

布面疵点光学/计算机混合识别法的研究

薄 立 张云虎 王耀东 高宝山

摘 要

验布是纺织工业中一道重要工序,但至今未能实现验布自动化,主要原因是布的疵点种类繁多不易识别。本文应用光学变换系统对疵点特征进行变换,用楔/环探测器进行特征提取和信息量压缩,应用计算机模式识别理论进行疵点的分类,经实验证明应用这种方法识别疵点能取得良好效果。

【关键词】 布面疵点;楔/环探测器;特征抽取;模式识别;光学功率谱

引 言

验布是纺织工业中一道重要工序,主要任务是对布面疵点的种类、大小、分布等进行判断及综合。长期以来这项工作都是以人工目视检测方法完成的,工作劳动强度大,检测标准因人而异,使产品的合格率受到很大影响,加上人眼能力有限,难以提高速度,因此,人们一直试图建立一个自动验布系统。但是,由于布面疵点的种类繁多和有效检测方法的贫乏,至今未能达到目的。

对布面疵点识别方法的研究在国外已开展了多年。国内才刚刚开始。到目前为止,能够入选的识别、检测方法寥寥无几。造成这种现象的主要原因是识别方法不仅要求能识别疵点,而且应当成本低廉和具有实时处理能力。基于数字图象处理的识别技术,由于缺少足够的预处理时间而显得无能为力。从目前国外有关自动验布机的报导来看,使用最多的还是传统的光电阈值电平鉴别法^[1],这种方法能比较快地判定布面是否存在比较明显的疵点。但由于能设定的阈值数有限,故这种方法只能识别几种疵点。实际上,想只靠一种识别方法来建立一台能识别所有疵点的自动验布机是不可能的,而应当是将许多种识别方法有效地组合在一起,根据不同种类疵点的特征,有针对性地进行疵点识别,这样才有可能达到实现验布自动化的目的。光学/计算机混合识别技术是近10年发展起来的新技术,它将光学方法处理问题快速和计算机处理问题灵活两大优点有机地组合在一起,已显示出广泛的应用前景。

1 原 理

布面疵点光学/计算机混合识别系统的结构如图1所示。

本文1987年10月26日收到。

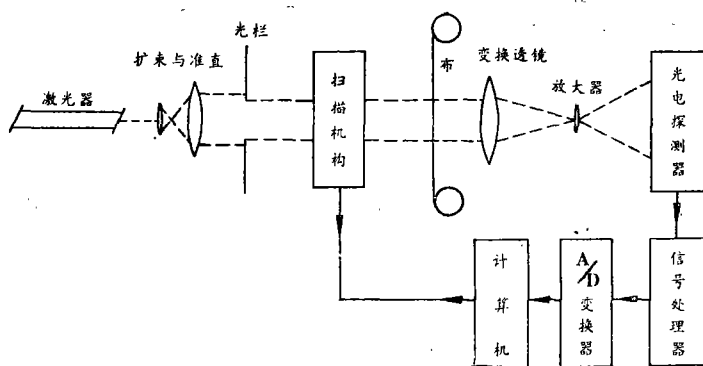


图1 光学/计算机混合识别系统

根据傅里叶光学原理，当一束波长为 λ 的相干光透过振幅透射函数为 $t(x, y)$ 的物体后，在透镜的后焦面上将得到相应于 $t(x, y)$ 的傅里叶频谱 $T(f_x, f_y)$ ^[1]：

$$T(f_x, f_y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} t(x, y) \exp\left[-j \frac{2\pi}{\lambda f} (x f_x + y f_y)\right] dx dy,$$

这里 f_x, f_y 为谱面的坐标， f 为透镜焦距。与 $T(f_x, f_y)$ 相应的光学功率谱为 $|T(f_x, f_y)|^2$ ，它反映谱面的光强分布。光学/计算机混合识别法就是通过测定布面疵点所导致的谱面光强分布的变化来作为识别依据的。

