

基于模糊类别共生矩阵的纹理疵点检测方法

邹超 朱德森 肖力

(华中科技大学控制科学与工程系, 武汉 430074)

摘要 纹理图像中的不规则部分通常称为疵点。纹理通常由空间分布和灰度分布共同描述,由于灰度共生矩阵能兼顾二者,因此具有很好的描述纹理的能力,不过其对纹理的正常部分与不正常部分的区分能力仍然有限,且计算效率低。为克服灰度共生矩阵以上的不足,提出了一种用模糊类别共生矩阵的方法来检测不规则纹理。该方法首先通过学习纹理的基本特征,如纹理的灰度概率密度分布、纹理主方向和周期等来确定模糊类别共生矩阵的一些关键参数,并将灰度级划分为几个纹理色调类别;然后根据后验概率函数得出各个灰度级对每个色调类别的模糊隶属度,同时计算模糊类别共生矩阵,并提取一些更为简单的特征;最后利用异常点检测的方法,即可很好地区分正常纹理和疵点。实践证明,该方法不仅比已有的灰度共生矩阵方法更简单,计算效率更高,而且能更好地表示不规则纹理。

关键词 纹理疵点检测 模糊类别共生矩阵 模糊隶属函数 灰度共生矩阵

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2007)01-0092-06

Textural Defect Detection Based on Fuzzy Label Co-occurrence Matrix

ZOU Chao, ZHU De-sen, XIAO Li

(Department of Control Science and Engineering of Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

Abstract In the texture image, the imperfect part is denoted as defect. Texture is usually depicted by a gray-level distribution along with a certain spatial interaction. Thus, gray-level co-occurrence matrix (GLCM) is an appropriate candidate to depict texture because of its capability of blending spatial interaction with gray-level distribution. However, GLCM is considered as deficient in discriminating the normal and abnormal parts of texture, and in computation efficiency as well. In order to overcome these drawbacks of GLCM, a method of fuzzy label co-occurrence matrix (FLCM) is proposed to detect the textural imperfection. In this method, textural features such as the probability density distribution of the gray levels, the intrinsic dominant orientation and periodicity in the texture, are extracted firstly to set some key parameters of FLCM, and then all gray-levels are classified into several textural tonal classes in a certain rule; the fuzzy membership degrees of each gray-level to each tonal class are computed based on the corresponding posteriori probability, finally the FLCMs are calculated and some simple features are extracted from the FLCMs, and outlier detection is applied to discriminate imperfection from normal texture. It is proved practically that this method is simpler and has better performance in detecting textural imperfection than GLCM.

Keywords textural defect detection, fuzzy label co-occurrence matrix (FLCM), fuzzy membership function, gray-level co-occurrence matrix (GLCM)

1 引言

纹理是由小范围内的色调变化和空间分布所产生的视觉效果^[1],它是图像的重要特征之一。正常

纹理通常是一些有规则的图案模式,而不规则的纹理则称为疵点。纹理疵点检测在钢铁、木材、玻璃、纸张等工业表面检测中有着广泛的应用背景。近年来,纹理疵点检测的图像分析方法受到广泛地关注,国内外学者围绕这个问题也展开了深入的研究。目

收稿日期:2005-08-22;改回日期:2005-11-28

第一作者简介:邹超(1983~),男,2006年获华中科技大学硕士学位,现为华中科技大学控制科学与工程系博士研究生。主要从事图像处理、模式识别、控制理论与工程相关研究。E-mail: zouchao1112@tom.com

前,大多数有关纹理疵点检测的研究成果均集中于空间域的结构模型和统计模型以及频率域的滤波器族和小波分析方法,在这些方法中,灰度共生矩阵^[2]、高斯马尔科夫随机场(gauss markov random field, GMRF)^[3]和小波包分解(wavelet packets, WP)^[4]尤为引人注目。

