

基于热红外图像的奶牛乳房炎自动检测方法

张旭东¹ 康熙¹ 马丽^{1,2} 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. 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: 为了提高奶牛乳房炎的检测精度,利用热红外图像测量奶牛关键部位温度,提出了一种奶牛眼睛和乳房自动定位算法。首先对奶牛热红外图像的灰度直方图进行分析,然后提取阈值分割后图像中的 HSV (Hue, Saturation, Value) 颜色特征和骨架特征,并基于 HSV 自动检测奶牛眼睛位置,计算骨架特征向量,用支持向量机 (Support vector machine, SVM) 分类技术自动检测奶牛乳房位置。为了验证定位算法的有效性,对随机选取的 40 头自然行走的奶牛进行试验验证,结果表明,本文提出的定位算法可以有效定位奶牛眼睛、乳房位置,其定位误差在 20 像素以内的视频帧识别精度为 68.67%。根据定位算法所获取的奶牛眼睛和乳房的温度差值进行奶牛乳房炎检测试验,通过温度阈值对奶牛乳房炎发病程度进行评级,并与体细胞计数法 (Somatic cell count, SCC) 检测结果进行对比,结果表明,等级 1 检测准确率为 33.3%,等级 2 检测准确率为 87.5%。本研究结果能较准确获取奶牛自然行走状况下眼睛和乳房的位置和温度。

关键词: 奶牛; 乳房炎; 热红外图像; 图像处理; 温度分析

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)S0-0248-08

Automatic Detection Method of Dairy Cow Mastitis Based on Thermal Infrared Image

ZHANG Xudong¹ KANG Xi¹ MA Li^{1,2} 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 and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the detection accuracy of cow mastitis, an automatic eye and breast location method was proposed by using thermal infrared imaging technology to measure the temperature of key parts of cow. The gray scale histogram of the thermal infrared image of dairy cows was firstly analyzed, and then the HSV color features and skeleton features in the threshold segmentation images were extracted. Then, the eye position of dairy cows was automatically detected based on the HSV (Hue, Saturation, Value), and the skeleton feature vector was calculated, which was used to classify and automatically detect the breast position by the support vector machine. In order to verify the effectiveness of the positioning algorithm, totally 40 randomly selected naturally walking cows were verified. The test results showed that the positioning algorithm proposed could effectively locate the eyes and breasts of cows, and the accuracy of video frame recognition within the positioning error of 20 pixels was 68.67%. The cow eyes obtained according to the positioning algorithm was carried out on the temperature difference value of breast milk cow mastitis test, rating by temperature threshold and degree of dairy cow mastitis morbidity and somatic cell count method, comparing the test results it was showed that the rating 1 detection accuracy was 33.3%, the rating 2 detection accuracy was 87.5%. The results of this study can accurately obtain the position and temperature of the eyes and breast under the natural walking condition.

Key words: dairy cow; mastitis; thermal infrared image; image processing; temperature analysis

收稿日期: 2019-04-15 修回日期: 2019-05-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0500705-2018YFD050070502)

作者简介: 张旭东(1995—),男,硕士生,主要从事农业健康养殖智能信息技术研究, E-mail: 1773160697@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

0 引言

奶牛乳房炎是最常见的奶牛疾病之一。乳房炎会导致牛奶的产量和质量下降、奶牛利用年限降低等问题,造成巨大经济损失,故奶牛乳房炎的检测和治疗研究具有重要意义^[1-3]。目前的检测方法主要包括加州乳房炎检测法(California mastitis test, CMT)、乳汁体细胞计数法(Somatic cell count, SCC)、乳汁 pH 值法等。中小型奶牛场最常用的是 CMT 法,其优点是快速、敏感、价格低廉,但需要专业人员进行检测^[4],耗时、耗力。SCC 法通过测量乳汁中的体细胞数判定奶牛是否患乳房炎,健康的奶牛乳汁体细胞数大约在 25 万个/mL,患病奶牛的体细胞数量将急剧升高^[5],乳汁体细胞的检测主要采用奶牛群体改良法(Dairy herd improvement, DHI)进行采样分析,该分析方法周期长、实验操作繁琐,且需要经常校正监测^[6]。乳汁 pH 值法直观、操作简单,其成本低廉,且不受外界环境温度的影响,但每次使用 pH 值计检测后均需要标定,过程较繁琐。以上检测方式主要检测牛奶的理化性质,需要严格控制检测样品的环境条件,限制了其在生产实际中的应用^[7]。

红外热成像技术(Infrared thermograph technology, IRT)可以感知物体本身热运动辐射出的能量,将红外信号转换为可以处理的电信号,从而形成反映物体表面温度信息的热红外图像,利用 IRT 通过探究眼表温度和乳房表面温度之间的差异性检测奶牛乳房炎,国内外学者对其可行性进行了大量研究^[8-15]。一般使用热像仪检测奶牛的眼表温度和乳房皮肤表面温度,由于奶牛乳房随奶牛运动发生部分形变,无法实现准确定位,前人的研究多以手动标记为主。针对以上问题,本文提出一种奶牛眼睛和乳房自动定位方法,该方法通过将 HSV 颜色特征和骨架特征相结合,利用特征间的空间结构自动提取奶牛眼睛和乳房的位置;通过温度阈值对奶牛发病程度进行评级,进而判断奶牛是否患病,并通过试验验证方法的准确性。