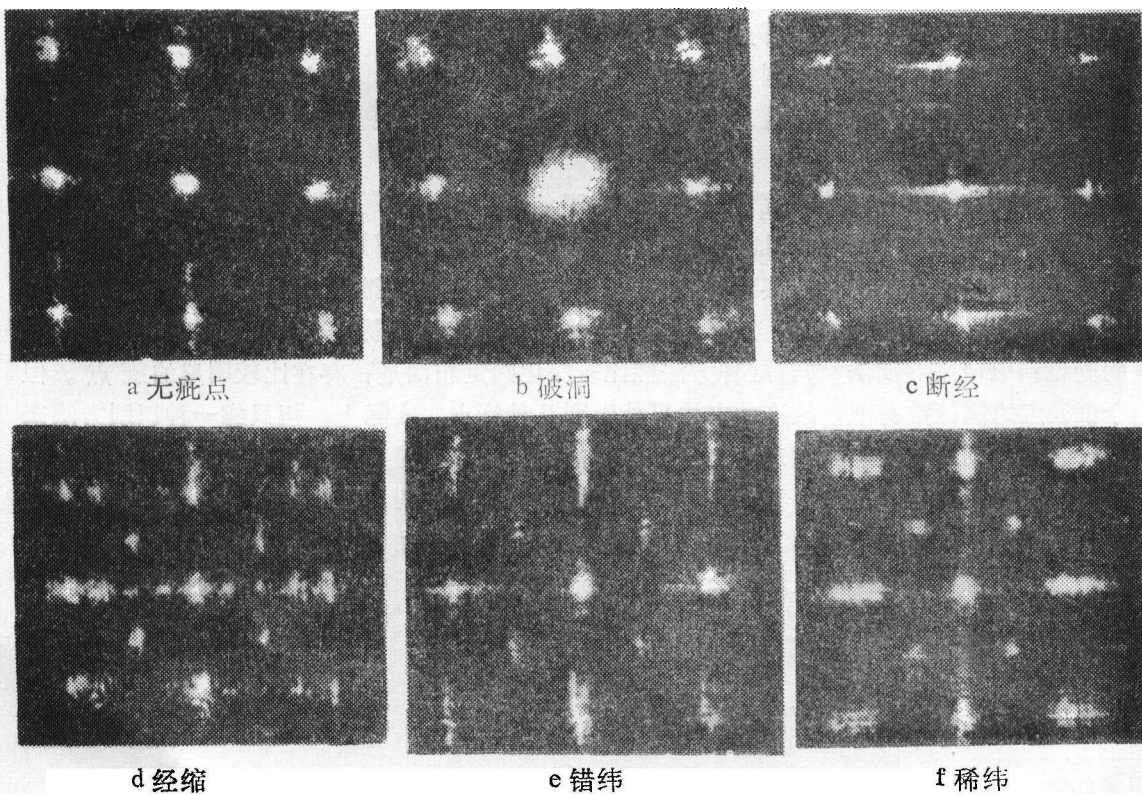


图2 普通平纹布及几种典型疵点的谱

无疵点布的结构比较均匀,不同规格的布的谱具有各自的特点。对于由经、纬纱线相互正交编织而成的普通平纹布而言,其谱为关于原点对称的点阵。在验布过程中,布的移动和抖动不会引起谱面上各级谱点产生位置上的变化。当布面出现疵点时,在各级谱点附近将产生不同程度和分布的弥散。图2是普通平级布及几种主要疵点的光学功率谱照片。从图中可见,疵点引起的谱的变化主要反应在0,1级谱上,因此,只需检测这部分谱。

光学功率的接收器件可以选择各种面阵光电探测器,如电视摄像管,CCD等,但由于这些器件获得的是数字图象的一个个像素,因此必须经过复杂运算后才能获得有关的特征向量。为了提高检测速度,我们选用楔/环探测器(WRD)作为光学功率谱接收器,其结构如图3所示。WRD是在一块硅片上经过扩散杂质、光刻和布线等工序所形成的64个光敏二极管^[3]。其中32个呈环状分布,32个呈楔状分布,分别测量光学功率谱在经向及方位上的分布。设各探测点对光的响应率是该点极坐标 (r, θ) 的函数,即 $I(r, \theta)$,则各半圆环的输出电流为

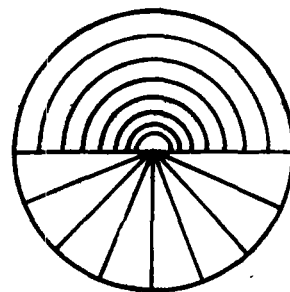


图3 楔/环探测器

$$I_{Ri} = \int_0^\pi \int_r^{r_i + \Delta r_i} I(r, \theta) r dr d\theta, \quad (1)$$

各楔的输出电流为

$$I_{wi} = \int_{r=0}^{r=r_{max}} \int_{\theta_i}^{\theta_i + \Delta\theta} I(r, \theta) r dr d\theta, \quad (2)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, 32$, $r = (fx^2 + fy^2)^{1/2}$, $\theta = \tan^{-1} fx/fy$ 。

