

文章编号: 1002-2082(2006)01-0015-04

# BP神经网络在光学相关器相关峰识别中的应用

王永仲<sup>1</sup>, 张勇<sup>2</sup>, 冯广斌<sup>2</sup>, 薛蕊<sup>1</sup>, 华文深<sup>1</sup>

(1. 军械工程学院 光学与电子工程系, 河北 石家庄 050003; 2. 军械技术研究所, 河北 石家庄 050000)

**摘要:** 光学相关识别是图像识别的重要方法, 有效识别相关器输出平面的相关峰信号是保证光学相关器图像识别准确性的关键。由于激光器输出功率的波动、光学系统本身的误差以及SLM器件本身带来的噪声, 采用一般的阈值方法很难达到理想的效果。该文提出对相关器的输出平面进行预处理, 充分考虑相关信号的形状信息, 提取感兴趣区域(ROI), 采用BP神经网络对输入矢量进行计算, 可达到对相关峰信号和噪声的有效分类识别, 从而提高了光学相关器识别的可靠性, 降低了误判的概率。

**关键词:** 光学相关器; 神经网络; 感兴趣区域; 相关峰识别

中图分类号: TP183; TP391.41

文献标识码: A

## Application of BP neural network in correlated of optical correlator peak recognition

WANG Yong-zhong<sup>1</sup>, ZHANG Yong<sup>2</sup>, FENG Guang-bin<sup>2</sup>, XUE Rui<sup>1</sup>, HUA Wen-sheng<sup>1</sup>

(1. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;

2. Institute of Ordnance Technology, Shijiazhuang 050000, China)

**Abstract:** Optical correlated recognition is one of the important methods in image recognition applications. For optical correlator, to effectively recognize the peak signal of correlated output plane is the key factor to ensure the accurate image recognition. The traditional threshold method can't achieve satisfactory results due to the output power fluctuation of lasers, errors from optical systems and noise inherent in SLMs. The author proposed that, in order to effectively classify and recognize the correlated peak signal and noise to improve the performance of the optical system, the output plane of the correlator should be preprocessed, the shape information of correlating signal should be well considered, the ROI (range of interest) should be extracted and the BP neural network should be adopted to calculate the input vector. The result shows that the proposed method can improve the reliability of the correlator and reduce the possibility of misjudgments.

**Key words:** optical correlator; neural network; ROI; correlated peak recognition

## 引言

光学相关器应用于图像识别领域具有十分广阔的前景<sup>[1]</sup>。目前在光学系统小型化、匹配滤波器优化设计以及高性能空间光调制器(SLM)的研制

等方面都对它进行了广泛深入的研究。在相关平面后处理方面, 由于激光器输出功率波动、光学系统本身误差以及SLM器件性能<sup>[2]</sup>等因素可能引入一些噪声, 使相关点的峰值强度随激光器输出功率波

收稿日期: 2004-09-21; 修回日期: 2005-09-27

基金项目: 总装备部军械技术研究所基金资助(424114E)

作者简介: 王永仲(1944—), 男, 湖南澧县人, 军械工程学院教授, 博士生导师, 主要从事光电对抗及光学系统设计等方面的研究工作; 张勇(1974—), 男, 河北邢台人, 硕士研究生, 主要从事光电信息处理方面的研究。

动而变化。因此,采用阈值法判别相关峰固然简单,但阈值设定的过高或者过低都可能导致漏判或者误判。更为重要的是,阈值法识别相关峰信号实际上只是单纯利用了灰度门限,丢失了对相关信号形状信息的分析。采用神经网络方法可有效弥补这一不足,不但可以使相关峰信号的强度范围有很大的容限,同时也充分利用了相关峰的形状信息,从而有效区分相关信号和噪声。

### 1 光学相关器

在光学相关器识别系统中,目标图像经 CCD 采集送至计算机进行预处理和图像分割,然后输入到场景 SLM1;经过傅里叶透镜变换后,用 SLM2 上分时派送的匹配滤波器进行光学相关匹配滤波,再经过一次傅里叶透镜变换,使用另一具 CCD 探测输出平面上相关信号并经过图像采集卡送入计算机进行相关信号的后处理<sup>[2]</sup>,如图 1 所示。图 1 中, L1 和 L2 可实现扩束准直; L3 和 L4 为傅里叶透镜; SLM1 为输入面; SLM2 为频谱面;  $f' = 400 \text{ mm}$ 。

