

基于小波变换和 BP 神经网络的蛋壳破损检测^{*}

彭 辉^{1,2} 文友先² 王巧华² 王树才² 吴兰兰²

(1. 华中农业大学理学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学工程技术学院, 武汉 430070)

【摘要】 提出了一种基于多层小波变换和纹理分析的蛋壳破损检测方法。该方法对获取的鸡蛋透射图像 G 分量在不同水平上进行小波分解, 计算和分析各水平高频细节子图像的纹理特征参数, 实验确定最有效的 8 个特征参数作为 BP 网络输入, 建立结构为 8-20-2 的 BP 神经网络蛋壳破损分类模型。实验表明, 该方法对无破损蛋、线状破损蛋、网状破损蛋和点状破损蛋的判别正确率分别为 95%、90%、95%、80%, 平均识别率为 90%。

关键词: 鸡蛋 破损 检测 小波变换 BP 神经网络

中图分类号: TP183; N34 **文献标识码:** A

Crack Detection in Eggs with Multi-level Wavelet Transform and BP Neural Network

Peng Hui^{1,2} Wen Youxian² Wang Qiaohua² Wang Shucui² Wu Lanlan²

(1. College of Basic Sciences, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Engineering & Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract

A new method of crack detection in eggs was proposed with multi-level wavelet transform and texture analysis technology. First, G gray level image of all egg images were decomposed into approximation and detail sub-images at various levels by wavelet transform. Then, the feature vector which was composed of wavelet texture energy features, and the gray-level co-occurrence matrix features of the detail sub-images were analyzed and computed. Finally, with the most appropriate and effective eight parameters as inputs, the best BP neural network (8 input nodes, 20 hidden nodes, 2 output nodes) was employed to detect egg crack and classify eggs. The results of experiment proved that the correct discerning rate to detect eggs without crack and eggs with linear crack, meshy crack, point crack is respectively 95%, 90%, 95% and 80%, and the average correct rate to detect crack in eggs is 90%.

Key words Egg, Crack, Detection, Wavelet transform, BP neural network

引言

目前, 国内外对禽蛋的破损无损检测研究主要集中在基于声学 and 计算机视觉技术两个方面^[1~6]。声学振动检测法易受检测设备及外界环境的噪声影响, 且敲蛋部位的不同会影响检测的准确度。而计算机视觉技术能克服以上缺点, 并能实现禽蛋综合

品质的检测^[7~8]。为提高检测准确率和效率, 本文在前人研究的基础上, 结合图像的空域和频域特征, 研究并提出基于二维多层小波变换和 BP 神经网络的方法检测破损鸡蛋。通过小波变换得到禽蛋图像时频特征, 提取特征参数, 以各特征参数作为输入, 创建 BP 神经网络模型并进行鸡蛋表面裂纹的识别。

收稿日期: 2008-03-21 修回日期: 2008-05-16

^{*} 国家“863”高技术研究发展计划资助项目(2007AA10Z214)

作者简介: 彭辉, 讲师, 博士生, 主要从事农畜禽产品品质无损检测及计算机图形图像方面的研究, E-mail: moonbird97@126.com

通讯作者: 文友先, 教授, 博士生导师, 主要从事食品加工自动检测与控制工程方面的研究, E-mail: wenyouxian@mail.hzau.edu.cn

1 图像采集与预处理

图像采集系统简图如图 1 所示,实验设备由光源、光筒、可散热暗室、光室、NIKON COOLPIX4 型数码相机和计算机组成,光源为 60 W 白炽灯(外套自制聚光筒),相机设置成相应的拍摄模式。

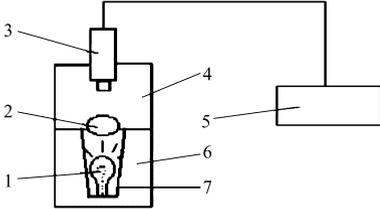


图 1 机器视觉装置简图

Fig. 1 Machine vision device

1. 光源 2. 鸡蛋 3. 数码相机 4. 光室 5. 计算机
6. 可散热暗室 7. 光筒

取采集后透射图像的 G 分量,进行如下预处理:

(1)采用蒙版原理进行背景扣除,即背景置为黑色,鸡蛋图像灰度不变。

(2)采用直方图均衡化进行图像色阶调整,凸显裂纹信息。

(3)经 3×3 Gaussian 算子平滑去除图像上的小斑点噪声,再采用 3×3 Laplacian 算子锐化图像细节。预处理后的图像如图 2 所示。

上述预处理在一定程度上消除了小噪声点,但仍存在以下问题:①部分与裂纹灰度相近、与点状破损形状相似的较大斑点噪声无法完全去除。②部分区域灰度与裂纹灰度相近,裂纹难以通过阈值分割分离出来。③细小的裂纹区域不一定完全连通,难以准确提取,其特征难以描述。

