doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.043

基于机器视觉的跛行奶牛牛蹄定位方法

康　熙[1]　张旭东[1]　刘　刚[1,2]　马　丽[1]

(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. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对采用机器视觉技术检测奶牛跛行过程中不易准确、自动定位牛蹄位置的问题,提出一种奶牛牛蹄定位方法。通过对可见光视频中奶牛图像预处理,提取牛蹄二值化图像,研究奶牛行走时空特性,分析牛蹄在图像中的时空变化,提出一种时空差值算法,计算连通域最低点坐标,实现对奶牛牛蹄着地位置准确定位;通过分析奶牛行走时牛蹄的运动顺序,对同侧牛蹄位置数据进行提取分类,用于轨迹提取,检测跛行。进行了牛蹄定位试验和跛行检测试验,结果表明,牛蹄定位准确,阈值为 20 像素时精度达到 73.8%,着地位置平均误差达到 11.3 像素;奶牛跛行检测准确率为 93.3%,跛行分类准确率为 77.8%。研究结果能较准确定位奶牛自然行走状况下牛蹄位置,可实现奶牛跛行的自动检测。

关键词: 奶牛; 机器视觉; 跛行; 图像处理; 时空变化

中图分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2019)S0-0276-07

Hoof Location Method of Lame Dairy Cows Based on Machine Vision

KANG Xi[1]　ZHANG Xudong[1]　LIU Gang[1,2]　MA Li[1]

(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 and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to solve the problem that it is not easy to accurately and automatically locate the hoof position of dairy cows in the process of lameness detection by machine vision technology, a method of hoof location for dairy cows was proposed. Through extraction of cow hoof image by preprocessing cow image in visible video, study on spatial-temporal characteristics of dairy cows walking, analysis of temporal and spatial variations of cows hooves in images, a spatiotemporal difference algorithm was proposed, the lowest coordinates of connected domain was computed, and the cows' hoofs were located accurately. Through analysis of the moving sequence of cows' hoofs, extraction and classification of homologous hoof position data, the data requirement of the lameness track detection method was met to judge the lameness of dairy cows by using the hoof position of the same side of the cow before and after the lameness track detection method. The positioning test of cattle hoof and lameness test were carried out; this method can accurately locate the cows' hoofs, when the threshold was 20 pixels the accuracy was 73.8%, the average error of calculating the landing position of cows' hoofs reached 11.3 pixels, the accuracy of cow lameness track detection was 93.3%, the accuracy of lameness claudication was 77.8%, the results can accurately locate the hoofs of dairy cows under natural walking conditions, and realize automatic detection of lameness in dairy cows.

Key words: dairy cow; machine vision; lameness; image processing; temporal and spatial variation

0　引言

奶牛跛行不仅影响奶牛产奶量,降低奶牛生活福利,还会导致繁殖能力下降,淘汰率提高[1-3]。美国高盛研究报告《人工智能与精准农业》显示,奶牛平均跛行率为 23.5%,每年造成经济损失 110 亿美

收稿日期: 2019-04-15　修回日期: 2019-05-26
基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0500705-2018YFD050070502)
作者简介: 康熙(1992—),男,博士生,主要从事农业健康养殖智能信息技术研究,E-mail: 371687626@qq.com
通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业及其支持技术研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

元，人工检测奶牛跛行依赖观察者主观性因素，费时费力，因此开展奶牛跛行的早期检测、自动检测具有重要意义[4-7]。

目前，对奶牛跛行的检测方法主要分为接触式和非接触式两种，通过分析奶牛行为特征对跛行进行检测[8-10]，国内外学者对此进行了大量研究[11-25]。视频中奶牛弓背曲率提取较为简单，以往研究以检测奶牛弓背为主，但是弓背特征存在个体差异性，不同奶牛体况对弓背影响较大；对于奶牛步态检测，腿部提取较为模糊，一些研究只能通过手动标记或与压力垫结合方可确定牛蹄着地位置，无法实现准确的自动定位。

机器视觉技术可以智能感知奶牛行走特征，避免应激反应，近年来成为奶牛跛行检测的主要手段。奶牛跛行主要是由蹄病引起的行为变化，奶牛行走时蹄部由于疼痛承重能力下降，奶牛步态变化可以直观反映跛行程度，可通过机器视觉技术检测跛行奶牛步态。由于牛蹄相对体积较小，形状特征不明显，故定位较困难。前人的研究多以手动标记为主，无法实现自动检测。针对以上问题，本文在奶牛跛行轨迹检测方法的基础上，分析可见光视频中奶牛行走牛蹄时空变化，对准确跟踪牛蹄并定位牛蹄着地位置展开研究，提出一种牛蹄定位方法，并通过试验验证此方法的准确性。

