

雷达与红外数据融合的近距离空中目标识别

狄方旭, 王小平, 林秦颖, 刘哲
(空军工程大学航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 为了提高传感器目标识别性能和近距离空中目标识别准确性, 结合雷达和红外传感器提出了一种目标融合识别模型: 对于雷达传感器, 提出基于参数学习贝叶斯网络的目标识别方法, 首先采用 EM 算法对贝叶斯网络进行参数优化, 然后根据获取的目标属性信息进行目标分类; 对于红外成像传感器, 采用基于小波矩特征的目标识别方法, 首先对目标图像进行小波矩特征提取和选择, 然后通过建立的 BP 神经网络分类器进行目标分类; 最后通过 D-S 证据组合法对两部分识别结果进行融合处理, 实现了基于雷达和红外数据融合的近距离目标识别。仿真结果表明: 和单传感器相比, 所提出的模型可以更加精确地进行目标识别。

关键词: 目标识别; 贝叶斯网络; 数据融合; 小波矩特征

中图分类号: V271.4; TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)09-0054-04

Close Aerial Target Recognition Based on Data Fusion of Radar and Infrared Sensor

DI Fang-xu, WANG Xiao-ping, LIN Qin-ying, LIU Zhe

(Engineering College of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In order to improve the performance of target recognition system and the precision of target recognition, a model based on radar and infrared sensor was proposed. For radar, an algorithm based on parameter learning Bayesian network was proposed. The EM algorithm was employed for parameter optimization, and the target was classified according to its attribute information. For infrared sensor, the algorithm based on wavelet moment features was adopted. The wavelet moment features were extracted and selected, and the target image was recognized through BP neural network. Finally, D-S theory was adopted to combine the recognition results of radar and infrared sensor, thus the close target recognition based on radar and infrared imaging sensor was realized. Simulation results indicate that: Compared with a single sensor, the proposed model has a higher precision for target recognition.

Key words: target recognition; Bayesian network; data fusion; wavelet moment feature

0 引言

目标识别是有效了解战场态势, 预测敌方意图的重要环节。随着军事科技不断发展, 战场环境日趋复杂, 传统的单传感器目标识别方法已难以实现目标准确识别。为了提高目标识别准确性, 必须融合各传感器优势, 实现多传感器目标融合识别^[1-2]。

雷达传感器可以准确获取笛卡尔坐标系下目标距离、角度等信息, 红外传感器测角精度高, 目标图像获取能力强, 实现两者结合是目标识别的一个重要研究

方向^[3-5]。据此, 研究提出了一种雷达和红外数据融合的近距离空中目标识别模型。对于雷达传感器, 提出参数学习贝叶斯网络目标识别方法^[6-9]; 对红外传感器, 采用基于小波矩特征的目标分类方法^[10-11], 并设计了3个并行BP神经网络分类器用于解决目标图像角度上的问题。由上述两种传感器分别得到目标所属类别概率分配函数, 再结合D-S推理算法进行数据融合^[12-13], 提高了传感器目标识别性能, 实现了近距离空中目标精确识别。

1 数学基础

1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络^[8]推理主要是通过联合概率分布公

式,在给定已知证据条件下,计算某些事件发生的可能性。设变量集 $v = (V_1, V_2, \dots, V_k)$, 则所有变量联合概率分布为

$$P(V_1, V_2, \dots, V_k) = P(V_1 = v_1, V_2 = v_2, \dots, V_k = v_k) =$$

$$\prod_{i=1}^k P(V_i | V_{i-1}, \dots, V_1) = \prod_{i=1}^k P(V_i | \pi(V_i))。 (1)$$

