# PCA 图像融合算法在包装机涂胶检测中的应用

沈涛<sup>1</sup>,杨雄标<sup>2</sup>,杨锰<sup>1</sup>,应洲<sup>1</sup>

(1.红云红河烟草(集团)红河卷烟厂,云南 弥勒 652399;2.昆明瑞看科技有限公司,昆明 650051)

摘要:目的 为解决卷烟厂包装机烟盒涂胶检测中,单一的可见光相机或红外相机对于涂胶的有无、位置、面积、均匀性等难以同时检测的问题,文中采用 PCA 图像融合算法作图像预处理,用于 FX-2 型包 装机视觉检测系统。方法 检测系统需要在涂胶检测处安装红外相机,同时捕获可见光图像和红外图像, 然后将可见光图像与红外图像作主成分分析,替换主成分分量后进行图像融合,最后将融合后的图像输 出至后端处理系统。结果 实验证明,融合后的图像纹理细节丰富,同时包含了边缘信息与温度信息, 对比度高,可检测性强。结论 PCA 图像融合算法在涂胶检测的前端处理中非常有效,融合后图像经过 后端处理,可以快速检测出包装纸上涂胶的有无、位置、面积以及均匀性,嵌入 FX-2 型包装机视觉检 测系统后,可实时检测出涂胶不合格的包装纸。

关键词:机器视觉; PCA 算法; 图像融合; 涂胶检测

中图分类号:TB486 文献标识码:A 文章编号:1001-3563(2020)09-0226-06 DOI:10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.09.035

## Application of PCA Image Fusion Algorithms in the Detection of Coating on Packaging Machine

SHEN Tao<sup>1</sup>, YANG Xiong-biao<sup>2</sup>, YANG Meng<sup>1</sup>, YING Zhou<sup>1</sup>

(1.Hongyun Honghe Tobacco (Group) Honghe Cigarette Factory Co., Ltd., Mile 652399, China;2.Kunming Ruikan Technology Co., Ltd., Kunming 650051, China)

**ABSTRACT:** The work aims to pre-process the images with PCA image fusion algorithm for the visual detection system of FX-2 packaging machine, in order to solve the problem that it is difficult for a single visible or infrared camera to simultaneously detect the presence, location, area and uniformity of the coating during the glue coating detection of eigarette packers in eigarette factory. The detection system needed to install an infrared camera at the glue coating detection site, and capture visible and infrared images at the same time. Then, a principal components analysis was conducted on the visible and infrared images. The images were fused after the principal components were replaced. Finally, the fused images were outputted to the back-end processing system. The experimental results showed that, the fused image contained rich texture details, edge information and temperature information, and had high contrast and detectability. PCA image fusion algorithm is very effective in the front-end processing of glue coating detection. After the fused image is processed in the back-end, it can quickly detect the presence, location, area and uniformity of glue coating on packaging paper. After the visual inspection system of FX-2 packaging machine is embedded, the unqualified packaging paper can be detected in real time.

KEY WORDS: machine vision; PCA algorithm; image fusion; glue coating detection

卷烟厂 FX-2 型包装机主要包括前端小盒包装部 分和后端条盒包装部分,在条盒包装转轴处,一般会 外挂涂胶检测系统,用于检测包装纸的涂胶质量。现 有的涂胶检测主要有 2 种方式[1]:一种是只使用可见 光工业相机,另一种是只使用红外相机。第1种方式 中由于胶水颜色和包装纸背面颜色相近,导致成像易 受到逆光或反光的干扰;第2种方式中由于胶水的热 扩散效应,导致胶点成像模糊。这2种方式都只能判 断出胶水的有无,却无法检测涂胶的质量,在包装过 程中容易出现脱胶和溢胶现象[2]。为克服以上缺陷, 文中提出基于 PCA 的图像融合算法,将可见光图像 与红外图像融合在一起,应用于涂胶检测的图像预处 理。融合后的图像输送至后端处理系统,运用 OTUS 分割、直方图统计、形态学等算法进行胶点检测[3]。 经实验验证 ,PCA 图像融合算法在该图像处理系统中 效果非常明显,可以方便后端系统准确判断出涂胶的 各类质量缺陷。

## 1 图像融合与 PCA 算法

## 1.1 图像融合概念与分类

图像融合是将针对同一场景不同来源的图像通 过特定的算法生成一张新的图像,融合后的图像综合 了不同源图像间的互补信息,提高了后期图像可被分 析和加工处理的能力。图像融合主要分为像素级融 合、特征级融合以及决策级融合。