1 材料与方法

1.1 试验数据来源

试验数据于 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,在奶牛挤奶前,需要依次通过通道进入挤奶厅,故在通道入口处安装射频识别器,该识别器连接用于存储视频数

据的计算机,便于通过奶牛脚环读取奶牛个体信息进行识别,实现奶牛与视频中奶牛的身份对应。在距离通道旁 1.5 m 位置放置热像仪,热像仪采用美国 Flir 公司的 FLIR - A615 型热像仪,30 万像素,通过以太网与计算机(Windows 10 系统)进行通讯,由于热像仪测温存在误差,故将黑体炉 (ISOTECH R982 型,发射率高于 0.995,精度 $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$) 放置在通道入口处,用于热像仪校准,在采集奶牛的眼睛和乳房区域的热红外图像过程中,应尽量保证奶牛眼睛和乳房区域能够被热像仪拍摄到。对 100 头荷斯坦泌乳期奶牛进行热红外视频采集。

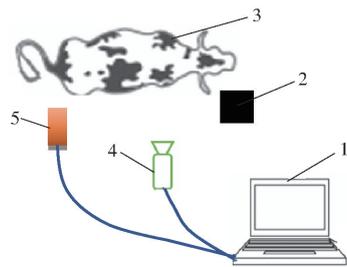


图 1 奶牛热红外采集系统示意图

Fig. 1 Schematic of cow thermal infrared acquisition system

1. 计算机 2. ISOTECH R982 型黑体炉 3. 奶牛 4. FLIR - A615 型热像仪 5. RFID 采集器

1.2 奶牛眼睛、乳房温度提取

采集奶牛热红外视频过程中,热像仪的位置固定,拍摄通道区域固定,奶牛只在限定的通道范围内单向通过,通过定位奶牛的眼睛和乳房的位置,获取其温度数据并进行分析,通过开源计算机视觉库(Open source computer vision library, OpenCV)进行图像处理,图像处理流程图如图 2 所示,主要包括黑体炉定位、奶牛眼睛定位和奶牛乳房定位,本方法适用于行走在通道中的奶牛眼睛和乳房温度提取。

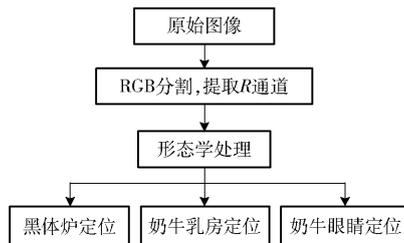


图 2 图像处理流程图

Fig. 2 Image processing flow chart

1.2.1 奶牛目标检测

在热红外视频中,奶牛作为研究对象,获取奶牛的关键部位温度信息,首先要进行前景分离,热红外视频前景分离主要采用目标与背景温差阈值的图像分割方法来完成^[16]。通过 FLIR - A615 型热像仪的热红外图像处理库 (Altas SDK) 选择不同的调色板,

可以获得多种阈值分割后的图像,为了尽可能区分目标奶牛与背景,便于在图像中区分不同温度层的界限,选择 Lava 调色板作为目标检测的热红外图像调色板,热红外图像中 R 通道的图像主要表征奶牛,故对原图像进行 RGB 分割,抽取 R 通道的图像进行二值化,并进行形态学处理(膨胀、腐蚀、中值滤波)。

由于热像仪距离奶牛较近,单一帧图像无法包含奶牛完整身体,故需先判断当前图像含有的目标部位,进而提取奶牛眼睛或者乳房区域。采集的图像中,奶牛由右向左运动,计算二值图像的最小外接矩形,将得到的外接矩形包围的图像划分成等间距的片段,分别计算每个片段内二值图像真值的上边界和下边界,并计算两者的差值作为图像跨度^[17],奶牛眼睛所在区域为奶牛头部,奶牛乳房所在区域为奶牛躯干。

本文通过判断外接矩形的位置和图像跨度的变化确定奶牛部位,将最大外接矩形包围的二值化图像按像素阈值为 40 划分为等间距的 m 个片段,为避免图像左右边界的奇异值,取第 $m-1$ 个片段和第 2 个片段的差值作为眼睛区域的判定条件之一。眼睛所在区域的外接矩形左边界列坐标大于 0 且右边界与图像右边界重合,头部区域的图像跨度值相对于躯干区域的图像跨度值较小,满足以下条件视为包含眼睛图像

$$\begin{cases} R_i = D_i - U_i & (i = 1, 2, \dots, m) \\ |R_{m-1} - R_2| \geq T_u \\ R_2 < T_u \\ E_{X_left} > 0 \\ E_{X_left} + E_w \geq M_{cols} \end{cases} \quad (1)$$

式中 R_i ——第 i 个跨度片段的高,像素
 D_i ——第 i 个跨度片段内的下边界行坐标值,像素
 U_i ——第 i 个跨度片段内的上边界行坐标值,像素
 E_{X_left} ——最小外接矩形的左边界列坐标值,像素
 E_w ——最小外接矩形的宽,像素
 M_{cols} ——热红外图像的宽,像素
 T_u ——乳房、眼睛区域跨度区分阈值,像素

