

基于改进粒子群算法的鸡蛋裂纹检测方法

Egg crack detection based on improved particle swarm optimization

张 健 崔英杰

ZHANG Jian CUI Ying-jie

(黄淮学院, 河南 驻马店 463000)

(Huanghuai University, Zhumadian, Henan 463000, China)

摘要:针对鸡蛋裂纹存在复杂性、微小性等问题,采用改进粒子群算法以提高检测效果。通过余弦函数调节惯性权重,在搜索前期具有较大值,后期具有较小值进行寻优;粒子反向学习防止落入极值陷阱,提高了优化效率;自适应阈值对鸡蛋图像分割,可变中值滤波窗口进行鸡蛋图像表面暗斑去除,不完全 Beta 函数对鸡蛋裂纹增强;给出了鸡蛋裂纹检测流程。仿真显示:试验算法对鸡蛋网状裂纹、线形裂纹图像均能检测出来,并且裂纹边缘清晰,明显的线形裂纹、网状裂纹正确检测率分别为96.4%, 94.7%, 非明显的线形裂纹、网状裂纹正确检测率分别为89.2%, 87.5%, 高于其他算法。

关键词:鸡蛋;裂纹;粒子群;动态调整;检测

Abstract: Aiming at the problems of complexity and minuteness of egg crack detection, the improved particle swarm optimization algorithm is proposed in order to improve the detection effect. Firstly, the inertia weight was adjusted with cosine function, having the large value in the early stage and small value in the later stage. Secondly, particle reverse learning was prevented from falling into the extreme value trap, and the optimization was improved efficiently. Thirdly, adaptive threshold was segmented the egg image, variable median filter window was removed the dark spots on the egg image surface, and incomplete Beta function was enhanced the image. Finally, the process was given. The experimental simulation shows that improved particle swarm optimization algorithm would detect the reticular crack and linear crack, and the edge of the cracks are clear, with correct detection rates of obvious linear and reticular cracks of 96.4% and 94.7%, and correct detection rates of non obvious linear and reticular cracks of 89.2% and 87.5%, respectively.

which are higher than other algorithms.

Keywords: egg; crack; particle swarm optimization; dynamic adjustment; detection

目前鸡蛋裂纹检测方法主要分为有损检测、无损检测。声波信号(AS)是典型的有损检测方法^[1],虽然检测速度比较快,但是蛋壳在检测中由于受到了机械振动,很容易产生二次破裂。无损检测通过采集鸡蛋图像进行外部检测,不会对鸡蛋产生破坏,主要方法有:① 利用神经网络(Neural Network, NN)对分割出的鸡蛋裂纹图像区域识别,该法准确率较高,并且泛化功能和鲁棒性较好^[2],但对微小裂纹检测时正确率较低;② 利用鸡蛋图像纹理特征(ITF)对鸡蛋裂纹进行检测^[3],与神经网络算法相比方法相对简单,但对复杂裂纹不易检测;③ 小波模极大值法(WMM)对裂纹明显的边缘能达到较好的效果^[4],但会丢失鸡蛋裂纹的弱边缘信息;④ 遗传算法(GA)通过遗传编码提高了裂纹区域范围较大的检测准确度^[5],但易将噪声误判为鸡蛋裂纹边缘;⑤ 均值聚类(MC)算法实现较简单^[6],但对灰度幅值较小的鸡蛋裂纹检测存在图像边缘不连续,导致断开现象发生。

粒子群(PSO)算法具有可调参数少,可以全局搜索最优解等优点,有研究学者^[7]使用粒子群神经网络方法识别种蛋成活性,但是粒子群算法对鸡蛋裂纹检测还未见报道。为了使该方法适用于对复杂、微小裂纹的检测,研究拟采用改进粒子群算法(IPSO),通过余弦函数、正态分布调节惯性权重,粒子反向学习过程避免了过早收敛,对鸡蛋图像自适应阈值分割后进行增强,以期获得最佳检测视觉结果。

1 改进粒子群算法

1.1 基本粒子群算法

基本粒子群算法中粒子个体 l 在时刻 $t+1$ 的第 d 维空间速度和位置更新公式:

基金项目:河南省科技发展计划项目(编号:202102110267)

