

文章编号:1002-2082(2019)04-0644-08

# 基于改进梯度幅值的包装缺陷检测算法研究及应用

宋丽梅<sup>1</sup>,徐婧玮<sup>1</sup>,杨燕罡<sup>2</sup>,郭庆华<sup>1,3</sup>,杨怀栋<sup>4</sup>

(1.天津工业大学 电气工程与自动化学院 天津市电工电能新技术重点实验室,天津 300387;  
2.天津职业技术师范大学 机械工程学院,天津 300222;3.伍伦贡大学 电气计算机和通信工程学院,  
伍伦贡 NSW2500,澳大利亚;4.清华大学 机械工程学院精密仪器系,北京 100084)

**摘要:**针对包装质量检测精度易受外界光照影响的问题,在已有基于梯度幅值相似性的缺陷检测算法基础上,将局部二值模式算子引入到该算法中,提出了一种基于改进梯度幅值相似性的缺陷检测算法。该算法利用局部二值模式算子的旋转不变性和灰度不变性的特点,并将其与图像的梯度幅值特征进行融合后用于包装的缺陷检测中,提升了缺陷检测算法对光照的鲁棒性。实验结果表明,相比传统梯度幅值缺陷检测算法,该算法具有更好的抗光照影响能力,并且对于不同光照情况下的包装缺陷,该算法的检测准确率可达 96.57%。因而,该算法能够被广泛地用于包装缺陷检测中,提高缺陷检测的精度。

**关键词:**缺陷检测;梯度幅值;局部二值模式;图像质量评价

中图分类号:TN206

文献标志码:A

DOI:10.5768/JAO201940.0403003

## Research and application of package defects detection algorithm based on improved GM

SONG Limei<sup>1</sup>, XU Jingwei<sup>1</sup>, YANG Yangang<sup>2</sup>, GUO Qinghua<sup>1,3</sup>, YANG Huaidong<sup>4</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Electrical Engineering and Energy Technology, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China; 2. School of Mechanical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China; 3. School of Electrical, Computer and Telecommunications Engineering, University of Wollongong, Wollongong NSW2500, Australia;  
4. Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Quality inspection of package is vulnerable of illumination. Aiming at this problem, a defects detection algorithm based on the improved gradient magnitude (GM) similarity was proposed. Based on the existing defects detection method by gradient magnitude similarity, the local binary pattern (LBP) operator was integrated into the proposed algorithm. The algorithm utilized the characteristics of rotation invariance and gray scale invariance of LBP operator, and combines them with the gradient magnitude features of the image to be used in the defects detection of packaging, which improves the algorithm robustness to illumination. Experimental results show that the proposed algorithm has better anti-illumination ability in comparison with traditional methods, and under different illumination conditions, the detection accuracy of the proposed can reach 96.57%. Therefore, the proposed algorithm can be widely used in quality inspection of package and improve the defects detection accuracy.

收稿日期:2018-12-07; 修回日期:2019-04-12

基金项目:国家自然科学基金(61078041,51806150);天津市应用基础及前沿计划(16JCQYBJC15400,15JCQYBJC51700,18JCQNJC04400);天津大学精密测试技术及仪器国家重点实验室开放基金(PIL1603);天津市企业科技特派员项目(18JCTPJC61700);天津市高等学校创新团队培养计划(TD13-5036)

作者简介:宋丽梅(1976—),女,博士,教授,主要从事机器视觉与模式识别研究。E-mail:lilymay@126.com

**Key words:** defect detection; GM; LBP; IQA

## 引言

包装是为商品提供保护及相关信息说明的重要载体。良好的包装是商品质量的基础保障,它不仅给消费者带来了“安心”,同时也对商品生产者提出了加工要求。在商品生产过程中,由于各种外界因素以及设备自身故障,可能使包装在印刷过程出现各种问题。例如,包装表面出现异物、表面模糊、颜色失真、包装漏印等。这些问题的包装不仅给消费者带来了诸多麻烦,也将对生产厂家造成经济和声誉的损失,因此,生产企业都非常重视包装的质量检测。缺陷检测作为包装质量检测系统的重要部分,同时也是判断包装表面信息是否存在缺陷的直接环节,其效果是完成整个包装质量检测的关键,而实现缺陷检测的算法也在一定程度上决定了整个检测系统的功能实现的好坏。工业中,常用的缺陷检测方法主要包括:模板匹配检测算法、图像差分检测算法、分层检测算法<sup>[1]</sup>、基于图像质量评价的质量检测算法。