本文结合实际应用中具有代表性的纹理图像,提出模糊类别共生矩阵(fuzzy label co-occurrence matrix, FLCM)的方法,实践证明,该方法不但比灰度共生矩阵法更简单,计算效率更高,而且能更好地表现不规则纹理。

2 灰度共生矩阵

设灰度图像 I 有 L 灰度级,则灰度共生矩阵 $G = [g_{GLCM}(m, n)]_{L \times L}$ 可定义为一个概率分布,其中 $g_{GLCM}(m, n) = P(I(u_1, v_1) = m, I(u_2, v_2) = n)$ (1) 其中, $(u_1 - u_2, v_1 - v_2) = (d_x, d_y)$ 或 $(-d_x, -d_y)$, $g_{GLCM}(m, n)$ 表示了灰度级 m 和 n 在空间上相距 (d_x, d_y) 出现的概率。灰度共生矩阵不仅反映了图像灰度级的分布,而且还描述了灰度级在空间上的依赖关系,此外,通过选取不同的 (d_x, d_y) ,灰度共生矩阵还能够灵活地描述纹理更为细微的特征。从灰度共生矩阵中提取角二阶矩、对比度、逆差分矩和熵等^[5]特征虽然能够很好地描述纹理,然而对于纹理疵点的检测,灰度共生矩阵及其特征又有着以下不足之处:

(1) 计算量大 对于 L 灰度级的图像,由于其灰度共生矩阵维数为 $L \times L$,因此从灰度共生矩阵中计算其特征量需要耗费巨大的存储空间和时间。虽然可以通过灰度级压缩来减少共生矩阵的计算量,然而对于纹理疵点检测这个特殊的应用,这是远远不够的。

(2) 特征不突出 角二阶矩等特征只是对纹理总体一致性的评价,而对于结构细微的不规则纹理则无能为力。文章第四部分将结合检测的实际效果来解释它的原因。

为了克服灰度共生矩阵方法以上的不足,而且又不失其刻画纹理的特点,本文提出了模糊类别共生矩阵法。

3 模糊类别共生矩阵

3.1 纹理图像模型

对于大多数有规则的纹理图像来说,它们都可

以看作是多个纹理主色调(dominant textural tones)以一定空间关系组织起来的一个样本,这里将每个纹理主色调记为 $D_i (1 \leq i \leq K)$,其中 K 是图像纹理主色调的数目。纹理的每个主色调在像素值上都服从一个正态分布 $N(\mu_i, \sigma_i^2)$,其中 μ_i 表示主色调 D_i 的均值, σ_i^2 表示其方差。如果将图像的像素值看作是一个连续随机变量 X ,则它具有如下的概率密度:

$$\begin{aligned} \therefore P(X < x) &= \sum_{i=1}^K P(X \in D_i) \cdot P(X \leq x | X \in D_i) \\ \therefore f(x) &= \sum_{i=1}^K P(X \in D_i) \cdot \frac{dP(X \leq x | X \in D_i)}{dx} \\ &= \sum_{i=1}^K P_i \cdot f_i(x) = \sum_{i=1}^K \frac{P_i}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} e^{-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2) \end{aligned}$$

其中, P_i 表示随机变量 X 属于 D_i 的先验概率, $\sum_{i=1}^K P_i = 1$, $f_i(x)$ 为第 i 种纹理主色调的概率密度函数。图 1 是 $K=3$ 时某种纹理图像的概率分布图。为了得到像素值精确的分布,需要对参数 $(P_i, \mu_i, \sigma_i) (1 \leq i \leq K)$ 以及 K 进行估计。图像在被数字化(采集)的过程中,由于连续随机变量 X 被离散化为 X_d (下角 d 代表 discrete),因此图像的直方图 $H(x)$,即离散随机变量 X_d 的分布与连续随机变量 X 的概率密度 $f(x)$ 有着如下的近似关系:

$$\begin{aligned} H(x) &= P(X_d = x) = \int_{x-0.5}^{x+0.5} f(u) du \\ &\approx f(x) \cdot [(x+0.5) - (x-0.5)] = f(x) \quad (3) \end{aligned}$$