作者简介:张健(1980—),男,黄淮学院副教授,硕士。

E-mail: hhzhj@foxmail.com

收稿日期:2020-03-05

$$\begin{cases} v_{ld}^{(t+1)} = w \times v_{ld}^{(t)} + c_1 \times r_1 \times [p_{ld}^{(t)} - x_{ld}^{(t)}] + c_2 \times r_2 \times [g_{ld}^{(t)} - x_{ld}^{(t)}] \\ x_{ld}^{(t+1)} = x_{ld}^{(t)} + v_{ld}^{(t+1)} \end{cases}, \quad (1)$$

式中:

c_1, c_2 ——加速系数, $c_1 \in [0, 4], c_2 \in [0, 4]$;

w ——惯性权重;

r_1, r_2 ——随机数, $r_1 \in [0, 1], r_2 \in [0, 1]$;

$p_{ld}^{(t)}$ ——个体极值;

$g_{ld}^{(t)}$ ——全局极值。

粒子个体在算法运行后期会停滞在局部最优值周围,导致粒子个体不能获得全局最优值,出现数据坍塌现象,无法收敛,因此需改进基本粒子群算法以解决粒子早熟现象的发生。

1.2 改进粒子群算法策略

1.2.1 动态调整惯性权重 粒子群算法中惯性权重 w 主要功能是调节全局搜索、局部寻优, w 值过大不利于后期局部寻优,过小不利于前期全局搜索; w 通过线性递减方法也不利于算法的运行,特别是如果检测复杂的鸡蛋裂纹,检测效果较差^[8]。因此,需要增加迭代初期的全局搜索范围和减少迭代后期的局部搜索范围,动态调整惯性权重策略:

$$w(t) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \times \cos \frac{t}{t_{\max}} + \varphi \times N(0, 1), \quad (2)$$

式中:

$t_{\max}$ ——最大迭代次数;

$w_{\max}, w_{\min}$ ——惯性权重最大、最小值;

φ ——调整因子, $\varphi \in (0, 1)$;

$$\begin{cases} v_{ld}'^{(t+1)} = v_{ld}^{(t)} + c_3 \times r_3 [x_{ld}^{(t)} - s_{ld}^{(t)} \times G_{ld}^{(t)}] + c_4 \times r_4 \times [x_{ld}^{(t)} - s_d^{(0)} \times G_{ld}^{(t)}] \\ x_{ld}'^{(t+1)} = x_{ld}^{(t)} + v_{ld}'^{(t+1)} \end{cases}, \quad (4)$$

式中:

c_3, c_4 ——加速因子, $c_3 \in [0, 4], c_4 \in [0, 4]$;

r_3, r_4 ——随机数, $r_3 \in [0, 1], r_4 \in [0, 1]$;

$s_{ld}^{(t)}$ ——第 t 次迭代时第 i 个粒子的第 d 维的历史最差位置;

$s_d^{(0)}$ ——种群在第 d 维的初始最差位置。

正常寻优粒子与反向学习粒子对比收敛如图 2 所示。

从图 2 可以看出,反向学习粒子通过反向学习比正常寻优粒子更早地获得了最佳收敛值,节省了时间。

2 鸡蛋裂纹获取

2.1 基于自适应阈值的鸡蛋图像分割

由于鸡蛋形状差异性导致鸡蛋图像不具有相同性,如果采用固定阈值则不能将鸡蛋分割出来,因此根据鸡蛋图像灰度值采用自适应阈值进行鸡蛋图像分割,将预分割图像分为鸡蛋区域和背景区域,鸡蛋区域所占像素点个数与整个图像比值为 X_0 ,鸡蛋区域平均灰度值是 Y_0 ;背景区域所占像素点个数与整个图像比值为 X_1 ,背

$N(0, 1)$ ——正态分布。

w 通过第 1 项、第 2 项最小惯性权重和余弦函数调节,第 3 项利用正态分布调整惯性权重整体取值分布, φ 主要是控制 w 的偏离程度,这样使 w 取值分布更趋于合理,惯性权重动态调整随迭代次数变化如图 1 所示。

从图 1 可以看出,在开始时刻 w 值为 0.9,此时增加了粒子的飞翔范围,具有较大的搜索空间; w 随迭代次数 t 增加逐渐减小,最终稳定在 0.4,方便了后期的局部寻优。

