

基于血线纹理特征和 GA-BP 神经网络的鸡种蛋性别鉴定

汤 勇¹ 洪 琪¹ 王巧华^{1,2} 祝志慧^{1,2}

1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070

摘要 为了对鸡种蛋孵化早期胚胎性别进行鉴别, 构建机器视觉图像采集系统, 在 LED 光源下获取 186 枚种蛋孵化第 4 天的图像。采用对鸡种蛋图像进行分量提取、去背景化和二值化等预处理方法, 利用自适应直方图均衡化、高低帽变换增强图像, 通过迭代阈值分割和“与”运算凸显血线纹理。运用差分计盒法、灰度共生矩阵法、灰度直方图统计法和几何法提取图像的 11 维特征参数, 并构建鸡种蛋胚胎性别识别的 BP 模型(back propagation neural network, BPNN), 利用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化 BP 神经网络的初始权值和阈值。试验结果表明, GA-BP 模型的训练集识别综合准确率为 99.73%, 预测集识别综合准确率为 82.80%。

关键词 鸡种蛋; 性别鉴定; 血线; BP 神经网络; 遗传算法; 无损检测

中图分类号 S 121 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2018)06-0130-06

随着我国禽业的迅速发展, 家禽生产中针对鸡的繁育目标由传统的蛋肉兼用型转化为新型家禽业下的专用型即蛋用或肉用。在鸡的商品系中, 公鸡发育快, 适合于肉用; 而母鸡发育速度缓慢, 只能作为蛋用。目前, 育种行业中鸡主要采用翻肛法识别性别, 由于鸡种蛋的雌雄性别比例约为 1 : 1, 所以在满足刚需的蛋用系时, 相应的肉用系将会产能过剩, 过剩的雄性肉鸡在鉴别后进行粉碎作为饲料。鸡种蛋的孵化周期约为 21 d, 是一个耗时耗能的过程^[1]。在鸡种蛋孵化的早期进行性别的鉴定, 根据市场相对稳定的蛋、肉需求, 进行有计划的孵化生产, 在减少孵化成本的同时能满足市场供给侧需求。

在已有的报道中, 鸡种蛋孵化早期的鉴别方式有可视化外观特征和机理特征两种。马任骐^[2]利用光透视, 根据胚外卵黄囊血管分布的状况发现雄性血管较粗大, 侧血管分枝较多, 左右两侧基本对称; 雌性血管较纤细, 侧血管分枝较少, 左右两侧分布不对称。严鲲鹏^[3]发现孵化鸡蛋有 3 种外形, 雄性鸡蛋呈椭圆形, 雌性鸡蛋呈球形, 介于两者之间不易区分。基于可视化外观特征的性别鉴定, 获取的发育信息均停留在感知阶段, 容易受自身主观因素的影响。基于机理特征的研究, 美国 Embrex 公司拥有的 2 项专利^[4-5]均用试剂盒检测尿囊液中雌激素的

含量来鉴别性别。Steiner 等^[6]研究发现 W 染色体比 Z 染色体小, 反映在 DNA 含量上是雄性高于雌性, 利用傅里叶变换红外光谱(FT-IR)测定 DNA 含量的差异在 2% 左右。潘磊庆等^[1]通过高光谱获取胚胎发育第 10 天的胚相、理化等全部信息, 提取感兴趣区域的光谱数据建立种蛋性别鉴定模型, 其准确率为 82.86%。激素法与 DNA 含量的测定均需要提取胚胎细胞, 损坏鸡蛋。高光谱法鉴别的是第 10 天的胚胎, 此时胚胎已经开始组织分化。且高光谱信息数据量大, 处理速度较慢。基于以上研究, 利用机器视觉获取种蛋图像并将鸡种蛋可视化的特征具体量化, 可进行性别鉴定。本试验利用机器视觉技术和图像处理技术进行鸡种蛋孵化早期胚胎性别鉴定, 实现孵化早期鸡种蛋胚胎性别的鉴定, 为工业自动化提供理论研究基础。

1 材料与方 法

1.1 试验材料

本研究的 186 枚同一批次种蛋样品均来源于荆州峪口禽业有限公司, 品种为京粉 1 号, 白壳蛋。鸡种蛋在 5% 新洁尔灭溶液中浸泡 3 min 进行消毒处理, 晾干分别编号为 1~186, 放入孵化箱中。其中, 孵化温度和相对湿度分别为 37.8 °C 和 63.5%, 每

