌猪第 78 帧 (h) 育肥期大河乌猪第 271 帧
(i) 育肥期大河乌猪第 368 帧 (j) 育肥期大河乌猪第 548 帧 (k) 育肥期大河乌猪第 610 帧 (l) 育肥期大河乌猪第 749 帧

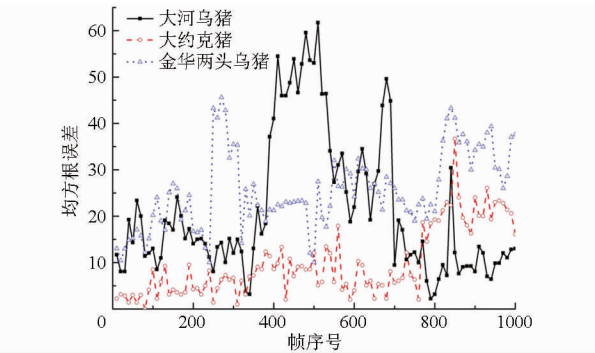


图 10 不同品种猪的跟踪误差

Fig. 10 Tracking error of different breed pigs

2.4 算法间跟踪速度分析

为验证本算法的实时性,还对其跟踪速度进行评估,并与 CT 算法和 Camshift 跟踪算法进行比较,如表 2 所示。当前实验环境下,OFECT 算法跟踪速度最快可达 19.3 帧/s,TUT 算法跟踪速度最快达 16.8 帧/s,而 Camshift 算法仅达到了 16.1 帧/s,CT 算法可达 19.1 帧/s。可知 OFECT 算法跟踪速度与 CT 算法跟踪速度相近,但明显优于 TUT 跟踪算法和 Camshift 跟踪算法,实时性良好。

综上,本文算法能够实现在不同光照条件下、不同场景下,针对不同品种生猪的较长时间的准确、稳

取不同猪舍环境、不同品种生猪运动视频,每段视频等间隔选取 100 帧进行均方根误差分析。图 9 给出了针对大约克猪和大河乌猪的跟踪结果,图 10 给出了相应的均方根误差曲线,均可得到精度较高的跟踪结果。

如图 10 所示,3 个品种的生猪跟踪误差也都控制在较低水平(RMSE 小于等于 60)。其中约克猪跟踪误差最低,金华两头乌生猪次之,大河乌猪由于身体颜色与背景更为接近,跟踪误差较另外两种猪稍大。

定、快速跟踪。

表 2 不同方法跟踪速度比较				
Tab. 2 Tracking rate of four kinds of algorithms				
生猪品种	帧数	跟踪算法	总时间/s	跟踪速度 /(帧·s ⁻¹)
金华两头乌猪	4 002	OFECT	232. 67	17. 2
		Camshift	248. 57	16. 1
		TUT	244. 78	16. 3
		CT	234. 58	17. 1
大约克猪	3 505	OFECT	200. 09	17. 5
		Camshift	221. 83	15. 8
		TUT	213. 69	16. 4
		CT	198. 75	17. 6
大河乌猪	1 095	OFECT	56. 61	19. 3
		Camshift	72. 04	15. 2
		TUT	65. 32	16. 8
		CT	57. 43	19. 1

3 结论

(1) 针对猪舍这一复杂场景提出了一种优化特征提取的 CT 算法。该算法结合生猪体态特征,将传统跟踪方法常使用的矩形跟踪窗口改进为椭圆形跟踪窗口以接近生猪体态。通过增强灰度特征在特

征提取过程中的比重来提高跟踪精度和减少漂移。提出对生猪活动区域进行划分的方法来实现对生猪行为的初步分析。

(2) 在当前实验环境下,该方法的中心点均方根误差均值为 25.44,分别是传统压缩感知算法、Camshift 跟踪算法和模板更新跟踪算法的 60.32%、

33.33%、32.57%;中心点均方根误差方差为 70.26,分别是 CT 算法、TUT 算法和 Camshift 跟踪算法的 7.13%、47.62%、17.16%;跟踪速率可达到 19.3 帧/s。实验结果表明,本算法可在背景复杂、光照变化剧烈、背景目标相似度较高的情况下取得较准确、稳定的跟踪效果。

参 考 文 献

1 Tullo E, Fontana I, Guarino M. Precision livestock farming: an overview of image and sound labelling[C] //European Conference on Precision Livestock Farming, 2013: 30 – 38.

