文章编号:1001-506X(2010)08-1703-03

一种通用的阵群目标队形识别方法

张昌芳[1,2],杨宏文[1],胡卫东[1],郁文贤[1]
(1. 国防科学技术大学 ATR 重点实验室,湖南 长沙 410073;
2. 国防科学技术大学继续教育学院,湖南 长沙 410073)

摘 要: 受传感器检测性能和观测噪声的影响,阵群成员位置观测集合往往具有不完全性和不确定性,并含有杂波。这种情况下,基于固定基准点的传统阵群目标队形识别方法不再适用。为此,提出了一种通用的阵群目标队形识别方法。该方法根据不同的队形模板和队形观测,动态选择二者队形描述的基准点,有效地抑制了漏检、位置噪声和杂波对阵群目标队形描述的影响;通过队形观测和队形模板的队形描述之间的匹配来对前者的队形进行识别。仿真实验验证了所提方法的有效性。

关键词: 识别;基准点;模板匹配;阵群目标;队形
中图分类号: TN 95 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-506X.2010.08.32

General formation recognition method for group targets

ZHANG Chang-fang[1,2], YANG Hong-wen[1], HU Wei-dong[1], YU Wen-xian[1]
(*1. ATR Key Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;*
2. School of Continuing Education, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Influened by the detection performance and observation noise of a sensor, the position observation set of members within a group of targets is often incomplete and uncertain and usually contains clutter. The conventional group target formation recognition methods based on fixed datum mark are no more applicable on these practical conditions. Aiming at the problem, a general method for group target formation recognition is proposed. The method selects the datum mark dynamically depending on the different formation templates and formation observations, which restrains the effect of missing detection, position noise and clutter on the formation description for group targets effectively. The formation of the observed group target is recognized by matching of its formation description and that of the formation templates. Simulation experiments validate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: recognition; datum mark; template matching; group target; formation

0 引 言

队形是阵群目标一个重要的整体特征,它反映了阵群目标的近期行为和意图,对战场态势评估和军事决策具有非常重要的意义[1-2]。队形识别即根据阵群目标的队形观测(包括阵群成员的位置观测集合和阵群的行进方向)识别其内在的协作模式。文献[3]利用 Hough 变换给出了线性队形模板建模和线性队形的特征提取方法,并在模板匹配的基础上实现了线性队形识别。文献[4]通过模板匹配对环形护卫舰编队队形进行识别。文献[5]建立了舰艇编队队形的可变形模板,对单横(纵)队、楔形队、反楔形队和梯形队进行识别。但文献[3-5]只针对具体的队形模板,不具有通用性,而且队形描述的基准点是固定的,不适用于阵群成员位置观测集合不完全和含有杂波的情况。为此,文中提出了一种通用的阵群目标队形识别方法。首先,根据不同的队形模板和队形观测,动态选择二者队形描述的基准点;其次,根据队形描述的基准点对队形模板和队形观测的队形进行描述;最后,通过模板和观测的队形描述之间的匹配来对观测到的队形进行识别。

1 阵群目标队形描述

在对阵群目标各成员进行配置时,通常指定一个基准点,该基准点一般为阵群中的某个成员,如美国航母编队一般指定 1 艘后勤舰或两栖指挥舰作为兵力配置的基准点

收稿日期:2009-04-22; **修回日期:**2009-10-29。
基金项目:"十一五"国防预研基金(513060302)资助课题
作者简介:张昌芳(1981-),女,博士研究生,主要研究方向为数据融合、阵群目标分析等。E-mail:zcf0731@163.com

(美海军称“ZZ”点)。作为先验知识的队形模板通常以基准点为参考,对阵群中其余成员的位置进行描述。由于传感器对阵群成员的位置观测存在漏检,在阵群成员观测中“基准”成员可能缺失;即使观测到“基准”成员,在只有位置观测信息的情况下,也难以将其同其余的阵群成员或杂波区分开来。因此,需要在队形模板和阵群成员位置观测中的对应位置动态地确定基准点,并根据动态确定的基准点对队形模板和队形观测进行描述。

