

基于机器视觉的透明包装袋真空封口纹理缺陷检测方法

Method for detecting texture defect of vacuum seal of transparent packaging bag based on machine vision

张宝胜^{1,2}

周聪玲^{1,2}

王永强^{1,2}

ZHANG Bao-sheng^{1,2} ZHOU Cong-ling^{1,2} WANG Yong-qiang^{1,2}

(1. 天津科技大学机械工程学院, 天津 300222; 2. 天津市轻工与食品工程机械装备集成设计与
在线监控实验室, 天津 300222)

(1. Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300222, China; 2. School of
Mechanical Engineering, Tianjin Light Industry and Food Engineering Machinery
Equipment Integrated Design and Online Monitoring Laboratory, Tianjin 300222, China)

摘要:目的:解决由于目前在食品包装领域采用人工抽检方式导致的真空封口质检难以长时间连续作业,易发生漏检、错检,检测准确率稳定性不可靠等问题。方法:提出了一种基于机器视觉的透明包装袋真空封口纹理检测方法代替人工检测。利用 ROI 区域提取、仿射变换和局部二值化模式等算法进行图像预处理,凸显出纹理特征。在此基础之上,利用灰度共生矩阵分析“良好”和“缺陷”封口纹理图像特征设置灰度共生矩阵参数,将纹理特征的均匀性与共生灰度矩阵特征量相关联。最后,以灰度共生矩阵特征量作为 SVM 分类器的输入量,通过计算对封口缺陷进行识别与分类。结果:该在线检测方法对透明包装袋真空封口的缺陷检测结果与人工质量结果对比同一性高达 97.5%。结论:该方法具备较高的检测准确率和较好的实用性,可满足在线检测的需求。

关键词:机器视觉;纹理特征;灰度共生矩阵;食品包装;真空封口;纹理缺陷

Abstract: Objective: To solve the problems caused by the manual sampling inspection in the field of food packaging, such as difficult to operate continuously for a long time, easy to miss and wrong detection, and unreliable detection accuracy and stability. **Methods:** In this paper, a machine vision-based vacuum sealed texture detecting method for transparent packaging bag was

proposed to replace manual detection. The image was preprocessed by algorithms such as ROI extraction, affine transformation and local binary pattern to highlight the texture features. On this basis, the gray level co-occurrence matrix was used to analyze the features of "good" and "defective" sealing texture images. The parameters of gray level co-occurrence matrix were set and the uniformity of texture features was associated with the feature quantity of the parameters of gray level co-occurrence matrix. Finally, the parameters of gray level co-occurrence matrix was used as the input of SVM classifier, and the sealing defects were identified and classified through calculation. **Results:** This online detection method compares the defect detection results of the vacuum sealing of transparent packaging bags with the manual quality results up to 97.5%. **Conclusion:** This method has high detection accuracy and good practicability, and can meet the needs of online detection.

Keywords: machine vision; texture feature; gray level co-occurrence matrix (GLCM); food packaging; vacuum sealing; texture defects

在食品真空包装密封过程中,若封口处会有材料渗漏、夹带杂物、包装袋褶皱或联结等封口缺陷,会造成真空包装存在漏气的隐患,对包装产品的货架期产生不利影响。目前针对真空包装封口缺陷的检测仅限于人工抽样检查,效率低、标准难以量化,不能满足自动化生产的要求。机器视觉检测技术是一种无损检测技术,适用于对产品的形状、颜色、纹理进行检测,具有检测效率高、检测全覆盖和检测标准可量化的特点^[1-2]。

基金项目:天津市科技计划项目(编号:18ZXRHGX00020);天津市科技特派员项目(编号:19JCTPJC52100)

作者简介:张宝胜,男,天津科技大学在读硕士研究生。

通信作者:周聪玲(1975—),女,天津科技大学副教授,博士。

E-mail: zhouciling@tust.edu.cn

收稿日期:2022-12-08 **改回日期:**2023-04-07

随着图像识别技术的发展,为生产过程中的各类缺陷自动化检测提供了技术支持。Lu 等^[3]提出了一种基于扫描声学显微镜(SAM)和模糊 c 均值(FCM)算法检测表面贴装元件的焊锡凸点的方法,识别准确率高达 94.3%。Xie 等^[4]提出,可通过匹配定位、边缘提取和对比度检测等视觉算法对塑料瓶盖封装质量进行检测。李丹等^[5]基于图像识别技术提出了一种包装袋缺陷检测方法,缺陷相关特征包括包装袋的长度、宽度、面积以及填充程度和目标区域位置,其缺陷识别准确率为 98.75%;陈慧丽等^[6]以方便面塑料包装为研究对象,设计了一套机器视觉包装检测系统,该系统包括硬件结构和软件结构,缺陷相关特征选择颜色,检测系统漏检率为 0.01%;张银萍等^[7]根据金丝皇菊特性,运用图像预处理、加色法混色模型、图像分割和边缘检测等技术设计了准确率高达 97.6%的金丝皇菊智能分级系统。但是,机器视觉在包装检测领域的研究大多集中在漏装检测和二维码识别等方面,对纹理表面缺陷检测的研究较少,且上述方法对包装袋封口缺陷检测的适用性不佳。

为解决在食品包装领域的人工抽检不能产品全覆盖、不能长时间连续作业和易漏检、错检等问题,研究拟提出一种基于机器视觉的食品包装袋封口质量检测方法,通过机械结构展平封口褶皱并采集图像,利用图像处理算法和机器学习原理训练封口纹理缺陷识别模型,有效提高缺陷检测准确率。