1　材料与方法

1.1　试验数据来源

数据于 2018 年 12 月 6 日采集于北京市延庆区大地群生养殖场，采集对象为处于泌乳中期的美国荷斯坦奶牛。采集系统如图 1 所示，奶牛养殖场育成牛在挤奶前，需要依次通过通道进入挤奶厅，故在通道适宜位置安装一台高分辨率可见光摄像机，摄像机固定于距通道 5 m 位置，距地高度 1 m，摄像机帧频为 30 f/s，调整焦距和角度使摄像机可以完整录制奶牛行走的各项行为，保证视频中奶牛行走四肢交替前伸和牛蹄着地过程稳定、清晰，可以用于算法的实现，并连接工控机持续拍摄 3 h，用于收集奶牛行走视频；在通道入口处安装射频识别器，该识别器能连接用于存储视频数据的工控机，便于通过奶牛脚环读取奶牛个体信息进行识别，实现实际行走中的奶牛与视频中奶牛的身份一一对应。视频数据采集均在自然光条件下进行。

系统连续采集 300 头荷斯坦奶牛行走视频，奶牛行走视频 15 段，总时长 81 min，视频图像尺寸为 720 像素 ×480 像素，如图 2 所示。

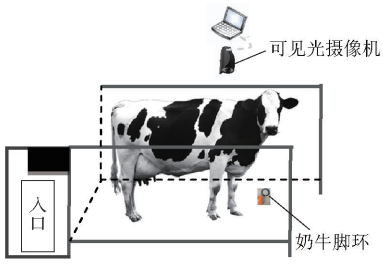

图 1　奶牛视频采集系统示意图

Fig. 1　Dairy cattle video acquisition system



图 2　奶牛行走视频图像

Fig. 2　Image of cow walking

1.2　牛蹄定位方法

在奶牛跛行轨迹检测中，以行走奶牛为研究对象，分析奶牛前后牛蹄落地的相对位置，判断跛行程度。通过对奶牛行走的长期观察与时空分析，发现奶牛行走时腿部前探牛蹄着地后，奶牛腿部作扇形轨迹移动，期间牛蹄保持静止状态，即存在时空差异性，通过这一特征设计奶牛牛蹄定位算法。

奶牛牛蹄定位算法流程图如图 3 所示，算法主要包括 4 部分：第 1 部分利用 ViBe 算法提取奶牛目标，使其与背景分离；第 2 部分图像预处理后提取奶牛牛蹄图像；第 3 部分利用时空差值算法计算牛蹄定位数据；第 4 部分通过牛蹄分类进行数据重组与匹配，并确定同侧牛蹄位置用于跛行检测。

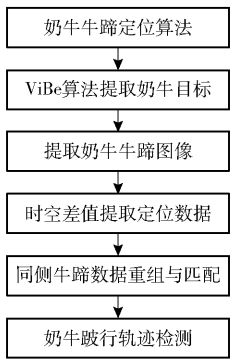

图 3　奶牛牛蹄定位算法流程图

Fig. 3　Flow chart of cow hoof location algorithm

1.2.1　目标提取

可见光摄像机固定在通道一侧，本文研究对象为奶牛牛蹄，所以栏杆遮挡对目标提取无任何影响。

本文选择 ViBe 算法对奶牛进行目标提取。

ViBe 算法是一种基于背景更新的前景检测算法,其算法思路为:提取像素点四周像素值及前一时刻像素值建立样本集,通过比较不同时刻样本集,利用阈值判断该像素点为前景或背景。ViBe 算法相对于帧差法、光流法、高斯混合模型等常规目标提取方法具有运算效率高、样本衰减小等优点,并可以有效消除鬼影现象。该算法具有时空一致性,可以为后续时空差值算法提供理论基础。

ViBe 算法背景模型 $M(x)$ 为

$$M(x)=\{V_1,V_2,\cdots,V_i,\cdots,V_n\} \tag{1}$$

式中 V_i——彩色图像像素点

x——N 个背景样本集合建模背景像素值

设定所要分类像素点 $V(x)$ 为圆心,R 为半径的圆所包含像素点集合为 S_R,计算该集合与背景样本集合交集

$$U=S_R\cap M(x) \tag{2}$$

将交集与阈值 T 进行比较,对像素点分类。

阈值 T 与半径 R 的取值可以影响目标提取的效果,本文对不同的 T、R 值进行比较,发现 $T=2$ 像素、$R=20$ 像素时可以实现较好的前景与背景分离效果,如图 4 所示。