贝叶斯网络推理过程如图1所示。

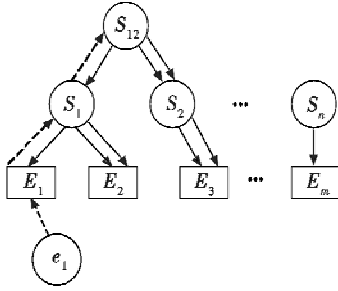


图1 贝叶斯网络推理过程

Fig. 1 Bayesian network inference process

图中: E_m 表示观测变量; S_n 表示网络节点; e_1 表示新获取的证据信息; 实线箭头为数据由父节点向子节点传播; 虚线箭头表示数据由子节点向父节点传播。

1.2 多证据组合 D-S 推理

D-S 组合法则是一个关于证据联合作用的规则。利用 D-S 组合规则可以计算出组合已知证据的联合概率分配函数^[13]。

1) 概率分配函数。

设函数 $M: 2^D \rightarrow [0, 1]$, 且满足

$$M(\emptyset) = 0, \sum_{A \subseteq U} M(A) = 1 \quad (2)$$

式中: D 为样本空间; M 为 2^D 上的概率分配函数; $M(A)$ 为命题 A 的基本概率函数^[5]。

2) D-S 理论合并法则。

设 $M = M_1 \oplus M_2, M(\emptyset) = 0$, 则

$$M(A) = \frac{\sum_{x \cap y = A} M_1(x) \times M_2(y)}{\sum_{x \cap y \neq \emptyset} M_1(x) \times M_2(y)}。 \quad (3)$$

2 目标融合识别系统模型

2.1 多传感器目标融合识别

研究采用分布式融合系统,即各传感器对所获取的信息分别进行处理,得到目标所属类别基本概率分配函数 M , 然后再进行融合处理,得出最终识别结果^[1]。研究提出的雷达和红外数据融合的目标识别系统结构如图2所示。

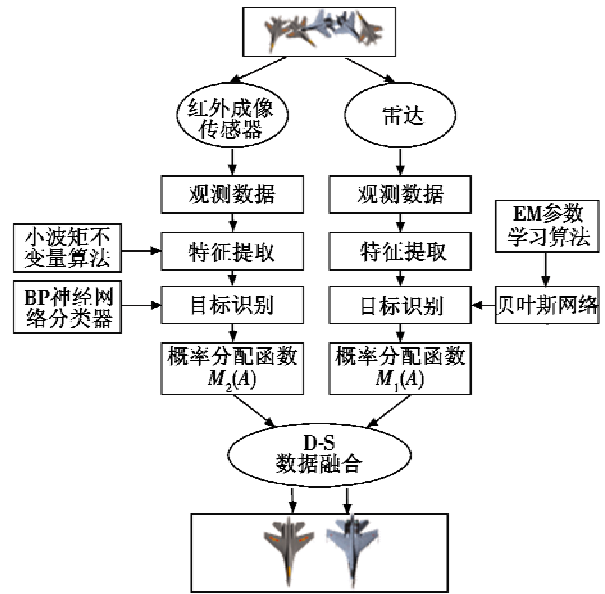


图2 分布式多传感器目标融合识别系统结构图

Fig. 2 Structure of distributed multi-sensor fusion target recognition system

2.2 空中目标类型划分与属性分析

对空中目标进行分类是实现空中目标有效识别的前提。结合战场环境,把目标分为3类进行重点分析,如表1所示^[9]。

表1 战场空中目标划分表

Table 1 Classification of aerial targets in battlefield

类别	目标	特征
A	预警机、运输机等	距离远,无直接威胁
B	B1 歼击机、轰炸机等	主要空战武器平台
	B2 直升机	严重威胁
C	巡航导弹、制导导弹等	严重威胁

目标识别即根据目标属性对目标进行分类,目标属性主要指目标的运动属性(位置、速度等)和物理属性(辐射特征)^[8]。表2是对运输机、歼击机、巡航导弹、直升机4类目标主要飞行特点的定性分析。

表2 目标属性分析表

Table 2 Target attribute analysis

目标	高度	速度	发现距离	航线特征
运输机	高/中	中/低	远	平飞
歼击机	高/中	快/中	远	平飞/俯冲/下滑
巡航导弹	低	低	近/远	平飞
直升机	中/低	慢	近/远	平飞/下滑

