

# 基于随机 Hough 变换的三维集中式航迹起始算法

吴泽民<sup>1</sup>, 张 磊<sup>1</sup>, 刘 晗<sup>2</sup>, 田 畅<sup>2</sup>

(1. 解放军理工大学通信工程学院, 江苏南京 210007; 2. 广西南宁警备区, 广西南宁 530023)

**摘 要:** 本文提出了一种用于三维空间直线航迹起始的集中式 Hough 变换法. 基于三维直线的 Roberts 表示法, 设计了 Roberts 参数相似性判决的假设检验方法. 通过对多传感器点迹的随机采样, 计算每次采样确定的直线 Roberts 参数, 然后以相似性测度实现 Roberts 参数的合并, 当参数累积超过规定的门限后能可靠地起始一条直线航迹. 为了减少无意义的随机采样和不合理的 Roberts 参数合并, 在算法实时过程中适时地检查目标运动速度限制, 加快了采样速度, 减少了航迹误起始的概率. 通过仿真, 该算法能适应多传感器多目标环境中传感器数据更新率不同和密集杂波、强干扰的复杂情况.

**关键词:** 数据融合; 航迹起始; 随机 Hough 变换; Roberts 参数

**中图分类号:** TN957      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013)05-0840-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.002

## Centralized 3D Track Initialization Using Random Hough Transformation

WU Ze-min<sup>1</sup>, ZHANG Lei<sup>1</sup>, LIU Han<sup>2</sup>, TIAN Chang<sup>2</sup>

(1. Institute of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210007, China;

2. Guangxi Nanning Garrison Command, Nanning, Guangxi 530023, China)

**Abstract:** A centralized hough track initialization algorithm is introduced for line in 3 dimensions space. Based on Roberts representation of 3D line, the hypothesis statistics is designed for Roberts parameters similarity. Through random sampling data from multiple sensors, the candidate Roberts parameter for 3D line is created corresponding to the data samples. Similar Roberts parameters are merged to accumulate to proper detection threshold for valid and credible line track. To reduce unreasonable random sampling and improper Roberts parameter merging, the object moving speed constrains are check when algorithm is realized, which will not only speeds up algorithm, but also decreases track false alarm ratio. Through performance analysis from simulation, our 3D centralized hough algorithm can be adapted to multi-sensor, multi-object environment, where different data updating rates, dense clutter and strong jamming will be encountered.

**Key words:** data fusion; track initialization; random Hough; Roberts parameters

## 1 引言

在多传感器目标跟踪时, 现有的实现大多基于分布式方法<sup>[1,2]</sup>. 首先各传感器独立地发射光电信号, 从接收的反射信号中判断目标是否存在. 由于杂波和干扰的存在, 单次发射可能检测不到反射信号, 或者接收信号精度极差, 无法可靠地判断目标的存在. 所以, 通常通过多次探测并分析接收信号的特征, 才能可靠地完成一次目标存在的判断, 并给出目标在三维空间中的状态信息. 这个发现目标初始状态的过程就是航迹起始过程. 当杂波密集或干扰强度较大时, 探测结果迅速恶化而无法支持通常的航迹起始逻辑, 造成目标漏检的概率非常

高, 这对战场环境下双方存在信息对抗时的作战非常不利. 为了增强传感器的检测性能, 检测前跟踪 (TBD) 技术被设计并应用<sup>[3,4]</sup>. TBD 实现了每次探测结果在概率空间的累积, 对高噪声环境下的航迹起始非常有效. 但是 TBD 算法是单个传感器上的信号累积方法, 受传感器工作参数、地理位置等因素的影响, 还无法获得满足高可用性和高可靠性的航迹检测性能. 集中式的多传感器跟踪结构中, 要求各传感器输出每次探测的点迹信息, 并利用网络进行点迹汇总. 通过不同工作参数、不同地理位置的传感器点迹的相互融合, 集中式结构弥补了噪声差异、目标丢失等传感器缺陷, 极大提高了系统的跟踪性能. 由于各传感器输出的是孤立点迹, 如何在多