1.2.2 反向学习 反向学习利用种群初始最差值和个体历史最差值的拉动效应,防止粒子落入极值陷阱,快速找到全局最优位置,在反向学习过程中,调整粒子的飞行速度以便于粒子寻化。

以再次搜索得到的最优解和次优解的中心点为圆心形成一个圆形空间,使圆形空间成为禁忌区域,避免重复搜索无效粒子,当粒子 i 进入圆形空间的边界时,粒子进行反方向搜索以提高优化效率。粒子 i 反向学习的对象是粒子历史上最差的位置,设第 t 次迭代时种群最优粒子的高斯扰动 $G_{ld}^{(t)}$:

$$G_{ld}^{(t)} = \gamma \text{gaussian}(\mu, \sigma^2), \quad (3)$$

式中:

μ ——均值;

σ^2 ——方差;

γ ——扰动因子。

反向学习过程中的粒子速度更新公式:

景区域平均灰度值是 Y_1 ,同时整个图像的平均灰度为 Y ,鸡蛋区域与背景区域的类间方差为 Z ,则:

$$\begin{cases} Z = \frac{X_0 \times (Y_0 - Y)^2}{1 - X_0} \\ Y = X_0 \times Y_0 + X_1 \times Y_1 \end{cases}. \quad (5)$$

采用遍历的方法使类间方差 Z 最大,即目标与背景的差异性最大,则此时阈值 T 即是最佳分割阈值。

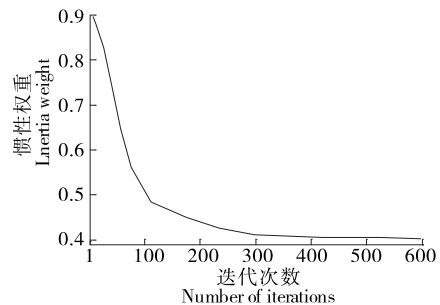


图 1 惯性权重动态调整随迭代次数变化
Figure 1 Dynamic adjustment of inertia weight with the number of iterations

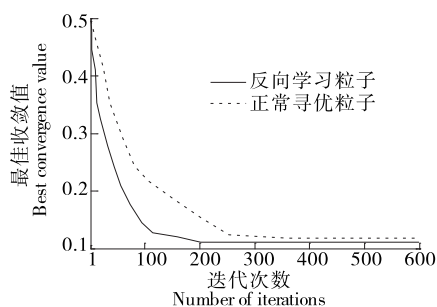


图 2 正常寻优粒子与反向学习粒子对比收敛

Figure 2 Comparison and convergence of normal optimization particles and reverse learning particles

2.2 基于改进中值滤波的鸡蛋表面暗斑去除

有些鸡蛋表面存在大小不一的暗斑点,背光照射使点状暗斑、线状暗斑的斑点非常明显,这些暗斑形成的阴影会干扰裂纹检测,因此需去除鸡蛋裂纹周围的暗斑点,同时要尽量减少对裂纹区域的影响。经典中值滤波属于非线性滤波技术,较小的中值滤波窗口能保护鸡蛋裂纹图像的细节信息,但对鸡蛋暗斑点噪声的去除效果不好;较大的中值滤波窗口对暗斑点噪声有较好的过滤效果,但会使鸡蛋裂纹区域变模糊。为了避免中值滤波窗口尺寸难于选择的缺陷,对其改进如下:假设 W_{ij} 为中心在 (i, j) 处的滤波窗口, W_0 为滤波初始窗口大小, $W_{\max}$ 为允许的最大窗口,设 f_{ij} 为 (i, j) 处的灰度值, $f_{\max}$ 为 W_{ij} 的最大灰度值, $f_{\min}$ 为 W_{ij} 的最小灰度值, f_{avg} 为 W_{ij} 的灰度中值。若当窗口 W_{ij} 非噪点数量 ≥ 8 时,用窗口中值替代噪点;窗口 W_{ij} 非噪点的数量 < 8 ,则窗口大小增加 2,则进行如下步骤:

