

基于混合类间联想神经网络的光学模式识别*

程惠全 刘立人 李国强 周常河

(中国科学院上海光学精密机械研究所, 上海 201800)

摘 要 通过结合自联想模型与异联想模型, 提出了一种混合类间联想神经网络的光学模式识别系统。在该神经网络中, 输入模式矢量不仅通过自联想识别自身, 还通过异联想识别配对矢量, 因而提高了识别概率。与匹配滤波器光学模式识别系统相比, 识别结果直接, 系统简单可行。

关键词 混合类间联想, 神经网络, 光学模式识别。

1 引 言

神经网络由于具有潜在的智能性而受到广泛研究并被应用到诸多领域^[1]。自从 Vandelugt^[2]提出匹配滤波器概念以来, 光学相关方法就被用来进行模式识别的光学实现。迄今为止, 常用来进行光学模式识别的方法主要有综合分辨函数法^[3]、符号替换^[4]、圆谐展开^[5]、小波匹配滤波器^[6]等。由于采用光学相关方法, 它们大都遵循由 Casasent^[7]等人提出的“相关强度恒定”准则。最近有人研究该准则后得出该准则为病态的结论^[8]。作者从二阶类间联想神经网络的角度出发, 得出类似的结果。为此, 本文提出了类间联想互联模式库概念和混合类间联想光学模式识别系统结构, 分析表明该模型具有良好的识别效果。

2 二阶混合类间联想神经网络

高阶(含二阶)神经网络比一阶神经网络具有更多神经元之间的互联, 因而常被用来识别、判决多因素问题。然而由于感知器在求解异或问题上的不完善性^[9], 它们在很长一段时间里被人们所忽视。直到 1986 年才被人们重新评价^[10], 对它们的存储和学习性能给予了充分肯定。许多问题例如求解几何不变性, 都可以有效地用高阶神经网络编码以消除冗余度。类间联想模型(IPA)是一种构建学习权重矩阵的新方法^[11], 本文采用二阶类间联想神经网络。现描述如下:

对一组标号为 1 到 M 的存储矢量, 二阶类间联想权重矩阵的构造为:

* 中国科学院重点资助。

收稿日期: 1997-02-12; 收到修改稿日期: 1997-08-18

$$W_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M f_k^m f_j^m f_i^m = \sum_{m=1}^M f_j^m f_k^m \neq 0 \\ -1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M f_k^m f_j^m (1 - f_i^m) = \sum_{m=1}^M f_j^m f_k^m \neq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中 M 为存储的模式数目, 当 j 像素和 k 像素同时被激发, 并且 i 像素得处于激发态时, $W_{ijk} = 1$; 当所存储的模式包含 j 像素和 k 像素, 但不包含 i 像素, 即 $f_j = f_k = 1$ 以及 $f_i = 0$ 时, $W_{ijk} = -1$; 对于 $W_{ijk} = 1$ 和 -1 两种情况分别对应增强和抑制两种情形; $W_{ijk} = 0$ 的情况说明 j 像素和 k 像素的激发与 i 像素的激发之间无任何关联。

方程(1)所定义的权重矩阵为自联想情形, 也可以推广到异联想情形, 而当推广到异联想情形后, $W'_{ijk} = 1$ 对应 $f_j = f_k = 1, g_i = 1$; $W'_{ijk} = -1$ 对应于 $f_j = f_k = 1, g_i = 0$ 的情形; 表明由二阶 f 输入联想 g 输出的异联想性质。此时, 权重矩阵构造为

$$W'_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M f_k^m f_j^m g_i^m = \sum_{m=1}^M f_j^m f_k^m \neq 0 \\ -1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M f_k^m f_j^m (1 - g_i^m) = \sum_{m=1}^M f_j^m f_k^m \neq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