像素级融合直接处理原始像素点,要求不同源生 成的图像匹配度高,因此图像保留的信息量大,但是 运算量巨大;特征级融合需要先提取各源图像的特征 信息,然后利用加权的特征信息进行图像重建,该融 合方式容易丢失图像的部分信息;决策级融合是综 合运用像素级融合与特征级融合<sup>[4]</sup>,通过对图像的 分析依据具体情况找到最优匹配。图像融合分类示 意见图 1。

融合后的图像一般需要进行质量评估,主观方法 就是人眼判断融合图像的质量好坏。客观方法包含与 源图像进行相关指标的计算、比对,例如均值、标准 差、平均梯度、信息熵、空间频率等<sup>[5]</sup>。

## 1.2 PCA 算法原理

主成分分析技术 PCA (principal components analysis),也叫做主分量分析,基本数学原理是 K-L 正交分解<sup>[6]</sup>。K-L 变换是通过原始信号集合构造正交 基,信号与基进行积分运算后,每个基对应的系数表 示原始信号在该基下的投影值。在连续信号领域,可 通过信号的内在特征构造核函数,不同的变换核函数 对应不同的基;在离散领域,变换核函数变为变换矩 阵,当变换矩阵为协方差矩阵时,离散 K-L 变换即为 PCA<sup>[7]</sup>。

设原始信号在本征空间, PCA 可以理解为一种 信号降维算法,通过协方差矩阵构造出一组基,使得 赋范子空间基信号的加权之和与本征空间误差最小, 即投影误差最小。PCA 变换后的每个基的系数即为本 征空间在子空间下的投影值,此时可以选取有限个基 的不同组合向原始信号逼近<sup>[8]</sup>,对于非稀疏矩阵,理 论上只需少量包含信息量大的基投影,即可在相当程 度上近似于本征空间。

设离散随机信号为 *X*, *X* 为 *n* 行 *p* 列矩阵, 见式(1)。

$$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$
(1)

现以列为投影方向构造子空间的基(以行为方向 同理), *X* 可改写为式(2)。

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_p \end{bmatrix}$$
(2)  
式中:  $x_j = \begin{bmatrix} x_{1j} \\ x_{2j} \\ \cdots \\ x_{nj} \end{bmatrix}$ ,  $j = 1, 2 \cdots p$ ;  $x_j$ 为包含  $n$  个元

素的列向量。

设变换矩阵为 *A*, *X* 变换后的矩阵为 *F*, 则 *F* 见 式 (3)。



图 1 图像融合分类 Fig.1 Image fusion classification

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{X} \times \boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1p} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{np} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & f_p \end{bmatrix}$$

$$\vec{\mathbf{x}} \mathbf{\dot{r}} + : \boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \cdots & a_{pp} \end{bmatrix}, \quad f_j = \begin{bmatrix} f_{1j} \\ f_{2j} \\ \cdots \\ f_{nj} \end{bmatrix}, \quad j =$$

 $1, 2 \cdots p$ .

当按列方向投影时, 需保证 n p, 此时  $A \gg p \times p$ 方阵; 同理, 当按行方向投影时需保证  $n p A \gg n \times n$ 方阵, A 就是要构造的基<sup>[9]</sup>。此时式(3)可写为式(4)。

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & f_p \end{bmatrix} = \boldsymbol{X} \times \boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_p \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \cdots & a_{pp} \end{bmatrix}$$
(4)

将 F 展开后见式 (5)。

此时 *f*<sub>1</sub>, *f*<sub>2</sub>… *f<sub>p</sub>*为 *X*的 *p*个主成分; *F*为 *X*的主成分矩阵; *A*为变换矩阵,通过 *f*<sub>1</sub>, *f*<sub>2</sub>…*f<sub>p</sub>*中的任意一种组合就可以重构 *X*<sup>[10]</sup>, 重构表达式见式(6)。

 $\hat{\boldsymbol{X}} = [f_i \quad \cdots \quad f_i \quad \cdots] \times \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}$ (6)

式中: $f_i$ ,  $f_j$ 为选取该主成分; ···表示舍弃该主 成分且将该列全部置为 0; $A^{T}$ 为 A 的转置矩阵;  $\hat{X}$  为 X 的重构信号。*i* 值越小表示  $f_i$ 的贡献越大,当  $f_i$ 选 取的越多,且 *i* 的值越小时,  $\hat{X}$  对 X 越为逼近,当 *p* 个主成分都被选取使用时,  $\hat{X} = X$ 。