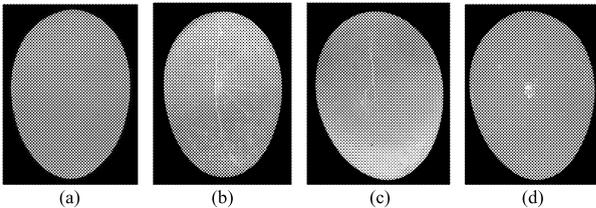


图 2 预处理后的鸡蛋图像

Fig. 2 Eggs images pre-processed by computer

- (a) 无破损图像 (b) 网状破损 (c) 线状破损 (d) 点状破损

因此,采用颜色或形状特征描述裂纹需要在去噪、裂纹分割及提取等方面做较多工作,影响处理速度和精度。本文采用多尺度小波将图像从空域变换到频域,在各个高频成分选择小波能量及灰度共生矩阵统计特征,通过 BP 神经网络建立识别模型,避开了裂纹区域的提取和特征的精确描述,淡化了噪声点对处理结果的影响,提高了检测准确率。

2 图像小波变换与特征提取

2.1 图像的多尺度小波变换

小波变换是一种信号的时间-尺度分析方法,在时、频域都具有表征信号局部特征的能力,适合于探测正常信号中夹带的瞬态反常现象并展示其成分^[9]。从 20 世纪 80 年代开始, Daubechies 提出离散小波变换以及 Mallat 建立起小波变换和多尺度理论之间联系后,小波变换得到广泛关注。

对母小波函数 $\Psi(t)$ 经伸缩和平移后,便可得到一个小波序列。对于连续情况,小波序列为

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (a \neq 0)$$

式中 a ——伸缩因子 b ——平移因子

当 $a = a_0^j, b = ka_0^{-j} b_0 (j, k \in \mathbf{Z})$, 则得到对应的离散小波函数

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \Psi(a_0^{-j} t - kb_0)$$

通常,取 $a_0 = 2, b_0 = 1$, 由此得到的离散小波序列称为二进小波

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j} t - k) \quad (j, k \in \mathbf{Z})$$

这是一种最常用的小波,对母小波函数 $\Psi(t)$, 本文选择了 Daubechies1 小波函数。

二维小波函数是通过一维小波函数经过张量积变换得到的,二维小波函数分解是把尺度 j 的低频部分分解成 4 部分:尺度 $j+1$ 的低频部分和 3 个方向(水平、垂直、斜线)的高频部分。其基本的分解步骤可表示为^[10]

$$\begin{cases} A_2^{j+1} f(x, y) = A_2^j f(x, y) H^*(x) H^*(y) \\ D_{21}^{j+1} f(x, y) = A_2^j f(x, y) G^*(x) H^*(y) \\ D_{22}^{j+1} f(x, y) = A_2^j f(x, y) H^*(x) G^*(y) \\ D_{23}^{j+1} f(x, y) = A_2^j f(x, y) G^*(x) G^*(y) \end{cases}$$

其中, $f(x, y)$ 为二维图像信号, $H^*(x), H^*(y)$ 及 $G^*(x), G^*(y)$ 分别为二维离散小波分解的低通和高通滤波器。

经多次实验发现,对获取的蛋壳图像经两层小波分解效果最佳。由于破损蛋壳裂纹为图像细节即高频部分,因此在 6 个高频细节子图像中表现明显。如图 3 所示。

2.2 特征提取

由于蛋壳纹理比较简单,破损处会有特征边缘,表现为高频成分,所以,可以对小波变换后的高频分量采用纹理分析法以检测蛋壳破损。综合采用小波能量分析法和灰度共生矩阵分析法提取纹理特征值,作为 BP 神经网络的输入。

A_2 (第2层低频)	H_2 (第2层水平细节)	H_1 (第1层水平细节)
V_2 (第2层垂直细节)	D_2 (第2层对角细节)	
V_1 (第1层垂直细节)		D_1 (第1层对角细节)

