

BP网络与改进证据合成规则空中目标识别

郝志伟¹, 吴勇¹, 张建东¹, 喻芳²

(1. 西北工业大学, 西安 710072; 2. 中航工业江西洪都航空工业集团有限责任公司, 南昌 330024)

摘要: 针对现代空战目标识别高准确性、实时性的要求, 以及目标识别融合中可能出现的高度证据冲突问题, 提出了一种基于BP网络与改进证据合成规则的空中目标识别方法。该方法通过BP神经网络获取各传感器对目标类别判断的基本概率赋值, 并以此为证据, 使用引入加权平均证据的合成规则对各组证据进行空间域融合和时间域融合, 得到目标身份结论。仿真结果表明, 该方法可以很好地解决证据冲突问题, 能够准确、可靠地完成空中目标识别任务。

关键词: 空中目标识别; BP网络; 改进证据合成规则; 数据融合

中图分类号: V243; TN95 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2014)12-0036-04

Aerial Target Identification Based on BP Neural Networks and Improved Combination Evidence Rule

HAO Zhi-wei¹, WU Yong¹, ZHANG Jian-dong¹, YU Fang²

(1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Jiangxi Hongdu Aviation Industry Group Company, AVIC, Nanchang 330024, China)

Abstract: According to the requirements to real-time performance and high accuracy of aerial target identification in modern air combat, and considering the evidence conflicts that may occur in evidence combination, we proposed an aerial target identification method based on BP neural network and improved evidence combination rule. The BP neural network was used to acquire Basic Probability Assignment (BPA) of each sensor to target category judgment, which was taken as evidence for making spatial domain fusion and time domain fusion to each group of evidences by using an improved evidence combination rule. Thus the result of target identification could be obtained. Simulation shows that the proposed method can solve the problem of evidence conflict and implement the task of aerial target identification precisely and reliably.

Key words: aerial target identification; BP neural network; improved evidence combination rule; data fusion

0 引言

目标识别是指指挥自动化系统的一个重要组成部分, 不仅是战场态势评估和威胁估计的基础, 也是战场决策的重要依据^[1]。在对多传感器融合目标识别方法研究中, D-S证据理论由于具有较强处理不确定数据的能力而得到广泛使用。然而, 该理论在实际应用时存在两个问题: 1) 证据BPA的获取缺乏统一的方法; 2) 在证据高度冲突时, 使用传统的Dempster组合规则对多组证据进行融合时可能会得到与事实完全相悖的结果。由于BP神经网络可以逼近任意非线性函数, 具

有并行处理能力强、识别预测准确、稳健性好的特点, 在获取基本概率赋值方面具有无可比拟的优势, 因此, 本文提出一种将BP神经网络与D-S证据理论相结合的方法进行空中目标识别, 并使用改进的证据合成规则对多传感器识别结果进行融合, 解决证据冲突问题。

1 BP神经网络算法的实现

BP网络是一种多层前馈网络, 其名称来源于它的学习算法——误差反向传播算法(简称BP算法), 该网络具有高度非线性映射能力, 由于其自学习性、自组织性和鲁棒性的特点, 作为一种模式识别方法较为合适。由于3层BP神经网络可以逼近任意非线性函数且结构简单, 因此得到最广泛的应用。输入层、隐层、输出层节点数分别为 m, n, l 的BP神经网络结构如图1所示^[2]。

收稿日期: 2013-12-23

修回日期: 2014-01-15

基金项目: 航空科学基金(20125553032, 20135153031, 20135553035)

