

基于多特征融合相关滤波的运动奶牛目标提取

秦立峰^{1,2} 张晓茜^{1,3} 董明星¹ 岳帅^{1,2}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100;

3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要:为实现大规模养殖场内奶牛目标的自动提取,将相关滤波算法融入目标提取基本框架,提出一种相关滤波融合边缘检测的奶牛目标提取(Correlation filtering-edge detection based target extraction, CFED)算法。首先利用颜色名(Color names, CN)、方向梯度直方图(Histogram of oriented gradient, HOG)设计的相关滤波器获取奶牛目标范围;再利用13个不同方向的边缘滤波模板卷积目标范围图像得到图像边缘,最后融合边缘信息和颜色特征提取出奶牛目标。对奶牛场不同环境下的9段视频进行目标提取试验,结果表明,算法提取的目标与真实结果平均重叠率达到92.93%,较Otsu、K-means聚类、帧间差分法和高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)分别高35.63%、32.84%、20.28%、14.35个百分点;平均假阳性率和假阴性率分别为5.07%和5.08%,处理每帧图像平均耗时0.70 s。该结果表明,提出的CFED算法具有较好的目标检测能力,为奶牛目标准确快速提取提供了一个有效方法。

关键词: 奶牛; 目标提取; 相关滤波; 边缘检测; 算法融合

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2021)11-0244-09

OSID:



Target Extraction of Moving Cows Based on Multi-feature Fusion Correlation Filtering

QIN Lifeng^{1,2} ZHANG Xiaoqian^{1,3} DONG Mingxing¹ YUE Shuai^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The accurate extraction of cow targets serves as the basis for the behavior analysis such as lameness detection, ruminant and estrus. In order to realize the automatic tracking and monitoring of dairy cows in large-scale farms, the correlation filtering algorithm was integrated into the basic framework of target extraction, and a cow target extraction algorithm (CFED) that combined correlation filtering and edge detection to extract the cow target was proposed. Firstly, the correlation filters constructed by the color names and the Histogram of oriented gradient were applied to obtain the cow target range box. Then 13 edge filter templates in different directions convolved the target image box to get the edge image. Finally, the edge information and color feature were combined to extract the cow target. In order to verify the effectiveness of CFED algorithm, experiments were conducted on nine pieces of video samples of moving cows under different environments and interferences. The results showed that the average overlap rate between the CFED results and the manually marked results reached 92.93%, which was 35.63 percentage points, 32.84 percentage points, 20.28 percentage points and 14.35 percentage points higher than that of Otsu, K-means clustering, frame difference method and Gaussian mixture model method, respectively. The false positive rate and false negative rate of CFED were 5.07% and 5.08%, respectively. The average time cost was 0.70 s per frame. This result showed that the proposed CFED algorithm had good target detection ability in complex environments such as weather, scale and occlusion, which can provide an effective method for accurate and rapid extraction of dairy cow targets.

Key words: cow; target extraction; correlation filtering; edge detection; algorithm fusion

收稿日期: 2020-11-06 修回日期: 2020-12-27

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0701603)和陕西省重点产业创新链项目(2019ZDLNY02-05)

作者简介: 秦立峰(1981—),男,副教授,博士,主要从事农业信息化技术、图像处理与模式识别研究, E-mail: fuser@nwsuaf.edu.cn

0 引言

奶牛目标区域的精确提取是后续奶牛的跛行检测^[1-2]、呼吸检测^[3-4]、个体识别^[5-6]以及行为识别^[7-9]的基础,对奶牛养殖业的发展有重要的意义^[10]。基于机器视觉和图像处理、机器学习等智能化技术可帮助实现对奶牛目标的精准提取^[11-12]。然而,由于奶牛养殖场环境差异大、背景复杂,且奶牛活动姿态差异大,使得基于视觉方法的奶牛目标提取精度有待提高。

传统用于图像或视频中奶牛目标提取的常用算法有边缘检测法^[13]和背景建模法^[14],前者对于复杂背景以及相似的颜色干扰难以取得较高准确率,目标范围易存在较大误差^[15];后者则对于背景依赖大,参数量往往较难估计,不同场景背景下的模型难以移植,且算法稳定性受光照影响较大^[16]。刘冬等^[17]提出了一种动态的建模方法,基于 GMM 采用局部更新的策略和基于色度和亮度偏差的二分类算法对奶牛目标进行实时检测,平均模型复杂度比 GMM 降低了 50.85%,前景误检率、背景误检率分别降低了 19.50% 和 13.37%。宋怀波等^[18]提出了一种无参核密度估计背景建模的方法,解决了现有的参数化模型实现奶牛目标检测方法的缺陷,算法平均前景正检率为 95.65%。但阈值选取上不能够达到自适应。ZHAO 等^[19]在背景减去法的基础上融合帧差法并实时调整奶牛的 RGB 通道系数来进行运动奶牛的目标检测,目标检测精度为 88.34%,但对环境变化比较敏感。近年来,深度学习方法在奶牛个体识别与检测中得到广泛研究,JIANG 等^[20]在 YOLO v3 的基础上对奶牛关键部位进行了检测,算法的平均检准率达到 93.73%,召回率为 97.51%,检测帧率为 21 f/s,然而深度网络结构较复杂、难以硬件实现,与实际应用仍有一定距离。