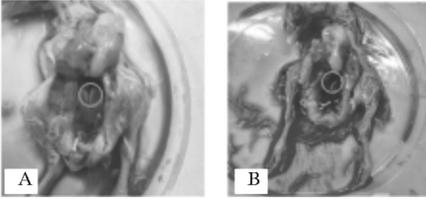
收稿日期: 2017-12-20

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2662017PY057); 公益性行业(农业)科研专项(201303084)

汤 勇, 硕士研究生. 研究方向: 无损检测及其自动化. E-mail: zctangyong@126.com

通信作者: 祝志慧, 博士, 副教授. 研究方向: 无损检测及其自动化. E-mail: zzh@mail.hzau.edu.cn

2 h 自动翻蛋 1 次，采集孵化第 4 天的图像。为了准确获得种蛋的雌雄性别信息，于孵化的第 15 天对种蛋进行破坏性解剖，人工识别性别，以此作为后期判别模型的鉴定依据。孵化后期胚胎发育愈趋近于成熟，各种组织器官已发育完整。雌雄胚胎组织的区别在于：雌性胚胎右侧卵巢退化，使得卵巢两侧发育不平衡；而雄性胚胎两侧的睾丸发育对称^[1]，可通过解剖后肉眼观察到雄性睾丸和雌性卵巢的形态变化来区分种蛋性别，如图 1 所示。



A: 雄性鸡胚 Male chicken embryo; B: 雌性鸡胚 Female chicken embryo.

图 1 鸡胚雌雄形态图

Fig.1 Chicken embryo male and female morphology diagram

1.2 机器视觉图像采集系统

鸡胚性别鉴定的机器视觉图像采集系统如图 2 所示，主要由工业相机 (Basler, Aca1600-20uc)、光照系统和计算机构成。该系统的光照系统由光室和光源构成。光照系统分为上下两部分，上半部分为暗室部分，内壁用黑纸平铺，中间用载物平台隔开，载物平台中间开一个孔透光，且透光孔上端还有椭球槽，用于种蛋样品的固定。下半部分为光源部分，根据实验需要，选择 1 个 LED 灯 (ZYG-L627-1W)，安装在光照系统底部。待检测鸡蛋放置在载物平台上，通过载物平台下的光源透射，利用工业相机获取图像并通过 USB 数据线传送至计算机。

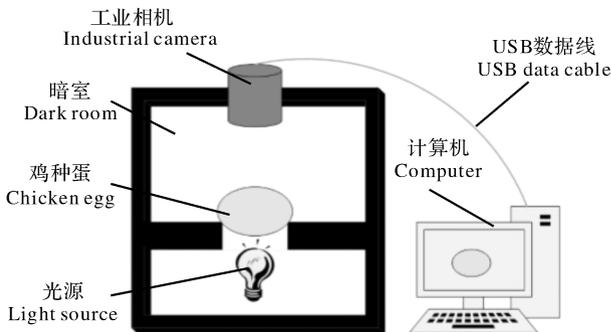


图 2 机器视觉图像采集系统

Fig.2 Image acquisition system of machine vision

1.3 图像处理

采用图像处理技术对种蛋图像进行预处理。如图 3 所示，获取原始图像，提取包含最丰富图像信息的 G 分量。由于 G 分量中存在着背景色，对 G 分量二值化，得到鸡蛋区域是高亮区，并利用二值化图与 G 分量图相乘而去除背景色。对去背景后的图像二值化，获取鸡蛋的 ROI 区域。

为了增强图像质量和可辨识度，本研究采用自适应直方图均衡化 (AHE)^[7]，以 1 个像素为中心获取一个局部子图像的直方图，通过一个均衡变换函数获得该像素的灰度值，并依次均衡去背景化后整幅图像的灰度值。采用高低帽变换增强血线的边缘信息^[8]，拉伸前景和背景灰度，凸显血线纹理的目标和细节。图像取反，将目标与背景调换。在 ROI 区域内，血线仍然呈现在蛋黄区域内，利用迭代阈值分割^[9]，将血线纹理与蛋黄区分离，两区域之间互不干扰。阈值分割后，血线在整幅图像的背景不一致，利用去背景化的二值化图像和阈值分割图像进行“与”运算，将背景统一并完全凸显血线纹理。