作者简介: 郝志伟(1989—), 男, 河南洛阳人, 硕士生, 研究方向为航空电子综合化系统及仿真技术。

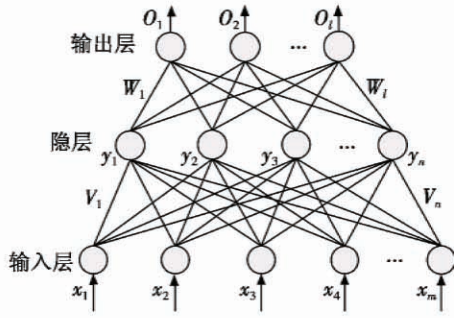


图 1 3 层 BP 网络模型

Fig. 1 The model of three-layer BP neural network
其算法流程如图 2 所示,具体步骤如下^[3]所述。

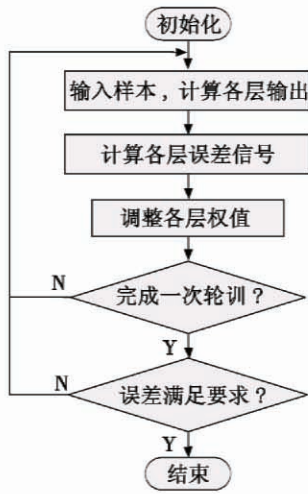


图 2 BP 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of BP arithmetic

1) 初始化。对权值矩阵 W, V 和阈值向量 θ, γ 赋 $[-1, +1]$ 区间随机数, 学习率 η 设为 $0 \sim 1$ 间小数。

2) 输入训练样本对, 计算各层输出。对于隐层, 有

$$y_j = f(n_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$n_j = \sum_{i=1}^m v_{ij} x_i - \theta_j \quad (2)$$

对于输出层, 有

$$o_k = f(n_k) \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

$$n_k = \sum_{j=1}^m w_{jk} y_j - \gamma_k \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (4)$$

3) 计算各层误差信号。输出层为

$$\delta_k^o = (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (5)$$

隐层为

$$\delta_j^y = \left(\sum_{k=1}^l \delta_k^o w_{jk} \right) y_j (1 - y_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

4) 调整各层权值。输出层为

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \eta \delta_k^o y_j \quad j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

隐层为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \eta \delta_j^y x_i \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

5) 判断结束。若完成了一次轮训, 总误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^l (d_k - o_k) \quad (9)$$

若 $E < E_{\min}$ 则结束训练, 否则返回步骤 2)。

2 改进证据合成规则

证据理论是一种不确定信息的推理方法, 1967 年由 Dempster 提出, 后来由 Shafer 加以研究和推广, 故又称为 D-S 算法。其最大的特点是对不确定信息的描述采用“区间估计”而非“点估计”的方法, 在区分不知道与不确定以及精确反映证据收集方面显示出很大的灵活性^[4]。本文不再对 D-S 证据理论的基本概念进行赘述, 直接给出 Dempster 组合规则。

假设 m_1 和 m_2 是两条基于相同辨识框架 Θ 的证据, 则合成证据

$$m(A) = K^{-1} \sum_{i,j: B_i \cap C_j = A} m_1(B_i) m_2(C_j), A \neq \emptyset \quad (10)$$

$$K = 1 - \sum_{i,j: B_i \cap C_j = \emptyset} m_1(B_i) m_2(C_j) \quad (11)$$

式中: B_i, C_j 分别为两条证据的焦点; K 为冲突系数, 当 $K^{-1} = 0$ 时, $m(A)$ 不存在。

D-S 证据理论及其组合方法都假设证据源完全可靠, 但在实际空战中, 恶劣的自然环境或敌方人为干扰很可能影响我机传感器的探测准确度, 致使在进行目标识别时各传感器给出不完全相同甚至相悖的结论, 即出现了冲突证据。例如, 若辨识框架 $\Theta = \{A, B, C\}$, 三组证据及使用 Dempster 组合规则融合后的基本概率赋值如表 1 所示。

表 1 冲突证据 BPA

Table 1 BPA of conflict evidence

证据	A	B	C
m_1	0.99	0.01	0
m_2	0	0.01	0.99
m_3	0.99	0.01	0
$m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$	0	1	0

