

# 一种基于 Hough 变换的线型群体队型识别方法\*

蔡益朝,张维明,贺玲,刘忠

(国防科技大学 C<sup>4</sup>ISR 技术重点实验室,湖南长沙 410073)

**摘要** :作战群体的队型是作战群体的重要属性之一,它往往反映了群体中各成员之间的协作关系,直接体现着该群体近期的作战意图、身份及威胁等态势信息。为了给指挥人员的态势评估及军事指挥提供更多深层次的战场信息,从而为其决策提供更好的支持,重点研究了作战群体线型队型的识别问题。利用 Hough 变换的点线对偶特性,给出了线型队型的模板建模方法,提出了基于参数点聚类的线型队型特征提取方法,进而给出了基于模板匹配的线型队型识别方法。仿真实验表明,该方法是行之有效的。

**关键词** :群体,队型识别,Hough 变换

中图分类号 :TP18 文献标识码 :A

## Formation Recognition Based on Hough Transform

CAI Yi-chao, ZHANG Wei-ming, HE Ling, LIU Zhong

(Key Laboratory of C<sup>4</sup>ISR, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** :As an important property of operation group, formation reflects the cooperative relationships among group members in space arrangement. It often indicates the intention of near future, identity and threat of enemy groups directly. In order to provide much more significant battlefield information and much better support for commanders' situation assessment and command activity, the problem of recognizing made-up lines of formations is researched. Based on Hough Transform, a template-based modeling method for these formations is proposed at first, then the pattern feature extraction strategy based on clustering of points in Hough Space is put forward. At the end of the paper, a formation recognition approach based on the matching between pattern features of a formation and these templates is suggested. Experiment results show that the method is effective.

**Key words** :group; formation recognition; Hough transformation

在军事指挥与控制(command and control, C<sup>2</sup>)活动中,指挥人员对当前战场态势的理解至关重要<sup>[1]</sup>。作战群体(group)是战场态势的重要构成要素,它是指由协同实现同一个作战意图的多个作战实体(object)聚合而成的各种作战单元<sup>[2]</sup>。对兵力层次(force level)的敌方作战群体的理解,直接影响着己方各个指挥层次作战计划(course of action, COA)的制定及执行。

作战群体的队型(formation)是作战群体的重要属性之一,它是指可以被观测到的群体中所有作战实体在空间上的某种排列。本文称这些构成群体的作战实体为群体的成员。在作战中,为了有效组织兵力以提高作战效率,群体的作战意图往往要通过所有群体成员的有效协作来实现,而这些协作通常具有固定的模式。作战群体的队型就是这些模式在空间布局上的具体体现,它往往直接反映了群体近期的作战意图、身份及威胁等信息,对战场态势评估及军事决策具有重要的意义<sup>[1,3-5]</sup>。

队型识别(formation recognition)是在已知群体的所有成员及其位置属性的前提下,识别群体的队型<sup>[4-5]</sup>,它是兵力聚合(force aggregation)的子问题。目前,兵力聚合的研究多集中于群体跟踪(group tracking)领域,即如何将一级数据融合输出的大量单实体聚合为多个作战群体并随时间形成它们的航迹。

\* 收稿日期 2005 - 11 - 09

基金项目 国家自然科学基金资助项目(70271004,60172012)

作者简介 蔡益朝(1976—),男,博士生。

### 1 Hough 变换与点线对偶性

Hough 变换<sup>[6]</sup>是模式识别<sup>[7]</sup>领域用于检测直线、圆、椭圆等形状的有效方法。如图 1 所示,对于直角坐标空间中过任意点  $(x, y)$  的任意一条直线,其极坐标方程可写为

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta, \quad 0 \leq \theta < \pi \quad (1)$$