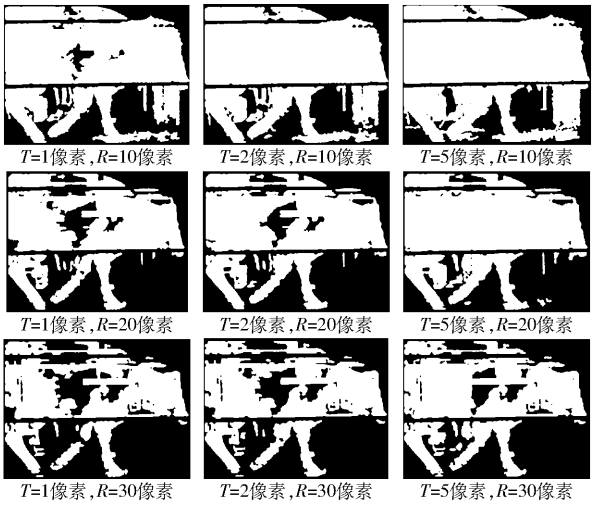

图 4 不同阈值和半径的分离效果

Fig. 4 Separation effect of different thresholds and radius

1.2.2 牛蹄图像提取方法

奶牛牛蹄提取方法用于从分离的前景图像中提取牛蹄运动信息,提取效果如图 5 所示。首先优化前景奶牛图像,利用 bwareaopen 函数去除最小连通域,使用 3×3 的圆形模板对其膨胀、腐蚀,并进行中值滤波;然后使用 regionprops 函数获取连通域,并标记最大连通域为奶牛牛身。本文研究对象为奶牛牛蹄运动跟踪及定位,奶牛腿部以上区域与之无关,截取最大连通域下方图像,对图像中非研究区域进行去除,保留仅含有牛蹄的图像,最后设定面积阈值为 3 000 像素,超过阈值的连通域记为奶牛牛蹄。

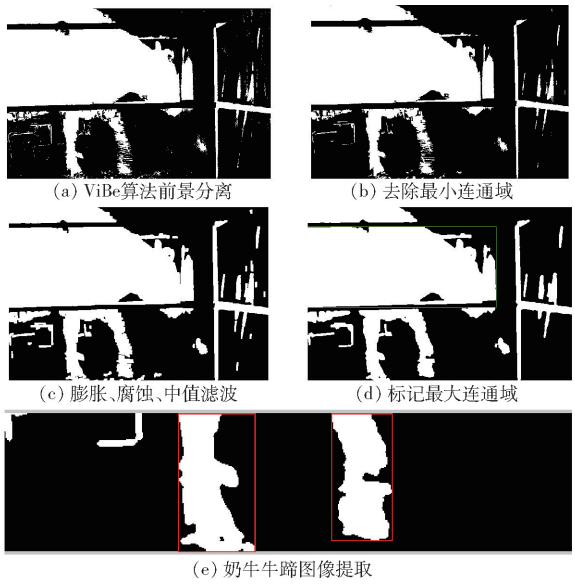

图 5 牛蹄图像提取流程图

Fig. 5 Flow chart of cow hoof extraction

1.2.3 牛蹄着地位置计算方法

奶牛牛蹄体积相对较小,在图像中与腿部区分不明显,通过图像特征进行定位较为困难,并且着地后保持静止,无法通过与背景的相对运动确定位置。

本文通过对奶牛行走的观察和时空运动分析,提出时空差值算法,其目的是检测图像中局部突然静止目标,其算法思路为:利用图像空间静止导致的局部形状突变,作为特征提取定位。本算法用于奶牛牛蹄着地位置检测,在可见光视频中,奶牛行走运动模型为空间流与时间流并行前进,牛蹄落地静止使局部空间与时间流产生差异,通过此差异性提取牛蹄有效时空特征实现牛蹄着地定位。

本文采用的 ViBe 算法,其基础是前景随时间而运动,静止物体均被划分为背景,即奶牛牛蹄着地后牛蹄部分从前景中消失,奶牛腿部以踝处为中心作扇形运动,由于蹄部消失,坐标出现明显变化,通过这一特性可以在图像中确定牛蹄着地位置。