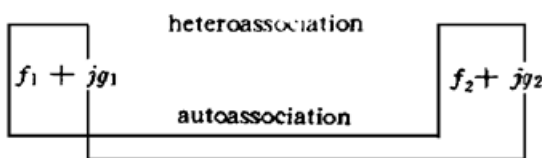
有了上面关于 W_{ijk} 和 W'_{ijk} 的定义后, 当输入一个待识别矢量后, 二阶自联想方程为

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_i &= \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N W_{ijk} f_j f_k, \\ f_i(\text{下一状态}) &= \begin{cases} 1, & \text{若 } \mathcal{F}_i > 0, \\ 0, & \text{若 } \mathcal{F}_i \leq 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

这里 $f_j f_k$ 为输入矢量的二阶形式, N 为矢量的长度。 f_i 为联想出的矢量; 与方程(2)相对应的异联想方程为

$$\begin{aligned} \mathcal{G} &= \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N W'_{ijk} f_j f_k \\ g_i(\text{下一状态}) &= \begin{cases} 1, & \text{若 } \mathcal{G} > 0, \\ 0, & \text{若 } \mathcal{G} \leq 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

在定义了上述二阶类间联想的两种模型后, 本文提出如下的混合类间联想模型, 借助复



数形式来描述。设预存储矢量包含实部和虚部, 它们的取值范围为集合 $\{0, 1\}$ 。对每个预存储矢量而言, 它的实部和虚部组成一个异联想对 $\{f_i, g_i\}$ 。对所有这些矢量来说, 它们以各自的实部和虚部按方程(1)所规定的方式构造各自的 W_{ijk} ; 除此以外, 它们还参与交叉异联想: $f_i \rightarrow g_i$ 和 $g_i \rightarrow f_i$, 这一相互关系由图 1 表示。

Fig. 1 The association relationships between two complex vectors

当上面所构造的混合矢量输入后, 它们的实部和虚部分别通过自联想回忆自身对权重矩阵的贡献, 这与一般的自联想毫无二异。该混合模型的优点在于, 当仅有实部或虚部输入时, 其实部或虚部就可以通过异联想回忆与之相配对的虚部或实部。对于模式识别来说, 模式之间的关联是很重要的。对于光学模式识别来说, 常需考虑多种畸变因素譬如比例、旋转、平移等等。通常考虑比较多的为比例和旋转两种变, 可以把上面的混合联想模型应用于光学模式识别: 令比例畸变对应混合矢量的实部, 旋转畸变

对应混合矢量的虚部。比例畸变沿着半径方向, 而旋转畸变垂直于半径方向。因此, 假定这两者在对各自的自联想方面互不干扰。对一个特定畸变物体来说, 这两种畸变一般同时存在。因此, 这个特定畸变物体的畸变状态可大致用比例和旋转两种畸变来描述。根据畸变条件和程度的不同, 可将比例畸变和旋转畸变划分到不同的类中去。这项工作在用不同样本(这些样本是属于不同的类的)训练网络形成权重矩阵之前完成。对光学模式识别来说, 该工作是必需的; 例如, 用光学相关方法来进行模式识别时, 在制作匹配滤波器之前要对系统的训练样本进行严格的分类。对上面所描述的经由混合模型映射的光学模式识别, 它们的自异联想关系可用图 2 来表达。

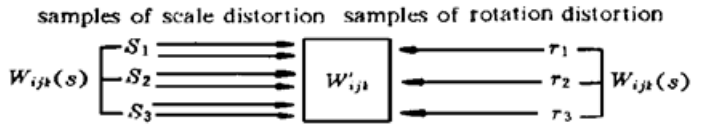


Fig. 2 The mapping of auto- and hetero- association to optical pattern recognition, where double arrows mean that has quadratic order weight in W'_{ijk} while r has only one order