式(1)就是用于检测直线的 Hough 变换。其中,参数  $\rho, \theta$  分别为原点到该直线的距离以及直线与  $y$  轴负方向的交角。如果对  $\theta$  和  $\rho$  建立一个参数空间,根据(1)式,坐标空间中的点  $(x, y)$  决定了参数空间中的一条正弦曲线。而当多点共线时,它们在参数空间中对应的正弦曲线将交于一点,该交点则对应于直角坐标空间中通过这些点的直线,这就是 Hough 变换的点线对偶性。基于 Hough 变换的直线检测通常是先通过式(1)将坐标空间中的点转化为参数空间中的正弦曲线,然后再将参数空间中各正弦曲线的交点转化为坐标空间中的直线。

由于探测噪声等因素的影响,理想化的线型队型中通过群体成员的直线在真实队型中将变形为近似于直线的折线。在坐标空间中,它们可视为折线上两点之间连线的聚类,如图 2 中的折线  $DEF$  可视为通过点  $D$  和  $E$ 、 $E$  和  $F$  及  $D$  和  $F$  的直线的聚类。而由点线对偶性可知,作为多条直线的聚类,这些折线最终可对应到参数空间中相应的正弦曲线的交点的聚类。例如,图 2 中的两条折线分别对应于参数空间中的聚类 1 和聚类 2。

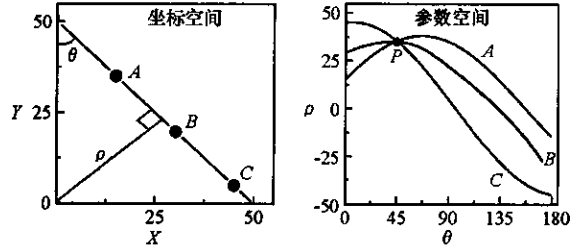


图 1 Hough 变换  
Fig.1 Hough Transform

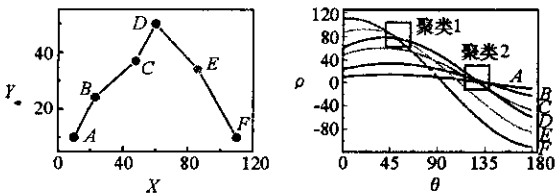


图 2 折线与交点聚类的对应关系示意  
Fig.2 The illustration of the duality between poly-lines and clusters of intersection points

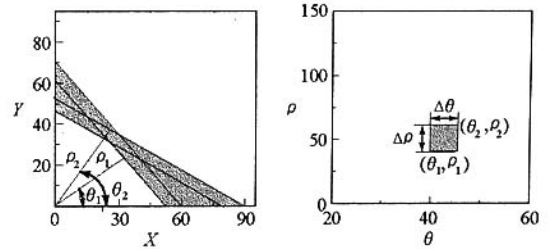


图 3 近似度与聚类大小的对应关系  
Fig.3 The illustration of the relation between the similarity and the size of clusters

这些聚类的大小可用图 3 所示的矩形窗口来表示,窗口的宽度  $\Delta\theta$  和高度  $\Delta\rho$  分别为聚类中的参数点在  $\theta$  方向和  $\rho$  方向的最远距离。在坐标空间中,该窗口对应于一个“蝴蝶”形的直线系  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  则分别为直线系中的直线在方向上以及原点到这些直线的距离上的最大差异,表示了对应的折线与直线之间的近似程度。

### 2 线型队型的特征建模

对于线型队型识别问题来说,队型的形状及群体成员在队型中的分布规律是区别各种线型队型的两个本质特征。而直线是线型队型的基本构成元素,线型队型的上述两个特征最终又体现为队型中直线的特征,因此,可以用线型队型中直线的特征来表示它的上述两个特征。然而,在坐标空间中在全局范围内对队型中的各直线及其特征进行检测是非常困难的,而上述 Hough 变换的一个最大的优点就是,它能将全局性的直线检测问题转化为对 Hough 空间中局部峰值点的检测,所以,本节进一步通过 Hough 变换对线型队型的特征进行建模,给出它们的模板表示方法,从而为基于模板匹配的队型识别奠定基础。

如图 4(a)所示,设某线型队型由  $m_L$  条直线组成,这些直线构成的集合为  $L = \{l_1, \dots, l_{m_L}\}$ ,分布于直线  $l_i$  上的群体成员的数量为  $n_i$ 。通过 Hough 变换,  $L$  可映射到图 4(b)所示的参数空间中的点集  $D =$