在图像中建立二维空间坐标系,定位连通域空间最低点,即在运动过程中表示牛蹄位置,设单肢图像最低点坐标为(x,y),奶牛单个牛蹄落地坐标变化如图 6 所示。

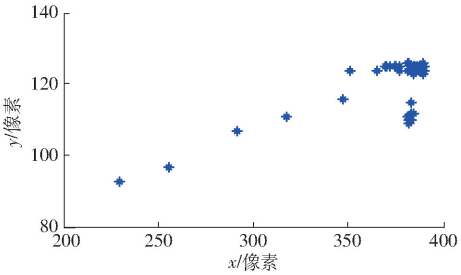

图 6 奶牛单只牛蹄坐标

Fig. 6 Coordinates of a cow's hoof

其坐标趋势为上升后聚集，并出现下移，由于原始图像坐标以左上角作为原点，所以坐标上升表示牛蹄下落，并在牛蹄着地时段形成聚集点，坐标下移表示当牛蹄图像消失，下方聚集点为踝部坐标，牛蹄着地位置可以利用聚集点计算。聚集点通过两个约束条件进行筛选：聚集前 y 值逐渐增大；聚集后 y 值下降，并且 x、y 坐标值变化量较小。

牛蹄着地位置(x_s,y_s)计算公式为

$$\begin{cases} x_s = \dfrac{\sum x_n}{n} \\ y_s = \dfrac{\sum y_n}{n} + 10 \end{cases} \tag{3}$$

其中

$$(x_n,y_n) = \{(x,y) \mid |x_i - x_{i-1}| \leqslant 2, |y_i - y_{i-1}| \leqslant 2\} \tag{4}$$

$$y_i = \{y \mid y - y_{\min} \leqslant 30\} \tag{5}$$

$$y_{\min} = \min(y \mid y \geqslant 90) \tag{6}$$

式中　(x_i,y_i)——牛蹄下落点坐标

$y_{\min}$——牛蹄下落点判断阈值

(x_n,y_n)——聚集点坐标

n——聚集点数量

(x_s,y_s)——牛蹄着地位置点坐标

1.2.4　牛蹄坐标数据处理方法

(1)前后蹄数据提取

奶牛行走过程中，腿部多次交替，对牛蹄定位数据提取造成较大影响，需要将所获取数据进行分类重构，确定数据与奶牛牛蹄位置映射关系。本文方法利用 regionprops 函数从左到右获取连通域，按照从右到左的顺序依次将连通域腿部最低位置坐标写入 countLeg. mat 文件。因此处理一头奶牛行走视频可以获取 4 组坐标数据 C_1、C_2、C_3、C_4，依次表示右 1、右 2、右 3、右 4 腿部连通域最低位置坐标。

奶牛前肢在交替前伸着地过程中，其图像存在右 1 连通域，设 C_a 为前肢着地数据，C_1 中的坐标数据包含两只前腿牛蹄着地位置，即 $C_a = C_1$；当一侧牛蹄着地后，另一侧前肢前探并超过着地牛蹄时，着地牛蹄坐标储存于 C_2 中，C_1 的 x 坐标值增大，表示右 1 连通域为另一侧前移牛蹄，设阈值为 10 像素，当 C_1 的 x 坐标值大于 10 像素时，$C_a = C_2$，着地坐标数据如图 7 所示。

同理，奶牛后腿交替前伸状态时，右 1、右 2 为奶牛前肢，后肢着地应保持在右 3 连通域，即 C_3 中包含奶牛后肢着地位置坐标，当奶牛一侧前肢前探运动时，两只前肢连通域重合，C_1 数据为非运动前肢最低点坐标，此时后肢着地坐标存储于 C_2 中，C_3 数据为另一侧后肢运动坐标，即需要将 C_2 中存在的部分后肢着地坐标替换为同一时刻的 C_3 中坐标。通过分析可知，当前肢连通域重合时，C_2 中数据由前肢替换为后肢，即 x 明显减小，同理当 x 跃变增大时，前肢连通域分开，通过此特征从 C_2、C_3 数据中截取后肢着地坐标。

