

基于多特征信息的空天图像与实时信息 舰船目标关联技术

陶明明, 安瑾, 杨丽春

(中国船舶重工集团第 716 研究所, 江苏 连云港 222061)

摘要: 综合利用舰船目标在空天图像与实时情报信息中的互补信息, 提出了基于多特征信息的空天图像与实时情报信息舰船目标关联技术。构造了舰船目标点集结构特征矢量与属性特征矢量作为目标关联判别的依据, 并基于目标关联匹配最优化算法求解目标最优关联匹配。仿真结果验证了该方法的有效性。

关键词: 空天图像与实时信息; 舰船目标关联; 多特征信息

0 引言

目标关联技术是确定各种有源和无源探测在内的异类传感器所获得的目标量测信息之间的对应关系的过程^{[1][2]}, 通过将各类传感器所获得的目标特征信息加以联合、相关和组合, 可以得到关于目标的更多特征信息, 从而为目标跟踪识别、态势估计提供更多的依据^[3]。

空天图像信息包括可见光、红外、合成孔径雷达、激光、多光谱获取的目标二维或三维成像, 这类信息具有较高的位置精度, 其图幅覆盖的范围可以跨越几十甚至上百公里。但是空天图像时间滞后很严重, 如卫星图像情报从原始探测到使用的时间可能在一个小时以上; 另外, 空天图像的时间数据率低, 同一区域被单星重复覆盖一般需要数天, 被多星重复覆盖至少需要几十分钟; 通过空天图像对目标的识别精度也比较粗。实时信息包括雷达、光电、电子对抗、技侦等情报信息, 这些信息具有全天候、覆盖范围广、目标截获概率高、实时性等优点, 并且对目标的识别精度比较高, 但可能存在单个目标定位精度差等问题, 如电子侦察的目标定位精度在公里~几十公里级。为了充分利用不同信息源提供的独立、互补的信息, 对不同信息源获得的目标信息进行相关和组合, 可以避免单一信息源的局限性, 从而获得更为可靠的目标位置估计和身份估计。

本文基于舰船目标在空天图像与实时情报信息中的互补特征, 构建了基于点集结构特征及类别属性特征的特征向量与判别函数, 并通过最优化匹配算法求解目标最优关联匹配。为验证该方法的有效性, 进行了数据的仿真及验证。

1 基于空天图像与实时信息舰船目标关联方法

国内外相关学者针对目标关联方法进行了大量的研究, 并提出了许多目标关联方法, 其中比较典型的方法有: 最邻近法(NN)、概率数据关联法(PDA)、联合概率数据关联法^[4](JPDA)、最邻近联合概率数据关联算法^[5](NNJPDA)、多假设滤波算法等。这些方法是基于目标位置量测信息的目标关联算法, 多是基于目标的运动状态信息以及传感器对目标密集采样的情况下, 在存在目标漏检测、虚假目标等情况下, 以上算法的关联正确率并不高, 再加上空天图像信息传输的时间滞后性以及航天侦察卫星扫描周期长等原因, 以上关联算法显然不再适用, 须研究新的目标关联方法。

为了充分利用两种数据源提供的舰船目标信息实现目标关联, 本文综合利用目标的位置结构信息及目标的属性信息, 通过构造基于位置结构信息和属性特征的关联判别函数, 实现对目标的关联匹配。考虑空天图像数据与实时信息在时间上的统一性, 结合空天图像数据获取的时间, 需要对实时信息的数据库历史数据调出进行优选优化, 根据图像情报各目标的位置, 综合图像目标位置误差和实时信息目标位置误差, 划出能够与图像目标匹配的实时信息目标区域。在这里, 图像信息中目标的属性信息是经过目标检测、目标提取、目标识别等处理后形成的。

通过以上的分析，设计了如图 1 所示的空天图像与实时信息舰船目标关联方法流程，从流程图可以看出，在对空天图像信息与实时信息的舰船目标进行识别之后，目标关联问题就演变为目标特征矢量的构造及目标匹配最优解的求解的问题。