从图 2 中可以看到: $W_{ijk}(s)$ 和 $W_{ijk}(r)$ 分别代表了比例和旋转两种畸变的自联想权重矩阵, W'_{ijk} 代表了异联想权重矩阵, 由前面的联想方程知它们都是二阶的。图 2 中示出了用二阶 s 回想 r 的 W'_{ijk} 的构成关系, 显然也可以用二阶 r 来回想 s 。在后一种情形, 权重矩阵取如下形式(为和前面的 W'_{ijk} 相对照, 仍用 $f \rightarrow r, g \rightarrow s$):

$$W''_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M g_k^m g_j^m f_i^m = \sum_{m=1}^M g_j^m g_k^m \neq 0 \\ -1, & \text{若 } \sum_{m=1}^M g_k^m g_j^m (1 - f_i^m) = \sum_{m=1}^M g_j^m g_k^m \neq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

相应的回想方程为

$$\mathcal{F}_i = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N W''_{ijk} g_j g_k$$

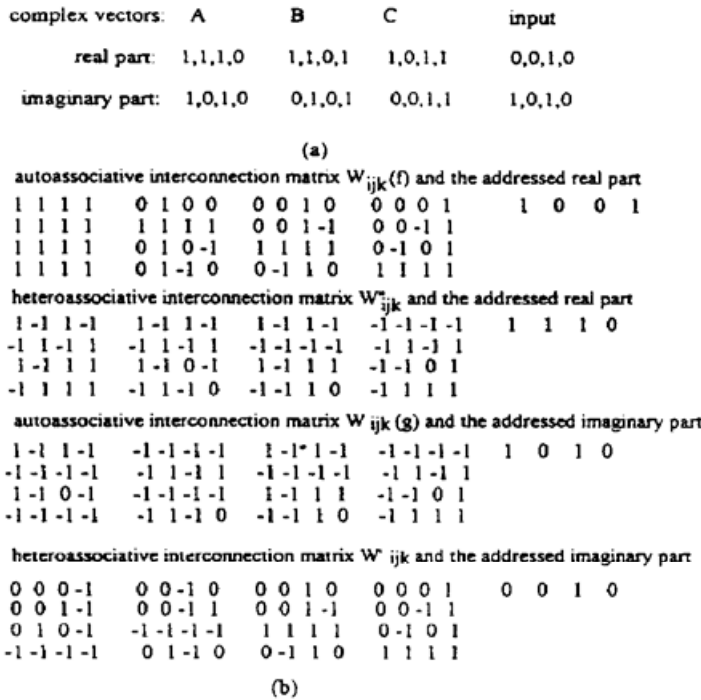
$$f_i(\text{下一状态}) = \begin{cases} 1, & \text{若 } \mathcal{F}_i > 0, \\ 0, & \text{若 } \mathcal{F}_i \leq 0. \end{cases} \quad (6)$$

由前所述, 对上面构建的二阶类间异联想模型, 如要通过 f_i 回想 g_i , 则使用方程(4); 如要通过 g_i 回想 f_i 则使用方程(6); 这种差异表明不能简单地把 W'_{ijk} 和 W''_{ijk} 相加以形成一个新的异联想矩阵同时回想 f_i 和 g_i ; 因为异联想权重 $f_i f_j g_k$ 将不可避免地成为异联想权重 $g_i g_j f_k$ 的噪声源。在大多数情况下, 权重矩阵是不对称的。因此, 如果 $g_i = \sum W' f^n$ 为一正确的联想, 那么 $f_i = \sum W' g^n$ 一般来说是不正确的。这里的上标 n 代表了 n 阶权重, 例如, f^2 代表了 $f_i f_k$ 。如果类间异联想权重矩阵具有对称形式, 即取 W'_{ijkl} 或 W'_{ijklpq} 等, 这时 f 和 g 两者对 W'_{ijkl} 或 W'_{ijklpq} 的权重贡献是等价的, 因而可用 W'_{ijkl} 或 W'_{ijklpq} 来回想 f^n 和 g^n 。换言之, 用 $\sum W' f_k f_l$ (假设 W' 具有 W'_{ijkl} 的形式) 去回想 g^2 , 反过来用 $\sum W' g_k g_l$ 去回想 f^2 也成立。如在该模型中有更多因素需要考虑进去, 就必须引进一个关联权重库的概念以决定不同的类属关系。可以对上面的混合模型与光学相关匹配滤波器系统作一类比。对匹配滤波光学模式识别来说, 把多种畸变因素都综合到一个匹配滤波器来得到稳定的相关输出的企图通常是不成功的。文献[8]中从多方面对这个问题作了详细分析, 得出的结论是可以使用滤波器库来寻求更完善的解决。上面从模式对类间异联想的权重矩阵的贡献分析得出的用权重矩阵库来进行多因素分类的结论与文献[8]中的分析是一致的。从集合论的观点看, 两者本质上是一致的。