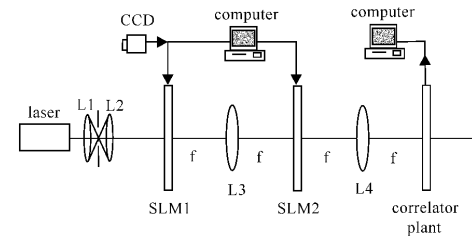


图 1 用计算机生成匹配滤波器的光学相关器原理图

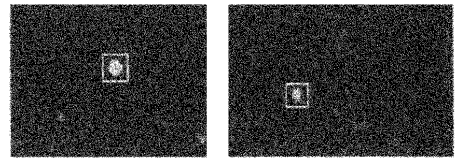
Fig. 1 Schematic diagram of optical correlator with match filter generated by computer

作为光电混合相关器,相关平面可能会引入一些噪声,这会给相关峰信号的识别带来困难。噪声源可归纳如下:

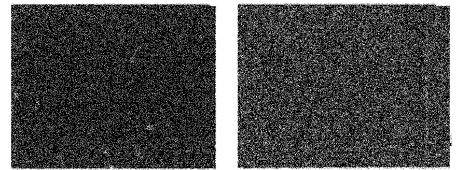
- (1) SLM1 和 SLM2 分别在振幅和相位调制状态下工作时,器件本身的传输特性引入的噪声;
- (2) SLM 本身的空间结构在相关平面引入的高级衍射噪声;
- (3) SLM1 可能将场景噪声引入到相关平面;
- (4) 激光器输出功率波动及光学系统本身引入的噪声。

实验中采用等相关峰滤波器。相关峰峰值强度变化范围较大,使其相关信号信噪比降低,相关信

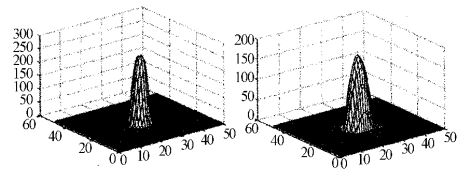
号的探测也变得困难。阈值法主要是在假定相关信号的峰值强度大于噪声峰值强度的前提下,利用门限将信号分离出来。其缺点是,当噪声信号的峰值接近或大于相关信号时会造成误判,当相关信号低于所取门限时将会造成漏判。为增强识别的可靠性,降低误判的发生,可充分利用相关峰的形状信息,分割感兴趣区域(ROI)进行分类识别。图 2(a)和(c)为相关平面上采集的相关峰及对白色矩形区域进行的图像分析(图中白色矩形区域内为相关峰)。图 2(b)和(d)为随机采集的噪声信号及其对其进行进行的图像分析。由图 2 可以看出,相关峰和噪声信号形状差异较大。因此,利用人工神经网络识别相关信号,不但允许相关信号具有较大的灰度容限,同时也充分利用了相关峰的形状信息。



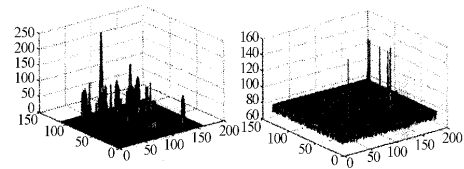
(a) 不同灰度的相关峰信号



(b) 随机采集的不同灰度的噪声信号



(c) 相关峰信号图像分析



(d) 噪声信号图像分析

图 2 相关峰和噪声信号以及采用 MATLAB 所作的图像分析

Fig. 2 Correlating peak and noise signals as well as image analyses by MATLAB

## 2 BP神经网络

神经网络是人们在模仿人脑处理问题的过程中发展起来的一种新型智能信息处理技术。由于神经网络的高速并行处理、分布存储信息等特性符合人类视觉系统的基本工作原则,以及具有很强的自学习性、自组织性、容错性、高度非线性、高鲁棒性等特点,目前已被广泛应用于模式信息处理领域中。其中由反向传播算法训练的多层感知器是神经网络中最常用、最强有力的工具之一。已经证明,由一个单隐含层和非线性兴奋函数组成的多层感知器网络可逼近任意复杂的决策边界。本系统建立的3层神经网络带有一个隐含层,非线性兴奋函数采用 Sigmoid 函数,其表达式为