1.1 队形模板和队形观测建模

用一个三元组

$$F=(\boldsymbol{p}_0,\boldsymbol{l}_0,\{\boldsymbol{s}_{0i}\}_{i=1}^{N_f}) \tag{1}$$

来表示阵群目标的队形模板,其中 $\boldsymbol{p}_0=[x_0,y_0]^{\mathrm{T}}$ 为基准点的位置坐标,$\boldsymbol{l}_0$ 表示基准轴,它通过基准点且指向行进方向,N_f 为阵群成员的个数,$\boldsymbol{s}_{0i}$ 为第 i 个成员相对于基准点和基准轴的位置,即

$$\boldsymbol{s}_{0i}=[r_{0i},\alpha_{0i}]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中,r_{0i} 为第 i 个成员到基准点的距离;α_{0i} 为从基准轴沿逆时针到第 i 个成员与基准点连线的角度。

以 $\boldsymbol{p}_0$ 为极点,$\boldsymbol{l}_0$ 为极轴建立极坐标系,并将队形模板 F 转化为点模式 $P_F=\{\boldsymbol{p}_{fi}\}_{i=1}^{N_f}$,其中

$$\boldsymbol{p}_{fi}=\boldsymbol{p}_0+\begin{bmatrix} r_{0i}\cos(\alpha_{0i}) \\ r_{0i}\sin(\alpha_{0i}) \end{bmatrix} \tag{3}$$

为第 i 个成员的位置坐标矢量,则 P_F 表示队形模板为 F 的某个阵群中所有成员的真实位置组成的集合。

将队形观测用集合 $Z=\{P,\boldsymbol{v}\}$ 表示,其中点模式 $P=\{\boldsymbol{p}_j\}_{j=1}^{N}$ 为阵群成员的位置观测集合,$\boldsymbol{p}_j$ 为第 j 个位置观测矢量,N 为所有位置观测矢量的个数,$\boldsymbol{v}$ 为阵群行进的方向。

受传感器检测性能和噪声等因素的影响,队形观测具有以下特点:不是阵群中的每个成员都被检测到;检测到的成员的位置观测和阵群行进方向均受到高斯噪声的影响;有些位置观测可能来源于杂波;与队形模板相比,传感器给出的阵群成员位置观测可能发生了坐标平移、旋转变换。

1.2 基准点的选取

考虑传感器观测具有不确定性,为了尽可能地提高基准点的精度,将队形模板和队形观测的基准点分别选为 P_F 和 P 中最大势匹配子集的中心点,而不是某对对应点或者非最大势匹配子集的中心点。

首先,确定 P_F 和 P 的最大势匹配子集。将来自 P_F 的第 i 个和 P 的第 j 个大小均为 m 的子集分别表示为 P_{Fi}^m 和 P_j^m,记

$$D_{Fi}^m=\{\|\boldsymbol{p}_{fu}-\boldsymbol{p}_{fv}\| \ \forall \boldsymbol{p}_{fu},\boldsymbol{p}_{fv}\in P_{Fi}^m \text{ 且 } u\neq v\} \tag{4}$$

$$D_j^m=\{\|\boldsymbol{p}_s-\boldsymbol{p}_t\| \ \forall \boldsymbol{p}_s,\boldsymbol{p}_t\in P_j^m \text{ 且 } s\neq t\} \tag{5}$$

式中,“$\|\cdot\|$”表示求欧氏距离的操作符。显然,集合 D_{Fi}^m 和 D_j^m 分别是子集 P_{Fi}^m 和 P_j^m 内各点空间分布的完备描述,并且它们具有平移、旋转不变性。

Hausdorff 距离[6]是描述两个集合之间相异性的一种度量,因此可以采用集合 D_{Fi}^m 和 D_j^m 之间的 Hausdorff 距离来描述集合 P_{Fi}^m 和 P_j^m 的相异程度。记

$$\boldsymbol{D}_{ij}^m=[d_{ij,st}^m]_{C_m^2\times C_m^2},\quad s,t=1,2,\cdots,C_m^2 \tag{6}$$