可以看出, 三组证据中有两组都很大程度地支持焦点 A, 凭直觉融合后焦点 A 应该仍有较大的支持度, 但事实却是融合后 A 的基本概率赋值为 0, 即出现了“一票否决”现象; 同时, 三组证据对焦点 B 的支持度都为 0.01, 但经过融合后对焦点 B 却得到了几乎肯定的判断, 这显然有悖事实。

为解决证据冲突问题, 本文提出了一种只改变证据源模型, 而不改变 Dempster 组合规则的新的证据合成规则。

该合成规则主要采用“少数服从多数”的思想, 用

证据之间的相互支持程度来衡量各个证据的可信度,并以此作为各个证据的权重。即对可信度较大的证据分配较大的权重,使其在证据合成时发挥更大的作用,而对可信度较小的证据分配较小的权重,弱化其在证据合成时的影响。

定义 1 假定辨识框架 Θ 下的两个证据 E_1 和 E_2 , 其相应的基本概率赋值函数为 m_1 和 m_2 , 焦元分别为 A_i 和 B_j , 则证据 E_1 和 E_2 间的相似系数可以表示为

$$d_{12} = \frac{\sum_{A_i \cap B_j \neq \emptyset} m_1(A_i)m_2(B_j)}{\sqrt{(\sum m_1^2(A_i))(\sum m_2^2(B_j))}} \quad (12)$$

相似系数 d_{12} 用来描述证据间的相似程度, $d_{12} \in [0, 1]$, 其值越大, 两个证据越相似。当 $d_{12} = 1$ 时, 表示两证据 E_1 和 E_2 是完全相同的; 当 $d_{12} = 0$ 时, 表示两证据是完全冲突的。

设传感器获取的证据数目为 n , 则可构造证据间相似系数矩阵为

$$S = \begin{bmatrix} 1 & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & 1 & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{n \times n} \quad (13)$$

将相似系数矩阵每行相加可得到各证据对 E_i 的支持度

$$Sup(m_i) = \sum_{j=1}^n d_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

将证据 E_i 的支持度进行归一化即为其可信度

$$Crd(m_i) = \frac{Sup(m_i)}{\sum_{i=1}^n Sup(m_i)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

显然, $\sum_{i=1}^n Crd(m_i) = 1$, 则可信度 $Crd(m_i)$ 可以作为证据 E_i 的权重 w_i 。对各证据的基本概率赋值加权后再使用 Dempster 组合规则, 就完成了证据的融合^[5]。

然而, 上述方法仍面临着一票否决的风险。究其原因, 是因为冲突证据对正确的焦元给出了完全否定的结论, 即正确焦元的基本概率赋值为 0, 无论乘以任何权重系数其结果仍为 0。为此, 本文引入加权平均证据的概念, 用加权平均证据代替冲突证据, 再使用 Dempster 组合规则, 即可解决一票否决问题^[6]。

加权平均证据, 即各证据中对应焦元 BPA 加权平均后得到的一项新的证据。假设证据数目为 n , 辨识框架内元素数目为 m , 则平均证据为

$$m_a(A_j) = \sum_{i=1}^n w_i m_i(A_j) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (16)$$

式中: $m_a(A_j)$ 为平均证据对焦元 A_j 的基本概率赋值; $m_i(A_j)$ 为证据 i 对焦元 A_j 的基本概率赋值; w_i 为证据 i 的权重, 由式 (12) ~ (15) 求得。

比起文献[7]中 Murphy 合成规则提出的平均证据的计算方法, 本文使用加权平均代替算术平均, 能够综合考虑证据间的相互关联性, 充分体现出各项证据对平均证据的贡献程度, 因此, 用该加权平均证据代替冲突证据进行证据合成显然更为合理。

