国防科技大学学报
JOURNAL OF NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY
第 19 卷第 2 期　1997 年 4 月　Vol. 19 No. 2

基于 BP 网络与 D-S 理论相结合的点目标状态下卫星及其伴飞诱饵的识别方法*

李　宏　徐　晖　安　玮　孙仲康

(国防科技大学电子工程学院　长沙　410073)

摘　要　本文提出的点目标状态下卫星及其伴飞锈饵的识别方法是基于 BP 网络与 D-S 理论相结合的信息融合方法。该方法采用目标的红外辐射特征，先用 BP 网络对目标进行粗分类，然后用 D-S 理论对 BP 网络的多次识别结果进行融合。仿真实验结果表明，D-S 理论的最后输出比 BP 网络的输出识别率得到很大的改善，抗噪能力得到很大的提高。

关键词　神经网络，证据理论，点目标，模式识别

分类号　TN959.17

A Method Based on the Combination of BP Networks and D-S Theory to Recognize Satellite and its Companion Decoy in the State of Point Target

Li Hong　Xu Hui　An Wei　Sun Zhongkang

(Institute of Electronic Engineering, NUDT, Changsha, 410073)

Abstract　An information fusion method based on the combination of BP neural networks and D-S evidence theory to recognize satellite and its companion decoy in the state of point target is proposed in the paper. A BP networks is adopted to recognize the patterns with the characteristics of infrared(IR) radiation at first, then the D-S evidence theory is used to fuse the results derived from the BP networks at different time. The result of emulatson shows that the true rate of D-S is much higher than BP, and the ability to reject disturbance and noise is raised very much.

Key words　neural networks, evidence theory, point target, pattern recognition.

* 国家自然科学基金资助项目
1996 年 10 月 7 日修订

点目标的检测与识别是现代防御系统中为提高防御距离而必须解决的问题。在点目标检测阶段,利用点目标的运动特征可以将图象中的自然星体、失效的人造飞行器及其碎片等假目标予以剔除。而目标及其伴飞诱饵,由于具有相同的运动状态,只能利用其辐射或反射特征进行识别。本文所研究的点目标是指高空中绕地球飞行的人造卫星及其伴飞诱饵,这里仅考虑卫星与诱饵成对出现的情况,其它情况可依此类推。

1 特征分析

为了有效地迷惑敌方,掩护目标突防,诱饵往往设计成与目标具有相同的形状、尺寸和表面涂层,以使之具有与目标相同的可见光特性和雷达反射特性。然而诱饵与目标又具有重量和表壳厚度上的显著差别(事实上,诱饵一般是表面镀膜的气球),导致它们热容量的不同。另外,目标带有可等效为内热源的各种仪器设备,而诱饵则没有。这些差别导致目标和诱饵在表面温度场上的差异。根据黑体辐射的普朗克(Planck)定律,黑体的光谱辐射出射度由黑体的温度唯一确定,温度决定了黑体的红外辐射特性[1]。因此,利用红外辐射特性的差异,我们可以将目标与诱饵区分开来。

文献[2]通过计算和分析卫星和诱饵绕地球运行一周内各时间点的表面温度场,提出将所研究的辐射波谱范围分成三个波段,并由此提取出点目标的6个辐射特征,即点目标在这三个波段内的辐射通量及辐射通量的时间变化率。为提高识别率,文中又提出将目标和诱饵对合在一起看成一个整体点对模式,并将目标的6个特征和诱饵的6个特征合起来,作为点对模式的12个特征。本文将分别采用6个特征和12个特征进行点目标的识别。

2 算法的提出

目前用于模式识别的人工神经网络(ANN)模型有很多种,本文根据模式的特点采用BP网络。但用ANN进行模式识别时,要求有足够丰富且正交完备的训练样本集,否则,就会使系统性能变差[3]。对于本文所研究的空间点目标的识别问题,由于在目前条件下难以得到(甚至不可能得到)足够丰富的实测样本,因此,必然难以训练出在各种条件下均能得到较高识别率的网络。当识别样本图像质量较差(特别是由偶然误差引起的)时,ANN易产生误识。因此我们可以考虑利用信息融合的方法,将多传感器提供的信息有效地融合起来,以提高目标的识别率。Dempster-Shafer的证据理论是目前用于信息融合的主要方法之一。对于空间点目标的识别问题,由于单帧图像提供的信息较少,而且不可避免地存在着误差的影响,仅靠传感器的一次报告来识别目标难以保证能够得到较好的效果。证据理论方法能将传感器多次报告提供的关于该点目标的信息不断融合起来,以达到对该点目标的有效识别,从而能够排除仅用单帧图像时,因信息较少而不足以判断或存在较大偶然误差所带来的不利影响,提高系统的识别率。