乳房所在区域的外接矩形左边界列坐标与图像左边界重合且外接矩形右边界小于图像右边界,躯干区域的各个片段的图像跨度值除边缘外大小相似,满足以下条件视为包含乳房图像

$$\begin{cases} R_i = D_i - U_i & (i = 1, 2, \dots, m) \\ |R_{m-1} - R_2| < T_u \\ R_2 > T_u \\ E_{X_left} \leq 0 \\ E_{X_left} + E_w < M_{cols} \end{cases} \quad (2)$$

从样本库中随机选取 30 头奶牛的热红外视频进行统计分析,当 T_u 取 95 像素时,能够去除其他无效图像并区分奶牛眼睛、乳房所在区域。

1.2.2 黑体炉目标检测

由于热像仪存在测温误差,其测温误差为 $\pm 2^\circ\text{C}$,出厂标定测温误差小于 1°C ,黑体炉可以释放出稳定的温度,故使用黑体炉校正热像仪获取的温度在热红外图像中表现为圆形,在采集奶牛热红外视频数据前,设定黑体炉发射温度为 36.5°C ,对热红外视频进行图像处理,定位黑体炉位置,对原图像进行 RGB 分割,抽取 R 通道,对 R 通道的图像进行二值化,并进行形态学处理,检测图像中连通域的长轴和短轴长度,若相等则该连通域为黑体炉位置。

1.2.3 奶牛眼睛、乳房定位

1.2.3.1 眼睛定位

眼睛位于奶牛的前半身,所在图像的跨度值从左至右依次增加,提取目标图像的最大内接矩形,提取最大内接矩形和最小外接矩形的差值区域,进一步缩小眼睛的检测范围,常用的最大内接矩形检测方法为中心扩散法^[18]。

$$\begin{cases} X_c = (E_{X_left} + E_{X_right})/2 \\ Y_c = (E_{Y_up} + E_{Y_down})/2 \\ Y_u = Y_c - 1 \\ Y_d = Y_c + 1 \\ X_l = X_c - 1 \\ X_r = X_c + 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中 E_{Y_up} ——最小外接矩形的上边界行坐标值,像素
 E_{Y_down} ——最小外接矩形的下边界行坐标值,像素
 E_{X_right} ——最小外接矩形的右边界列坐标值,像素
 X_c, Y_c ——中心点坐标值,像素
 X_l ——移动点的左边界列坐标值,像素
 Y_u ——移动点的上边界行坐标值,像素
 X_r ——移动点的右边界列坐标值,像素
 Y_d ——移动点的下边界行坐标值,像素

为了提高中心扩散法检测最大内接矩形的准确性,将中心扩散法的中心点位置由固定值改为动态值,包括图像有效区域内所有像素点,计算中心点的

内接矩形面积, 搜索最大内接矩形, 根据最大内接矩形和最小外接矩形, 求取眼睛所在区域, 在原图像中对眼睛进行定位, 并将截取的眼睛所在区域重新映射到原热红外图像 (RGB 图像) 中, 一般对颜色空间的图像进行有效处理都是在 HSV 空间进行的, OpenCV 中 H 分量 (色调) 取值为 $0 \sim 180$, S 分量 (饱和度) 和 V 分量 (亮度) 取值为 $0 \sim 255$, 将 RGB 图像转换到 HSV 空间, 选取合适的阈值对截取区域做进一步分割^[19-20], 随机选取 30 头奶牛的热红外视频进行 HSV 阈值统计分析, H 分量小于 34、 S 分量大于 43 且 V 分量大于 46 时区域判定为白色, 其余判定为黑色, 即可分割出奶牛眼睛位置, 获取眼睛所在连通域的最大外接矩形坐标, 将坐标映射到原热红外图像中。

$$\begin{cases} P_x = E_{X_left} \\ P_y = I_{Y_up} \\ P_w = I_{X_left} - E_{X_left} \\ P_H = I_H \end{cases} \quad (4)$$

式中 I_{X_left} ——最大内接矩形的左边界列坐标值, 像素

I_{Y_up} ——最大内接矩形的上边界行坐标值, 像素

I_H ——最大内接矩形的高, 像素

P_x 、 P_y ——奶牛眼睛的坐标值, 像素

P_w ——奶牛眼睛的宽, 像素

P_H ——奶牛眼睛的高, 像素

1.2.3.2 乳房定位

奶牛乳房相对眼睛所占区域较大, 其温度整体相对较高, 乳房与奶牛身体其余部位存在一定程度的分界线, 首先将包含奶牛乳房的热红外图像转换为灰度图像, 统计灰度直方图, 选择灰度直方图的第 2 波峰作为阈值分割值, 进行二值化和形态学处理。经过阈值分割后的图像中包含了奶牛乳房区域, 但存在其他和乳房区域相近温度的干扰区域, 需要结合乳房的形状和位置特征利用骨架做进一步筛选。本文主要应用 Zhang - Suen 骨架算法^[21-22] 结合形态学处理进行奶牛局部区域骨架的提取。