1.4 特征提取

1) 灰度共生矩阵特征。为了更直观地以灰度共生矩阵描述纹理特征，通常用能量、对比度、相关性、熵等 4 个标量来表征图像纹理。用灰度共生矩阵来描述纹理图像中 θ 方向且步长为 φ 的 2 个像素点 (分别具有灰度 i 和 j) 同时出现的概率，即 $P(i, j | \varphi, \theta)$ 。

根据文献[12]中对灰度共生矩阵统计纹理特征的定义，本研究采用的 4 维灰度共生矩阵统计纹理特征 GLCM4 重写如下：

$$\text{角二阶矩: ASM} = \sum_i \sum_j \{P(i, j)\}^2 \quad (1)$$

$$\text{对比度: Contrast} = \sum_k k^2 \{ \sum_i \sum_j P(i, j) \}, k = |i - j| \quad (2)$$

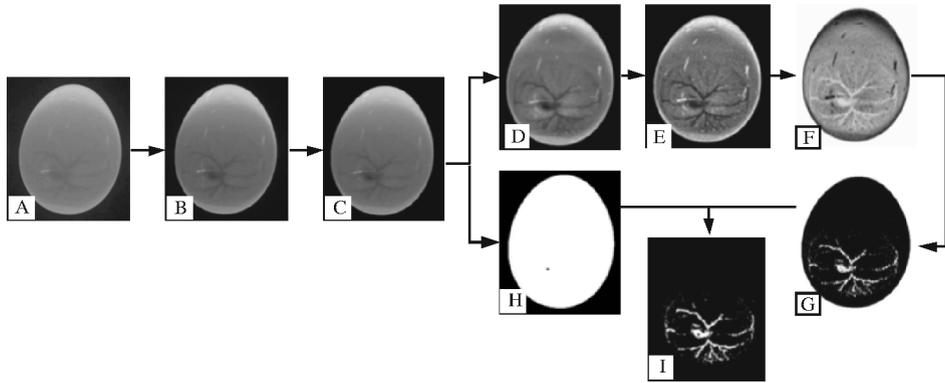
$$\text{熵: Entropy} = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log(P(i, j)) \quad (3)$$

$$\text{相关性: Cor} = \sum_i \sum_j (i \cdot j \cdot P(i, j) - \mu_x \mu_y) / (\sigma_x^2 \sigma_y^2) \quad (4)$$

式(4)中： $\mu_x = \sum_i \sum_j i P(i, j)$ ， $\mu_y = \sum_j \sum_i P(i, j)$ ， $\sigma_x^2 = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i, j)$ ， $\sigma_y^2 = \sum_j (y - \mu_y)^2 \sum_i P(i, j)$ ， μ_x 、 μ_y 、 σ_x^2 、 σ_y^2 分别表示灰度共生矩阵水平和垂直方向上的均值和方差。

2) 分形维度特征。本研究采用差分计盒法计算图像的分形维数。

3) 直方图统计特征。基于直方图统计 GLHS 提取 5 维纹理特征：均值、标准差、平滑度、三阶矩、一致性。



A:原始图像 Original image; B:G 分量 G component; C:去背景化 To background; D:自适应直方图均衡 Adaptive histogram equalization; E:高低帽变换 Top-hat and bottom-hat; F:图像取反 Image color inverting; G:迭代阈值分割 Threshold segmentation of iterative; H:二值化 Binarization; I:“与”运算 And operation.