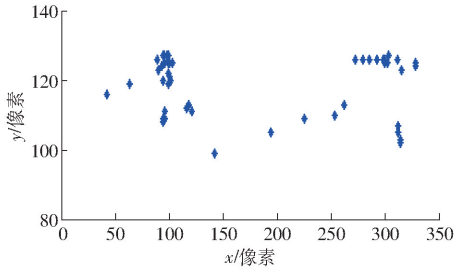

图 7　奶牛前肢牛蹄坐标

Fig. 7　Hoof coordinates of cow forelimbs

设阈值为 30 像素，C_b 为所求后肢牛蹄着地坐标数据，初始 $C_b = C_3$，同时计算 C_2 坐标 x。当 x 值减小超过 30 像素即前肢连通域重合时，$C_b = C_2$；当 x 值增大量超过 30 像素即前肢连通域分开时，$C_b = C_3$。C_b 示意图如图 8 所示，由图可知，C_b 可以明确表示后肢着地数据，数据分类算法有效。

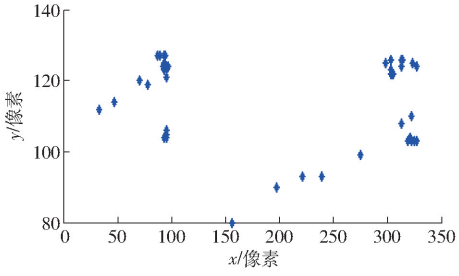

图 8　奶牛后肢牛蹄坐标

Fig. 8　Hoof coordinates of cow hindlimbs

(2)牛蹄同侧数据提取

奶牛跛行轨迹检测中，通过对比同侧前后牛蹄落地位置判断奶牛跛行，即健康奶牛后蹄落地位置应接近或超过同侧前蹄着地过的位置。在前人的研究中，利用人眼将奶牛四肢分为左前、左后、右前和右后，通过对比左前和左后、右前和右后牛蹄着地相对位置，对奶牛跛行进行判断。可见光奶牛视频采集系统中，可将可见光摄像机置于通道一侧，采集视频为奶牛行走侧视图，在图像中区分左右肢体较为困难，无法对奶牛四肢进行标注。

奶牛牛蹄同侧数据提取方法可以分类提取同侧数据并进行对比，实现奶牛跛行检测。该方法以奶牛行走四肢着地顺序为基础，主要步骤为：①通过牛蹄出现顺序，将奶牛四肢分为前肢和后肢两组。②组内通过牛蹄着地先后顺序对牛蹄进行标注，设前肢先着地牛蹄位置为 A_1，后着地牛蹄位置为 A_2，

同理将后肢牛蹄位置分为 B_1、B_2。③奶牛行走牛蹄着地顺序依次为左前、右后、右前、左后，即 A_1B_2、A_2B_1 为同侧位置，通过对比 A_1 和 B_2、A_2 和 B_1 相对距离，可以有效检测奶牛跛行。

2 试验与结果分析

2.1 牛蹄定位试验

在采集视频中选取 30 头无应激、无滑倒的自然行走奶牛进行试验，利用本文提出的奶牛牛蹄定位方法对奶牛行走视频进行处理，计算牛蹄着地位置并标记于原图像，通过与手工标定牛蹄着地位置中心数据对比，验证试验结果准确性。奶牛牛蹄着地位置样例图像如图 9 所示，图中红色标记点为通过算法自动生成的奶牛牛蹄着地位置。



图 9 奶牛牛蹄着地位置

Fig. 9 Location of cows' hoofs

利用精度测算(Precision plot)方法对试验结果进行检测。Precision plot 测算方法以像素点为单位，计算每一个算法估计位置与人工标记点之间的欧氏距离，设定欧氏距离阈值，计算小于特定阈值的视频帧百分比。图 10 为 30 头奶牛 120 只牛蹄定位精度测算结果。

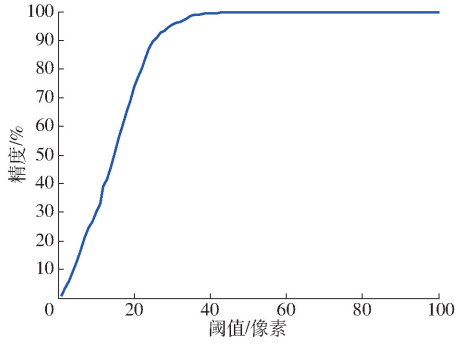

图 10 精度测算结果

Fig. 10 Results of precision

由图 10 可知，算法估计位置与人工标定位置欧氏距离小于 20 像素的视频帧占总视频帧的 73.8%，小于 30 像素的视频帧占总视频帧的 95.6%，并且所有算法估计位置与人工标定位置距离均小于 49 像素，试验表明本文方法可以对奶牛牛蹄进行有效定位。