综上, 改进的证据合成规则步骤如下所述。

1) 依据冲突因子 $K = \sum_{A_i \cap A_j = \emptyset} m_1(A_i)m_2(A_j)$ 判断证据是否存在冲突, 如果没有冲突, 则采用 Dempster 组合规则进行融合处理。反之, 进行下一步。

2) 根据式 (12) ~ (15) 计算证据的权重。

3) 将各证据中对应焦元 BPA 进行加权平均, 求得平均证据。

4) 用平均证据代替冲突证据, 使用 Dempster 组合规则进行融合。

引入加权平均证据既可以解决冲突证据合成中的一票否决问题, 又能够充分利用冲突证据信息, 避免证据有效信息的损失。

3 模型的建立

基于 BP 神经网络与改进证据合成规则的空中目标识别模型如图 3 所示。

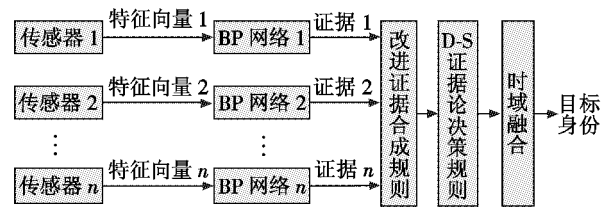


图 3 目标识别模型

Fig. 3 Target identification model

假设目标识别融合系统有 n 个传感器, 各传感器通过对探测到的目标参数进行特征提取, 共获得 n 组对目标识别有用的特征向量。将这 n 组特征向量进行归一化处理输入训练好的 BP 神经网络, 网络输出各传感器对于待识别目标类型辨识框架元素的基本概率赋值。由于神经网络经过大量的样本学习, 因而有理由相信其识别能力不亚于领域专家的判断^[8]。然后, 以此作为 n 条证据, 使用本文提出的改进的证据合成规则进行目标识别融合, 通过 D-S 证据理论决策规则求得该时刻目标识别结论。最后将该目标识别结果与上一时刻目标识别结果进行融合, 即时域融合, 得到最终目标识别结论。

实际中, 各机载传感器采样频率并不相同, 本文为建模方便采用同步采样, 每采样一次就进行一次传感器间识别融合, 若干次采样作为一个识别周期, 进行时域融合^[9]。

4 系统仿真

为验证本文提出的基于 BP 神经网络与改进证据合成规则的空中目标识别模型的有效性,进行了系统仿真分析。

设辨识框架 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}$, 其中, A_1 为歼击机, A_2 为轰炸机, A_3 为预警机, A_4 为导弹。目标识别传感器系统包括雷达、红外 (IR) 和电子支援设施 (ESM)。雷达探测的有用参数为目标速度、加速度、高度和雷达反射截面积 (RCS); 红外探测的有用参数为目标形状、辐射能量和热点数量; ESM 探测的有用参数为目标机载雷达的载频、脉宽和脉冲重频。各传感器采用同步采样, 频率均为 0.2 Hz, 每 3 次采样作为一个识别周期进行时域融合。

对于 BP 神经网络的构造, 输入层节点个数与所选取有用特征参数的个数有关, 因此分别选取为 4, 3, 3; 神经网络的输出为辨识框架内 4 个元素的基本概率赋值, 因此输出层节点个数均为 4; 隐层节点个数根据经验公式 $m = \sqrt{n+l} + a$ (n 为输入层神经元数, l 为输出层节点个数, a 为 1~10 之间的常数) 分别选取为 10, 9, 9。传递函数选择单极性 Sigmoid 函数, 误差选择为 $E = 0.01$ 。

初始化权值和阈值后, 从已建好的数据库中选取 100 组待识别目标的观测数据, 使用文献 [10] 介绍的方法获取它们的基本概率赋值, 以此为训练样本对雷达、红外、ESM 对应的 BP 神经网络进行训练, 直至满足误差要求。