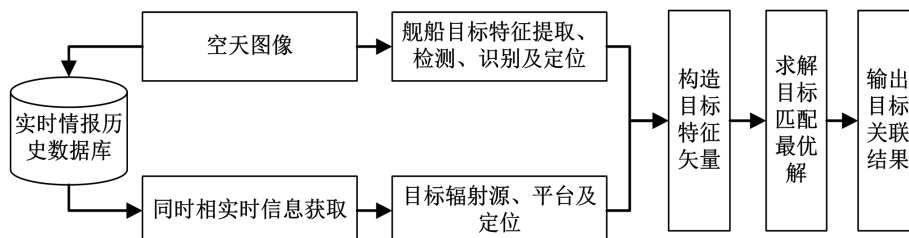


图 1 基于空天图像与实时信息舰船目标关联方法流程图

2 舰船目标特征矢量构造

基于目标位置（距离、方位）信息进行目标关联是一种常见的方法，但由于传感器测量误差与随机误差等因素的影响，单纯的利用目标的位置信息进行目标的关联匹配将面对诸多问题，并不能得到稳定、精确的关联匹配结果。

由于目标位置信息与目标属性信息具有互补性，本文除了考虑目标的位置特征信息之外，将结合空天图像与实时情报两种不同数据源经处理后获取的舰船目标特征信息构造相应的特征矢量来实现目标的关联匹配。本文构造的特征信息有两类：（1）基于位置信息的目标点集结构特征矢量；（2）基于个体目标的属性特征矢量。

2.1 舰船目标点集结构特征矢量构造

基于目标点集的结构特征是将同一图像内多个目标视为一个点集，实时信息目标视为另一个点集，每一个点集构成一个图形结构，通过构造图形结构特征来实现点集与点集之间的匹配。为了获取稳定的目标结构特征矢量，采用基于层次化递进的方法来实现，其步骤为：

对图像信息、实时信息点集中的每个目标构造局部特征矢量；

计算两个点集之间局部特征矢量最为相似的一对目标；

以该对目标作为参考点，对点集中的多由目标构造全局特征矢量。

假设由图像探测源获取的目标点集信息表示为 A ，由实时情报探测源所获取的目标点集信息表示为 B ，在给定目标位置数据的情况下，目标 i 的局部特征矢量表示为目标群中离该目标最近及最远的两个目标到它的距离以及与某一方向（如正北方向）所成的夹角，其中夹角取值范围为 $[0, \pi)$ 。如图 2 所示为光学图像舰船目标检测识别之后的目标局部特征表示示意图。

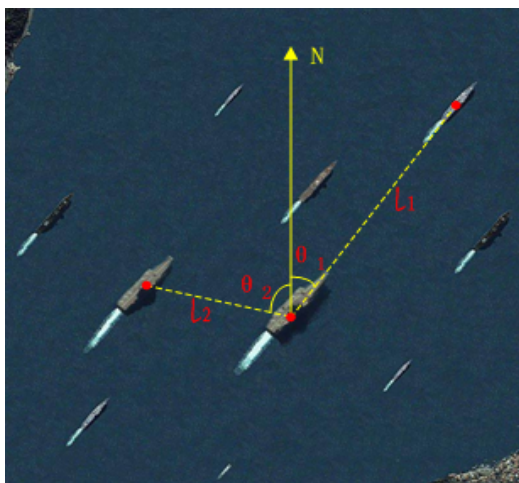


图 2 舰船目标局部特征表示示意图

于是由图像探测源所探测到的目标 i 以及由实时情报侦察传感器所探测到的目标 j 的局部结构特征矢量表示为:

$$A_i = (r_1^{C_i}, \theta_1^{C_i}, r_2^{C_i}, \theta_2^{C_i}) \quad i = 1, \dots, m \quad (1)$$

$$B_j = (r_1^{E_j}, \theta_1^{E_j}, r_2^{E_j}, \theta_2^{E_j}) \quad j = 1, \dots, n \quad (2)$$

为了寻找相似度最大的一对目标, 将两类数据源中目标之间的局部特征矢量进行矢量相减, 定义相减后的特征矢量如下:

$$d_{ij} = \text{fabs}(r_1^{A_i - B_j}, \theta_1^{A_i - B_j}, r_2^{A_i - B_j}, \theta_2^{A_i - B_j}) \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (3)$$