在提取完整的骨架特征后, 需要将骨架特征转换为能够用于分类的特征向量。为保证特征向量能够准确地表征乳房的整体结构和局部特征, 首先需要设定每个骨架的中心点, 并基于此中心点构造能够表征乳房区域形状的骨架特征向量, 最后通过训练分类器识别奶牛乳房。具体步骤如下:

(1) 设定骨架的最小外接矩形的中心为骨架的中心点

$$\begin{cases} S_x = (E_{S_X_left} + E_{S_X_right})/2 \\ S_y = (E_{S_Y_up} + E_{S_Y_down})/2 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $E_{S_X_left}$ ——骨架的最大内接矩形的左边界列坐标值, 像素

$E_{S_X_right}$ ——骨架的最大内接矩形的右边界列坐标值, 像素

$E_{S_Y_up}$ ——骨架的最大内接矩形的上边界行坐标值, 像素

$E_{S_Y_down}$ ——骨架的最大内接矩形的下边界行坐标值, 像素

S_x 、 S_y ——骨架中心点坐标值, 像素

(2) 构造特征向量, 扫描骨架最小外接矩形的边缘位置, 提取骨架边缘点作为骨架特征点, 骨架特征点到骨架中心点的欧氏距离为特征点中心距, 特征点中心距及其连线与正向水平线夹角作为两个特征向量描述骨架特征向量^[23]。

设 (X_n, Y_n) 为骨架边缘点坐标, 各骨架边缘点到骨架中心点的欧氏距离为

$$D_n = \sqrt{(X_n - S_x)^2 + (Y_n - S_y)^2} \quad (6)$$

式中 n ——边缘骨架节点

设中心线与正向水平线的夹角为 A_n , 骨架边缘点的正向水平夹角计算公式为

$$A_n = \begin{cases} \arctan \frac{Y_n - S_y}{X_n - S_x} + \pi & (Y_n < S_y, X_n < S_x) \\ \arctan \frac{Y_n - S_y}{X_n - S_x} + 2\pi & (Y_n < S_y, X_n > S_x) \\ \arctan \frac{Y_n - S_y}{X_n - S_x} + \pi & (Y_n \geq S_y, X_n < S_x) \\ \arctan \frac{Y_n - S_y}{X_n - S_x} & (Y_n \geq S_y, X_n > S_x) \\ \frac{\pi}{2} & (Y_n > S_y, X_n = S_x) \\ \frac{3}{2}\pi & (Y_n < S_y, X_n = S_x) \end{cases} \quad (7)$$

每个连通域骨架可求出 n 个骨架特征向量, 并按照扫描方式划分 8 类, 将其拟合合成 8 组特征向量

$$\begin{cases} V_{1n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n \geq S_y, X_n = E_{S_X_left}) \\ V_{2n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n = E_{S_Y_up}, X_n < S_x) \\ V_{3n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n = E_{S_Y_up}, X_n \geq S_x) \\ V_{4n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n \geq S_y, X_n = E_{S_X_right}) \\ V_{5n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n < S_y, X_n = E_{S_X_right}) \\ V_{6n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n = E_{S_Y_down}, X_n \geq S_x) \\ V_{7n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n = E_{S_Y_down}, X_n < S_x) \\ V_{8n} = \text{middle}(D_n, A_n) & (Y_n < S_y, X_n = E_{S_X_left}) \end{cases} \quad (8)$$

式中 middle——计算特征向量的均值函数

$V_{1n} \sim V_{8n}$ ——拟合的8组特征向量

若某边缘(根据式(8)的约束条件,存在8组边缘)不存在特征向量,则将距离此边缘最近边缘的骨架特征向量作为此边缘的骨架特征向量。

支持向量机(SVM)是一种分类技术,在基于支持向量机的机器学习应用中,特征选择是生成机器学习分类模型的重要步骤。经过多次试验,以下参数被选为训练特征:①骨架特征点中心距和骨架特征点正向水平角,共8个特征向量,如式(8)所示,即 $V_n (1 \leq e \leq 8)$ 。②骨架外接矩形位置,表征候选区域的位置特征,即 $(E_{S_X_left}, E_{S_X_right}, E_{S_Y_up}, E_{S_Y_down})$ 。③区域面积,连通域外接矩形所示的每个联通域的面积 S_{E_k} 。④最佳外接椭圆长轴,与候选图像具有相同面积和方向的拟合椭圆的长轴 $L_{E_max_axi}$ 。⑤最佳外接椭圆短轴,与候选图像具有相同面积和方向的拟合椭圆的短轴 $L_{E_min_axi}$ 。

对于线性可分的训练样本集 (x_i, y_i) ,存在一个分类超平面将其正确的分开,样本集分类间隔最大的超平面为最优分类超平面,应用二次规划可求此最优分类函数^[24]

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n T_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right) \quad (9)$$

式中 T_i^* ——Lagrange 乘子 b^* ——分类阈值
 $f(x)$ ——最优分类函数
 x_i ——训练输入样本
 x ——测试输入样本

对于非线性问题,可通过核函数把非线性问题转化为高维空间中的线性问题,而后在变换空间中求最优分类面^[25],此时支持向量机分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n T_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right) \quad (10)$$