因此可以通过图像直方图来估计参数 $\theta = (K, P_1, \mu_1, \sigma_1, \dots, P_K, \mu_K, \sigma_K)$,参数估计也可以简化为求 $f(x, \theta)$ 与直方图 $H(x)$ 拟合误差 E 最小的问题:

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} E = \arg \min_{\theta} \sum_{x=0}^{L-1} [f(x, \theta) - H(x)]^2 \quad (4)$$

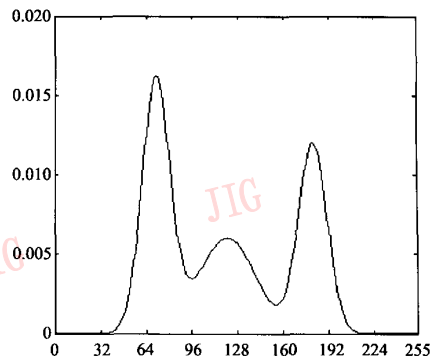


图 1 灰度级概率分布图

Fig.1 Probability density distribution

3.2 类别共生矩阵

从上述纹理图像模型的分析可以看出,像素值的小幅度浮动并不足以破坏纹理的一致性,根据这个特点,可以把每个纹理主色调所占据的灰度级聚合为一类,并用像素值所属的类别代替其本身的灰度级,这样就得到了类别共生矩阵 (label co-occurrence matrix, LCM):

定义 1 类别共生矩阵 $L = [l_{LCM}(m, n)]_{N \times N}$,

其中,

$$l_{LCM}(m, n) = P(I(u_1, v_1) \in D_m, I(u_2, v_2) \in D_n) \quad (5)$$

其中, $(u_1 - u_2, v_1 - v_2) = (d_x, d_y)$ 或 $(-d_x, -d_y)$, D_m, D_n 分别表示第 m 类和第 n 类集合, m, n 是类别的标识 (labels)。为了便于比较,一般要对 LCM 做归一化处理,即除以所有被统计的像素个数 N_0 。

3.3 灰度级归类

类别共生矩阵需要将灰度级 $[0, L - 1]$ 划分为 $N = K + 2$ 个类别,其中 K 个主色调 ($D_i, i = 1, 2, \dots, K$) 各自成为一个类别,而首尾两个类别则包含 K 个主色调之外的灰度级。以下是各个集合所包含的灰度范围:

$D_0: [0, \mu_1 - k_1\sigma_1]$, 由于该区间的灰度值低于正常水平,因此这个区间可以被称为黑斑点区域,其中 k_1 为一个适当的系数。

$D_i: (t_i, t_{i+1}] (1 \leq i \leq K)$, 其中 $t_i (2 \leq i \leq K)$ 是两个纹理主色调的分界点值, t_i 与 t_{i+1} 的选取要依照于以下最小分类错误原则^[6]:

$$E = 1 - \sum_{i=2}^M [P(t_{i-1} < X < t_i | X \in D_{i-1}) \cdot P(X \in D_{i-1})]$$

$$= 1 - \sum_{i=2}^M P_i \cdot \int_{t_{i-1}}^{t_i} f_{i-1}(x) dx$$

$$\frac{\partial E}{\partial t_i} = 0 \Rightarrow P_{i-1} \cdot f_{i-1}(t_i) = P_i \cdot f_i(t_i) \quad (2 \leq i \leq K) \quad (6)$$

其中, $t_1 = \mu_1 - k_1\sigma_1, t_{K+1} = \mu_K + k_K\sigma_K$ 。

(P_i, μ_i, σ_i) 在上一步参数估计中已经估计出, $f_i(t)$ 为正态分布 $N(\mu_i, \sigma_i^2)$ 的概率密度函数。虽然出现在这些灰度级上的不规则纹理在灰度分布上与正常纹理大体一致,但在空间分布上与正常纹理却大不一样,可以被称为异性纹理。