1 材料与方法

1.1 材料与仪器

真空包装样品由天津市轻工与食品工程机械装备集成设计与在线监控实验室提供,为尺寸规格不超过 300 mm×200 mm 的透明抽真空三边封预包装食品,其“良好”及“缺陷”封口纹理图像示例如图 1 所示。

缺陷检测硬件机械设备由天津市轻工与食品工程机械装备集成设计与在线监控实验室提供,食品级。

1.2 试验方法

采集食品包装袋的原始图像,对图像进行预处理操作以凸显封口纹理特征。然后,设置灰度共生矩阵(Gray

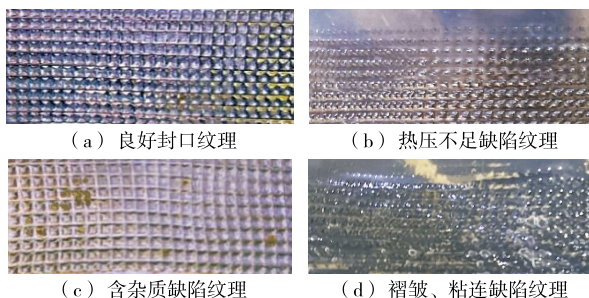


图 1 真空包装袋封口纹理示例

Figure 1 Example of vacuum bag sealing texture

level co-occurrence matrix, GLCM) 的参数,并计算得到 GLCM 及 GLCM 特征量,可分析判断封口纹理的均匀性。利用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器,以 GLCM 纹理特征量作为输入,经训练得到最优参数模型,输出封口质量的分类结果。该方法检测流程如图 2 所示。

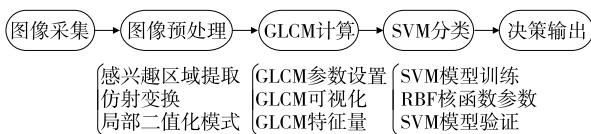
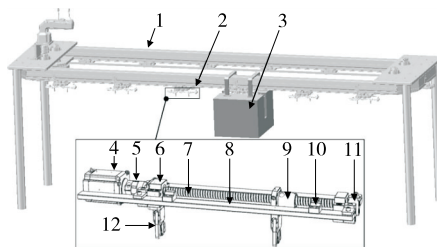


图 2 透明包装袋真空封口纹理缺陷检测流程图

Figure 2 Flow chart of vacuum sealing texture defect detection of transparent packaging bags

1.2.1 系统机械结构方案 透明包装袋真空封口纹理缺陷在线检测系统的机械结构包括运输机构、夹紧展平机构以及图像采集装置。其中夹紧展平机构安装在所述运输机构上的移动端,运输机构带动夹紧展平机构移动,夹紧展平机构可利用夹爪和丝杠配合动作将包装袋的褶皱部分夹紧展开。图像采集装置固定在运输机构上,利用工业相机等图像采集装置完成对夹紧展平机构上包装袋封口的图像采集。系统整体机械结构如图 3 所示,图中的局部放大图为夹紧展平机构,使褶皱的食品包装袋封口部分的图像采集更平整,有利于提高图像处理速率和缺陷检测准确率。

夹紧展平机构由步进电机、扭矩传感器、定夹具端、丝杠、固定支架、动夹具端、丝杠支撑架、连接支架和自动夹紧机构组成。其中步进电机、定夹具端、连接支架和限位开关分别装配在固定支架上,动夹具端与丝杠形成螺纹配合,两个自动夹紧机构分别组装在定夹具端和动夹具端的下部。步进电机驱动扭矩传感器、丝杠旋转,使动夹具端及对应自动夹紧机构移动,从而实现两个自动夹紧机构形成相对运动以实现展平动作。步进电机可通过控制转速来实现对动夹具端移动速度的控制。



1. 运输机构 2. 夹紧展平机构 3. 图像采集装置 4. 步进电机 5. 扭矩传感器 6. 定夹具端 7. 丝杠 8. 固定支架 9. 动夹具端 10. 限位开关 11. 连接支架 12. 自动夹紧机构

图 3 透明真空包装袋封口纹理缺陷检测系统机械结构

Figure 3 The mechanical structure of the sealing texture defect detecting system

图像采集装置主要由工业相机(型号 MER-504-10GM/C,接口 GigE,H×V 分辨率 2 448 像素×2 048 像素,帧率 10 张/s,传感器类型 2/3" CCD)、工业镜头(型号 HN-0816-5M-C2/3X,接口 C,分辨率 500 万像素,焦距 8 mm,光圈范围 F1.6~F16)和光源等组成。由于待检测

食品包装袋的真空封口形状为条形,为保证检测区域光照均匀,采用条形光源进行主动照明。除此之外,光源的不同照明方式对于凸显缺陷纹理特征至关重要^[8]。分别研究正光 0°布置、正光 45°布置和背光 45°布置 3 种不同光照方式的效果,如图 4 所示。