(1) 如果 $W_{ij} + 2 < W_{\max}$,窗口增大为 $W'_{ij} = W_{\max} + 2$,计算 W'_{ij} 的灰度平均值 $\bar{f}_{\text{avg}}$ 以及标准差 δ ,设置阈值门限值 $\kappa = \bar{f}_{\text{avg}} + \delta$,鸡蛋表面暗斑像素点灰度均值 $f'_{\text{avg}} = \frac{1}{W'_{ij} \times W'_{ij}} [\sum_{f(x,y) \in W'_{ij}} f(x,y)]$ 与 κ 比较,如果 $\bar{f}_{\text{avg}} > \kappa$,则 $\bar{f}_{\text{avg}} = \kappa$,如果 $\bar{f}_{\text{avg}} < \kappa$,则转步骤(2)。

(2) 输出 $f'_{\text{avg}} = (f_{\min} + \kappa) / 2$ 。

2.3 鸡蛋裂纹增强

由于获取鸡蛋图像是在背光照射下,因此鸡蛋裂纹部分的明亮度要强于其他部分,裂纹会形成中间亮、两边暗的条状条纹,裂纹部分像素的灰度值明显高于背景像素的灰度值,但是背光照射下鸡蛋表面也会产生亮度不均匀现象,同时鸡蛋表面非常微小裂纹即使在背光透射照明下也不易检出,因此需对其进行增强^[9]。试验通过非完全 Beta 函数 $F(u)$ 对鸡蛋裂纹进行增强:

$$\begin{cases} B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \\ F(u) = B^{-1}(\alpha, \beta) \int_0^u t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \end{cases}, \quad (6)$$

式中:

$B(\alpha, \beta)$ ——Beta 函数, $\alpha \in (0, 10)$, $\beta \in (0, 10)$ 。

对鸡蛋区域图像每个像素进行归一化变换:

$$y'_{ij} = (y_{ij} - L_{\min}) / (L_{\max} - L_{\min}), \quad (7)$$

式中:

y'_{ij} ——鸡蛋区域在 (i, j) 位置处像素的归一化灰度值;

$L_{\max}, L_{\min}$ ——分割后鸡蛋区域的最大、最小灰度值。

对归一化鸡蛋区域图像中的每个像素利用非完全 Beta 函数 $F(u)$ 进行处理:

$$y''_{ij} = F(y'_{ij}). \quad (8)$$

根据鸡蛋区域图像灰度值对区域中的每个像素反变换得到最终增加图像:

$$y'''_{ij} = (L'_{\max} - L'_{\min}) y''_{ij} + L'_{\min}, \quad (9)$$

式中:

$L'_{\max}, L'_{\min}$ ——图像 y''_{ij} 灰度的最大、最小值。

当 α, β 取得最佳组合值时,鸡蛋裂纹增强效果才好,因此参数 α, β 组合问题即可转为粒子算法优化处理。

粒子对鸡蛋裂纹增强的适应度函数设为:

$$F = (H + S + D) / 3, \quad (10)$$

式中:

H ——熵值;

S ——边缘内容;

D ——灰度标准方差。

2.4 算法流程

(1) 粒子群初始化,随机产生粒子个体。

(2) 计算粒子的适应度值。

(3) 输入待检测鸡蛋裂纹图像。

(4) 按照式(4)进行更新粒子,若更新后适应度值大于原来个体最优值,则将该粒子位置作为个体最优值,若更新后粒子适应度值大于原来全局最优值,则将该粒子位置作为全局最优值。

(5) 判断是否达到迭代停止条件,连续 5 次迭代的全局最优值相同或达到最大迭代次数,则进行步骤(6),否则进行步骤(4)。

(6) 输出检测结果。

3 试验仿真

试验仿真中计算机配置为 Intel Core i5-9400,集成显卡,内存 8 GB, Matlab2007 实现编程,粒子群总数为 300,迭代最大次数设置为 600, $c_1 = c_2 = c_3 = c_4 = 2$ 。

3.1 视觉效果分析

从图 3、4 可以看出,试验算法对鸡蛋网状裂纹、线形裂纹图像均能检测出裂纹,并且裂纹边缘清晰,一定程度增强了鸡蛋的裂纹信息,抑制了斑点噪声,视觉效果较好,其他算法检测鸡蛋裂纹出现断纹以及错误检测,不能

