

基于嵌入式机器视觉的羊体体征测量系统

朱林, 张温, 李琦, 李刚

(内蒙古科技大学 信息工程学院, 包头 014010)

摘要: 针对现有牧场牲畜测量的工作量极大及人工测量的局限性难题, 提出了一种基于机器视觉的草原牧场羊体体征的非接触式测量构建方法; 考虑到牧场养殖环境, 采用在便携式嵌入式 Linux 实时操作系统平台上, 通过广角摄像头获取羊的彩色图像, 并调用开源计算机视觉库 OpenCV 对图像进行实时处理, 寻找体征特征点并计算羊的体高、体长等体征数据; 图像处理过程: 背景差分、图像去噪、二值化、轮廓提取和特征点识别; 经实验验证表明: 此测量方法有一定误差, 但平均相对误差不超过 3%, 因此该测量方法具有较好的实用价值。

关键词: 机器视觉; 轮廓提取; 特征点; OpenCV; 嵌入式系统

Measuring System of Sheep Body Size Based on Embedded Machine Vision

Zhu Lin, Zhang Wen, Li Qi, Li Gang

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: In view of the existing pasture livestock measuring workload greatly and the limitations of manual measurement problem, we propose a non-contact measurement building method of grassland pasture sheep body signs based on machine vision. Considering the pasture breeding environment, this study on the portable real-time embedded Linux operating system platform, through the wide-angle camera to obtain sheep color images, and call the open source computer vision library OpenCV for real-time image processing, looking for signs of feature points and calculate the sheep's body height and length and other signs of data. Image processing: background subtraction, image denoising, binarization, contour extraction and feature point recognition. The experimental verification showed that: this measurement method has a certain error, the average relative error is less than 3%, so this measurement method has great practical value.

Keywords: machine vision; contour extraction; feature points; OpenCV; embedded system

0 引言

羊的生长体征是牧场养殖业关注的主要参数之一, 也是在种羊选育和饲养管理等环节中重点关注的一个指标。特别是在种羊科研育种站, 身高、体长、身宽等体态数据都是选种的重要依据指标。在科学养殖方面, 为每一头羊都建立相应的信息库, 能给牧场提供一个真实准确的预测, 从而指导科学饲养, 使产业经济最大化。由此可见, 羊体体征测量具有重要的现实意义。

传统的羊体体征测量方式主要是人工通过手杖、卷尺进行测量, 这种方法不仅工作量大, 且具有一定的危险性, 并且对羊的生长应激大, 严重影响羊的正常发育。机器视觉技术为羊体体征测量提供了一种新的方法, 通过机器视觉, 获取当前视频及图像信息, 然后对图像进行处理, 可实现对羊的非接触式测量, 减少对羊正常生长的干扰。目前机器视觉技术多集中于工业领域, 在畜牧业上的应用还处于尝试探索阶段^[1]。

经研究发现, 在对羊体图像进行体尺提取过程中, 寻找特征点是关键。根据实地调研发现, 现场环境复杂, 不能够得到理想的羊图像。那么如何在复杂的现场环境中识别出羊的体征点, 提高图像利用率, 是基于机器视觉测量羊体体尺的关键所在^[2]。

1 总体方案

本研究方案主要采用一个自动识别门(见图 1)来实现对羊体征的非接触式自动测量。当羊排队到达自动识别门时, 步进电机驱动左侧门自动打开, 当羊完全进入门内, 关闭左侧

门。此时从摄像头采集的实时图像流中选取一张比较理想的羊体图像进行保存, 并由微处理器单元进行图像处理、体征特征点^[3]寻找并计算羊的体高、体长等期待测量的数据。