图像质量评价(image quality assessment, IQA)通过对图像进行特性分析,得到图像的质量指标,该方法已被广泛地应用于图像处理的各个领域。图像质量评价从是否有人为参与的角度主要分为主观评价、客观评价两个分支。从对原始信息的依赖程度,客观评价又可分为无参考、部分参考和全参考图像质量评价<sup>[2]</sup>。人类视觉系统主要根据图像的底层特征理解图像,如边界、零交叉等<sup>[3]</sup>。其中,梯度作为边界的构成要素,被广泛应用于参考图像质量评价算法的设计中。而梯度幅值(gradient magnitude, GM)能够反映图像的细节变化和纹理变化,并且对缺陷信息具有较高的敏感度,故将其应用于本文的缺陷检测算法中。局部二值模式(local binary pattern, LBP)<sup>[4]</sup>是一种有效的纹理描述算子,它具有旋转不变性和灰度不变性等显著优点。LBP 算子由于其出色性能,在纹理特征提取方面已经取得了广泛的应用。在纹理分析方面,LBP 算子是最好的纹理描述符之一,该算法由于计算简单、特征分析能力强,被普遍应用于人脸识别中<sup>[5]</sup>。由于 LBP 算子具有灰度不变性优点,故将 LBP 算子引入到本文的检测算法中。文献[6]利用模板匹配算法及相似性度

量筛选有缺陷的乳品包装日期喷码,但该方法对模板图像要求高,鲁棒性较差;文献[7]采用邻域平均法和中值滤波法对原始图像进行预处理,但该方法效率较低,对图像处理方法效率的要求较高;文献[8]利用一种基于形状的模板匹配算法,实现了印刷图像的质量检测,但该方法受光照影响较大;文献[9]、文献[10]分别采用不同方法分割缺陷区域,但对光线都要求较高。

针对上述问题,本文立足于实际生产生活的需求,设计了一种基于改进梯度幅值的包装缺陷检测算法。该方法不仅能有效抑制光照变化对缺陷检测造成的影响,并且能保留缺陷的纹理特征,提升产品检测效率,改善检测精度。

## 1 图像质量评价与局部二值模式

### 1.1 图像质量评价算法介绍

常见的全参考图像客观评价算法包括峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)、视觉信息保真度(visual information fidelity, VIF)<sup>[11]</sup>、特征相似性(feature similarity index, FSIM)算法<sup>[12]</sup>、梯度结构相似度(gradient-based structural similarity, GSSIM)<sup>[13]</sup>等。

PSNR 是早期的全参考评价算法,该方法具有计算复杂度小且易于实现的特点,计算方法如(1)式所示。

$$\text{PSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{L^2}{\text{MSE}} \right) \quad (1)$$

其中 MSE(mean square error) 为均方差,其计算方法如(2)式所示。

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \| I(i, j) - K(i, j) \|^2 \quad (2)$$

其中: $I(i, j)$  和  $K(i, j)$  分别代表待测图像和参考图像的第  $(i, j)$  个像素的灰度值;  $mn$  表示尺寸为  $m \times n$  图像的像素总数;  $L$  为图像的灰度级数,常见的 8 位图像中  $L=255$ 。

图像梯度幅值是检测缺陷信息的重要指标,经典的图像梯度算法考虑原始图像中每个像素某个邻域内的灰度变化,利用边缘邻近的一阶或二阶导数变化规律,为原始图像中每个像素某个邻域设置梯度算子。通常,利用小区域模板进行卷积计算梯度,常用算子有 Sobel 算子、Laplace 算

子、Scharr 算子等。

本文采用 Scharr 算子计算梯度幅值, 而 Scharr 算子的梯度幅值计算方法如(3)~(5)式所示。

$$G_x(i, j) = \frac{1}{16} \times \begin{bmatrix} -3 & 0 & 3 \\ -10 & 0 & 10 \\ -3 & 0 & 3 \end{bmatrix} \times f(i, j) \quad (3)$$

$$G_y(i, j) = \frac{1}{16} \times \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix} \times f(i, j) \quad (4)$$

$$GM(i, j) = \sqrt{G_x^2(i, j) + G_y^2(i, j)} \quad (5)$$

其中:  $GM(i, j)$  表示图像在点  $(i, j)$  处的梯度幅值;  $G_x(i, j)$ 、 $G_y(i, j)$  分别表示点  $(i, j)$  在  $x$ 、 $y$  方向的梯度分量; 原始图像在点  $(i, j)$  处的灰度值用  $f(i, j)$  表示。

由此, 可通过(6)式计算参考图像和待测图像每个点的梯度幅值相似度  $S_{GM}$ 。

$$S_{GM}(i, j) = \frac{2GM_1(i, j) \cdot GM_2(i, j) + T_2}{GM_1^2(i, j) + GM_2^2(i, j) + T_2} \quad (6)$$

