

基于鸡头特征的病鸡识别方法研究

毕敏娜¹ 张铁民^{1,2} 庄晓霖¹ 焦培荣³

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 国家生猪种业工程技术研究中心, 广州 510642;

3. 华南农业大学兽医学院, 广州 510642)

摘要: 健康黄羽鸡鸡冠鲜红、纹理均匀, 鸡眼圆润有神, 病鸡鸡冠萎缩变色、鸡眼半闭或全闭。本文提出了一种基于鸡冠及鸡眼构成的鸡头特征信息的病鸡识别方法。首先通过 R 、 G 、 B 分量色差信息去除背景, 分析鸡身和鸡冠样本区域 H 分量分布特点, 提取 H 分量分割阈值分割黄羽鸡。再利用 H 分量进行阈值分割得到黄羽鸡和鸡冠鸡垂。提出一种利用鸡冠和鸡垂轮廓上两点距离小于阈值的鸡头合并算法, 再通过修正算法识别鸡头。在鸡头中, 分别提取鸡眼瞳孔轮廓并获取形状几何特征, 提取鸡冠的 H 分量共生矩阵特征, 构成基于鸡头特征, 采用 ARA 特征选择算法获得病鸡特征向量, 采用支持向量机 (SVM) 分类器进行训练分类。实验结果表明, 病鸡识别正确率为 92.5%, 表明利用机器视觉获取鸡头特征进行病鸡识别具有可行性和研究价值。

关键词: 机器视觉; 病鸡识别; 鸡头修正算法; 共生特征矩; 平均识别算法

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)01-0051-07

Recognition Method of Sick Yellow Feather Chicken Based on Head Features

BI Minna¹ ZHANG Tiemin^{1,2} ZHUANG Xiaolin¹ JIAO Peirong³

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. National Pig Seed Engineering Technology Research Center, Guangzhou 510642, China

3. College of Veterinary Medicine, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Yellow feather chicken is a kind of traditional poultry in China. In recent years, labor shortages and diseases are two factors that affect production and health of yellow feather chicken. Using machine vision instead of manual monitoring of chickens and rapid identification of diseased chickens is a new research direction to solve the plight of poultry breeding. The symptoms of a diseased chicken mainly occurred in the eyes and comb which were mainly in the head. A method to recognize diseased chickens based on the head features was proposed. At first, totally 500 images of the healthy chickens and 236 images of the diseased ones were separately captured from the videos taken in the actual feeding environment composed the graphic base for the experiment. From each image, 10 chicken areas with 10 pixels $\times$ 10 pixels, three comb areas with 5 pixels $\times$ 5 pixels and 10 background areas with 10 pixels $\times$ 10 pixels were selected to form the sample sets. The R , G , B and H component values of each pixel in the sample sets were obtained to get color difference threshold of the background and H threshold of the comb and chicken. Segmentation of the yellow feather chicken could be completed by using the color difference threshold for removing the background and the H thresholds for the object regions. Combs and eyes and their contours were also obtained in HSV color model by the H threshold. Then distance d_1 between any two points on the different contours of the combs was calculated. The points if d_1 was less than the maximal side of the external rectangle of each comb were connected to make the two combs to be a whole. The external rectangle of the connected combs included the chicken head. A correcting method was to extend this external rectangle to both sides until the width of the rectangle was larger than the height to improve the integrity of the chicken head recognition. Co-occurrence matrix of H component was calculated from the comb to get the color feature and the texture feature including ASM, COR, IDM, Ent 6

收稿日期: 2017-02-07 修回日期: 2017-07-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(51177053)和广东省省级科技计划项目(2014A050503061)

作者简介: 毕敏娜(1980—), 女, 博士生, 主要从事农业机器视觉研究, E-mail: biminna@scau.edu.cn

通信作者: 张铁民(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事智能检测与控制研究, E-mail: tm-zhang@163.com

geometry features including A, P, R, E, C and A/P were computed from the eye contour. All these 10 features formed characteristic vector of the chicken head. Average recognition accuracy (ARA) was adopted to select the best feature set (A_{SM}, E_{nt}, E and A/P). At last, SVM was trained by 420 healthy images and 200 diseased images, and then tested by 80 healthy chicken images and 36 diseased chicken images. Accuracy of the identification of diseased ones was 92.5%. The test results indicated that the proposed method was feasible and valuable to identify diseased chickens by head features using machine vision.