3 雷达目标识别

3.1 构造贝叶斯网络模型

研究中节点变量主要包括:各类型飞机、速度、高

度、发现距离、航线特征等。通过分析,建立如图3所示的贝叶斯网络结构模型^[9-10]。

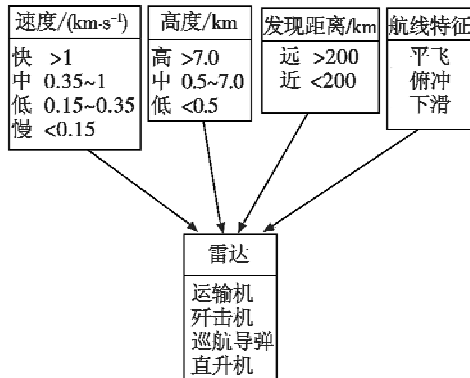


图3 雷达目标识别贝叶斯网络模型

Fig.3 Target recognition Bayesian network model of radar

3.2 网络参数设置与优化

据经验知识可知:一般运输机飞行高度在7~11 km,飞行马赫数在0.5~0.75,航线固定,不直接进入战斗火力圈,对战斗不直接构成威胁;歼击机机动动作复杂,战斗中多远处发射空袭武器,除低空突防外,一般不进入防空火力圈;巡航导弹一般巡航高度较低,多为亚音速巡航,航线固定;直升机飞行高度一般低于1 km,速度非常慢,机动变化大。据此先给出初始条件概率表(Conditional Probability Table, CPT)。为了得到更加准确的识别结果,必须依靠案例库进行参数学习。

研究采用基于最大期望统计(expectation Maximization, EM)算法的参数学习方法^[9]。具体描述如下所述。

1) 初始化 $\theta^{(0)}$: 设定估计值 $\hat{\theta}$ 的精度 ε 及修正值 $\hat{\theta}'$; While $|\hat{\theta} - \hat{\theta}'| > \varepsilon$, do: $\hat{\theta} \leftarrow \hat{\theta}'$ 。

2) E-Step: 计算缺失值 e^* 的期望充分统计量。 e^* 概率分布为

$$P(e^* | e, \hat{\theta}) = \frac{P(e | e^*, \hat{\theta})P(e^* | \hat{\theta})}{\sum_{e'} P(e | e', \hat{\theta})P(e' | \hat{\theta})} \quad (4)$$

充分统计量为

$$E_{P(X_i | e, \hat{\theta})} N_{jk} = \sum_{j,k} P(X_{ij}, \pi(X_{ik}) | \hat{\theta}) \quad (5)$$

式中: X_i 表示第 i 个变量; N_{jk} 为 X_i 与 $\pi(X_i)$ 所有可能联合实例化的计数, 分别用 j, k 对 $X_i, \pi(X_i)$ 表示。

3) M-Step: 计算给定 $P(e^* | e, \hat{\theta})$ 条件下 $\hat{\theta}'$ 的新最大后验估计值(Maximum A Posteriori, MAP)。

$$\hat{\theta}'_{jk} = \frac{\alpha_{jk} + E_{P(X_i | e, \hat{\theta})} N_{jk}}{\sum_{k'} (\alpha_{jk'} + E_{P(X_i | e, \hat{\theta})} N_{jk'})} \quad (6)$$

