

基于多变量鉴别分析的光学畸变 不变性图像识别*

刘海松 邬敏贤 金国藩 何庆声

(清华大学精仪系, 精密测试技术与仪器国家重点实验室, 北京 100084)

摘 要 提出一种基于鉴别分析的光学畸变不变性图像识别方法: 对包含各种畸变的训练图像集采用主成分分析得到若干本征图像, 作为参考模式与测试图像做光学相关, 利用本征图像与输入图像的相关结果作为识别特征, 采用最佳鉴别分析做训练和识别, 即可实现对输入图像的畸变不变性快速识别。采用非相干光相关器为光学实现硬件, 给出了实验结果。

关键词 图像识别, 畸变不变性, 相关, 主成分分析, 鉴别分析。

1 引 言

光学图像处理系统由于其高度并行性而非常适合于实时图像处理工作, 因此近年来得到广泛研究^[1, 2]。本文作者已经成功地研制了一套光电混合图像识别系统, 并将其应用在以人脸图像为识别目标的“电子门卫”中^[3~6]。但是, 与其他基于光学识别的方法一样, 畸变不变性识别仍然是一个没能很好解决的问题。这是由于大多数基于光学相关方法的图像识别技术, 在对相关结果的后续处理上都是通过简单地对相关峰取阈来进行判决, 没有充分结合现有计算机在数字计算方面的优势和灵活性。畸变不变性识别的含义是指当待识别目标存在位置、尺寸、姿态或光照等条件变化时, 识别系统仍然能够做出正确判断。本文侧重考虑应用在“电子门卫”系统中的人脸图像识别, 这种系统的主要作用是防止陌生人和危险分子进入涉密部门, 而要求系统具有一定的畸变不变性识别能力的目的, 主要是避免合法人员由于其脸部图像的变化造成也无法进入的情况。由于可以利用简单的机械定位装置和单一的照明光源使得待识别人脸图像的位置、尺寸和亮度等条件基本保证稳定, 因此, 畸变不变性识别的内容只包含正常的头部旋转变化(俯仰、扭转、偏转)和面部表情变化(一般为严肃、放松、微笑)。

本文受前人研究成果^[7~12]的启发, 提出将“基于多变量鉴别分析的畸变不变性识别方法”融入到光学系统中。因为采用光学方法实现其中的部分计算过程可以克服速度受到计算复杂性和数据串行存取、计算等瓶颈问题的限制, 从而大幅度提高识别速度。

* 国家科委 863 高科技项目(863-307-14-4)及国家自然科学基金(69775008)资助项目。

收稿日期: 1998-12-14; 收到修改稿日期: 1999-04-05

2 基于鉴别分析的光学畸变不变性图像识别方法描述

2.1 基于鉴别分析的光学畸变不变性图像识别方法框图

图 1 为基于鉴别分析的光学畸变不变性图像识别方法框图: 首先, 输入图像和图像库中存储的参考图像的光学相关结果经过特征选择构成特征向量, 其维数远远小于原始图像的像素数, 达到降维的目的; 然后, 利用鉴别分析方法将特征向量投影到更低维的鉴别空间, 对于一个 C 类图像的分类识别问题, 鉴别空间一般为 $C - 1$ 维, 鉴别分析的作用就是在训练过程中使已知类别隶属关系的各幅图像的鉴别向量在鉴别空间中具有最佳的类别可分性, 即满足“类间散布最大化同时类内散布最小化”的原则; 最后, 对于任意输入的未知类别隶属关系的测试图像, 对其鉴别向量使用最小距离判别准则, 就可得出该图像与哪类训练图像最接近的结论。由于在训练过程中, 每类图像均包含各种畸变的样本, 因此在测试时, 该方法可体现出很好的抗畸变能力。下面将分别对光学相关特征提取和鉴别分析两个主要过程进行阐述。