Key words: machine vision; sick chicken recognition; head correcting algorithm; co-occurrence matrix; average recognition algorithm

0 引言

黄羽鸡是我国传统的优良土种鸡,是我国南方地区主要的肉鸡养殖种类之一。随着人民生活水平提高和饮食结构变化,黄羽鸡养殖规模不断扩大,为国民提供质优价廉的蛋白质和肉类。家禽养殖业的发展主要受制于两方面:一方面是劳动力短缺,现阶段我国家禽养殖自动化水平较低,主要依靠人工饲养,工作环境恶劣、劳动强度大,难以吸引青壮劳动力,劳动力不足;另一方面是禽病疫病传播和流行,家禽疫病已成为肉鸡养殖业发展的瓶颈,不仅造成严重经济损失,并且带来食品安全等公共卫生问题^[1]。因此,利用机器视觉代替人工监控鸡舍,对于快速识别出病鸡,缓解劳动力短缺,加强疫情控制,提高家禽养殖业的自动化水平具有重要意义。

近年来,机器视觉技术^[2-4]在动物识别^[5-7]、动物行为研究^[8-12]、动物福利研究^[13-15]等领域有了长足的发展。基于机器视觉的鸡只健康研究,主要通过鸡冠中心点和鸡只轮廓中心点^[16-17]的移动进行死鸡判断;通过对图像鸡冠颜色提取^[18]、鸡脚个数计数^[19]进行病鸡识别。鸡头包括了鸡冠、鸡垂、鸡眼和鸡嘴,鸡只患病后外观主要表现在鸡冠颜色改变^[20]、眼睛状态变化等。健康鸡的鸡冠颜色红润纹理均匀,鸡眼圆而有神。病鸡鸡冠颜色异常,干燥凹凸不平,鸡眼半闭或全闭。因此,本文利用鸡头特征进行病鸡识别。

本文针对复杂背景的黄羽鸡侧拍图像,在黄羽鸡色差信息分割的基础上,利用鸡冠和鸡垂轮廓上两点距离的合并算法,再通过修正算法识别鸡头。提取鸡头鸡冠纹理特征和鸡眼瞳孔的形状几何特征,构成病鸡识别的特征向量,采用支持向量机(SVM)分类器进行病鸡识别实验。

1 图像采集

本文使用数码相机 SONY A7s 采集散养黄羽鸡视频,数码相机最大分辨率为 2 448 像素 × 3 264 像素;视频采集地点为华南地区某一黄羽肉鸡散养场,

时间是 2016 年 3 月上旬某日 10:00 及 14:00,天气晴朗,光线充足。数码相机由三脚架固定,分别拍摄健康鸡和病鸡视频,从视频中提取 500 幅健康鸡侧拍图,236 幅病鸡侧拍图,图像尺寸为 480 像素 × 640 像素,以 RGB 格式存储。

2 基于色差信息的黄羽鸡分割

2.1 RGB 和 HSV 颜色模型

彩色图像中的目标识别关键是选择颜色模型。目前数码相机拍摄的图像主要通过 RGB 颜色模型表征,图像中某一像素点包含红(R)、绿(G)和蓝(B)亮度。 R, G, B 的取值范围均为 0 ~ 255,该模型只能反映图像中各像素点颜色梯度的变化,无法体现色相间的差异。HSV 颜色模型^[21]的 H 分量是色调分量,用角度度量,取值范围为 0° ~ 360°,红色为 0°; S 分量表示颜色的纯度,取值范围为 0 ~ 1; V 分量表示颜色的明暗程度,反映了颜色的灰度等级。RGB 图像转换为 HSV 图像的公式为

$$H = \begin{cases} 0 & (A_{\max} = A_{\min}) \\ \frac{60(r-b)}{A_{\max} - A_{\min}} & (A_{\max} = r, g \geq b) \\ \frac{60(g-b)}{A_{\max} - A_{\min}} + 360 & (A_{\max} = r, g < b) \\ \frac{60(b-r)}{A_{\max} - A_{\min}} + 120 & (A_{\max} = g) \\ \frac{60(r-g)}{A_{\max} - A_{\min}} + 240 & (A_{\max} = b) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $r = \frac{R}{R+G+B}$ $g = \frac{G}{R+G+B}$ $b = \frac{B}{R+G+B}$
式中 r, g, b ——RGB 图像 3 个分量归一化后的数值,取值为 0 ~ 1 之间的实数

$A_{\max}$ —— r, g, b 中的最大值

$A_{\min}$ —— r, g, b 中的最小值

2.2 基于色差信息的黄羽鸡识别

根据文献[20],从 500 幅健康鸡图像中随机抽取 100 幅,在每幅图像中分别提取 10 个鸡身样本区域、3 个鸡冠样本区域及 10 个背景样本区域,构成鸡身、鸡冠和背景样本集。其中鸡身样本区域尺寸