其中:  $GM_1(i, j)$ 、 $GM_2(i, j)$  分别为参考图像和待测图像在每个点的梯度幅值;  $T_2 = 255$ 。

两幅图像的梯度幅值相似度  $GM(g_1, g_2)$  通过对图像内所有像素点的梯度幅值相似度取均值即可得到, 如(7)式所示。

$$GM(g_1, g_2) = \frac{\sum_{0 \leq i \leq m} \sum_{0 \leq j \leq n} S_{GM}(i, j)}{m \times n} \quad (7)$$

其中:  $g_1$ 、 $g_2$  分别代表参考图像和待测图像;  $m$ 、 $n$  分别代表图像的宽、高。

## 1.2 LBP 算子介绍

基本的 LBP 算子计算原理为定义灰度图像中任意  $3 \times 3$  矩形邻域, 以邻域的中心点灰度值为阈值, 对该邻域中心点各邻域像素灰度值作二值量化处理, 并将量化后的序列进行数值转换生成表述图像局部纹理特征的数值, 基本 LBP 算子的计算方法如(8)式所示。

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=0}^7 s(g_i - g_c) 2^i \quad (8)$$

其中:  $g_i$  表示中心点邻域的第  $i$  个采样点的灰度值;  $g_c$  表示该邻域中心像素的灰度值;  $s(g_i - g_c)$  表示符号函数, 具体计算方法如(9)式所示。

$$s(g_i - g_c) = \begin{cases} 0, & g_i - g_c < 0 \\ 1, & g_i - g_c \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

若邻域像素点灰度值与中心像素灰度值之间作差为负数, 则将该像素点对应位置标记为 0, 否则标记为 1, 由此可得到一个二值编码序列<sup>[14]</sup>。按照给定编码方向对得到的二值编码序列排序, 依次对其邻域点赋予不同权重值, 根据所赋予的权重值将得到的二值编码序列计算转换为一个十进制数, 得到该  $3 \times 3$  邻域中心点的 LBP 值。基本的 LBP 算子如图 1 所示。

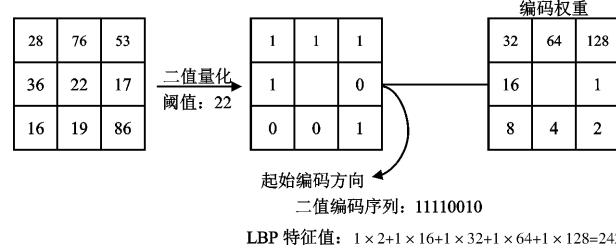


图 1 基本 LBP 算子计算

Fig. 1 Basic LBP operator calculation

为了提取不同尺度的纹理特征, 文献[15]将基本的 LBP 算子进行改进, 将  $3 \times 3$  邻域扩展到任意邻域系统, 利用圆形邻域代替方形邻域, 如图 2 所示。

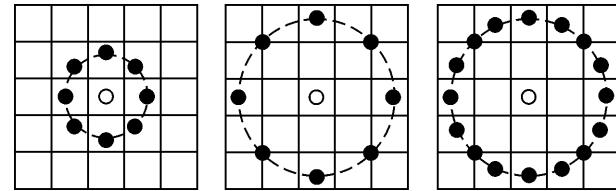


图 2 改进 LBP 算子示意图

Fig. 2 Diagram of improved LBP operator

改进后的 LBP 算子允许在半径为  $R$  的圆形邻域内有任意多个像素点, 使用可变半径的圆对中心像素的近邻像素进行编码, 可以得到多种近邻模式。改进 LBP 算子的计算公式如(10)式所示。

$$LBP_{p,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (10)$$

其中:  $g_c$  表示中心点像素的灰度值;  $g_p$  ( $p = 0, 1, \dots, P-1$ ) 表示围绕  $g_c$ 、以  $R$  为半径的像素点的灰度值。

对于给定中心点  $(x_c, y_c)$ , 其邻域像素的位置  $(x_p, y_p)$  可由(11)式得到。

$$\begin{cases} x_p = x_c + R \times \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \\ y_p = y_c - R \times \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \end{cases} \quad (11)$$

其中:  $R$  表示采样半径;  $p$  表示第  $p$  个采样点;  $P$  表示采样点总数。如果计算值不是整数, 该点就无法在图像上找到。对于没有完全落在像素位置的点的灰度值, 文中采用双线性插值算法<sup>[16]</sup>对该点的灰度值进行估计, 双线性插值公式矩阵运算表达式如(12)式所示。

$$f(x, y) \approx [1-x \ x] \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) \\ f(1,0) & f(1,1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1-y \\ y \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中:  $f(x, y)$  为所求采样点像素值;  $f(0, 0)、f(0, 1)、f(1, 0)、f(1, 1)$  分别表示在原始图像中与距离采样点最近的 4 领域内的像素点的灰度值。