将鸡蛋裂纹信息提取出来,同时对复杂的网状裂纹检测错误较多,非明显的线形裂纹则断纹较多。

3.2 不同裂纹正确检测率分析

从图 5 可以看出,明显的线形裂纹、网状裂纹检测正确率要高于非明显的线形裂纹、网状裂纹,这是因为裂纹越复杂,裂纹的交叉点越多,越不容易检测,但是试验算法 IPSO 的不同裂纹正确检测率均高于其他算法,相比 AS、NN、ITF、WMM、PSO、GA、MC 检测明显的线形裂纹分别高出 0.93%、3.31%、5.60%、6.17%、7.37%、8.82%、

11.63%;检测明显的网状裂纹分别高出 0.74%、3.07%、5.06%、6.13%、7.19%、8.80%、11.01%;检测非明显的线形裂纹分别高出 1.87%、2.14%、4.53%、4.67%、6.85%、8.80%、10.17%;检测非明显的网状裂纹分别高出 1.23%、1.79%、3.37%、4.54%、6.50%、8.07%、10.12%。

4 结论

针对鸡蛋裂纹图像检测问题,通过余弦函数、反向学习优化粒子群,将鸡蛋图像分割后进行增强,以消除微小

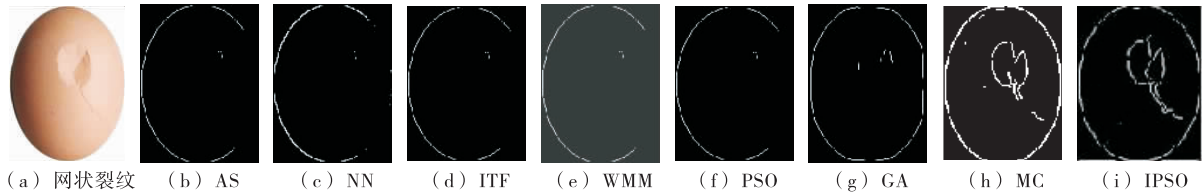


图 3 不同算法对鸡蛋网状裂纹检测的视觉效果

Figure 3 Visual effects of different algorithms on the detection of network crack egg image

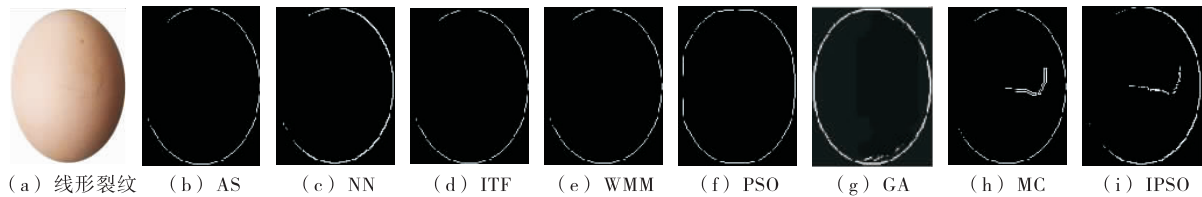


图 4 不同算法对鸡蛋线形裂纹检测的视觉效果

Figure 4 Visual effects of different algorithms on the detection of linear crack egg image