将雷达、红外、ESM 在某一识别周期内三次采样得到的目标参数输入它们对应的 BP 神经网络, 各自目标识别结果如表 2 所示。

表 2 传感器目标识别 BPA
Table 2 BPA from multiple sensors

传感器	采样时刻 1			
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$
雷达	0.62	0.02	0.02	0.34
红外	0.51	0.12	0.14	0.23
ESM	0.75	0.01	0.24	0
传感器	采样时刻 2			
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$
雷达	0.56	0.07	0.07	0.30
红外	0.51	0.12	0.14	0.23
ESM	0	0.10	0.90	0
传感器	采样时刻 3			
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$
雷达	0.68	0.01	0.01	0.30
红外	0.55	0.13	0.12	0.20
ESM	0.69	0.15	0.15	0.01

分别使用 Dempster 组合规则和本文提出的改进

的证据组合规则对以上目标识别结果进行传感器间融合与时域融合, 结果如表 3 所示。

表 3 两种证据合成方法融合识别结果
Table 3 The recognition result of two combination methods

	Dempster 组合规则				改进的证据合成规则			
	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$
采样时刻 1	0.996	0	0.004	0	0.996	0	0.004	0
采样时刻 2	0	0.069	0.931	0	0.873	0.005	0.021	0.101
采样时刻 3	0.996	0.001	0.001	0.002	0.996	0.001	0.001	0.002
时域融合	0	0	1	0	0.999	0	0.001	0

具体分析表 3 中证据合成结果: 在采样时刻 1 和采样时刻 3, 3 个传感器均以较大支持度指向焦元 A_1 , 因此使用 Dempster 组合规则进行传感器间目标识别融合后, 焦元 A_1 获得了更大支持度, 与期待结果相符。但在采样时刻 2, ESM 将较大的支持度赋予了焦元 A_3 , 而对焦元 A_1 的基本概率赋值为 0, 显然 ESM 给出了与其他两个传感器冲突的证据, 使用 Dempster 组合规则进行传感器间目标识别融合后焦元 A_1 的基本概率赋值依然为 0, 即出现了一票否决现象。最后将 3 个采样时刻的目标识别结果进行时域融合, 得出了目标属于 A_3 的结论, 这显然与事实情况相悖。而使用本文提出的改进的证据合成规则, 用加权平均证据代替冲突证据后, 再使用 Dempster 组合规则进行合成, 可以在不放弃冲突证据的前提下有效解决一票否决现象, 最终能够给出待识别目标为 A_1 , 即歼击机的结论, 与期待识别结果相符。

5 结束语

通过仿真分析可以看出, 将 BP 神经网络与改进的证据合成规则相结合进行空中目标识别, 既可以充分利用神经网络并行处理能力强、识别预测准确、稳健性好的优势获取基本概率赋值, 又可以通过多传感器数据融合解决单一传感器在受到外界干扰时不能准确识别的问题。尤其是当出现高度冲突证据时, 改进的证据合成规则能够解决传统的 Dempster 组合规则不能处理的一票否决问题。

但值得注意的是, 各传感器对应的 BP 神经网络的识别准确度需要大量样本的反复训练作为保证, 而由于各国对本国军事信息的保密, 足够数量训练样本的获取成为一个难题。

参考文献

[1] 何友, 王国宏, 陆大铨, 等. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
HE Y, WANG G H, LU D J, et al. Multisensor information fusion and its applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.