式中, α_{jk} 为独立克雷参数。

经过优化的雷达目标识别部分 CPT 如表3所示。

表3 Radar-CPT

Table 3 Radar-CPT

目标	高度	速度
	(高/中/低)	(快/中/低/慢)
运输机	(0.38/0.59/0.03)	(0.00/0.04/0.74/0.22)
歼击机	(0.60/0.30/0.10)	(0.43/0.51/0.06/0.00)
巡航导弹	(0.03/0.17/0.80)	(0.10/0.30/0.53/0.07)
直升机	(0.00/0.37/0.63)	(0.00/0.00/0.41/0.59)
目标	航线特征	发现距离
	(平飞/俯冲/下滑)	(远/近)
运输机	(0.80/0.07/0.13)	(0.66/0.34)
歼击机	(0.33/0.30/0.37)	(0.78/0.22)
巡航导弹	(0.80/0.12/0.08)	(0.64/0.36)
直升机	(0.60/0.14/0.26)	(0.65/0.35)

4 红外传感器目标识别

4.1 目标图像特征提取^[5,10]

图像不变矩在图像识别中一直有着重要应用。研究采用三次 B 样条函数作为母小波函数, 即

$$\psi(r) = \frac{4\alpha^{n+1}}{\sqrt{2\pi(n+1)}} \sigma_\omega \cos(2\pi f_0(2r-1)) \cdot \exp\left[-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_\omega^2(n+1)}\right] \quad (7)$$

式中: $n=3; \alpha=0.697066; f_0=0.409177; \sigma_\omega^2=0.561145$ 。

$$\psi_{m,n}(r) = 2^{m/2} \psi(2^m r - n) \quad (8)$$

$$\|F_{m,n,q}^{wavelet}\| = \left\| \sum_{r=0}^1 S_q(r) \psi_{m,n}(r) r \right\| \quad (9)$$

$$S_q(r) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} f(r, m) \cdot \exp\left(-\frac{j2\pi mq}{N}\right) \quad (10)$$

式中: $m=0, 1, 2, 3; n=0, 1, 2, \dots, 2^{m+1}; q=0, 1, 2, 3$ 。

小波矩特征由式(8)获得。对获得的小波矩特征值, 选取4个类间距最大的作为最优特征组。

传统的红外传感器目标识别模型是依靠对目标单一角度上的图像分析建立的^[3], 而在实际应用中, 传感器获取的目标图像是目标任意角度上的, 因此, 所建立的模型不具有良好的实用性。为了提高红外传感器目标识别模型的通用性和实用性, 对每一类目标正面、侧面和上面3个角度的图像分别进行特征提取, 得到对应的最优特征组。把所获得的各类目标最优特征组按不同角度分为3组, 用于下一步模型训练。

4.2 BP神经网络分类器

根据4.1节中获得的3组最优特征组, 建立相应的3个并行BP神经网络分类器(BP_1, BP_2, BP_3)。每个分类器都选用拓扑结构为4-8-4的BP神经网络, 即输入层节点为目标图像4个最优小波矩特征, 隐层节点数选为8, 输出层即为4类空中目标所属类型基本概率分配函数。对所建立的分类器采用L-M算法进行训练。

红外图像目标识别流程如图4所示。

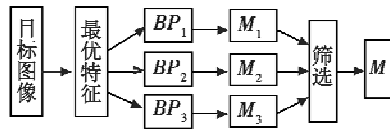


图4 红外图像目标识别流程图

Fig.4 Flow chart of infrared image recognition

在实际应用中,把获取的目标图像最优特征组分别作为3个神经网络分类器的输入,得到 M_1, M_2, M_3 ,选择其中模糊程度最低的作为红外传感器的目标识别结果 M 。

5 实例分析

巡航导弹实验中,某观测站雷达系统发现距离观测站约18 km处导弹在距地面约200 m空中以0.61的 Ma 数平飞,红外传感器捕获了导弹红外图像。

采用本文提出的目标识别模型对该案例进行分析,验证模型目标识别的准确性。

1) 雷达目标识别。

雷达目标识别部分采用Netica软件对所建立的贝叶斯网络模型进行仿真分析。图5为雷达目标识别结果。从识别结果看:此不明飞行物有66.8%的可能是巡航导弹,29.7%的可能是直升机,基本不可能是运输机或歼击机。