相关滤波算法^[21]广泛应用于目标跟踪领域,通过目标模板训练相关滤波器对目标的可能位置区域进行滤波,最大响应位置即为目标中心^[22]。核相关滤波算法(Kernelized correlation filter, KCF)^[23]已成为基本方法,它采用 HOG 特征,利用多通道模式;常用的高斯核、线性核和多项式核 3 种核函数中,高斯核精度高但速度低,线性核精度较差但速度高。尺度自适应多特征融合相关滤波算法(Scale adaptive with multiple feature tracker, SAMF)^[24]在 KCF 算法基础上将 CN 特征、HOG 特征和灰度特征串联融合训练相关滤波器,并与预设的 7 种尺度进行匹配,可实现最佳位置和最佳尺度下目标位置的实时预测。

综上,基于边缘检测和背景建模的奶牛目标提

取对背景依赖较强,难以实现不同场景间的算法移植;深度学习网络的实际应用仍存在一定困难;而相关滤波器建模简单,具有速度快、抗干扰能力强的特点,本文将相关滤波算法融入目标提取基本框架,提出一种融合相关滤波和边缘检测的养殖场奶牛目标提取算法 CFED,进行奶牛目标提取。该算法首先从视频帧图像中提取奶牛目标颜色特征 CN 和 HOG 特征,分别训练相关滤波器,将各自的滤波器响应图进行融合,获取准确的目标范围。利用目标边缘点邻域特征生成方向可调的滤波器,在不同方向上卷积图像得到多方向上的边缘响应。利用奶牛颜色特征在目标范围内快速提取奶牛目标,最后与边缘检测的结果图像进行融合,实现奶牛目标提取。

1 材料与方方法

1.1 奶牛视频材料获取与标记

试验视频于 2017 年 5—7 月于陕西省杨凌科元克隆股份有限公司的奶牛养殖场采集,拍摄对象为侧面行走状态下的荷斯坦奶牛。采用一台 SONY HDR-CX290E 型摄像机固定拍摄,摄像机位于与奶牛垂直距离约 3 m 处。视频格式为 avi,帧速率为 25 f/s,帧宽度为 880 像素,高度为 720 像素,码率为 2 000 kb/s。对于所选用的奶牛视频段,先将其转换成帧图像,若首帧没有奶牛出现,则忽略该帧,将出现奶牛的第 1 帧图像作为视频首帧,奶牛视频帧图像如图 1 所示。利用 Matlab 中 Ground Truth Labeler 工具,手动逐帧标记奶牛目标位置,标记结果如图 1b 所示。标记数据包含 4 个参数,分别为目标跟踪框左上角位置的行、列坐标以及理想跟踪框的长度和宽度。将每个帧图像的标记数据存入文件,作为算法评估的基础。

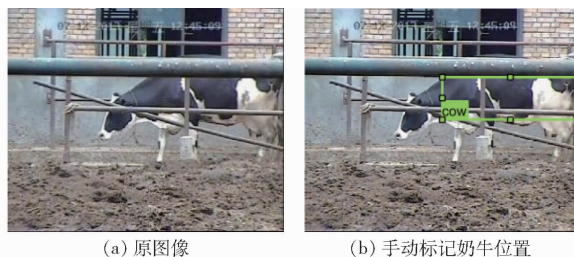


图 1 奶牛视频帧图像

Fig. 1 Dairy cow frame image

由图 1a 可见,养殖场实地拍摄的监控视频的背景十分复杂,有泥土、墙、砖、玻璃、栏杆等,且奶牛目标受到不同程度的遮挡。试验共采集了处于这样复杂环境的 9 段视频,均确保奶牛处于视频中,考虑到雨雾天气下及夜间监测实际需求,采集的视频中包含了晴天、雨天、夜间视频,以用于验证算法的稳定性。视频具体信息如表 1 所示。

表1 奶牛视频信息

Tab.1 Video information of cows

序号	视频时长/s	帧数	天气/时段	干扰因素
1	11	275	晴天	栏杆遮挡
2	13	325	晴天	其他奶牛移动干扰
3	10	250	晴天	飞鸟、栏杆遮挡
4	15	375	晴天	飞鸟
5	17	425	晴天	栏杆遮挡
6	9	225	雨天	栏杆遮挡
7	12	300	雨天	栏杆遮挡
8	10	250	夜晚	光线暗、栏杆遮挡
9	14	350	夜晚	光线暗

试验平台为 Windows 10 系统便携式计算机,处理器为 Intel (R) Core (TM) i5 - 9300HF,主频为 2.40 GHz,GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti,内存为 16 GB,硬盘为 1 TB。算法开发平台是 Matlab R2018b。

1.2 基于相关滤波算法的奶牛目标定位

1.2.1 总体技术路线

本研究技术路线如图 2 所示。在离线状态下,提取训练图像的 HOG 特征和 CN 特征^[25],并预设尺度池,训练相关滤波器。在线的奶牛目标提取分两步,首先利用 SAMF 进行奶牛位置预测,获取奶牛目标候选区域框,并对原始图像进行掩膜操作,得到候选框内的原图像;然后对候选区域图像进行边缘滤波和颜色阈值快速分割后,将二者结果相融合,最后利用形态学处理得到奶牛目标区域。

