

基于数学形态谱和二维矢量分类网络的模式识别及二维矢量分类网络的光学实现*

王 宁 刘立人 梁 丰

(中国科学院上海光学精密机械研究所, 上海 201800)

摘 要 介绍一种基于数学形态谱和二维矢量分类网络的模式识别体系。数学形态谱相对于图像平移和旋转不变。建立了光学二维矢量分类网络, 利用光学逻辑操作和最大值网络的循环操作, 得到与输入图像最佳匹配的模式。

关键词 归一数学形态谱, 二维矢量分类网络及光学实现。

1 引 言

模式识别中的不变问题一直是人们研究的焦点。Casasent^[1] 提出利用光学傅里叶, Polar 和 Mellin 变换; Aresenault 和 Liu^[2] 基于图像轮廓组建立了光学不变模式识别体系结构。另一方面在利用神经网络实现模式识别的研究中, 图像特征的提取一直是不变模式研究的主题。通过提取图像的不变信息, 将其排成一定长度的特征矢量训练神经网络, 使神经网络能够实现不变特征矢量的分类操作, 从而实现图像的不变模式识别。Marago^[3] 建立的数学形态谱是基于数学形态变换对于图像平移不变, 并选取特定的操作结构核, 使它对于图像旋转不变。利用数学形态谱相对于图像平移和旋转不变, 得到二维矢量分类网络的二维权重矢量的排列图。通过测量找出输入矢量与各权重矢量最短的欧氏距离以得到最佳匹配权重矢量, 从而实现特征矢量的分类操作。实现平移和旋转不变模式识别。光学二维矢量分类网络的实现是通过输入矢量与二维权重矢量排列图的逻辑操作, 测量输入矢量与各权重矢量的欧氏距离。利用最大值网络的循环操作, 得到与输入矢量有最短欧氏距离的权重矢量, 即最佳匹配。从而实现二维矢量分类网络的实时快速操作。

2 数学形态谱

数学形态谱基于数学形态变换, 具有随图像平移不变的特点。数学形态谱描述结构核与图像的匹配程度, 当结构核是圆对称时, 数学形态谱随图像的旋转不变。

设: Z 表示整数集合, X 表示离散空间的二值图像, $X \subseteq Z^2$, B 是圆结构($r > 2$), $PS(n, B)$ 表示数学形态谱, $n \in Z$ 是整数。则数学形态谱:

* 本工作得到国家基金委和高技术局资助。

收稿日期: 1995 年 5 月 19 日; 收到修改稿日期: 1995 年 7 月 14 日

$$PS(n, B) = A(X \cdot nB) - A[X \cdot (n+1)B] \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

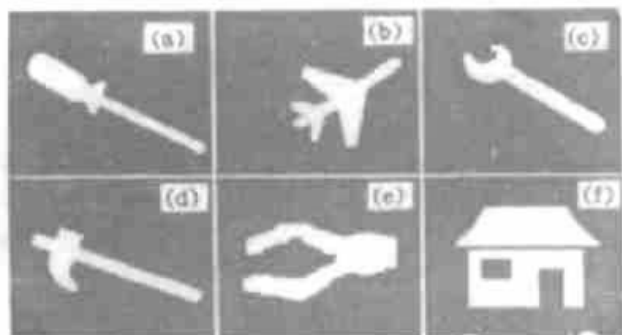


Fig. 1 Six different images used as training patterns

其中 \cdot 表示数学形态学的运算, $A(X)$ 表示 X 的面积, $OB = \{(0,0)\}$, $nB = [B \oplus B \dots \oplus B]$. \oplus 表示数学形态学的膨胀运算. 引入归一化的数学形态谱为:

$$NPS(n, B) = \frac{PS(n, B)}{\sum_{n=0}^N PS(n, B)} \quad n = 0, 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中 $N = \max \{n; X \ominus nB \neq \emptyset\}$, $X \ominus nB = \emptyset$ for all $n > N$. \ominus 表示数学形态腐蚀操作. 图 1 为六幅图像, 表 1 给出这六幅图像的归一数学形态谱, 它代表了图像的特征.