图 3 图像处理方法

Fig.3 Method of image processing

4)几何特征。基于 ROI 区域的最小外接矩形提取鸡蛋的长短轴比即几何特征 GC。

本试验从鸡蛋图像上提取 4 个灰度共生矩阵特征参数(GLCM),1 个分形维数(DF)和 5 个灰度直方图统计特征参数(GLHS)来描述鸡蛋的血线纹理特征,并加入 1 个几何特征参数(GC)共得到 11 维特征。

1.5 BP 神经网络

BP(back propagation, BP)网络结构的不同将影响网络性能。隐含层节点太少,不能充分挖掘样本数据规律;隐含层节点过多则易记住噪声,并延长网络的学习、训练时间,也易造成训练的“过拟合”现象,降低网络的泛化能力。目前,隐含层节点数的确定依据经验公式:

$$m = \sqrt{n+l} + \alpha \quad (5)$$

$$m = n - 1 \quad (6)$$

式(5)中, m 为隐含层节点个数, n 为输入层节点个数, l 为输出层节点个数, α 一般取 1~10。通常采取多次试验法,即在每次训练中,分别设定不同的隐含层节点数,训练后将获得的均方误差进行比较,从中得出最优隐含层节点数。

1.6 GA-BP 神经网络

本研究引入遗传算法(genetic algorithms, GA)优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,减少 BP 网络陷入局部极小的可能性。

2 结果与分析

2.1 参数设定

确定输入变量。将提取的 11 维特征参数作为

输入变量,输出变量个数为 1,即输出结果为“1”或“0”,分别表示雄性、雌性。确定隐含层节点数。输入变量为 11,输出变量为 1 时,根据式(5)、(6),隐含层节点数的数目选择为 5、6、7、8、9、10,其对应的训练均方误差分别为 0.290 3、0.177 4、0.153 2、0.080 6、0.064 5、0.008 1。当隐含层节点数为 10 时,训练后的均方误差最小,取 0.008 1。

确定传递函数及参数。对单隐含层 BP 网络而言,需要输入层到隐含层、隐含层到输出层共 2 个传递函数。2 个传递函数分别为“tansig”、“purelin”。训练目标最小误差 0.01,训练次数 1 000。

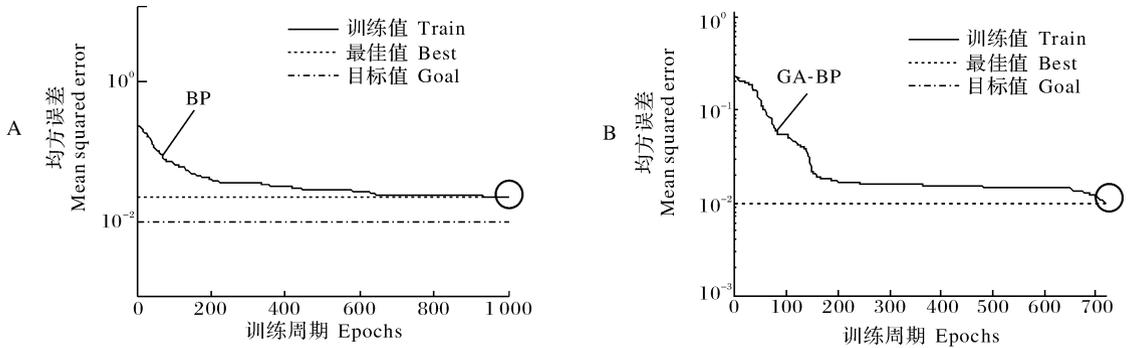
遗传算法参数设置:种群规模选取 30,交叉概率 0.3,变异概率 0.1,最大训练次数 1 000,进化迭代次数为 10,目标函数的误差 goal 为 0.01。

2.2 BP 网络与 GA-BP 网络性能比较

为了比较 GA-BP 算法和 BP 算法的异同,将 2 种算法的学习情况进行仿真比较研究。从雌、雄鸡种蛋中各随机选择 62 枚组成 124 个样本的训练集用于测试网络性能。网络结构为 11-10-1。图 4 为 BP 神经网络的均方误差曲线和 GA-BP 神经网络的均方误差曲线的比较结果。从图 4 可以看出,BP 算法在迭代 1 000 次仍没有达到网络的训练目标值,GA-BP 算法能在规定的迭代次数内自适应地调节个体的交叉率和变异率,跳出局部收敛而达到训练目标值。因为在建立 BP 神经网络的时候,需要给各个节点和连接赋予阈值和权值,但默认的都是随机赋予,然后让系统在多次的训练中寻找最小值,易陷入局部最小值。用遗传算法优化的是神经网络

