

二元综合鉴别函数的神经网络优化*

刘 颖 路明哲 张建明 方志良 刘福来 母国光

(南开大学现代光学研究所, 天津 300071)

摘 要 根据 Hopfield 神经网络的优化功能, 对综合鉴别函数进行二元优化, 使相关输出具有期望的形状及峰值大小, 从而实现旋转不变识别, 并定义了一个判别依据——判别比. 计算机模拟的结果表明, 目标物体通过优化的二元滤波器后, 不仅具有期望输出, 而且判别比要比伪目标物体至少大一个量级.

关键词 综合鉴别函数, 判别比, 模式识别.

1 引 言

人工神经网络的主要应用之一为信号处理与模式识别. 经典光学模式识别的主要手段是 Vander Lugt 提出的匹配滤波法^[1]. 但该方法鉴别能力差, 且不能解决输入物的旋转和尺度不变的识别问题. Hsu 等人提出用圆谐函数展开的方法做相关识别^[2,3], 从而解决了输入物的平面旋转不变识别. 综合鉴别函数方法作光学相关, 不仅可以实现旋转及尺度不变, 还可以分别对其输出相关峰的大小、形状及主峰与侧峰的比值等提出要求^[4], 这大大提高了系统的鉴别能力. 但是直接将这样的滤波器用于光学系统, 其精确度一般达不到要求, 因此出现了二元光学滤波器.

本文提出一种优化二元综合鉴别函数、实现旋转不变识别的方法. 学习的目标为某一物体及其旋转模式, 要求网络在完成学习后, 滤波器与目标物体及其在一定旋转角度范围内的各种旋转模式的相关输出达到期望要求. 识别的依据除了实际输出的相关平面的形状、相关峰的大小外, 还可附加一个判别依据——判别比.

采用 Hopfield 网络异步迭代的方法对二元综合鉴别函数 (BSDF) 进行优化. 这里的滤波器已不是原目标函数的线性组合, 它实际上已经脱离了原综合鉴别函数的概念^[5], 各个学习模式之间地位等同, 不能说哪个模式占优势或劣势, 且原综合鉴别函数的表达式中各目标函数的权重在优化过程中不能解析表达的.

2 Hopfield 模型

* 本课题得到国家自然科学基金资助.

收稿日期: 1993 年 9 月 2 日; 收到修改稿日期: 1994 年 1 月 10 日

设给定的一组存贮矢量为 $V_i^{(m)}$, $i = 1, 2, \dots, N$; $m = 1, 2, \dots, M$. N 为网络中的神经元的数目, M 为存贮的矢量数, 网络的突触矩阵为

$$\begin{aligned} T_{ij} &= \sum_m V_i^{(m)} V_j^{(m)} \quad i \neq j \\ T_{ii} &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

神经元的演化方程为:

$$V_i = \begin{cases} 1, & \sum T_{ij} V_j > U_i \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

U_i 为系统的阈值, 一般取 $U_i = 0$.

在 Hopfield 模型中, 能量函数的表达式为

$$E(m) = - (1/2) \sum_i \sum_j T_{ij} V_i^{(m)} V_j^{(m)} - \sum_i U_i V_i^{(m)} \quad (3)$$

可以证明, 网络按(2)式进行演化的过程是网络能量函数单调下降的过程. 对于一个优化问题, 如果它的能量函数可写成(3)式的形式, 就可利用 Hopfield 模型的神经网络进行优化.

3 综合鉴别函数及其二元优化

根据综合鉴别函数(SDF)原理^[5], 一般的相关滤波器可以写成:

$$h(x_1, y_1) = \sum_{n=1}^N a_n f_n(x_1, y_1) \quad (4)$$

式中 $f_n(x_1, y_1)$ 为目标物体的一个平面内旋转样本, a_n 是与其对应的系数, N 是训练样本数. 在本工作中, $h(x_1, y_1)$ 是二元的, 其表达式拟写为:

$$h(x_1, y_1) = F\{f_1(x_1, y_1), \dots, f_N(x_1, y_1)\} \quad (5)$$

F 为一非线性操作. 输入物 $f_n(x_1, y_1)$ 与综合鉴别函数滤波器的相关输出为

$$C_n(x, y) = f_n(x_1, y_1) * h(x_1, y_1) \quad (6)$$

式中“*”为相关运算符, x, y 为相关平面坐标.