式中 K ——核函数

使用 SVM 可以实现数据的二分类和多分类。对于准备好的数据集,进行如下处理:①将准备好的数据集按照 1:1 分成训练集和测试集。②使用线性核函数进行快速分界。

$$K(x, x_1) = xx_1 \quad (11)$$

③SVM 的终止条件为迭代到指定阈值(10^{-6})后终止,训练出具有局部最优参数的 SVM 模型。

使用 SVM 训练模型对各个连通域计算的特征向量进行检测^[26-27],标记分类标签为 1(乳房区域)的连通域,并将其映射到原始热红外图像中。

1.3 温度数据获取和分析

1.3.1 眼睛温度和乳房温度

使用 Altas SDK 读取热红外图像 CSV 格式的温度数据,根据奶牛眼睛、乳房位置数据获取其所在区

域的温度数据,通过 Altas SDK 可以对每个像素点的温度数据做处理,对获取的眼睛和乳房所在帧的温度数据提取最大值,建立奶牛温度描述参数,即每头奶牛眼睛所在帧的最大温度值 T_{maxEye} 和乳房所在帧的最大温度值 $T_{maxBreast}$ 。

1.3.2 奶牛乳房炎评级

为了进一步降低环境因素对测温数据的影响,使用黑体炉进一步校正温度数据,根据黑体炉的位置获取其温度数据,求取黑体炉温度的最大值 $T_{BlackBox}$,计算测温误差 $T_{Error} (T_{BlackBox} - 36.5^\circ\text{C})$,对每一头奶牛的眼温数据和乳房温度数据进行测温校正,得到校正后的眼睛温度最大值 $T_{ReMaxEye}$ 和校正后的乳房温度最大值 $T_{ReMaxBreast}$ 。

统计所有奶牛的温度数据,结合前人研究,患有奶牛乳房炎的奶牛乳房和眼睛温度差值 $T_{DeEyeBreast}$ 在 $0.58 \sim 1.82^\circ\text{C}$ 之间,将个体和整体比较,通过对奶牛温度数据进行统计分析,设定等级 1 的温度阈值 T_{ThDe1} 为 -0.58°C ,设定等级 2 的温度阈值 T_{ThDe2} 为 -1.82°C ,通过温度阈值对数据进行筛选,从而进行奶牛乳房炎评级。

$$f = \begin{cases} 2 & (T_{DeEyeBreast} \leq T_{ThDe2}) \\ 1 & (T_{ThDe2} < T_{DeEyeBreast} \leq T_{ThDe1}) \\ 0 & (T_{DeEyeBreast} > T_{ThDe1}) \end{cases} \quad (12)$$

式中 $f=2$ 认定为等级 2(乳房炎), $f=1$ 认定为等级 1(疑似乳房炎), $f=0$ 认定为等级 0(正常奶牛)。根据以上规则对温度数据分级,评价奶牛乳房炎。

2 试验与结果分析

2.1 奶牛眼睛、乳房定位试验

在采集视频中随机选取 40 头自然行走奶牛进行试验,利用本文提出的奶牛眼睛、乳房自动定位方法对奶牛热红外视频进行处理。

奶牛目标检测结果如图 3 所示,选择 Lava 调色板作为目标检测的热红外图像调色板,如图 3a 所示,对原图像进行 RGB 分割,抽取 R 通道,对 R 通道的图像进行二值化和形态学处理,如图 3b 所示,通过判断外接矩形的位置和图像跨度值的变化确定奶牛部位,如图 3c 和图 3d 所示,以图像的左上角为原点,横坐标为图像像素点的列值,从左到右为 $1 \sim 480$ 像素,纵坐标为图像像素点的行值,从上到下为 $1 \sim 640$ 像素。

黑体炉位置定位效果如图 4 所示,对原图像进行 RGB 分割并抽取 R 通道,如图 4a 所示,对 R 通道的图像进行二值化并进行形态学处理,根据图像中连通域的长轴与短轴长检测黑体炉位置,如图 4b 所示。

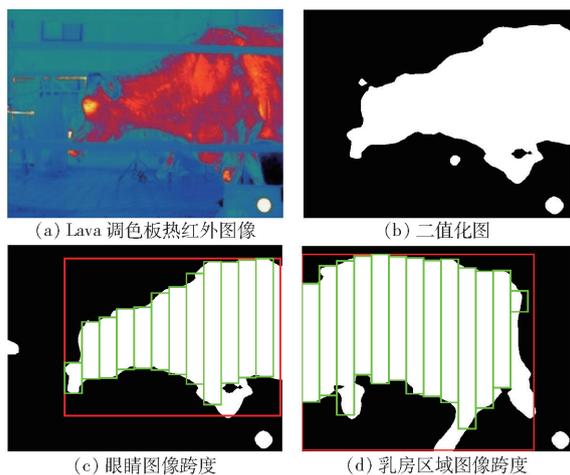


图3 目标检测效果

Fig. 3 Target detection renderings

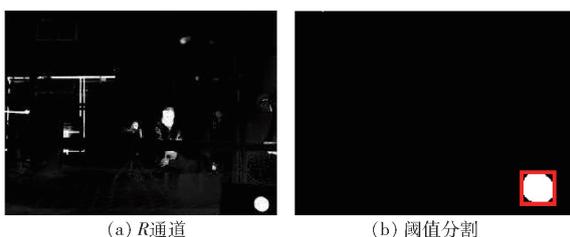


图4 黑体炉检测

Fig. 4 Blackbodies detection

奶牛眼睛定位效果如图5所示,基于改进中心扩散法搜索二值化图像的最大内接矩形如图5a所示,根据最大内接矩形和最小外接矩形的位置关系,分割出奶牛眼睛所在区域的RGB图像并转换为HSV图像,如图5b所示,选取合适的阈值对HSV图像进行二值化分割,并将其映射到原热红外图像中,如图5c所示。