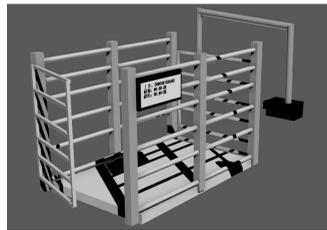


图 1 方案框图

1.1 硬件平台

如图 1 所示: 本实验采用一个广角摄像头从侧面实时采集羊的 RGB 彩色图像信息, 图像大小为 640×480 像素, 坐标系为原点在左上角的图像坐标系。实验平台为嵌入式 Linux 操作系统, 嵌入式系统的好处是可根据应用需求对软硬件进行裁剪, 按需定制^[4]。硬件支持为开源社区组织 BeagleBoard.org 推出的新一代产品 BeagleBone Black^[5], 该单板计算机只有信用卡大小, 是搞嵌入式产品开发的合适之选。

1.2 核心理想

图像处理采用高实时性的跨平台开源计算机视觉库 OpenCV^[6]。首先进行背景差分法, 提取出前景图像(羊); 然后将 RGB 彩色图像转化为灰度图像, 动态确定图像二值化阈值以生成二值图像; 去除噪音, 提取出羊的侧面和背部轮廓, 然后通过特征点算法找到羊的各个特征点并输出, 通过体尺算法计算出羊的身高、体长。其算法流程如图 2 所示。

收稿日期: 2013-12-21; 修回日期: 2014-02-19。

作者简介: 朱林(1956-), 女, 河北人, 教授, 主要从事远程工业控制方向的研究。

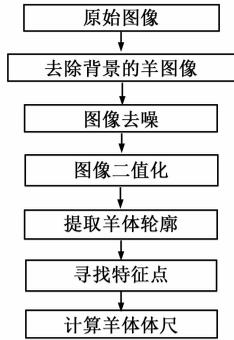


图 2 羊体尺测量算法流程图

2 图像处理

2.1 背景差分法

常用的去除背景方法有背景差分法、帧差法和高斯模型去除背景法。在提取羊的轮廓研究中发现, 由于背景环境比较复杂, 为了更好地提取出羊体轮廓, 采用背景差分法较为合适。背景差分法的原理是将读取到的实时图像跟背景图像作差, 这样就可以把基本无变化的复杂背景环境给去掉, 只提取出我们感兴趣的前景目标羊。为了便于后续的图像处理, 我们需将 3 通道的彩色图像转换为单通道的灰度图像。



图 3 背景差分效果图

2.2 图像去噪

图像噪声是在图像采集、传输过程中由于镜头、光电转换器件等内部因素及外界光、电等因素随机影响所造成^[7]。对羊图像进行去噪就是要消除在采集羊体图像过程中引入的各种噪声, 使其不对提取羊体轮廓和特征点分析产生影响, 以能够得到比较准确的测量结果。

中值滤波法是一种非线性平滑技术, 它将每一像素点的灰度值设置为该点在某邻域窗口内的所有像素点灰度值的中值, 让周围的像素值比较接近, 从而消除孤立的噪声点^[8]。中值滤波并不明显地模糊边界^[9], 因此可迭代使用, 本文的去噪处理采用的滤波器内核大小为 3×3 像素。

2.3 图像二值化

为了更好地提取出羊体的轮廓图像, 本研究采用了动态阈值分割, 得到羊的二值图像。通过研究对比发现: 采用阈值 $T = 45$ 分割图像比较理想。

2.4 区域滤波

通过计算图像质心^[10], 设置感兴趣区域, 从而排除噪声对图像分析造成影响, 为下一步提取出理想的羊体轮廓奠定基础。本研究采用以图片质心为中心的 320×240 像素过滤掉大部分的非感兴趣的背景图像噪声。效果如图 4 (a)、(b) 所示。