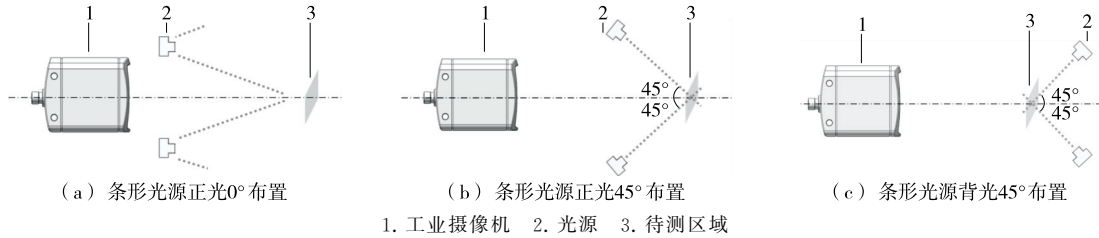


图 4 光源布置示意图

Figure 4 Schematic diagram of light source layout

通过对比试验可以发现,正光的布置方案会有不同程度的反光情况出现,其中正光 0°反光尤为明显,如图 5(a)和图 5(b)所示;背光的布置方案可以得到最佳效

果的封口纹理特征,并且能够明显区分开背景和待测物,如图 5(c)所示。因此,采用背光方式,将 2 个条形光源分别在上、下呈 45°布置。

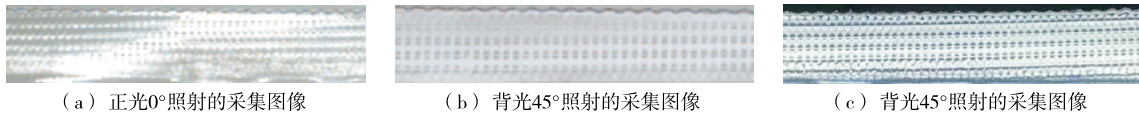


图 5 采集图像效果对比

Figure 5 Comparison of captured images

1.2.2 图像预处理 为保证在线检测的时效性和准确性,利用 OPENCV 库对采集到的图像进行感兴趣区域(Region of interest, ROI)提取、仿射变换(Affine transformation)和局部二值化模式(Local binary pattern, LBP)算法等预处理操作,以去除冗余信息、凸显纹理特征,进而提高图像处理速率和缺陷检测准确率^[9]。

图像处理装置采集到的图像通常会含有封口纹理区域以外的冗余信息,ROI 提取即将封口纹理区域在整幅图像中提取出来,可以减少后续图像处理的计算量。ROI 提取流程如图 6 所示,依次实现图像二值化、阈值分割、边缘检测和 ROI 最小方框的拟合等操作,图像采集如图 7(a)所示,处理效果如图 7(b)所示。

在图像采集过程中,为解决包装袋封口不能保证为完全水平状态的问题,利用仿射变换矩阵将上述 ROI 提取图像中的最小方框进行平移、旋转、放缩、剪切等操作,以得到大小和方向规范统一的 ROI 图像^[10-11],以优化缺陷检测的效率和准确率,仿射变换效果如图 7(c)所示。

局部二值化模式,是一种能够描述图像纹理的算法,

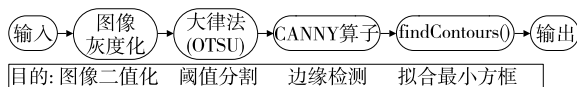


图 6 ROI 提取流程图

Figure 6 Flow chart of ROI extraction

并且具有旋转不变性和灰度不变性等优点^[12-14]。研究通过 Visual Studio 2019 软件编写代码实现上述算法,遍历 ROI 区域,得到凸显出包装袋封口纹理特征的规则排列的方格纹理图,如图 7(d)所示。

1.2.3 利用 GLCM 提取纹理特征 纹理是由灰度分布在空间位置上反复出现而形成的,因而在图像空间中相隔某距离的两像素之间会存在一定的灰度关系,即图像中灰度的空间相关特性。GLCM 是一种通过研究灰度的空间相关特性来描述纹理的常用方法,其数学定义是在图像灰度值为 i 的像素坐标 (x, y) 出发,统计与其距离为 d ,方向为 θ ,灰度值为 j 的像素坐标 $(x+a, y+b)$ 同时出现的频率 $P(i, j; d, \theta)$,数学表达式如式(1)所示。

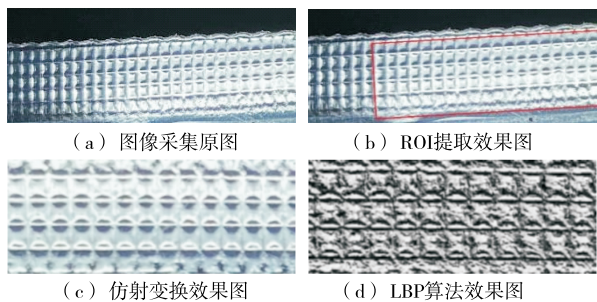


图 7 图像预处理

Figure 7 Image preprocessing

$$P(i, j; d, \theta) = \{[(x, y), (x+a, y+b) | f(x, y) = i; f(x+a, y+b) = j]\}. \quad (1)$$

在计算得到共生矩阵之后,往往不是直接应用计算的 GLCM,而是在此基础上计算纹理特征量,通常使用对比度(Contrast, CON)、相关性(Correlation, COR)、角二阶矩(Angular second moment, ASM)、同质性(Homogeneity, HMG)4个二次统计特征量来表示纹理特征信息,计算公式如式(2)~式(5)所示。

$$G_{\text{CON}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [P(i, j; d, \theta)] (i-j)^2, \quad (2)$$

式中:

G_{CON} ——对比度;

L ——图像灰度级。

$$G_{\text{COR}} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ijP(i, j; d, \theta) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2}, \quad (3)$$

式中:

G_{COR} ——相关性;

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j; d, \theta);$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} [P(i, j; d, \theta)];$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} P(i, j; d, \theta);$$

$$\sigma_2^2 = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} [P(i, j; d, \theta)].$$

$$G_{\text{ASM}} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [P(i, j; d, \theta)]^2, \quad (4)$$

