

用相关矩阵特征判据法实现三重 不变光学图像识别*

杨 葆 塘

蓝 正 平

(西北大学物理系, 西安 710069)

(西安工业学院, 西安 710032)

提 要

本文首先在 K-L 变换中用相关矩阵作为特征判据进行特征压缩, 然后用综合判别函数法制备空间综合匹配滤波器, 可以有效地压缩特征图像数目。用这种滤波器实现了平移、旋转、尺度三重不变光学图像识别, 且有较高的信噪比。

关键词: 信息处理, 光学图像识别, 匹配滤波器, 计算机制全息图, K-L 变换。

一、引 言

自从 Vander Lugt^[1]提出用全息记录的方法制备著名的复数匹配空间滤波器以来, 相干光学图像识别已经取得了很大的进展。但复数匹配空间滤波器不能解决多重不变图像识别问题。后来 Casasent[†] 等人提出用综合判别函数制备匹配滤波器^[2], 比较好地解决了形变不变的问题, 但仍然还有一些不完善的地方需要解决^[3], 其中之一就是随着训练样本的增多, 而造成信噪比的下降^[4]。本文在 K-L 变换^[5]中采用相关矩阵作为特征判据, 压缩特征图像的数目, 然后用综合判别函数法综合出匹配滤波器的脉冲响应函数, 用计算机制全息图的方法^[6]制成综合匹配滤波器, 在相干光学图像处理系统中, 实现了平移、旋转、尺度三重不变光学图像识别。

二 滤波器的算法

1. 综合判别函数法

由目标图像的各种形变组成一函数序列 $\{f_n\} (n=1, 2, \dots, N)$, 设匹配滤波器的脉冲响应 $h(x, y)$ 是 $\{f_n\}$ 的线性组合

$$h(x, y) = \sum_{m=1}^N a_m f_m \quad (1)$$

若输入图像是目标图像的某一形变 f_n , 则要求它与 $h(x, y)$ 的相关在坐标原点的输出为一常数。例如:

$$g(0, 0) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f_n(x, y) h(x, y) dx dy = 1. \quad (2)$$

将(1)式代入(2)式,得

$$\sum_{m=1}^N a_m r_{nm} = 1, \quad r_{nm} = \iint_{-\infty}^{+\infty} f_n(x, y) f_m(x, y) dx dy, \quad (3)$$

给 $\{f_n\}$ 定义一个相关矩阵:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1N} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r_{N1} & r_{N2} & \cdots & r_{NN} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

用矩阵矢量符号, (3)式可以写成

$$R\mathbf{a} = \mathbf{U}, \quad (5)$$

式中 \mathbf{U} 是矩阵元为 1 的列矢量, 列矢量 \mathbf{a} 由下式确定

$$\mathbf{a} = R^{-1}\mathbf{U}. \quad (6)$$

由此可以确定满足(1)式的函数 $h(x, y)$, 从而得到一个具有形变不变特性的匹配滤波器。

2. K-L 变换

简单地说, 用一矩阵的特征值对应的特征矢量构成变换矩阵的正交变换称为 K-L 变换^[5]。若对某一 M 维矢量, 将其协方差矩阵的全部特征值按大小顺序排列 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$), 取前 K 个 ($1 \leq K < M$) 特征值所对应的特征矢构成变换矩阵, 对此 M 维矢量作 K-L 变换, 就能使 M 维矢量压缩为 K 维矢量。从几何意义上讲, 可以认为将 M 维空间的一矢量变换到一个新的 M 维空间, 且在新的空间中, $M - K$ ($1 \leq K < M$) 个轴上的投影为零或很小, 因此可以略去。这样就把一个 M 维问题变成了 K 维问题。

3. 综合匹配滤波器的算法

要把 K-L 变换应用到图像处理问题中, 首先要解决的问题是如何选取初始矢量, 然后进行 K-L 变换, 实现维数压缩。所用的方法如下:

设有 M 个训练样本图像, 每个图像有 $N = L \times L$ 个抽样点, 则可以作一矢量序列 $\{\mathbf{A}(j)\}$, ($j=1, 2, \dots, M$) 每个矢量有 n 维, 由这 M 个 N 维矢量可构成一矩阵 A

$$A = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_1^{(2)} & \cdots & a_1^{(M)} \\ a_2^{(1)} & a_2^{(2)} & \cdots & a_2^{(M)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_n^{(1)} & a_n^{(2)} & \cdots & a_n^{(M)} \end{bmatrix} = [A^{(1)} A^{(2)} \cdots A^{(M)}], \quad (7)$$

此矩阵为 $n \times m$ 阶。令矩阵 $B = A^T$, 得

$$B = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_1^{(2)} & \cdots & a_n^{(1)} \\ a_1^{(2)} & a_2^{(2)} & \cdots & a_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_1^{(M)} & a_2^{(M)} & \cdots & a_n^{(M)} \end{bmatrix} = [B_1, B_2, \dots, B_M], \quad (8)$$