用证据理论识别点目标时,必须构造出合理的关于点目标的证据结合模型。这要求综合有关领域专家的知识和经验[4]。事实上,这一点并不容易做到。由于ANN事先经过了大量样本的学习,因而有理由相信ANN对点目标识别的输出结果并不亚于领域专家的判断。因此,如果把ANN的每次输出作为一条证据,用证据理论方法把由此得到的证据

不断地结合起来,这种把 ANN 与证据理论结合起来的方法,将综合 ANN 与证据理论的优点,必然能够得到比 ANN 更好的识别效果。

3 系统构造

本系统由一个三层 BP 网络和证据理论两部分构成,系统流程见图 1.

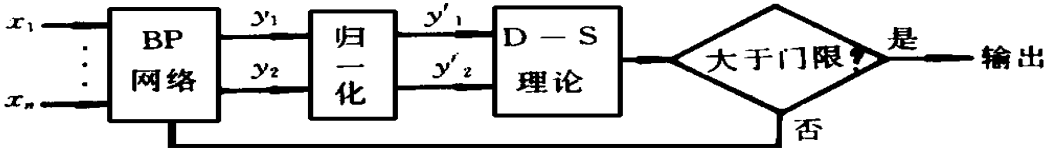


图 1 系统流程图

(1) BP 网络

本文分别采用 12×8×2 和 6×4×2 的三层 BP 网络。BP 网络的学习算法比较常见,文献[5]介绍得比较详细。

(2) 证据理论部分

证据理论(D-S 理论)是一种不精确推理方法,用于人工智能中的不精确推理,它能够处理由不知道引起的不确定性。

定义辨别框架 $\Omega = \{T, D\}$(其中,T 表示目标,D 表示诱饵),定义基本概率分配如下:

$$m(T) = y_1' \qquad m(D) = y_2'$$

其中,y_1' 和 y_2' 是对 BP 网络的实际输出值 y_1 和 y_2 进行归一化后的值,即

$$y_1' = \frac{y_1}{y_1 + y_2} \qquad y_2' = \frac{y_2}{y_1 + y_2}$$

由于 $m(T) + m(D) = 1$,故 m 仅有 T 和 D 两个焦元。

对于十二输入的点对模式(对应于 12 个输入节点的 BP 网络),$m(T)$ 表示点 1 为目标而点 2 为诱饵的 BPA 值,$m(D)$ 则表示点 2 为目标而点 1 为诱饵的 BPA 值;对于六输入的单点模式(对应于 6 个输入节点的 BP 网络),$m(T)$ 表示该点为目标的 BPA 值,$m(D)$ 则表示该点为诱饵的 BPA 值。

由于 T 和 D 不可再分,因此相应的信任函数为

$$\mathrm{Bel}(T) = \sum_{A \subseteq T} m(A) = m(T) \qquad \mathrm{Bel}(D) = \sum_{B \subseteq D} m(B) = m(D)$$

根据 Dempster 的证据结合规则[4],就可以把 BP 网络传来的证据一次次地结合起来。当信任函数达到一定的门限时,即输出结果;否则,不足以判断,继续观察。

本文所考虑的点目标的辨别框架比较简单,各元素均为单元素集合。这种情况下的信任结构称为 Bayes 信任结构,也可以采用 Bayes 方法。但在相同条件下,采用 Bayes 方法必须给出目标和诱饵的先验概率,而目标和诱饵的先验概率常常是不可知的,因此本文仍采用 D-S 证据理论。

4 实验仿真结果

文献[2] 考虑到卫星和诱饵的表壳厚度比、表面涂层、太阳位置等各种参数的不同, 分别计算出17 组关于卫星–诱饵的辐射特性数据。为了验证本算法的稳健性和抗干扰性, 我们用第一组数据训练网络, 然后对其余 16 组数据进行识别。由于待识样本与训练样本之间存在较大的差别, 这可等效为给识别样本加上了一定的噪声, 而且由于事先并不知道实际目标和诱饵的各种参数, 因而用这种训练—识别方法更接近实际情况。实验结果分别见图 2(十二输入) 和图 3(六输入) 。

用加噪声的样本作为识别样本, 所加噪声为零均值高斯白噪声。采用以下两种加噪方法:

(1) 定义总信噪比

$$S/N = 10\lg \frac{E_s}{\sigma_N^2} \quad (\mathrm{dB}) \tag{1}$$

其中, $E_s = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N} x_i^2$ 表示信号总的平均能量, σ_N^2 为总的噪声方差。仍用第一组数据训练, 然后对其余 16 组数据识别。由此加噪方法得到的识别结果分别见图 4(十二输入) 和图 5(六输入) 。