$D_{K+1}: (\mu_K + k_K\sigma_K, L - 1]$, 由于这个区间的像素值高于正常水平,因此这个区间可被称为白斑点区域,其中 k_K 为一个适当的系数。

图 2 是图 1 的灰度归类图。图中标示与上述归类准则一致。

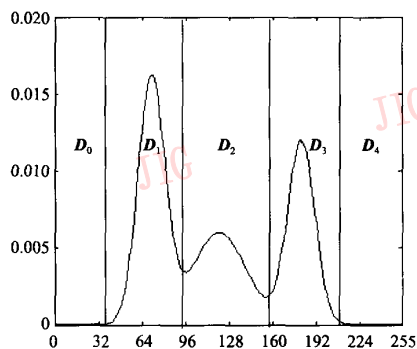


图 2 灰度级归类图

Fig. 2 Gray-level classification of case Fig. 1

3.4 类别的隶属度函数以及模糊类别共生矩阵

在式(5)定义的类别共生矩阵中,灰度级只有“属于”和“不属于”某个类别两种极端情况,这是不符合实际情况的,对此可引入模糊集合^[7]的思想,即将各个类别集合模糊化,并且定义各个灰度级对于每个模糊类别的隶属函数。隶属度函数的选取!! 有很大的主观性和经验性,这里利用各个灰度值属于某个类别的后验概率来近似地作为其隶属度。

已知后验概率 $P(X_d \in D_i | X_d = x) = \frac{P(X_d \in D_i) \cdot P(X_d = x | X_d \in D_i)}{P(X_d = x)} = \frac{P_i \cdot f_i(x)}{f(x)}$, 其中

离散随机变量 X_d 的概率分布与连续随机变量 X 的概率密度的关系由式(3)给出。假定在区间 (μ_{i-1}, μ_i) 之间的灰度只可能属于至多两个类别 D_{i-1}, D_i , 即 $f_j(x) = 0 (j \neq i - 1, i)$, 那么就可对后验概率函数做以下简化:

$$P(X_d \in D_i | X_d = x) = \frac{P_i f_i(x)}{f(x)} = \frac{P_i f_i(x)}{\sum_{j=1}^N P_j f_j(x)}$$

$$\approx \frac{P_i f_i(x)}{P_i f_i(x) + P_{i+1} f_{i+1}(x)}$$

$$= \frac{1}{1 + \frac{P_{i+1}\sigma_i}{P_i\sigma_{i+1}} \cdot \exp\left[\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{(x - \mu_{i+1})^2}{2\sigma_{i+1}^2}\right]}$$

$$\approx \frac{1}{1 + b \cdot \exp(a(x - c))} = \frac{1}{1 + \exp(a(x - t_i))} \quad (7)$$

其中, $b = P_{i+1}\sigma_i / P_i\sigma_{i+1}$ 为一常数, 直线 $a(x - c)$ 是抛物线 $\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} - \frac{(x - \mu_{i+1})^2}{2\sigma_{i+1}^2}$ 在 $x \in (\mu_{i-1}, \mu_i)$ 内的近似, 即 $t_i = \frac{1}{a} \ln b - c$, 在 (μ_{i-1}, μ_i) 区间内, 由于省

略掉 x 的平方项,因此近似后, t_i 应该满足式(6),因为它在分界点 $x = t_i$ 处的值为 0.5,这是符合后验概率的。式(7)近似的结果是一个 S 型曲线函数,它是一种典型模糊隶属度函数,在式(7)中只有 a 的值需要通过后验概率来确定,由于后验概率已知,因此 a 值的计算可以通过最小二乘法来拟合得到。

由于后验概率函数所拟合得到的 S 型曲线函数一般能很快地趋近于 0 或 1,因此某个灰度只可能属于至多两个类别的假设能够成立。对各个类别后验概率函数在相应区间内进行上述拟合,再在整个灰度区间上进行适当的扩展和连接,则可以得到灰度级 x 对于各个类别的隶属函数 $M_i(x)$ 。这里要注意的是,因为类别 D_0 和 D_k 是用来检测黑、白斑点的,而并不是是纹理主色调,所以它们的模糊隶属度函数需要人为地选取适当的 a 值(t_1, t_k 值已在 3.3 节中给出)。图 3 绘出了如图 1 所示的概率分布的灰度级对各个类别的隶属度函数。