式中

$$d_{ij,st}^m=\|D_{Fi}^m(s)-D_j^m(t)\| \tag{7}$$

则集合 D_{Fi}^m 和 D_j^m 之间的 Hausdorff 距离定义为

$$\boldsymbol{HD}_{ij}^m=\max\{d_{ij,r}^m,d_{ij,c}^m\} \tag{8}$$

式中,$d_{ij,r}^m$ 和 $d_{ij,c}^m$ 分别表示由 $\boldsymbol{D}_{ij}^m$ 中每行和每列中的最小值元素组成的集合,即

$$d_{ij,r}^m=\{d_{ij,sv}\mid d_{ij,sv}=\min_t d_{ij,st}\} \tag{9}$$

$$d_{ij,c}^m=\{d_{ij,ut}\mid d_{ij,ut}=\min_s d_{ij,st}\} \tag{10}$$

确定 P_F 和 P 中最大势匹配子集的算法描述如下。

步骤 1 确定子集匹配的距离门限 T_s。T_s 取决于 P_F 和 P 中对应点对间距离的差值,后者与阵群成员间的距离和观测噪声标准差的大小有关。实际应用中,T_s 可取距离差的最大值,距离差最大值的确定方法如下。

假设 x 方向和 y 方向上的观测噪声相互独立,则某个成员 m_1 的位置观测 $\boldsymbol{p}_1$ 将以 0.998 7 的概率落在以其真实位置 $\boldsymbol{p}_1^0=[p_{1x}^0,p_{1y}^0]^{\mathrm{T}}$ 为中心,4 个顶点坐标依次为 $(p_{1x}^0-3r_x,p_{1y}^0+3r_y)$,$(p_{1x}^0-3r_x,p_{1y}^0-3r_y)$,$(p_{1x}^0+3r_x,p_{1y}^0-3r_y)$ 和 $(p_{1x}^0+3r_x,p_{1y}^0+3r_y)$ 的矩形区域内,其中 r_x 和 r_y 分别为 x 方向和 y 方向上观测噪声的标准差。类似地,同一阵群中的另一个成员 m_2 的位置观测 $\boldsymbol{p}_2$ 则以同样的概率落在以 $\boldsymbol{p}_2^0=[p_{2x}^0,p_{2y}^0]^{\mathrm{T}}$ 为中心,以 $(p_{2x}^0-3r_x,p_{2y}^0+3r_y)$,$(p_{2x}^0-3r_x,p_{2y}^0-3r_y)$,$(p_{2y}^0+3r_x,p_{2y}^0-3r_y)$ 和 $(p_{2x}^0+3r_x,p_{2y}^0+3r_y)$ 为顶点的矩形区域内。经分析可知,如果忽略两个矩形区域以外的其他观测,而且阵群中各成员之间的距离远远大于 r_x 和 r_y(实际应用中,阵群中各成员间的距离远远大于观测噪声的标准差),则当 $\boldsymbol{p}_1^0$ 和 $\boldsymbol{p}_2^0$ 连线的斜率等于 r_y/r_x 时,成员 m_1 和 m_2 位置观测距离 $\|\boldsymbol{p}_1-\boldsymbol{p}_2\|$ 达到最大值和最小值,且

$$\min(\|\boldsymbol{p}_1-\boldsymbol{p}_2\|)=\|\boldsymbol{p}_1^0-\boldsymbol{p}_2^0\|-6\sqrt{r_x^2+r_y^2}$$

$$\max(\|\boldsymbol{p}_1-\boldsymbol{p}_2\|)=\|\boldsymbol{p}_1^0-\boldsymbol{p}_2^0\|+6\sqrt{r_x^2+r_y^2}$$

因此,m_1 和 m_2 位置之间的真实距离 $\|\boldsymbol{p}_1^0-\boldsymbol{p}_2^0\|$ 与它们的位置观测之间的距离 $\|\boldsymbol{p}_1-\boldsymbol{p}_2\|$ 之差的最大值为 $6\sqrt{r_x^2+r_y^2}$。