### 1.3 变换矩阵的计算

通过 1.2 节的原理分析,只要构造出满足 3 个条件的变换矩阵 A,就可以对信号 X 进行主成分分析,得到主成分矩阵 F,并利用 F 子列的任意组合得到重构信号  $\hat{X}$ 。

在高等代数里,按列投影时,变换矩阵 A 就是信 号 X 的协方差矩阵的特征向量按列组成的矩阵。同 理,按行投影时,变换矩阵 A 就是信号 X 的协方差 矩阵的特征向量按行组成的矩阵<sup>[11]</sup>,证明略,只给出 A 的计算步骤(以列投影为例)如下所述。
 1)对原始信号 X 进行归一化处理得 X<sup>1</sup>:

$$X^{1} = \frac{X}{\left|\max(x_{ij})\right|} = \begin{bmatrix} x_{1}^{1} & x_{2}^{1} & \cdots & x_{p}^{1} \end{bmatrix}$$
(7)  
式中:  $x_{j}^{1} = \begin{bmatrix} x_{1j}^{1} \\ x_{2j}^{1} \\ \cdots \\ x_{nj}^{1} \end{bmatrix}$ ,  $j=1,2...p$ ,  $x_{j}^{1}$ 为归一化后包

含 n 个元素的列向量。

2) 对 X<sup>1</sup>去中心化得 X<sup>2</sup>:

都为  $x_i^1$  的均值。

3) 计算归一化协方差矩阵 *R*:  $R = \frac{X^{2T} \times X^{2}}{n \times p}$ (9)

式中: X<sup>2T</sup>为 X<sup>2</sup>的转置矩阵。

4) 计算 R 的特征向量 p<sub>j</sub>,该计算一般直接调用 计算机数学库里的相关函数即可:

$$\boldsymbol{p}_{j} = \begin{vmatrix} p_{1j} \\ p_{2j} \\ \dots \\ p_{pj} \end{vmatrix} , j=1,2\dots p$$
(10)

式中:*p<sub>ij</sub>*为元素值,每个*p<sub>j</sub>*都是包含*p*个元素的 列向量。

5)对 *p<sub>j</sub>*按范数从大到小排序,*j*越小 *p<sub>j</sub>*范数越大,组合 *p<sub>j</sub>*得到转换矩阵 *A*:

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & \cdots & p_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1p} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{p1} & p_{p2} & \cdots & p_{pp} \end{bmatrix}$$
(11)

至此, PCA 正变换通过式(4)可得, PCA 逆变换通过式(6)可得,转换矩阵 A 通过式(7—11)可得。

## 2 图像融合与涂胶检测

#### 2.1 前端红外图像与可见光图像的融合

对于灰度图像采用 PCA 算法时,所得主成分矩

阵的列与图像的列长度相等,重构图像会出现栅栏效 应<sup>[12]</sup>,原因是 PCA 算法是一种降维算法,将二维图 像降维成一维向量了,所以在对图像采用该算法时, 一般采用多通道图像,最简单的多通道图像就是RGB 彩色图像。

图像融合基本原理:通过 PCA 正变换分别将 2 个待融合的三通道彩色图像,降维成 3 个单通道图 像,即3个主成分,用另一幅图像的某个主成分替换 掉该图像的某个主成分,然后进行 PCA 逆变换,得 到的重构图像即为融合图像<sup>[13]</sup>。

具体计算过程如下所述。

1) 设可见光彩色图像为 X1, 红外光伪彩色图像为  $X_2$ , 两图像的分辨率都为  $M \times N$ , 通道数都为 3, 分辨 率不同时可通过尺度缩放保持一致,通道数不同时可通 过低通道数图像直接取代高通道数图像的主成分。

2) 设 X1 在 3 个通道下的图像分别为 X11, X12,  $X_{13}$ ,即大小都是  $M \times N$  的矩阵,将其变为包含  $M \times N$ 个元素的列向量,记为 X'11, X'12, X'13。

3) 将 X'11, X'12, X'13 组合成 X。  $X = \begin{bmatrix} X'_{11} & X'_{12} & X'_{13} \end{bmatrix}$ 

(12)

此时 X 为行数为  $M \times N$ , 列数为 3 的矩阵, 依次 带入式 (7-11), 得到转换矩阵 A。

4) 通过式(4) 得到主成分矩阵 F, 此时的 F 是 行数为 $M \times N$ ,列数为3的矩阵,提取第1列,将其 转化为  $M \times N$  的矩阵,则恰好对应  $X_1$ 的第1主成分  $F_{11}$ ,  $F_{11}$ 就是图像  $X_1$ 的第1主成分图像, 第2主成分 图像、第3主成分图像分别为 $F_{12}$ , $F_{13}$ 。同理,可以 求出图像  $X_2$  的 3 个主成分图像为  $F_{21}$ ,  $F_{22}$ ,  $F_{23}$ 。