## 2 基于 GM-LBP 算法的缺陷检测方法

本文提出的 GM-LBP 算法是结合图像局部二值模式特征和梯度幅值指标的缺陷检测算法。基于图像质量评估算法中利用梯度幅值指标检测缺陷的思想, 对传统检测算法进行了改进, 融入 LBP 算子的灰度不变性的特点, 提升了缺陷检测算法对光照的鲁棒性。基于 GM-LBP 算法的缺陷检测方案如图 3 所示。

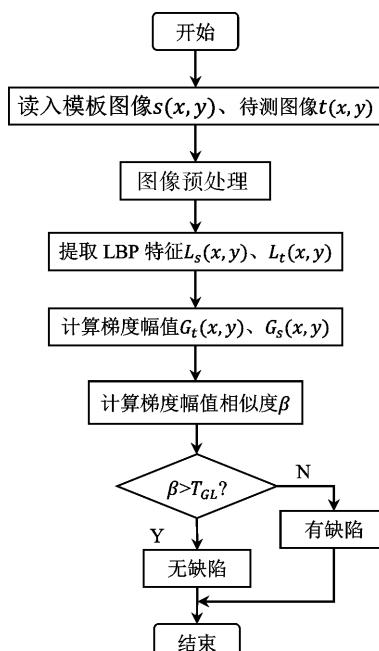


图 3 GM-LBP 缺陷检测算法流程图

Fig. 3 Flow chart of GM-LBP defects detection algorithm

本文缺陷检测算法的步骤具体如下:

1) 分别对采集模板图像  $s(x, y)$  和待测图像  $t(x, y)$  进行灰度化处理得到灰度图像  $g_s(x, y)$ 、

$g_t(x, y)$ , 灰度化处理计算过程如(13)式所示;

$$Gray = 0.2989 \times R + 0.5870 \times G + 0.1140 \times B \quad (13)$$

其中:  $Gray$  表示灰度化处理后的像素值;  $R$  表示该像素红色通道的分量值;  $G$  表示该像素绿色通道的分量值;  $B$  表示该像素蓝色通道的分量值。

2) 计算图像  $g_s(x, y)、g_t(x, y)$  的 LBP 特征  $L_s(x, y)、L_t(x, y)$ ;

3) 获取  $L_s(x, y)、L_t(x, y)$  的梯度幅值  $G_s(x, y)、G_t(x, y)$ ;

4) 计算梯度幅值  $G_s(x, y)、G_t(x, y)$  的梯度幅值相似度  $\beta$ ,  $\beta$  的计算公式为(7)式;

5) 判断相似度  $\beta$  是否高于所设定阈值  $T_{GL}$ ;

6) 若  $\beta$  低于  $T_{GL}$ , 则判定该产品存在缺陷, 若  $\beta$  高于  $T_{GL}$ , 则判定该包装不存在缺陷, 本文中设定  $T_{GL}$  为 0.92。

基于 LBP 特征的梯度幅值相似度缺陷检测算法, 通过提取图像的 LBP 特征, 保留了梯度幅值特征对缺陷检测的有效性, 弥补光照变化极易对梯度幅值造成影响的缺陷, 有效地提升了算法在缺陷检测过程中对光照变化的鲁棒性。

## 3 实验结果与分析

实验环境: Windows7 系统, 计算机配置为 CPU: Intel(R) Core(TM) i5-3317U 1.70 GHz, 内存: 8 G, Visual Studio 2013 环境下运行算法。

实验样本: 使用 300 万像素的 Microview RS-A2300-GC50-M00 彩色相机, 在不同亮度以及被测物体不同缺陷程度下采集共计 150 幅分辨率 1 600 像素  $\times$  1 200 像素的待检测图像。

本文选取图像质量评价方法中的 PSNR 算法和 GM 相似度指标两种不同方法同本文算法的检测结果进行对比。实验中, 将 PSNR 算法的最值设定为 40 dB, 并对检测结果进行了归一化处理。

特征提取过程采用改进的 LBP 算子,  $P$  分别取 8、16,  $R$  分别取 1、2、3。实验用模板图像  $s(x, y)$  如图 4(a) 所示, 不同参数 LBP 特征提取结果如图 4(b)~(g) 所示。