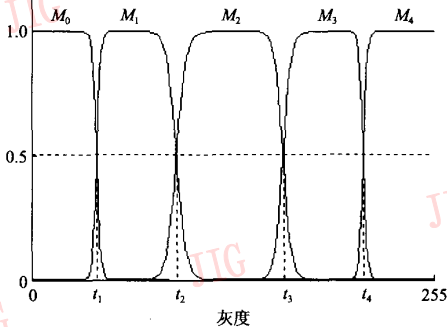


图 3 模糊隶属度函数

Fig. 3 Fuzzy Membership function of case Figure 1

对式(5)中类别共生矩阵的定义做如下调整,即可得到模糊类别共生矩阵 $F = [f_{FLCM}(m, n)]_{N \times N}$:

定义 2 模糊类别共生矩阵

$$f_{FLCM}(m, n) = \frac{\sum \sum M_m(I(u_1, v_1)) \cdot M_n(I(u_2, v_2))}{r} \quad (8)$$

其中, $M_m(I(u_1, v_1))$ 表示像素点 (u_1, v_1) 的像素值 $I(u_1, v_1)$ 对于第 m 个色调类的隶属度, r 为一个归一化因子, $(u_1 - u_2, v_1 - v_2) = (d_x, d_y)$ 或 $(-d_x, -d_y)$ 。

3.5 模糊类别共生矩阵的特征

选择适当的 (d_x, d_y) 可使得共生矩阵能够对应纹理的主方向和周期,并可依据上述灰度级分类准则和模糊隶属函数计算相应的模糊类别共生矩阵,

白斑点增强特征 F_{WDE} (下角 WDE 代表 white defect emphasis)、黑斑点增强特征 F_{BDE} (下角 BDE 代表 black defect emphasis)、纹理一致性特征 F_{CON} (下角 CON 代表 consistency):

$$F_{WDE} = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{f_{FLCM}(N-1, n)}{[1 + (N-1-n)^2]} \quad (9)$$

$$F_{BDE} = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{f_{FLCM}(0, n)}{(1+n^2)} \quad (10)$$

$$F_{CON} = \frac{\sum_{m=1}^{N-2} f_{FLCM}(m, m)}{\sum_{m=1, n=1}^{N-2} \sum_{m \neq n} f_{FLCM}(m, n)} \quad (11)$$

其中, $N = K + 2$ 为类别数, F_{WDE} 反映着白斑点是否出现,且式(9)中求和的分母能适当地避免噪声的干扰; F_{BDE} 反映着黑斑点是否出现,且式(10)中求和的分母能适当地避免噪声的干扰; F_{CON} 是各个主色调类别的对角线上元素之和与非对角线上元素之和的比,它反映了纹理主方向上色调分布的一致程度。利用这 3 个特征就可以区分出大部分不规则的纹理。

3.6 检测

在对大量图像学习之后,FLCM 的一些相关参数,如 (d_x, d_y) 、分类准则、模糊隶属度函数等即能确定下来。对于待检测图像,则先将图像分解为一定大小的小窗口,然后对每个小窗口计算其 FLCM,并用式(9)~式(11)定义的特征向量 $T = (F_{WDE}, F_{BDE}, F_{CON})$ 来表示该窗口,在待检图像中,由于大多数窗口是正常的,它们的特征向量在空间上聚集在一个范围内,而含斑点窗口的特征向量则会与它们在空间上相去甚远,因而可以通过奇异点检测(outlier detection)的方法^[8]来判决窗口是否含有斑点:令 T_c 为正常窗口特征向量的聚类中心向量, T_i 表示第 i 个窗口的特征向量,若设置一个阈值 R_{max} ,则当 $|T_i - T_c| > R_{max}$ 时,第 i 个窗口有斑点;当 $|T_i - T_c| \leq R_{max}$ 时,则第 i 个窗口无斑点。其中 $|\cdot|$ 表示两个向量之间的距离。