为 10 像素 × 10 像素,鸡冠样本区域尺寸为 5 像素 × 5 像素,背景样本区域尺寸为 10 像素 × 10 像素。提

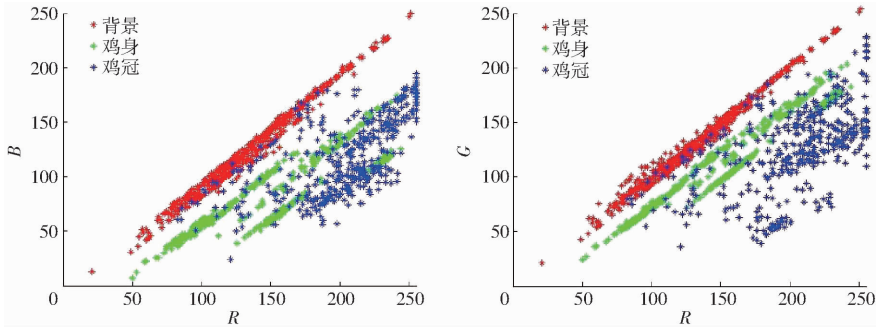


图 1 背景、鸡身、鸡冠样本集在 RGB 色彩模型的分布
Fig. 1 Distribution diagrams of background, chicken and comb samples in RGB color model

图 1 中,背景样本集像素点集中分布在坐标 $R-B$ 和 $R-G$ 的对角线上,即 R/B 和 R/G 的数值非常接近 1,表示背景像素点的 $R、G、B$ 分量差值小。鸡身样本集和鸡冠样本集像素点的 $R、G、B$ 分量的差值明显大于背景样本集,因此计算背景样本集每个像素点的 $R、G、B$ 分量色差 $|R-G|+|R-B|+|B-G|$ 得到背景色差阈值去除背景。

提取样本集像素点的 H 分量,每个样本集随机抽取 100 个像素点,得到 3 个样本集的 H 分量图,如图 2 所示。

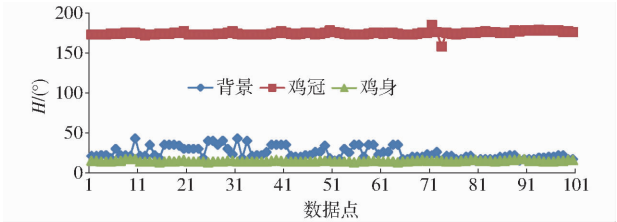


图 2 背景、鸡身、鸡冠样本集 H 分量图
Fig. 2 H components of background, chicken and comb samples

从图 2 可知,鸡冠的 H 分量在 $160^{\circ} \sim 180^{\circ}$ 之间,鸡身和背景的 H 分量分布在 60° 以下,由此得到鸡冠 H 分量阈值。同理可得到鸡身的 H 分量阈值。

黄羽鸡图像分割原理图如图 3 所示,步骤如下:

(1)背景色差阈值和 H 分量阈值的确定。提取 100 幅训练图像,每幅图像提取 10 个背景区域、3 个鸡冠区域和 10 个鸡身区域,提取每个像素点 $R、G、B$ 和 H 分量,计算 $|R-G|+|R-B|+|B-G|$ 的值,确定背景样本集中 $|R-G|+|R-B|+|B-G|$ 的最大值作为色差阈值,鸡身和鸡冠样本集的 H 分量均值作为 H 阈值。

(2)测试图像。在 RGB 颜色模型中利用色差阈值去除背景,然后转换到 HSV 颜色模型,通过 H 阈值分割鸡身和鸡冠,再进行形态学滤波去除噪声及孔洞、膨胀腐蚀、平滑边界等,最后得到黄羽鸡图像。

取样本集每个像素点的 $R、G、B$ 分量,得到每个样本集在坐标 $R-B、R-G$ 的分布,如图 1 所示。

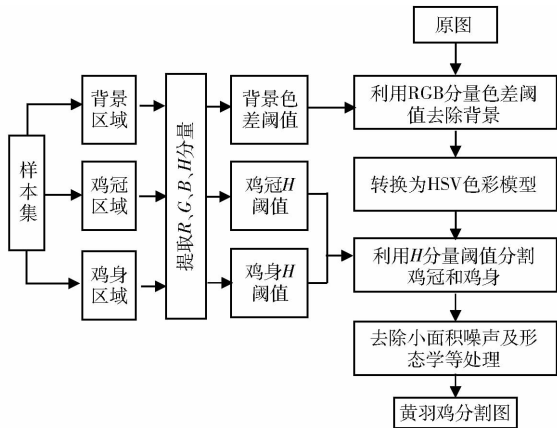


图 3 基于色差信息的黄羽鸡分割原理图
Fig. 3 Principle diagram of yellow feather chicken segmentation based on color components difference