奶牛跛行轨迹检测方法通过对比同侧前后牛蹄着地位置判断奶牛是否跛行，即后蹄是否超过前蹄已踏位置，其对比数据为奶牛牛蹄着地横坐标值，所以本研究针对定位算法结果中牛蹄着地位置横坐标值 x_s 进行误差分析，计算公式为

$$E_{avj} = \frac{\sum | x_s - x_j |}{n'} \tag{7}$$

式中 E_{avj}——平均误差　　n'——图像数量

x_j——手动标记横坐标值

算法平均误差为 11.3 像素，由于奶牛牛蹄长度约 45 像素，所以本文方法计算位置可以准确定位于奶牛牛蹄内部。

由牛蹄定位试验可知，本文提出的奶牛牛蹄定位方法可以实现奶牛牛蹄定位，并准确获取牛蹄着地位置。

2.2 跛行检测试验

为验证方法的应用性，对视频中所选 30 头奶牛进行跛行检测，并对跛行奶牛进行跛行程度分级。通过轨迹检测分析奶牛步态，利用本文方法所计算的同侧前后牛蹄着地位置差值对奶牛是否跛行进行判断，并与专业人员观察后所得结论进行比较。

奶牛行走过程中，健康奶牛后蹄着地点应接近或超过同侧前蹄着地点，设奶牛两侧前后牛蹄最大着地距离差为 L，设 $L \leqslant 15$ 像素为无跛行，奶牛跛行程度越大，后蹄越难以达到同侧前蹄着地点，基于此将奶牛跛行程度分级，15 像素 $< L \leqslant 30$ 像素为轻度跛行，30 像素 $< L \leqslant 45$ 像素为中度跛行，$L > 45$ 像素为重度跛行，轨迹检测结果如图 11 所示，奶牛跛行检测结果如表 1 所示，其中本文方法检测存在跛行奶牛 9 头，根据 L 对奶牛跛行程度进行分级，结果如表 2 所示。

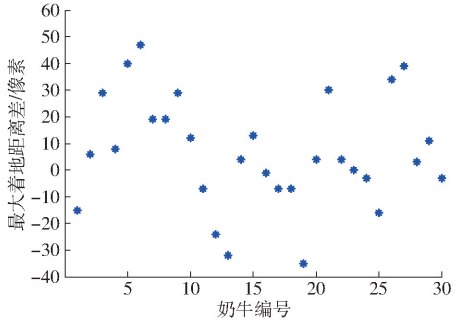

图 11 奶牛轨迹检测结果

Fig. 11 Detection results of cows lameness in trackway

表 1 奶牛跛行检测结果

Tab. 1 Detection results of cows lameness

检测方式	跛行奶牛编号
本文方法	3、5、6、7、8、9、21、26、27
人工	3、5、6、7、8、9、10、15、21、26、27

表 2　奶牛跛行程度检测结果

Tab. 2　Results of lameness degree of dairy cows

奶牛编号	最大着地距离差 L/像素	跛行程度	人工观察结果
3	29	轻	中
5	40	中	中
6	47	重	重
7	19	轻	轻
8	19	轻	轻
9	29	轻	轻
21	30	轻	轻
26	34	中	中
27	39	中	重

本文方法检测准确率为 93.3%，跛行分类准确率为 77.8%。证明本文方法可以应用于奶牛跛行检测，对于奶牛跛行的检测有较好效果，但是对轻度跛行没有严格的判定标准，试验结果存在误差。由于奶牛跛行程度分类存在主观因素，定位算法存在误差，并且轨迹跛行检测算法没有对跛行程度分类范围进行详细研究，所以跛行分类精度相对于判断精度有待提高。

3　结论

(1)以奶牛跛行轨迹检测方法为基础，提出一种基于机器视觉的奶牛牛蹄定位方法，通过对奶牛行走的运动分析，提出一种时空差值算法用于检测牛蹄着地点位置，实现了奶牛牛蹄的自动跟踪及着地位置的准确定位。试验表明，本文方法在可见光视频中可以有效定位奶牛牛蹄位置。

(2)提出一种牛蹄坐标数据处理方法，基于奶牛运动特性，从混合数据集中分离出 4 只牛蹄定位数据，并依据轨迹检测方法对牛蹄进行同侧数据提取，解决了奶牛跛行轨迹检测过程中，因侧视图中奶牛左右肢分辨困难而无法自动对比同侧牛蹄着地位置的问题，实现了对奶牛跛行的自动检测。