设期望相关输出为 $d(x, y)$, 则定义能量函数为

$$\begin{aligned} E &= \sum_{x,y} E(x, y) = \sum_{x,y} \sum_n |d(x, y) - c_n(x, y)|^2 \\ &= N \sum_{x,y} d^2(x, y) - 2 \sum_{x,y} d(x, y) \sum_n \sum_{x_1, y_1} f_n(x - x_1, y - y_1) h(x_1, y_1) \\ &\quad + \sum_{x,y} \sum_n \sum_{x_1, y_1} \sum_{x_2, y_2} f_n(x - x_1, y - y_1) f_n(x - x_2, y - y_2) h(x_1, y_1) h(x_2, y_2) \end{aligned} \quad (7)$$

当把二维矢量 $h(x_1, y_1)$ 作为输入矢量进行优化时, 与(3)式比较, 得到互连权重

$$W_{ijkl} = \sum_n \sum_{x,y} f_n(x - i, y - j) f_n(x - k, y - l) \quad (8)$$

阈值 $Th_{ij} = \sum_n \sum_{x,y} 2d(x, y) f_n(x - i, y - j) \quad (9)$

这里将(7)式中的 x_1, y_1, x_2, y_2 分别换成了 i, j, k, l . 二维矢量 $h(i, j)$ 是双极的, 取+1或-1, 目标物体各分量取0或1. 采用离散非同步 Hopfield 模型的演化过程, 就可以对滤波器进行优化, 使能量函数不断降低, 直至局域最小.

4 计算机模拟及结果

本文采取计算机模拟的方法, 把 $L \times L$ 的二维二值输入模式的小角度范围内的若干旋转

模式作为训练样本. 具体地, 可取 $L = 32$, 取字母 E 及其 -20° 、 -10° 、 10° 和 20° 的旋转模式作为训练样本. 二元滤波器的初始值是随机产生的 $+1$ 、 -1 等几率分布的 32×32 维的矢量. 为了提高运算速度, 只对 64×64 的相关平面上的若干个点规定了其期望值. 这些点包括相关平面中心点以及以它为圆心的两个半径适当大小的同心圆上各均匀取 8 个点, 总共 17 个点, 如图 1 所示. 此外, 定义判别比为:

$$R = A_1/A_2 \quad (10)$$

式中 A_1 为输出相关峰值, A_2 为相关平面某个特定点集内各点绝对值的平均值. 在实际计算中, (10) 式中 A_2 的取值近似为相关平面上的 I、J、K、L、M、N、P、Q 等 8 个点实际输出的绝对值的平均值. 显然, 以 R 为判据, 还降低了系统对光源稳定性的要求. 按上述方法, 用 Hopfield 网络对滤波器进行优化. 迭代次数一般在 $(L \times L)/3$ 至 $(L \times L)/2$ 之间. 取目标物体字母 E 每隔 1° 得到的旋转物体作为待识别物体. 这样, 从 -20° 到 $+20^\circ$ 共有 41 个待识别物体. 选取旋转 90° 的母 E 相似的字母 F、与字母 E 不相似的字母 T 作为伪目标物体. 对相关平面上的 17 个点给出两组不同的期望值, 实际输出结果如表 1 所列. 相应的相关峰形状分别见图 2 和图 3. 图 4 给出了优化过程中二元滤波器的初始状态、中间状态和最终状态.