式中:

G_{ASM} ——角二阶矩。

$$G_{\text{HMG}} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j; d, \theta)}{1 + |i - j|}, \quad (5)$$

式中:

G_{HMG} ——同质性(表示 GLCM 中元素分布与 GLCM 对角线的接近程度);

L ——图像灰度级。

1.2.4 利用 SVM 分类器建立决策模型 以具有类可分性的特征量作为输入,通过构建 SVM 分类器实现对输入透明包装袋封口图像的快速识别,判断出纹理状态。在 SVM 分类器构建中,核函数的选取以及参数的寻优对分类准确率有直接影响。选取 RBF 核函数并通过交叉验证法对核函数参数 g 与惩罚因子 c 自动寻优, RBF 核函数及核函数参数 g 如式(6)和式(7)计算可得。

$$K(x, x_c) = \exp\left(-\frac{\|x - x_c\|^2}{2\sigma^2}\right), \sigma > 0, \quad (6)$$

$$g = \frac{1}{2\sigma^2}, \quad (7)$$

式中:

x ——待测值;

x_c ——核函数中心;

σ ——函数的宽度参数;

$K(x, x_c)$ ——RBF 核函数;

g ——核函数参数。

g 表征支持向量个数,支持向量的个数会影响分类器的训练速度与预测速度。 g 越大,支持向量越少,高斯分布呈“瘦高”状。反之,支持向量越多,高斯分布呈“扁平”状。SVM 模型中的惩罚因子 c ,表征对误差的宽容度。 c 越高,模型容忍度越差,越容易过拟合,反之,越容易欠拟合。后文试验部分将通过 RBF 核函数中参数 g 与 c 的自动调优提升缺陷检测的准确率。

1.3 数据处理

GLCM 可视化指将 GLCM 内数值在 0~255 范围内进行归一化,数值越大颜色越亮,反之颜色越暗。目前在利用 GLCM 获取纹理特征时,很少涉及参数设置对纹理特征量影响的研究。然而,用不同参数设置所得到的 GLCM 存在较大差异,进而导致从中获取的二次统计量纹理特征量也存在较大的差异。同时,不同的 GLCM 特征量对纹理特征的好坏也有不同的区分度。因此,分别用如图 8 所示的 5 个透明包装袋真空封口缺陷纹理样本(NG1 为模糊缺陷样本、NG2 为联结缺陷样本、NG3 为杂质缺陷样本、NG4 和 NG5 为褶皱缺陷样本)和 5 个正常纹理样本(OK1~OK5),就图像灰度级 L 、生成步长 d 以及生成方向 θ 等 GLCM 参数对纹理特征量的影响和 GLCM 特征量与纹理质量的关联度做以下分析。

1.3.1 图像灰度级 L 对纹理特征量的影响 图像灰度级 L 指的是确定 GLCM 的阶数的值,即 L 越大 GLCM 阶数越大, GLCM 可视化图像越能够以较高的分辨率反映样本本身,如图 9 所示。但是 L 过大,也会导致 GLCM 维数过大,从而增加运算量影响图像处理速率。将 L 分别设置为 16, 32, 64, 计算出全部样图的 GLCM 矩阵所用时间依次为 0.431, 0.442, 0.458 s, 计算时间与 L 成正比。所以,在不影响纹理特征分析的前提下,通常会对 L 进行

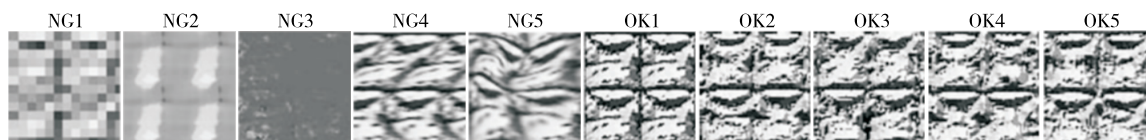
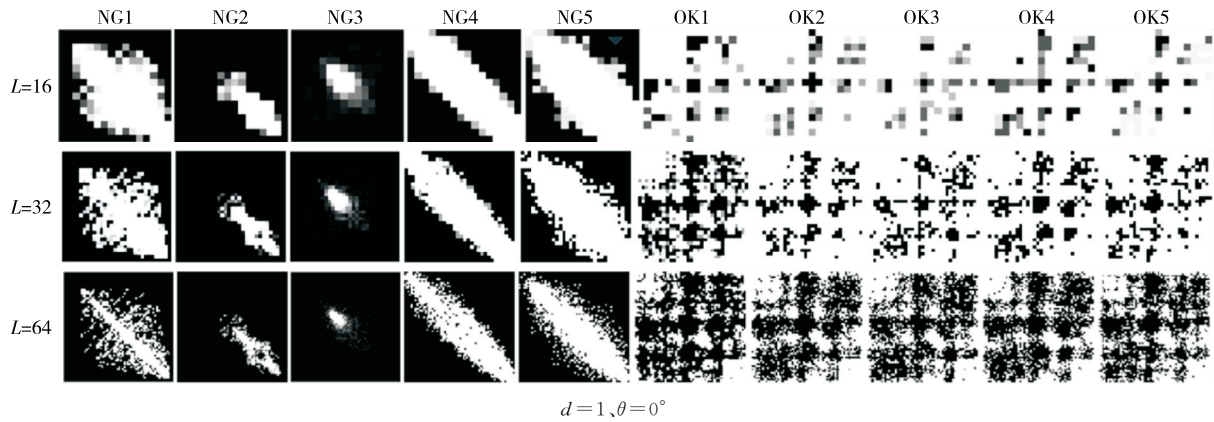