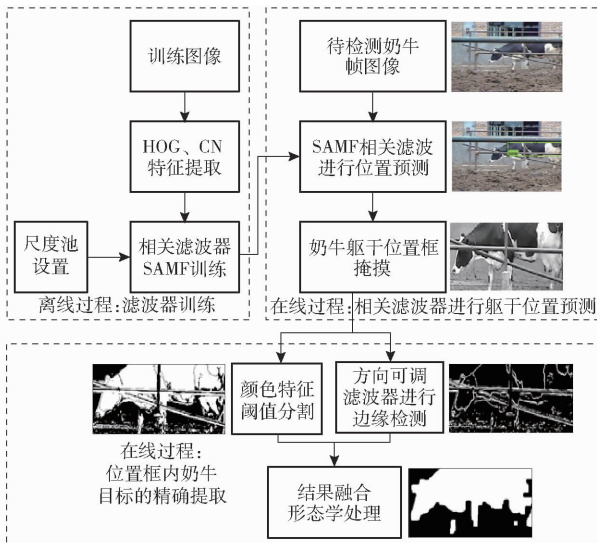


图2 基于相关滤波与边缘检测的奶牛目标精确提取技术路线图

Fig.2 Technical route diagram of precise extraction of cow target based on CFED

1.2.2 相关滤波进行目标定位的基本原理

相关滤波进行目标跟踪的第 1 步是手动提取首帧中的目标图像块 x_i ,将它作为训练样本,提取 x_i 的

平移或多维特征,并使用高斯函数表示其对应的数据标签 y_i 。在待检测图像上,采用分类器对每个图像块进行分类。使用正则化最小二乘 (Regularized least square, RLS) 分类器,并引入核函数求解。该模型表示为 $\min_{\omega} \sum_i (\langle \omega, \varphi(x_i) \rangle - y_i)^2 + \lambda \|\omega\|^2$,其中, $\varphi(x_i)$ 表示原始输入空间和 Hilbert 特征空间之间的映射关系, λ 表示正则化参数。

目标解表示为

$$\omega = \sum_i \alpha_i \varphi(x_i) \quad (1)$$

式中 α_i ——最优封闭解

利用循环矩阵的性质,结合离散傅里叶变换 (DFT),得到核正则化最小二乘 (Kernelized RLS, KRLS) 的最优解为

$$\alpha = F^{-1} \frac{F(y)}{F(k^{xx}) + \lambda} \quad (2)$$

式中 F ——离散傅里叶变换函数

k^{xx} ——训练样本的自相关核输出向量

α ——最小二乘最优解

x ——采样的训练样本

核函数使用高斯核。在新的一帧中,通过获取候选窗口图像块 z 来检测目标的位置。则分类器的输出响应为

$$\hat{y} = F^{-1}(k^{xz} \odot \alpha) \quad (3)$$

式中 \hat{y} ——分类器输出响应

k^{xz} ——训练样本与测试样本的互相关核输出向量

\odot ——元素乘积运算符号

z ——测试样本

找到使 \hat{y} 最大的位置即为待跟踪目标的位置。

1.2.3 SAMF 尺度自适应核相关滤波器

(1) 奶牛特征提取

通过对目标区域的梯度方向直方图进行统计得到 HOG 特征,它反映了图像局部的梯度方向,表征图像边缘和形状信息,对目标旋转和尺度的变化不敏感,且不受图像形变影响。CN 特征是一种最为接近人眼视觉的特征,与灰度特征相比,CN 特征更丰富地描述了目标部分的位置信息。HOG 特征和 CN 特征具有互补性,利用这两个特征分别训练相关滤波器,二者的响应加权组合可实现准确的目标定位。

HOG 特征提取过程为,先将原始图像灰度化并进行 Gamma 校正,实现图像对比度调节,并抑制噪声。对图像所有像素点,利用 $[-1 \ 0 \ 1]$ 和 $[1 \ 0 \ -1]^T$ 梯度算子分别对原图像进行卷积,得到 x 和 y 方向上的梯度分量;再将图像平均划分成尺寸为

4×4 的子块；将 360° 划分为若干区间，根据像素点梯度方向差异，通过双线性插值将其幅度累积到直方图中，将小块内梯度直方图进行统计得到每个小块的特征描述子。每 3×3 个子块组合成一个块，将每个块内所有特征描述符串联连接，即得到该块的特征。整个目标区域的 HOG 特征由全部块的特征组合得到。

CN 特征假定不同颜色名称具有相等的先验概率，通过对目标像素进行非线性映射得到各个 RGB 值到 11 种颜色名称的映射关系。这种映射可以表示为 $F: RGB \rightarrow \nu$ ，其中 ν 是一个 11 维的向量， $\nu_i = P(c_i | x_{RGB})$ 是将 RGB 值 x_{RGB} 分配给特定的颜色名称 c_i 的概率。区域 (region) 的颜色名称描述符 K_{region} 被定义为来自区域内像素的概率分布的总和

$$K_{\text{region}} = \frac{1}{N} \sum_{x_{\text{RGB}} \in \text{region}} F(x_{\text{RGB}}) \quad (4)$$