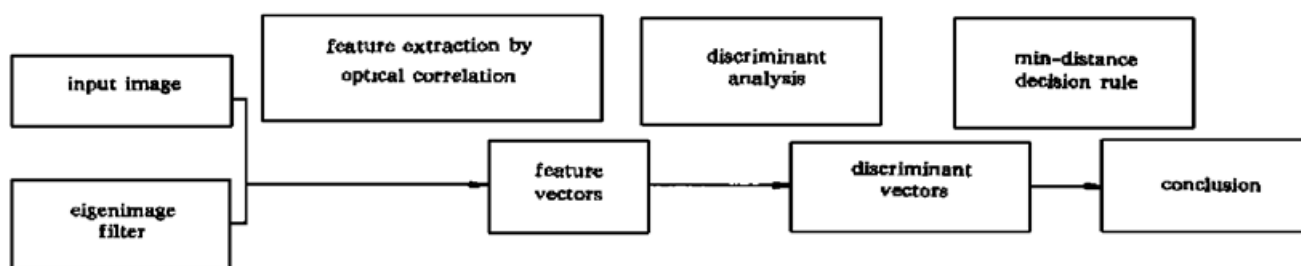


Fig. 1 Flow chart of the optical distortion-invariant recognition method based on the discriminant analysis

2.2 光学相关特征提取

设计模式识别系统, 首先要对识别对象的性质作测量, 并将这些测量值作为分类用的特征。在图像识别中, 通常将 $N \times N$ 图像中的每一点的灰度值都看成是一个度量值, 将图像等效成一个 N^2 维的向量。这种测度方法易于实现, 但是每个像元上的度量值并不带有很多判别信息, 采用这样的数据直接作为模式特征会使后面的分类器设计复杂化, 不仅浪费机时, 而且分类效果也不会很好。这种现象称为“特征维数灾难”。在这种情况下, 如果不从根本上改变物理的测量方法, 自然希望能从平面点阵的度量数值中提取更重要的特征, 以实现更有效的模式分类系统, 这个步骤就称为特征提取, 在设计模式识别系统中颇为重要。

本文利用输入图像和参考图像的光学相关结果经过特征选择构成特征向量, 这一过程从光学信息处理的角度可以理解为以参考图像作滤波器, 以光学相关器作实现硬件的光学滤波, 光学相关结果即滤波结果; 而从模式识别理论解释就是特征提取的过程: 用低维的特征向量表达具有高维信息的原始图像, 光学相关器充当一个快速的特征提取器, 与计算机特征提取相比具有明显的速度优势。而如何保证光学滤波得到的特征向量具有较好的类别可分性, 则有赖于参考图像的选取。本文中选取的参考图像是从大量的包含各种畸变的训练图像集中采用主成分分析法(即 Karhunen-Loeve 变换, 以下简称 K-L 变换)得到的本征图像。统计模式识别理论指出, K-L 变换是在均方误差最小的意义下获得数据压缩的最佳变换, 且不受模式分布的限制。Kumar 等人^[11]曾为解决光学相关图像识别中的畸变不变性问题建立了一个统计相关器模型, 并证明了本征图像是在光学相关峰信噪比最小的意义上的最佳滤波器。

本征图像的获取过程简要描述如下: 设训练图像集中包含 M 个像素数均为 $N \times N$ 的图像样本, 分别用 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_M$ 表示, 其中每个 X_m 均代表一个 N^2 维的向量, 首先求出

训练集的平均图像

$$\mu = (1/M) \sum_{m=1}^M \mathbf{X}_m, \quad (1)$$

计算训练集的样本协方差矩阵

$$\mathbf{R} = (1/M) \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_m - \mu)(\mathbf{X}_m - \mu)^t, \quad (2)$$

其中 t 表示转置。计算矩阵 \mathbf{R} 的本征值 λ_i 和本征向量 ϕ_i :

$$\mathbf{R}\phi_i = \lambda_i\phi_i, \quad (3)$$

本征值和本征向量是指对于矩阵 $\mathbf{R}(N^2 \times N^2)$, 存在 N^2 个标量 $\lambda_i, i = 0, \dots, N^2 - 1$, 使得

$$|\mathbf{R} - \lambda_i\mathbf{I}| = 0, \quad (4)$$

\mathbf{I} 为单位矩阵。这些 λ_i 称作矩阵 \mathbf{R} 的本征值。进一步, 存在相应的 N^2 个 N^2 维向量 ϕ_i , 使得(3)式成立, 称作矩阵 \mathbf{R} 的本征向量, 它们形成一个正交集。选择对应于前几个最大本征值的本征向量 $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_k$, 将它们可视化为图像形式, 便是所要的本征图像滤波器。本征图像是一组正交基向量的集合, 在最小均方误差意义上提供了训练图像集的最佳近似, 任意一幅训练图像可以用相对较少的本征图像的线性组合近似。把输入图像向每个本征图像上投影(内积运算)可得到一组权重系数, 用于图像的表达和恢复^[7, 8]; 如果把权重集合当作一特征向量, 则采用简单的最小距离判别准则即可实现图像的分类和识别^[9, 10]。但是, K-L 变换是一种非监督的特征提取技术, 没有利用到已知的训练集中各样本的类别隶属关系, 得到的特征向量只是表达(描述)样本集合的最佳特征, 而并不能把训练样本按照“类间散布最大化同时类内散布最小化”的原则加以分类, 因此对于分类和识别并不是最优方法, 尤其是对于带畸变的测试样本。因此本文采用下节要阐述的鉴别分析方法, 以实现畸变不变性识别。