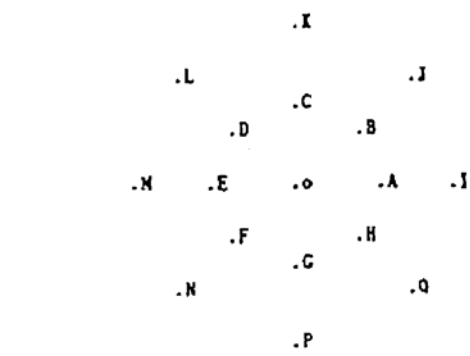


Fig. 1 The expected output of the correlation plane. The expected value of the peak O is A' , and the expected output value for A, B, C, D, E, F, G, H is a constant between A' and 0.0, and that of I, J, K, L, M, N, P, Q is 0.0

Table 1. Two groups of real outputs (the output plane is of 64×64)

input targets		peak value	peak location	R	peak value	peak location	R
true target objects of letter E	no rotation	136.0	32,32	16.7	122.0	32,32	23.8
	mode of 5°	125.0	32,32	10.8	113.0	32,32	12.1
	mode of -5°	127.0	32,32	11.5	109.0	32,32	11.8
	mode of $+10^\circ$	149.0	32,32	16.3	133.0	32,32	20.9
	mode of -10°	151.0	32,32	17.0	137.0	32,32	15.4
	mode of $+20^\circ$	151.0	32,32	11.5	137.0	32,32	13.5
	mode of -20°	153.0	32,32	14.4	133.0	32,32	15.0
false target objects	mode of 90° of letter E	110.0	32,30	5.7	83.0	33,31	9.6
	letter F	95.0	32,32	6.7	83.0	32,32	6.8
	letter T	55.0	32,29	3.1	53.0	34,24	5.0
notes	expected peak value A'			170.0			150.0
	expected peak location			32,32			32,32
	expected value of A, B, ... H;			$A'/4$			$A'/8$
	expected value of I, J, ... Q;			0.0			0.0

可以看出, 目标物体的相关峰大小及形状与期望的接近. 对于伪目标物体, 相关峰值一般比较低, 其中, 字母 T 则相关峰不明显, 且峰值很低, 约只占期望相关峰值的 $1/3$, 而旋转了 90° 的字母 E 及与字母 E 相似的字母 F 的相关峰有些偏高, 但仍低于目标物体的. 还可以