2.5 提取轮廓

OpenCV 库在图像处理算法上做的很完美, 把常用的算法

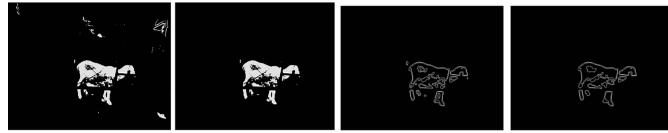


图 4 羊体轮廓 (二值) 提取

都封装成库函数形式, 我们可以很方便的调用相应的 C 函数接口以完成复杂的图像处理。本文就采用了 OpenCV 库中的 Canny 边缘检测算法^[11] (阈值采用 100, 150) 来提取羊体轮廓。为了使其轮廓曲线平滑, 先用一次中值滤波, 再用一次图像形态学处理。本文采用的是形态闭运算操作, 其本质是先进行一次膨胀操作, 再进行一次腐蚀操作。闭运算的好处是可以消除低于其临近点的孤立点, 填充物体内部细小空洞、连接邻近物体、平滑其边界的同时并不明显改变其面积。

在经过去噪处理后的羊体轮廓效果并不是太理想, 有些线条不连续, 这将直接影响到下一步特征点寻找的结果准确性。本研究采用先从提取出的粗略轮廓二值图像中检测出所有的轮廓, 然后通过面积过滤法把面积小的噪音剔除, 并将最外层的轮廓提取出来, 这时得到的轮廓图像比较理想。

3 特征识别与体尺计算

3.1 特征点算法设计

根据传统的尺寸计量方式, 长度为臀部点至肩胛点之间的距离, 高度为肩胛点至前脚点之间的距离^[12], 因此基于机器视觉的羊尺寸测量必须首先找到对应的点。

但在实验中发现, 由于羊的姿态是动态变化的, 寻找肩胛点的稳定性远不如臀部点的稳定。因此改用从臀部点到肩胛点的上轮廓各点到前后脚点之间直线的距离, 计算出平均高度。

3.1.1 臀部特征点的提取

经研究发现: 在整个羊体上轮廓曲线中, 曲率最大的点即为臀部点。

上轮廓线的提取方法: 基于原点在左上角的图像坐标系, 针对每一列, 采用从上往下扫描的方式, 这样扫描到的第一个点即为上轮廓点, 如图 5 所示。

臀部特征点的寻找:

1) 设定步长 N , 这里设置为 8;

2) 从轮廓序列里连续提取 N 个点, 寻找这个长度为 N 的数组的特征点 (方法是: 寻找曲线上的点到起点和终点所构成的直线距离最大的点), 因此可以通过起点、终点和特征点这三个点, 并根据海伦—秦九韶公式, 计算此时的曲率。

在图 5 (a) 中, 根据 A 、 B 、 C 三点坐标, 由海伦—秦九韶公式可得出 $\triangle ABC$ 的面积:

$$S_{\Delta} = \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)} \quad (1)$$

式中, a 、 b 、 c 分别为 $\triangle ABC$ 的三条边长, p 为半周长: $p = \frac{a+b+c}{2}$ 。

又有三角形面积计算公式:

$$S_{\Delta} = \frac{abc}{4R} \quad (2)$$

式中, a 、 b 、 c 分别为 $\triangle ABC$ 的 3 条边长, R 为三角形外接圆半径。

曲线在 M 点的曲率与曲率半径关系为:

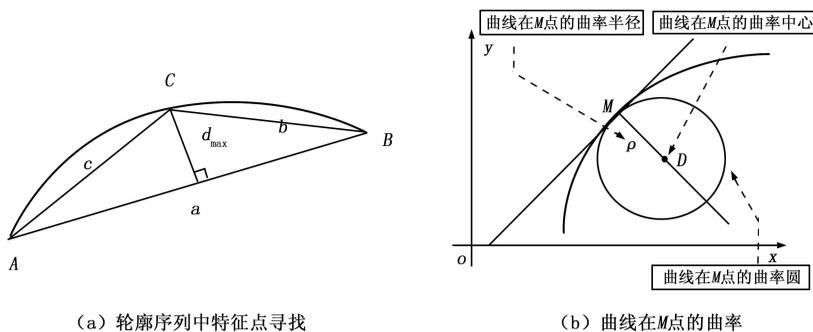


图 5 轮廓点曲率的求解示意图

$$K = \frac{1}{\rho} \tag{3}$$

式中, K 为曲线在 M 点的曲率, ρ 为曲线在 M 点的曲率半径。

根据公式 (1) ~ (3) 可得出曲线在 M 点的曲率计算公式:

$$K = \frac{4 \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)}}{abc} \tag{4}$$