(3)奶牛跛行检测以专业人员主观判断为主，对于跛行程度分类没有统一标准，在跛行检测中通过数据对跛行判断、程度分级，与人工判断之间存在差异。由于跛行分级数据范围较小，奶牛牛蹄定位方法仍然存在误差，误差对于轻度跛行判断和跛行分级影响较为明显，所以对提高定位精度和确定数据与跛行程度映射关系等问题尚需进一步研究。

参　考　文　献

[1] 李丽，潘玉春. 跛行不仅仅是牛的问题[J]. 国外畜牧学——猪与禽，2009，29(6)：33－35.
LI Li，PAN Yuchun. Lameness is not just about cattle[J]. Animal Science Abroad－Pigs and Poultry，2009，29(6)：33－35. (in Chinese)

[2] 徐国忠. 奶牛跛足原因与预防管理[J]. 疾病防治，2017(4)：63－64.
XU Guozhong. Causes and prevention management of cow lameness[J]. Disease Prevention，2017(4)：63－64. (in Chinese)

[3] DOLECHECK K，BEWLEY J. Animal board invited review：dairy cow lameness expenditures，losses and total cost[J]. Animal，2018(7)：1－13.

[4] JOSÉ A B，DAROS R R，KEYSERLINGK M A G V，et al. Cow and herd-level factors associated with lameness in small-scale grazing dairy herds in Brazil[J]. Preventive Veterinary Medicine，2018，151：79－86.

[5] SJÖSTRÖM M K，FALL N，BLANCO-PENEDO I，et al. Lameness prevalence and risk factors in organic dairy herds in four European countries[J]. Livestock Science，2018，208：44－50.

[6] GRIFFITHS B E，DAI G W，GEORGIOS O. A cross-sectional study into the prevalence of dairy cattle lameness and associated herd-level risk factors in England and Wales[J]. Frontiers in Veterinary Science，2018，5：65－72.

[7] TIM V D G，STEPHANIE V W，ANNELIES V N，et al. Supporting the development and adoption of automatic lameness detection systems in dairy cattle：effect of system cost and performance on potential market shares[J]. Animals，2017，7(12)：77－91.

[8] ADAIR S，BAUS M，BELKNAP J，et al. Response to letter to the editor：do we have to redefine lameness in the era of quantitative gait analysis[J]. Equine Veterinary Journal，2018，50(3)：415－417.

[9] VAN W P R，PFAU T，RHODIN M，et al. What is lameness and what (or who) is the gold standard to detect it? [J]. Equine Veterinary Journal，2018，50(5)：549－551.

[10] WEIGELE H C，GYGAX L，STEINER A，et al. Moderate lameness leads to marked behavioral changes in dairy cows[J]. Journal of Dairy Science，2018，101(3)：2370－2382.

[11] WINCKLER C，WILLEN S. The reliability and repeatability of a lameness scoring system for use as an indicator of welfare in dairy cattle[J]. Acta Agriculturae Scandinavica，Section A—Animal Science，2001，51(Supp.)：103－107.

[12] SCOTT G B. Changes in limb loading with lameness for a number of friesian cattle[J]. British Veterinary Journal，1989，145(1)：28－38.

[13] MERTENS K C，VANGEYTE J，WEYENBERG S V，et al. Automatic lameness detection in dairy cows using artificial neural networks[C]// Infomation Technology，Automation & Precision Farming International Conference of Agricultural Engineering-