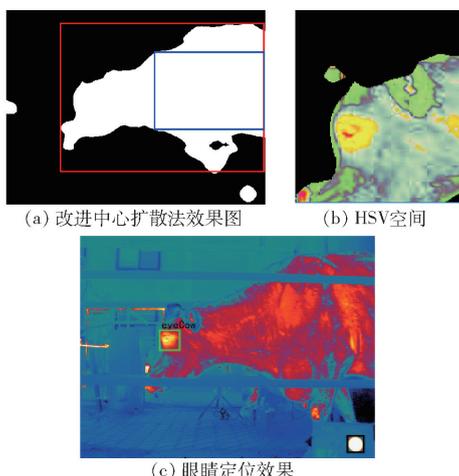


图5 眼睛定位

Fig. 5 Eyes location

奶牛乳房区域骨架提取效果如图6所示,将包含奶牛乳房的热红外图像转换到灰度空间,进行二值化和形态学处理,提取连通域并计算外接矩形,如图6a所示,为消除其他和乳房区域相近温度的干扰

区域,对二值化图像进行骨架提取,如图6b所示,第5组和第6组骨架均为奶牛乳房骨架,在提取出完整的骨架特征后,将骨架特征转换为能够用于分类的骨架边缘特征向量,如图6c、6d所示。

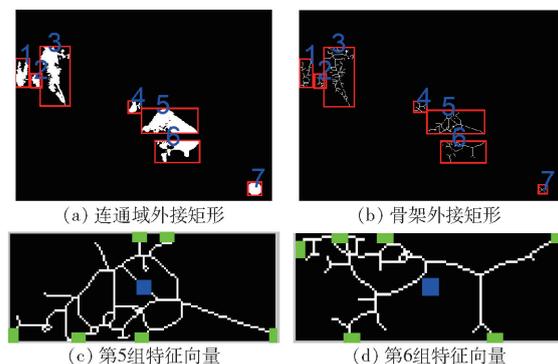


图6 骨架提取效果

Fig. 6 Skeleton extraction rendering

将本文定义的5类特征向量作为输入,使用SVM训练模型对特征向量进行检测,标记分类标签为1(乳房区域)的连通域,并将其映射到原热红外图像中,如图7所示。

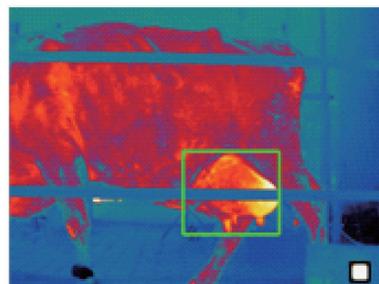


图7 乳房定位效果

Fig. 7 Breast positioning effect

计算眼睛和乳房位置,并标记于原图像中,与手工标定眼睛和乳房位置中心对比分析,验证试验结果的准确性。本文利用Precision Plot(精度测算)方法对试验结果进行检测。Precision Plot测算方法以像素为单位,根据预测目标中心位置与真实位置的像素距离作为误差。测算曲线如图8所示,纵坐标为小于误差的帧百分比。

由图8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68.67%,小于30像素的视频帧占总视频帧的88.13%,试验表明本文算法可以有效对奶牛眼睛、乳房进行定位。

2.2 奶牛乳房炎检测试验

通过热红外获取定位后奶牛眼睛、乳房的温度数据,其中奶牛眼睛所在帧的温度最大值曲线如图9a所示,奶牛乳房所在帧的温度最大值曲线如图9b所示。

通过对奶牛眼睛、乳房温度数据进行分析,计算

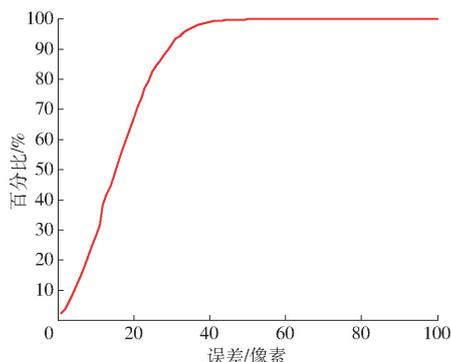
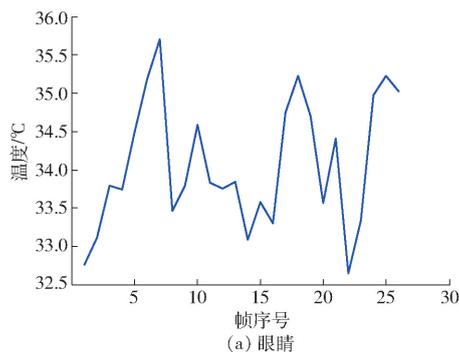
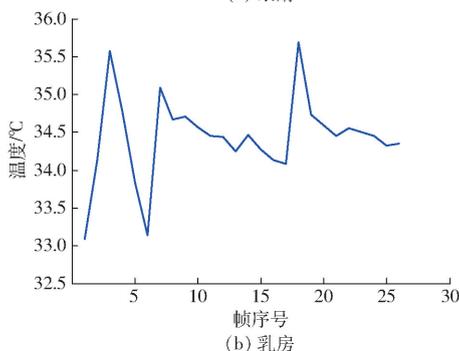