目标环境下把这些点迹进行分类,形成正确的初始航迹,成为集中式系统的核心问题.目前文献报道的集中式航迹起始算法中,聚类算法是主要的应用方法<sup>[5-7]</sup>,但是该类算法存在聚类初始个数确定的难题,在动态变化的多目标环境中极大地限制了它的有效使用.自 Carlson 提出 Hough 变换航迹起始法<sup>[8]</sup>,基于批处理的集中式 Hough 法在二维平面内的航迹起始得到了广泛的应用<sup>[9-11]</sup>.在三维空间中,集中式航迹起始算法中的应用也有少量报导<sup>[12,13]</sup>,但是为适应 Hough 累积函数形式的需要,在算法执行过程中把三维状态人为分解成两个分离的 Hough 累积空间,然后用启发式方法完成航迹的联合起始.显然,这样的 Hough 变换法增加了不必要的处理难度,无法适应多变的跟踪场景.

通过分析,我们认为 Hough 法之所以没有在三维集中式航迹起始中发挥作用,关键问题是没有找到三维空间内几何图像的 Hough 累积表达式,以及与该表达式对应的检测门限.本文以随机 Hough 法为基础,设计了三维 Hough 变换的参数累积空间,实现以直线模型为基础的集中式航迹起始.由于累积空间中的样点与目标三维状态一一对应,所以不需要额外的逻辑来判断航迹起始,从而大大提高了航迹起始的性能.

## 2 直线的 Roberts 表示法

在三维直角坐标系 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ 中,点向式直线可以用方向向量 $\mathbf{b} = (b_x, b_y, b_z)$ 和直线上的一点 $\mathbf{p} = (p_x, p_y, p_z)$ 表示.但是这种表示方法不具有唯一性.方向向量可以具有尺度的变化,而直线上的一点可以是任意一点.考虑使用单位向量,并限定在 $z$ 轴方向为正时,可以得到单位向量的归一化约束关系:

$$b_z = \sqrt{1 - b_x^2 - b_y^2} \quad (1)$$

同时限定直线上的点是原点到直线的垂足,则可以用向量的点乘表示另一个位置约束关系:

$$\mathbf{p} \cdot \mathbf{b} = p_x b_x + p_y b_y + p_z b_z = 0 \quad (2)$$

尽管有这两个约束关系,使得直线的表达式具有唯一性,但是当方向向量与各直角平面垂直时,直线方程必须特殊处理.这个缺陷对 Hough 变换形成统一的累积空间不利.

Roberts 改良了点向式直线方程<sup>[14]</sup>.定义 B 平面为:过原点并且以方向向量为法向量的平面.则 Roberts 表示法的直线是一个四元组 $(b_x, b_y, \bar{x}, \bar{y})$ ,其中 $b_x$ 和 $b_y$ 的定义同点向式,而 $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 是点 $\mathbf{P}$ 在 B 平面上 2 维直角坐标系内的投影坐标.显然要计算 $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 首先要确定 B 平面内的坐标框架. Roberts 旋转 $z$ 轴,使其与 B 平面垂直,这个旋转过程可以描述为绕 $\hat{z} \times \mathbf{b}$ 轴旋转 $\arccos(\hat{z} \cdot \mathbf{b})$ ,旋转过程用矩阵表示为

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 - \frac{b_x^2}{1 + b_z} & -\frac{b_x b_y}{1 + b_z} & b_x \\ -\frac{b_x b_y}{1 + b_z} & 1 - \frac{b_y^2}{1 + b_z} & b_y \\ -b_x & -b_y & b_z \end{pmatrix} \quad (3)$$