式中, a, b, c 分别为 $\triangle ABC$ 的 3 条边长, p 为半周长: $p = \frac{a+b+c}{2}$ 。

3) 重复步骤 2), 直到遍历完整个轮廓序列, 相应得到一个曲率数组。

4) 对曲率数组平滑滤波, 获取最大曲率点, 进而得到对应的坐标点, 效果见图 6 中的 A 点。

3.1.2 前后脚、肩胛特征点的提取

从臀部点向下搜索, 在一个邻域 N 内 (40) 从上往下搜索后脚点; 从后脚点向右搜索, 在一个邻域 N 内 (40) 搜索前脚点, 从前脚点向上在一个邻域 N 内 (40) 搜索, 获取肩胛点。效果如图 6 中的 C, D, B 所示。

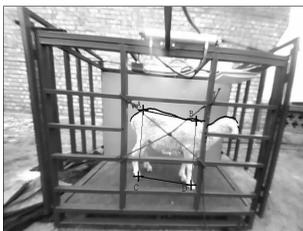


图 6 羊体特征点

3.2 体尺计算算法

在获取了图像空间中的体尺测量特征点后, 将相应坐标代入体尺计算公式即可得出羊的身高、体长等我们关注的体征数据。

由图 6 中的几何关系可知, 线段 AB 长度即为羊体长, 线段 AB 的长度计算公式为:

$$l = \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2} \tag{5}$$

式中, l 为线段 AB 长度, (x_a, y_a) 为 A 点坐标, (x_b, y_b) 为 B 点坐标。

假设羊的前、后脚点坐标分别为 $D(x_d, y_d), C(x_c, y_c)$, 则线段 CD 对应的二维图像坐标系下的直线方程的一般式为:

$$ax + by + c = 0 \tag{6}$$

式中, $-a/b$ 表示直线斜率, 当 $b = 0$ 时, 表示平行于 Y 轴的直线, $-c$ 表示在 Y 轴上的截距, a, b 不同时为 0, (x, y) 为直线上任

一点坐标值。通过 C 点和 D 点的已知坐标求出 a, b 和 c 值。

则羊体上轮廓线上的点到 CD 所在直线方程的距离公式为:

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \tag{7}$$

式中, 坐标点 (x_i, y_i) 为从臀部到肩胛点之间羊体上轮廓线上的任意一点, d_i 为上轮廓曲线上的点到线段 AB 的距离。通过求取 d_i 的平均值, 得出羊的身高。

4 实验结果分析

为了检验算法对羊体体尺的测量精度, 本研究在采集羊体图像前和后, 利用手杖、皮尺等工具对羊体体尺进行人工测量, 测量点与体尺算法测点位置一致。对用于本研究算法分析和精度检验的 7 只羊, 实际测量羊的身高、体长数据, 各测量 5 次, 取 5 次测量的平均值作为真实测量值。然后跟本研究的体尺测量算法得出的计算结果进行对比分析, 见表 1。

表 1 体尺算法结果与实测值的比较

羊序号	实测值/cm		体尺算法计算值/cm		误差	
	体长 L	体高 H	体长 L	体高 H	$\delta_L \%$	$\delta_H \%$
1	91.20	87.70	88.72	90.03	2.72	2.66
2	94.90	90.10	91.17	92.44	3.93	2.60
3	90.10	84.40	89.01	85.26	1.21	1.02
4	87.40	80.30	85.39	83.64	2.30	4.20
5	96.80	91.50	93.62	92.77	3.29	1.39
6	93.50	88.10	89.78	91.51	3.97	3.87
7	88.30	81.60	85.43	84.83	3.25	3.96
$\delta \%$					2.95	2.81