式中 N ——区域内的像素个数

(2) 利用 SAMF 算法进行奶牛目标定位

SAMF 算法采用 HOG、CN 以及灰度特征相组合训练相关滤波器进行目标定位；针对跟踪过程中目标尺度变化问题，利用尺度池自适应地确定目标尺寸。假设样本的尺度为 $S_i = (S_x, S_y)$ ，定义一个尺度池 S ，包含 k 个尺度因子，即 $S = \{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_k\}$ 。算法流程为：首先输入图像 I_{new} 、目标位置 p_{old} 、尺度 t_{old} 以及滤波器模型参数 \hat{x}_{old} 、 α_{old} 。在图像 I_{new} 上，根据 p_{old} 和尺度 t_{old} 获取目标框，对于尺度池中的尺寸因子 t_i ，将采样图像块 $t_i S_i$ 调整至固定尺寸 S_T ，提取其多个特征，根据 $\hat{f}(z) = \hat{k}^z \odot \hat{\alpha}$ 计算出响应 $\hat{f}(z^i)$ 。最后根据 $\text{argmax} F^{-1} \hat{f}(z^i)$ 得到最终位置 p_{new} 和尺度 $t_{\text{new}} S_i$ 。

将当前帧和上一帧的数据用线性叠加的方式结合起来更新滤波器，以进行后续跟踪。对滤波器 T 的更新公式为

$$\bar{T}_{\text{new}} = \mu T_{\text{new}} + (1 - \mu) \bar{T}_{\text{old}} \quad (5)$$

式中 \bar{T}_{new} ——更新后的滤波器

μ ——更新系数

\bar{T}_{old} ——原滤波器

本文中尺度池设置为 $\{0.985, 0.99, 0.995, 1.0, 1.005, 1.01, 1.015\}$ 。在比较过程中同时对待选目标进行这 7 种尺度计算，选择响应值最大者作为当前帧的目标尺度。

1.3 目标框内基于边缘检测的目标精确提取

根据 SAMF 算法获取的奶牛目标区域框如图 3 所示。后续只对此区域框内像素进行处理，可减少大量背景干扰，提高算法整体效率。



图 3 目标区域框

Fig. 3 Target area frame

由图 3 可见，奶牛目标框较准确地确定了奶牛目标区域，表明基于相关滤波的目标初提取效果较好。为了更精确地提取奶牛目标，在候选区域内利用方向可调滤波器检测奶牛目标边缘，以进一步在候选区域内准确定位奶牛位置。方向可调滤波器使用不同方向的模板对图像进行卷积得到图像的边缘，具有灵活、快速的特点^[26]。本文采用三阶模板，其幅度系数 g_a, g_b, g_c, g_d 和角度系数 k_a, k_b, k_c, k_d 分别为

$$\begin{cases} g_a = 0.9780(-2.254x + x^3)e^{-(x^2+y^2)} \\ g_b = 0.9780(-0.7515 + x^2)ye^{-(x^2+y^2)} \\ g_c = 0.9780(-0.7515 + y^2)xe^{-(x^2+y^2)} \\ g_d = 0.9780(-2.254y + y^3)e^{-(x^2+y^2)} \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} k_a(\theta) = \cos^3 \theta \\ k_b(\theta) = -3\cos^2 \theta \sin \theta \\ k_c(\theta) = -3\cos \theta \sin^2 \theta \\ k_d(\theta) = -\sin^3 \theta \end{cases} \quad (7)$$

式中 x, y ——高斯函数求偏导的方向

θ ——方向可调滤波器的方向输入

通过不同方向上幅度系数和角度系数乘加运算产生最终模板，即

$$G = k_a g_a + k_b g_b + k_c g_c + k_d g_d \quad (8)$$

式中 G ——线性组合后的最终模板

在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 范围内，每隔 30° 生成一个模板，共 13 个模板；分别对图像做卷积，将所有方向上卷积结果进行叠加得到边缘检测结果，再二值化后得到边缘二值图。对图 3 所示奶牛候选区域进行边缘提取的过程图及结果如图 4 所示。

方向可调滤波器提取出的奶牛图像边缘仍存在伪边缘及噪声。再使用颜色特征对图像进行目标提取，以消除噪声和无效背景，并保留奶牛目标。由于奶牛部位像素主要为黑色或白色，因此设置双阈值 T_w, T_b 对像素点进行判定，判定规则为

$$b_w(x, y) = \begin{cases} 1 & (I(x, y) > T_w \text{ 或 } I(x, y) < T_b) \\ 0 & (T_b \leq I(x, y) \leq T_w) \end{cases} \quad (9)$$