5) 将 *F*<sub>1i</sub>, *F*<sub>2j</sub>(*i*,*j*=1,2,3) 互换,并按式(6) 作 逆变换,即可求出融合图像Y,不同的互换组合可以 求出不同的 Y, X<sub>1i</sub>, X<sub>2i</sub> (i=1,2,3) 不仅可以是 RGB 通道下的分解,也可以是 HIS 空间、YUV 空间下的 分解[14],如此可以得到更多的 Y。从 Y 中选取视觉效 果最好的图像可以方便后期的涂胶检测。

#### 2.2 后端涂胶检测流程

得到可见光与红外光融合后的图像 Y 后,便是常 规的图像增强算法,主要包含 OTUS 阈值分割, ROI 区域提取,模板匹配定位,SOBEL 边缘提取,连通

域种子填充,直方图分析等[15]。检测流程如下所述。

1) 获取同时刻彩色图像和红外图像。

2) 利用 PCA 算法将图像融合得到新图像。

3) 高斯平滑滤波去除毛刺噪点。

4) OTUS 阈值分割得到涂胶的大概位置。

5)多模板匹配获取图像的详细位置及大致面积。

6) 通过 SOBEL 边缘提取、种子填充获取涂胶的 详细边缘信息。

7) 通过 ROI 提取将涂胶区域设为新的图像,计 算出详细面积。

8) 对新图像进行直方图分析,计算出涂胶均匀性。

9) 与设定阈值比对,超出设定范围时向 PLC 发 送信号,剔除涂胶不合格的包装纸。

#### 实验数据分析 3

红外相机采用菲利尔(FLIR)的AX-8,该相机 具有双摄像头,一个镜头采集彩色图像,另一个镜头 采集红外图像,相机自带图像校准与矫正功能,设定 物距后,彩色图像与红外图像能恰好重合,不需要额 外的平移与缩放。

以模式 A 点滴胶水后的彩色图像与红外图像见 图 2a 和图 2b, 两者融合后的图像见图 2c。模式 A 模 拟了实际生产过程中的正常胶点状态,此时胶水的温 度高于包装纸,胶水喷口处凝胶圆润,图 2a 的彩色 图像难以直接检测涂胶,图 2b 可以判断出有无胶水, 但由于热扩散性,边缘过于模糊。经过多次实验,以 彩色图像的第1主成分代替红外图像的第2主成分, 可以获得最好的融合效果,图 2c 为二者的融合图像, 涂胶区域、热扩散区域、包装纸区域轮廓非常清晰, 便于后期的处理。

以模式 B 点滴胶水后的彩色图像与红外图像见 图 3a 和图 3b, 两者融合后的图像见图 3c。模式 B模 拟了实际生产过程中的换胶时易出现的问题,上方的 胶点涂胶量不足,下方为正常涂胶,从图 3c 可以看 出,喷胶量不足时胶水的面积远小于正常涂胶点。

模式 C 点滴胶水后的彩色图像与红外图像见图 4a 和图 4b, 两者融合后的图像见图 4c。模式 C 模拟



a 彩色图像

b 红外图像 图 2 模式 A 融合效果

Fig.2 Fusion effects of model A



c 融合图像



a 彩色图像

b 红外图像

c 融合图像

图 4 模式 C 融合效果 Fig.4 Fusion effects of model C

了实际生产过程中的机械变速时易出现的问题,右侧 的胶点由于机械突然变速造成,胶水涂抹不均,且机 械可能停止一段时间,当回复正常运转时,产生左侧 的正常涂胶点,从图 4c 可以看出,此时的右侧胶点 的温度大大低于左侧,容易导致包装纸脱胶。

## 4 结语

在包装机条盒涂胶检测中,利用 PCA 主成分分 析算法,将可见光图像与红外图像进行融合,主要是 将边缘信息与温度信息融合在一起,使得图像的视觉 效果大大提升。实验证明,PCA 图像融合算法在前端 图像预处理系统中效果显著,融合后的图像细节信息 丰富,后期处理中可以方便地计算出胶水的面积、温 度、均匀性等。检测系统能实时检测出不合格的涂胶, 提高了包装机的生产效率。