cigr-ageng: Agriculture & Engineering for A Healthier Life, Valencia, Spain, 2012.
[14] ALSAAOD M, ROMER C, KLEINMANNS J, et al. Electronic detection of lameness in dairy cows through measuring pedometric activity and lying behavior[J]. Applied Animal Behaviour Science, 2012, 142(3-4): 134-141.
[15] PLUK A, BAHR C, POURSABERI A, et al. Automatic measurement of touch and release angles of the fetlock joint for lameness detection in dairy cattle using vision techniques [J]. Journal Dairy Sci., 2012, 95(4): 1738-1748.
[16] SONG X Y, LEROY T, VRANKEN E, et al. Automatic detection of lameness in dairy cattle (1)—gait analysis in dairy cattle by vision[J]. Communications in Agricultural and Applied Biological Sciences, 2007, 72(1): 23-32.
[17] SONG X Y, LEROY T, VRANKEN E, et al. Automatic detection of lameness in dairy cattle-vision-based trackway analysis in cow's locomotion[J]. Comput. Electron. Agric., 2008, 64(1): 39-44.
[18] HE Dongjian, ZHAO Kaixuan. Target detection method for moving cows based on background subtraction[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2015, 8(1): 42-49.
[19] 宋怀波,姜波,吴倩,等. 基于头颈部轮廓拟合直线斜率特征的奶牛跛行检测方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 190-199.
SONG Huaibo, JIANG Bo, WU Qian, et al. Detection of dairy cow lameness based on fitting line slope feature of head and neck outline[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 190-199. (in Chinese)
[20] ZHAO K, BEWLEY J M, HE D, et al. Automatic lameness detection in dairy cattle based on leg swing analysis with an image processing technique[J]. Comput. Electron. Agric., 2018, 148: 226-236.
[21] 何东健,孟凡昌,赵凯旋,等. 基于视频分析的犊牛基本行为识别[J]. 农业机械学报, 2016, 47(9): 294-300.
HE Dongjian, MENG Fanchang, ZHAO Kaixuan, et al. Recognition of calf basic behaviors based on video analysis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 294-300. (in Chinese)
[22] HERTEM T V, VIAZZI S, STEENSELS M, et al. Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings[J]. Biosyst. Eng., 2014, 119: 108-116.
[23] VIAZZI S, BAHR C, HERTEM T V, et al. Comparison of a three-dimensional and two-dimensional camera system for automated measurement of back posture in dairy cows[J]. Comput. Electron. Agric., 2014, 100: 139-147.
[24] VIAZZI S, BAHR C, SCHLAGETER-TELLO A, et al. Analysis of individual classification of lameness using automatic measurement of back posture in dairy cattle[J]. Journal Dairy Sci., 2013, 96(1): 257-266.
[25] JABBAR K A, HANSEN M F, SMITH M L, et al. Early and non-intrusive lameness detection in dairy cows using 3-dimensional video[J]. Biosyst. Eng., 2017, 153: 63-69.

(上接第 255 页)

[20] 张凯兵,章爱群,李春生. 基于 HSV 空间颜色直方图的油菜叶片缺素诊断[J]. 农业工程学报, 2016, 32(19): 179-187.
ZHANG Kaibing, ZHANG Aiqun, LI Chunsheng. Nutrient deficiency diagnosis method for rape leaves using color histogram on HSV space [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(19): 179-187. (in Chinese)
[21] 叶福玲. 一种改进的图像骨架提取算法[J]. 西昌学院学报(自然科学版), 2018, 32(3): 91-93, 123.
YE Fuling. An improved image skeleton extraction algorithm[J]. Journal of Xichang University (Natural Science Edition), 2018, 32(3): 91-93, 123. (in Chinese)
[22] 李国强,何东健,赵凯旋,等. 基于骨架特征的奶牛肢体分解方法研究[J]. 中国农业科技导报, 2017, 19(7): 87-94.
LI Guoqiang, HE Dongjian, ZHAO Kaixuan, et al. Decomposing of cows body parts based on skeleton feature[J]. China Agricultural Science and Technology Herald, 2017, 19(7): 87-94. (in Chinese)
[23] 王志晖. 基于感兴趣区域与骨架提取的铁路扣件检测算法研究[D]. 重庆:西南交通大学, 2018.
WANG Zhihui. Research on railway coupler detection algorithm based on region of interest and skeleton extraction [D]. Chongqing: Southwest Jiaotong University, 2018. (in Chinese)
[24] 肖志云,刘洪. 马铃薯典型病害图像自适应特征融合与快速识别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 26-32.
XIAO Zhiyun, LIU Hong. Adaptive feature fusion and fast recognition of typical potato disease images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 26-32. (in Chinese)
[25] 郭霖,白丹,王新端,等. 基于支持向量机的滴灌灌水器流量预测模型建立与验证[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 74-82.
GUO Lin, BAI Dan, WANG Xinduan, et al. Establishment and validation of flow rate prediction model for drip irrigation emitter based on support vector machine [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2): 74-82. (in Chinese)
[26] 赵凯旋,李国强,何东健. 基于机器学习的奶牛深度图像身体区域精细分割方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 173-179.
ZHAO Kaixuan, LI Guoqiang, HE Dongjian. Fine segment method of cows' body parts in depth images based on machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 173-179. (in Chinese)
[27] 耿超,包静,邹鹏,等. 一种利用骨架提取和 SVM 分类的颗粒表征方法[J]. 中国公路学报, 2018, 31(11): 58-65.
GENG Chao, BAO Jing, ZOU Peng, et al. Method for particle characterization by using skeleton extraction and SVM classification [J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(11): 58-65. (in Chinese)