注: $\delta \%$ 为平均相对误差; $\delta_L \%$ 为体长计算值与实测值的相对误差; $\delta_H \%$ 为体高计算值与实测值的相对误差。

由表 1 中的误差数据分析可知, 用本文的算法测量的 7 只羊的体长相对误差最大为 3.97%, 体高相对误差最大为 4.20%, 均不超过 5%; 7 只羊的平均相对误差分别为 2.95% 和 2.81%, 都不超过 3%。整体来看, 实验测量结果比较可靠、稳定。

5 结束语

基于嵌入式机器视觉的羊体体征测量系统的开发源于现实应用需求, 是一个高实时性和高精度性的非接触式测量系统, 对牲畜生长无应激性, 算法稳定, 测量结果可靠, 具有较强的鲁棒性。系统为现代畜牧业的发展提供了强有力的支持, 应用前景和实际使用价值较高。

参考文献:

[1] 李 斌. 基于计算视觉的奶牛体型线性测量系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (12): 3213-3218.
 [2] 刘同海, 滕光辉, 付为森, 等. 基于机器视觉的猪体尺测点提取算法与应用 [J]. 农业工程学报, 2013, 29 (2): 161-168.
 [3] 刘建飞. 图像识别技术在奶牛体况评分中的应用研究 [D]. 济南: 山东大学, 2012.
 [4] 鸟 哥. 鸟哥的 Linux 私房菜: 基础学习篇 (第三版) [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010. (下转第 2408 页)

神经网络比标准神经网络具有更高效的故障诊断。

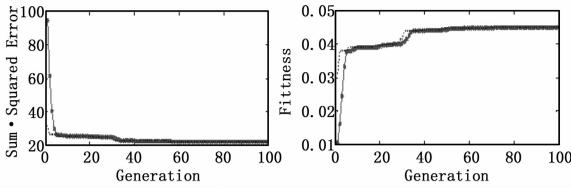


图 3 GA 优化 BP 神经网络的误差平方和及适应度曲线

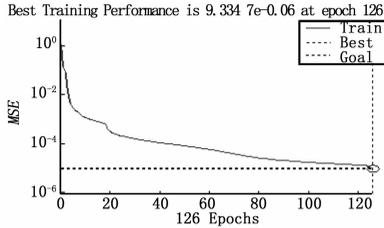


图 4 标准 BP 神经网络的训练过程

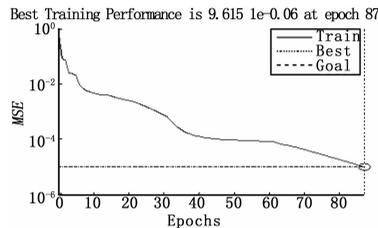


图 5 优化 BP 神经网络的训练过程

表 1 优化前后 BP 神经网络实际输出值

网络类型	各种故障类型的网络实际输出值				故障模式
	正常	内圈	滚动体	外圈	
标准 BP	1.000 7	-0.004 4	-0.000 5	0.007 0	1 0 0 0
	-0.000 8	1.005 2	0.002 2	-0.006 5	0 1 0 0
	-0.010 8	-0.066 4	0.973 7	-0.341 5	0 0 1 0
	0.010 9	0.065 6	0.024 6	1.341 1	0 0 0 1
优化 BP	0.999 3	0.010 8	-0.000 6	-0.003 8	1 0 0 0
	0.000 3	0.987 6	0.003 6	-0.002 3	0 1 0 0
	-0.001 2	-0.014 9	0.836 3	-0.162 0	0 0 1 0
	0.001 3	0.015 4	0.160 0	1.168 5	0 0 0 1

表 2 优化前后 BP 神经网络的诊断误差

网络类型	各故障类型的误差平方和			
	正常	内圈	滚动体	外圈
标准 BP	0.000 2	0.008 8	0.001 3	0.233 1
优化 BP	0.000 0	0.000 7	0.052 4	0.054 7