为了使特征矢量在量纲上实现统一, 需要对相减后的特征矢量 d_{ij} 的每一个分量进行归一化, 得到归一化的特征矢量:

$$\bar{d}_{ij} = \left(\frac{r_1^{A_i - B_j}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m r_1^{A_i - B_j}}, \frac{\theta_1^{A_i - B_j}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \theta_1^{A_i - B_j}}, \frac{r_2^{A_i - B_j}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m r_2^{A_i - B_j}}, \frac{\theta_2^{A_i - B_j}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \theta_2^{A_i - B_j}} \right) \quad (4)$$

这时, 定义目标矢量之间的相似性度量为:

$$r_{ij} = \sqrt{\bar{d}_{ij} * \bar{d}_{ij}} \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (5)$$

则 $\{r_{ij}\}$ 中的最小值所对应的一对目标 i 和 j 为最为相似的一对目标, 可以由下式求出:

$$\min \{r_{ij}\} \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (6)$$

在获得两个点集之间最为相似的一对目标后, 以这对目标作为点集中其它目标的全局特征矢量构造参照点。与构造目标局部特征矢量类似, 以各目标与参照点之间的距离值以及距离连线与定义的某一方向的夹角值作为目标的全局特征矢量, 则图像目标的全局结构特征矢量为:

$$\tilde{A}_i^s = (r^{A_i^s}, \theta^{A_i^s}) \quad i = 1, \dots, m \quad (7)$$

其中 $r^{C_i^s}$ 为成像目标 i 到目标 s 的距离, $\theta^{C_i^s}$ 为目标 i 与目标 s 连线和定义的方向所成的夹角。

同理, 实时情报侦察目标的全局结构特征矢量表示为:

$$\tilde{B}_j^s = (r^{B_j^s}, \theta^{B_j^s}) \quad j = 1, \dots, n \quad (8)$$

将两类侦察传感器中目标之间的全局特征矢量进行相减, 并对相减后的矢量进行归一化, 得到归一化后的结构特征矢量 \bar{d}'_{ij} 。

这时, 定义目标矢量之间的相似性度量如下:

$$s_{ij} = \sqrt{\bar{d}'_{ij} * \bar{d}'_{ij}} \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (9)$$

于是两个目标点集中所有舰船目标间的结构特征矢量相似性关系可由相似性度量矩阵表示为:

$$R_1 = \{s_{ij}\} \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (10)$$

2.2 舰船目标属性特征矢量构造

目标的属性特征是指表征目标身份信息特征,不同的信息源对目标的身份识别层次是不一样的。对于空天图像信息来说,通过对光学图像中的舰船目标进行检测可以识别出目标的几何身份信息,如长、宽、面积,以及长宽比、形状等特征。将这些特征与舰船目标特征库进行比较,可以判断出被检测目标的舰船类别。对于雷达、电子侦察等实时情报信息来说,通过获取目标在雷达、电子侦察传感器中获取的有关载频、脉冲、脉宽等信号信息,并与平台知识库进行比对,可以识别出目标类别属性,甚至类别型号。

鉴于空天图像信息与实时情报信息对舰船目标识别的精细层次是不一致的,为了能够利用图像信息和实时情报信息对目标的属性判断实现目标个体的关联,需要将两种数据源对目标的属性信息统一到同一个层次,使两类传感器对属性特征的描述具有统一的纲量,从而能够利用这一信息来实现目标的关联。

对于图像信息,对舰船目标进行检测、识别等图像处理之后,通过提取各目标的特征集 $R^{A_s} = (r_1^{A_s}, r_2^{A_s}, \dots, r_k^{A_s})$ 以及分类隶属度函数集合 $F_i(r_i^{A_s}) = \{f_i(r_i^{A_s}), i \in [1, k]\}$ 可以得到目标 A_s 属于各类舰船目标的置信度矩阵 $p^{A_s} = [p_1^{A_s}, p_2^{A_s}, \dots, p_m^{A_s}]$ 。

