

文章编号 1004-924X(2003) 04-0412-04

# 基于神经网络的点目标多光谱信息融合识别方法

冯志庆<sup>1</sup>, 杨英慧<sup>2</sup>, 郭景富<sup>1</sup>, 隋永新<sup>1</sup>, 梁士利<sup>1</sup>, 杨怀江<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 应用光学国家重点实验室, 吉林 长春 130022;  
2. 辽宁营口 工业学校, 辽宁 营口 117000)

**摘要:** 为了解决动态红外点目标多光谱模式识别问题, 提出了一种利用神经网络并行子网作为前级处理, 证据理论于后级融合的多周期模式识别推理模型。由于并行子网的引入, 该模型避开了识别过程中采用单一神经网络所带来的大样本训练问题, 用带有加性噪声的点目标红外光谱作为识别模型的目标数据源进行了算法验证, 计算结果表明该算法对多周期不确定性证据有很强的证据聚焦能力。

**关键词:** 神经网络; 证据理论; 红外点目标; 识别

中图分类号: O438 文献标识码: A

## Fusion recognition of dot target multi-spectrum data based on ANN

FENG Zhi-qing<sup>1</sup>, YANG Ying-hui<sup>2</sup>, GUO Jing-fu<sup>1</sup>, SUI Yong-xin<sup>1</sup>, LIANG Shi-li<sup>1</sup>, YANG Huai-jiang<sup>1</sup>

(1. State Key Lab of Applied Optics, Changchun Institute of Optics and Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022, China;  
2. Liaoning Yingkou Industry School, Yingkou 117000, China)

**Abstract:** In order to solve dynamic small weak infrared object multi-spectrum data fusion problem, a multi-period pattern recognition model has been established by using ANN parallel nets and D-S theory. This model solves the training time problem for single net with large numbers of samples because of importing of the parallel nets. The model was validated using dot infrared spectrum data with additive noise as target data source and the result of calculation indicate the recognition model has very strong multi-period uncertainty evidence focusing capability.

**Key words:** artificial neural networks; D-S theory; infrared weak object; recognition

## 1 引言

在预警系统对高速来袭目标的信息处理过程中, 目标一般均先以小弱亮点或亮团等形式出现在探测器的靶面上, 此类像基本上不包含可用的几何形状信息(灰度信息除外, 但仅凭灰度信息无法完成识别, 由此本文以下统称此类目标为点目标), 但其红外光谱特征分布却与目标的近距红外

像一样具有唯一性标识作用<sup>[1]</sup>。由于背景及不同空中目标(点目标)之间的光谱分布特征差异较大<sup>[2]</sup>, 因此, 若在来袭目标刚出现在靶面上时, 依据其光谱分布特征, 便可对来袭目标的类型, 真伪性进行实时识别<sup>[3]</sup>。为后续红外图像识别增加依据, 提高告警距离。

目标样本的有限性和传感器数据的不确定性使得传统的统计识别方法应用受到限制, 进而激发了神经网络, 不确定推理等人工智能领域的研

究热潮,多传感器数据融合技术成为一个新兴的学科并展示了巨大的发展前景<sup>[4]</sup>。在人工神经网络研究中, BP 网络研究起步较早,应用也最为广泛。不确定推理研究成果中的则以证据理论为主要代表。

BP 网络在大样本训练和识别上存在缺陷,使其在复杂应用中受到限制。并且对于同目标多周期识别单一网络存在识别率不高的问题。对此,提出了并行子网取代单一网络,后续不确定推理全局控制的方法来解决大量样本的多周期模式识别问题。每一个子网仅用于一种目标矢量的识别。多个子网并行工作来实现多样本的识别。 $N$  个子网输出经归一化变换后组成  $N + 1$  维向量作为基本的证据源,用 D-S 理论进行多周期证据融合。

## 2 基础理论

### 2.1 点目标红外多光谱特征模型的建立

由于不同类型目标及背景的光谱分布在各分立的特定窄波段不会完全相同,因而利用这些信息建立目标的特征矢量。将  $3.2 \sim 5.2 \mu\text{m}$  和  $8 \sim 12 \mu\text{m}$  波段以  $1 \mu\text{m}$  为带宽间隔,分成 6 个窄波段,用每周期各波段归一化能量和相邻周期各波段辐射通量的变化率组成 12 维向量来构成目标特征向量(在这里归一化是把原目标向量空间映射到  $(0, 1)$  空间)。同周期各波段归一化能量表征了目标光谱的分布情况(即基本形状)。相邻周期波段辐射通量的变化率表征了目标光谱的稳定性。即使诱饵和真实目标有同样的光谱分布,但由于诱饵的稳定性差,其光谱变化率较大,用上述的目标向量模型通过多周期识别方法是能将两者分辨开来的。

### 2.2 BP 神经网络模式识别

BP 网络是一种前向多层神经网络,采用误差反传递学习算法即 BP 算法。网络结构如图 1 所示。

BP 算法是一种有导师的学习算法,学习过程由正向传播和反向传播组成。正向传播用于进行网络计算,对某一输入求出其输出;反向传播用于逐层传递误差,修改网络权重,便于网络的正确识别。一旦网络经过训练用于识别,则只需正向传播。