由于WRD能直接输出按楔、环分布的光学功率谱特征向量,因此它具有数据压缩比高,运算量小和易于实时处理等特点。且由于光学功率谱具有共轭对称性,即

$$|T(fx, fy)|^2 = |T(-fx, -fy)|^2,$$

故任意半谱面都能完全地反映整个谱面的信息。所以,利用WRD作为光学功率谱接收器件将同时具有楔形探测器的比例尺不变和环形探测器的旋转不变的特性^[2],这一特性对于自动验布系统是很重要的,它将消除由于布的偏转和因布面受力而产生的松紧变化所导致的光学功率谱变化。

2 特征抽取

设有 M 类疵点, N_i 为第 i 类包含的样本数。每个标本可用一64维特征向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_{64}]^T$ 来表示,其中前32个为WRD的环分量,后32个为楔分量。为了得到有效的分类特征,我们分两步进行特征抽取。

首先,我们希望从 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_{64}]^T$ 的64个分量中选出 D (< 64)个对于 M 类判别是较好的主分量,组成新的样本特征向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_D]^T$,为此我们对所有样本的各

分量进行了类内及类间方差分析，并定义比值

$$Q_j = \sigma_{m_j} / \sigma_{x_j}, \quad j = 1, 2, \dots, 64. \quad (3)$$

其中

$$\sigma_{m_j} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (m_{ij} - m_{0j})^2$$

表示第 j 分量类间均方差之和。而

$$\sigma_{x_j} = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} (x_{ijk} - m_{ij})^2 / (N_i - 1)$$

则代表第 j 分量类内均方差之和。式中 x_{ijk} 表示第 i 类第 k 个样本的第 j 分量。

$$m_{ij} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_{ijk},$$

$$m_{0j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} x_{ijk},$$

$$N = \sum_{i=1}^M N_i, \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

从式 (3) 中可以明显地看出，只有不同类的平均值与其总平均差别大，而同类中离差小的分量才是良好的分量。根据这一准则，我们对 $X = [x_1, x_2 \dots x_{64}]^T$ 的 64 个分量计算 Q_j 值，取出 Q_j 值最大的前 D 个分量作为新的样本特征向量。 D 的大小与最后的分类情况有关。

设 X 为所有 M 个样本所组成的 $D \times N$ 阶矩阵。特征抽取的第二步就是希望找到一个变换 ϕ ，使变换后的样本组 Y 在 d 维空间中获得最佳分类结果：

$$Y_{d \times N} = \phi_{d \times D}^T \cdot X_{D \times N}. \quad (4)$$

最佳分类准则应当是使同类标本尽可能地聚在一起，而不同类的样本尽量分开，也就是说应使类内距离为最小，类间距离为最大^[4]。因此，可以定义准则函数为

$$J = \text{tr}(\tilde{S}_B) / \text{tr}(\tilde{S}_W). \quad (5)$$

其中 \tilde{S}_B ， \tilde{S}_W 分别为变换后的样本类间及类内散布矩阵。因

$$\tilde{S}_B = \phi^T S_B \phi, \quad \tilde{S}_W = \phi^T S_W \phi,$$

$$J = J(\phi) = \text{tr}(\phi^T S_B \phi) / \text{tr}(\phi^T S_W \phi).$$

其中

$$S_B = \sum_{i=1}^M N_i (m_i - m)(m_i - m)^T$$

为原样本的类间散布矩阵，而

$$S_W = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} (X_{ik} - m_i)(X_{ik} - m_i)^T$$

则表示原样本的类内散布矩阵总和。式中

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} X_{ik}, \quad m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} X_{ik}$$

分别为原样本第 i 类样本均值和总均值。

为了使样本经变换后能获得最佳分类效果，就应使 J 为最大。求解方程

$$\frac{\partial J}{\partial \phi} = \frac{\partial}{\partial \phi} \left(\frac{\text{tr}(\phi^T S_B \phi)}{\text{tr}(\phi^T S_W \phi)} \right) = 0,$$