训练前各节点的初始值,这些初始值不再取随机值,而是用遗传算法得到的值来代替。BP 神经网络初始权值和阈值优化后则可以让网络从一个较接近的水准开始训练。

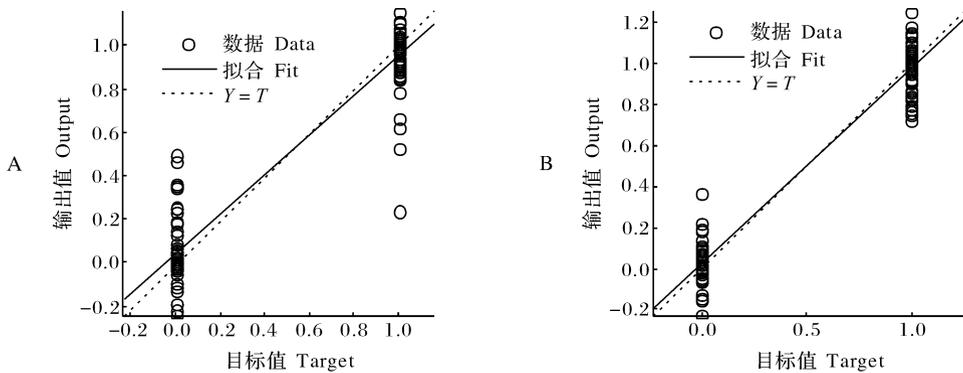
图 5 为 BP 网络的拟合曲线和 GA-BP 的拟合曲线。从图 5 可以得出,BP 算法的拟合系数为 $R_1=0.953\ 29$,利用 GA 算法优化后的拟合系数为 $R_2=0.979\ 82$,相应的拟合优度的可决系数 $R_{22} >$



A:BP 神经网络 BP neural network; B:GA 优化 BP 神经网络 GA optimizes BP neural network. 图 4A 中,迭代 1 000 次时最佳训练误差为 0.022 812,图 4B 中,迭代 719 次时最佳训练误差为 0.009 989。In the figure 4A,best training performance is 0.022 812 at epoch 1 000. In the figure 4B,best training performance is 0.009 989 at epoch 719.

图 4 GA 算法优化前后 BP 神经网络的均方误差曲线

Fig.4 The curves of mean square error for the BP neural network before and after optimization of GA algorithm



A:BP 神经网络 BP neural network;B:GA 优化 BP 神经网络 GA optimizes BP neural network. 图 5A 中,训练集, $R=0.953\ 29$ 。图 5B 中,训练集, $R=0.979\ 82$ In the figure 5A,training, $R=0.953\ 29$. In the figure 5B,training, $R=0.979\ 82$.

图 5 GA 算法优化前后 BP 神经网络的拟合曲线

Fig.5 The curves of fitting for the BP neural network before and after optimization of GA algorithm

R_{12} ,表明 GA-BP 算法比 BP 算法的拟合效果更好。因此,采用 GA-BP 算法优化的初始权值和阈值来检验模型。

2.3 GA 算法优化 BP 后的初始权值和阈值的可靠性验证

试验中从雌、雄鸡种蛋中各随机选择 62 枚组成 124 个样本的训练集;雌、雄鸡种蛋中各剩下的 31 枚组成含 62 个样本的预测集。为了验证 GA-BP 模型的可行性和有效性,利用孵化早期的鸡种蛋的血线纹理特征参数进行实验。由于训练集和预测集都是随机选择,按照上述规则随机选择 3 组样本数据

来验证 GA 算法优化 BP 神经网络模型的初始权值和阈值的可靠性,模型的识别结果如表 1 所示。

基于样本 1 的训练集,利用 GA 算法优化 BP 模型取得初始权值和阈值,并以此来训练 3 组数据样本的训练集和预测集,得到 3 组样本的训练集识别准确率分别为 99.19%、100%、100%,3 组样本的预测集识别准确率分别为 80.65%、87.10%、80.65%。分析 3 组样本的训练集识别准确率的均方误差以及预测集识别准确率的均方误差分别为 0.47 和 3.72,表明利用 GA 算法优化得到的初始权值和阈值对于模型的稳定性比较好。因此,利用 3 组样

表 1 随机选择 3 组样本验证模型的识别准确率

Table 1 Three groups of samples were randomly selected to verify the recognition accuracy of the model