3 基于鸡头特征信息的鸡头定位

鸡头定位是通过合并鸡冠和鸡垂来实现的。鸡头定位原理如图 4a 所示, P_i 和 P_j 是不同轮廓上的点,两点间的距离为 d_1 ,当 d_1 小于阈值 T_{jiguan} 时,则合并鸡冠和鸡垂确定鸡头。对 736 幅黄羽鸡图像分析统计可得, d_1 小于鸡冠和鸡垂外接矩形最大边长的有 713 幅,即 96.9% 的鸡头定位可通过判断鸡冠和鸡垂轮廓上两点距离 d_1 小于外接矩形的最大边长来实现,因此,将外接矩形最大边长设为阈值 T_{jiguan} 。

为确保鸡头的完整性,根据鸡头宽度 D_{width} 一般不超过外接矩形高度 D_{height} 的原则,拓展外接矩形修正鸡头部位,拓展部位的鸡身分量超过一定比例 k (实验所得 0.65),则将此部分归入鸡头部位,否则停止拓展,原理如图 4b 所示。

合并算法步骤如下:

(1)提取每个分割区域轮廓,标识为 $M_{Contour}(i)$ ($i=1,2,\dots,m$), P_i 为 $M_{Contour}(i)$ 上的点。

(2)计算轮廓上任意两点间欧氏距离 $d_1 = \sqrt{(P_i(x) - P_j(x))^2 + (P_i(y) - P_j(y))^2}$,其中 $P_i \in$

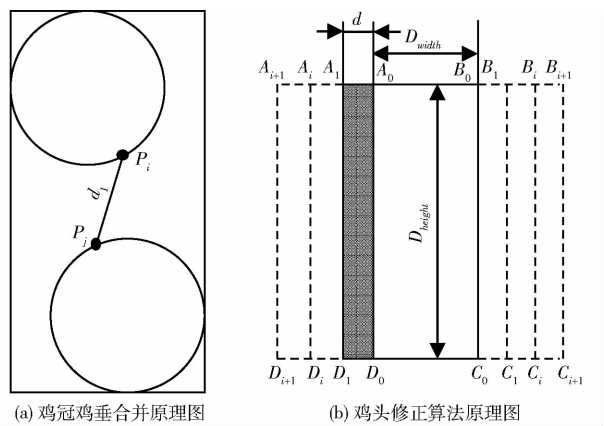


图 4 鸡头合并修正算法原理图

Fig. 4 Schematic diagrams of merging and correcting combs

$M_{\text{Contour}}(i), P_j \in M_{\text{Contour}}(j)$, 且 $i \neq j$ 。

(3) 若 $d_1 < T_{\text{jiguan}}$, 则转步骤(4), 否则转步骤(2)。

(4) 直线连接 P_i 和 P_j 。

(5) 根据连通区域求外接矩形, 定位鸡头。

(6) 结束。

识别修正算法如下:

(1) 检查鸡头矩形是否满足 $D_{\text{width}} > D_{\text{height}}$, 如果是, 则转步骤(6), 否则进行下一步。

(2) 向左搜索属于鸡头部分区域: 以 d 个像素为单位向左拓展鸡头部位, 判断拓展点 A_i 是否在图像内, 如果不是, 转步骤(6)。

(3) 在拓展 $A_i A_{i-1} D_{i-1} D_i$ 区域计算属于鸡头部位的像素点数 N_{area} , 当 $N_{\text{area}} > d D_{\text{height}} k$, 更新 $D_{\text{width}} =$

$D_{\text{width}} + d$, 转步骤(1), 否则转步骤(6)。

(4) 向右搜索属于鸡头部分区域, 以 d 个像素为单位向右拓展鸡头部位, 判断拓展点 B_i 是否在图像内, 如果超出图像范围, 转步骤(6)。

(5) 在拓展 $B_{i-1} B_i C_i C_{i-1}$ 区域计算属于鸡头部位的像素点数 N_{area} , 当 $N_{\text{area}} > d N_{\text{area}} k$, 更新 $D_{\text{width}} = D_{\text{width}} + d$, 转步骤(4), 否则转步骤(6)。