经整理后得到一广义本征方程：

$$[S_B - \lambda S_W] \phi = 0. \quad (6)$$

对于每个非零的本征值 λ_i 都有一个本征向量 ϕ_i 与之相对应，使

$$[S_B - \lambda_i S_W] \phi_i = 0. \quad (7)$$

将所有的 λ 按 $\lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_d$ 排列，相应的本征向量 ϕ_i 所组成的矩阵

$$\phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_d]^T$$

即为能满足最佳分类准则的变换矩阵。

由于 S_B 为 M 个秩为 1 的矩阵之和，这些矩阵中仅有 $M-1$ 个是独立的，故 S_B 的秩最多为 $M-1$ ，也就是说式 (6) 最多只有 $M-1$ 个非零本征值和相应的本征向量。这样由 ϕ 或选其中本征值大的几个本征向量组成变换矩阵，就可以将样本变换到一个 $M-1$ 维或更少的空间。通常可以从 $M-1$ 个本征值中选取对应于两个最大本征值的本征向量，组成一个二维显示平面，并将所有样本投影到这个平面上，以观测变换后样本的分布情况。

对于广义本征方程式 (7) 的求解，要求 S_W 为正定对称阵， S_B 为对称阵。由于 S_W 由 N 个样本所组成，这就要求在这 N 个样本中至少有 D 个样本相互独立，否则 S_W^{-1} 不存在。因此样本的选择是很重要的。由于在实际中很难保证每个样本的独立性，故应尽可能多收集一些样本，而不要只取 $N = D + 1$ 。值得注意的是计算时舍入误差过大会影响到 S_W 的可逆性，故应加以控制。

3 分类器的建立

记 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_d]^T$ 为经过二步特征抽取后的样本特征向量。设对于 M 类问题有判别函数为

$$U_i(Y) = W_i^T Y, \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (8)$$

$$\text{且} \quad U_i(Y) > U_j(Y) \quad j \neq i \quad (9)$$

时， $Y \in W_i$ ，

式中 W_i 为权向量。

根据 Robins-Monro 算法^[6]，有迭代式

$$W(K+1) = W(K) - a_K \left[\frac{\partial f(W, X)}{\partial W} \right], \quad (10)$$

式中 $W(K)$ 和 $W(K+1)$ 是权向量 W 的第 K 和 $K+1$ 次迭代值， a_K 是一正数级数中的第 K 个分量，一般取 $a_K = 1/K$ ， $f(W, Y)$ 为准则函数。

我们以最小均方误差为准则，因均方误差的估计值为

$$[r_i(Y) - W_i^T Y]^2,$$

所以准则函数为

$$f(\mathbf{W}_i, \mathbf{Y}) = \frac{1}{2} [r_i(\mathbf{Y}) - \mathbf{W}_i^T \mathbf{Y}]^2. \quad (11)$$

其中

$$r_i(\mathbf{Y}) = \begin{cases} 1 & \mathbf{Y} \in \omega_i, \\ 0 & \text{如 } \mathbf{Y} \notin \omega_i, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, M.$$

将式 (11) 代入式 (10) 得到迭代方程

$$\mathbf{W}_i(K+1) = \mathbf{W}_i(K) + \mathbf{Y}(K) \{r_i[\mathbf{Y}(K)] - \mathbf{W}_i^T(K) \mathbf{Y}(K)\}. \quad (12)$$

对于 M 类问题应有 M 个权向量, 对于每条权向量迭代方程来说, 如 $\mathbf{Y}(K) \in \omega_i$, 则

$$r_i[\mathbf{Y}(K)] = 1,$$

而

$$r_j[\mathbf{Y}(K)] = 0, \quad j = 1, 2, \dots, M, \quad i \neq j.$$

迭代过程可以以下列条件之一作为结束标志:

1. 对于所有训练样本都能满足式 (8), (9);
2. 达到设定的最大迭代次数;
3. $\mathbf{W}(K+1) = \mathbf{W}(K)$.

从上面的分析可以看到, 无论是特征抽取、特征变换, 还是建立分类器, 都是建立在对一批已知疵点样本信息的处理上的。因此, 要想得到良好的识别分类效果, 首先就应当收集到一批具有代表性的各类疵点样本, 然后, 通过对这批样本按上述过程进行分析计算, 得到相应的分类器。由于不同规格型号的布所对应的光学功率谱不同, 所以对每种规格的布都必须收集一批这种布的疵点样本, 按照同样的计算方法, 得到相应的疵点分类器。但由于楔/环探测器具有比例尺不变的特性, 所以对于哪些规格型号不同, 但织物结构相似的布就没有必要重复收集疵点样本。例如, 对于普通平纹布, 并不需要每种规格型号都建立一个分类器, 因为不同规格的平纹布只是在经、纬纱的排列密度上存在差异。