Table 1

NSP \ n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.01	0.08	0.02	0.19	0.12	0.09	0.11	0.38	0	0	0
2	0.01	0.01	0.09	0.25	0.08	0.21	0.00	0.08	0.05	0.27	0
3	0.01	0.00	0.33	0.06	0.00	0.02	0.08	0.02	0.49	0	0
4	0.01	0.01	0.02	0.57	0.00	0.05	0.02	0.09	0.00	0.00	0.21
5	0.00	0.02	0.03	0.00	0.06	0.66	0.24	0	0	0	0
6	0.01	0.01	0.07	0.27	0.26	0.01	0.01	0.00	0.02	0.04	0.30

3 二维矢量分类网络

图 2 给出二维矢量分类网络的草图. 二维矢量分类网络是将网络元胞排列成二维, 每一元胞表示存储的权重矢量, 它与输入矢量并行互连, 通过测量输入矢量与网络元胞中权重矢量的欧氏距离, 来决定输入矢量与网络各权重矢量的匹配程度, 与输入矢量具有最短欧氏距离的权重矢量表示最佳匹配矢量. 设输入矢量表示为: $L = [l_1, l_2, \dots, l_n] \in R^n$, 元胞代表的权重矢量表示为: $m_i = [m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{in}] \in R^n$, 则最佳匹配元胞 m_c 表示为:

$$\|L - m_c\| = \min \|L - m_i\| \quad (3)$$

二维矢量分类网络经过训练^[4], 得到权重矢量排列图.

我们使用 6 种模式(图 1 所示)的 60 幅图像(10 幅具有不同程度旋转和平移的图像对应同一模式)的归一数学形态谱训练网络, 得到网络权重矢量, 列于表 2 中, NSP1 对应 1(a), NSP2 对应图 1(b), 以此类推.

Table 2

NSP \ n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.01	0.08	0.02	0.21	0.15	0.10	0.12	0.32	0	0	0

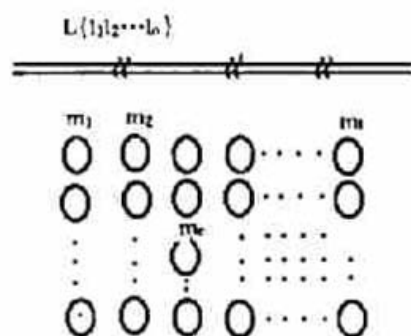


Fig. 2 The schematic diagram of 2-D vector quantization network

	n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
NSP		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
2		0.02	0.02	0.09	0.24	0.08	0.18	0.02	0.04	0.05	0.28	0
3		0.01	0.01	0.33	0.07	0.01	0.05	0.09	0.11	0.34	0	0
4		0.01	0.02	0.06	0.58	0.06	0.08	0.05	0.10	0.02	0.00	0
5		0.00	0.01	0.03	0.01	0.09	0.60	0.22	0	0	0	0
6		0.01	0.02	0.09	0.25	0.23	0.01	0.01	0.01	0.02	0.03	0.32

4 二维矢量分类网络的光学实现和实验结果

光学二维矢量分类网络是由双层结构组成，首先利用光学逻辑“与”测量输入矢量与权重矢量的欧氏距离，然后寻找最短的欧氏距离，表示为：

$$\|L - m_c\| = \min \|L \cap m_i!\| \tag{4}$$

式中!表示反操作。

4.1 最大值输出网络

将输入矢量和二维权重矢量中每一元胞的欧氏距离叠加，用该叠加结果对每一元胞与输入矢量的欧氏距离进行归一化， U_i 表示归一化的输入矢量与元胞的欧氏距离，将寻找最小 U_i 转化为寻找最大的 $U_i!$ 。最大值输出网络表示为：

$$U_k(t + 1) = g\left[\sum_{i=1}^M S_{ik}(U_i^{(t)!})\right] \quad (i \geq 1, k \leq M) \tag{5}$$

$$S_{i,k} = \begin{cases} 1 & i = k \\ -\rho & i \neq k \end{cases} \quad (\rho < 1/M, i \geq 1, k \leq M) \tag{6}$$

式中 $g(\cdot)$ 表示 CCD 探测器的非线性阈值操作， $S_{i,k}$ 表示第 i 神经元与第 k 个神经元之间的互连权重矢量， M 表示该最大值输出网络的输入和输出节点数。在本文的最大值输出网络中， M 为6，它表示六个存储矢量。当 $\rho < 1/M$ 时，该网络收敛，此时网络有唯一输出。经过最大值输出网络的循环操作，网络的唯一输出即表示某一权重矢量与输入矢量的最佳匹配，即与输入图像最相似的存贮图像被选择输出。