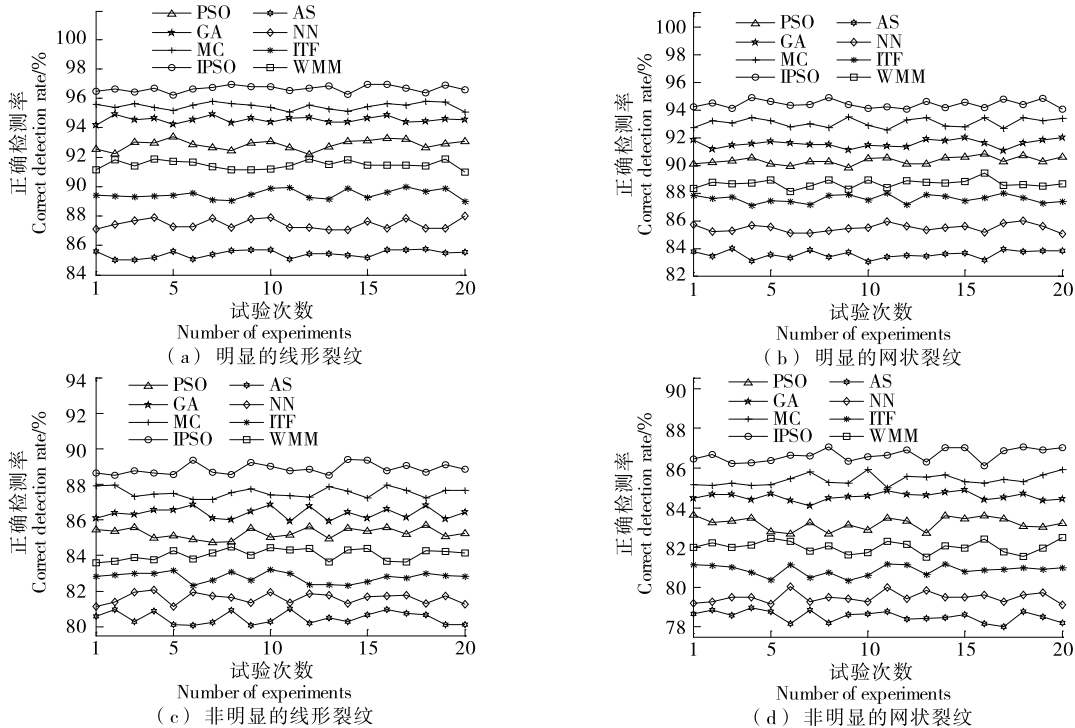


图 5 不同裂纹正确检测率

Figure 5 Correct detection rate of different cracks

(下转第 226 页)

2020, 102: 105615.

- [41] AHMED A B A, TAHA R M, MOHAJER S, et al. Preparation, properties and biological applications of water soluble chitin oligosaccharides from marine organisms[J]. Russian Journal of Marine Biology, 2012, 38(4): 351-358.
- [42] RAMIREZ-COUTIRIO L, DEL CARMEN MARIN-CERVANTES M, HUERTA S, et al. Enzymatic hydrolysis of chitin in the production of oligosaccharides using *Lecanicillium fungicola* chitinases[J]. Process Biochemistry, 2006, 41(5): 1106-1110.
- [43] HUSSON E, HADAD C, HUET G, et al. The effect of room temperature ionic liquids on the selective biocatalytic hydrolysis of chitin via sequential or simultaneous strategies[J]. Green Chemistry, 2017, 19(17): 4122-4131.

- [44] VILLA-LERMA G, GONZÁLEZ-MÁRQUEZ H, GIMENO M, et al. Ultrasonication and steam-explosion as chitin pretreatments for chitin oligosaccharide production by chitinases of *Lecanicillium lecanii* [J]. Bioresource Technology, 2013, 146: 794-798.
- [45] ZHANG A-lei, WEI Guo-guang, MO Xiao-fang, et al. Enzymatic hydrolysis of chitin pretreated by bacterial fermentation to obtain pure *N*-acetyl-*D*-glucosamine [J]. Green Chemistry, 2018, 20(10): 2320-2327.
- [46] MARGOUTIDIS G, PARSONS V H, BOTTARO C S, et al. Mechanochemical amorphization of α -chitin and conversion into oligomers of *N*-acetyl-*D*-glucosamine [J]. ACS Sustainable Chemistry & Engineering, 2018, 6(2): 1662-1669.

(上接第 139 页)

裂纹在背光透射照明下不易检出的缺陷。结果表明, 试验算法对鸡蛋网状裂纹、线形裂纹图像均能检测出裂纹, 并且裂纹边缘清晰, 明显的线形裂纹、网状裂纹正确检测率分别为 96.4%, 94.7%, 非明显的线形裂纹、网状裂纹正确检测率分别为 89.2%, 87.5%, 高于其他算法。试验只针对常见的鸡蛋裂纹进行识别, 后续将对复杂、多变、无规则的鸡蛋裂纹图像进行识别。

参考文献

- [1] 秦炎炎, 王树才, 李赛飞. 基于声波信号递归图的鸡蛋裂纹检测[J]. 华中农业大学学报, 2019, 38(2): 108-114.
- [2] 邢志中, 张海东, 王孟, 等. 基于计算机视觉和神经网络的鸡蛋新鲜度检测[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(11): 160-163.