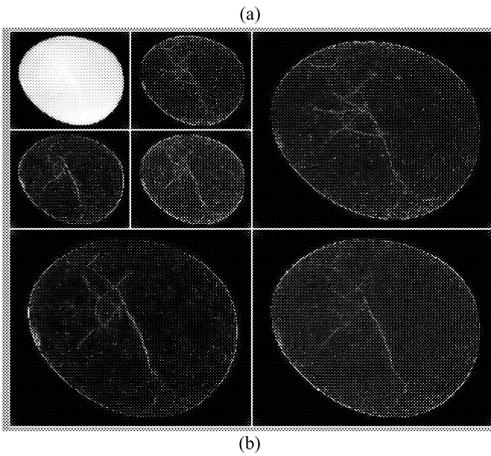


图3 经两层小波分解后的低频和高频子图像
Fig.3 Approximation and detail sub-images at various levels after two-level wavelet transform
(a) 两层小波分解示意图 (b) 鸡蛋图像两层小波分解图

表1 第1层小波分解后各子图的小波能量

Tab.1 Wavelet texture energy of every sub-image at the first level

破损情况	e_{A1}	e_{H1}	e_{V1}	e_{D1}	e_{H1}/e_{A1}	e_{V1}/e_{A1}	e_{D1}/e_{A1}	e_{hf1}/e_{sum1}	e_{lf1}/e_{sum1}
破损程度较大	512.059 2	6.327 4	7.879 3	2.866 3	0.012 357	0.015 387	0.005 598	0.032 266	0.967 734
破损程度一般	645.251 6	6.457 8	7.490 8	2.545 7	0.010 008	0.011 609	0.003 945	0.024 925 4	0.975 074 6
破损程度较轻	800.182 2	6.731 1	8.277 3	2.717 6	0.008 412	0.010 344	0.003 396	0.021 672 4	0.978 327 6
无破损	624.861 5	3.524 3	4.230 4	1.398 7	0.005 640	0.006 770	0.002 238	0.014 437 2	0.985 562 8

分量与低频分量及与总能量的比值较小,而低频分量与总能量比值较大。有不同程度破损的蛋壳图像则细节较多,灰度有一定的变化,因此,高频分量的相应比值较大。

(2)灰度共生矩阵统计特征值

灰度共生矩阵能反映图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。Haralick曾提出14种由灰度共生矩阵计算出来的统计量^[13]。本文在对小波变换系数量化编码后,对各层高频子图像的纹理特征采用以下4种常用的统计特征值:

纹理能量 $Q_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p^2(i, j)$

纹理惯性 $Q_2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N k^2 p^2(i, j) \quad (k = |i - j|)$

纹理相关性 $Q_3 = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N ij p(i, j) - \mu_x \mu_y}{\delta_x \delta_y}$

纹理熵 $Q_4 = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N p(i, j) \lg p(i, j)$

其中 $\mu_x = \sum_{i=1}^N i \sum_{j=1}^N p(i, j) \quad \mu_y = \sum_{j=1}^N j \sum_{i=1}^N p(i, j)$

(1)小波能量特征值

小波能量计算纹理特征所采用的计算公式为^[11~12]

$$e = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |s(x, y)|^2$$

式中 $s(x, y)$ ——子图像系数

M, N ——子图像行、列数

由于图像的整体亮度对低频和高频能量的绝对值有一定的影响,因此,采用各高频子图像与相应分解层的低频子图像的能量比值 $e_H/e_A, e_V/e_A, e_D/e_A$, 高频能量与相应分解层总能量的比值 e_{hf}/e_{sum} , 以及低频能量与相应分解层总能量的比值 e_{lf}/e_{sum} 作为特征值进行计算。实验选用8个小波子图像进行计算和分析,分别是两次小波分解所得的2个低频图像和6个高频图像。表1列出了第1层小波分解后各子图的小波能量及其相关值。

由表1分析可知,除少量噪声,无裂缝等高频细节,无破损蛋壳图像表面灰度均匀。因此,其各高频

$$\delta_x^2 = \sum_{i=1}^N (i - \mu_x)^2 \sum_{j=1}^N p(i, j)$$

$$\delta_y^2 = \sum_{j=1}^N (j - \mu_y)^2 \sum_{i=1}^N p(i, j)$$

式中 $p(i, j)$ ——灰度共生矩阵中位置 (i, j) 处元素的值

为使得获取的特征值具有旋转不变性,实验中提取其 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 方向的灰度共生矩阵,计算各矩阵同一统计特征值的平均值,则每幅图像可得到24个特征值。由于篇幅限制,只列出第1层分解后水平和垂直的高频子图像所计算的灰度共生矩阵统计值,如表2所示。