同样,对实时情报信息进行处理,通过提取各目标特征集 $R^{B_s} = (r_1^{B_s}, r_2^{B_s}, \dots, r_k^{B_s})$ 以及分类隶属度函数 $F_i(r_i^{B_s}) = \{f_i(r_i^{B_s}), i \in [1, k]\}$ 可以得到目标 B_s 属于各类舰船目标的置信度矩阵 $p^{B_s} = [p_1^{B_s}, p_2^{B_s}, \dots, p_m^{B_s}]$ 。

在获得两种数据源的舰船目标属性特征矢量之后,定义舰船目标属性特征矢量间的相似度:

$$r_{ij} = r(p^{A_i}, p^{B_j}) = \sum_{k=1}^m (p_k^{A_i} \times p_k^{B_j}) \quad (11)$$

将相似度进行归一化之后,两类数据源所探测到的舰船目标间的属性相似性度量关系矩阵可以表示为:

$$R_2 = \{r_{ij}\} \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n \quad (12)$$

由得到的目标属性相似性度量矩阵及目标间相似关系的定义可知,最优匹配是使得其总体匹配相似度的和最大。

3 舰船目标关联匹配最优化求解

在得到舰船目标点集结构特征矢量的相似性度量矩阵 $R_1 = \{s_{ij}\}$ 以及目标属性特征矢量的相似性度量矩阵 $R_2 = \{r_{ij}\}$ 之后,组合利用两种特征进行目标的关联匹配,可以发挥信息互补的优势,提高舰船目标关联匹配正确率。

这里定义两相似性度量矩阵的组合相似性关系为:

$$d_{ij} = r_{ij} / s_{ij} \quad (13)$$

由关联测度的定义可知,矩阵 $D = \{d_{ij}\}$ 中相应的元素 d_{ij} 越大,则空天图像传感器探测到的目标 i 和实时情报传感器探测到的目标 j 是同一目标的可能性越大。因此,目标的关联匹配问题便转化为求解总体匹配相似度的和最大的问题,也就是从矩阵 $D = \{d_{ij}\}$ 中求解一组行、列下标不重复的元素,并且这些元素的和最大。如图 3 所示,将相似度量矩阵 d_{ij} 看成是目标 i 和目标 j 之间的权值,求解关联匹配最优解问题便转化为求解完备匹配问题,针对该问题,本文采用基于 Kuhn-Munkres 二分图算法进行求解。Kuhn-Munkres 算法通过迭代的方式求解最完美匹配,该算法可以大大缩减处理时间。

4 数据仿真及验证

为验证上述方法的有效性,本节进行相关的仿真验证。这里假定某海域具有舰船目标 10 艘,其中有航母、补给舰、两栖舰、巡洋舰各一艘,驱逐舰、护卫舰各三艘,其真实位置分别为 $\{(2,3); (2,5); (3.2,7); (4.2,3.5);$

$(5.8,1.5); (7,8.7); (7.7,5.1); (6.5,4.2); (6.1,6.6); (4.2,8.3)\} \times 10^4\text{m}$ 。

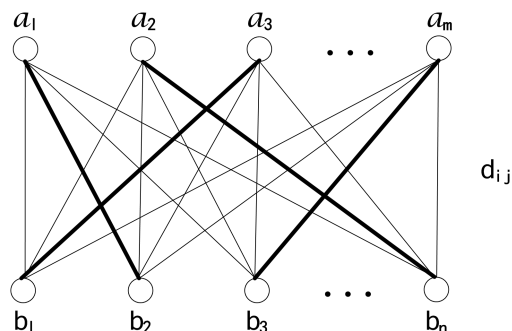


图3 基于 Kuhn-Munkres 算法的完备匹配求解示意图

由于不同信息源中目标的定位误差、随机误差、系统误差等因素的影响，舰船目标在不同信息源中的位置呈现出一定的波动，表现为在真实位置附近的领域范围内摆动，我们把整个领域叫做概率误差，如图4所示为仿真的目标真实位置，其中虚线的圆表示其中一个目标的概率误差。对于不同的信息源，由于目标定位误差、随机误差和系统误差是不一样的，因此，各探测源探测到的目标位置在概率误差范围内随机摆动。对于目标的属性信息，由于实时信息对舰船目标的识别区分度比较高，因此我们假定实时信息的属性信息为目标真实属性特征，而图像信息的属性特征量为真实属性特征量在高斯分布下的仿真值。