雷达:目标	
运输机	3.30
歼击机	0.24
巡航导弹	66.8
直升机	29.7

图5 雷达目标识别结果

Fig.5 Radar target recognition result

2) 红外传感器识别。

表4中, M 为红外传感器识别结果。从红外传感器识别结果看:此不明飞行物有76.8%的可能是巡航导弹,16.2%的可能是直升机,6.03%的可能是运输机,基本不可能是歼击机。

表4 红外传感器目标识别结果

Table 4 Infrared sensor target recognition result

目标	运输机	歼击机	巡航导弹	直升机
M_1	0.10700	0.17080	0.48020	0.24200
M_2	0.06030	0.09300	0.76790	0.16250
M_3	0.06900	0.10400	0.64200	0.18500
M	0.06030	0.09300	0.76790	0.16250

3) D-S数据融合。

采用D-S理论合并法则将雷达和红外传感器得到的目标类型概率分配函数进行数据融合。融合识别结果如表5所示。

表5 融合结果

Table 5 Results of fusion

目标	运输机	歼击机	巡航导弹	直升机
雷达	0.03303	0.0238	0.66790	0.29669
红外传感器	0.06030	0.0930	0.76790	0.16250
目标融合	0.003537	0.000039	0.910806	0.085618

由表5可知:目标有91.0806%的可能是巡航导弹。对比目标融合识别结果、雷达识别结果和红外传感器识别结果可知:由于单传感器获取数据不完整,导致其识别结果存在很强的模糊性;两个传感器融合识别可以有效利用信息的互补性,降低数据的互斥性,从而提高系统的识别精度。

6 结束语

多传感器目标融合识别是目标识别技术发展的必然趋势。针对近距离空中目标识别问题,提出了一种雷达和红外数据融合的目标识别模型。先由雷达和红外成像传感器分别对目标进行识别,得到相应的目标类型概率分配函数,再用D-S证据理论进行数据融合,实现了目标精确识别,为下一步研究对敌空中目标意图预测及无人机空战自主决策打下了基础。

参考文献

[1] 蒋晓瑜,梁浩聪,王加,等. 目标识别中多传感器信息融合算法比较[J]. 计算机系统应用,2013,22(4):10-13.
JIANG X Y, LIANG H C, WANG J, et al. Comparison of multi-sensor information fusion algorithms based on target recognition [J]. Computer System & Applications, 2013, 22(4):10-13.

[2] 强勇,缙水平,王永刚. 战场感知系统目标识别技术的进展[J]. 火控雷达技术,2008,37(1):1-9.
QIANG Y, GOU S P, WANG Y G. Development and prospect of target recognition in battlefield perception system [J]. Fire Control Radar Technology, 2008, 37(1):1-9.

[3] 史志富,张安,何胜强. 基于贝叶斯网络的多传感器目标识别算法研究[J]. 传感技术学报,2007,20(4):921-924.
SHI Z F, ZHANG A, HE S Q. Research on multi-sensor target recognition algorithm based on Bayesian networks [J]. Chinese Journal of Sensor and Actuators, 2007, 20(4):921-924.

[4] 刘海燕,陈红林,史志富,等. 基于模糊贝叶斯网络的空中目标多传感器融合识别研究[J]. 光电与控制,2009,16(3):37-41.
LIU H Y, CHEN H L, SHI Z F, et al. Aerial target fused