从表2可知,无损蛋壳图像经平滑去噪处理后,高频子图像细节少,纹理平滑;而有不同程度破损、裂纹的蛋壳其高频子图像细节多,纹理不规则。因此,在各分解层的高频分量上,无损蛋图像的纹理能量、纹理惯性、纹理相关性比破损蛋图像的相应值大,而纹理熵比破损蛋图像的熵值小。

2.3 特征值的选择

对一组图像提取上述各层子图像的特征参数进

表 2 第 1 层小波分解后水平和垂直高频子图像的灰度共生矩阵统计特征值

Tab.2 Gray-level co-occurrence matrix features of the horizontal and vertical detail sub-images at the first level

破损情况	Q_{1H1}	Q_{2H1}	Q_{3H1}	Q_{4H1}	Q_{1V1}	Q_{2V1}	Q_{3V1}	Q_{4V1}
破损程度较大	0.176 7	0.290 2	0.319 5	1.392 6	0.173 7	1.090 6	0.312 8	1.410 7
破损程度一般	0.195 9	0.308 2	0.329 8	1.295 5	0.196 6	0.512 4	0.291 6	1.296 3
破损程度较轻	0.265	0.209 7	0.286 8	1.188 5	0.271 5	0.503 4	0.282 6	1.195 7
无破损	0.447 7	0.381 2	0.400 9	0.701 8	0.485 1	0.626 1	0.336 3	0.654 3

行分析比较,如图 4 所示。无损和破损蛋图像的高频纹理能量 Q_1 、相关性 Q_3 特征值存在交叉,而两者第 1 层和第 2 层分解后的高频小波能量与总能量比值、第 2 层分解后各高频纹理惯性 Q_2 、熵值 Q_4 共 8 个特征参数值相差较大。因此,选取该 8 个参数组成最佳特征向量,作为 BP 神经网络的输入。

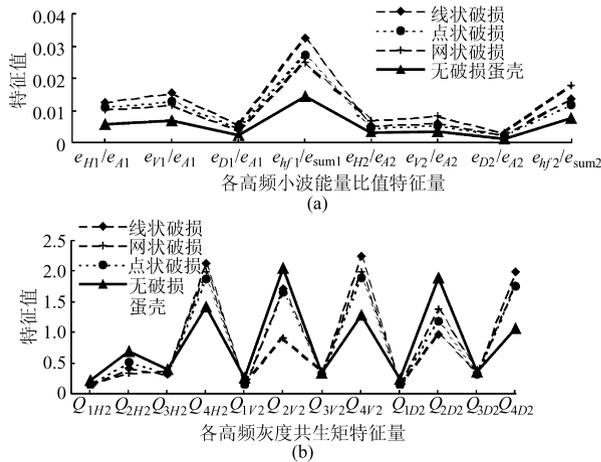


图 4 各特征参数比较分析图

Fig.4 Comparison chart of various parameters
(a) 第 1,2 层分解高频分量小波能量比值比较
(b) 第 2 层分解高频分量灰度共生矩阵特征值比较

3 识别模型与方法

在蛋壳破损检测的分类识别设计中,选用 BP 神经网络。

3.1 网络结构

利用 Matlab 6.5 编程工具对 BP 神经网络的类型、结构、训练函数等参数进行设置。网络分 3 层,由输入层、隐含层和输出层组成。隐含层的传递函数采用双曲正切函数 $\tan - \text{sigmoid}$,输出层采用线性传递函数 $\text{purelin}^{[14]}$,网络训练函数 trainlm 。输入层 8 个神经元,分别对应于选择的 8 个特征值参数。隐含层节点数根据经验公式和多次实验确定为 20;输出层为 2 个单元,表示为 0、1,分别对应于蛋壳无破损和有破损类别,期望误差为 0.01。

3.2 网络训练

由无破损和有破损蛋各 80 个作为样本。其中

80 个作为训练样本,其余 80 个作为测试样本。在神经网络训练前,先将训练数据进行归一化处理,以避免数据饱和,加快网络收敛速度。归一化的函数为 premnmx 。用训练样本训练 BP 网络,直至总误差小于给定值,网络训练完毕。

4 实验结果与分析

利用本文的方法,用 80 个测试样本检验神经网络系统的分类识别准确率。在识别过程中,无破损蛋存在较大斑点时会被误判为破损。小的点状破损与噪声点相似,其判断结果错误率较大,然而在实际生产中,由于蛋壳本身的脆性使裂纹易延伸,因此点状破损较少。网状和线状破损识别率较高,但对过于细小、肉眼难辨的裂纹,由于成像设备本身的局限性,在透射光获取图像时就难以表现出来,因此也大大影响了后续的处理和分析。对于这种情况,可综合声学技术共同检测。识别准确率如表 3 所示。