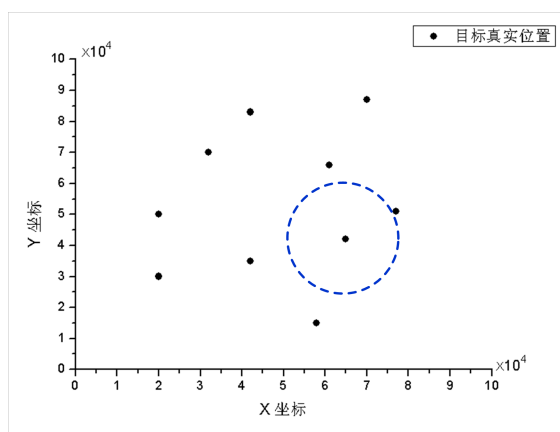


图4 目标真实位置仿真及概率误差表示

假设 P_a 表示图像传感器目标的概率误差， P_b 表示实时信息舰船目标的概率误差，考虑到目标存在漏检测等情况，对以下不同的场景进行仿真验证：1) 两种数据源都不存在目标漏检测；2) 只有一种数据源存在有目标漏检测；3) 两种数据源都存在有目标漏检测。分别对不同场景下的数据仿真 200 次，其实验结果如下：

从表 1 可以看出，在两种数据源都不存在目标漏检测的情况下，通过本文方法对舰船目标进行关联匹配可以获得较高的关联匹配正确率，在两种数据源定位精度较高的情况下，目标的关联匹配正确率可以达到 100%；从表 2 可以看出，在只有一种数据源存在目标漏检测的情况下，目标的关联匹配正确率随着漏检测率的增加而降低，在漏检测率达到 50% 的情况下，关联匹配正确率仍可以达到 87% 以上；从表 3 可以看出，两种数据源都存在目标漏检测情况下，目标关联匹配正确率随着目标定位精度误差的加大以及漏检测率的提高而降低，但其关联匹配正确率仍可以满足实际应用的需求。

图 5 所示是在 $P_a=500\text{m}$ 情况下，针对舰船目标是否加入目标属性特征下的关联匹配正确率对比图。实验证明，在不同的场景下，通过加入舰船目标属性特征向量进行目标关联匹配，比单独基于目标点集结构特征的关联结果更为可靠、稳定。

表 1 两种数据源都不存在目标漏检情况下的关联正确率

目标关联正确率	概率误差	$P_b=1\text{km}$	$P_b=4\text{km}$	$P_b=7\text{km}$	$P_b=10\text{km}$
	$P_a=200\text{m}$		100%	100%	100%
$P_a=500\text{m}$		100%	100%	99.6%	96.95%

表 2 只有一种数据源存在目标漏检情况下的关联正确率

目标关联正确率 (漏检测率 10%)	概率误差	$P_b=1\text{km}$	$P_b=4\text{km}$	$P_b=7\text{km}$	$P_b=10\text{km}$
	$P_a=200\text{m}$		100%	100%	100%
$P_a=500\text{m}$		100%	100%	99.33%	95.33%
目标关联正确率 (漏检测率 30%)	$P_a=200\text{m}$	100%	100%	98.86%	85.07%
	$P_a=500\text{m}$	100%	99.71%	97.5%	94.57%
目标关联正确率 (漏检测率 50%)	$P_a=200\text{m}$	96.3%	93.5%	91.7%	89.7%
	$P_a=500\text{m}$	95.7%	91.9%	89.5%	87.8%

表 3 两种数据源都存在目标漏检情况下的关联正确率

目标关联正确率 (漏检测率 10%)	概率误差	$P_b=1\text{km}$	$P_b=4\text{km}$	$P_b=7\text{km}$	$P_b=10\text{km}$
	$P_a=200\text{m}$		100%	99.76%	98.07%
$P_a=500\text{m}$		99.94%	99.63%	97.71%	92.25%
目标关联正确率 (漏检测率 30%)	$P_a=200\text{m}$	93.78%	92.4%	89.4%	85.30%
	$P_a=500\text{m}$	90.11%	90%	86.89%	81.87%
目标关联正确率 (漏检测率 50%)	$P_a=200\text{m}$	81.47%	79.60%	76.07%	72.05%
	$P_a=500\text{m}$	74.63%	73.13%	71.88%	70.62%