式中 $b_w(x, y)$ ——分割后的图像

$I(x, y)$ ——原图像中的像素值

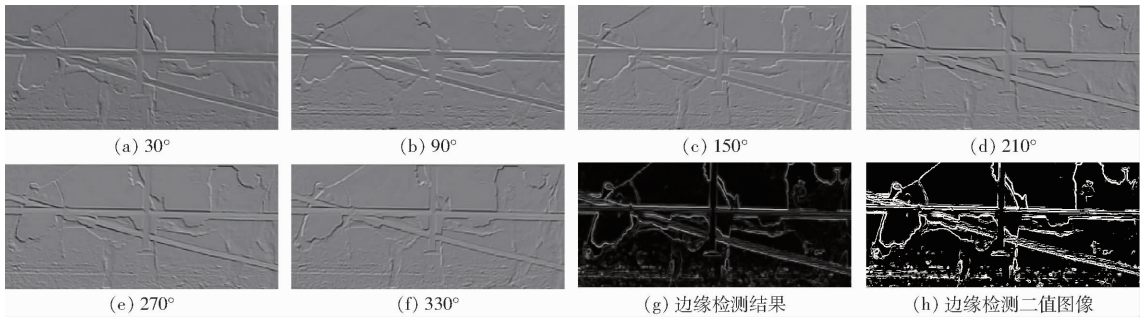


图4 不同方向上的滤波结果

Fig.4 Filtering results in different directions

T_w ——白色判定阈值

T_b ——黑色判定阈值

对图4所示的奶牛候选区域进行颜色分割的结果如图5a所示。

1.4 滤波结果融合和形态学处理

将方向可调滤波器提取出的边缘图像与颜色特

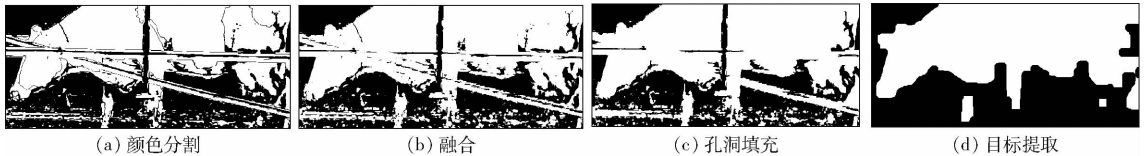


图5 融合及形态学处理结果

Fig.5 Fusion and morphological processing results

首先用尺寸为15像素×15像素的正方形结构元素进行腐蚀,消除背景上的小目标区域。对腐蚀过的图像用30像素×30像素的正方形结构元素进行膨胀处理,填充图像内部孔洞和边缘处的小凹陷,并磨平目标区域向外的尖角,使目标区域连接成尽量大的连通区域,如图5c所示。最后再用半径为15像素的圆形结构元素进行腐蚀,使其尺寸尽量匹配真实目标的尺寸,目标提取结果如图5d所示。

2 评价指标

选用重叠率和误检率进行目标提取效果评价。将算法提取的目标区域像素集合记为 D ,手动标记的目标像素集合记为 A ,则重叠率(Overlap rate, OR)计算式为

$$O_R = \frac{A \cap D}{A \cup D} \times 100\% \quad (10)$$

式中 O_R ——重叠率

误检率分为假阳性率(False positive rate, f_p)和假阴性率(False negative rate, f_n)。 f_p 是算法将背景像素误判为目标像素的个数与实际的全部背景像素个数的比值。 f_n 是算法将目标像素判断为背景像素的个数与实际的全部背景像素个数的比值。记总像素数为 N ,真实奶牛目标像素数为 p ,算法得到目标像素数为 a ,算法正确提取的目标像素数为 t 。 $m_1 = a - t$,表示算法中误把背景像素判断为目标的像素

数; $m_2 = p - t$,表示算法误把目标判断成背景的像素个数。则 f_p 、 f_n 计算公式分别为

$$f_p = \frac{m_1}{N - p} \times 100\% \quad (11)$$

$$f_n = \frac{m_2}{N - p} \times 100\% \quad (12)$$

通过3项指标值的均方差 σ 分析算法的稳定性。均方差越小,算法稳定性越高。

3 试验结果与分析

分别对9段视频的图像帧进行算法测试与评估,用Adobe Photoshop对试验图像手动分割出奶牛目标,得到目标二值图作为真实值,用于评价指标的计算。

对测试图像进行目标提取,计算提取结果的OR、 f_p 、 f_n 及样本均方差,如表2所示。由表2可见,9段视频的图像帧奶牛目标提取的平均重叠率为92.93%,平均假阳性率为5.07%,平均假阴性率为5.08%。OR、 f_p 、 f_n 的均方差分别为3.79%、0.91%、1.08%。该结果表明算法可准确对奶牛进行定位和目标提取,且稳定性较好。

为了进一步考查CFED算法性能,本文将CFED与Otsu、K-means算法、帧间差分法和GMM^[27-28]算法进行目标提取结果对比。其中,帧间差分法利用

表 2 CFED 算法提取奶牛目标结果

Tab.2 Cow target results extracted with CFED algorithm

视频序号	OR	f_p	f_n
1	94.12	4.37	4.95
2	95.64	5.10	4.37
3	94.80	4.32	4.28
4	96.67	4.28	3.49
5	96.80	4.71	4.56
6	92.19	4.11	5.12
7	93.25	5.73	5.16
8	87.70	6.39	6.77
9	85.16	6.64	7.01
平均值	92.93	5.07	5.08
均方差	3.79	0.91	1.08

视频序列连续性、运动目标在帧间变化明显的特点,对连续帧通过差分运算,再经灰度阈值判断获取目标位置^[29-31]。GMM 通过对背景像素的分布建立混合高斯概率模型,并使用期望最大(EM)算法训练模型参数,最后对视频中的像素进行最大似然判定。5 种算法对 9 段视频帧图像提取的结果如表 3 所示。

表 3 不同算法性能对比

Tab.3 Performance comparison of different algorithms

算法	OR/%	f_p /%	f_n /%	单帧图像 处理时间/s
Otsu	57.30	42.88	43.35	0.18
K-means	60.09	39.34	36.28	1.75
帧间差分法	72.65	28.94	29.29	1.00
GMM	78.58	20.02	18.34	1.58
CFED	92.93	5.07	5.08	0.70