$$S_c(x) = 1/(1 + e^{-cx}) \quad (1)$$

把输入模式映射到相应的分类器,所需知识由权值体现。最初,被给定问题域的权值是未知的,寻找有用权值的过程称为训练。训练完毕后,网络至少在给定误差范围内可对训练集矢量进行正确分类。在网络工作阶段,权值固定不变,并且当实际数据输入时,网络可按内插或外延方式对其分类。

首先将网络各层之间的连接权系数 $w_{i,j}$ 随机地赋予(0,1)之间的随机数,并设定学习效率 $\eta$ 和惯性系数 $\alpha$ 。当输入第一个样本对时,将第 $k$ 层第 $i$ 元素的输入和记为 $I_i^k$ ,输出记为 $O_i^k$ ;将第 $k-1$ 层 $i$ 元素向第 $k$ 层 $j$ 元素的连接权值记为 $w_{i,j}^{k-1,k}$ ,那么网络各层元素的实际输出值为

$$O_i^k = f\left(\sum_j w_{i,j}^{k-1,k} O_j^{k-1}\right) \quad (2)$$

按照(2)式调整各连接权值,即

$$w_{i,j}^{k-1,k}(t+1) = \alpha w_{i,j}^{k-1,k}(t) - \eta d_j^k O_i^{k-1} \quad (3)$$

其中,

$$\text{当 } k = m, d_j^m = (O_j^m - y_j) f'(I_j^m) \quad (4)$$

$$\text{当 } k < m, d_j^k = \left(\sum_i w_{j,i}^{k+1} d_i^{k+1}\right) f'(I_j^k) \quad (5)$$

误差函数定义为输出层各元素误差的平方和,即

$$r = \frac{1}{2} \sum_i (O_j^m(W, X) - y_i)^2 \quad (6)$$

循环利用样本对,直至 $w_{i,j}$ 趋于稳定不变为止。若训练成功,则冻结网络权值,并进行校验计算。为防止网络收敛跌入局部最小,可加入动量因子,使网络收敛速度明显加快<sup>[4-5]</sup>。

## 3 相关峰识别结果及分析

实际应用中,如果将 CCD 采集的相关平面所有的输出点全部作为输入向量送入神经网络进行

计算,显然是不切实际的。因此,需要划分感兴趣区域(ROI)作为神经网络的输入向量,具体步骤为:

1) 相关平面预处理。

所有信号的阈值由(7)式确定,即

$$\text{Threshold} = I_{\min} + T(I_{\max} - I_{\min}) \quad (7)$$

式中, $I_{\max}$ 和 $I_{\min}$ 分别是相关平面上最大强度和最小强度值; $T$ 是一个常系数,在(0,1)之间取值,强度低于阈值的像素置0,高于阈值的取原值。这样,就在相关平面分割出 ROI。

2) 搜索每个 ROI 的峰值并确定峰值坐标。

3) 在每个 ROI 中,以峰值的坐标为中心,建立 $n \times n$ 大小的区域作为取样窗口。

4) 由给定取样窗口内的像素强度值构成相应的 ROI 输入向量,并进行归一化,从而构成 BP 神经网络脱机训练数据基,进行有监督的训练。如果是相关信号峰值图形,网络输出1;如果是噪声,网络输出0。训练误差不大于0.1%。

使用脱机训练数据基训练完毕后,即可用该神经网络对相关平面进行分类识别。需要注意的是,ROI范围的选取直接关系到神经网络识别的准确性。实验中分别采用了 $9 \times 9$ , $11 \times 11$ , $15 \times 15$ 的 ROI。当选取 $15 \times 15$ 的 ROI 时,识别效果最好。如果神经网络隐含层神经元的数目过少,可能导致分类能力不足;神经元的数目过多,可能导致网络过度泛化。实验证明,选取隐含层神经元的数目为21时,识别效果最好,当隐含层神经元的数目增至42时,网络识别效果并没有明显的改进。因此,本系统的 BP 神经网络最后确定输入层为225个神经元,隐含层为21个神经元,输出层为2个神经元,网络输出1代表相关信号,输出0为噪声。