本文采用光学相关特征提取取代前人方法中的内积计算, 不仅利用了光计算的快速性, 且可以同时得到更多的特征。因为除了相关面上原点的相关峰值恰好就是两个向量的内积值以外, 相关面上其他点的强度值, 乃至整个相关峰的形状、灰度分布等信息都是可以当作识别特征的。Merkle 等^[12]曾提出了六种用于从光学相关结果中提取特征的方法, 并指出当输入图像存在畸变时, 虽然相关峰值会有较大变化, 使得单纯利用判断相关峰高低的传统方法失败, 但是相关峰的形状及灰度分布等特征变化不大, 利用这些特征仍可以进行正确识别和分类。但是, 该方法中使用的图像滤波器就是简单的训练图像的平均, 与本文采用的本征图像滤波器相比, 得到的光学特征的样本表达性不是最佳的。Merkle 提出的六种特征提取方法是: 轮廓特征(其中又分简单参数如相关峰轮廓的面积、周长和最大光强, Freeman 链码, 和傅里叶描述子)、灰阶包络直方图、灰阶曲线直方图、经典矩、距离直方图, 和直接灰度分析。本文从计算复杂性的角度考虑, 采用其中最简单省时而又非常有效的直接灰度分析法, 即直接以相关峰原点四周一固定邻域内的灰度分布作为特征。前面曾经将基于绝对差度量的最小距离判别应用于这样的特征向量上, 取得过较好的实验结果^[13], 本文进一步把鉴别分析应用在选定窗口内的光强分布上, 提高了畸变不变性识别的能力。

2.3 鉴别分析方法^[14, 15]

训练过程需要将训练集中已知类别隶属关系的各个样本图像(此时是用各自的特征向量来表示的)进行分类。用一个线性变换把所有特征向量分割到 C 个类别中去。特征空间变换到鉴别空间, 其维数至少为 $C - 1$ 。鉴别分析的作用就是寻找这样一种变换, 即一个投影矩阵

W 将特征向量 Y 投影到鉴别空间形成一个新的特征向量, 称为鉴别向量: $Z = WY$, 使得各个样本点的空间分布满足“类间散布最大化同时类内散布最小化”。这就意味着所有代表同一类别的特征向量被聚拢在一起, 尽管它们所代表的图像具有某些畸变。

在鉴别分析中, 用类间散布矩阵和类内散布矩阵来描述类别可分离性。类内散布矩阵 S_w 显示了同一类中各个样本围绕其类内均值向量的散布情况, 表达为

$$S_w = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{n_i} (Y_j - A_i)(Y_j - A_i)^t, \quad (5)$$

其中 C 为类别数, $A_i (i = 1, 2, \dots, C)$ 为各类别的均值向量, n_j 为第 i 类中的样本数, $Y_j (j = 1, 2, \dots, n_j)$ 为各样本的特征向量。而类间散布矩阵 S_b 描述各类别的均值向量围绕所有样本的总体均值向量的散布情况, 表达为

$$S_b = \sum_{i=1}^C (A_i - A)(A_i - A)^t, \quad (6)$$

其中 A 为所有样本的总体均值向量。鉴别分析的目的是为了确定投影矩阵 W 使得比率 $\det \{S_b\} / \det \{S_w\}$ 最大化, 即最大化类间散布同时最小化类内散布。文献[14, 15] 中已经给出证明, 当投影矩阵 W 的列向量为 $S_w^{-1} S_b$ 的前几个较大本征值对应的本征向量时, 该比率最大。

下面将基于鉴别分析的光学畸变不变性图像识别的全过程总结如下:

- 1) 按实际应用的要求选取包含各种典型畸变的图像样本若干类(假设为 C 类)组成训练图像集合, 采用 K-L 变换得到能够代表该集合的本征图像作为参考图像存入计算机;
- 2) 训练图像集合中的所有样本分别与参考图像做光学相关, 选择相关峰中心点附近一固定邻域内的灰度分布作为代表该样本的特征向量 Y ;
- 3) 利用已知的训练集合中各样本的类别隶属关系和上一步中得到的特征向量, 按照式(4)、(5)求出类间和类内散布矩阵;
- 4) 计算 $S_w^{-1} S_b$ 的本征值和本征向量, 其中前 $C - 1$ 个较大本征值对应的本征向量组成投影矩阵 W ;
- 5) 计算各训练样本的鉴别向量 $Z = WY$;
- 6) 对于任意输入的未知类别隶属关系的测试图像, 重复上面的步骤 2)、5), 得到该测试样本的鉴别向量 Z_{test} ;
- 7) 使用最小距离判别准则: 计算 Z_{test} 与各训练样本的鉴别向量 Z 之间的距离, 最接近者即为该类; 若与各类皆存在较大距离, 则判定该测试样本不在系统认识的图像类别之内, 拒判。

3 实验结果

实验中采用了基于非相干光相关器的光电混合图像处理器, 如图 2 所示: 漫散射均匀光源 S , 反射镜、透镜 L_1 和实时显示在同一块液晶板 LCD 上的输入图像与滤波器图像构成了一个非相干光相关系统。摄像机 CCD_1 实时获取待识别图像, 通过图像板送入计算机, 经预处理后送上 LCD 显示。滤波器图像从计算机存储器中调出, 并在固定位置上以一定速度逐一播放。 CCD_2 探测光学相关结果, 经图像板采集得到靶面光强分布的数字化结果, 送入计算机作后续处理。处理器中的关键器件液晶板采用日本夏普公司的 QA-1200 型液晶投影板, 可以直接与计算机显示卡相连。其附件即发光均匀的漫散射背光板 QA-BL2 充当光源。采用

TH925 图像卡作为相关结果图像的采集部件。该处理器的结构特点一是采用一块液晶板同时显示两幅图像，这不仅降低成本，简化结构，而且确保了两幅图像具有相同的像素尺寸和同步的电信号。二是仅用一块反射镜而不是习惯上采用的两块互成直角的反射镜作为光路连接器件，目的是为了尽可能地缩短两幅图像之间的距离，虽然系统会因此成为非同轴光路，但对实用并无影响。此外，单反射镜调节灵活并可避免由于双反射镜不严格垂直而引起的重影现象。

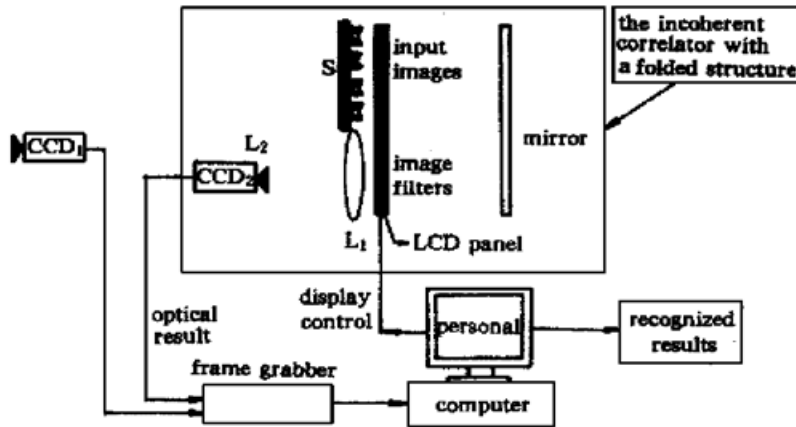


Fig. 2 Sketch map of the opto-electronic image processing system based on an incoherent optical correlator

实验中选择了 9 个人，每人 5 幅含畸变的图像作为训练集合。典型畸变包括各种表情变化及头部旋转等，图 3 给出了其中一些例子。图 4 则给出从训练集中经主成分分析得到的前 8 个本征脸图像滤波器。尽管本文提出的识别方法对图像是灰度或二值没有要求，但由实验条件所限，仍对显示在 LCD 上的图像作了二值化处理，以得到较好的光学相关结果。另外，受 CCD 探测和图像板采集过程中光强波动及重复采集精度不高等因素影响，即使对于相同的光学相关结果，其每个采样点的数字化灰度值也会存在平均±7 个灰阶的波动(在总共 256 级灰阶内)，这样大的波动对于后面的鉴别分析产生致命影响，使得数字计算结果完全失去准确性。为此在实验中采取邻域平均的办法克服灰阶波动，即将选定窗口分成若干子块，每个子块内所有像素的平均灰度值作为一个特征点。实验证明，当子块大小为 8×8 时，各特征点灰阶波动减小至±1，完全满足了后续数字处理的精度需要。