其中 $B_i^T = (a_i^{(1)}, \dots, a_i^{(M)})$, ($i=1, 2, \dots, n$) 为 M 维矢量。把这 N 个矢量 B_i 选做初始矢量。

由 $(B_i - \bar{B}_i)$ 的外积得到一矩阵 C

$$\left. \begin{aligned} C_i &= (B_i - \bar{B}_i)(B_i - \bar{B}_i)^T, \quad (i=1, 2, \dots, n) \\ \bar{B}_i &= \sum_{j=1}^M \rho_j a_i^{(j)}, \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 \bar{B}_i 为矢量 B_i 的概率平均, 假定 M 个训练样本的出现概率相同, 选取 $\rho_j = (1/M)$ 。矩阵 C 为 $M \times M$ 阶, 求此矩阵的本征值 λ 和本征矢 W , 并将本征值按大小排列, 得到 $\lambda_i^{(1)} \lambda_i^{(2)} \dots \lambda_i^{(M)}$ 与 $\{W_i^{(j)}\}$, ($j=1, 2, \dots, M; i=1, 2, \dots, n$)。其中除 $\lambda_i^{(1)} \neq 0$ 外, $\lambda_i^{(2)}, \dots, \lambda_i^{(M)}$ 都为零, 这就使得按特征值的大小来压缩特征图像数目的方法失效; 又因零特征值所对应的特征矢不是唯一的, 所以必须找一新的判据。

用相关矩阵作为新的判据。为此, 首先由 (9) 式求得的本征矢 W 作变换

$$B'_i = [W_i^{(1)} W_i^{(2)} \dots W_i^{(M)}]^T B_i = \begin{bmatrix} a_i^{(1)} \\ a_i^{(2)} \\ \vdots \\ a_i^{(M)} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

其中 $a_i^{(j)} = W_i^{(j)} B_i$, ($j=1, 2, \dots, M; i=1, 2, \dots, n$), 这样就得到一矩阵 B'

$$B' = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_2^{(1)} & \dots & a_n^{(1)} \\ a_1^{(2)} & a_2^{(2)} & \dots & a_n^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_1^{(M)} & a_2^{(M)} & \dots & a_n^{(M)} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

取 B' 的转置, 并令 $B'^T = A'$, 得

$$A' = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_1^{(2)} & \dots & a_1^{(M)} \\ a_2^{(1)} & a_2^{(2)} & \dots & a_2^{(M)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_n^{(1)} & a_n^{(2)} & \dots & a_n^{(M)} \end{bmatrix} = [A'^{(1)} A'^{(2)} \dots A'^{(M)}]. \quad (12)$$

把 A' 的每一个列矢量作为一新的特征图像, 共有 M 个。其次求相关矩阵

$$R = A'^T A' = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1M} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2M} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{M1} & r_{M2} & \dots & r_{MM} \end{bmatrix}. \quad (13)$$

将自相关 r_{jj} 按大小顺序排列, 取前 K 个 ($1 \leq K < M$), 用这 K 个值所对应的 K 个矢量 $A'^{(j)}$, ($j=1, 2, \dots, K$) 作为新的特征图像。对新的 K 个特征图像按前面叙述的综合判别函数法进行综合, 就可以得到具有形变不变特性, 且有高信噪比的综合匹配滤波器的冲脉响应函数。

由于零特征值所对应的特征矢不是唯一的, 所以有可能在相关矩阵主对角线上的值均大于阈值, 以致不能有效地实现特征压缩, 这时需要重新设置一特解, 再解齐次方程组, 重新用相关矩阵特征判据法进行特征压缩, 直至得到满意的特征压缩为止。

三、实验结果和讨论

为了用综合匹配滤波器实现平移、旋转和尺度三重不变光学图像识别, 首先按本文所述的算法计算滤波器。为此, 选用字母“E”为目标图像, 把它按三种不同的尺度比 (0.5:1:1.5) 和五种不同的方位 (在 $0^\circ \sim 60^\circ$ 范围, 间隔 15°), 共 15 个图像作为初始样本进行 K-L 变换, 用相关矩阵特征判据法进行特征压缩。计算结果表明, 在该问题中可以把 15 个特征图

像压缩为 3 个特征图像。再以这三个特征图像作为新的函数序列，用综合判别函数法综合出匹配滤波器。

在作光学相关图像识别实验之前，先做计算机模拟。分别以尺度比为 1、方位角为 0° 和尺度比为 1.4、方位角为 30° 的字母“E”为输入图像(见图 1(a))，用计算所得的综合匹配滤波器作为空间滤波器，其相应的输出功率谱三维图如图 1(b)所示。为了便于比较，也用综合判别函数法对 15 个初始样本进行综合，得到另一空间滤波器综合判别函数，其相关输出功率谱三维图如图 1(c)所示。由图 1 可以看出，15 个初始样本的综合判别函数，其相关输出顶端比较平坦，难以确定极大值的位置，背景噪声很大。而只用三个特征图像的综合匹配滤波器，相关输出有明显的尖峰，背景噪声较小。按下式计算信噪比

$$SNR = \frac{g^2(0, 0)}{\frac{\iint_S g^2(x, y) dx dy}{\iint_S dx dy}}, \quad (14)$$