受单位向量方向约束条件的保证,该旋转矩阵在 $z$ 轴与单位向量平行时同样成立,所以没有奇异情况出现,非常适合统一 Hough 累积空间的构建.这时原 3 维坐标系中的 $x$ 轴和 $y$ 轴映射为 B 平面内的 2 维直角坐标,所以点 $\mathbf{P}$ 在 B 平面内的投影 $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 可以表示为:

$$\bar{x} = \mathbf{p} \cdot \hat{\mathbf{A}}\mathbf{x} = \left(1 - \frac{b_x^2}{1 + b_z}\right)p_x - \frac{b_x b_y}{1 + b_z}p_y - b_x p_z \quad (4)$$

$$\bar{y} = \mathbf{p} \cdot \hat{\mathbf{A}}\mathbf{y} = -\frac{b_x b_y}{1 + b_z}p_x + \left(1 - \frac{b_y^2}{1 + b_z}\right)p_y - b_y p_z$$

## 3 基于 Roberts 表示法的三维 Hough 变换

Roberts 表示法是无奇异点的 3 维直线表示法,我们把基于 Roberts 表示法的 Hough 变换称为 RH3D (Roberts Hough 3D).标准 Hough 变换对单个的样点进行全参数空间累积,显然,在 Roberts 表示法中要遍历 4 个自由度的取值空间,判断当前点是否属于特定的取值区间.该过程耗时耗内存,累积效率非常低.

借鉴随机 Hough 变换的思想,通过随机抽取两个样点构造一条直线,可以计算得到该直线的 Roberts 参数.当多个样点同属于一条直线时,由于它们的 Roberts 参数是相似的,所以多次采样后会出现 Roberts 参数重复的情况.对重复的 Robert 参数进行累积,当到达规定的门限后,等效于发现了同一条直线上的多个点,从而完成了直线的发现过程.所以,随机 RH3D 算法包括 3 个关键点:(1)样点采样并计算 Roberts 参数;(2)判断 Roberts 参数的相似性;(3)累积门限的确定.

在进行 Hough 累积前,首先要计算直线的 Roberts 参数.在 3 维空间中任意给定两点 $(x_1, y_1, z_1)$ 和 $(x_2, y_2, z_2)$ ,可确定一条直线.首先计算直线的单位方向向量:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}, \quad (5)$$

$$(b_x, b_y, b_z) = \left(\frac{x_1 - x_2}{d}, \frac{y_1 - y_2}{d}, \frac{z_1 - z_2}{d}\right)$$

当 $b_z$ 不为正时,可以对单位向量的每个分量取负值,保证单位向量的约束关系.然后,联立位置约束条件和直线方程,可计算原点到直线的垂足 $\mathbf{P}$ 坐标:

$$p_x = \frac{(y_2 - y_1)(x_1 y_2 - x_2 y_1) + (z_2 - z_1)(x_1 z_2 - x_2 z_1)}{d^2}$$

$$p_y = \frac{(x_2 - x_1)(y_1 x_2 - y_2 x_1) + (z_2 - z_1)(y_1 z_2 - y_2 z_1)}{d^2}$$

$$p_z = \frac{(x_2 - x_1)(z_1 x_2 - z_2 x_1) + (y_2 - y_1)(z_1 y_2 - z_2 y_1)}{d^2} \quad (6)$$

利用旋转矩阵  $A$  把垂足  $P$  映射到  $B$  平面中, 则得到了当前采样直线的参数四元组. 实际应用中, 采样获得的直线上点坐标存在误差, 这将导致计算得到的 Roberts 参数同样存在误差, 所以如何判断两次采样的直线具有相同的 Roberts 参数就成为一个问题. 通常需要确定一个门限, 当两个 Roberts 参数的距离小于该门限时, 就可以判定它们相同. 所以, 如何定义 Roberts 参数的距离以及寻找确定门限的方法是关键问题. 把  $\bar{x}$  在真值附近一阶展开得:

$$\begin{aligned} \bar{x} = \bar{x}_0 &+ \frac{\partial \bar{x}}{\partial x_1} dx_1 + \frac{\partial \bar{x}}{\partial y_1} dy_1 + \frac{\partial \bar{x}}{\partial z_1} dz_1 + \frac{\partial \bar{x}}{\partial x_2} dx_2 \\ &+ \frac{\partial \bar{x}}{\partial y_2} dy_2 + \frac{\partial \bar{x}}{\partial z_2} dz_2 \end{aligned} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{x}}{\partial x_1} &= -\frac{2b_x}{d} p_x + \frac{3b_x^2 + 2b_x^2 b_z - b_z - 1}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad - \frac{b_x(2x_1 z_2 - x_2 z_1 - x_2 z_2)}{(1+b_z)d^2} - \frac{b_x y_2 + b_x z_2}{d} \\ \frac{\partial \bar{x}}{\partial y_1} &= -\frac{2b_y}{d} p_x + \frac{b_x b_y(3+2b_z)}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad + \frac{2x_2 y_1 - x_1 y_2 - x_2 y_2 + 2b_y(x_2 z_1 - x_1 z_2)}{(1+b_z)d^2} \\ \frac{\partial \bar{x}}{\partial z_1} &= -\frac{2b_z}{d} p_x + \frac{b_x(1+2b_z)}{(1+b_z)d} p_z \\ &\quad + \frac{b_x(b_x x_2 + b_y y_2)}{(1+b_z)d} + \frac{2x_2 z_1 - x_2 z_2 - x_1 z_2}{d^2} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{x}}{\partial x_2} &= \frac{2b_x}{d} p_x - \frac{3b_x^2 + 2b_x^2 b_z - b_z - 1}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad - \frac{b_x(2x_2 z_1 - x_1 z_1 - x_1 z_2)}{(1+b_z)d^2} + \frac{b_x y_1 + b_x z_1}{d} \\ \frac{\partial \bar{x}}{\partial y_2} &= \frac{2b_y}{d} p_x - \frac{b_x b_y(3+2b_z)}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad + \frac{2x_1 y_2 - x_1 y_1 - x_2 y_1 + 2b_y(x_1 z_2 - x_2 z_1)}{(1+b_z)d^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{x}}{\partial z_2} &= \frac{2b_z}{d} p_x - \frac{b_x(1+2b_z)}{(1+b_z)d} p_z \\ &\quad - \frac{b_x(b_x x_1 + b_y y_1)}{(1+b_z)d} + \frac{2x_1 z_2 - x_1 z_1 - x_2 z_1}{d^2} \end{aligned}$$

展开式中各微分项可以理解为样点坐标的噪声, 这样就把  $\bar{x}$  与样点噪声的关系表示了出来. 用同样的方法可以把  $\bar{y}$  展开为噪声项累加的形式:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{y}}{\partial x_1} &= -\frac{2b_x}{d} p_y + \frac{b_x b_y(3+2b_z)}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad + \frac{2x_1 y_2 - x_2 y_1 - x_2 y_2 + 2b_x(y_2 z_1 - y_1 z_2)}{(1+b_z)d^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \bar{y}}{\partial y_1} &= -\frac{2b_y}{d} p_y + \frac{3b_y^2 + 2b_y^2 b_z - b_z - 1}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad - \frac{b_y(2y_1 z_2 - y_2 z_1 - y_2 z_2)}{(1+b_z)d^2} - \frac{b_x x_2 + b_x z_2}{d} \\ \frac{\partial \bar{y}}{\partial z_1} &= -\frac{2b_z}{d} p_y + \frac{b_y(1+2b_z)}{(1+b_z)d} p_z \\ &\quad + \frac{b_y(b_x x_2 + b_y y_2)}{(1+b_z)d} + \frac{2y_2 z_1 - y_1 z_2 - y_2 z_2}{d^2} \\ \frac{\partial \bar{y}}{\partial x_2} &= \frac{2b_x}{d} p_y - \frac{b_x b_y(3+2b_z)}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad + \frac{2x_2 y_1 - x_1 y_1 - x_1 y_2 + 2b_x(y_1 z_2 - y_2 z_1)}{(1+b_z)d^2} \\ \frac{\partial \bar{y}}{\partial y_2} &= \frac{2b_y}{d} p_y - \frac{3b_y^2 + 2b_y^2 b_z - b_z - 1}{(1+b_z)^2 d} p_z \\ &\quad - \frac{b_y(2y_2 z_1 - y_1 z_1 - y_1 z_2)}{(1+b_z)d^2} + \frac{b_x x_1 + b_x z_1}{d} \\ \frac{\partial \bar{y}}{\partial z_2} &= \frac{2b_z}{d} p_y - \frac{b_y(1+2b_z)}{(1+b_z)d} p_z \\ &\quad - \frac{b_y(b_x x_1 + b_y y_1)}{(1+b_z)d} + \frac{2y_1 z_2 - y_1 z_1 - y_2 z_1}{d^2} \end{aligned} \quad (9)$$