$\{p_1, p_2, \dots, p_{m_i}\}$  其中  $l_i$  对应于点  $p_i(\theta_i, \rho_i)$  而队型中每个群体成员的坐标点对应于参数空间中的一条正弦曲线, 于是共有  $n_i$  条正弦曲线通过点  $p_i$ 。所有  $n_i$  的取值表示了群体成员在队型中的分布规律。设点  $p_i$  沿  $\theta$  轴正方向滑动到  $p_j$  处时所经过的最小区间长度为  $\Delta\theta_{ij} \in (0, \pi]$ , 那么在坐标空间中  $\Delta\theta_{ij}$  等于直线  $l_i$  沿逆时针方向旋转到  $l_j$  方向时所经过的最小角度, 它决定了  $l_i$  与  $l_j$  之间的夹角。所有  $\Delta\theta_{ij}$  的取值决定了队型的形状。

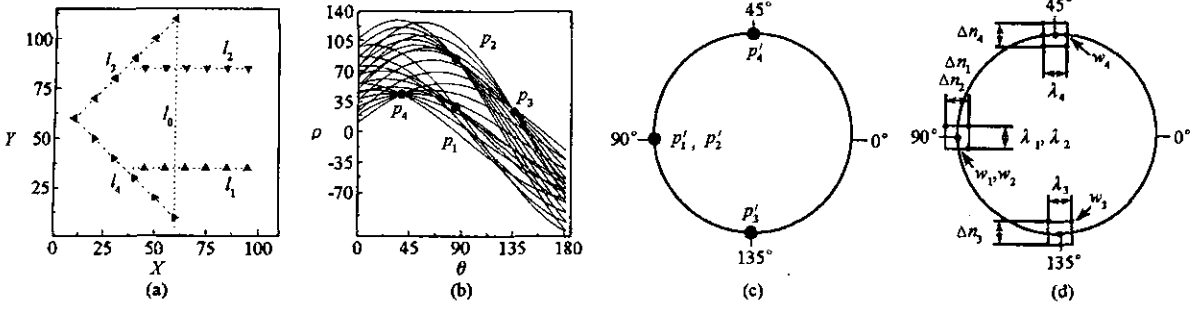


图 4 队型的模式特征及其表示方法示意图

Fig.4 The illustration of the representation method of the pattern features of a formation

为了更好地表示线型队型的形状及群体成员的分布规律特征, 图 4(c) 给出了线型队型的一种更加直观表示方法。它将图 4(b) 中每个点  $p_i$  映射为坐标圆周上的点  $p'_i(\theta_i, n_i)$ , 其中  $\theta_i \in [0, \pi]$  对应于  $p'_i$  在圆周上的位置,  $n_i$  则对应于图 4(a) 中直线  $l_i$  上分布的成员的数目。这样, 体现线型队型形状特征的各  $\Delta\theta_{ij}$  的取值就等于点  $p'_i$  在圆周上沿逆时针方向滑动到  $p'_j$  时所经过的坐标区间的长度, 它对应于  $p'_i$  与  $p'_j$  之间的间隔。而所有  $p'_i$  的坐标值  $n_i$  则体现了队型中群体成员的分布规律。由于所有的点  $p'_i$  从整体上体现了队型的特征, 本文称它们为队型的特征点。

图 4(c) 中的特征点不仅表示了图 4(a) 中队型的上述两个特征, 而且, 它们在圆周上的位置还体现了队型的方向特征。如果用一条与之平行的直线  $l_0$  来表示队型的方向, 并将它映射到特征点  $p'_0(\theta_0, 0)$ , 那么, 与  $p'_i$  在圆周上的位置相对应的坐标  $\theta_i$  取值为

$$\theta_i = \begin{cases} \theta_0 + \Delta\theta_{0i}, & \theta_0 \geq \pi - \Delta\theta_{0i} \\ \theta_0 + \Delta\theta_{0i} - \pi, & \Delta\theta_{0i} \geq \pi - \Delta\theta_{0i} \end{cases} \quad (2)$$

