

BP 和 D-S 结合的多传感器协同目标识别推理机制

苏 伟¹, 李为民², 赵 永¹

(1.空军工程大学防空反导学院,陕西西安,710051;2.空军工程大学训练部,陕西西安,710051)

摘要 针对多传感器协同目标识别的基本概率赋值在实际应用中存在容易导致决策可信度低等难以解决的问题,提出一种基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的多传感器协同目标识别的推理机制。简述了 BP 神经网络理论和 D-S 证据理论,构建了目标识别推理框架,推理了算法可行性,进行了实例仿真,通过信息融合,不确定性的基本概率赋值下降到 0.000 8,表明该推理机制的有效性。

关键词 BP 神经网络;D-S 证据理论;目标识别

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.02.007

中图分类号 TP391 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)02-0029-04

A Study of Reasoning Mechanism on Multiple Sensors Cooperation with Target Identification Based on BP Neural Network and D-S Evidence Theory

SU Wei¹, LI Wei-min², ZHAO Yong¹

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Training department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aimed at the problem that the basic probability assignment of multiple sensors cooperation with target identification in practical application is liable to cause low decision-making reliability, a reasoning mechanism of multiple sensors cooperation with target identification based on BP neural network and D-S evidence theory is presented. Firstly, BP neural network theory and D-S evidence theory are summarized simply. And then, target identification reasoning frame is built, and the algorithm's feasibility is reasoned. At last, an actual example is simulated, and by information fusing the basic probability assignment of uncertainty drops to 0.0008, the analysis and the simulation show that the reasoning mechanism is effective.

Key words: BP neural network; D-S evidence theory; target identification

D-S 证据理论能够降低随机误差的影响,降低模糊性,从而正确识别目标,是目前用于目标识别的一种有效算法,但是在应用 D-S 证据理论进行目标识别时,需综合有关领域专家的基本概率赋值^[1-2],概率赋值的获取大都是凭经验公式或用统计方法从

实际背景中得出,主观性大,容易造成证据不一致,出现误判误导现象。

神经网络也是目标识别的一种有效手段,但当观测噪声很大时,也极易产生误识。因此,本文提出利用神经网络和 D-S 证据理论共同完成目标识别,

收稿日期: 2013-05-20

基金项目: 国防科技重点实验室基金资助项目(9140XXXXX110)

作者简介: 苏 伟(1975—),男,河北景县人,博士生,主要从事防空反导作战运筹分析研究。E-mail:zyongaa@163.com

引用格式: 苏伟,李为民,赵永. BP 和 D-S 结合的多传感器协同目标识别推理机制[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(2):29-32. SU Wei, LI Weimin, ZHAO Yong. A study of reasoning mechanism on multiple sensors cooperation with target identification based on BP neural network and D-S evidence theory[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2014, 15(2): 29-32.

即把各个传感器的每一次观测数据作为一条证据,运用神经网络计算出各个待识别目标的基本概率赋值,然后再利用 D-S 证据理论在时域内继续融合证据,同时将时域内累积的信息送入融合中心进行不同传感器间和先验信息间的空域融合,最后达成目标识别。本文研究内容由于先验信息主要是来自指控中心等经过处理的信息,如情报、作战指令等,一般不具备重复性,是随机的,所以它不存在时域融合的问题。

1 BP 神经网络理论及 D-S 证据理论

1.1 BP 网络基本理论

BP 网络是一种带有隐含层的多层前馈网络,隐含层可 1 层,也可多层。对于一个 3 层的 BP 网络可以任意精度逼近任何非线性连续函数,完成任意的 n 维空间到 m 维的映射^[3]。设有 M 个传感器用于识别 N 个目标,即把 M 个传感器的观测数据经过信号处理,提取出 m 个特征向量,将其作为输入, n 个目标识别作为输出,就形成了 m 输入 n 输出的 BP 网络,限定网络输出在 $[0,1]$ 区间上。利用训练好的网络得到 n 个 $[0,1]$ 之间的输出,再经过归一

化处理,就可以得到 n 个待识别目标的基本可信度分配。

1.2 D-S 证据理论

Dempster 于 1967 年提出了 D-S 证据理论,后 Shafter 于 1976 年将其加以推广和发展。凭借较强的处理不确定信息的能力,D-S 证据理论已广泛用于目标识别,决策分析,故障诊断等领域^[4]。D-S 证据理论的基本概率赋值、信任函数、焦元、似然函数等基本概念见文献^[5],证据理论中的组合规则提供了组合 2 个证据和多个证据的规则,具体详见文献^[6~8]。