由表 3 可见,CFED 算法平均重叠率最高,比 Otsu 算法、K-means 算法、帧间差分法、GMM 分别高 35.63、32.84、20.28、14.35 个百分点,平均假阳性率和假阴性率最低。在运行时间上,CFED 算法为 0.70 s,速度较快且在不同视频不同干扰下没有受到影响,该结果表明所用算法具有较好的目标提取效果,可为复杂奶牛场环境的奶牛目标提取提供一定的参考。

4 讨论

4.1 尺度变化对目标提取的影响

如图 6 所示,在奶牛尺度变化的视频中,由于奶牛与摄像机距离变换而产生了尺度的变化,且其中还存在另一头不完整的奶牛干扰,在此情况下 SAMF 所采用的尺度池方法,位置滤波与尺度滤波同时进行,实现目标区域提取过程中的尺度自

适应,使得奶牛目标提取在位置和尺度两个方面同时达到最优,较好地定位到了奶牛目标位置,使得后续的提取操作更便于进行。平均重叠率、平均假阳性率、平均假阴性率分别为 95.64%、5.10%、4.37%。



图 6 尺度变化条件下目标提取结果

Fig.6 Target extraction results under condition of scale change

4.2 天气情况对目标提取的影响

图 7 为雨天奶牛视频帧图像,可以看出算法仍可提取出主要奶牛目标区域。帧图像上的平均重叠率、平均假阳性率、平均假阴性率分别为 92.19%、4.11%、5.12%,提取效果有所降低,这是因为雨水影响使得奶牛运动情况发生改变,且雨雾影响导致图像质量退化。



图 7 雨天目标提取结果

Fig.7 Target extraction results in rainy day

图 8 为夜间奶牛视频帧图像提取结果。由于光照强度低,奶牛的体色与栏杆以及背景相似度增大,导致提取结果较多的目标像素被认为是背景,OR、 f_p 、 f_n 的平均值分别为 87.70%、6.39%、6.77%,CFED 仍可将奶牛目标提取出来,但总的来说,夜间指标值相较于正常光照下偏低,说明光照强度对算法的影响较为显著,下一步应在这方面加以改进使得算法能够很好地适应夜间环境。



图 8 夜间目标提取结果

Fig.8 Target extraction results at night

4.3 遮挡情况对目标提取的影响

奶牛养殖环境复杂,栏杆的遮挡情况普遍,本文采集的9段视频中有6段存在栏杆遮挡,导致最终提取到的奶牛目标不完整。针对此情况,对图像进行了孔洞填充和形态学操作,可以对奶牛目标进行一定程度的填补。图7和图8都在栏杆的干扰下较为完整地提取了奶牛目标。

另外室外环境下,飞鸟会对奶牛目标造成部分遮挡干扰。若飞鸟未对奶牛目标形成遮挡,算法在目标定位阶段将飞鸟作为背景排除;若飞鸟在奶牛目标框内对奶牛形成遮挡,算法通过多特征提取和形态学处理也能把飞鸟的影响降低。如图9所示,第1行是受飞鸟干扰的3帧图像,第2行是对应的目标提取结果。由该结果可见,飞鸟遮挡下奶牛目标提取仍较完整,在该视频帧上平均重叠率为94.80%;平均假阳性率、平均假阴性率分别为4.32%、4.28%。综上所述,本文算法在遮挡干扰上具有较好的鲁棒性。

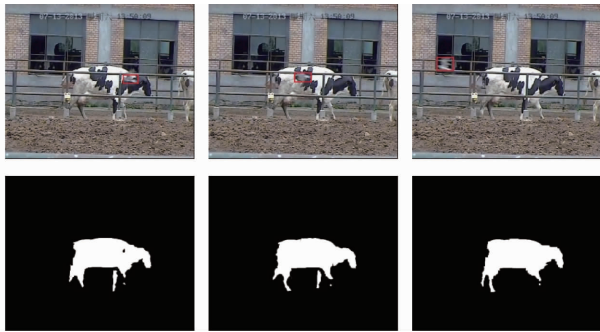


图9 飞鸟影响下的目标提取结果

Fig.9 Target extraction results under influence of bird

4.4 交叉重叠对目标提取的影响

在目标提取问题中,同类对象间的交叉和重叠对特定目标精确提取影响严重。这是由于同类对象具有相似特征,很难精确定位出重叠部分的对象边缘。如图10所示,图像中两头奶牛交叉重叠,且存

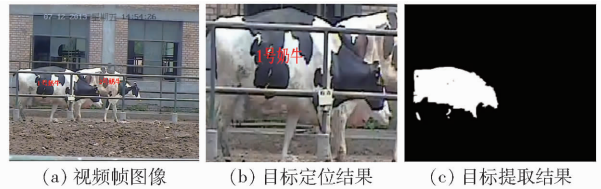


图10 交叉重叠影响下的目标提取结果

Fig.10 Target extraction results under influence of overlap

在一定程度的栏杆遮挡,前景奶牛(1号)的提取受到背景奶牛的严重干扰。

在目标定位阶段,算法将背景奶牛(2号)的不完全重叠部分剔除,如图10b所示,为后续的目标提取提供了便利,目标提取结果如图10c所示。由于重叠部分奶牛特征对目标奶牛特征的提取造成严重的假阳性干扰,使图像边缘检测产生较大误差,使算法性能有所下降,在该视频帧上平均重叠率为90.03%;平均假阳性率、平均假阴性率分别为6.06%、5.85%。目标重叠部分边缘的精准检测将是下一步提升算法性能的关键研究内容。