3 光学实现: 实验及结果

本节对上面所提出的二阶混合类间联想网络, 给出一个识别示例并探讨目前条件下的光学实现手段。

从图 3 中可以看到: 对一个输入的混合矢量 $\{0, 0, 1, 0\} + j\{1, 0, 1, 0\}$, 由输入矢量的实部通过自联想和异联想得到的实部和虚部都是不正确的; 一个正确的实部输入通过异联想



能正确地联想出虚部。类似地, 一个正确的虚部输入通过异联想能正确地联想出实部。同时还发现, 如果输入矢量和某个预存储矢量的偏差落在吸引半径以内, 那么该预存矢量将被正确地回想, 文献[12, 14]通过计算机模拟对吸引半径的大小给出了一个定性和定量的描述。此外, 对字长为 8 的混合矢量所作的计算机模拟结果表明: 字长 N 增大并不影响模型的正常工作, 而预存储模式数 M 的显著增加会降低识别精度, 表明对输入矢量的要求将变得更严格。关于预存储模式矢量的先验知识, 混合异联想的这些性质将尤其有帮助。例如, 在图 3 中预存储模式的实部矢量中“1”的个数为 3, 虚部矢量中“1”的个数为 2。可以看到: 以联想出的实部和虚部与预存储实部和虚部各自的汉明距离小于 1 作为接受域, 联想出的结果为图 3 中的预存混合矢量 A。引入实部和虚部间的交叉异联想后, 识别概率得到了极大的提高。

Fig. 3 The prestored complex vectors and the second order interconnection matrices; (a) the prestored vectors and the input vector for addressing; (b) the interconnection matrices and corresponding addressed result

目前已经有几例光学系统被用来实现高阶神经网络^[12~14]。Psaltis 的文章里探讨了非冗余权重的问题^[12]。文献[13]中描述了一个紧凑化的光学系统, 主要是考虑了权重矩阵的对称特性问题。文献[14]中考虑了冗余度消除问题, 从而对该系统进行了改进。图 4 为用于二阶类间联想的单极神经网络结构原理图, 对混合类间联想的四个联想操作中的 $W_{ijk}(f)$ 、 $W_{ijk}(g)$ 、 W'_{ijk} 、 W''_{ijk} , 以及相应的联想过程, 借助编码方法用非相干光学系统加反馈来实现, 也可以用计算机全息图或光折变多重全息的方法实现。用光折变多重全息实现多因素类间联想矩阵的存储, 不仅能充分发挥体全息存储的优点, 还可以使系统小型化, 作者将对此作进一步研究。

本文采用负二进制编码^[15]通过非相干光学系统来实现如图 3 所示的模式联想过程。之所以选用字长为 4 的混合矢量是为了降低编码的工作量, 同时

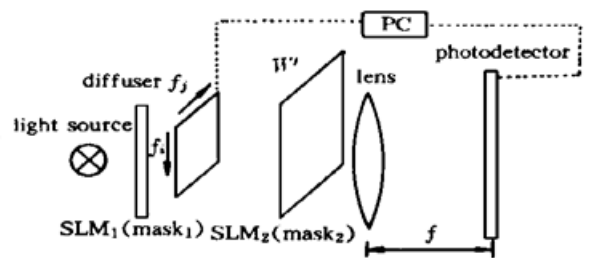


Fig. 4 The optical architecture of realizing the second order IPA model with the unipolar (0, 1) vectors as the input vectors: The input vector $\{1, 0, 1, 0\}$ and the corresponding weighting matrices are encoded by negabinary number system