样本选择 Selection sample	胚胎性别 Embryo gender	训练集 Training			预测集 Prediction		
		雄 Male	雌 Female	准确率/% Accuracy	雄 Male	雌 Female	准确率/% Accuracy
样本 1 Sample 1	雄 Male	61	1	98.39	24	7	77.42
	雌 Female	0	62	100.00	5	26	83.87
	总计 Overall	61	63	99.19	29	33	80.65
样本 2 Sample 2	雄 Male	62	0	100.00	28	3	90.32
	雌 Female	0	62	100.00	5	26	83.87
	总计 Overall	62	62	100.00	33	29	87.10
样本 3 Sample 3	雄 Male	62	0	100.00	24	7	77.42
	雌 Female	0	62	100.00	5	26	83.87
	总计 Overall	62	62	100.00	29	33	80.65

本的训练集平均值和预测集平均值来表示模型的识别综合准确率,训练集识别综合准确率为 99.73%,预测集识别综合准确率为 82.80%。

3 讨论

无损检测一般从对象的可视化特征和内在机理特征两个方向进行。本试验基于对象的可视化特征进行研究。已报道的孵化鸡种蛋性别鉴定的可视化特征在于血线纹理的粗细、血线分支的多少、血线的对称性以及外观几何特征^[2,3,10]。因此,鸡种蛋孵化早期的性别鉴定采用机器视觉的方法。构建鸡胚雌雄鉴定的机器视觉图像采集系统,根据不同孵化时间段图像的纹理信息,确定了在胚胎孵化第 4 天时图像的纹理信息最为清晰,适合用于胚胎性别的鉴定。

马任骝^[2]、严鲲鹏^[3]、唐剑林等^[10]仅从主观感知上利用血线纹理的粗细、侧血管分支的多少以及鸡蛋外形来判别雌雄。血线各层级脉络将血线纹理分割成具有一定自相似性的网状结构,可用分形维度(DF)更细致描述血线纹理特征^[13]。由于差分计盒法^[14]对粗糙度小的纹理比较敏感,且计算简单,可以准确地估计分形维度。利用灰度直方图表征纹理粗细、侧血管分支的多少反映在图像上的灰度差别。吕志南等^[15]在研究过程中,发现蛋形指数和种蛋性别存在一定的相关性,把蛋形指数作为鉴别种蛋性别的一个特征。在孵化蛋二值化图像中运用 ROI 区域提取蛋形指数,利用这个无量纲的量描述孵化蛋几何特征,这个几何特征不受孵化过程影响^[13]。血线的方向在图像上反映的是灰度在空间上的相关性,可采用灰度共生矩阵表征纹理,反映出种蛋的图像信息,尤其是血线区域的灰度在方向、空

间间隔和变化幅度上的综合信息,从而能分析图像的局部特征和排列规则^[11]。

本研究将血线纹理特征与几何特征量化,并对具体的量化数据进行建模。采用灰度共生矩阵、灰度直方图统计、差分计盒和外观几何提取 11 维的可视化特征。由于 BP 神经网络利用网络参数的梯度对权值 $w(n)$ 和阈值 $b(n)$ 进行修正,属于有监督学习的范畴^[16],因此,建立性别鉴定的 BP 模型。遗传算法是一种并行性随机搜索最优化算法^[17]。通过选择、交叉和突变等操作生成新种群,通过反复迭代,直到种群逐渐接近最优解^[18]。为此,通过 GA 算法优化 BP 模型的初始权值和阈值。利用 3 组样本检验优化权值和阈值的可靠性。由于模型的样本均为随机选择,故采用平均值作为模型的识别综合准确率更为合理,训练集识别综合准确率为 99.73%,预测集识别综合准确率为 82.80%。与目前国内的高光谱法^[1]的识别准确率为 82.86% 相比,两者的识别准确率相差极小,但机器视觉是在孵化的第 4 天检测,而高光谱法是在孵化的第 10 天检测。因此,本研究基于机器视觉法为种蛋性别鉴定提供了一种新的思路。但是从结果来看,提取的 10 维纹理特征中的噪音对于模型依旧存在着干扰,降低了鸡胚雌雄鉴定的准确率。在以后的研究中,需要使用更为有效的去噪方法,在尽可能消除噪音的情况下也要充分保留血线纹理信息,以提高判别精度。

参 考 文 献

- [1] 潘磊庆,张伟,于敏莉,等.基于高光谱图像的鸡种蛋孵化早期胚胎性别鉴定[J].农业工程学报,2016,32(1):181-186.
- [2] 马任骝.胚蛋的早期雌雄鉴别与畸形识别[J].中国科学,1976,6:573-578.
- [3] 严鲲鹏.鸡蛋的雌雄鉴别[J].当代畜禽养殖业,1999(12):32.

