

基于 Markov 随机场模型的纹理图像的缺陷检测

舒 坚¹, 胡茂林²

(1. 安徽大学 计算机教学部, 安徽 合肥 230039;

2. 安徽大学 智能计算与信息处理实验室, 安徽 合肥 230039)

摘 要:在工业自动化研究中, 部件的缺陷检测是非常重要的过程。文中提出了一种基于图像纹理分析的表面缺陷检测方法, 图像表面纹理特征是利用 Markov 随机场模型来描述的, 通过学习和聚类分析来检测出纹理图像中有缺陷的区域。试验结果表明, 该方法可以有效地描述不同种物质表面的纹理特征, 并能准确地检测和定位缺陷。

关键词:纹理分析; Markov 随机场模型; 缺陷检测

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2006)05-0065-03

Detection of Defect Based on Texture of Markov Random Field Model

SHU Jian¹, HU Mao-lin²

(1. Center of Teaching Computation, Anhui University, Hefei 230039, China;

2. Lab. of Intelligent Computing and Signal Processing, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: A defect detection method for texture image is presented in this paper. This method is based on Markov random field model and extracts the texture features from the model parameters. Detection of defects within the inspected texture image is performed by feature training on defect free samples and classification with the Euclidean distance classifier.

Key words: texture analysis; Markov random field model; defect detection

0 引言

纹理是描述图像一个重要的特征, 在计算机视觉研究中, 纹理分析是一个相当重要, 也是一个热门的研究课题, 所得到的结果在许多领域中被广泛地应用, 如医学上的心电图分析, 地层影像追踪以及地表影像的分析与解读等等。近年来, 许多国内外学者把纹理分析应用在物体表面缺陷的无损检测上, 以提高工业产品生产加工的自动化水平^[1~4]。

利用纹理分析的方法来检测物体表面的缺损区域, 主要是基于被测物体表面, 在正常区域与缺陷区域的不同纹理特征来加以实现的。在计算机视觉研究领域, 纹理是描述图像的一个重要特征。为了提取纹理特征, 多年来, 研究者们提出了许多纹理算法。在纹理分析的众多算法中, 大致分为统计分析和结构分析两大类。统计方法被广泛地用于纹理分析中, 为了强化分类, 可以从灰度图像计算灰度同现 (co-occurrence) 矩阵、对比度 (contrast)、熵 (entropy) 以及均匀度 (homogeneity) 等纹理特性来分析。当纹理基元很小并成为微纹理时, 统计方法特别有用; 相反, 当纹理基元很大时, 应使用结构化方法, 即首先确定基元

的形状和性质, 然后, 再确定控制这些基元位置的规则, 这样就形成了宏纹理。另一种自底而上的纹理特性分析方法是基于模型的方法, 这种方法首先假定一个纹理模型, 然后通过图像区域估计模型参数。如果模型估计的正确, 则由这一模型合成的图像纹理与输入的图像纹理相一致。在一些文献资料中, 不同的纹理描述方法被应用于不同的纹理缺陷检测上^[5,6]。

近年来, 许多研究工作者集中在基于模型的描述方法上, 如 Markov 模型和 Fractal 模型。Markov 随机场模型利用有限的参数描述了图像中的一个像素同它相邻区域内像素的统计相关性。它可以有效地描述纹理的结构特性和统计特性。文中利用 Markov 随机场模型来提取物体表面的纹理特征, 并通过学习和聚类分析来检测出物体表面有缺陷的区域。

1 基于 Markov 随机场的纹理特征描述

设 Ω 是一个有 $M \times M$ 网络点的二维网格, 即 $\Omega = \{(i, j): 0 \leq i, j \leq M-1\}$ 。设 $\{Y_s, s \in \Omega\}$ 为定义在这个网络上的均值为零的灰度图像。定义 N_s 为网络点 s 的邻域。在该邻域内定义一个集簇 $\Gamma = \{c_m, m = 0, 1, \dots, M-1\}$, M 是总的集簇个数。一个集簇 c 是一组定义在 N_s 邻域系统内的像素。根据 Hammersley-Clifford 定理: 随机场 Y 是关于 N_s 的 Markov 随机场, 当且仅当它的组合分布是以