以  $P=8, R=2$  的 LBP 算子为例, 对于图 4(a) 所示的场景, 分别采集如图 5(a)~(e) 所示的不同光照强度下的图像, 得到如图 5(f)~(j) 所示的对应的 LBP 特征提取图。

由图 5(f)~(j)可以看出,在不同光照情况下,LBP 特征算子均能获取丰富的特征,并且其对光照具有较好的鲁棒性。图 5(f)~图 5(j)的梯度幅值图如图 6 所示,并由此计算与模板图的梯度幅值相似度  $\beta$ 。本文设定缺陷检测算法结果  $\beta \in [0, 1]$ ,当且仅当待测图像和模板图像完全一致时,算法检测结果为 1。

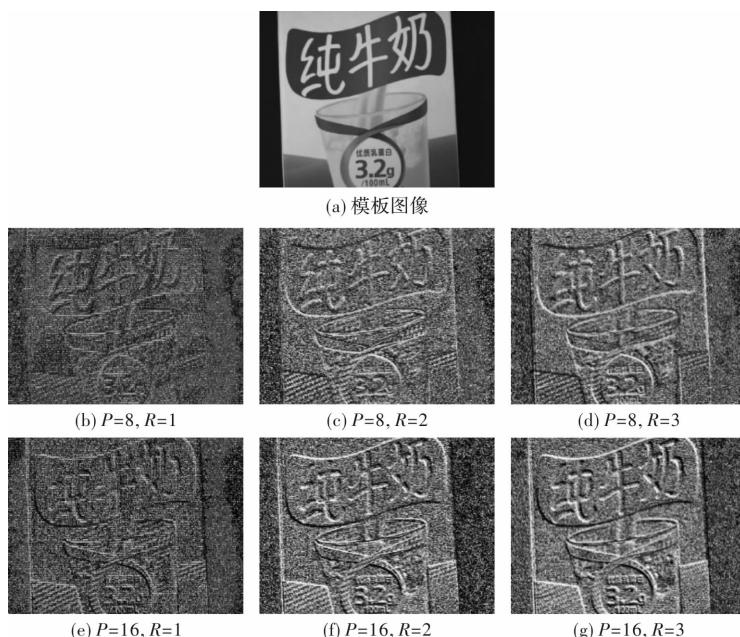


图 4 不同参数 LBP 特征提取图

Fig. 4 LBP feature extraction diagrams with different parameters

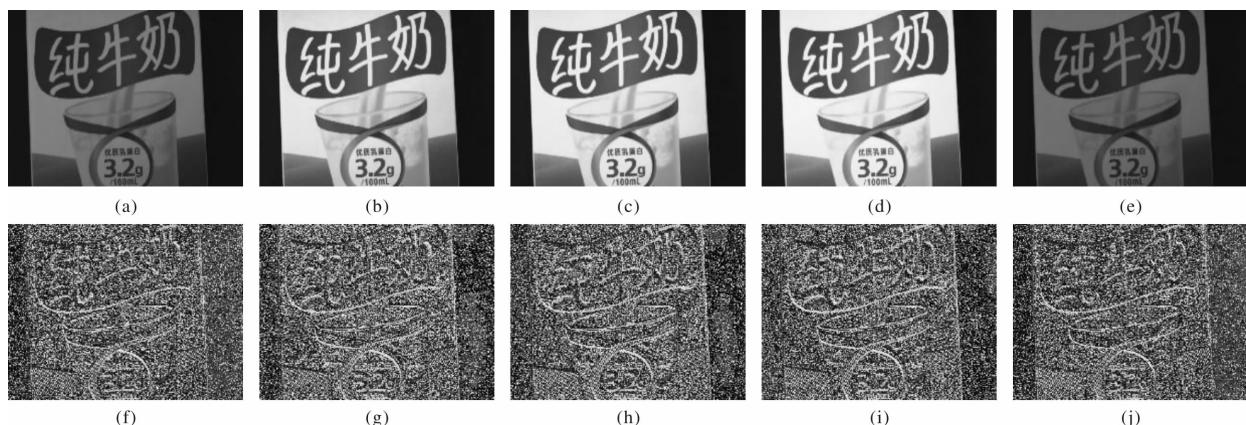


图 5 不同光照下 LBP 特征提取图

Fig. 5 LBP feature extraction diagrams under different illumination conditions



图 6 不同光照下 LBP 特征的梯度幅值图

Fig. 6 Gradient amplitude diagrams of LBP features under different illumination conditions

利用图像采集设备采集到的实验用图像如图 7 所示。其中,图 7(a)为模板图像,图 7(b)~图 7(e)为仅改变光照下的模板图像,图 7(f)~图 7(o)为不同亮度下有不同程度缺陷的待测图像。经灰度化处理后的图像如图 8 所示。