2 Shao B, Xin H. 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.

3 Ahrendt P, Gregersen T, Karstoft H. Development of a real-time computer vision system for tracking loose-housed pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 169 – 174.

4 Leroy T, Vranken E, Van Brecht 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.

5 朱伟兴,浦雪峰,李新城,等. 基于行为监测的疑似病猪自动化识别系统[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 188 – 192. Zhu Wexing, Pu Xuefeng, Li Xincheng, et al. Automatic identification system of pigs with suspected case based on behavior monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 188 – 192. (in Chinese)

6 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,2013,40(9):174 – 177. Zhou Yongjun, Yu Shouhua, Ou Jingying. Pig intelligent tracking based on multi-feature Camshift algorithm combined with Kalman filter[J]. Guangdong Agricultural Sciences,2013,40(9):174 – 177. (in Chinese)

7 陈海燕,张爱华,胡世亚. 基于局部纹理差异性算子的高原鼠兔目标跟踪[J]. 农业机械学报,2015,46(5):20 – 25. Chen Haiyan, Zhang Aihua, Hu Shiya. The object tracking of ochotona curzoniae based on the local texture difference operator [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5): 20 – 25. (in Chinese)

8 李振波. 基于计算机视觉的育肥猪的自动行为分析系统及方法:中国,201410191838.3[P]. 2014 – 05 – 08. Li Zhenbo. Automatic behavior analysis system of pigs bases on computer vision: CN 201410191838.3[P]. 2014 – 05 – 08. (in Chinese)

9 裘正军. 基于机器视觉的猪舍内猪只标记识别方法:中国,201310606328.3[P]. 2013 – 11 – 25. Qiu Zhengjun. A system for pig identification marks in piggery bases on machine vision: CN201310606328.3[P]. 2013 – 11 – 25. (in Chinese)

10 杨戈,刘宏. 视觉跟踪算法综述[J]. 智能系统学报,2010,5(2):95 – 105. Yang Yi, Liu Hong. Survey of visual tracking algorithms[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems,2010,5(2):95 – 105. (in Chinese)

11 孙晓燕,常发亮. 梯度特征稀疏表示目标跟踪[J]. 光学精密工程,2013,21(12):3191 – 3197. Sun Xiaoyan, Chang Faliang. Object tracking based on sprase representation of gradient feature[J]. Optics and Precision Engineering,2013,21(12):3191 – 3197. (in Chinese)

12 Ross D A, Lim J, Lin R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008,77(1 – 3):125 – 141.

13 Matthews I, Ishikawa T, Baker S. The template update problem[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(6):810 – 815.

14 Zhang K, Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking[M]. Berlin: Springer, 2012:864 – 877.

15 Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on,Information Theory, 2006, 52(4):1289 – 1306.

16 金大卫,胡知元. 基于语义的图像检索应用研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2009,34(10):1255 – 1259. Jin Dawei, Hu Zhiyuan. A study on image retrieval based on semantics[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009,34(10):1255 – 1259. (in Chinese)

17 李以翠,李保明,施正香,等. 猪排泄地点选择及其对圈栏污染程度的影响[J]. 农业工程学报,2006,22(2):108 – 111. Li Yicui, Li Baoming, Shi Zhengxiang, et al. Selection site of pigs excretion and its effects on pollution extent of pen[J]. Transactions of the CSAE, 2006,22(2):108 – 111. (in Chinese)