收稿日期: 2005-09-12

作者简介: 舒 坚 (1965-), 男, 安徽合肥人, 工程师, 主要从事计算机基础实验教学的管理和技术工作; 胡茂林, 教授, 博士, 研究方向为偏微分方程、计算机视觉与模式识别、生物信息学。

与 N_s 有关的集簇 Γ 的 Gibbs 分布, 而且 Markov 随机场的局部特征可以从 Gibbs 组合分布中获得:

$$P(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s) = \frac{1}{Z} \exp(-\sum_{c \in \Gamma} U_c(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s)) \quad (1)$$

其中 $U_c(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s)$ 为集簇 c 的能量函数, Z 为归一化常数。

由此可知, 在邻域系统确定后, 知道了集簇的能量函数也就知道了相应纹理的统计特性。

在实际应用中, 式(1) 式所描述的条件分布通常被假设为高斯分布, 即:

$$P(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s) \equiv N(\mu, \sigma^2) \quad (2)$$

其中 μ 和 σ^2 分别是高斯分布的均值和方差。

在这种情况下, 可以将 Y_s 表示为:

$$Y_s = \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_r + \epsilon \quad (3)$$

其中 ϵ 代表均值为零的高斯噪声, β_r 为该高斯 Markov 随机场的模型参数。由此, 公式(1) 中的能量函数 $U_c(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s)$ 和条件概率可以表示为:

$$U_c(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s) = \frac{1}{2\sigma^2} (Y_s^2 - 2 \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_s Y_r) \quad (4)$$

$$P(Y_s | Y_r, \forall r \in N_s) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} (Y_s^2 - 2 \sum_{r \in N_s} \beta_r Y_s Y_r) \right\} \quad (5)$$

由公式(5) 可以看出, 在已知的邻域内, 高斯 Markov 随机场模型可以由参数 β_r 和 σ^2 来确定。这些参数可以用来描述图像的局部纹理特性。

为了从纹理图像中估计出模型参数, 文中采用文献[7,8] 中所提出的最小均方误差的方法。假设在一个 $N \times N$ 的窗口区域内仅含有一类纹理特征。设 Ω_i 为 Ω 的一个子空间, 即: $\Omega_i = \Omega - \Omega_B$, 这里 $\Omega_B = \{S: S \in \Omega, (s+r) \in \Omega \text{ 且 } r \in N_s\}$ 。高斯 Markov 随机场的模型参数可以由下式来估计:

$$\bar{\beta} = \left[\sum_{\Omega_i} Q_i Q_i^T \right]^{-1} \left[\sum_{\Omega_i} Q_i Y_i \right] \quad (6)$$

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{\Omega_i} [Y_i - \bar{\beta}^T Q_i]^2 \quad (7)$$

其中 $\bar{\beta} = [\beta_r]$, $Q_i = [Y_{s+r} + Y_{s-r}; r \in N_s]$ 。对于一阶高斯 Markov 模型, 可以定义其邻域为: $N_s = \{r_1, r_2\} = \{(0, 1), (1, 0)\}$; 对于二阶高斯 Markov 模型, 可以定义其邻域为: $N_s = \{r_1, r_2, r_3, r_4\} = \{(0, 1), (1, 0), (1, 1), (-1, 1)\}$; 以此类推, 可以定义更高阶的高斯 Markov 随机场模型来描述纹理特征。随着阶数的增加, 描述参数也随之增加。为减少算法的复杂度和运算量, 文中主要采用二阶的高斯 Markov 随机场模型。因而, 图像的局部纹理特征可以由以下特征矢量来描述:

$$F = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5) = (\bar{\beta}_1, \bar{\beta}_2, \bar{\beta}_3, \bar{\beta}_4, \bar{\sigma}^2) \quad (8)$$

2 基于纹理特征的缺陷检测方法

基于纹理特征的缺陷检测在图像纹理分析中可看作

是一个图像分割问题。它利用每一个像素所在的局部区域的纹理特征, 将一幅纹理图像分割为正常区域和有缺陷区域。文中采用的是一种常用有监督的分类方法。这种检测方法首先要利用无缺陷的纹理图像进行训练, 从而得到对无缺陷纹理图像的描述特征, 并将该描述特征作为聚类中心。对于待测图像, 根据其每一个像素的局部纹理特性, 利用已定义的判别函数来判别该像素是正常还是有缺陷, 从而达到检测的目的。