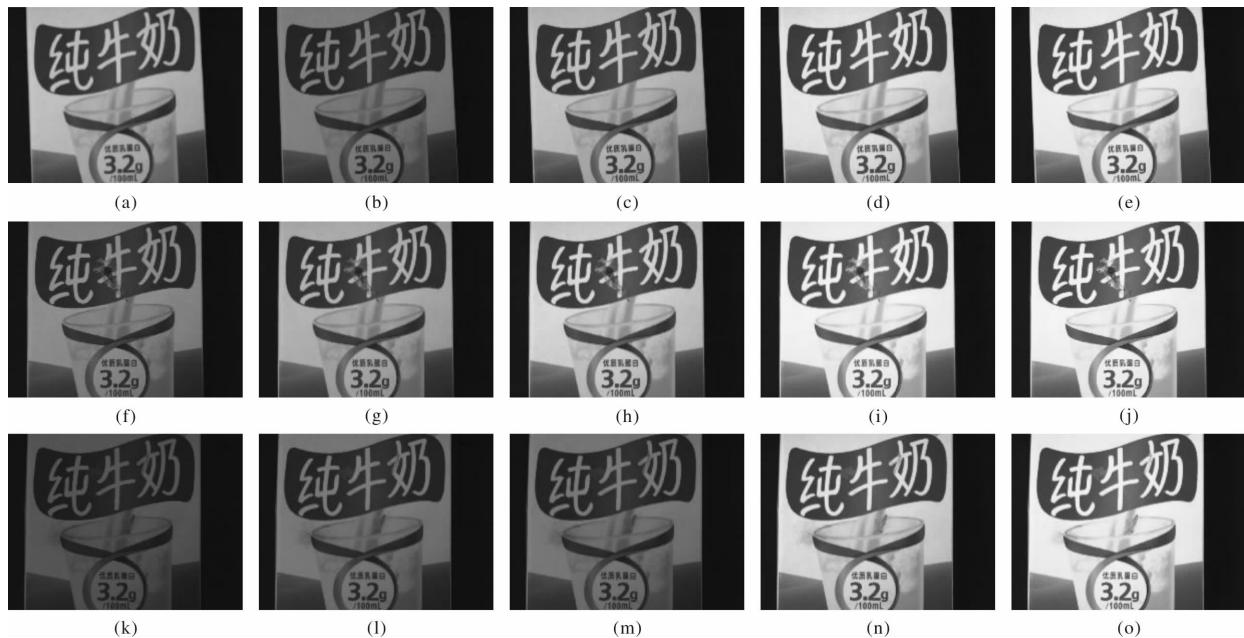


图 7 不同光照及不同缺陷程度的实验用图像

Fig. 7 Experimental images of different illumination conditions and different defect levels