为验证该 BP 神经网络的识别性能,使用以下图像作为输入图像获得训练数据和测试数据:(1)无场景的小型汽车图像6幅,分别对应旋转不变的等相关峰滤波器(每幅图像间隔 $5^\circ$ ,可在 $30^\circ$ 范围内保证目标的识别);(2)有场景的相同汽车图像6幅,选择方法同上;(3)无场景的类似小型汽车图像6幅;(4)有场景的类似小型汽车图像6幅;(5)改变入射光功率,重复上述过程,获得另外24幅图像的相关平面输出。

在获得的48幅相关平面输出图像中选取32幅作为训练样本,其他16幅作为测试样本。划分感兴趣区域后送入神经网络进行计算并测试其性能。图3为输入的汽车图像。图4为训练样本划分的感兴趣区域图像及送入网络的识别结果。图5为测试样



图3 输入的汽车图像

Fig. 3 Input image of the car

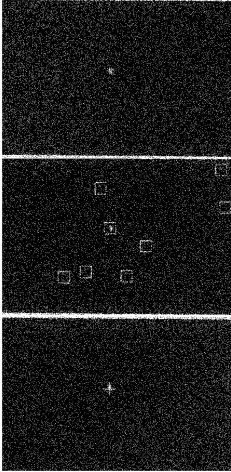


图4 训练样本感兴趣区域划分及识别结果

Fig. 4 ROI division and recognition result of ANN to training sample

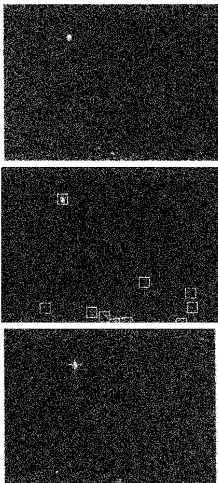


图5 测试样本感兴趣区域划分及识别结果

Fig. 5 ROI division and recognition result of ANN to testing sample

本划分的感兴趣区域图像及送入网络的识别结果。图中白色方框区域代表自动划分的ROI,十字线标定处为网络认为是相关点的信号。表1为BP神经网络的识别分类结果<sup>[6]</sup>。

表1 BP神经网络的识别分类结果

Table 1 Recognition result of BP neural network

项目	无场景小型汽车	有场景小型汽车
等待识别个数	24	24
正确识别个数	24	22
错误识别个数	0	2
识别率	100%	91.67%

### 4 结 论

经过训练的神经网络不但对相关信号灰度范围具有较高的容限,同时也包含了对相关信号形状信息的判读。实验结果表明,本文提出的方法识别正确率达到了97%,大大优于一般的阈值法。虽然神经网络在训练阶段花费了大量的时间,但由于神经网络具有并行高速处理的特点,因此工作阶段仍可满足实时处理图像的要求。

#### 参考文献:

[1] 王永仲. 现代军用光学技术[M]. 北京:科学出版社, 2003.

[2] 高教波,张戊演. 实时图像边缘增强空间光调制器[J]. 应用光学,1995,16(1):30-34.

[3] 宋菲君. 近代光学信息处理[M]. 北京:北京大学出版社,1998.

[4] 孙兆林. MATLAB 6. x 图像处理[M]. 北京:清华大学出版社,2002.

[5] Abhijit S Pandya, Robert B Macy. Pattern Recognition with neural networks in C++[M]. New York: Publishing House of Electronics Industry,1999.

[6] 安波,陈怀新,彭耀昌,等. 基于人工神经网络的光学相关信号后处理[J]. 四川大学学报,2002,39(1):57-61.

[7] Joe Booth. Using neural networks to enhance the operation of optical correlators in image recognition applications[D]. Huntsville:University of Alabama, 2002:118-128.