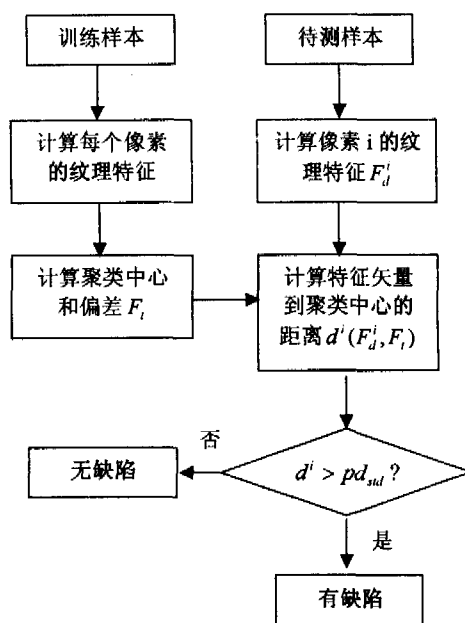


图 1 基于纹理特征的缺陷检测方法框图

其具体步骤如下:

步骤一: 训练。假设有一个无缺陷的纹理图像, 记为 $Y_s, s = (i, j)$ 且 $0 \leq i, j \leq M-1, M$ 为图像大小。利用该图像作为训练样本, 根据上文所介绍的方法, 可以得到一组用来描述每一个像素所在区域的局部纹理特征的特征矢量。对于图像上任一个像素点, s , 记其纹理特征矢量为:

$$F_s^i = (f_1, f_2, f_3, f_4, f_5) \quad 0 \leq s \leq M-1 \quad (9)$$

通常对于一个无缺陷的纹理图像, 这组特征矢量的概率密度分布服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 即:

$$P(F_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_i^2} (F_i - \mu_i)^2 \right\} \quad (10)$$

利用最大似然估计, 可以估算出该分布的分布参数:

$$\bar{\mu}_i = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M F_i^i \quad (11)$$

$$\bar{\sigma}_i^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (F_i^i - \bar{\mu}_i)(F_i^i - \bar{\mu}_i)^T \quad (12)$$

这里, 把矢量 $\bar{\mu}_i$ 看作是正常纹理图像的聚类中心, $\bar{\sigma}_i^2$ 为该类的最大偏差。

步骤二: 检测。在对输入图像进行检测时, 首先提取每个像素的局部纹理特征, 然后计算该特征矢量到聚类中心的欧氏距离 $d^i(F_d^i, \bar{\mu}_i)$ 。如果该距离小于给定的判别偏差 d_{sul} , 则该像素被看作为正常, 否则为缺陷。这里, 欧氏距离

和判别偏差定义如下:

$$d^i(F_d^i, F_t) = \sum_{k=1}^K \frac{(F_d^i - \bar{\mu}_t)^2}{(F_d^i)^2 + (\bar{\mu}_t)^2} \quad (13)$$

$$d_{std} = p * \bar{\sigma}_t^2 \quad (14)$$

其中 p 是一个常数,用于调整检测的判别尺度。

3 实验结果

为测试文中提出的检测方法,选择了 3 幅具有缺陷的纹理图,如图 2 所示。图 2(a)为一帆布的表面图,具有很强的结构特性,其中缺陷区域具有同背景不同的纹理结构;图 2(b)为一幅有挑线的丝绸表面图像;图 2(c)是一幅有划破痕迹的毛巾的表面图像。3 幅图像具有不同的纹理特性和缺陷类型。图 3 所示是用于训练的,没有缺陷的纹理图。它们取自于图 2 中无缺陷区域。通过对无缺陷纹理图的训练,可以得到这些纹理图的纹理特征原型。利用这些特征原型,得到最后的检测结果,如图 4 所示。在图 4 中,白色像素代表检测出的缺陷区域。