表 3 BP 神经网络对蛋壳破损的识别结果

Tab.3 Identification results for crack in eggs with BP neural network

破损类别	样本数	正确识别数	正确识别率/%	平均识别率/%
线状破损	20	18	90	90
网状破损	20	19	95	
点状破损	20	16	80	
无破损	20	19	95	

5 结束语

提出了一种结合小波变换、纹理分析和 BP 神经网络进行蛋壳破损检测的方法,实验表明,该方法对无破损蛋、线状破损蛋、网状破损蛋和点状破损蛋的正确识别率分别为 95%、90%、95%、80%,平均识别率为 90%。本文的方法还可以在以下方面进行改进:优化去噪算法、简化灰度共生矩阵的运算、考虑使用不同的小波分解、结合声学技术共同检测,在 DSP 上实现图像数据的实时采集和分析处理。

参 考 文 献

- 1 Ketelaere B De, Coucke P, Baerdemaeker J De. Eggshell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis[J]. J. Agric. Eng. Res., 2000, 76(2): 157~163.
- 2 Cho H K, W-K Choi J H Pack. Detection of surface in shell eggs by acoustic impulse method [J]. Transactions of the ASAE, 2000, 43(6): 1 921~1 926.
- 3 文友先,王巧华,宗望远,等.鸭蛋破损检测的试验研究[J].华中农业大学学报,2002,21(3): 285~287.
Wen Youxian, Wang Qiaohua, Zong Wangyuan, et al. Study on detecting dilapidation of duck egg by audio signal[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2002, 21(3): 285~287. (in Chinese)
- 4 Elster R T, Goodrum J W. Detection in eggs by machine vision [J]. Transactions of the ASAE, 1991, 30(1): 307~312.
- 5 Goodrum J W, Elster R T. Machine vision for crack detection in rotating eggs [J]. Transactions of the ASAE, 1992, 35(4): 1 323~1 328.
- 6 Jenshin L, Lin Y, Hsieh M. An automatic system for eggshell quality monitoring [J]. Transactions of the ASAE, 2001, 44(3): 1 323~1 328.
- 7 陈红,王巧华,文友先.无损检测技术在禽蛋破损自动检测中的应用[J].食品与机械,2003(5): 9~10.
Chen Hong, Wang Qiaohua, Wen Youxian. Application of nondestructive determination technologies in detection birds eggs dilapidation [J]. Food and Machinery, 2003(5): 9~10. (in Chinese)
- 8 周平,刘俭英,王巧华,等.鸡蛋图像检测方法与质量预测模型[J].农业机械学报,2007,38(11): 80~83.
Zhou Ping, Liu Jianying, Wang Qiaohua, et al. Egg image detection method and weight prediction model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(11): 80~83. (in Chinese)
- 9 胡昌华.基于 Matlab 的系统分析与设计—小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999: 1~5.
- 10 徐晓峰,段红,魏俊民.基于二维小波变换和 BP 神经网络的织物疵点检测方法[J].浙江工程学院学报,2004, 21(1): 15~19.
Xu Xiaofeng, Duan Hong, Wei Junmin. Fabric defect detection with two-dimensional wavelet transform and BP neural network[J]. Journal of Zhejiang Sci-Tech University, 2004, 21(1): 15~19. (in Chinese)
- 11 吴高洪,章毓晋,林行刚.利用特征加权进行基于小波变换的纹理分类[J].模式识别与人工智能,1999,12(3): 262~267.
Wu Gaohong, Zhang Yujin, Lin Xinggang. Texture segmentation with wavelet transform and feature weighting[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1999, 12(3): 262~267. (in Chinese)
- 12 Fukuda S, Hirosawa H. Land-cover classification from multifrequency polarimetric synthetic aperture radar data using wavelet-based textural information [C] // 1998 IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium Proceedings, 1998, 1: 357~359.
- 13 何东建,耿楠,张义宽.数字图像处理[M].西安:西安电子科技大学出版社,2003: 213~218.
- 14 王巧华,任奕林,文友先.基于 BP 神经网络的鸡蛋新鲜度无损检测方法[J].农业机械学报,2006,37(1): 104~106.
Wang Qiaohua, Ren Yilin, Wen Youxian. Study on non-destructive detection method for gresh degree of eggs based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2006, 37(1): 104~106. (in Chinese)