5 结论

(1)将相关滤波算法SAMF引入视频帧奶牛目标提取中,提出多特征融合相关滤波的奶牛目标提取算法(CFED)。试验结果表明,本文算法平均重叠率达到92.93%、假阴性率和假阳性率分别为5.07%和5.08%,相较于传统的Otsu算法、K-means算法、帧间差分法和GMM,平均重叠率分别提高了35.63、32.84、20.28、14.35个百分点,表明CFED算法具有很好的目标提取效果,为养殖场环境下的奶牛目标精准提取提供了一种有效方法。

(2)本文算法具有很好的稳定性,对遮挡、尺度变化、雨雾影响等复杂环境条件具有较好的适应性。同时本文算法对单帧图像的目标提取时间为0.70s,处理速度较快。

参 考 文 献

- [1] 苏力德,张永,王健,等. 基于改进动态时间规整算法的奶牛步态分割方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(7):52-59. SU Lide, ZHANG Yong, WANG Jian, et al. Segmentation method of dairy cattle gait based on improved dynamic time warping algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 52-59. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200707&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.007. (in Chinese)
- [2] 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)
- [3] 纪滨,朱伟兴,刘波,等. 基于脊腹线波动的猪呼吸急促症状视频分析[J]. 农业工程学报,2011,27(1):191-195. JI Bin, ZHU Weixing, LIU Bo, et al. Video analysis for tachypnea of pigs based on fluctuating ridge-abdomen[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(1): 191-195. (in Chinese)
- [4] 何东健,刘畅,熊虹婷. 奶牛体温植入式传感器与实时监测系统设计与实验[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(12):195-202.

- HE Dongjian, LIU Chang, XIONG Hongting. Design and experiment of implantable sensor and real-time detection system for temperature monitoring of cow[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 195 – 202. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20181225&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.12.025. (in Chinese)
- [5] 张满国, 单新媛, 于洋, 等. 基于小波变换和改进 KPCA 的奶牛个体识别研究[J]. 浙江农业学报, 2017, 29(12): 2000 – 2008.
ZHANG Mantun, SHAN Xinyuan, YU Yang, et al. Research of individual dairy cattle recognition based on wavelet transform and improved KPCA[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2017, 29(12): 2000 – 2008. (in Chinese)
- [6] 孙雨坤, 王玉洁, 霍鹏举, 等. 奶牛个体识别方法及其应用研究进展[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24(12): 62 – 70.
SUN Yukun, WANG Yujie, HUO Pengju, et al. Research progress on methods and application of dairy cow identification[J]. Journal of China Agricultural University, 2019, 24(12): 62 – 70. (in Chinese)
- [7] PORTO S M C, ARCIDIACONO C, ANGUZZA U, et al. A computer vision-based system for the automatic detection of lying behaviour of dairy cows in free-stall barns[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 184 – 194.
- [8] 顾静秋, 王志海, 高荣华, 等. 基于融合图像与运动量的奶牛行为识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 145 – 151.
GU Jingqiu, WANG Zhihai, GAO Ronghua, et al. Recognition method of cow behavior based on combination of image and activities [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 145 – 151. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170619&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.019. (in Chinese)
- [9] 王少华, 何东健, 刘冬. 基于机器视觉的奶牛发情行为自动识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 241 – 249.
WANG Shaohua, HE Dongjian, LIU Dong. Automatic recognition method of dairy cow estrus behavior based on machine vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 241 – 249. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200428&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.028. (in Chinese)
- [10] GRIMM K, HAIDN B, ERHARD M, et al. New insights into the association between lameness, behavior, and performance in Simmental cows[J]. Journal of Dairy Science, 2019, 102(3): 2453 – 2468.
- [11] 宋伟先. 基于深度学习的猪只目标检测及状态分析[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019.
SONG Weixian. Pig target based on deep learning inspection and status analysis [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [12] 周海鹏. 复杂场景下的猪目标跟踪算法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2017.
ZHOU Haipeng. Research on pig tracking algorithm in complex scene [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2017. (in Chinese)
- [13] 张杜, 陈元枝, 邱凭婷. 基于 ViBe 算法及 Canny 边缘检测的运动目标提取[J]. 微型机与应用, 2015, 34(14): 36 – 38.
ZHANG Du, CHEN Yuanzhi, QIU Pingting. Extraction of moving target based on ViBe algorithm and Canny operator [J]. Microcomputer & Its Applications, 2015, 34(14): 36 – 38. (in Chinese)
- [14] 刘忠超, 翟天嵩, 何东健. 精准养殖中奶牛个体信息监测研究现状及进展[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2019(13): 30 – 33, 38.
LIU Zhongchao, ZHAI Tiansong, HE Dongjian. Research status and progress of individual information monitoring of dairy cows in precision breeding[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2019(13): 30 – 33, 38. (in Chinese)
- [15] 李婷姣, 蔡振江, 王文娣, 等. 基于 MATLAB 的奶牛数字图像边缘的提取[J]. 农机化研究, 2011, 33(2): 23 – 26.
LI Tingjiao, CAI Zhenjiang, WANG Wendi, et al. Edge extraction of cow's digital image based on MATLAB[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2011, 33(2): 23 – 26. (in Chinese)
- [16] 钟刘翔, 朱桂斌, 高立, 等. 基于特征点匹配的背景建模运动目标检测[J]. 信息通信, 2018(12): 1 – 2.
ZHONG Liuxiang, ZHU Guibin, GAO Li, et al. Background modeling and moving target detection based on feature point matching [J]. Information & Communications, 2018(12): 1 – 2. (in Chinese)
- [17] 刘冬, 赵凯旋, 何东健. 基于混合高斯模型的移动奶牛目标实时检测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 288 – 294.
LIU Dong, ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Real-time target detection for moving cows based on Gaussian mixture model [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 288 – 294. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160539&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.039. (in Chinese)
- [18] 宋怀波, 阴旭强, 吴岷华, 等. 基于自适应无参核密度估计算法的运动奶牛目标检测[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 196 – 204.
SONG Huaibo, YIN Xuqiang, WU Dihua, et al. Detection of moving cows based on adaptive kernel density estimation algorithm [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 196 – 204. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190523&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.023. (in Chinese)
- [19] ZHAO Kaixuan, HE Dongjian. Target detection method for moving cows based on background subtraction[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2015, 8(1): 42 – 49.
- [20] JIANG B, WU Q, YIN X, et al. FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection[J]. Computers and