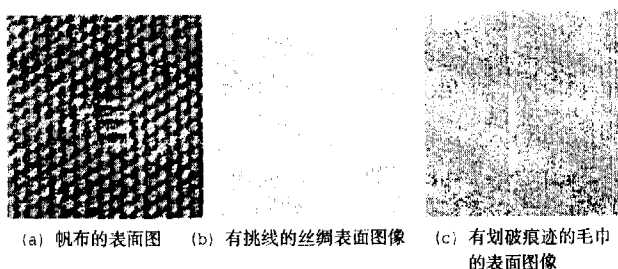


图 2 有缺陷的纹理图

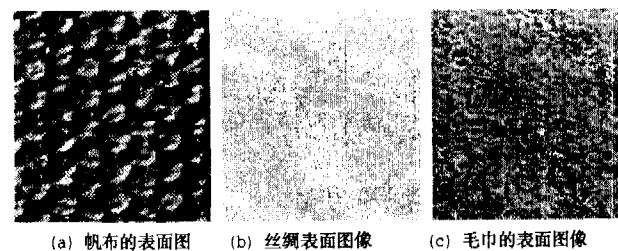


图 3 用于训练的纹理图

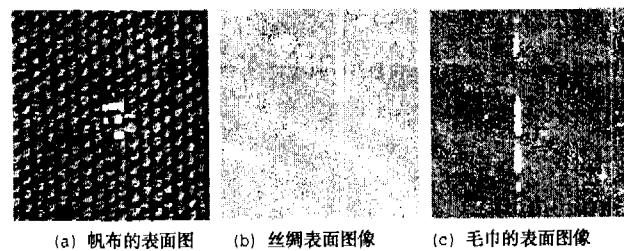


图 4 测试结果

对于不同的物质,其表面纹理的尺度不同,为了能够准确地检测出缺陷的位置,通常用于描述纹理的邻域窗口的大小应该随所测的纹理尺度的大小而改变。对于非结构性的纹理图,可以选择较小的邻域窗口;而对于结构性的纹理图,应选择较大的邻域窗口。在图 5 中,给出了应用不同的窗口大小,所得到的检测结果。从结果中,可以看到,小的窗口给出了较大的检测误差。随着窗口的增大,检测的准确度也随之增大。

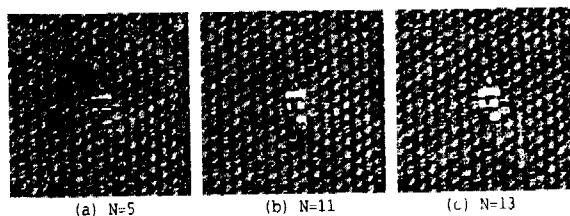


图 5 用不同的窗口邻域尺寸所得到的测试结果

4 结 论

文中提出了一种基于图像纹理分析的表面缺陷检测方法。该方法利用 Markov 随机场模型来描述图像表面纹理特征,通过学习和聚类分析来检测出纹理图像中有缺陷的区域。试验结果表明,该方法可以有效地描述不同种物质表面的纹理特征。它可以应用在工业产品的缺陷检测上,如纺织品和 IC 晶片外型瑕疵的无损检测等领域。在以后的研究中,将扩展研究对象,比如图像中可以有不同的纹理;另外还用其它纹理特征描述方法来研究缺陷检测。

参考文献:

- [1] Cohen F S, Fan Zhigang, Attali S. Automated Inspection of Textile Fabrics using texture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 803-808.
- [2] Ercil A, Ozuyilmaz B. Automated visual inspection of painted metallic surfaces[A]. In Proceedings of the International Conference on Automation, Robotics and Computer Vision[C]. Singapore: Nanyang Technological University Press, 1994. 1950-1954.
- [3] 黎 明,马 聪,杨小芹. Detection of texture defects for Machined surface[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(3): 318-322.
- [4] Xie Xianghua, Mirmehdi M. Texture Exemplars for defect detection on Random Textures[A]. In International conference on Advances in Pattern Recognition[C]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2005. 403-413, LNCS 3687.
- [5] Hou Zhen, Parker J M. Texture Defect Detection Using Support Vector Machines with Adaptive Gabor Wavelet Features[J]. Wacv-Motion, 2005, 1(1): 275-280.
- [6] Li Li-qing, Huang Xiubao. Fabric Defect Detection using adaptive wavelet transform[J]. Journal of Dong Hua University, 2002, 19(1): 35-40.
- [7] Kashyap R L, Chellappa R. Estimation and choice of neighbors in spatial interaction models of image[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1983, 29(1): 60-72.
- [8] Chellappa R. Two-dimensional discrete Gaussian Markov random field models for image processing[A]. Kanal L N, Rosenfeld A. Process in Pattern Recognition[C]. Amsterdam: The Netherland Elsevier Science (North-Holland), 1985. 179-219.