(2) 采用各个特征分别加噪声的方法

由于文献[2] 中得到的关于点目标的 6 个特征中有的特征值很大, 有的特征值很小, 彼此之间有几个数量级的差别, 如果用求总的信噪比的方式加噪, 容易将小的特征值淹没。为了考察各个特征值的变化对识别效果的影响, 我们采用(1) 式对 6 个(或 12 个) 特征分别求方差, 并以此来加噪声, 由此得到的识别结果分别见图 6(十二输入) 和图 7(六输入) 。

实验中, 证据结合的次数与所取门限值的大小有关。门限值越大, 在作出判断前证据结合的次数越多, 观测时间越长, 识别的正确率也越高; 反之亦然。本文对识别率和识别时间折衷考虑, 取 D-S 判别输出的门限值为 0. 999, 证据结合次数一般在 3～10 次之间; 取 BP 网络的高低门限分别为 0. 8 和 0. 2.

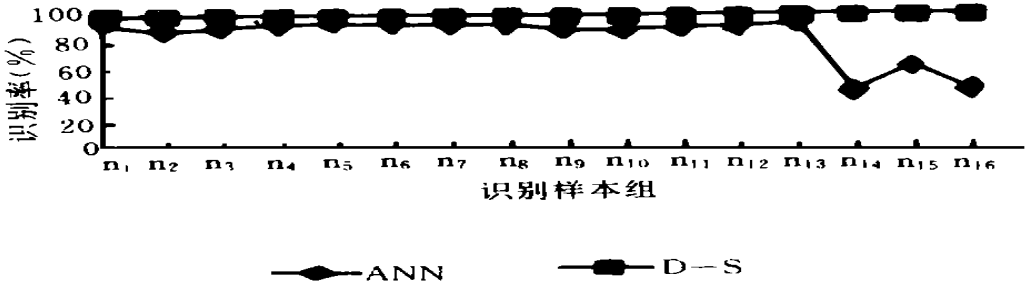


图 2　采用 12 个特征时系统的识别结果

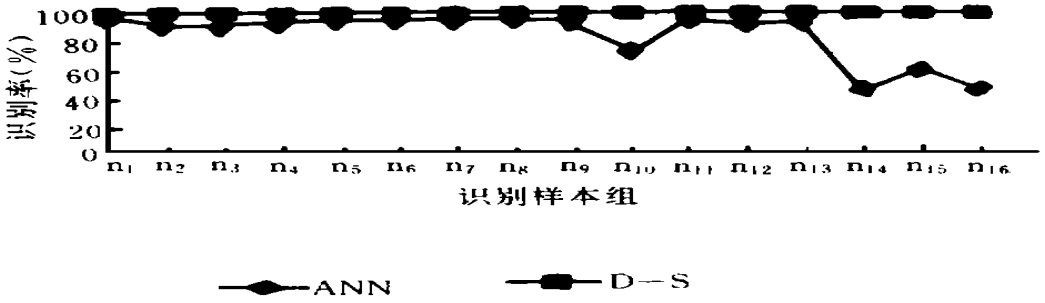


图 3　采用 6 个特征时系统的识别结果

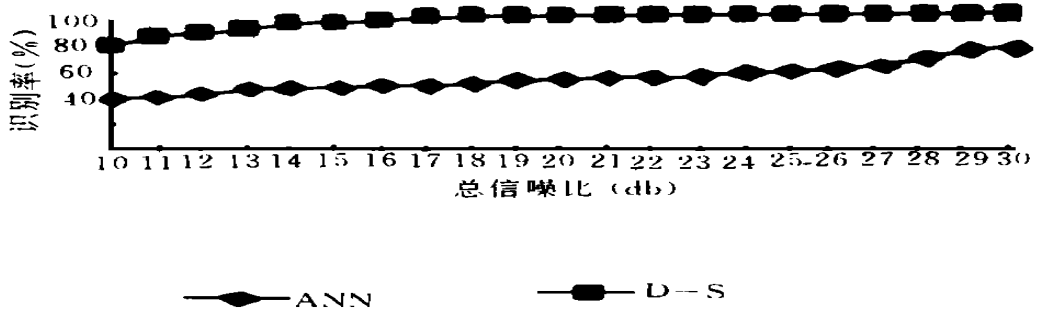


图 4　系统的识别结果与总信噪比的关系(十二输入)