图 8 经 LBP 算法处理的样本纹理

Figure 8 Sample texture processed by LBP algorithm

图9 图像灰度级 L 对纹理特征量的影响Figure 9 Influence of image gray level L on texture feature quantity

压缩以保证缺陷检测速率。最终,为兼顾准确率和处理速率之间的最优选择,将图像灰度级 L 设置为 32。

1.3.2 生成步长 d 对纹理特征量的影响 生成步长 d 指图像中灰度值分别为 i 和 j 之间的距离,因为该产品的纹理比较细密,所以将生成步长 d 设置的越小则检测效果越好。如图 10 所示,随着生成步长 d 的增大,缺陷纹理(NG1~NG5)的 GLCM 中元素值分布越趋于分散,而良好纹理(OK1~OK5)的 GLCM 中元素变化不大。基于缺陷纹理对步长的敏感性,以 GLCM 可视化中光亮区域是否集中在对角线附近来做纹理质量的初步判断,最终将生成步长 d 设置为 1。

1.3.3 生成方向 θ 对纹理特征量的影响 生成方向 θ 通常取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 4 个方向,所得的 GLCM 即体现了沿设置方向的纹理变化情况。如图 11 所示,缺陷纹理在生成方向为 0° 时, GLCM 可视化中光亮区域有集中在对角线附近的趋势;缺陷纹理 NG4 和 NG5 在生成方向为 $45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 时, GLCM 可视化中光亮区域分布比较均匀,与良好纹理没有区分度。所以最终将生成方向 θ 设置为 0° 。

1.3.4 GLCM 特征量与纹理质量的关联度 基于 1.3.1~1.3.3 小节设定的参数,先利用式(1)计算得到 GLCM,再利用式(2)~式(5)计算得到的对比度、相关性、角二阶矩和同质性 4 个特征量,可以得到各个纹理特征量对封口纹理质量的区分度,具体计算结果如图 12 所示。

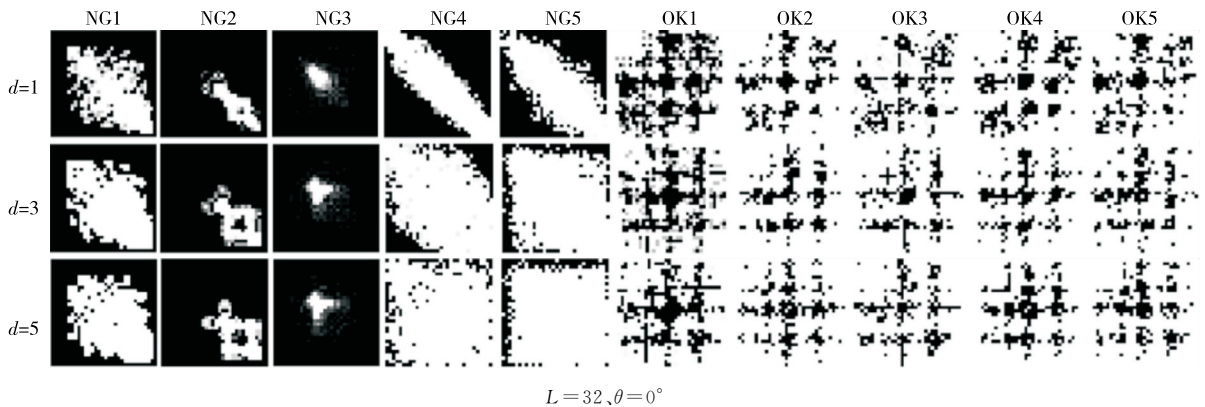
由图 12 可知,与其他纹理特征量相比,对比度特征量能够更好地区分纹理特征的好坏。其次,同质性特征量对封口纹理质量的区分度虽然没有对比度特征量明显,但不同类别的数据连线未出现交叉,有着一定的区分效果,这表明可以应用阈值边界来区分密封纹理的好坏。有效的分类要求所使用的特征具有良好的类可分性,该特性可用方差归一化类分离距离 D_{rgb} 来表示^[15-16], D_{rgb} 值越高分类效果越好。对于分布在良好纹理和缺陷纹理之间的特征 x ,该距离由式(8)求得。

$$D_{\text{rgb}} = \frac{|\mu_{xg} - \mu_{xb}|}{\sqrt{\sigma_{xg}^2 + \sigma_{xb}^2}}, \quad (8)$$

式中:

x ——纹理特征量类别(CON、COR、ASM、HMG);

g, b ——良好纹理和缺陷纹理的待测样本;

图10 生成步长 d 对纹理特征量的影响Figure 10 Influence of generation step d on texture feature quantity