图8 精度测算结果

Fig. 8 Results of precision



(a) 眼睛



(b) 乳房

图9 奶牛温度曲线

Fig. 9 Cow temperature description parameter curves

得出 $T_{ReMaxEye}$ 、 $T_{ReMaxBreast}$ 、 $T_{DeEyeBreast}$, 根据乳房炎评级算法对温度数据进行筛选, 对奶牛乳房炎进行评级, 筛选后的评级数据如表 1、2 所示。

表1 等级2数据筛选

Tab. 1 Level 2 data filtering

°C

奶牛身份号码	$T_{ReMaxEye}$	$T_{ReMaxBreast}$	$T_{DeEyeBreast}$
15061	32.1	35.6	-3.5
4063	34.0	36.1	-2.1
16041	33.5	35.9	-2.4
8023	32.9	35.5	-2.6
6092	32.3	36.6	-4.3
8023	32.9	35.5	-2.6
16047	33.8	36.0	-2.2
604	35.3	37.2	-1.9

为验证算法的应用性, 本文对视频奶牛进行了乳房炎检测, 筛选出 17 头乳房温度异常的奶牛进行体细胞检测用于验证。将本文方法检测结果与使用

体细胞检测仪检测牛奶体细胞含量后所得结论进行比较, 结果如表 3 所示。

表2 等级1数据筛选

Tab. 2 Level 1 data filtering

°C

奶牛身份号码	$T_{ReMaxEye}$	$T_{ReMaxBreast}$	$T_{DeEyeBreast}$
176	34.7	36.4	-1.7
6088	34.6	36.2	-1.6
5030	34.4	36.1	-1.7
15023	34.6	36.4	-1.8
5090	34.9	35.9	-1.0
8027	34.9	36.3	-1.4
5097	34.5	36.3	-1.8
2057	34.6	36.3	-1.7
15173	34.6	36.2	-1.6

表3 奶牛乳房炎检测结果

Tab. 3 Dairy cow mastitis test results

奶牛身份号码	本文方法检测结果	体细胞检测仪结果
15061	乳房炎	乳房炎
4063	乳房炎	乳房炎
16041	乳房炎	乳房炎
8023	乳房炎	乳房炎
6092	乳房炎	乳房炎
8023	乳房炎	乳房炎
604	乳房炎	乳房炎
16047	乳房炎	正常
176	疑似乳房炎	正常
6088	疑似乳房炎	乳房炎
5030	疑似乳房炎	正常
15023	疑似乳房炎	正常
5090	疑似乳房炎	乳房炎
8027	疑似乳房炎	正常
5097	疑似乳房炎	正常
2057	疑似乳房炎	乳房炎
15173	疑似乳房炎	正常

由表 3 可知, 本文对等级 2 (乳房炎) 检测准确率为 87.5%, 证明本文提出的奶牛关键部位定位算法可以应用于奶牛乳房炎检测方法中, 对于奶牛乳房炎的检测有较好效果。但是对等级 1 (疑似乳房炎) 没有严格的判定标准, 对等级 1 检测准确率为 33.3%, 试验结果存在较大误差。由于检测方法没有对温度数据进行详细研究, 所以乳房炎分类精度相对于判断精度有待提高。

3 结论

(1) 基于 HSV 颜色特征和骨架特征相结合的方法, 能够有效去除与眼睛、乳房不相关的连通域, 有利于奶牛眼睛和乳房位置的准确、快速定位。

(2) 利用 HSV 颜色特征和骨架特征间的空间形状和位置关系提取奶牛眼睛和乳房的位置, 定位误差在 20 像素以内识别精度达到 68.67%, 定位误差在 30 像素以内的识别精度达到 88.13%。

(3) 根据温度阈值对奶牛乳房炎发病程度进行

评级, 等级 2 检测准确率较高, 为 87.5%, 等级 1 检测准确率较低, 为 33.3%, 这说明乳房区域温度的升高在一定阈值范围内会明显表现为乳房炎, 但是在 $T_{DuEyeBreast}$ 相对较小的情况下则难以准确分辨是否患有乳房炎。