2 目标识别推理框架

目标识别系统中,各个传感器在同一识别框架(结果所有可能取值的集合)下,采用同步采样频率,各自得到对目标观测的有用特征,利用神经网络得到每次观测对应待识别目标的基本概率赋值,多次探测后在时域内进行融合,形成对特定目标的证据元,最后各证据元在融合中心和先验信息间完成集中识别融合,从而得到识别目标信息,完成目标识别功能。推理框架见图 1。

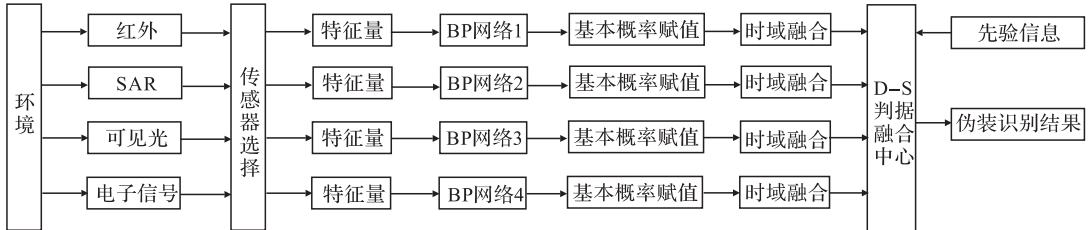


图 1 目标识别智能推理框架

Fig.1 Target identification's intelligent reasoning frame

设该融合系统有 4 种传感器,分别是红外、可见光、SAR 和电子信号传感器,在实际应用中,要根据给定的特定任务选择合适的传感器。假设每个传感器进行了 Q 次独立采样,识别框架 Θ 包含 n 个 (A_1, A_2, \dots, A_n) 有意义的识别命题,即有 n 个待识别的目标,如飞机、舰船、桥梁、油库等。假设第 i 个传感器某次观测数据经信号处理后,提取出目标的 m 个特征,那么这个传感器的神经网络结构应该设计成 m 个输入 n 个输出。

各传感器的每次观测分别作为一条证据,每条证据包含 n 个命题,每条证据经过神经网络运算处理得到 n 个 $[0,1]$ 之间的数。实际应用中各个传感器的采样率是不相同的,文中为了建模方便假定各传感器同步采样,单传感器每次测量经神经网络运算得到的基本概率赋值为 $m_{ij}(A_s)$, $u_{ij} = m_{ij}(\theta)$, $i=1,2,\dots,P, j=1,2,\dots,Q, s=1,2,\dots,n, m_{ij}(A_s)$

为 n 个命题的基本概率赋值, u_{ij} 为不知道程度 θ 的基本概率赋值。

对每个传感器进行时域融合,即先将前 2 次采样值进行融合,然后融合结果再和第 3 次采样值进行融合,依次类推。其计算公式为:

$$m(C) = \begin{cases} \frac{\sum_{A_k \cap A_l = C}^{kl} m_1(A_k) m_2(A_l)}{1 - \sum_{A_k \cap A_l = \emptyset}^{kl} m_1(A_k) m_2(A_l)}, & \forall C \subset \Theta, C \neq \emptyset \\ 0, & C = \emptyset \end{cases}$$

组合结束后,求得第 i 个传感器经过 Q 次采样后的概率赋值为:

$$m_i(A_s) = \frac{\sum_{\cap A_k = A_s} \prod_{j=0}^Q m_{ij}(A_k)}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{j=0}^Q m_{ij}(A_k)} \quad (1)$$

同样,求得“未知”命题的概率赋值为:

$$u_i = \frac{\prod_{j=0}^Q m_{ij}}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{j=0}^Q m_{ij}(A_k)} \quad (2)$$

时域融合结束后,对于不同传感器以及先验信息间的融合在处理中心进行,经融合后,可得到第 S 个焦元的多传感器融合后的概率赋值 $m(A_s)$ 。其计算公式为:

$$m(A_s) = \frac{\sum_{\cap A_k = A_s} \prod_{i=1}^P m_i(A_k)}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^P m_i(A_k)} \quad (3)$$

$$u_i = \frac{\prod_{i=1}^P u_i}{1 - \sum_{\cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^P m_i(A_k)}$$