步骤 2 取 $n=\min(|P_F|,|P|)$。

步骤 3 从集合 P_F 中任取 n 个点组成集合 $P_{Fi}^n(i=1,2,\cdots,C_{|P_F|}^n)$,从集合 P 中任取 n 个点组成集合 $P_j^n(j=1,2,\cdots,C_{|P|}^n)$。计算与 P_{Fi}^n 和 P_j^n 对应的 Hausdorff 距离 HD_{ij}^n。记 $(i^*,j^*)=\arg\min\limits_{i,j} HD_{ij}^n$,如果 $HD_{i^*j^*}^n\leqslant T_s$,则将 $P_{Fi^*}^n$ 和 $P_{j^*}^n$ 判为最大势匹配子集并结束算法;否则,转向步骤 4。

步骤 4 如果 $n>2$,令 $n=n-1$,并转向步骤 3;否则,P_F 和 P 不匹配。

确定了最大势匹配子集之后,下面根据最大势匹配子集计算队形模板和队形观测的基准点。假设 P_F 和 P 匹配,并将它们之间的最大势匹配子集记作 $P_{Fi^*}^m$ 和 $P_{j^*}^m$,其中 m 表示 $P_{Fi^*}^m$ 和 $P_{j^*}^m$ 的势,则队形模板和队形观测的基准点分别取为

$$\boldsymbol{O}_f=\frac{1}{m}\sum_{\boldsymbol{p}_{fk}\in P_{Fi^*}^m}\boldsymbol{p}_{fk} \tag{11}$$

和

$$\boldsymbol{O}=\frac{1}{m}\sum_{\boldsymbol{p}_k\in P_{j^*}^m}\boldsymbol{p}_k \tag{12}$$

1.3 队形模板和队形观测的队形描述

以 $\boldsymbol{O}_f$ 为极点，$\boldsymbol{l}_0$ 为极轴建立极坐标系，按照极角由小到大的顺序对 P_F 中的各点进行排序并重新标注，得到 P_F 的另一种表示形式

$$P'_F = \{\boldsymbol{p}_{f,i}\}_{i=1}^{N_f} \tag{13}$$

根据 P'_F 建立队形模板 F 的队形描述

$$Q_F = \{\boldsymbol{q}_{f,i}\}_{i=1}^{N_f} \tag{14}$$

式中

$$\boldsymbol{q}_{f,i} = \begin{bmatrix} R_{f,i}\cos A_{f,i} \\ R_{f,i}\sin A_{f,i} \end{bmatrix} \tag{15}$$

式中，$R_{f,i}$ 和 $A_{f,i}(i=1,2,\cdots,N_f)$ 分别为点 $\boldsymbol{p}_{f,k}$ 的极半径和极角。

类似地，可以得到队形观测 Z 的队形描述

$$Q = \{\boldsymbol{q}_j\}_{j=1}^{N} \tag{16}$$

2 基于模板匹配的阵群目标队形识别

队形描述 Q_F 和 Q 位于同一个坐标空间，因此可以直接计算 Q_F 中元素 $\boldsymbol{q}_{f,i}(i=1,\cdots,N_f)$ 和 Q 中元素 $\boldsymbol{q}_j(j=1,\cdots,N)$ 之间的欧氏距离

$$d_{ij} = \| \boldsymbol{q}_{f,i} - \boldsymbol{q}_j \| \tag{17}$$

记

$$\boldsymbol{D} = [d_{ij}]_{N_f \times N} \tag{18}$$

在 $\boldsymbol{D}$ 上应用二维分配算法[7-8]，并将最优分配解记为 C，则 Q_F 与 Q 之间的距离度量定义为

$$d = \frac{N+N_f}{2\,|C|}\left(\frac{1}{|C|}\sum_{(u,v)\in C} d_{uv}\right) = \frac{N+N_f}{2\,|C|^2}\sum_{(u,v)\in C} d_{uv} \tag{19}$$

该距离度量综合考虑了 Q_F 与 Q 中匹配元素之间的相异程度以及非匹配元素在 Q_F 与 Q 中所占的比例，因此它客观地反映了队形描述 Q_F 和 Q 的差别。