- [2] 王海涛, 耿安兵. 一体化红外双波段成像光学系统[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(3): 489-492.
WANG H T, GENG A B. Unified infrared imaging optical system of dual spectral[J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37(3): 489-492.
- [3] AMON MAX. Dual infrared band objective lens[P]. US Patent; US7408159, 2008-8-28.
- [4] 范永杰, 金伟其, 刘崇亮. 前视红外成像系统的新进展[J]. 红外与激光工程, 2010, 39(2): 189-194.
FAN Y J, JIN W Q, LIU C L. New progress on FLIR imaging system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(2): 189-194.
- [5] VIZGAITIS J. Third generation infrared optics [J]. Proc SPIE 6940, 2005, doi:10.1117/12.779095.
- [6] 李爱民. 衍射双波段红外光学系统设计[J]. 光学仪器, 2010, 32(3): 64-67.
LI A M. Design of dual band infrared optical system using diffractive elements[J]. Optical Instruments, 2010, 32(3): 64-67.
- [7] 刘环宇, 张良, 刘玉, 等. 红外双波段衍射光学系统设计[J]. 电光与控制, 2011, 18(5): 50-53.
LIU H Y, ZHANG L, LIU Y, et al. Optical design of a dual-band infrared system based on a harmonic diffraction [J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(5): 50-53.
- [8] 顿雄, 孟军合, 张振. 被动无热化切换式长波红外双视场望远镜[J]. 应用光学, 2011, 32(4): 767-772.
DUN X, MENG J H, ZHANG Z. Athermlised dual FOV LWIR telescope[J]. Journal of Applied Optics, 2011, 32(4): 767-772.
- [9] 王之江. 光学设计理论基础[M]. 北京: 科学出版社, 1985.
WANG Z J. The basic theory of optical design [M]. Beijing: Science Press, 1985.
- [10] 徐明. 长波红外成像系统复消色差研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.
XU M. Study on apochromatism of long wave infrared imaging optical system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2008.

(上接第 57 页)

- recognition based on fuzzy bayesian network model [J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(3): 37-41.
- [5] 张铁柱, 蒋宏. 机载雷达和红外数据融合的智能目标识别[J]. 红外与激光技术, 2010, 39(4): 756-760.
ZHANG T Z, JIANG H. Intelligent target recognition based on the data fusion of radar and infrared imaging sensor[J]. Infrared and Laser Engineering, 2010, 39(4): 756-760.
- [6] 许敬, 王晓锋. 基于贝叶斯概率的运动目标识别方法[J]. 南京理工大学学报, 2013, 37(1): 76-80.
XU J, WANG X F. Recognition method of moving target using Bayesian probability theory [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2013, 37(1): 76-80.
- [7] 杨磊, 王晓丹, 张玉玺. 一种基于多特征提取的雷达目标识别方法研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(12): 35-38.
YANG L, WANG X D, ZHANG Y X. A radar target recognition approach based on multi-feature extraction[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(12): 35-38.
- [8] 柴慧敏. 态势估计中的关键技术研究[D]. 西安: 电子科技大学, 2009.
CHAI H M. Research on key technology in situation assessment[D]. Xi'an: Xidian University, 2009.
- [9] 史志富, 张安. 贝叶斯网络理论及其在军事系统中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
SHI Z F, ZHANG A. The theory and application of Bayesian network in military system [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012.
- [10] 刘嘉敏, 谢海军, 刘强, 等. 基于改进小波矩特征的快速无损图像描述算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(10): 1278-1282.
LIU J M, XIE H J, LIU Q, et al. A fast non-destructive algorithm for image description based on improved wavelet moment features [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(10): 1278-1282.
- [11] 王灵刚, 张蕾, 普杰信, 等. 改进 BP 神经网络在物体识别中的应用[J]. 电光与控制, 2012, 19(4): 68-71.
WANG L G, ZHANG L, PU J X, et al. Application of improved BP neural network in object recognition [J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(4): 68-71.
- [12] KLEIN L A. 多传感器数据融合理论及应用[M]. 戴亚平, 刘征, 郁光辉, 译. 北京: 北京理工大学出版社, 2004.
KLEIN L A. The theory and application of multi-sensor data fusion [M]. Translated by DAI Y P, LIU Z, YU G H. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2004.
- [13] 于昕, 韩崇昭, 潘泉, 等. 一种基于 D-S 推理的异源信息目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(5): 788-790.
YU X, HAN C Z, PAN Q, et al. Method based on evidence theory for multi-source target recognition [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(5): 788-790.