参 考 文 献

- [1] SAE AS6802. Time-triggered ethernet [S]. SAE Aerospace Standard, 2011.
- [2] ARINC 664P7. ARINC 664 aircraft data networks, part 7: Avionics Full Duplex switched ethernet (AFDX) network [S]. ARINC Specification 664 Part 7, AEEC, 2005.
- [3] 桂本炬,刘锦华. IEEE1588 高精度同步算法的研究和实现[J]. 电光与控制, 2006, 13(5): 90-94.
GUI B X, LIU J H. Realization of IEEE1588 high-precision synchronous algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2006, 13(5): 90-94.
- [4] 易娟,熊华钢,何锋,等. TTE 网络流量转换策略及其延时性能保障调度算法研究[J]. 航空学报, 2014(4): 1071-1078.
YI J, XIONG H G, HE F, et al. Research on traffic classes transformation strategy and real-time guarantee scheduling algorithm in TT Ethernet [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014(4): 1071-1078.
- [5] STEINER W, DUTERTRE B. Automated formal verification of the TT Ethernet synchronization quality [C]//NASA Formal Methods, Third International Symposium, 2011: 375-390.
- [6] DUTERTRE B, EASWARAN A, HALL B, et al. Model-based analysis of timed-triggered ethernet [C]//Digital Avionics Systems Conference (DASC), IEEE/AIAA 31st, 2012, 9D2-1-9D2-11. doi:10.1109/DASC.2012.6382445.
- [7] ABUTEIR M, OBERMAISSER R. Simulation environment for time-triggered ethernet [C]//The 11th IEEE International Conference on Industrial Informatics (INDIN), 2013: 642-648.
- [8] 黄臻,张勇涛,熊华钢. 基于离散事件方法的 AFDX 建模与仿真[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(10): 1326-1332.
HUANG Z, ZHANG Y T, XIONG H G. AFDX modeling and simulation based on discrete event method [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(10): 1326-1332.
- [9] STEINHAMMER K, GRILLINGER P, ADEMAJ A, et al. A Time-Triggered Ethernet (TTE) switch [C]//Proceedings of the Conference on Design, Automation and Test in Europe, Proceedings European Design and Automation Association, 2006: 794-798.
- [10] 刘晚春,李峭,何锋,等. 时间触发以太网同步及调度机制的研究[J]. 航空计算技术, 2011, 41(4): 122-127.
LIU W C, LI Q, HE F, et al. Research on time-triggered-ethernet synchronization and scheduling mechanism [J]. Aeronautical Computing Technique, 2011, 41(4): 122-127.
- (上接第 39 页)
- [2] 杨福平,白振兴. BP 神经网络与 D-S 证据理论的目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(10): 89-90.
YANG F P, BAI Z X. Target recognition method based on combination of BP neural networks with D-S evidence theory [J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(10): 89-90.
- [3] 施彦,韩力群,廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析 [M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2009.
SHI Y, HAN L Q, LIAN X Q. The design method of neural networks and example analysis [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2009.
- [4] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2004.
YANG W H. Multisensor data fusion and its applications [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2004.
- [5] 杨风暴,王肖霞. D-S 证据理论的冲突证据合成方法 [M]. 北京:国防工业出版社, 2010.
YANG F B, WANG X X. Conflict evidence combination method in D-S evidence theory [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010.
- [6] 陈毓欣. 基于数据融合的机载多传感器数据融合目标威胁评估 [D]. 上海:上海交通大学, 2013.
CHEN Y X. The airborne multi-sensor target threat assessment based on data fusion [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013.
- [7] MURPHY C K. Combining belief functions when evidence conflicts [J]. Decision Support System, 2000, 29(1): 1-9.
- [8] 李丽荣,沈春林,王从庆. 基于 BP 神经网络的空中目标识别方法 [J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(12): 132-135, 139.
LI L R, SHEN C L, WANG C Q. Recognition method of aerial target based on BP neural network [J]. Fire Control and Command Control, 2012, 37(12): 132-135, 139.
- [9] 薛晶,景占荣. 基于 D-S 算法的雷达目标识别方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15(2): 212-213.
XUE J, JING Z R. Algorithm of recognition for radar target based on D-S evidence theory [J]. Computer Measurement & Control, 2007, 15(2): 212-213.
- [10] 王栋. 基于数据融合的机载多传感器目标识别 [D]. 上海:上海交通大学, 2010.
WANG D. The airborne multi-sensor target recognition based on data fusion [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2010.