当  $\theta_0$  等于零时, 点  $p'_i$  的坐标为  $(\Delta\theta_{0i}, n_i)$ 。由式(2)可知, 当  $\theta_0$  非零时, 队型的特征点可通过它为零值时队型的特征点在圆周上同步滑动  $\theta_0$  得到。

基于图 4(c) 的表示方法, 在理想情况下, 将某种已知队型  $\theta_0$  为零时的特征点沿图 4(c) 所示圆周滑动(最多滑动一周), 如果滑动某段距离后, 它们正好与待识别队型的特征点重合, 则可以认为待识别队型与该队型具有相同的形状和群体成员分布规律特征。然而, 由于探测误差及其它因素的影响, 待识别的真实队型的特征点往往不可能与理想化队型的特征点完全重合, 而是在其附近小范围波动。本文用图 4(d) 所示的一系列滑动窗口来表示这种波动。它们分别以特征点  $p'_i$  为中心, 窗口的宽度  $\lambda_i$  表示了  $p'_i$  的坐标  $\theta_i$  的波动范围, 代表了队型识别时真实队型与理想化队型在形状特征上所允许的差异。而窗口的高度  $\Delta n_i$  则表示  $p'_i$  的坐标  $n_i$  的波动范围, 代表了队型识别时真实队型与理想化队型在成员分布规律特征上所允许的差异。这样, 各种已知的理想化的线型队型被进一步表示为图 4(d) 所示的一组滑动窗口。本文称  $\theta_0$  等于零时某理想化队型所对应的一组滑动窗口为该队型的特征模板。下一节中, 本文将通过待识别队型的特征点与已知队型的特征模板的匹配来实现线型队型的识别。

### 3 线型队型识别方法

#### 3.1 基于谱系聚类的近似直线检测算法

检测真实线型队型中的近似直线是进一步抽取线型队型上述两个模式特征的基础。由 2.1 节可知,它们对应于参数空间中一些正弦曲线的交点的聚类。而聚类的大小则对应于折线与直线的近似程度。基于此,利用 Hough 变换的点线对偶性,本节应用谱系聚类方法(Hierarchical Clustering Method),通过对参数空间中交点的聚类来检测这些近似直线。

为了防止漏检和错检,折线与直线的近似度不能过高或过低,即图 3 所示的代表聚类大小的窗口的宽度  $\Delta\theta$  和高度  $\Delta\rho$  不能过大或过小。本文通过谱系聚类过程中距离函数的选取来满足这一要求。设参数空间中所有正弦曲线的交点的个数为  $N$ ,它们构成的集合为  $\{P_i\}_{i=1}^N$ ,第  $i$  个交点  $P_i$  的坐标为  $(\theta_i, \rho_i)$ 。在谱系聚类的第  $b$  轮循环中,这些交点构成  $m_{(b)}$  个聚类  $X_i^{(b)}$ ,  $i=1, 2, \dots, m_{(b)}$ ,则第  $i$  类  $X_i^{(b)}$  和第  $j$  类  $X_j^{(b)}$  之间的距离取为

$$D_{ij}^{(b)} = \max\left(\frac{\Delta\theta_{ij}^{(b)}}{\Delta\theta}, \frac{\Delta\rho_{ij}^{(b)}}{\Delta\rho}\right) \quad (3)$$

其中  $\Delta\theta_{ij}^{(b)} = \max_{P_k \in X_i^{(b)} \cup X_j^{(b)}} \theta_k - \min_{P_k \in X_i^{(b)} \cup X_j^{(b)}} \theta_k$ ,  $\Delta\rho_{ij}^{(b)} = \max_{P_k \in X_i^{(b)} \cup X_j^{(b)}} \rho_k - \min_{P_k \in X_i^{(b)} \cup X_j^{(b)}} \rho_k$ ,分别为聚类  $X_i^{(b)}$  和  $X_j^{(b)}$  在  $\theta$  和  $\rho$  方向相隔最远的两个点之间的距离。在  $D_{ij}^{(b)}$  小于 1 时,在  $X_i^{(b)}$  和  $X_j^{(b)}$  聚合得到的新类中,各参数点将位于大小如图 4 所示的某个矩形窗口之内,从而满足上述要求。基于该距离函数,通过参数聚类检测近似直线并提取队型的模式特征的步骤如下:

Step1: 初始化。令各点  $P_i$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 自成一类,得到  $N$  个初始聚类  $X_i^{(0)}$  ( $1 \leq i \leq N$ )。迭代次数  $b$  初始化 0,设定矩形窗口的边长  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  及距离的最小阈值  $D$  ( $0 < D \leq 1$ )。

Step2: 根据 (3) 式计算各类之间的距离,得到一个  $N \times N$  维的距离矩阵  $D^{(b)}$ 。

Step3: 取  $D^{(b)}$  中除对角元素外的最小元素,当它大于  $D$  时,进入 Step5。否则,进入 Step4。

Step4: 如果  $D^{(b)}$  中的最小元素为  $X_i^{(b)}$  和  $X_j^{(b)}$  两类之间的距离,则将  $X_i^{(b)}$  和  $X_j^{(b)}$  合并为一个新类  $X_{ij}^{(b)}$ ,由此得到新的聚类划分  $X_1^{(b+1)}, X_2^{(b+1)}, \dots$ ,令  $b = b + 1$  转入 Step2。

Step5: 映射聚类结果,提取模式特征。计算各聚类中心的  $\theta$  坐标,其取值

$$\theta_{X_i} = \frac{1}{|X_i^{(b)}|} \sum_{P_j \in X_i^{(b)}} \theta_j$$

$|X_i^{(b)}|$  为类  $X_i^{(b)}$  中交点的个数。然后,在  $X_i^{(b)}$  中交点对应的所有正弦曲线中去除重复的曲线,获取正弦曲线的数量  $n_{X_i}$ 。最后,将每个聚类  $X_i^{(b)}$  映射为图 4(c) 所示的圆周上的一个特征点。

#### 3.2 基于模板匹配的队型类型及方向的识别

上述聚类过程在参数空间中各交点已知的前提下,提取出了队型的模式特征。实际应用中,还必须在聚类之前先计算出这些正弦曲线的交点。另外,队型特征的识别需要通过队形的特征点与各种特征模板的匹配来实现。完整的线型队型类型及方向识别算法如下:

Step1: Hough 变换。在  $[0, \pi)$  均匀取  $M$  个点  $\theta_j$ ,根据  $\theta_j$  及群体成员的坐标  $(x_i, y_i)$  利用 (1) 式得到在  $\theta_j$  处群体成员对应的正弦曲线上的取样点  $(\theta_j, \rho_{ij})$ ,其中  $\rho_{ij} = x_i \cos \theta_j + y_i \sin \theta_j$ ,  $1 \leq i \leq m_G$ ,  $0 < j \leq M$ 。

Step2: 获取正弦曲线两两之间的交点。设  $i$  条正弦曲线与第  $j$  条正弦曲线于所有  $\theta_k$  处在  $\rho$  方向的最近距离为  $D_{ij}(k^*) = \min_{0 < k \leq M} |\rho_{ik} - \rho_{jk}|$ ,取对应的  $\theta_{k^*}$  为两曲线交点的  $\theta$  坐标,其  $\rho$  坐标取为  $\frac{\rho_{ik} + \rho_{jk}}{2}$ 。

Step3: 交点聚类,提取模式特征。按照 3.1 节的方法聚类 Step2 中得到的所有交点,并将聚类结果映射为坐标圆周上的特征点  $p'(\theta_{X_i}, n_{X_i})$  给出队型的特征点表示。

Step4: 通过队型特征点与特征模板匹配,确定群体队型的类型及方向。

Step4.1 队型特征模板计数器  $i$  初始化为零,初始化队型特征模板的旋转幅度  $\Delta\theta_0$ 。

Step4.2  $i$  赋值为  $i + 1$ ,取第  $i$  个队型模板  $T_i$ ,队型的方向  $\theta_0$  初始化为零。

Step4.3 将  $T_i$  中的滑动窗口在图 4(d)所示的圆周上沿逆时针方向同步滑动  $\theta_0$  距离,按(2)式计算滑动后各窗口  $w_i$  的位置对应的其中心的  $\theta$  坐标。