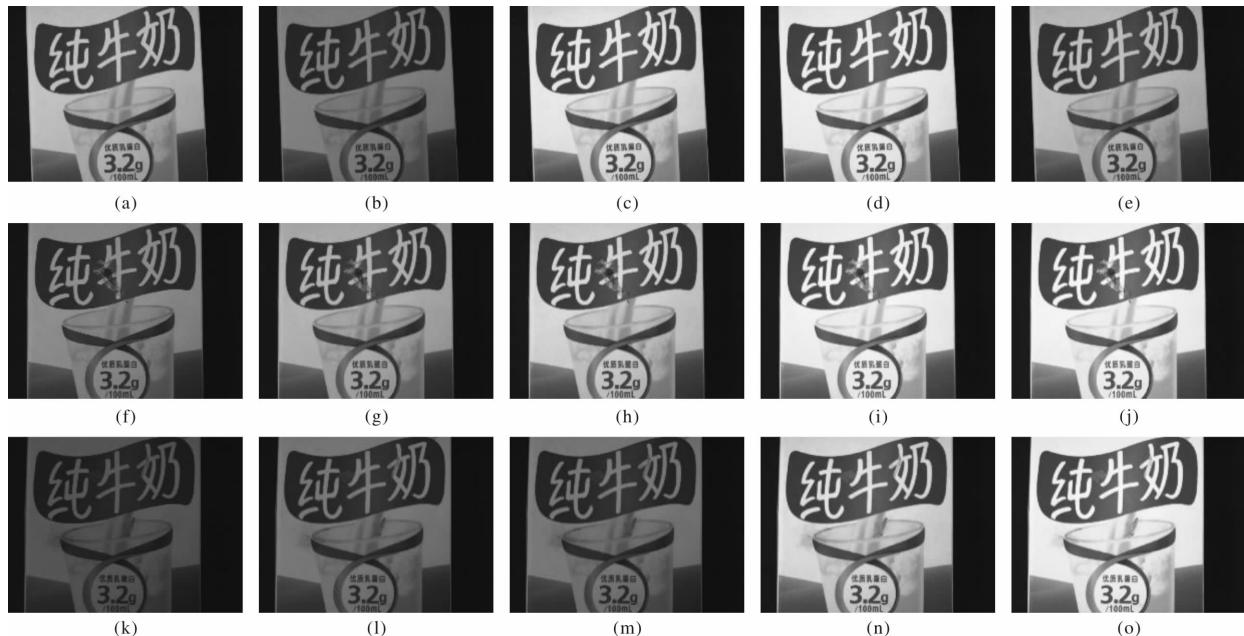


图 8 实验用灰度图像

Fig. 8 Experimental gray scale images

其中,图 8(b)、图 8(c)、图 8(d)、图 8(e)分别为图 8(a)所示场景在不同光照条件下采集得到的图像;图 8(f)、图 8(g)、图 8(h)、图 8(i)、图 8(j)为同一缺陷场景在不同光照情况下获取的图像;图 8(k)、图 8(l)、图 8(m)、图 8(n)、图 8(o)为另一种缺陷场景在不同光照情况下获取的图像。对图 8 所示的实验用灰度图像,在仅改变光照的情况下,不同方法检测结果  $\beta$  分别如表 1 所示,而对于不同光照下不同缺陷实验用图像的检测结果  $\beta$  如表 2 所示。

表 1 不同光照情况下不同算法的检测结果

Table 1 Test results of different algorithms under different illumination conditions

模板图像	图 8(a)			
	(b)	(c)	(d)	(e)
PSNR	0.83	0.81	0.89	0.90
GM	0.48	0.41	0.42	0.36
GM-LBP	1	0.99	1	1

表 2 不同光照及不同缺陷程度下不同算法的检测结果

Table 2 Test results of different algorithms under different illumination conditions and different defect levels

模板图像		图 8(a)									
待测图像	(f)	(g)	(h)	(i)	(j)	(k)	(l)	(m)	(n)	(o)	
PSNR	0.40	0.45	0.41	0.31	0.32	0.29	0.25	0.35	0.29	0.29	
GM	0.83	0.84	0.86	0.84	0.85	0.84	0.86	0.83	0.85	0.85	
GM-LBP	0.90	0.88	0.88	0.88	0.88	0.90	0.89	0.89	0.89	0.89	

由表 1 可知,对于同一检测场景,在仅改变光照的情况下,PSNR、GM 缺陷检测算法的检测结果会随着光照而发生变化,因而,无法用于不同光照情况下的缺陷检测中。而本文提出的 GM-LBP 算法对于同一场景不同光照条件下的检测结果均接近 1,符合工业缺陷检测要适应不同光照变化的需求。由表 2 可知,GM-LBP 算法对于同一缺陷

场景在不同光照条件下均能取得相同的检测结果。而对于不同缺陷,GM-LBP 算法的检测结果也不相同,因而,本文算法不仅能够用于检测缺陷,还可用于衡量缺陷程度。

为了检验本文提出算法的精度,本文在仅改变光照的情况下,利用本算法对 6 种不同光照下的 270 幅图像进行检测,检测结果如表 3 所示。

表 3 光照改变情况下检测结果

Table 3 Test results when light changing

光照条件	光照 1	光照 2	光照 3	光照 4	光照 5	光照 6	总计
检测图片数目	45	45	45	45	45	45	270
检测准确数目	45	45	2	1	9	4	16
准确率/%	100	100	95.6	97.8	80	91.1	94.1

另外,本文还对于不同光照条件下 3 类缺陷的共计 350 幅图像进行了检测,检测结果如表 4 所示。

表 4 不同光照下包含污损产品的检测结果

Table 4 Test results of contaminated products under different illumination conditions

缺陷类别	第 1 类	第 2 类	第 3 类	总计
检测图片数目	125	75	150	350
检测准确数目	115	73	150	338
准确率/%	92	97.3	100	96.57

由表 3 可知,对于不同光照情况下的待检测场景,本文提出的 GM-LBP 算法能够达到 94.1% 的准确率。而对于不同光照情况下不同缺陷的检测精度为 96.57%。由此可知,本文提出的 GM-LBP 算法对于不同光照条件下的不同缺陷均具有较高的检测精度,满足工业缺陷检测算法能适应不同光照条件的要求。