#### 参考文献:

- 徐萌兮,钱惟贤,顾国华,等.共轴光学系统下的红 外与可见光图像融合与彩色化[J].激光与光电子学 进展,2013,50(9):83—89.
   XU Meng-xi, QIAN Wei-xian, GU Guo-hua, et al. Infrared and Visible Image Fusion and Colourization in Coaxial Optical System[J]. Advances in Laser and Photoelectronics, 2013, 50(9): 83—89.
   王峰,陈咏梅,李松,等.基于多特征的遥感图像融
- [2] 土峰,陈咏梅,孚松,寺. 基于多特征的连感图像融合算法[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(3): 489—494.
   WANG Feng, CHEN Yong-mei, LI Song, et al. Multi-feature Based Remote Sensing Image Fusion Algo-

rithm[J]. Journal of Northwest Polytechnic University, 2015, 33(3): 489-494.

- [3] WANG Liang, WEN De-sheng, ZHAN Jian-ming. A Location Method of Transient Light Target[J]. Energy Procedia, 2011, 12(87): 4700–4706.
- [4] ZHANG Zhen-jie, LIU Zhen, YU Hui. Research on Correction Algorithm for Print-Scan Resistant Digital Watermarking Algorithms Based on DWT[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 2168(262): 1132–1137.
- [5] 刘朝营,许自成,闫铁军.机器视觉技术在烟草行业的应用状况[J].中国农业科技导报,2011,13(4):79—84.
  LIU Chao-ying, XU Zi-cheng, YAN Tie-jun. Application of Machine Vision Technology in Tobacco Industry[J]. Review of China Agricultural Science and Technology, 2014, 13(4):79—84.
  [6] 徐岩,史燕琼.线扫描缺陷检测系统中的 LED 光源
- [6] 标石, 史無城. 线扫曲缺陷检测系统中的 LED 九線 设计[J]. 光学与光电技术, 2011, 9(3): 28—30. XU Yan, SHI Yan-qiong. Design of LED Light Source in Line Scanning Defect Detection System[J]. Optics and Photoelectric Technology, 2013, 9(3): 28—30.
- [7] LI Dong-ming, ZHANG Li-juan, YANG Jin-hua, SU Wei. Research on Wavelet-based Contourlet Transform Algorithm for Adaptive Optics Image Denoising[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 2(42): 5029—5034.
- [8] 李昕昱,张颖.小波变换不同替代方法对图像融合的影响[J].地理空间信息,2014,12(2):98—100.
   LI Xin-yu, ZHANG Ying. Effect of Different Substitution Methods of Wavelet Transform on Image Fusion[J]. Geospatial Information, 2014, 12(2):98—100.
- [9] 李弼程,彭天强,彭波.智能图像处理技术[M].北

京: 电子工业出版社, 2014: 86—110.

LI Bi-cheng, PENG Tian-qiang, PENG Bo. Intelligent Image Processing Technology[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2014: 86—110.

- [10] WANG Fang, QUAN Lei. Research of Thermal Infrared Target Detection by Second Prediction Difference Method and Top-Hat Transformation[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 3047(530): 2621–2629.
- [11] 杨少荣,吴迪靖,段德山. 机器视觉算法与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2015:203—240.
  YANG Shao-rong, WU Di-jin, DUAN De-Shan. Machine Vision Algorithm and Application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015: 203—240.
- [12] CHAI Yi, LI Hua-feng, ZHANG Xiao-yang. Multifocus Image Fusion Based on Features Contrast of Multiscale Products in Nonsubsampled Contourlet Transform Domain[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2012, 2(34): 569—581.

- [13] LI Yun, SUN Shu-li, HAO Gang. A Weighted Measurement Fusion Particle Filter for Nonlinear Multisensory Systems Based on Gauss-Hermite Approximation[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2017, 17(10): 2485—2491.
- [14] 许磊,崔光茫,郑晨浦,等.基于多尺度分解和显著 性区域提取的可见光红外图像融合方法[J].激光与 光电子学进展,2017,54(11):111—120.
  XU Lei, CUI Guang-mang, ZHENG Chen-pu, et al. Visible Infrared Image Fusion Method Based on Multiscale Decomposition and Significance Region Extraction[J]. Advances in Laser and Photoelectronics, 2017,54(11):111—120.
- [15] 肖艳,程淑芳.主成分分析的高光谱异常检测研究
  [J].激光杂志,2017,38(1):119—122.
  XIAO Yan, CHENG Shu-fang. Study on Principal Component Analysis for Hyperspectral Anomaly Detection[J]. Laser Magazine, 2017, 38(1):119—122.