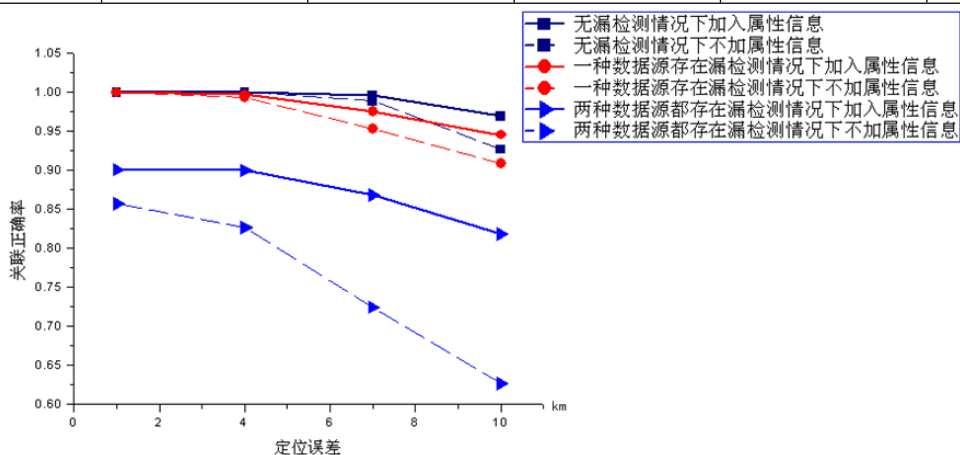


图 5 加入属性信息前后目标关联正确率对比图

5 结论

本文针对舰船目标在空天图像与实时情报信息中的特征，提出了基于多特征信息的舰船目标关联技术，综合舰船目标在空天图像与实时信息中的互补信息，基于舰船目标的位置结构特征与舰船目标属性特征构造目标多特征判别函数，通过最优化匹配算法求解目标最优关联匹配。为了验证该方法的有效性，分别针对不同场景下的舰船目标进行仿真，实验结果证明了该方法的有效性，并且对目标定位精度较差、目标漏检测率比较高的情况下仍可以获得较高的关联匹配正确率。

参考文献

[1] 徐晓滨,陈丽,文成林. 一种基于多源异类信息统一表示的多传感器数据融合算法.河南大学学报(自然科学版), 2005,

35(3):67-71.

- [2] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜等. 多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2006.
- [3] 李震,张冰,刘维亭,朱志宇. 基于异类传感器的数据融合系统. 船舶工程, 2007, 29(1):38-41.
- [4] Ding Z., Leung H., Hong L. Decoupling joint probabilistic data association algorithm for multiple target tracking[J]. IEE Proc. Radar Sonar Navig. 1999, 146(5):251-254.
- [5] Colegrove S.B., Davery S.J. On using nearest neighbors with the probabilistic data association filter[J]. The Record of the IEEE 2000 International Radar Conference, 2000, (7-12): 53-58.
- [6] 贾正望,李银伢,毛明秀,陈黎,郭治. 一种基于多目标跟踪的修正概率数据关联算法研究. CCDC, 2009, 9:4919-4922.
- [7] 康少单,王壮,胡卫东. 一种基于电子侦察和光学成像侦察的目标综合识别算法. 系统工程与电子技术, 2004,26(6):589-591.
- [8] 王壮,樊昀,王成,康少单,孙兆林,胡卫东,郁文贤. 基于星载电子侦察与成像侦察的数据融合技术. 电子学报,2003,12(A):2127-2130.
- [9] Liu Huang, Dou Li-hua, Pan Feng, Dong Ling-xun. Research on Data Association in Three Passive Sensors Network. International Conference on Control and Automation, 2007: 3235-3238。