(6) 结束。

经过鸡头修正算法, 图 5e 右边鸡头包含鸡眼, 得到完整的鸡头。

4 基于鸡头特征提取的病鸡识别

4.1 基于 H 分量共生矩阵的鸡冠特征提取

灰度共生矩阵 (Gray-level co-occurrence matrix) 最早由 Harlick 在 1973 年提出, 定义为像素对的联合分布概率, 是一个对称矩阵, 它不仅反映图像灰度在相邻的方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 也反映了相同的灰度级像素之间的位置分布特征, 是计算纹理特征的基础, 是描述纹理的常用方法。

假设一幅图像 f 尺寸为 $M \times N$, 灰度级别为 N_g , 图像像素点的灰度表示为 $f(x, y)$, 则满足一定空间关系的灰度共生矩阵为

$$p(i, j, d, \theta) = \# \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N | f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \quad (2)$$

式(2)中 $\# \{x\}$ 表示集合 x 中的元素个数, (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 的灰度为 i 和 j , 若点 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 间距离为 d , 两者与坐标横轴夹角为 θ , $p_{i,j}$ 的值表

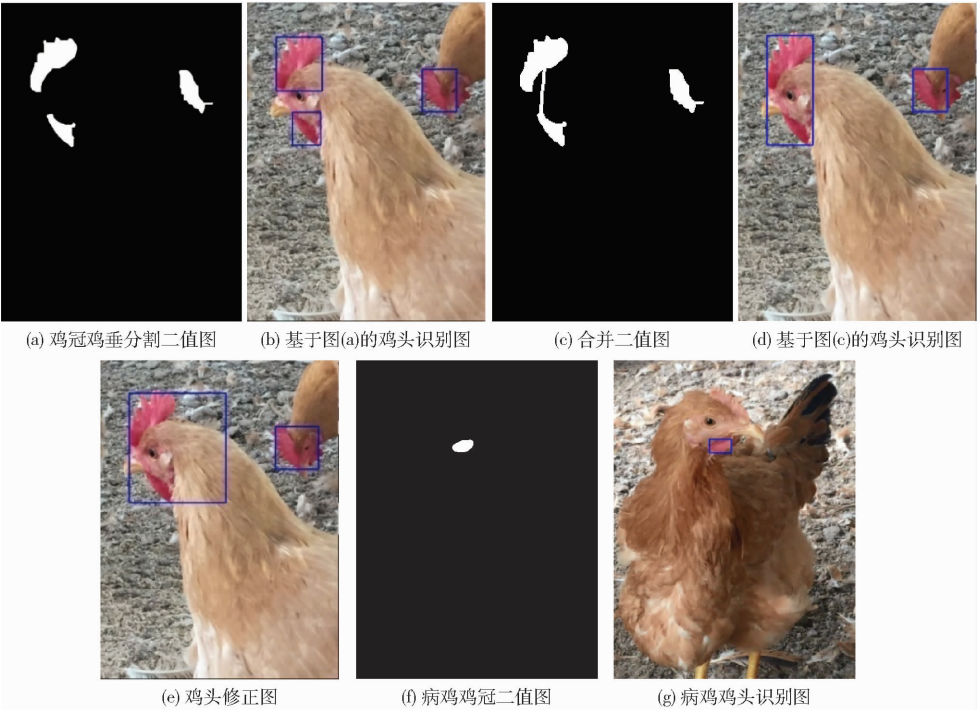


图 5 鸡头识别过程

Fig. 5 Recognition process of head

示两点相距 d 像素在 θ 角的方向上出现的次数。灰度共生矩阵归一化

$$p = \frac{p(i,j,1,0)}{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j,1,0)} \tag{3}$$

鸡冠特征主要体现在颜色变化上,在 H 分量求共生矩阵,获得带有鸡冠颜色信息的纹理特征。利用归一化的共生矩阵 p 计算纹理特征:角二阶矩 A_{SM} 、相关性 C_{OR} 、逆差矩 I_{DM} 和熵 E_{nt} ^[22]。公式为

$$A_{SM} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p_{i,j}^2 \tag{4}$$

$$C_{OR} = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} ij p_{i,j} - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \tag{5}$$

$$I_{DM} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \tag{6}$$

$$E_{nt} = - \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p_{i,j} \ln p_{i,j} \tag{7}$$