受囿于所用的透镜的口径的缘故。如果将图 3 中的两组自、异联想对看作四组独立的联想过程，对中间两组互联权重矩阵及其输入进行负二进制编码并对方程(4)、(6)所给出的 g_i 、 f_i 根据权重矩阵内部元素的对称性作如下的变形(仅以 g_i 为例)：

$$\mathcal{G} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N 2W'_{ijk} f_j f_k + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N 2W'_{ijj} f_j^2 \tag{7}$$

将 W'_{ijk} 重新排列并截取为

$$\mathcal{W}'_{ijk} = \begin{cases} 2, & \text{若 } k > j \text{ 且 } W'_{ijk} > 0; \\ -2, & \text{若 } k < j \text{ 且 } W'_{ijk} < 0; \\ 1, & \text{若 } k = j \text{ 且 } W'_{ijk} > 0; \\ -1, & \text{若 } k = j \text{ 且 } W'_{ijk} < 0; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \tag{8}$$

这样可以很方便地用三位负二进制数来表示 2, -2, 1, -1, 0, 它们分别对应着 110, 010, 001, 011, 000。这样方程(4)又可改写为

$$\mathcal{G} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \mathcal{W}'_{ijk} f_j f_k \tag{9}$$

实验原理正是基于方程(9)，图 5 所示为依据方程(9)所进行的实验结果(第一次迭代)。异联想[图 5(a)]相关所对应的中心光强(图中每一组相关像点第三行第三列的编码序列)为 112, 111, 112, 021, 相应的十进制数为 4, 3, 4, -3, 经方程(4)所给的二值取阈运算所得结果为 1, 1, 1, 0, 与图 3 中的计算机模拟结果相一致。与此类似，自联想[图 5(b)]光学相关实验结果也与图 3 中的计算机模拟结果相吻合。

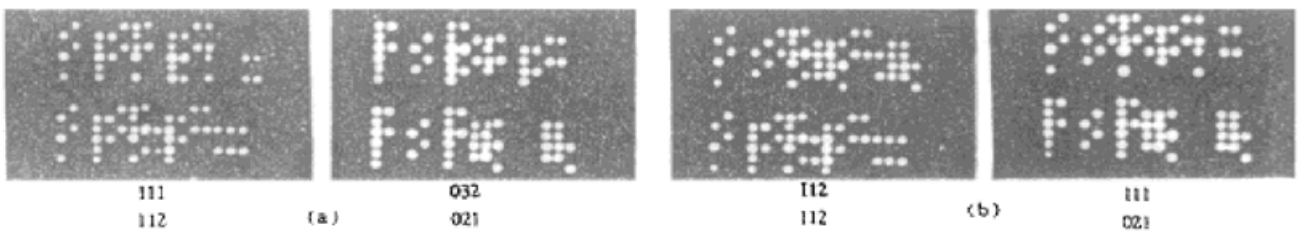


Fig. 5 The results of the proof-of-principle experiment. (a) The result of heteroassociation. (b) The result of autoassociation

在此，本文提出用于混合类间联想光学模式识别的方案。由于内外边界的轮廓走向及轮廓尺度可用于描述图像的特征，因而对用于构造联想矩阵的基图像可根据对其微分后的轮廓进行模式表达(表示成矢量形式)；再按前述方程构建联想矩阵，并按图 4 所示方式记录在相应的 SLM_2 (mask₂)上，此联想矩阵由于不随运算迭代改变而保持稳定。然后，对输入物体用光学或计算机微分并进行模式表达后的模式按图 4 中的布置由计算机送到 SLM_1 (可以是反射或透射式液晶屏)，执行方程(3)、(4)和(6)中的运算，将需要迭代的模式由计算机编码送到输入面 SLM_1 ，迭代的次数可以预先控制。最终的输出代表联想出的模式，根据查找表方法对应基图像。计算机在这里起到一个总体协调和进行运算迭代的作用。