Step4.4 将队型的所有特征点  $p'_i$  与滑动后各窗口  $w_i$  匹配。如果匹配,即任取点  $p'_i$ ,都存在一个窗口  $w_j$ ,使得  $\theta_i - \frac{1}{2}\lambda_i \leq \theta_{X_i} \leq \theta_i + \frac{1}{2}\lambda_i$  及  $n_i \leq n_{X_i} \leq n_i + \Delta n_i$  成立,并且,每一个窗口中都有一个点落入,则群体的队型识别为  $T_i$  所对应的线型队型,其方向取为  $\theta_0$ ,进入 Step5,否则进入 Step 4.5。

Step4.5  $\theta_0$  赋值为  $\theta_0 + \Delta\theta_0$ ,如果  $\theta_0 \geq \pi$ ,则进入 Step4.2,否则,进入 Step4.3。

Step5 结束退出。

### 3.3 队型跨度的计算

除形状与方向外,队型的跨度(extension)是队型的另外一个重要特征。在队型中的群体成员数量一定的情况下,队型的跨度反映了队型中群体成员在各个方向分布的密度。如图 5 所示,设某条直线  $l$  与  $y$  轴负方向的交角为  $\theta$ ,则  $l$  的垂线与  $y$  轴的负方向的交角为

$$\theta' = \begin{cases} \theta + \pi/2, & \theta < \pi/2 \\ \theta - \pi/2, & \theta \geq \pi/2 \end{cases} \quad (4)$$

过队型中每个群体成员的坐标点  $(x_i, y_i)$  分别作  $l$  的垂线的平行线,则点  $(x_i, y_i)$  与点  $(x_j, y_j)$  在  $\theta$  方向上的距离  $d_{ij}(\theta)$  即为分别通过这两个点的两条平行线之间的距离。队型在  $\theta$  方向上的跨度  $E_\theta$  定义为群体成员之间在  $\theta$  方向上的最大距离,其计算方法为

$$\begin{aligned} E_\theta &= \max_{1 \leq i, j \leq m_c} d_{ij}(\theta) \\ &= \max_{1 \leq i, j \leq m_c} |x_i \cos \theta' + y_i \sin \theta' - x_j \cos \theta' - y_j \sin \theta'| \end{aligned} \quad (5)$$

通常用在队型方向  $\theta_0$  和与之垂直方向  $\theta_\perp$  上的跨度  $E_{\theta_0}$  和  $E_{\theta_\perp}$  来描述线型队型中群体成员的分布密度。此时,  $\theta'$  的取值分别为  $\theta_\perp$  和  $\theta_0$ ,将它们分别代入式(5)即可得到  $E_{\theta_0}$  和  $E_{\theta_\perp}$  的取值。

## 4 仿真实验与结果分析

### 4.1 实验结果

用于实验的仿真数据为动目标指示(MTI)雷达对某群体的 80 帧探测数据,该数据由专门为态势评估研究提供输入数据的仿真想定制作平台生成。仿真数据中的作战群体由 15 个战斗实体构成,它自西南向东北方向匀速前进。其间,群体队型的变化过程为:1~30 帧随机排列,31~40 帧呈纵队,41~70 帧呈 V 形编队,71~80 帧呈横队。由于横队和纵队都是由一条直线构成的简单队型,仿真实验中重点考虑了对 V 形编队的识别。实验数据中构成 V 形编队的两条直线上均分布着 8 个实体。二者之间的夹角在 100°左右波动。

在上述仿真数据中,群体的队型共有 30 帧为 V 形编队,共有 50 帧为其它编队或随机排列。当上述队型识别算法将其它队型错误地识别为 V 形编队时,称为虚警,而当群体呈 V 形编队但算法没有识别时,称为漏警。本文主要通过虚警次数和漏警次数来评价队型识别算法的性能。很明显,二者的值越低,队型识别的效果越好。