表 1 鸡冠鸡眼特征表

Tab.1 Feature values of eyes and combs of chicken

图像类型	A_{SM}	C_{OR}	I_{DM}	E_{nt}	A	P	R_{ect}	E	C	A/P
鸡冠鸡眼正常	0.745 0	-0.012	13.937	0.880 0	733	104.550	0.722	0.828	0.842	7.010
鸡冠正常、鸡眼异常	0.739 0	-0.011	37.400	0.790 0	388	84.080	0.659	1.632	0.689	4.614
鸡冠颜色异常、鸡眼正常	0.320 2	-0.012	9.687	2.001 0	829	112.220	0.889	0.720	0.827	7.387
鸡冠颜色异常、鸡眼异常	0.557 9	-0.012	27.884	1.454 3	139	57.113	0.483	2.000	0.536	2.434

4.3 特征选择

为了减少计算量,实现病鸡的实时检测,需要精简特征集,在众多特征中找出对判断最有贡献的特征子集。鸡冠和鸡眼的特征集有 10 个特征变量,测试每个特征变量的识别正确率,采用平均识别正确率(Average recognition accuracies,ARA)^[23]进行特征选择。ARA 算法如下:

(1) 寻找识别正确率最低和最高的特征量

$$X = \min A_{RA} \tag{8}$$

$$Y = \max A_{RA} \tag{9}$$

(2) 计算识别精度阈值

$$R_{AT} = \frac{X + Y}{2} \tag{10}$$

式中 $\mu_x, \mu_y, \sigma_x, \sigma_y$ ——归一化共生矩阵的行 p_x 、列 p_y 的均值和方差

4.2 鸡眼形状几何特征提取

形状特征主要包括几何特征和矩特征。几何特征是描述轮廓的常用方法,包括形状面积 A 、周长 P 、矩形度 R_{ect} 、伸长度 E 、复杂度 C 。其中面积 A 和周长 P 属于刚性特征,受与目标拍摄距离的影响,一般不作为分类的特征。为了减少拍摄距离和角度的影响,引入面积周长比 A/P 作为瞳孔几何特征之一。

分别提取鸡冠纹理特征($A_{SM}, C_{OR}, I_{DM}, E_{nt}$)和鸡眼瞳孔几何特征($A, P, R_{ect}, E, C, A/P$),其中纹理特征由式(4)~(7)求取。健康鸡图像中鸡冠和鸡眼均正常,病鸡图像按鸡头特征可分以下 3 类:①鸡冠正常、鸡眼异常。②鸡冠颜色异常、鸡眼正常。③鸡冠颜色异常、鸡眼异常。从 4 类图像中随机选取 1 幅图像,求取 10 个特征变量,得到 4 类图像的鸡冠鸡眼特征表,如表 1 所示。

(3) 比较特征识别率和识别精度阈值,选择大于识别正确率和大于或等于识别精度阈值的特征量,构成特征子集。

(4) 如果 $R_{AT} \leq Y$,令 $X = R_{AT}$,转步骤(2),否则转步骤(5)。

(5) 结束。

选择 420 幅健康鸡图像,200 幅病鸡图像进行 SVM 训练,80 幅健康图像和 36 幅病鸡图像作为测试集,分别得到 10 个特征量的平均识别正确率,见表 2。

利用 ARA 算法得到的特征子集为($A_{SM}, C_{OR}, I_{DM}, E_{nt}, A, P, R_{ect}, E, C, A/P$)、($A_{SM}, E_{nt}, P, R_{ect}, E, C, A/P$)、($A_{SM}, E_{nt}, E, A/P$)、($E_{nt}, E, A/P$)、($E_{nt}, A/P$)、(E_{nt})。选择结果如表 3 所示。

表 2 特征量平均识别正确率

Tab.2 ARA of features

特征量	A_{SM}	C_{OR}	I_{DM}	E_{nt}	A	P	R_{ect}	E	C	A/P
健康鸡平均识别正确率	65.00	48.8	10.00	75	54.0	67.0	58.8	80.0	52.50	77.80
病鸡平均识别正确率	63.90	44.4	17.50	85	36.6	50.0	55.6	77.8	50.00	81.30
ARA	64.45	46.6	13.75	80	45.3	58.5	57.2	78.9	51.25	79.55

表 3 ARA 算法的特征子集选择

特征子集	R_{AT}	X	Y
$(A_{SM}, C_{OR}, I_{DM}, E_{nt}, A, P,$ $R_{ect}, E, C, A/P)$	46.88	13.75	80.0
$(A_{SM}, E_{nt}, P, R_{ect}, E, C, A/P)$	63.44	46.88	80.0
$(A_{SM}, E_{nt}, E, A/P)$	71.72	63.44	80.0
$(E_{nt}, E, A/P)$	78.86	71.72	80.0
$(E_{nt}, A/P)$	79.43	78.86	80.0
(E_{nt})	79.71	79.43	80.0