- [3] 魏萱, 何金成, 郑书河, 等. 基于图像纹理特征的土鸡蛋微裂纹无损检测[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2017, 46(6): 716-720.
- [4] 张超, 卢伟, 丁天华, 等. 基于多尺度小波变换的鸡蛋散黄检测方法研究[J]. 食品与生物技术学报, 2016, 35(7): 709-713.
- [5] 房盟盟, 丁佳兴, 崔腾飞, 等. 基于高光谱成像技术的鸡蛋哈氏单位快速无损检测[J]. 食品工业科技, 2018, 39(2): 245-249.
- [6] 宋超, 秦永彬, 许道云. 基于 K-means 与 SVM 的鸡蛋特征检测[J]. 计算机与数字工程, 2017, 45(2): 382-386.
- [7] 郁志宏, 王春光, 张晓芳, 等. 改进的粒子群神经网络检测种蛋成活性[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(2): 185-187.
- [8] 徐一鸣, 彭勇, 郑楚红, 等. 基于改进粒子群算法的 WSNs 节点能量均衡覆盖策略[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(2): 29-32.
- [9] 郭红山, 张慧宁. 基于萤火虫算法的农业遥感图像增强研究[J]. 浙江农业学报, 2016, 28(6): 1076-1081.

(上接第 143 页)

- [10] 刘硕, 王礼群, 张欣怡, 等. 抗坏血酸钙和 ϵ -聚赖氨酸对鲜切甘薯保鲜护色效果的影响[J]. 食品与机械, 2018, 34(7): 132-136, 142.
- [11] 刘开华, 邢淑娟. 涂膜保鲜剂中添加茶多酚对黄花梨贮藏品质的影响[J]. 食品与机械, 2012, 28(1): 213-215.
- [12] 祝美云, 李梅, 朱世明. 壳聚糖复合保鲜剂对鲜切李子品质的影响及其配方筛选[J]. 浙江农业学报, 2009, 21(4): 375-378.
- [13] 张鹏, 李天元, 李江阔, 等. 微环境气体调控对精准相温贮藏期间柿果保鲜效果的影响[J]. 中国食品学报, 2018, 18(3): 180-187.

- [14] 王艳颖, 胡文忠, 田密霞, 等. 贮前氯化钙处理对李果实冷害及生理生化的影响[J]. 食品工业科技, 2011, 32(9): 310-313, 387.
- [15] 郝义, 韩英群, 郭丹, 等. 聪明鲜 TM 处理对美丽李采后生理和贮藏品质的影响[J]. 食品研究与开发, 2011(1): 139-141.
- [16] 曹建康, 姜微波, 赵玉梅. 果蔬采后生理生化实验指导[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2013: 21-40.

(上接第 180 页)

- [19] LEE Hee-hwan, LEE Jong-seok, CHO Jae-yeol, et al. Structural characteristics of immunostimulating polysaccharides from *Lentinus edodes* [J]. Journal of Microbiology and Biotechnology, 2009, 19(5): 455-461.
- [20] 李诗雅, 韩青, 苏亚文, 等. 菲律宾蛤仔蒸煮液分级醇沉多糖的理化性质和抗氧化活性研究[J]. 大连海洋大学学报, 2018, 33(5): 110-117.
- [21] 杜宝香, 相美容, 付业佩, 等. 北沙参多糖的分离、纯化及其体外免疫活性考察[J]. 中国实验方剂学杂志, 2018, 24(11): 27-31.

- [22] 任浩娜. 中药北沙参多糖与单糖组成和含量测定方法研究[D]. 沈阳: 沈阳药科大学, 2008: 28-29.
- [23] 李红法, 郭松波, 满淑丽, 等. 乙醇分级沉淀提取黄芪多糖及其理化性质和抗氧化活性研究[J]. 中国中药杂志, 2015, 40(11): 66-70.
- [24] 许海棠, 廖华珍, 赵彦芝, 等. 响应面法优化山豆根多糖提取工艺及其分级醇沉组分的抗氧化活性[J]. 食品工业科技, 2019, 40(22): 157-162.