4.2 二维矢量分类网络的光学实现

图3给出光学二维矢量分类网络的草图，它是由扩展光源，液晶屏(LCTV)，透镜列阵，透镜，CCD探测器和PC组成。第一步实现输入矢量 L 与二维权重矢量排列图反 $m_i!$ 的平行互

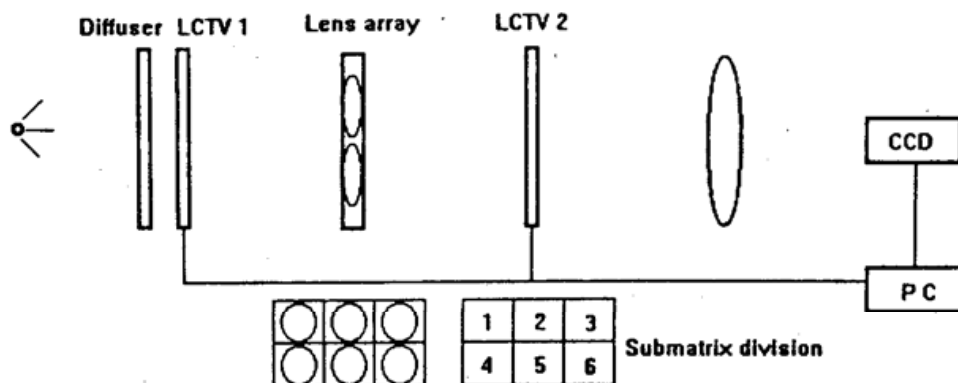


Fig. 3 The schematic map of optical 2-D vector quantization network

连。首先完成二维权重矢量排列图的面积编码(本文选择表2权重矢量前九个分量，该选择

可以根据具体图像而定), 并将编码图的反显示于 LCTV2 中; 接着将输入矢量进行面积编码, 并显示于 LCTV1, 由六个聚焦透镜组成的透镜列阵将输入矢量面积编码图分别成像于 LCTV2 中的子矩阵, 并要求两叠加的面积编码图的比例为 1:1, 由此实现输入矢量和二维权重矢量反的逻辑与操作, 它表示欧氏距离的测量。根据图 4(b) 将表 2 中的每一权重矢量取阈值进行面积编码, 以 3×3 等面积表示矢量的九个分量, 每一面积被分为 9 个区域表示特征矢量的 9 个阈值。图 4(c) 给出表 2 的二维权重矢量面积编码图, 并将每

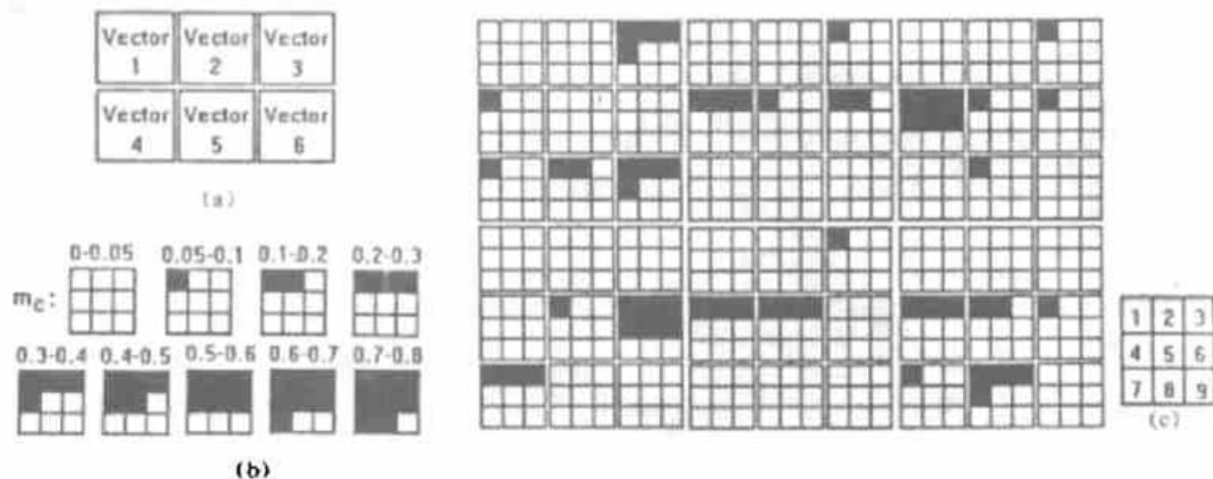


Fig. 4 (a) the submatrix division; (b) the area modulation for the multilevel normalized scaling pattern network spectrum; (c) the area modulation of the 2-D weight vector map of the 2-D vector quantization