5 实验及结果分析

5.1 病鸡识别实验

实验所用计算机为 Intel (R) Core (TM) i7 – CPU 中央处理器, 4 GB 内存, 操作系统采用 Windows 7 (64 位), 使用 Microsoft Visual Studio 2015 平台, 通过 OpenCV 2.0 编程实现图像预处理、黄羽鸡分割及鸡头识别、特征提取及 SVM 分类器。

实验利用 ARA 算法得到的 6 个特征子集进行病鸡识别, 选择 420 幅健康鸡图像, 200 幅病鸡图像进行 SVM 训练, 80 幅健康图像和 36 幅病鸡图像作为测试集, 病鸡识别正确率见表 4。

表 4 特征子集病鸡识别正确率

特征子集	1	2	3	4	5	6
健康鸡识别正确率	90.0	90.00	90.0	60	80.0	75
病鸡识别正确率	90.0	92.50	95.0	90	85.0	85
ARA	90.0	91.25	92.5	75	82.5	80

5.2 结果分析

由表 4 可知, 特征子集 $(A_{SM}, E_{nt}, E, A/P)$ 由鸡

冠 H 分量的能量、熵、鸡眼的伸长度、面积周长比组成, 融合了鸡冠和鸡眼 2 个部位特征, 符合对病鸡鸡头特征分析。针对含有鸡冠鸡眼的侧拍图像, 若没检出鸡头, 则认为鸡冠颜色异常为病鸡, 识别的鸡头检测不到鸡眼, 认为是闭眼, 属于病鸡的一种, 在此前提下, 病鸡识别正确率为 92.5%。表 4 中的病鸡识别率比健康鸡识别率高, 主要原因有: ①鸡头运动造成鸡头识别不完整, SVM 识别时将不完整的鸡头识别为病鸡。②闭眼休息状态的健康鸡无法检测出鸡眼, 判断为病鸡。

6 结束语

针对现场采集的黄羽鸡图像, 运用 $R、G、B$ 分量色差信息先对黄羽鸡图像进行背景去除, 再在 HSV 颜色模型下利用 H 分割阈值提取黄羽鸡图像。在黄羽鸡图像识别中, 利用 H 分量阈值提取鸡冠鸡垂, 通过合并鸡冠鸡垂实现鸡头识别。在完整鸡头中利用 H 分量阈值提取鸡眼轮廓。计算鸡冠 H 分量的共生矩阵, 获取共生矩阵中能量、相关性、逆差矩和熵, 从鸡眼轮廓获得周长、面积、矩形度、伸长度、复杂度、面积周长比的形状几何特征, 再通过 ARA 特征选择得到特征子集 $(A_{SM}, E_{nt}, E, A/P)$ 。实验测试了 80 幅健康鸡只侧拍图和 36 幅病鸡侧拍图, 病鸡识别正确率为 92.5%。本文所提方案针对健康和鸡冠鸡眼有病变的黄羽鸡侧拍图, 每幅图像都包含鸡冠和鸡眼的前提下, 有一定的局限性, 但是通过鸡头特征进行病鸡识别是一个新的尝试, 对视觉判断病鸡研究有一定的实践意义。

参 考 文 献

1 张毅, 王幼明, 王芳, 等. 我国禽流感研究进展及成就[J]. 微生物学通报, 2014, 41(3):497 – 503.
ZHANG Yi, WANG Youming, WANG Fang, et al. Progress and achievements of avian influenza in China[J]. Microbiology China, 2014, 41(3):497 – 503. (in Chinese)

2 应义斌, 傅宾忠. 机器视觉技术在农业生产自动化中的应用[J]. 农业工程学报, 1999, 15(3):199 – 203.
YING Yibin, FU Binzhong. Application of machine vision technique to automation of agricultural production affiliation[J]. Transations of the CSAE, 1999, 15(3):199 – 203. (in Chinese)

3 CHEN Y R, CHAO K, KIM M S. Machine vision technology for agricultural applications [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2002, 36(2 – 3):173 – 191.