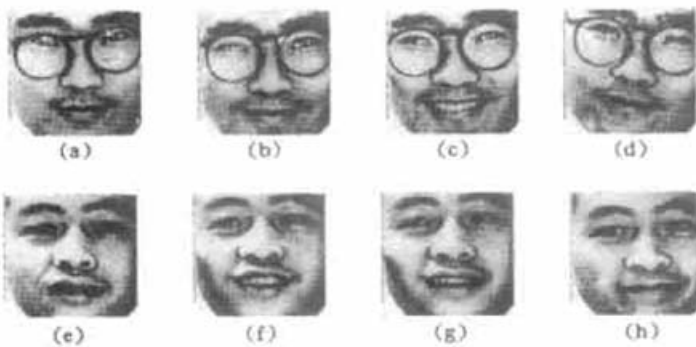


Fig. 3 Some face image examples in the training set

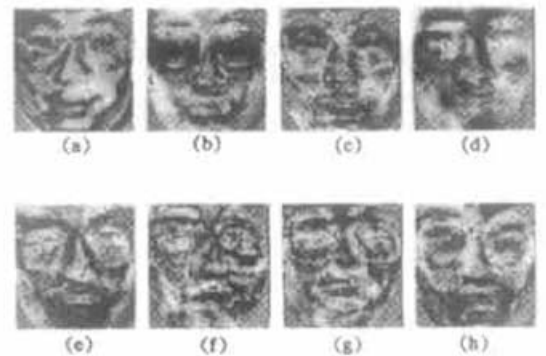


Fig. 4 The top eight eigenfaces extracted from the training set

图 5 显示了鉴别分析在优化样本类别可分性上的作用(以第 2 类样本为例，其他类别结果相似)：图 5(a)为鉴别分析之前，以光学滤波器得到的特征向量构成的样本点的空间散布情况，横轴表示 45 个样本的坐标，纵轴表示当以第 2 类样本的中心为原点时，全体样本点与

它的距离。由图可见, 分布并不满足“类间散布最大, 同时类内散布最小”的原则, 因此在分类识别中将难以应付有畸变样本的情况。图 5(b) 则是在鉴别分析以后, 以 8 维鉴别向量表达 9 类样本时, 样本点空间散布情况; 由图可见, 分布明显好于鉴别分析之前的原始特征向量的分布, 满足了“类间散布最大, 同时类内散布最小”的原则, 因此有利于畸变不变性识别。

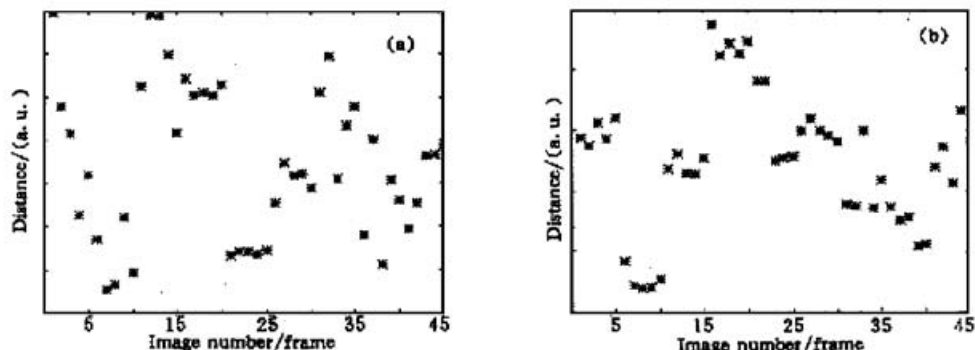


Fig. 5 A comparison of the scatter of the sample points before and after the discriminant analysis, respectively