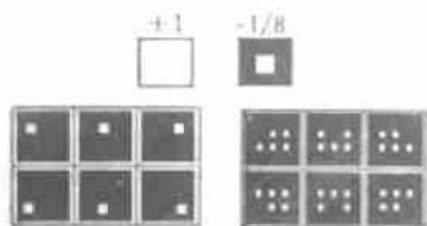


Fig. 5 (a) the area modulation for the positive and negative weight of the maxnet; (b) the weight map of the maxnet

一权重矢量的面积编码图的反依次示于 LCTV2 的子矩阵中。第二步为最大值输出网络操作。将 CCD 探测器得到的输入矢量和二维权重矢量反的逻辑与操作光强分布取反后, 输入到 LCTV1; 将最大值输出网络的互连权重编码图。以透镜列阵实现 LCTV1 与 LCTV2 最大值输出网络的互连操作, 进一步将 CCD 探测器得到的光强分布输入到 LCTV1, 进行最大值输出网络的第二次循环, 经过几次循环之后, 输出一最大光强值, 它表示与输入矢量最佳匹配的权重矢量。

图 6(a) 显示一个飞机图像, 包含 5% 的噪声, 将该图像的归一数学形态谱的面积编码图作为二维矢量分类网络的输入矢量, 得到输入矢量与二维权重矢量的匹配输出示于图 6(b)。图 6(c) 给出最大值网络 3 次循环之后的结果, 即对应最佳匹配模式(图 1(b))。



Fig. 6 Experimental results; (a) a plane image embedded in 5% random noise; (b), (c) the output from the 2-D vector quantization network and the minnet layer respectively

结 论 本文介绍一种基于归一数学形态谱和二维矢量分类网络的模式识别体系。该体系相对于图像平移和旋转不变。用归一化的数学形态谱作为图像的特征矢量, 训练二维矢量分类

网络,得到二维权重矢量的排列图。在此基础上建立了光学二维矢量分类网络的双层结构。以光学逻辑与操作,实现输入矢量与二维权重矢量排列图的互连,完成权重矢量的欧氏距离测量。再利用最大值输出网络选择最佳匹配权重矢量,从而实现图像的模式识别

参 考 文 献

- [1] D. Casasent, D. Psaltis, Position, rotation, and scale invariant optical correlation. *Appl. Opt.*, 1975, **15**(7): 1795~1799
- [2] S. Chang, H. H. Arsenault, D. Liu, Invariant optical-pattern recognition based on a contour bank. *Appl. Opt.*, 1994, **33**(14): 3064~3076
- [3] P. Maragos, Pattern spectrum and multiscale shape representation. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. intell.*, 1989, **11**(7): 701~716
- [4] R. P. Lippmann, An introduction to computing with neural nets. *IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc.*, ASSP 1987, **5**(4): 4~22

Shift, Rotation Invariant Pattern Recognition Based on Morphology Pattern Spectrum and 2-D Vector Quantization Network and the Optical Implementation of 2-D Vector Quantization Network

Wang Ning Liu Liren Liang Feng

(Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy Sciences, Shanghai 201800)

(Received 19 May 1995; revised 14 July 1995)

Abstract In this paper, we propose a shift and rotation invariant pattern recognition architecture, using morphology pattern spectrum as image feature representation and 2-D vector quantization network as vector classifier. Morphology pattern spectrum is invariant not to image shift, but to image rotation when the structure element is rotationally symmetric. We use it constructing a feature vector of an image to train a 2-D vector quantization network. After training, it can implement the classification of feature vector. The optical implementation of the 2-D vector quantization network is demenstrated and the experiment results are given.

Key words pattern recognition, 2-D vector quantization network, morphology pattern spectrum, optical implementation.