4 SAARINEN K. Image processing, analysis and machine vision[M]. Chapman & Computing, 1993.

5 劳凤丹, 滕光辉, 李卓, 等. 复杂环境中蛋鸡识别及粘连分离方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(4):213 – 216, 227.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130437&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.04.037.
LAO Fengdan, TENG Guanghui, LI Zhuo, et al. Recognition and conglutination separation of individual hens based on machine vision in complex environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4):213 – 216, 227. (in Chinese)

6 李文勇, 李明, 陈梅香, 等. 基于机器视觉的作物多姿态害虫特征提取与分类方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(14):154 – 162.
LI Wenyong, LI Ming, CHEN Meixiang, et al. Feature extraction and classification method of multi-pose pests using machine

- vision[J]. Transactions of the CSAE,2014, 30(14):154 – 162. (in Chinese)
- 7 SABERIOON M, GHOLIZADEH A, CISAR P, et al. Application of machine vision systems in aquaculture with emphasis on fish: state-of-the-art and key issues[J]. Reviews in Aquaculture, 2016, 110(2):466 – 469.
- 8 VISHWAKARMA S, AGRAWAL A. A survey on activity recognition and behavior understanding in video surveillance[J]. The Visual Computer, 2013, 29(10):983 – 1009.
- 9 GOWSIKHAA D, ABIRAMI S, BASKARAN R. Automated human behavior analysis from surveillance videos: a survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2014, 42(4):747 – 765.
- 10 KASHIHA M A, BAHR C, OTT S, et al. Automatic monitoring of pig activity using image analysis [C] // International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Springer International Publishing, 2013:555 – 563.
- 11 NASIRAHMADI A, EDWARDS S, RICHTER U, et al. Automatic detection of changes in group pig lying behavior using image analysis[C] // ASABE International Meeting, 2015:51 – 52.
- 12 刘龙申,沈明霞,柏广宇,等. 基于机器视觉的母猪分娩检测方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(3):237 – 242. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140339&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.03.039.
- LIU Longshen, SHEN Mingxia, BO Guangyu, et al. Sows parturition detection method based on machine vision [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014, 45(3):237 – 242. (in Chinese)
- 13 刘星桥,孙玉坤,赵德安,等. 采用图像处理技术对鱼体健康状况监视和预报[J]. 农业工程学报, 2005, 21(6):118 – 121.
- LIU Xingqiao, SUN Yukun, ZHAO Dean, et al. Monitoring and prediction the health condition of fish using image processing technology[J]. Transactions of the CSAE,2005, 21(6):118 – 121. (in Chinese)
- 14 李卓,毛涛涛,刘同海,等. 基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化[J]. 农业工程学报, 2015, 31(2):155 – 161.
- LI Zhuo, MAO Taotao, LIU Tonghai, et al. Comparison and optimization of pig mass estimation models based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE,2015, 31(2):155 – 161. (in Chinese)
- 15 KASHIHA M A, BAHR C, OTT S, et al. Weight estimation of pigs using top-view image processing[C] // Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Recognition, 2014:496 – 503.
- 16 陆晨芳. 基于机器视觉的规模养鸡场死鸡探测系统设计研究[D]. 镇江:江苏大学, 2009.
- LU Chenfang. Study on dead birds detection system based on machine vision in modern chicken farm[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2009. (in Chinese)
- 17 彭彦松. 基于支持向量机的养鸡场死鸡检测方法研究[D]. 镇江:江苏大学, 2010.
- PENG Yansong. Study on detecting dead birds in modern chicken farm based on SVM[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2010. (in Chinese)
- 18 李亚硕,毛文华,胡小安,等. 基于机器视觉识别鸡冠颜色的病鸡检测方法[J]. 机器人技术与应用, 2014(5):23 – 25.
- 19 李腾飞. 笼养蛋鸡健康行为监测机器人系统研究[D]. 北京:中国农业大学, 2016.
- LI Tengfei. Study on caged layer health behavior monitoring robot system[D]. Beijing: China Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- 20 毕敏娜,张铁民,庄晓霖,等. 基于色差信息多色彩模型的黄羽鸡快速分割方法[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(12):293 – 298,308. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161236&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.12.036.
- BI Minna, ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin, et al. Fast segmentation method of yellow feather chicken based on the difference of color information in different color models [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12):293 – 298,308. (in Chinese)
- 21 王玉德,张学志. 复杂背景下甜瓜果实分割算法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(2):176 – 181.
- WANG Yude, ZHANG Xuezh. Segmentation algorithm of muskmelon fruit with complex background[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(2):176 – 181. (in Chinese)
- 22 KIM D G. Detection of citrus diseases using computer vision techniques[D]. Gainesville:University of Florida,2011.
- 23 ANAMI B S, NAVEEN N M, HANAMARATTI N G. Behavior of HSI color co-occurrence features in variety recognition from bulk paddy grain image samples[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing & Pattern Recognition, 2015,8(4):19 – 30.