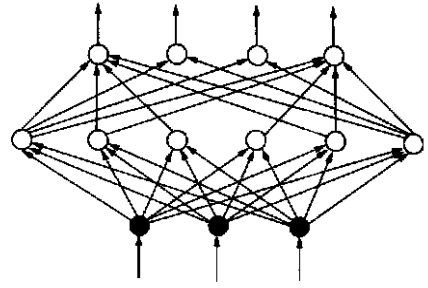


图 1 BP 型神经网络结构图

Fig. 1 BP neural net structure

### 2.3 不确定推理- 证据理论

Dempster Shafer 证据理论(DSTE)是贝叶斯推理的推广,由于直观性强,易于描述以及在处理未知及等概率概念方面的有效性,因此被广泛用于多传感器信息融合及其它的人工智能问题。

在 DSTE 里,定义一集合  $\Theta$ (称为鉴别框架)为某一元素不相容的集合,所有讨论的命题都是  $\Theta$  的一个子集, DSTE 定义了如下的基本概率分配函数(BPA):

$$\begin{cases} m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1] \\ m(\Phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \end{cases}$$

其中 BPA 的值大于 0 的子集称为焦点元素。若  $m_1$  是当前已知的 BPA,当从一个新的独立证据源得到  $m_2$  后,新的联合 BPA 可用如下的组合公式计算:

$$\begin{aligned} m(C) &= m_1 \oplus m_2(C) \\ &= \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Phi} m_1(A_i) m_2(B_j)} \end{aligned}$$

## 3 点目标多光谱神经网络 D-S 识别

多周期模式识别模型如图 2 所示:

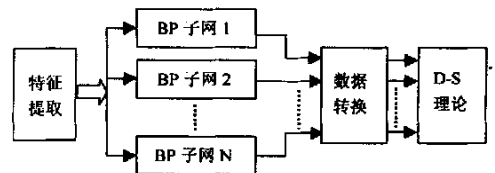


图 2 多周期模式识别模型原理图

Fig. 2 Schematic diagram of multi period pattern recognition model

### 3.1 多 BP 子网络预处理

BP 子网采用单隐层, 单点输出的前馈型网络。输入层转移函数为线性函数, 输入节点数为 10。隐层采用 S 型压缩函数, 输出层采用线性函数。每一网络仅完成一种目标的有效识别, 但训练时须两个样本, 这样可避免网络因只有一个吸引子, 造成分类能力不强的问题。在本文中则在原目标特征向量的基础上, 把向量元素循环移位  $N$  得到其反向样本, 用目标样本和反向样本同时训练, 让输出值有一定的间隔。

红外点目标特征向量(10 维) 输入经过训练的网络群中(网络数为  $N$ )。输出  $N$  维预处理结果。

### 3.2 DS 多周期信息融合推理识别

并行 BP 子网输出与训练输出的差值与训练输出值之比形成识别误差。1 减去识别误差便是识别概率。这样, BP 子网的识别结果就成为了 D-S 理论后级推理的证据源。对同一目标进行多周期证据融合。

### 3.3 算法描述

识别框架为  $U = \{O_1, O_2, O_3, \dots, O_n\}$  子网  $i$  能实现对  $Q_i$  的识别

并行子网数量为  $N$ , 训练输出值组合成  $N$  维向量记为  $Q = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_n\}$

目标特征向量序列从时刻  $t_1$  到  $t_n$

子网群识别输出值组合成  $N$  维向量记为  $A = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_n\}$

设一中间变量  $T$

$$T = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_n\}$$

$T_i = 1 - \frac{|R_i - S_i|}{S_i}$  表示子网  $i$  对目标的识别概率。

数据变换后的输出记为  $P = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ , 变换公式为:

$$X_i = \frac{T_i}{\sum_{j=1}^N T_j}$$

此时, 向量  $P$  表征了待识别目标对整个框架的归一化隶属度。满足概率赋值函数的基本要求。从而可把向量  $P$  的时间序列, 作为概率分配函数送入 D-S 中进行证据的递归组合完成多周期融合推理, 并输出融合结果。

由于传感器信息的缺失, 输入到子网群中的

特征向量带有某种不确定性, 这种不确定性反映到每个子网的输出误差上。也即识别隶属于识别框架中某单元的概率反映在  $T$  中相应元素值上。因而识别的不确定性度量可用上述的  $P$  中因子  $X$  表示。可以把归一化的子网群输出向量作为证据理论的基本概率赋值函数。

### 3.4 软件仿真

图 3 为某已知目标加入适当噪声的相对光谱分布曲线(已知是指并行子网群中包含着对该目标完成有效识别的子网)。其中噪声功率维持在光谱辐射功率的 20% 以内的随机加性噪声。