参 考 文 献

- [1] HALASA T, HUIJPS K, ØSTERÅS O, et al. Economic effects of bovine mastitis and mastitis management: a review [J]. *Veterinary Quarterly*, 2007, 29(1): 18–31.
- [2] HALASA T, NIELEN M, ROOS A P W D, et al. Production loss due to new subclinical mastitis in Dutch dairy cows estimated with a test-day model [J]. *Journal of Dairy Science*, 2009, 92(2): 599–606.
- [3] 杨春合, 顾宪红, 曹正辉, 等. 奶牛左右乳区温度温差作为隐性乳房炎检测指标的可行性研究 [J]. *畜牧兽医学报*, 2015, 46(9): 1663–1670.
YANG Chunhe, GU Xianhong, CAO Zhenghui, et al. Study on possibility of left and right quarter skin temperature difference as a detecting indicator for subclinical mastitis in dairy cows [J]. *Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica*, 2015, 46(9): 1663–1670. (in Chinese)
- [4] 周亚平, 刘琴, 施开平, 等. 乳体细胞数与产奶量、乳成分的关系研究 [J]. *中国奶牛*, 2011(4): 40–42.
ZHOU Yaping, LIU Qin, SHI Kaiping, et al. Study of the relationship between somatic cell count in milk and milk yield, milk composition [J]. *China Dairy Cattle*, 2011(4): 40–42. (in Chinese)
- [5] KÜÇÜKÖNDER H, ÜÇKARDEŞ F, CEYHAN A, et al. Determination of the effect of somatic cell count on udder measurements and subclinical mastitis with data mining method [J]. *Pakistan Veterinary Journal*, 2015, 35(4): 441–445.
- [6] SINHA M K, THOMBARE N N, MONDAL B. Subclinical mastitis in dairy animals: incidence, economics, and predisposing factors [J]. *Scientific World Journal*, 2014, 2014: 1–4.
- [7] VIGUIER C, ARORA S, GILMARTIN N, et al. Mastitis detection: current trends and future perspectives [J]. *Trends in Biotechnology*, 2009, 27(8): 486–493.
- [8] BARTH K. Basic investigations to evaluate a highly sensitive infrared-thermograph-technique to detect udder inflammation in cows [J]. *Milchwissenschaft-milk Science International*, 2000, 55(11): 607–609.
- [9] COLAK A, POLAT B, OKUMUS Z, et al. Short communication: early detection of mastitis using infrared thermography in dairy cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2008, 91(11): 4244–4248.
- [10] POLAT B, COLAK A, CENGİZ M, et al. Sensitivity and specificity of infrared thermography in detection of subclinical mastitis in dairy cows [J]. *Journal of Dairy Science*, 2010, 93(8): 3525–3532.
- [11] BERRY R J, KENNEDY A D, SCOTT S L, et al. Daily variation in the udder surface temperature of dairy cows measured by infrared thermography: potential for mastitis detection [J]. *Canadian Journal of Animal Science*, 2003, 83(4): 687–693.
- [12] 杨春合. 奶牛乳区温度影响因素及与乳房炎的关系研究 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2015.
- [13] SATHIYABARATHI M. Investigation of body and udder skin surface temperature differentials as an early indicator of mastitis in Holstein Friesian crossbred cows using digital infrared thermography technique [J]. *Vet World*, 2016, 9(12): 1386–1391.
- [14] PAMPARIENE I, VEIKUTIS V, OBERAUSKAS V, et al. Thermography based inflammation monitoring of udder state in dairy cows: sensitivity and diagnostic priorities comparing with routine California mastitis test [J]. *Journal of Vibroengineering*, 2016, 18(1): 511–521.
- [15] SATHIYABARATHI M, JEYAKUMAR S, MANIMARAN A, et al. Infrared thermal imaging of udder skin surface temperature variations to monitor udder health status in, *Bos indicus*, (Deoni) cows [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017(11): 239–244.
- [16] 赵晓枫, 魏银鹏, 侯飞, 等. 基于改进分割算法的红外图像温差计算研究 [J]. *电光与控制*, 2018, 25(12): 26–29, 34.
ZHAO Xiaofeng, WEI Yinpeng, HOU Fei, et al. Temperature difference calculation of infrared image based on improved segmentation algorithm [J]. *Electro-optic & Control*, 2018, 25(12): 26–29, 34. (in Chinese)
- [17] 赵凯旋, 何东健. 基于卷积神经网络的奶牛个体身份识别方法 [J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 181–187.
ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Cow individual identification method based on convolution neural network [J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(5): 181–187. (in Chinese)
- [18] 谢新华, 梁栋, 张香倩, 等. 基于图像处理的目标物体最大内接矩形面积的检测 [J]. *科学技术与工程*, 2015, 15(17): 193–197, 217.
XIE Xinhua, LIANG Dong, ZHANG Xiangqian, et al. Test and analysis on vibration impact of heavy trucks running by housing [J]. *Science, Technology and Engineering*, 2015, 15(17): 193–197, 217. (in Chinese)
- [19] 刘莫尘, 许荣浩, 闫筱, 等. 基于 FCM 及 HSV 模型的方格蔗黄斑茧检测与剔除技术 [J]. *农业机械学报*, 2018, 49(7): 31–38.
LIU Mochen, XU Ronghao, YAN Xiao, et al. Detection and elimination of yellow spotted cocoon in mountage based on FCM algorithm and HSV color model [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(7): 31–38. (in Chinese)

cigr-ageng: Agriculture & Engineering for A Healthier Life, Valencia, Spain, 2012.

- [14] ALSAOD M, ROMER C, KLEINMANN 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)