## 4 结论

产品包装、商品标签在检测过程中容易受到光照强度不同造成的影响,由此影响检测结果,造成误检、漏检。传统的印刷产品检测系统往往通过复杂的图像预处理环节适应不同的环境光强,提升检测结果的准确性和可靠性。因此,本文算

法利用 LBP 算子对光照条件鲁棒性强的特点,将 LBP 算子与图像质量评价方法中的梯度幅值相似度方法相结合,弥补 GM 相似度对光照变化敏感的不足。实验结果表明,GM-LBP 算法能够解决基于图像质量评价方法进行缺陷检测时存在的问题,提升印刷产品检测效率及准确率。目前,本算法的检测精度为 96.57%,故还存在一定的检测误差。后续可以考虑从以下 2 个方面降低检测误差:1) 从 LBP 算子的选型入手,采用其他 LBP 算子进行特征提取;2) 尝试其他 LBP 算子所提取特征和 GM 相似度方法的结合。

## 参考文献:

- [1] HU Fangshang. Research on image detection technology of printing quality[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2017. 胡方尚. 印刷质量的图像检测技术研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2017.
- [2] WANG Fan, NI Jinping, DONG Tao, et al. No-reference image quality assessment method based on visual attention mechanism and sharpness metric approach [J]. Journal of Applied Optics, 2018, 39(1): 51-56. 王凡, 倪晋平, 董涛, 等. 结合视觉注意力机制和图像锐度的无参图像质量评价方法[J]. 应用光学, 2018, 39(1): 51-56.

- [3] BAE S H, KIM M. A novel image quality assessment with globally and locally consistent visual quality perception[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 2392-2406.
- [4] JI L P, REN Y, LIU G S, et al. Training-based gradient LBP feature models for multiresolution texture classification[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2018, 48(9): 2683-2696.
- [5] CAI Chuanli, ZHANG Jianping, ZHANG Yanbo, et al. 3D face recognition method against gesture and expression change[J]. *Journal of Applied Optics*, 2018, 39(4): 491-499.  
蔡川丽, 张建平, 张彦博, 等. 一种抗姿态与表情变化的三维人脸识别方法[J]. 应用光学, 2018, 39(4): 491-499.
- [6] SUN Xiaona, LIU Jichao, GAO Guohua, et al. Study on visual code-based defect detection technology for production date of dairy packaging[J]. *Food & Machinery*, 2018, 34(10): 100-103, 108.  
孙晓娜, 刘继超, 高国华, 等. 基于视觉的乳品包装日期喷码缺陷检测技术[J]. 食品与机械, 2018, 34(10): 100-103, 108.
- [7] DU Yu. Research and design of medicine packaging detection system based on machine vision[D]. Tianjin: Tianjin University, 2018.  
杜宇. 基于机器视觉的药品包装检测系统研究与设计[D]. 天津: 天津大学, 2018.
- [8] KANG Yuxin, CHEN Guihui, ZHANG Sanbing, et al. Chip resistance direction detection system based on halcon [J]. *Packaging Engineering*, 2017, 38(23): 116-120.  
亢宇欣, 谌贵辉, 张三炳, 等. 基于 Halcon 的贴片电阻方向检测系统[J]. 包装工程, 2017, 38(23): 116-120.
- [9] WANG Qingfang. Design and implementation of label detection system based on machine vision[D]. Chengdu: University of Electric Science and Technology of China, 2014.  
汪清芳. 基于机器视觉的标签缺陷检测系统设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [10] TIAN Xu. The design of electronic tags surface quality inspection system based on machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2014.  
田旭. 基于机器视觉的电子标签表面质量检测系统设计[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2014.
- [11] GALBALLY J, MARCEL S, FlÉRREZ J. Image quality assessment for fake biometric detection: application to iris, fingerprint, and face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2014, 23(2): 710-724.
- [12] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [13] LIU Guojun, GAO Lixia, CHEN Liqi, et al. Pooling strategy for full-reference IQA via general means[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(3): 742-748.  
刘国军, 高丽霞, 陈丽奇, 等. 广义平均的全参考型图像质量评价池化策略[J]. 光学精密工程, 2017, 25(3): 742-748.
- [14] GAO Pan. Research on image texture classification based on improved LBP operator [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.  
高攀. 基于改进 LBP 算子的图像纹理分类研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971-987.
- [16] LIANG Zhihu, ZHANG Xiaoning, YUE Junfeng, et al. Improvement of Mura based on the maximum/minimum bilinear interpolation method [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2016, 45(7): 30-35.  
梁志虎, 张小宁, 岳俊峰, 等. 基于双线性插值最值滤波的 Mura 改善方法[J]. 光子学报, 2016, 45(7): 30-35.