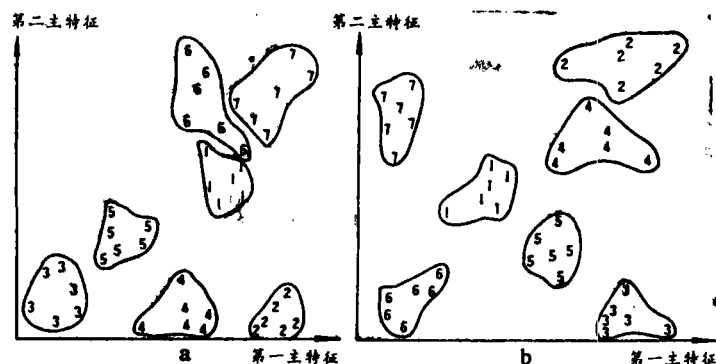
分类器建立后, 整个识别分类过程是非常简单的, 只需将 WRD 输出的 D 维 (根据训练样本的 Q_i 值, 直接在硬件上作第 1 步特征抽取) 特征向量按式 (4) 投影到新的 d 维空间, 然后, 按式 (8), (9) 进行计算比较, 即可得到分类结果。不同的分类器只需改变 ϕ 和 \mathbf{W}_i , 因此, 这一识别过程无论是从软件上还是硬件上, 都很容易实现, 并且识别分类速度很快。

4 实 验

在研究中, 由于国内尚无楔/环探测器, 故仅根据楔/环探测器的工作原理进行了模拟。方法是: 首先拍摄布面疵点的光学功率谱并将底片数字化 (选用 256 级灰度, 20 线/mm, 再以零级谱的中心为坐标原点, 按式 (1), (2) 分别进行楔、环内的灰度积分。在模拟中, WRD 的直径为 $\phi = 17.26\text{mm}$, Δr_i 由 $0.01 \sim 0.45\text{mm}$ 递增, $\Delta Q_i = \Delta Q = \pi/32$ 。

我们用这种方法对收集到的 20 号普通平纹布的 7 类 42 个 (每类 6 个) 疵点样本进行模拟 WRD 探测, 得到 42 个 64 维疵点样本特征向量, 并按式 (3) 计算 Q_i 值。我们发现, 当取 $D = 32$ 时构成新样本特征向量的 32 个分量中多为楔分量, 这说明, 对于疵点的识别问题, 楔分量要比环分量具有更好的效果。由于在制造工艺上 WRD 的楔部要比环部容易得多, 因而

我们设想能否只用 WRD 的楔部进行布面疵点的光学功率谱接收。为此我们将由式 (3) 得到的 32 维样本特征向量和只用 WRD 的楔部得到的 32 维样本特征向量分别用“2”中介绍的方法进行了特征抽取, 并通过二维显示平面观察疵点样本的分布情况 (见图 4)。



a 根据 Q_1 得到的结果 b 只用WRD楔部所得到的结果

图 4 二维样本分布图

从图 4 中可见, 只用 WRD 的楔部进行疵点识别同样具有良好的可分性。为了使识别系统尽量简单, 我们只选用了 WRD 的楔部进行布面疵点的光学功率谱接收及识别分类分析。表 1 是对这 7 类布面疵点的测试样本组进行识别分类的结果。

表 1

粗降维后保留 的楔分量数 D	最终维数 d	识别率 %	粗降维后保留 的楔分量数 D	最终维数 d	识别率 %
20	6	50	30	5	78.6
22	5	35.7	30	6	85.7
22	6	57.1	32	2	100
24	3	78.6	32	3	100
26	6	85.7	32	4	92.8
28	6	78.6	32	5	92.8
30	4	85.7	32	6	85.7

为了进一步证实只用 WRD 的楔部就能解决布面疵点的光学功率谱接收及识别问题, 我们设计了一个楔形采样系统 (见图 5)。其原理是利用旋转楔形狭缝与定位采样模拟 WRD 的楔部。

运用这个采样系统, 我们对 20 号普通平纹布的 7 类 175 个 (每类 25 个) 布面疵点样本的光学功率谱进行了采样及识别分类, 表 2 是对测试样本组进行识别分类的结果。考虑到模拟系统的简陋, 这个分类结果是令人满意的。这也就证实了上述结论。这一结论为今后设计专用探测器提供了理论依据。