显然,  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$  的噪声与样点的坐标位置有关, 特别是与两个样点间的距离成反比. 所以, 应该尽量抽取具有一定时间跨度的样点, 保证样点间距离较大, 从而降低噪声. Roberts 参数中角度参数  $b_x$  也可以表示为误差项的形式:

$$b_x = b_{x0} + \frac{\partial b_x}{\partial x_1} dx_1 + \frac{\partial b_x}{\partial x_2} dx_2 \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \text{其中} \quad \frac{\partial b_x}{\partial x_1} &= \frac{d^2 - 2(x_1 - x_2)^2}{d^3} \\ \frac{\partial b_x}{\partial x_2} &= \frac{2(x_1 - x_2)^2 - d^2}{d^3} \end{aligned} \quad (11)$$

同样角度参数  $b_y$  也有相似的表达式:

$$b_y = b_{y0} + \frac{\partial b_y}{\partial y_1} dy_1 + \frac{\partial b_y}{\partial y_2} dy_2 \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \text{其中} \quad \frac{\partial b_y}{\partial y_1} &= \frac{d^2 - (y_1 - y_2)^2}{d^3} \\ \frac{\partial b_y}{\partial y_2} &= \frac{(y_1 - y_2)^2 - d^2}{d^3} \end{aligned} \quad (13)$$

假设每个样点的噪声相互独立, 如果两次直线抽样的 4 个样点属于同一条直线, 则 Roberts 参数的归一化距离可以表示为:

$$D(R_1, R_2) = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^2}{\sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{x}_1}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{x}_2}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 + \sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{x}_1}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{x}_2}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{x}_1}{\partial z_i} \sigma_{z_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{x}_2}{\partial z_i} \sigma_{z_i} \right)^2} + \frac{(\bar{y}_1 - \bar{y}_2)^2}{\sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{y}_1}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{y}_2}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 + \sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{y}_1}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{y}_2}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial \bar{y}_1}{\partial z_i} \sigma_{z_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial \bar{y}_2}{\partial z_i} \sigma_{z_i} \right)^2} + \frac{(b_{x1} - b_{x2})^2}{\sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial b_{x1}}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial b_{x2}}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2} + \frac{(b_{y1} - b_{y2})^2}{\sum_{i=1,2} \left( \frac{\partial b_{y1}}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2 + \sum_{i=3,4} \left( \frac{\partial b_{y2}}{\partial y_i} \sigma_{y_i} \right)^2} \quad (14)$$