式中 $g(x, y)$ 为在输出面上 (x, y) 点处的相关值， S 为整个输出面的面积。计算结果见表 1，表中 No. 1~3 分别表示尺度比为 0.5、1 和 1.5 的输入图像。可以看出，在综合滤波器的综合范围内，综合匹配滤波器(SMF)比综合判别函数(SDF)的信噪比提高了约 20~23%。

最后，用计算机制全息图的方法，把计算出的综合匹配滤波器制成二元罗曼 III 型傅里叶变换全息图^[6]，作为相干光学图像处理系统中的空间滤波器，把图 2(a)所示的输入图像放在输入平面上，则输出平面上所得的输出结果如图 2(b)所示。由图 2 可以看出，在光学相关图像识别实验中，如果输入平面上出现目标“E”，不论它发生平移、旋转甚或尺度变化，只要尺度比和方位角在综合匹配函数的综合范围内，则在输出平面的相应位置上都会出现一个明显的相关亮点。而输入面上的其它字母，在输出面上没有形成明显的亮斑。说明用综合匹配滤波器可以实现平移、旋转和尺度三重不变光学图像识别。

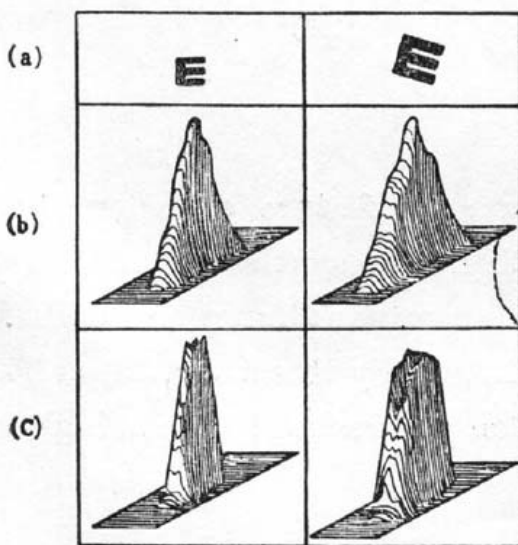


Fig. 1 Computer simulation of the optical correlative calculation. (a) Input samples, (b) Output results with SMF, (c) Output results with SDF.

(1) 在 K-L 变换中，用相关矩阵作为特征判据可以对特征图像数目进行有效的压缩。

(2) 用特征压缩后得的特征图像作为新的函数序列，所制备的综合匹配滤波器，比用综合判别函数法制备的滤波器，有较高的信噪比。

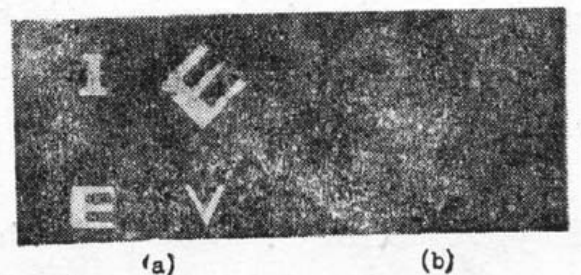


Fig. 2 Experiment of optical correlation: (a) input, (b) output.

Table 1

filter	input		
	No. 1	No. 2	No. 3
	SNR		
SDF	65.8	23	13.0
SMF	79.0	28	16.5

(3) 用计算机模拟和光学实验结果证明,上述综合匹配滤波器,在综合的尺度和方位角范围内,其相关输出具有平移、旋转和尺度三重不变性。

参 考 文 献

- [1] A. B. Vander Lugt; *IEEE Trans, Inform. Theory*, 1964, **IT-10**, 139.
 [2] D. Casasent, Rozzi Willian, et al.; *Opt, Eng.*, 1984, **23**, 716.
 [3] D. Casasent, Chang Wen-thong; *Appl. Opt*, 1986, **25**, No. 14, 2343.
 [4] B. V. K. Vijaya Kumar., E. Pochapsky; *J. Opt. Soc. Am.*, 1986, **3A**, 777.
 [5] 程民德等;《图像识别导论》, (上海科学技术出版社, 1983), 190 页。
 [6] 虞祖良, 金国藩;《计算机制全息图》, (清华大学出版社, 北京, 1984), 31 页。

Distortion-invariant optical pattern recognition by correlative matrix feature criterion

YANG BAOTANG

(Department of Physics, Northwest University, Xi'an 710069)

LAN ZHENGPING

(Xi'an Industry Institute, Xi'an 710032)

(Received 1 November 1990; revised 4 March 1991)

Abstract

In this paper, we used correlative matrix as a feature criterion in K-L transformation for feature compression, and then the synthetic matched filter (SMF) was prepared by means of the synthetic discriminant function (SDF). This method can effectively reduced the size of feature image. By this filter, the shift, scale and rotation invariant optical pattern recognition was realized with a high signal noise ratio of correlation output.

Key words: information processing, optical pattern recognition, matched filter, computer-generated hologram, K-L transformation.