假设模板库中共有 K 个队形模板 $F_1 \sim F_K$，并将阵群成员观测 Z 与第 k 个队形模板 $F_k(k=1,2,\cdots,K)$ 的距离度量记为 d_k，则与 Z 对应的队形模板为 F_{k^*}，其中

$$k^* = \arg\min_k d_k \tag{20}$$

3 仿真实验和分析

本节以阵群目标队形识别的正确率 P_c 为指标，对文中方法的有效性进行验证，其中队形识别的正确率指正确识别队形的次数占实验次数的比例。为降低仿真数据的随机性对算法性能的影响，仿真结果均由 10^3 次蒙特卡罗仿真平均得到。

假设模板库内共有 4 个队形模板，采用传感器对其中某个队形模板内各成员的位置和阵群的行进方向进行观测。仿真实验中，阵群目标中各成员均以随机的方式均匀分布在某一特定区域内，成员位置和行进方向（沿 x 轴逆时针到阵群目标速度方向的夹角）的观测分别通过在真实位置和行进方向上叠加正态分布的噪声来产生，并假设两传感器在 x 和 y 方向上噪声标准差均为成员目标间最小距离平均值的 f 倍，行进方向的噪声标准差为 $\sigma_v = 20f$ 毫弧度，位置观测集合中杂波数量为阵群成员数量的 r 倍。

分别对传感器检测概率 P_d、噪声标准差系数 f 和杂波比例因子 r 取不同值时文中方法的性能进行分析。表 1～表 3分别给出了阵群队形识别的正确率 P_c 随传感器检测概率 P_d、噪声标准差系数 f 和杂波比例因子 r 的变化情况。

表 1　不同传感器检测概率 P_d 情况下阵群队形识别的正确率 P_c

P_d	$f=0, r=0$	$f=0.3, r=0.15$
0.75	1	0.877
0.80	1	0.905
0.85	1	0.926
0.90	1	0.954
0.95	1	0.971
1.00	1	0.988

表 2　不同噪声标准差系数 f 情况下阵群队形识别的正确率 P_c

f	$P_d=1, r=0$	$P_d=0.85, r=0.15$
0	1	0.999
0.1	1	0.954
0.2	1	0.941
0.3	1	0.926
0.4	1	0.919
0.5	1	0.911

表 3　不同杂波比例因子 r 情况下阵群队形识别的正确率 P_c

r	$P_d=1, f=0$	$P_d=0.85, f=0.3$
0	1	0.984
0.05	1	0.971
0.10	1	0.942
0.15	1	0.925
0.20	1	0.913
0.25	1	0.893

综合表 1～表 3 可以看出，即使在检测概率较低、噪声水平较高、杂波比例较大情况下，文中方法仍然具有较高的正确率，表明其具有较强的鲁棒性和通用性。

4 结　论

文中给出了一种通用的阵群目标队形识别方法。该方法首先找出阵群成员位置观测集合和队形模板内的最大势匹配子集，然后以两个最大势匹配子集的中心作为基准点对观测和模板的队形进行描述，最后通过观测和模板的队形描述之间的匹配对观测到的阵群目标的队形进行识别。仿真实验表明该方法对漏检、位置噪声和杂波等具有较强的适应性。

参考文献：

[1] Stroud P D, Gordon R C. Automated military unit identification in battle field simulation[C]// *Proc. of SPIE*, 1997, 3069: 375-386.

[2] Suzić R. Representation and recognition of uncertain enemy policies using statistical models[R]. *RTO IST Symposium on "Military Data and Information Fusion"*, Prague, Czech Republic, 2003, 10-1: 10-18.

[3] 蔡益朝，张维明，贺玲，等. 一种基于 Hough 变换的线型群体队形识别方法[J]. 国防科技大学学报，2006, 28(2): 124-130.

[4] 乔冰，肖滨，张从智，等. 基于模板匹配的环形护卫舰艇编队队形自动识别研究[J]. 计算机研究与发展，2005, 42(增刊): 479-482.

[5] 乔冰，肖滨. 基于模板匹配的战斗舰艇队形自动识别研究[J]. 计算机仿真，2006, 23(9): 4-6, 34.

[6] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the hausdorff distance[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9): 850-863.

[7] Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K, et al. A generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(2): 523-538.

[8] Bar-Shalom Y, Kirubarajan T, Gokberk C. Tracking with classification-aided multiframe data association[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(3): 868-878.