Electronics in Agriculture, 2019, 166: 104982.

- [21] 马晓虹, 尹向雷. 基于相关滤波器的目标跟踪方法综述[J]. 电子技术应用, 2018, 44(6): 3-7, 14.
MA Xiaohong, YIN Xianglei. Method of object tracking based on correlation filters: a survey [J]. Application of Electronic Technology, 2018, 44(6): 3-7, 14. (in Chinese)
- [22] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C] // The Twenty-Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, 6(1): 2544-2550.
- [23] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [24] LI Y, ZHU J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration [J]. ECCV Workshop, 2014 (8926): 254-265.
- [25] DANELLJAN M, KHAN F S, FELSBERG M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, 143(1): 1090-1097.
- [26] LEI Q, LIU K, YAO B, et al. Real-time visual tracking with ELM augmented adaptive correlation filter [J]. Pattern Recognition Letters, 2019, 127(NOV): 138-145.
- [27] 李亿杨, 孙龙清, 邹远炳, 等. 基于混合高斯模型的生猪个体检测算法[J]. 中国农业文摘——农业工程, 2018, 30(4): 8-12.
LI Yiyang, SUN Longqing, ZOU Yuanbing, et al. Individual pig object detection algorithm based on Gaussian mixture model [J]. China Agricultural Abstracts—Agricultural Engineering, 2018, 30(4): 8-12. (in Chinese)
- [28] WANG C, WANG T, WANG E, et al. Flying small target detection for Anti-UAV based on a Gaussian mixture model in a compressive sensing domain [J]. Sensors, 2019, 19(9): 2168.
- [29] 张冬梅, 武杰, 李丕丁. 基于机器视觉的运动目标检测算法综述[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(3): 192-195, 201.
ZHANG Dongmei, WU Jie, LI Piding. A summary of moving target detection algorithm based on machine vision [J]. Intelligent Computers and Applications, 2020, 10(3): 192-195, 201. (in Chinese)
- [30] 范良忠, 刘鹰, 余心杰, 等. 基于计算机视觉技术的运动鱼检测算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 226-230, 394.
FAN Liangzhong, LIU Ying, YU Xinjie, et al. Fish motion detecting algorithms based on computer vision technologies [J]. Transactions of the CASE, 2011, 27(7): 226-230, 394. (in Chinese)
- [31] 赵婷, 郑紫薇. 基于改进的帧间差分运动目标提取算法[J]. 无线通信技术, 2016, 25(2): 46-49, 53.
ZHAO Ting, ZHENG Ziwei. Motion detection based on improved frame difference [J]. Wireless Communication Technology, 2016, 25(2): 46-49, 53. (in Chinese)

(上接第 233 页)

- [22] 陈娟, 陈良勇, 王生生, 等. 基于改进残差网络的园林害虫图像识别[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 187-95.
CHEN Juan, CHEN Liangyong, WANG Shengsheng, et al. Pest image recognition of garden based on improved residual network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 187-195. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190522&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.022. (in Chinese)
- [23] JIA D, WEI D, SOCHER R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database [C] // 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009: 248-255.
- [24] BOTTOU L, CURTIS F E, NOCEDAL J. Optimization methods for large-scale machine learning [J]. Siam Review, 2018, 60(2): 223-311.
- [25] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 336-359.
- [26] LAURENS V D M, HINTON G. Visualizing data using t-SNE [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(2605): 2579-2605.
- [27] LIU Z, WANG J, TIAN Y, et al. Deep learning for image-based large-flowered chrysanthemum cultivar recognition [J]. Plant Methods, 2019, 15(1): 1-11.
- [28] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C] // Proceeding of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems, Lake Tahoe, Nevada, 2012.
- [29] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015.
- [30] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C] // International Conference on Learning Representations, San Diego, USA, 2015.