其中求和下标 1,2 表示第一次抽样形成的第一个 Roberts 参数的两个传感器样点,求和下标 3,4 表示第二次抽样形成另外一个 Roberts 参数的两个传感器样点. 距离  $D$  是一个无量纲的数. 显然,  $D$  与各坐标值形成复杂的非线性关系, 其具体分布函数形式和参数都无法确定. 但是根据中心极限定理, 大量分布的叠加近似为高斯分布. 所以, 在传感器检测误差为高斯白噪声假设下, 归一化距离  $D$  被认为满足自由度为 15 的卡方分布. 以 95% 的置信度取门限, 则  $D$  的门限值应该为 23.996. 在通过基于 Roberts 参数的随机 Hough 累积, 获得了直线的样点集合. 从该集合中抽取出时间样点顺序排列的样点子集后, 需要建立直线  $x, y, z$  坐标与时间的线性关系. 以  $x$  坐标为例, 它与时间的线性关系表示为:

$$x = at + b \quad (15)$$

样点子集表示为  $(x_i, t_i)$ ,  $i = 1 \cdots n$ , 以直线拟合的最小误差平方和为优化对象, 建立优化目标方程为:

$$S = \sum_{i=1}^n (x_i - at_i - b)^2 \quad (16)$$

为得到  $S$  的最小值, 取  $S$  关于参数  $a, b$  的偏导数, 并令它们等于 0, 可得到:

$$\frac{\partial S}{\partial a} = 0, \frac{\partial S}{\partial b} = 0$$

$$\text{即} \begin{cases} \sum_{i=1}^n (x_i - at_i - b)t_i = 0 \\ \sum_{i=1}^n (x_i - at_i - b) = 0 \end{cases}$$

把样点带入方程组, 得到  $a, b$  的解为:

$$\begin{cases} a = \frac{n \sum_{i=1}^n (x_i t_i) - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \\ b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n t_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i t_i \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \end{cases} \quad (17)$$

对  $y$  和  $z$  坐标轴上可以同理获得时间的参数方程. 显

然, 参数  $a$  就是目标的运动速度, 而根据参数方程可计算得到的目标当前位置, 根据位置与速度表示的目标当前状态被直接用于目标跟踪 Kalman 滤波器的初始化.

#### 4 算法详细流程

假设传感器数量不定, 允许各传感器以不同的数据更新率输出点迹. 同时假设各传感器的已经完成时间同步, 每个输出点迹上的时间戳具有相同的时间基准; 各传感器的局部坐标系选择不限, 但是各传感器输出目标采用公共的三维直角坐标系中的坐标. 各传感器把点迹数据汇总到中心处理器, 完成集中式的航迹起始.

汇总到中心处理器的各传感器点迹数据被缓存到公共缓冲区. 为节省存储空间, 同时保证目标航迹数据的时效性, 缓存的点迹数据自动老化. 当缓冲区中点迹数据的时间戳与当前时间的差大于样点老化门限时, 该数据从缓存中被清除. 样点老化门限建议设置为 10 秒以上.

为减少 Hough 累积时的内存消耗, 本算法结合随机 Hough 采样的方法, 对各传感器汇总的点迹数据集进行采样. 按两点确定一条直线的原理, 从数据集里每次随机采样两个点迹数据, 计算由这两个随机样本点决定的直线 Roberts 参数. 在 Hough 空间中, 对 Roberts 参数进行维护, 相似 Roberts 参数在一个 Roberts 节点中进行累积, 记录、合并相似的 Roberts 参数及其对应的样本点. 当 Roberts 参数累积的样本点数量超过规定的 Hough 累积门限后, 判定为检测到三维直线.

为保证 Roberts 参数的精度, 对每次随机采样做如下要求: (1) 样本点的时间戳差值的绝对值大于 3 秒; (2) 样本点的时间戳差值的绝对值小于 5 秒; (3) 由两个样本点计算到的目标运动速度应该在合理范围内. 对不满足要求的采样点直接丢弃, 重新开始新的采样.