本文采用 D-S 理论的基于基本概率赋值的决策方法,原理为:设 $\exists A_1, A_2 \subset \Theta$, 满足 $m(A_1) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta\}$, $m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \Theta, A_i \neq A_1\}$, 若有 $m(A_1) - m(A_2) > \epsilon_1$, $m(u) < \epsilon_2$, $m(A_1) > m(u)$, 则 A_1 为判决结果,其中 ϵ_1, ϵ_2 为预先设定的门限。经过判决后,就可以得到待识别的目标类型,若融合结果都不满足预先设定的条件,则可以判定识别区域内没有要识别的目标,即目标为假目标。

3 算法可行性推理

现给出一具体实例推理算法的可行性。假设监视区域内有 5 种目标,则识别框架为 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$, 即 $A_1 \sim A_5$ 分别代表目标 1~目标 5。为了建模方便,假设文中各传感器采样频率同步,都为 5 s,每 4 次观测进行一次时域和空域融合。假设所用探测传感器为红外、SAR、光学和电子信号传感器,各传感器对目标观测的有用特征见表 1。

表 1 传感器可观测特征

Tab. 1 The observable characteristics of sensors

传感器	观测特征
红外	形状、辐射能量、热点数量
SAR	目标的速度、加速度、高度、雷达反射截面积、转弯半径
光学	光谱、形状、阴影
电子信号	载频、脉冲重频、脉宽

设计神经网络时,分别设计和红外、SAR、光学和电子信号连接的神经网络结构。各传感器输入层数目应与其观测到的特征数目一致,输出层数目应等于待识别目标数。其中,输入层和隐含层之间的

权值为 ω_{ji} , 隐含层和输出层之间的权值为 ω_{kj} 。输出层激活函数选择 Sigmoid 函数,学习规则选择梯度规则,输入层到隐含层的权值与隐含层到输出层的权值设置为随机值,网络的误差限定为 $\epsilon = 0.001$ 。

选用已建立的观测数据库中的 N 组样本对与红外、SAR、光学和电子信号连接的 4 个神经网络进行训练,直到满足误差要求,得训练好的神经网络。

神经网络训练完后,要对监视区域内的目标进行识别,红外、SAR、光学和电子信号观测到的特征数据经过神经网络后得到对识别目标的基本概率赋值,经多次观测后进行时域融合,得到对特定目标的证据元,最后各证据元在融合中心和先验信息完成识别融合,得识别目标信息,完成目标识别功能。

4 仿真分析

在仿真实验中,利用分布式传感器网络的 4 个节点对 5 类目标进行识别。4 个传感器网络节点包括红外传感器, SAR, 可见光传感器, 电子信号传感器, 各节点采集的数据是相互独立的。设 o_1 表示机场, o_2 表示桥梁, o_3 表示公路, o_4 表示铁路枢纽, o_5 表示其它, 目标识别框架 $\Omega = \{o_1, o_2, o_3, o_4, o_5\}$ 。

通过对空间多传感器的数据分析,提取红外传感器的形状、辐射能量、热点数量 3 个特征,经模糊隶属度归一化后作为 BP 网络 1 的输入;提取 SAR 传感器的目标的速度、加速度、高度、雷达反射截面积、转弯半径 5 个特征,经模糊隶属度归一化后作为 BP 网络 2 的输入;提取可见光传感器的光谱、形状、阴影 3 个特征,经模糊隶属度归一化后作为 BP 网络 3 的输入;提取电子信号传感器的载频、脉宽、脉冲重频 3 个特征,经模糊隶属度归一化后作为 BP 网络 4 的输入,4 个 BP 网络的输出都为 5 类目标。利用 4 个神经网络分别对红外, SAR, 可见光, 电子信号 4 种传感器的探测结果进行基本概率赋值,即利用数据库中代表性的样本数据对这 4 个神经网络进行训练,直到满足 $\epsilon = 0.001$, 然后将每一组的红外, SAR, 可见光, 电子信号的数据输入训练好的网络,得到基本概率赋值。分别观测 4 次,并进行时域融合,得到 4 个 BP 神经网络的基本概率赋值,即证据体 1、证据体 2、证据体 3、证据体 4,再用 D-S 证据理论融合 4 个证据体,进而进行目标识别的智能推理。采用基于基本概率赋值的决策方法,通过大量的实验证明了算法的有效性,最终选取 $\epsilon_1 = 0.3, \epsilon_2 = 0.01$, 可得决策结果为 o_1 , 即该目标为机场。由 4 种传感器确定的基本概率赋值及融合结果见表 2。

表2 由4种传感器确定的基本概率赋值及融合结果

Tab.2 The basic probability assignments and fusion results confirmed by four sensors