系统用一组未知类别隶属关系的图像进行了测试, 包括与训练集中人相同但畸变不同的图像(图 6)。实验结果显示, 系统可在 2 秒之内给出判别结果(计算机的中央处理器是奔腾 133), 正确率达 100%, 可以处理头部俯仰、侧旋、偏转等变化的范围分别在 $\pm 10^\circ$ 、 $\pm 15^\circ$ 和 $\pm 10^\circ$ 左右, 并能够包含微笑、严肃和放松等表情变化, 达到了预期的目的。需要指出的是, 本文的实验是在限定的图像集合和畸变范围内完成的, 如果需要增大图像集和畸变范围, 可以通过扩大训练样本数目(如每人用 10 幅图像做训练)并使之包含更多、更大范围的畸变的方法来保持系统的抗畸变识别能力。



Fig. 6 Face image examples in the testing set with unknown group membership

结 论 本文采用基于多变量鉴别分析的畸变不变性图像识别方法和光学相关特征提取相结合, 既取得了光学计算快速性的优势, 又在一定程度上实现了对输入图像的畸变不变性识别。采用非相干光相关器为实现硬件做了初步实验, 在一个较小的训练集合(45 个图像样本)上取得了 100% 的正确识别率。该方法的特点使得随着图像库容量的扩大, 只是训练过程的时间随之增加, 而对以后输入图像的识别时间则增加很少; 这得益于采用了本征图像滤波器, 只需很少数目的本征图像, 就很好地表达了包含大量库图像的训练集合。

参 考 文 献

- [1] See, for example, the special section on correlation pattern recognition. *Opt. Engng.*, 1997, **36**(10) : 2631~ 2786
- [2] See, for example, the special sections on advances in recognition techniques, part 1 and 2. *Opt. Engng.*, 1998, **37**(1, 3) : 7~ 207, 732~ 947

- [3] Liu H, Wu M, Jin G *et al.*. An automatic human face recognition system. *Opt. Lasers in Engng.*, 1998, **30** (3, 4) : 305~ 314
- [4] Liu H, Wu M, Jin G *et al.*. Real-time optoelectronic morphological processor for human face recognition. *Opt. Engng.*, 1998, **37**(1) : 151~ 157
- [5] 刘海松, 邬敏贤, 金国藩等. 用于实时人脸识别的光电混合自动识别系统. 中国激光, 1999, **A26**(11) : 1031~ 1035
- [6] Liu H, Wu M, Jin G *et al.*. A simple postprocessing method for an optical correlation based real-time human face recognition processor. *J. Modern Optics*, 1999, **46**(3) : 529~ 539
- [7] Swets D L, Weng J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1996, **18**(8) : 831~ 836
- [8] Sirovich L, Kirby M. Low dimensional procedure for the characterization of human faces. *J. Opt. Soc. Am. (A)*, 1987, **4**(3) : 519~ 524
- [9] Akamatsu S, Sasaki T, Fukamachi H *et al.*. A robust face identification scheme —— KL expansion of an invariant feature space. *Proc. SPIE*, 1991, **1607** : 71~ 84
- [10] Pentland A, Moghaddam B, Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition. *Proc. IEEE Computer Soc. Conf. on Computer Vision and Patt. Recog.*, 1994, 84~ 91
- [11] Vijaya Kumar B V K, Casasent D, Murakami H. Principle-component imagery for statistical pattern recognition correlators. *Opt. Engng.*, 1982, **21**(1) : 43~ 47
- [12] Merkle F, L rch T. Hybrid optical-digital pattern recognition. *Appl. Opt.*, 1984, **23**(10) : 1509~ 1516
- [13] 刘海松, 邬敏贤, 金国藩等. 一种提高光学相关目标识别准确性的后处理方法. 光学学报, 1999, **19** (7) : 924~ 928
- [14] Fukunaga K. *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. second edition, San Diego: Academic Press, 1990. 399~ 450
- [15] 蔡元龙. 模式识别. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992. 104~ 129

Optical Distortion-Invariant Image Recognition Based on the Multivariate Discriminant Analysis

Liu Haisong Wu Minxian Jin Guofan He Qingsheng
*(State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments,
 Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100084)*

(Received 14 December 1998; revised 5 April 1999)

Abstract An optical distortion-invariant image recognition method based on the multivariate statistical analysis is presented. In this approach, a set of eigenimages is first extracted from a large number of training images including various distortions by using the principal component analysis and then are used as the reference patterns to be optical correlated with the testing input image. The optical correlation results between the input image and the set of eigenimages construct a feature space, on which the discriminant analysis is performed during the training and classification process. Then the distortion-invariant recognition to the input image can be implemented quickly. The optical experimental results implemented on an incoherent optical correlator are given.

Key words image recognition, distortion-invariant, correlation, principal component analysis, discriminant analysis.