结 论 本文把类间自联想与异联想结合起来，提出了一种用于光学模式识别的混合类间联想神经网络，并探讨了把它用于模式识别的光学实现方法；在多因素关联联想方面提出了联想矩阵库的概念。所有这些概念和方法可以推广到更高阶的混合类间联想，并可用对称互联来简化问题的复杂性，为用神经网络进行光学模式提供了新的思路。

参 考 文 献

- [1] J. J. Hopfield, Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Nat. Acad. Sci. USA*, 1982, **79**(4) : 2554~ 2558
- [2] A. Vandelugt, Signal detection by complex spatial filtering. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 1964, **IT-10**(2) : 139~ 145
- [3] C. F. Hester, D. Casasent, Multivariant technique for multiclass pattern recognition. *Appl. Opt.*, 1980, **19**(11) : 1758~ 1761
- [4] K. -H. Brenner, A. Huang, N. Streibl, Digital optical computing with symbolic substitution. *Appl. Opt.*, 1986, **25**(18) : 3054~ 3060
- [5] Y. N. Hsu, H. H. Arsennault, Optical pattern recognition using circular harmonic expansion. *Appl. Opt.*, 1982, **21**(22) : 4016~ 4019
- [6] Y. Sheng, D. Roberge, H. Szu *et al.*, Optical wavelet matched filters for shift-invariant pattern recognition. *Opt. Lett.*, 1993, **18**(4) : 299~ 301
- [7] A. Mahalanobis, B. V. K. V. Kumar, D. Casasent, Spatial-temporal correlation filter for in-phase distortion invariance. *Appl. Opt.*, 1986, **25**(23) : 4466~ 4472
- [8] C. Tao, Ill-posed problem of the constant-constraint criterion in optical correlation pattern recognition. *J. Opt. Soc. Am. (A)*, 1995, **12**(10) : 2114~ 2121
- [9] M. L. Minsky, S. Papert, *Perceptrons*, Cambridge: MIT Press, 1969
- [10] C. L. Giles, T. Maxwell, Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks. *Appl. Opt.*, 1987, **26**(23) : 4972~ 4978
- [11] T. Lu, X. Xu, S. Wu *et al.*, Neural network model using interpattern association. *Appl. Opt.*, 1990, **29**(2) : 284~ 288
- [12] D. Psaltis, C. H. Park, *Nonlinear discriminant functions and associative memories. Neural Network for Computing*, J. S. Denker Ed., New York: American Institute of Physics, 1986. 370~ 375
- [13] S. Lin, J. Wu, L. Liu, Optical implementation of a 2-D neural net with a third-order interconnection for image quadratic associative memory based on a compact encoding method. *Microwave and Optical Technology Letters*, 1989, **2**(8) : 304~ 307
- [14] C. Zhou, L. Liu, Z. Wang, The second-order interpattern association model and the compact optical implementation method for the second-order neural networks. *Opt. Commun.*, 1992, **94**(1) : 25~ 29
- [15] G. Li, L. Liu, L. Shao *et al.*, Negabinary arithmetic algorithms for digital parallel optical computation. *Opt. Lett.*, 1994, **19**(17) : 1337~ 1339

Optical Pattern Recognition Based on Hybrid Interpattern Associative Neural Network

Cheng Huiquan Liu Liren Li Guoqiang Zhou Changhe

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

(Received 12 February 1997; revised 18 August 1997)

Abstract By combining autoassociation and heteroassociation, an optical pattern recognition (OPR) system based on hybrid interpattern associative neural network is proposed. In this neural network, the input vector not only addresses itself by autoassociation but also addresses its mated vector by heteroassociation, so the correct addressing probability is increased. Compared with the matched spatial filter OPR system, the addressing results are direct, and this scheme is feasible and promising.

Key words hybrid interpattern association, neural network, optical pattern recognition.