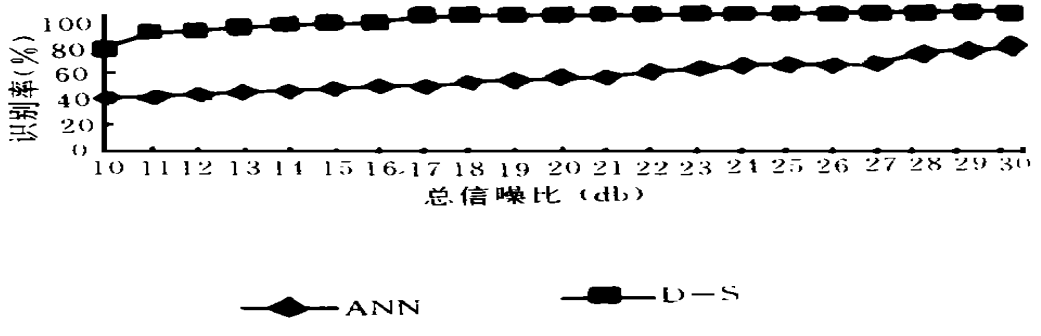


图 5　系统的识别结果与总信噪比的关系(六输入)

由图 2～图 7 可以看出:

[1] BP 网络与 D-S 理论相结合的方法, 比单独用 BP 网络的方法在识别率上得到了较大的提高。

④采用 6 个输入特征与采用 12 个输入特征在识别效果上没有多大的差别, 但前者训练时收敛速度要快得多。该实验结果说明, 在本文所考虑的情况下, 将两个点目标合在一起作为点对模式看待, 并没有提供多少新的信息, 也即点目标 1 的 6 个特征和点目标 2 的 6 个特征之间存在一定的相关性。事实上, 不管怎样伪装, 用气球做成的诱饵与真实的卫

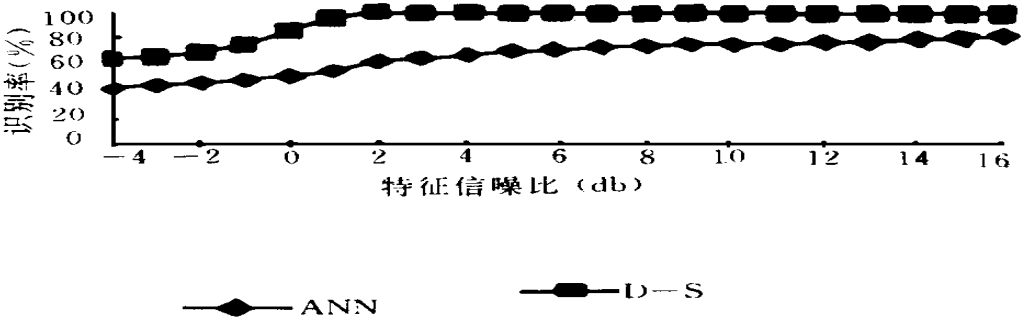


图 6　系统的识别结果与特征信噪比的关系(十二输入)

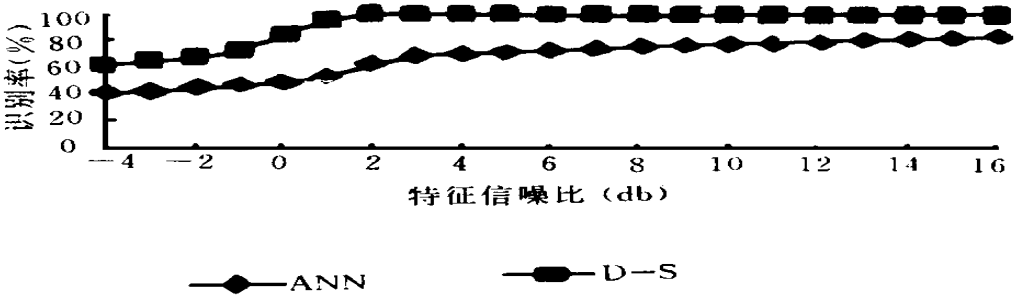


图 7　系统的识别结果与特征信噪比的关系(六输入)

星之间在物理结构上的差别是明显的,为了对抗雷达和可见光探测而改变诱饵的涂层,必将使得诱饵与卫星在红外辐射特性上存在较大的差异,因而用 6 个特征就足以将它们区分开来。本文结果也说明了诱饵不可能在雷达、可见光和红外三个波段同时逼近卫星。

㈣BP 网络与 D-S 理论相结合的方法,较单独用 BP 网络的方法在抗噪能力上得到了很大的提高。

参考文献

1　刘景生．红外物理．兵器工业出版社．1992

2　徐　晖．空间点目标红外和可见光特性及其应用研究．国防科技大学[博士论文],1994

3　钟义信等．智能理论与技术—人工智能与神经网络．人民邮电出版社．1992

4　李　凡．人工智能中的不确定性．气象出版社．1992

5　沈清,汤霖．模式识别导论．国防科技大学出版社．1991

(责任编辑　潘生)