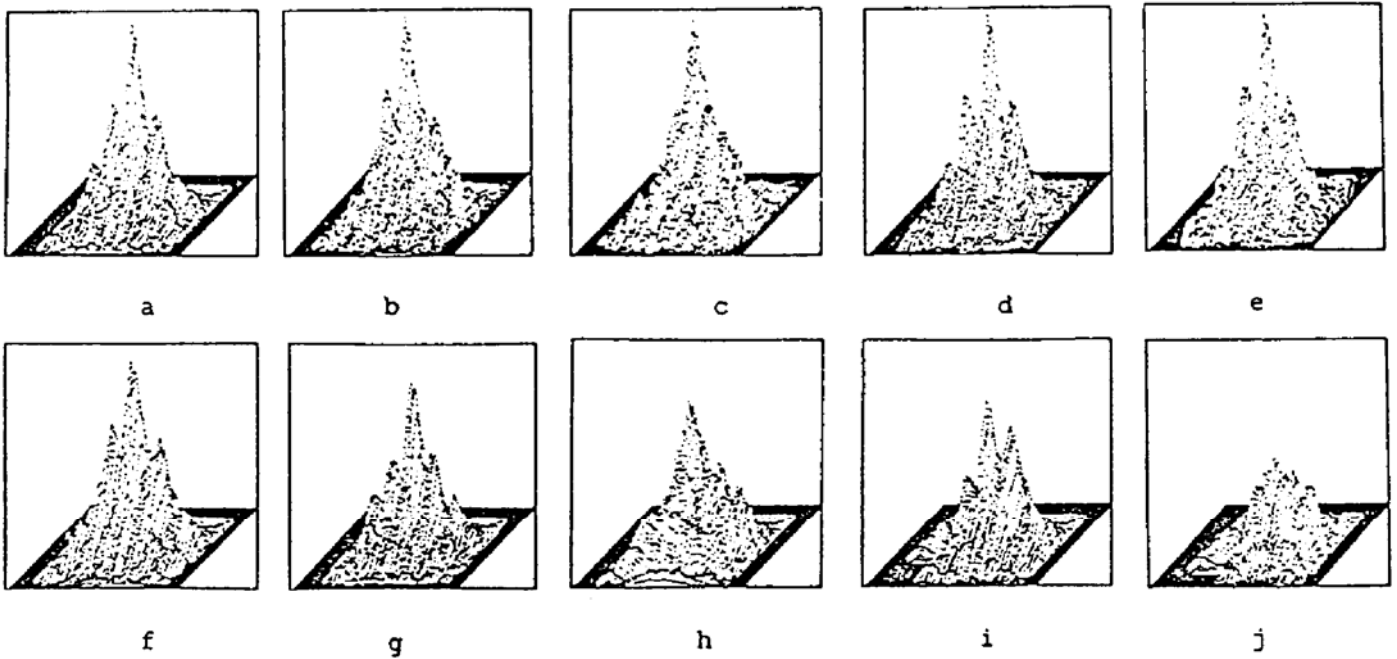


Fig. 2 Real outputs for the first group of expected values. a-g; true targets of letter E. a; no rotation, b; mode of 10 degree, c; mode of 20 degree. d; mode of -10 degree, e; mode of -20 degree, f; mode of 5 degree, g; mode of -5 degree; h-j; false targets. h; mode of 90 degree of lett E, i; letter F, j; letter T