4 FLCM 与 GLCM 的比较

图 4(a)~图 4(c)给出了 FLCM 检测典型斜纹纹理斑点的效果,其中 $M = 2$ 。图 4(d)~图 4(e)是对平行纹纹理斑点检测的效果,其中 $M = 1$ 。表 1 是用 FLCM 和 GLCM 方法对 50 幅含有不同斑点的斜纹、

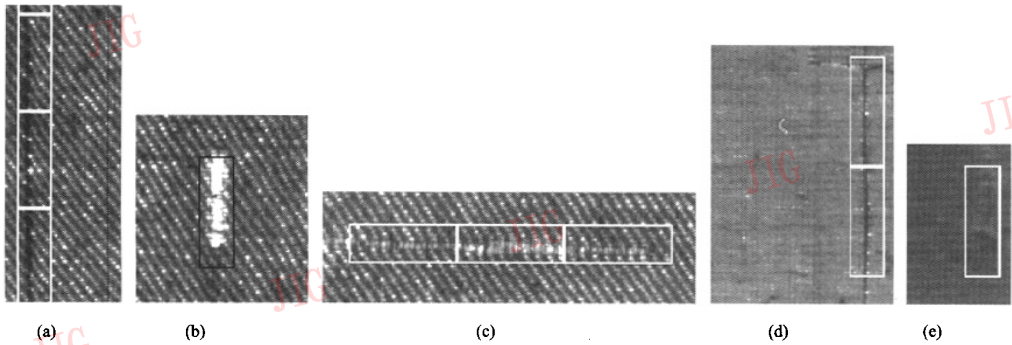


图 4 斜纹、平纹纹理中典型不规则纹理的检测效果

Fig. 4 Results of diagonal and tabby texture detection

平纹纹理图像进行检测的结果对比。在此实验中,检测图像大小为 1024×1024 , 运算环境为 P III 1GHz, 512MB RAM, 并用检测正确率 R_1 和漏检率 R_2 两个指标来衡量两种方法的检测精度, $R_1 = N_1/N_2$, $R_2 = N_3/N_{total}$, 其中 N_1 代表真实疵点数, N_2 代表检测疵点数, N_3 代表漏检疵点数, N_{total} 代表总疵点数。由表 1 可见, FLCM 继承了 GLCM 描述纹理的诸多优点, 而且在以下方面还有着突出的优势:

(1) 计算量小 FLCM 方法虽然需要确定许多参数, 但参数一旦确定下来, 则所需计算的只是一个 $N \times N$ 维的矩阵 ($N = 3 \sim 6$), 这相比 GLCM 方法的 $L \times L$ (L 通常为 256) 来说, 则小了很多, 从实验的结果来看, 处理一幅 1024×1024 大小的图像, FLCM 方法的速度几乎是 GLCM 方法的 7 倍, 这就使得在线实时检测成为可能。

表 1 FLCM 与 GLCM 检测效果的对比

Tab. 1 Comparison on FLCM and GLCM

	正确率 (%)	漏检率 (%)	检测时间 (s)
FLCM	95.35	0.26	0.8
GLCM	72.09	4.47	5.3

(2) 更能突出细微疵点 以图 4(a) 中的疵点为例, 由于该疵点尺寸很小, 因此如果用 GLCM 的特征来检测, 在特征空间上只能得到如图 5(a) 所示的效果, 这会给设定判别阈值带来极大的不便, 而 FLCM 方法由于能将属于同一类别的像素值集中起来, 而忽略像素小范围浮动的影响, 因此 F_{BDE} 特征更能突出显示出不规则部分, 即在特征平面上能形成更明显的奇异点 (outlier) (如图 5(b) 所示)。