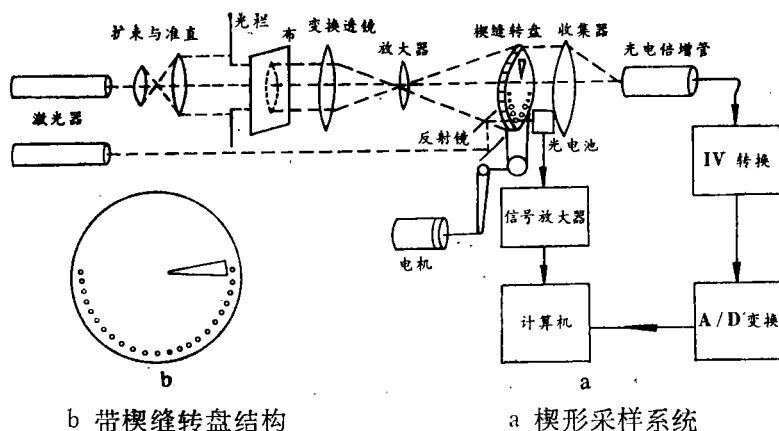


图 5

表 2

序 号	1	2	3	4	5	6	7
疵点名称	无疵点	破洞	断经	经缩	错纬	跳花	稀纬
识别率%	80%	80%	100%	84%	84%	84%	96%

由于收集所有种类的疵点样本的困难以及实验设备的简陋，因而还不能对布面疵点光学/计算机混合识别法进行总体评价。从目前得到的结果来看，这种识别方法对结构缺损型疵点、片状疵点比较敏感，如断经、破洞、经缩、稀纬等，而对于竹节、脱纬这类疵点识别率就比较低。造成这种现状的原因可能有两个：一是由于这些疵点所引起的光学功率谱变化很弱，而我们的实验装置未能有效地接收到这种微弱变化；二是识别分类算法不够完善。这个问题还有待于进一步研究。实际上，每种识别方法都具有一定的局限性，往往对某些疵点异常灵敏，而对另外的一些疵点却显得无能为力。例如，对于竹节、脱纬等疵点，光电阈值电平鉴别法就非常有效^[5]。

因为光学/计算机混合识别法是同时检测一个小区域内（一般为 $\phi = 3\text{cm}$ 的圆）是否存在疵点，所以能比较好地从结构上反映疵点与附近织物之间的关系，检测速度也较快。只是收集疵点样本是件令人头痛的事，工作量比较大，所以要想将这种方法实用化，必须得到纺织部门的大力支持。

以上讨论均要求布具有透光性，对不透光的厚布需通过布面的反射光来产生频谱，布面的漫反射将使形成的谱很弱，不易接收。如何处理这种情况，还有待进一步研究。

5 结 论

1. 运用光学/计算机混合识别法进行疵点的识别检测是可行的；
2. 只需用WRD的楔部来进行布面疵点的光学功率谱分析及识别分类；

3. 每种规格型号的布都应建立一个疵点分类;
4. 对于结构相似的布, 分类器可予合并。具体做法只有经过深入研究纺织标准和识别方法之间的关系后才能确定。

参 考 文 献

- [1] J. W. 顾德门, 傅里叶光学导论, 科学出版社, 1979.
- [2] H. L. Kasdan, Optical Power Spectrum Sampling and Algorithms, SPIE, Vol. 117, Data Extraction and Classification From Film, pp67~74, 1977.
- [3] 赵焕卿等, 用于空间频谱分析的楔环阵列探测器的研制和特性, 光学学报, Vol. 2, No. 5, pp458~462, 1982.
- [4] Duda R. U. and Hart P. E., Pattern Classification and Scene Analysis, 1973.
- [5] 耿兆丰, 布面疵点检测计算机处理系统的研究, 华东纺织工学院学报, Vol. 9, No. 4, 1983, pp86~95.
- [6] 李介谷等, 计算机模式识别技术, 上海交通大学出版社, 1986.

Using Optical/Digital Hybrid Processor to Inspect Fabric Defects

Bo Li Zhang Yuhu
Wang Yaodong Gao Baoshan

Abstract

Fabric inspection plays a significant part in the textile industry, but it can not be done automatically yet, because the full number of defect fault is large and the defect cannot be inspected easily.

In this paper, the defect fault information has been transformed by an optical system, sampled by a wedge/ring detector and then classified by a computer by using the pattern recognition theory. We have obtained a good result in our experiment.

【Key words】 fabric defect, wedge/ring detector, feature extraction, pattern recognition, optical spectrum