表 1 反映了 V 形队型的特征模板及参数  $D$  固定时,聚类的参数  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  对识别结果的影响。这里,参数  $D = 1$ ,队型特征模板的参数分别为: $\Delta\theta_{01} = 40^\circ$ ,  $\Delta\theta_{02} = 140^\circ$ ,  $\lambda_1 = \lambda_2 = 10^\circ$ ,  $n_1 = 6$ ,  $n_2 = 6$ ,  $\Delta n_1 = \Delta n_2 = +\infty$ (表示对各直线上分布的群体成员的数量没有上限)。分析表 1 可以发现,虚警次数随着  $\Delta\theta$

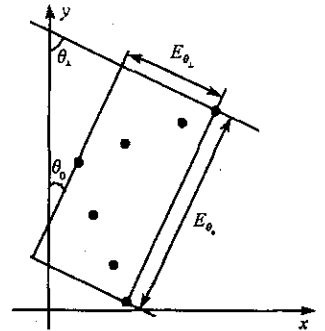


图 5 队型跨度示意图  
Fig.5 The illustration of the extension of a group

和  $\Delta\rho$  的增加而增加,而漏警次数则随着它们的增加而降低,而且,相对于  $\Delta\theta$  而言  $\Delta\rho$  对虚警和漏警的影响更大。当  $\Delta\rho$  较大时  $\Delta\theta$  的小范围波动几乎不影响识别的结果,而当  $\Delta\theta$  取表中的最大值 10 时  $\Delta\theta$  的小范围波动却导致了识别结果的大幅度变化。在 4.2 节中将分析这些现象的原因。当  $\Delta\rho$  取 5~10,  $\Delta\theta$  取小于 10 时,队型识别的结果非常理想。但当  $\Delta\rho$  大于 10 时,虚警次数较大,而当  $\Delta\rho$  小于 5 时,漏警的次数很大。

除  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  外,检测到的折线与模板的匹配也会影响识别的结果。表 2 给出了  $n_1$  和  $n_2$  以及  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  对识别结果的影响。其中  $\Delta\rho=6$   $\Delta\theta=5$   $\Delta n_1=\Delta n_2=+\infty$ 。由表 2 可见,随着  $n_1$  和  $n_2$  的减小及  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的增加,虚警次数将随之增加,而漏警次数则随之减小。当  $n_1$  和  $n_2$  减小到 4 时,随机分布的 30 帧数据几乎全被误检为 V 形编队,这显然无法满足军事决策的需求。

表 1  $\Delta\theta$  及  $\Delta\rho$  对识别结果的影响

Tab.1 The effects of  $\Delta\theta$  and  $\Delta\rho$  on the experiment results

$\Delta\theta$	$\Delta\rho$	虚警次数	漏警次数	$\Delta\theta$	$\Delta\rho$	漏警次数	虚警次数
10	2	1	12	10	6	1	2
8	2	0	16	8	6	1	1
6	2	0	24	6	6	1	2
4	2	0	22	4	6	1	3
2	2	0	30	2	6	1	4
10	3	0	5	10	7	1	1
8	3	1	11	8	7	1	1
6	3	0	19	6	7	1	2
4	3	0	18	4	7	1	1
2	3	0	25	2	7	1	3
10	4	2	6	10	10	6	1
8	4	0	9	8	10	1	1
6	4	1	12	6	10	1	1
4	4	1	11	4	10	1	1
2	4	0	13	2	10	1	2
10	5	1	2	10	12	9	1
8	5	0	5	8	12	4	1
6	5	1	6	6	12	1	1
4	5	1	6	4	12	1	1
2	5	1	7	2	12	1	2

表 2  $n_1$  和  $n_2$  以及  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  对识别结果的影响

Tab.2 The effects of  $n_1, n_2, \lambda_1$  and  $\lambda_2$  on the experiment results