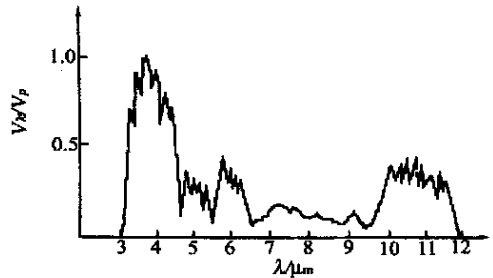


图 3 某目标的相对光谱分布图

Fig. 3 One target's relative spectrum distribution diagram

目标光谱经分光后, 在  $T_0, T_1, T_2$  时刻获得的分波段光谱归一化能量如表 1。

表 1 目标多周期分波段光谱能量归一化分布

Tab. 1 Target multi period radiating energy distribution for each band

	$W_{3-4 \mu m}$	$W_{4-5 \mu m}$	$W_{8-9 \mu m}$	$W_{9-10 \mu m}$	$W_{10-11 \mu m}$	$W_{11-12 \mu m}$
$T_0$	1.00	0.90	0.20	0.25	0.50	0.42
$T_1$	0.95	1.00	0.20	0.28	0.50	0.45
$T_2$	1.00	0.95	0.22	0.25	0.55	0.45

在三个时刻的归一化因子之比为 1.0: 1.05: 1.12

$T_1$  时刻的目标观测向量为:

$$v_1 = \{0.95 \quad 1.00 \quad 0.20 \quad 0.28 \quad 0.50 \quad 0.45 \quad 0.99 \quad 1.16 \quad 1.05 \quad 1.18 \quad 1.05 \quad 1.12\}$$

$T_2$  时刻的目标观测向量为:

$$v_2 = \{1.00 \quad 0.95 \quad 0.22 \quad 0.25 \quad 0.55 \quad 0.45 \quad 1.18 \quad 1.06 \quad 1.23 \quad 1.00 \quad 1.23 \quad 1.12\}$$

系统中有三个子网运行, 训练输出值为{0.80, 0.80, 0.80}。

识别框架为  $U = \{\text{飞机}_1, \text{导弹}_1, \text{诱饵}_1\}$ 。

把  $T_1, T_2$  时刻的观测向量输入到识别系统中, 识别输出值分别为  $\{0.60, 0.89, 0.94\}, \{0.64, 0.87, 0.90\}$ , 两时刻的识别概率分别为  $\{0.75, 0.89, 0.83\}, \{0.80, 0.91, 0.88\}$ 。

经数据归一化处理为:

$$P_{T_1} = \{0.30, 0.36, 0.34\}$$

$$P_{T_2} = \{0.31, 0.35, 0.34\}$$

$P_{T_1}, P_{T_2}$  作为两证据源进入 D-S 模块融合输出为:

$$M = \{0.28, 0.38, 0.34\}$$

(以上计算均保留两位有效数字)

从融合识别结果来看, 随着观测证据的不断馈入, 信任度向着证据增强的方向流动, 经过两时

刻的融合后: 目标对框架中元素 1 的概率赋值从 0.30 和 0.31 下降到 0.28; 对元素 2 的概率赋值上升到 0.38(决策问题本文略去)。

## 4 结论

本文提出的多周期推理模型在对红外点目标多光谱模式识别研究中用软件仿真证明了其有效性。由于组合的证据是来自同一目标的传感器时间序列, 不存在证据相矛盾的情况, 用上述推理方法较好地解决了概率再分配问题。比一般的极值法和加和平均法有更大的合理性。同时这种多周期推理算法又是一种基于身份识别级(属性级)数据融合的算法, 具有通用性。

## 参考文献:

- [1] 向健勇, 徐军, 刘燕. 背景预测法检识空中红外弱小目标[J]. 激光与红外, 1997, 27(4): 205-211.  
XIANG J Y, XU J, LIU Y. Application of background forecast in detection and acquisition the aerial infrared small and weak targets [J]. *Laser & Infrared*, 1997, 27(4): 205-211.
- [2] 李飏, 李吉成, 沈振康. 一种基于神经网络的红外点目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 1999, 21(2): 39-42.  
LI B, LI J C, SHEN Z K. A new method of object recognition using a neural network [J]. *System Engineering and Electronics*, 1999, 21(2): 39-42.
- [3] LU H. Multisensor data fusion method to discern point targets[J]. *SPIE*, 3163: 575-582.
- [4] 何友, 王国宏. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.  
HE Y, WANG G H. *Multisensor information fusion and application* [M]. Beijing: Electron Industry Press, 2000.
- [5] 杨怀江. 光动力学系统神经网络系统辨识及自适应控制之性能分析[J]. 光学精密光程, 1998, 6(2): 36-43.  
YANG H J. Analysis of performance of the neural network adaptive control of optical dynamic systems [J]. *Optics and Precision Engineering*, 1998, 6(2): 36-43.

作者简介: 冯志庆(1975-), 男, 吉林榆树人, 现读长春光学精密机械与物理研究所光学工程博士研究生, 主要从事光谱技术方面研究。