GLCM 特征由于受到同一个主色调内的灰度浮动的影响, 因此细微的纹理特征淹没在大量的灰度浮动中, 而 FLCM 方法则由于通过用类别代替灰度级别, 不仅允许像素在小范围内的浮动, 并能很好地忽略掉了这种浮动效应, 因而能很好地突出不属于正常纹理的部分, 这也是 FLCM 方法在检测正确率和漏检率上大大高于 GLCM 方法的重要原因。

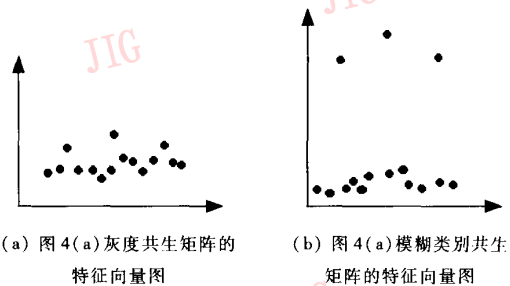


图 5 图 4(a) GLCM 和 FLCM 的比较

Fig. 5 Comparison of GLCM and FLCM on Fig. 4(a)

5 结论

本文根据纹理图像的特点, 分析了已有的灰度共生矩阵的在纹理检测方面的缺陷, 并定义了模糊类别共生矩阵及其相关特征, 实验结果表明, 本文方法取得了很好的检测效果。此外, 本文也介绍了模糊类别共生矩阵方法中用到的一些关键问题——纹理概率模型的参数估计, 分类准则和模糊隶属度函数的确定等。最后在同等情况下, 针对各种类型的纹理, 给出了 FLCM 和 GLCM 方法的检测准确率和检测时间。实验数据表明, 本文提出的方法不仅在

准确率上有很大的提高,而且还大大地减少了检测时间,这些都使得在线自动实时检测成为可能。当然,由于实际的应用过程中远远不止文中所举出的斜纹纹理和平纹纹理两类有规则的纹理,因此以后的工作要加强该方法通用性的研究。此外,小波分解与统计特征的结合是当前研究的热点,该方法也可以借鉴小波分解的思想。

参考文献 (References)

- 1 Rahman M, Arora R, Srivastava S. Classification of partial discharge transient patterns using texture analysis algorithms [A]. In: Proceedings of International Symposium on Electrical Insulating Materials[C], Toyohashi, Japan, 1998: 573 ~ 576.
- 2 Siew L H, Hodgson R M, Wood E J. Texture measures for carpet wear assessment [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(1): 92 ~ 105.
- 3 Cohen F S, Fan Z, Attali S. Automated inspection of textile fabrics using textural models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(11): 803 ~ 808.
- 4 Kumar A, Pang G. Identification of surface defects in textured materials using wavelet packets [A]. In: Proceedings of Industry Applications Conference [C], Chicago, Illinois, USA, 2001, 1: 247 ~ 251.
- 5 Amet A, Ertuzun A, Ercil A. Texture defect detection using subband domain co-occurrence matrices [A]. In: Proceedings of IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation [C], Tucson, Arizona, USA, 1998: 205 ~ 210.
- 6 Zhang Yu-jin. Image Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001: 81 ~ 83. [章毓晋. 图像分割 [M]. 北京: 科学出版社, 2001: 81 ~ 83.]
- 7 Zadeh L A. Fuzzy sets, linguistic variable and fuzzy logic [M]. Translated by Chen Guo-quan, Beijing: Science Press, 1982: 10 ~ 16. [L. A. 扎德. 模糊集合、语言变量和模糊逻辑 [M]. 陈国权译, 北京: 科学出版社, 1982: 10 ~ 16.]
- 8 Chetverikov D, Hanbury A. Finding Defects in Texture Using Regularity and Local Orientation [J/OI]. Pattern Recognition, 2002, 35: 203 ~ 218. <http://visual.ipan.sztaki.hu/publ/publ.html>.