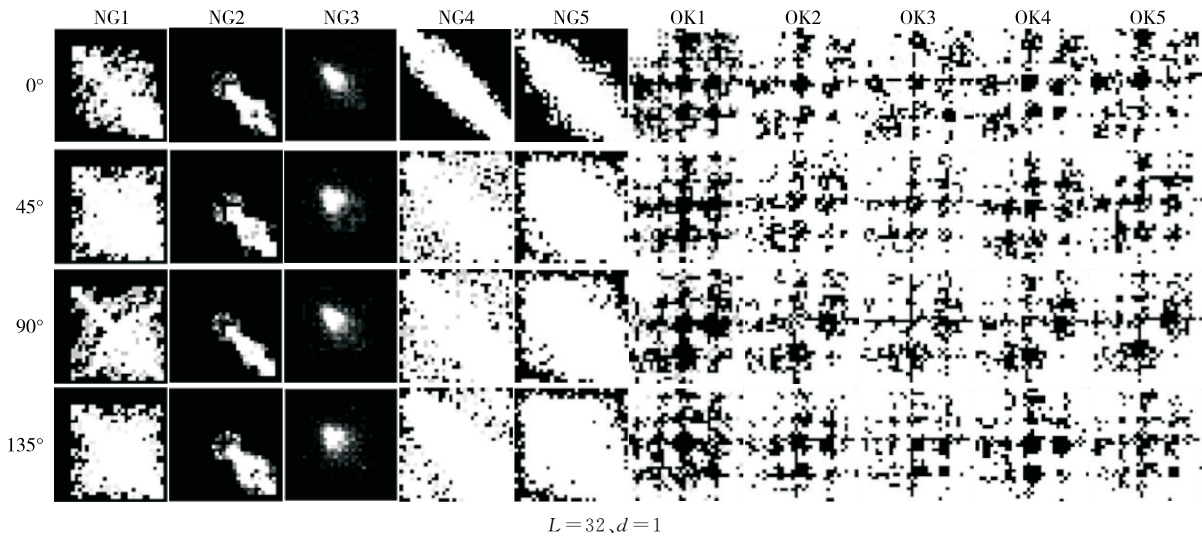


图 11 生成方向 θ 对纹理特征量的影响

Figure 11 Influence of generation direction θ on texture feature quantity

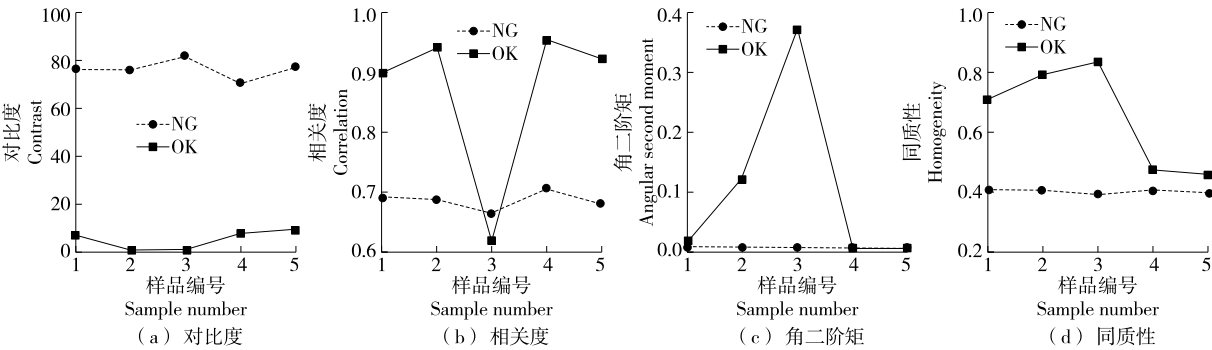


图 12 基于样本的纹理特征量计算

Figure 12 Sample-based texture feature calculation

μ ——对应数据的平均值;

σ^2 ——对应数据的方差;

D_{sgb} ——不同纹理特征对缺陷分类的关联度。

D_{sgb} 计算结果如表 1 所示,在 4 种纹理特征量中,对比度的分类效果最佳,其次为同质性,故选用对比度和同质性特征量来识别纹理缺陷。

综上所述,基于 GLCM 可视化中光亮区域是否集中在对角线附近的特点,最终将图像灰度级 L 设置为 32,生成步长 d 设置为 1,生成方向 θ 设置为 0° ,即为水平方向。此外,由此计算出方差归一化类分离距离 D_{sgb} ,最终选用对比度特征量和同质性特征量作为 SVM 分类器的输入

表 1 基于 GLCM 特征量的方差归一化类分离

Table 1 Variance-normalized class separation based on GLCM feature quantities

纹理特征量	D_{sgb}	纹理特征量	D_{sgb}
对比度(CON)	12.723 6	角二阶矩(ASM)	0.617 5
相关性(COR)	1.289 4	同质性(HMG)	1.433 1

量以决策纹理质量。

2 结果与分析

2.1 基于透明包装袋封口的 GLCM 特征量计算

将实验室提供的经人工检测的 400 个食品包装袋样品(60 个缺陷纹理样品和 340 个良好纹理样品)依次进行标记。随机打乱食品包装袋的次序,将其均分为训练集和验证集两部分,计算出每个食品包装袋的 GLCM 特征量,统计结果如图 13 所示。在整个数据集中,虽然良好纹理和缺陷纹理的特征量平均值有明显的区分度,但仍然有特征量数值交叉的部分。在验证集中,良好纹理对比度的平均值远大于缺陷纹理对比度的,但良好纹理对比度的最小值为 14.4,缺陷纹理对比度的最大值为 49.5,明显有交叉区域,故使用简单的线性分类器不能满足检测需求。