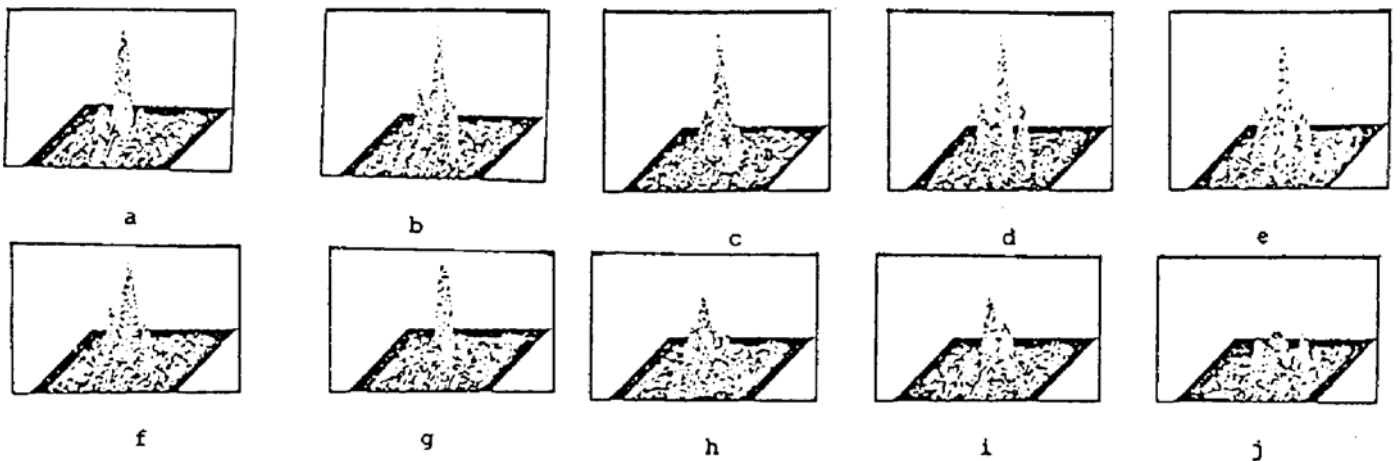


Fig. 3 Real outputs for the second group of expected values

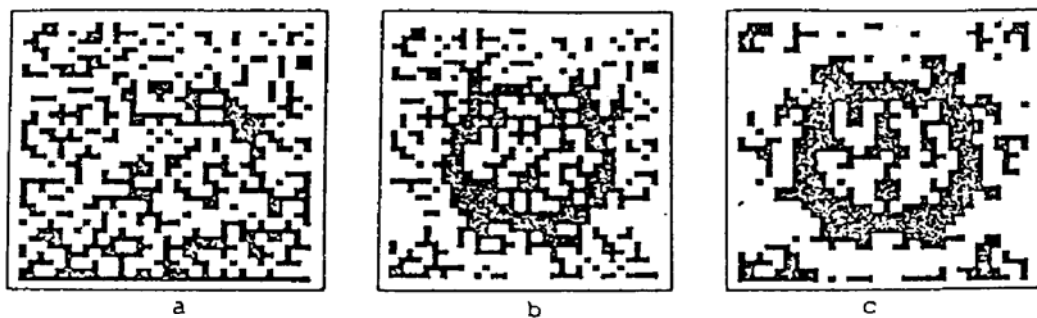


Fig. 4 Three states of the filter during its binary optimization. a; the initial states, b; a medial state, c; the final state

看出所有伪目标物体的判别比均比目标物体小一个量级, 而且在计算机模拟过程中还可出现有的目标物体的判别比大于 1000, 同时所有伪目标物体的判别比均小于 10 的情况. 可见,

以判别比为判断依据,能作出正确判断.

再有,对于目标物体,相关峰出现在相关平面中央,与期望的一致;而对于伪目标物体,相关峰一般会偏移.

由此可见,优化的二元滤波器对物体能正确识别.同时还发现,滤波器采用不同的初始值,可能会得到更好的二元滤波器.这表明,该解更接近于全部解空间的最佳解,或者说,这个更好的解对应的稳定态更接近于网络的全局最小.

结 论 本文根据 Hopfield 网络的优化功能,对综合鉴别函数进行了二元优化,使相关输出为期望函数,从而实现旋转不变识别.二元滤波器易于光学实现.

参 考 文 献

- [1] A. Vander Lugt, Signal detection by complex spatial filtering. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1964, IT-10(2): 139~145
- [2] Y. N. Hsu, H. H. Arsenault, G. April, Rotation invariant digital pattern recognition using circular harmonic expansion. *Appl. Opt.*, 1982, 21(22): 4012~4015
- [3] Y. N. Hsu, H. H. Arsenault, Optical pattern recognition using circular harmonic expansion. *Appl. Opt.*, 1982, 21(22): 4016~4019
- [4] D. Casasent, Wen-Thong Chang, Correlation synthetic discriminant functions. *Appl. Opt.*, 1986, 25(14): 2343~2350
- [5] D. Casasent, Unified synthetic discrimination function computation formulation. *Appl. Opt.*, 1984, 23(10): 1620~1627

Neural Network for Optimization of Binary Synthetic Discrimination Functions

Liu Ying Lu Mingzhe Zhang Jianming

Fang Zhiliang Liu Fulai Mu Guoguang

(*Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin, 300071*)

(Received 2 September 1993; revised 10 January 1993)

Abstract A hopfield type neural network was applied to optimize binary correlation synthetic discriminant functions (SDFs). Rotation invariance is achieved while the target object rotates in a certain angle range and a ratio for judgement which is defined as the ratio of the peak value to the average absolute value of a specific point set is given. The optimized binary SDFs (BSDFs) provide the control of the sidelobe levels and the expected shape of the output correlation functions as well as its peak intensity.

The simulation result shows that when the target object is presented to the optimized filter, not only the correlation peak is as high as expected and higher than that of the non-target objects, but also the order of the magnitude of the ratio for judgement is at least 1 greater than that of the non-target objects. The recognition ability of the filter is very strong.

Key words synthetic discrimination function, ratio for judgement, pattern discrimination.