- [4] GORE A K, BRYAN T E. Method for localizing allantoic fluid of avian eggs: US6510811[P].2003-01-28.
- [5] PHELPS P V. Method of sorting birds in ovo: US 6506570 B1 [P].2003-01-14.
- [6] STEINER G, BARTELS T, STELLING A, et al. Gender determination of fertilized unincubated chicken eggs by infrared spectroscopic imaging[J]. Analytical & bioanalytical chemistry, 2011, 400(9): 2775-2782.
- [7] CHAUDHARY G, SRIVASTAVA S, SRIVASTAVA S. Biometric authentication using local subspace adaptive histogram equalization[J]. Journal of intelligent & fuzzy systems, 2017, 32(4): 2893-2899.
- [8] KUSHOL R, KABIR M H, SALEKIN M S, et al. Contrast enhancement by top-hat and bottom-hat transform with optimal structuring element: application to retinal vessel segmentation [C]//14th International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR), 2017, Montreal, Canada. Switzerland: Springer, 2017: 533-540.
- [9] 张宝来, 张乐佳. 基于数字图像处理技术的玉米长势预测[J]. 农业工程, 2017, 7(3): 163-168.
- [10] 唐剑林, 周玉兰. 鸡胚早期雌雄鉴别[J]. 贵州畜牧兽医, 2001, 25(5): 29.
- [11] 迟强. 基于高光谱图像技术对牛肉品质无损检测的研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2015.
- [12] SRINIVAS V S, SRIKRISHNA A, REDDY B E. Evolutionary image segmentation with dimensionality reduction[J]. Journal of advanced research in dynamical & control systems, 2017, 9(4): 348-357.
- [13] 郑一力, 钟刚亮, 王强, 等. 基于多特征降维的植物叶片识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 30-37.
- [14] 潘树伟, 戴文战, 李俊峰. 基于纹理特征与广义相关性结构信息的医学图像融合[J]. 浙江理工大学学报, 2017(3): 423-431.
- [15] 吕志南, 冀飞, 冀一伦. 模糊模式识别方法在鉴别鸡蛋性别上的应用[J]. 畜牧兽医学报, 1997, 28(1): 49-51.
- [16] 赵涛, 于师建. 基于GA-BP神经网络算法的高密度电法非线性反演[J]. 煤田地质与勘探, 2017, 45(2): 147-151.
- [17] 边霞, 米良. 遗传算法理论及其应用研究进展[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7): 2425-2429.
- [18] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.

Sex identification of chicken eggs based on blood line texture features and GA-BP neural network

TANG Yong¹ HONG Qi¹ WANG Qiaohua^{1,2} ZHU Zhihui^{1,2}

1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;
2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River, Ministry of Agriculture, Wuhan 430070, China

Abstract A machine vision image acquisition system was constructed to obtain 186 eggs hatching the 4 d image under LED light source to identify the early embryonic sex of chicken eggs. The pre-processes including component extraction, debackgrounding and binarization of egg image were carried out, followed by the using adaptive histogram equalization, top-hat and bottom-hat to enhance the image. Threshold segmentation of iterative add “and” operation was used to highlight the blood line texture. The 11-dimensional feature parameters of the image were extracted with the method of difference box, gray level co-occurrence matrix, gray histogram and geometric. When a BP (back propagation neural network, BPNN) model of chicken egg embryo sex identification was built, genetic algorithm (genetic algorithm, GA) was used to optimize BP neural network initial weights and thresholds initial. The results showed that the comprehensive accuracy of the training set of the GA-BP model was 99.73%, and the comprehensive accuracy of prediction set was 82.80%.

Keywords chicken egg; sex identification; blood line; BP neural network; genetic algorithm; non-destructive testing