2.2 基于训练集的 SVM 模型参数调优

将训练集作为试验创建 SVM 模型的数据基础,并利用交叉验证法实现对 RBF 核函数模型参数 g 和 c 进行自

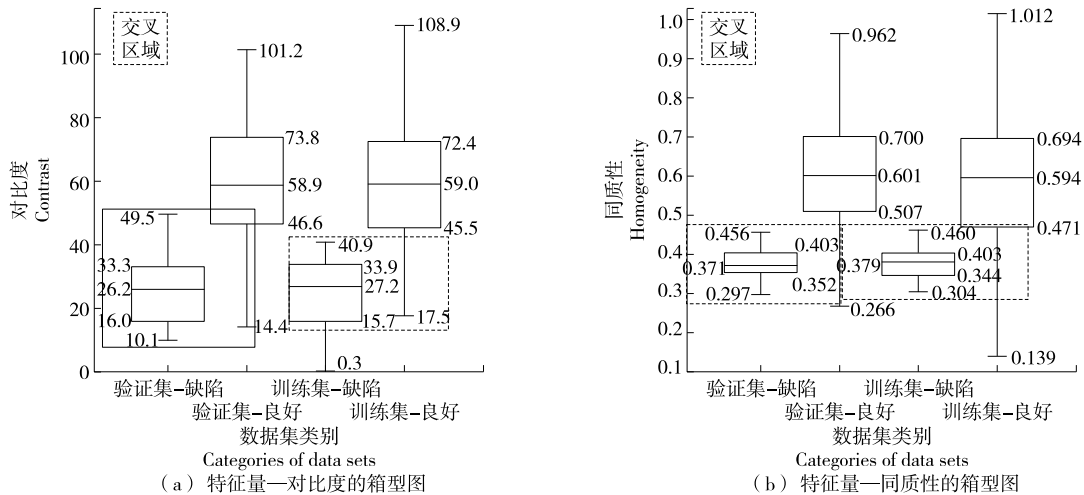


图 13 包装袋样品的 GLCM 特征量箱型图

Figure 13 GLCM characteristic quantity's box-plot of packaging bag samples

动调优。由交叉验证法自动调优结果可得,准确率随 c 值的增大而先增大后稍有减小;在 $\log_2 c$ 大于 -3 的区域内,准确率随 g 值的增大而先增大后减小,在 $\log_2 g$ 为 0.3 左右时准确率最高。当模型参数 g 设置为 1.275 , c 设置为 0.637 时,该模型的缺陷检测准确率高达 97.5% ,完美解决了验证集样本及训练集样本中 GLCM 特征量的区域交叉问题。参数调优结果如图 14 所示。

2.3 基于验证集的缺陷检测系统试验

2.3.1 最优参数模型的验证试验 利用上述得到的最优参数模型对验证集进行缺陷检测,在 200 个验证集数据的缺陷检测中有 175 个合格纹理、25 个缺陷纹理,与人工检测结果(176 个合格纹理、24 个缺陷纹理)相比有 5 个误判,检测结果同一性高达 97.5% ,具体结果如图 15 所示。

2.3.2 最优参数模型的误判与分析 如图 16 所示,该系统检测结果有以下误判情况:① 由于杂质(头发)恰好与

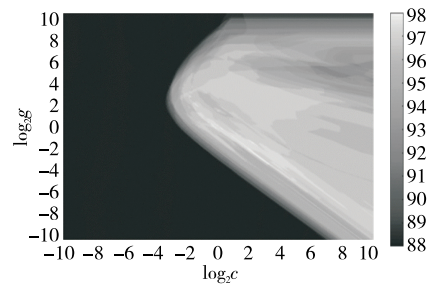


图 14 参数调优示意图

Figure 14 Schematic diagram of parameter tuning

竖向纹理分割区间方向一致,导致系统混淆识别造成误判;② 由于 GLCM 的算法原理和个别封口的整体纹理都模糊不清,无明显的局部纹理差别,整体纹理的均匀性没有明显变化,导致图像误判为合格;③ 由于中间划痕部分与杂质(头发)相似,且方向倾斜,导致误判为不合格。在预处理之后利用边缘检测、灰度值阈值等算法进行算法

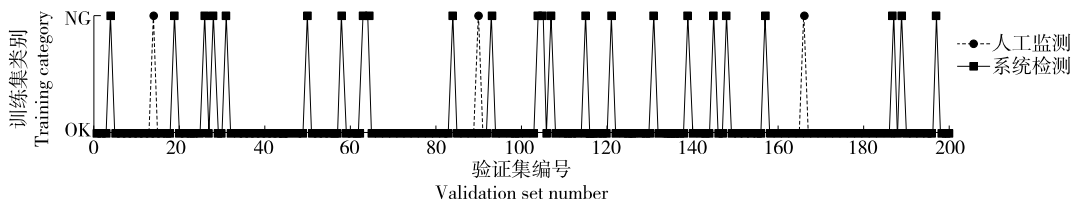


图 15 人工检测与系统检测对比图

Figure 15 Comparison of manual detection and system detection

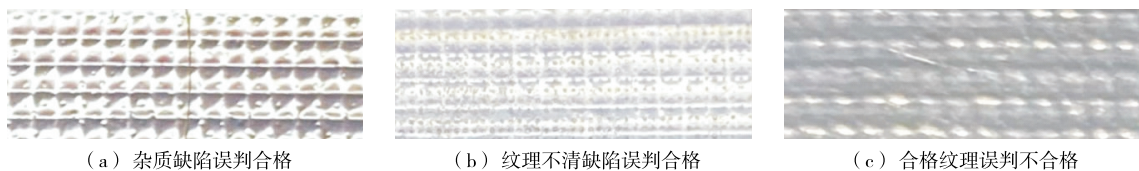


图 16 系统缺陷检测错误识别纹理

Figure 16 Texture for system defect detection error recognition

补充可优化上述误判情况,保证系统的检测准确率。

由最优参数模型验证试验的结果数据可得出,研究提出的封口缺陷检测系统与人工检测的结果同一性达 97.5%,漏检率为 0,实用性得到验证。此外,采用该系统检测时,SVM 分类器会随着训练集数据的增加而自动调优分类阈值,从而提高检测的准确率和稳定性。