$n_1, n_2$	$\lambda_1, \lambda_2$	虚警次数	漏警次数	$n_1, n_2$	$\lambda_1, \lambda_2$	虚警次数	漏警次数
7	5	1	17	5	5	2	1
7	10	1	15	5	10	4	1
7	15	2	15	5	15	4	1
7	20	2	15	5	20	5	1
6	5	1	3	4	5	27	1
6	10	1	3	4	10	28	1
6	15	2	3	4	15	30	1
6	20	2	3	4	20	30	1

## 4.2 结果分析

在群体  $G$  的  $m_G$  个群体成员中任取两个连线,则该直线对应于参数空间中的点  $(\rho, \theta)$ 。以该点为中心作图 3 所示的宽  $\Delta\theta$ 、高  $\Delta\rho$  的矩形窗口,该窗口将对应于坐标空间中的一个“蝴蝶”形区域。这样,每两个群体成员将决定一个“蝴蝶”形区域,所有群体成员确定的区域个数为

$$n_S = C_{m_G}^2 \quad (6)$$

设群体成员在空间中均匀分布,第  $i$  个区域的面积为  $S_i$ ,随机分布的每个群体成员落入该区域的概率为  $p$ ,则多于  $n$  个群体成员同时落入该区域,从而被检测为一条直线的概率为:

$$p_i(n) = \sum_{i=n}^{m_G} C_{m_G}^i p^i (1-p)^{m_G-i} \quad (7)$$

并且

$$p \propto S_i \propto \Delta\theta \Delta\rho \quad (8)$$

当  $n_S$  个区域互不重叠时,多于  $n$  个群体成员同时落入任何一个区域,从而被检测为一条直线的概率为

$$p(n) = \sum_{i=1}^{n_S} p_i(n) \quad (9)$$

由于这些区域通常会重叠,  $p(n)$  的取值通常大于 1,因此取

$$p_{FA}(n) = \min(1, p(n)) \quad (10)$$

它表示  $n$  个随机分布的群体成员被检测为一条直线的概率。由(6)~(10)不难发现,当  $m_G$  和  $n$  固定时,  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  的增加将导致  $p_{FA}(n)$  的增加。同样,在  $\Delta\rho$ 、 $\Delta\theta$  及  $m_G$  固定的情况下,  $n$  的减小也会导致  $p_{FA}(n)$  的增加。而  $p_{FA}(n)$  取值的增加最终将导致虚警率的上升和漏警率的下降。另外,在  $\Delta\theta$  和  $\Delta\rho$  中,  $\Delta\theta$  的变化对应于直线的旋转运动,而  $\Delta\rho$  的变化则对应于直线的平移运动,显然,  $\Delta\rho$  对“蝴蝶”形区域的面积的影响更大,从而对  $p_{FA}(n)$  的影响也更大。

## 5 结束语

从满足军事决策的需求出发,研究了线型队型识别这一典型的模式识别问题。对线型队型的模式特征进行了建模,提出了基于参数点聚类的模式基元及特征的提取方法,进而提出了基于模板匹配的队型识别方法。对 V 形队型识别的仿真结果表明,该方法具有很好的效果。进一步的工作将主要集中在对三维队型及各种非线性队型的模式特征的建模与识别。

## 参考文献:

- [1] Carl G L, Liang R L. Cognitive Situation and Threat Assessments of Ground Battlespaces[J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 297-308.
- [2] Roy J. From Data Fusion to Situation Analysis[A]. Proceedings of the Fourth International Conference on Information Fusion[C], Montreal, Canada, 2001.
- [3] Johnson B L, Grayson T P. Moving Target Exploitation[A]. Proceedings of SPIE[C], Orlando, USA, 1998: 172-183.
- [4] Schwartz S A. Algorithm for Automatic Recognition of Formations of Moving Targets[A]. Proceedings of SPIE[C], 2000: 407-417.
- [5] Stroud P D, Gordon R C. Automated Military Unit Identification in Battle Field Simulation[A]. Proceedings of SPIE[C], 1997: 375-386.
- [6] Hough P V C. Method and Means for Recognizing Complex Patterns[P]. USA 3069654, 1962.
- [7] 杨光正, 吴岷, 张晓莉. 模式识别[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2001.