传感器	概率赋值						识别结果
	o_1	o_2	o_3	o_4	o_5	θ	
红外	0.398 2	0.144 1	0.214 7	0.155 0	0	0.088 0	o_1
SAR	0.406 6	0.142 8	0.219 1	0.151 1	0	0.080 4	o_1
可见光	0.383 4	0.138 8	0.231 1	0.162 8	0	0.083 9	不确定
电子信号	0.391 1	0.132 7	0.232 9	0.168 7	0	0.074 6	o_1
红外、SAR	0.554 6	0.108 2	0.201 8	0.118 8	0	0.017 1	o_1
可见光、电子信号	0.525 6	0.099 3	0.225 1	0.133 8	0	0.015 7	o_1
所有传感器	0.779 6	0.035 6	0.132 1	0.050 7	0	0.000 8	o_1

从该实例中可以看出,红外传感器、SAR传感器和电子信号传感器对机场的基本概率赋值均大于门限值0.39,给出了正确的判断结果,而可见光传感器的基本概率赋值为0.3834,小于门限值,不能给出识别结果。这是因为:①单传感器得到的识别信息往往精度不高和带有片面性;②单传感器对同一目标的敏感程度不同,因而不同的传感器获取的识别结果的可靠性也存在差异。随着进一步融合和吸收,支持度持续增高,不确定性的基本概率赋值下降到0.0008。采用D-S证据理论的融合识别,综合考虑了识别对象的多方面信息,减少决策失误和无法决策的情况,证明了信息融合的优势,提高了识别系统对目标类型的分类识别能力,大大增加了决策的可信度。

5 结语

针对D-S证据理论在多传感器目标识别中存在的不足,提出将BP网络用于D-S证据理论的基本概率赋值,结合目标判定准则,进行空间多传感器协同目标识别。该方法充分利用了BP神经网络的自学习、自组织及容错方面等能力,以及D-S证据理论处理不完全信息和进行不精确推理的能力。实验表明,该方法的识别能力优于单用BP网络的目标识别,同时降低了识别的不确定性,因此,该推理机制合理有效。

参考文献(References):

- [1] 杨福平,白振兴. BP神经网络和D-S证据理论的目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(10):80-88.
YANG Fuping, BAI Zhenxing. Target recognition method based on combination of BP neural networks with D-S evidence theory[J]. Fire control and command control, 2006, 31(10):80-88.(in Chinese)
- [2] 张丽莉,储江伟. 基于神经网络和D-S证据理论的汽车电控系统故障融合诊断[J]. 公路交通科技, 2009,

26(9):141-144.

ZHANG Lili, CHU Jiangwei. Fusing diagnosis for fault of automobile electrical controlled system based on NN and D-S evidence theory[J]. Journal of highway and transportation research and development, 2009, 26(9): 141-144. (in Chinese)

- [3] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
YAN Pingfan, ZHANG Changshui. Artificial neural networks and evolutionary computing[M]. Beijing:Tsinghua university press, 2005. (in Chinese)
- [4] 王红亮,张美仙,丁海飞. D-S证据理论在目标识别中的应用[J]. 自动化与仪表, 2011(7): 14-17.
WANG Hongliang, ZHANG Meixian, DING Haifei. Application of the theory of D-S evidence in target identification[J]. Automation & instrumentation, 2011(7): 14-17. (in Chinese)
- [5] 符艳军,孙开锋. 基于证据理论的多传感器目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(11):13-16.
FU Yanjun, SUN Kaifeng. Multi-sensor target identification based on evidence theory[J]. Fire control & command control, 2010, 35(11): 13-16. (in Chinese)
- [6] 张学军. 基于BP神经网络和D-S证据理论的火灾报警系统[J]. 仪表技术与传感器, 2011(1):104-105.
ZHANG Xuejun. Fire alarm system based on BP neural network and D-S evidence theory[J]. Instrument technique and sensor, 2011(1):104-105. (in Chinese)
- [7] 付家才,万遂. 基于D-S证据理论和BP神经网络的多传感器信息融合[J]. 自动化与仪器仪表, 2011(1): 22-24.
FU Jiakai, WAN Sui. Multi-sensor information fusion based on D-S evidence theory and BP neural network [J]. Automation & instrumentation, 2011(1): 22-24. (in Chinese)
- [8] Beynon M, Curry B, Morgan P. The dempster-shafer theory of evidence: an alternative approach to multi-criteria decision modeling[J]. Omega, 2000, 28(7): 37-50.

(编辑:田新华)