3 结论

基于图像处理技术,研究拟提出一种基于机器视觉的透明包装袋真空封口缺陷检测的机器视觉方法:硬件部分通过机械装置展平封口褶皱部分并在理想光源条件下采集纹理清晰的原始图像;软件部分利用图像预处理和 GLCM 算法量化封口纹理特征,经方差归一化计算取对比度和同质性特征量作为产品质检的输入量。基于样品训练 SVM 模型并完成系统验证试验,结果表明:该系统检测的结果与人工抽样检测相比,有检测全覆盖化、可连续长时间作业、识别准确率高、稳定可靠等优势。该方法可应用于在线检测,同时也存在一定的局限性。比如:该方法目前只针对透明食品包装袋封口纹理质量的在线检测完成了试验研究,后续可以优化算法,实现非透明彩色包装袋的封口缺陷纹理检测。

参考文献

- [1] 向宇航,周聪玲,王永强.基于机器视觉的鲍鱼风味片残次品在线检测方法[J].食品与机械,2022,38(11):95-100.
XIANG Y H, ZHOU C L, WANG Y Q. Online visual detection method of defective Baovu-flavor-slices based on mechanical vision[J]. Food & Machinery, 2022, 38(11): 95-100.
- [2] 郑贵君,周聪玲,王永强.用于杀鱼机剖腹刀具自动控制的视觉检测方法[J].渔业现代化,2022,49(4):104-112.
ZHENG G J, ZHOU C L, WANG Y Q. Visual inspection method for automatic control of fish killing machine laparotomy tool[J]. Fishery Modernization, 2022, 49(4): 104-112.
- [3] LU X N, LIU F, HE Z Z, LI L Y, et al. Defect inspection of flip chip package using SAM technology and fuzzy C-means algorithm[J]. Science China (Technological Sciences), 2018, 61(9): 1 426-1 430.
- [4] XIE H W, LU F, GUANG O Y, et al. A rapid inspection method for encapsulating quality of pet bottles based on machine vision[C]// 2017 3rd IEEE International Conference on Computer and Communications. Chengdu: IEEE, 2017: 2 025-2 028.
- [5] 李丹,白国君,金媛媛,等.基于机器视觉的包装袋缺陷检测算法研究与应用[J].激光与光电子学进展,2019,56(9):188-194.
LI D, BAI G J, JIN Y Y, et al. Research and application of packaging bag defect detection algorithm based on machine vision[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 188-194.
- [6] 陈慧丽,李继伟.基于机器视觉的方便面包装品质检测系统设计[J].包装工程,2017,38(13):159-163.
CHEN X L, LI J W. Design of instant noodle packaging quality inspection system based on machine vision[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(13): 159-163.
- [7] 张银萍,徐燕,朱双杰,等.基于机器视觉的金丝皇菊智能分级系统研究[J].食品工业科技,2022,43(5):13-20.
ZHANG Y P, XU Y, ZHU S J, et al. Research on the intelligent grading system of golden silk chrysanthemum based on machine vision[J]. Science and Technology of Food Industry, 2022, 43(5): 13-20.
- [8] 尚会超,杨锐,段梦珍,等.机器视觉照明系统的关键技术分析[J].中原工学院学报,2016,27(3):16-21.
SHANG H C, YANG R, DUAN M Z, et al. Key technology analysis of machine vision lighting system[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2016, 27(3): 16-21.
- [9] ZHANG W C, ZHAO Y L, TOBY P B, et al. Noise robust image edge detection based upon the automatic anisotropic Gaussian kernels[J]. Pattern Recognition, 2017, 63(8): 193-205.
- [10] 应捷,陈文,杨海马,等.基于仿射变换与模板匹配的车位识别与计数算法研究[J].计算机应用研究,2022,39(3):919-924.
YING J, CHEN W, YANG H M, et al. Research on parking space recognition and counting algorithm based on affine transformation and template matching[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(3): 919-924.
- [11] SUHR J K, JUNG H G. Automatic parking space detection and tracking for underground and indoor environments[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(9): 5 687-5 698.
- [12] 周书仁,殷建平.基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征[J].软件学报,2013,24(8):1 909-1 926.
ZHOU S R, YIN J P. LBP texture feature based on Haar feature[J]. Journal of Software, 2013, 24(8): 1 909-1 926.
- [13] 原晓佩,陈小锋,廉明.基于 Haar-like 和 LBP 的多特征融合目标检测算法[J].计算机科学,2021,48(11):219-225.
YUAN X P, CHEN X F, LIAN M. A multi-feature fusion target detection algorithm based on Haar-like and LBP[J]. Computer Science, 2021, 48(11): 219-225.
- [14] LEE K, JEONG T, WOO S, et al. Octagonal prism LBP representation for face recognition[J]. Multimedia Tools Appl, 2018, 77(16): 21 751-21 770.
- [15] SURENDRAN S, KUMAR T K. Variance normalized perceptual subspace speech enhancement[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2017, 74: 44-54.
- [16] 彭荣硕,董鹏曙,孟藏珍.基于 FRFT 域归一化方差比的压制干扰识别方法[J].空军预警学院学报,2019,33(3):195-198.
PENG R S, DONG P S, MENG C Z. Method of active blanket jamming recognition based on FRFT domain normalized variance ratio[J]. Journal of Air & Space Early Warning Research, 2019, 33(3): 195-198.