5 结论

1) 根据传统小波包算法、提升原理及插值细分思想，建立了提升小波包算法，并将其应用于故障信号的消噪处理和故障特征量的提取，效果表明提升小波包算法具有很好的自适应。

2) GA 和 L-M 算法组合优化了传统 BP 神经网络。利用 GA 全局搜索能力优化网络的初始权值、阈值，从而确定了网络搜索起点；利用 L-M 算法提升了网络的搜索速度，避免了陷入局部最优问题。

3) 将提升小波包和改进 BP 神经网络相融合的新故障诊断算法应用于滚动轴承故障实验中，结果表明：新算法具有又快又准的诊断效果，为实际的故障诊断提供了一种新思路。

参考文献:

[1] 秦树人, 季 忠, 尹爱军. 工程信号处理 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2008: 6-10.

[2] Sweldens W. The lifting scheme: a construction of second generation wavelet [J]. SIAM Journal on Mathematics Analysis, 1997, 29 (2): 511-546.

[3] 陈换过, 江金寿, 李剑敏, 等. 基于提升小波包和神经网络的结构损伤检测 [J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33 (1): 116-121.

[4] 肖顺根, 宋萌萌. 基于小波包能量神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 机械强度, 2014, 36 (3): 340-346.

[5] 张北欧. 基于小波包变换和 Elman 神经网络电机故障诊断系统的研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.

[6] 王红君, 刘冬生, 岳有军. 基于小波分析和神经网络的电机故障诊断方法研究 [J]. 电气传动, 2010, 40 (3): 69-73.

[7] 李运红, 张湧涛, 裴未迟. 基于小波包-Elman 神经网络的电机轴承故障诊断 [J]. 河北理工大学学报 (自然科学版), 2008, 30 (4): 81-85.

[8] 蒋伟江. 基于小波包和 SOM 神经网络的车轴滚动轴承故障诊断 [J]. 机械设计与研究, 2012, 28 (6): 70-73.

[9] 何宽芳, 黎 祺, 李学军, 等. 小波能谱熵和优化神经网络的滚动轴承诊断方法 [J]. 机械科学与技术, 2013, 32 (11): 1670-1674.

[10] 徐巧英. 加窗提升小波包在故障测距中的应用研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2011.

[11] 路 亮, 龙 源, 谢全民. 爆破振动信号的提升小波包分解及能量分布特征 [J]. 爆炸与冲击, 2013, 33 (2): 140-147.

[12] 高立新, 殷海晨, 张建宇, 等. 第二代小波分析在轴承故障诊断中的应用 [J]. 北京工业大学学报, 2009, 35 (5): 577-581.

[13] Bearing data center seeded fault test data [EB/OL]. <http://www.cecs.case.edu>.

[9] 韩雪岭, 李成贵. 基于机器视觉的发动机喷嘴检测系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (6): 1455-1457.

[10] 奚晓梁, 周晓东, 张 健. 基于小区域滤波的快速星图弱目标分割算法 [J]. 北京: 系统工程与电子技术, 2012, 1 (34): 40-45.

[11] 刘瑞祯, 于仕琪. OpenCV 教程——基础篇 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2007.

[12] Abegaz S, Awgichew K. Estimation of weight and age of sheep and goats [J]. American: Ethiopia Sheep and Goat Productivity Improvement Program, 2009.

(上接第 2398 页)

[5] BeagleBoard.org, Getting Started; Getting Started with Beagle-Bone & BeagleBone Black [EB/OL]. [2013-10-11]. <http://beagleboard.org/Getting%20Started>.

[6] Bradski G, Kaehler A. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library [M]. American: O'Reilly Media, 2008.

[7] 黄 佳. 基于 OpenCV 的计算机视觉技术研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2013.

[8] 刘慧英, 王小波. 基于 OpenCV 的车辆轮廓检测 [J]. 科学技术与工程, 2010, 10 (12): 2987-2991.