为了防止历史数据对当前累积过程的影响, 每个 Roberts 累积节点也有老化过程. 当累积节点长期不能检测到直线后, 要主动删除. 删除过程由 Roberts 老化门

限决定。

下面详细说明基于随机 Hough 变换的三维集中式航迹起始方法:

启动随机 Hough 变换法前,清空点迹数据缓冲区,清空 Roberts 参数队列. 设置 Hough 累积门限  $k$ , 设置 Roberts 节点老化门限  $r$ , 设置缓冲区老化门限  $t$ , 设置每轮采样次数  $m$ . 各门限值的经验值分别为:  $k = 6$ ,  $r = 10$  秒,  $t = 10$  秒,  $m = 1000$ .

(1) 初始化采样次数计数器  $i$ .

(2) 采样计数器  $i$  大于等于每轮采样次数  $m$ , 转步骤 8.

(3) 从点迹缓冲区中随机采样两个样点.

(4) 计算 Roberts 参数  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$ ,  $b_x$ ,  $b_y$  项的值.

(5) 计算 Roberts 参数  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$ ,  $b_x$ ,  $b_y$  项的微分.

(6) 按步骤 4 和步骤 5 形成的 Roberts 参数及其微分, 形成新的 Roberts 参数节点.

(7) 遍历 Roberts 参数队列, 比较新的 Roberts 参数与队列中保存的 Roberts 参数是否具有相似性. 按公式 (14) 逐个计算归一化距离  $D$ , 如果  $D$  小于判决门限且利用样点推导出的目标运动速度在合理范围内, 转步骤 8; 如果  $D$  大于判决门限, 遍历 Roberts 参数队列中的下一项; 如果到达 Roberts 参数队列的末尾, 则把新的 Roberts 参数节点加入到 Roberts 参数队列, 转步骤 9.

(8) Roberts 参数合并. 把新节点的 Roberts 参数和对应的样点记录到满足相似性的 Roberts 节点中, 删除新节点.

(9)  $i = i + 1$ , 转步骤 2.

(10) 按样点老化门限  $t$  清除缓存区中无效的点迹数据.

(11) 对 Roberts 参数队列进行维护. 当 Roberts 节点中记录的数据节点时间戳与当前时间的距离大于 Roberts 老化门限  $r$  时, 删除该 Roberts 节点; 当 Roberts 节点中记录的采样点对数超过 Hough 累积门限  $k$  时, 按最小二乘计算新航迹的状态参数提交给后续的目标 Kalman 跟踪过程, 删除完成航迹起始的 Roberts 节点.

(12) 算法结束.

## 5 算法仿真与结果分析

为了验证 RH3D 集中式航迹起始算法的性能, 我们对算法进行了实现和仿真. 算法的实现和计算是在 VC6.0 环境中, 而计算结果在 Matlab 中显示. 由于没有公开的 3 维空间中的集中式航迹起始算法作为对比, 所以本文只针对 RH3D 进行性能仿真.

### 5.1 指标说明

仿真中使用的航迹参数手动配置, 可以记录每条航迹的精确位置. 由于杂波、样点丢失和样点误差现象

的存在, 使得 RH3D 算法提取的航迹数量与真实数量存在差异. 我们定义了航迹起始成功率、航迹起始重复率、航迹起始误警率和航迹起始虚警率来评价性能. 每条由 RH3D 提取的航迹通过与仿真的真实航迹进行对比, 根据航迹的空间邻近关系, 用提取的航迹分别计算 4 个统计量:  $real$  表示与真实航迹一一对应的起始航迹总数,  $candidate$  表示与真实航迹有对应关系的起始航迹总数,  $false$  表示没有对应真实航迹的起始航迹总数,  $loss$  表示没有对应起始航迹的真实航迹总数. 用  $total$  表示多次仿真形成的真实航迹总数, 则性能指标的统计公式为:

$$\text{航迹起始成功率} = \frac{real}{total}$$

$$\text{航迹起始重复率} = \frac{candidate - real}{total}$$

$$\text{航迹起始误警率} = \frac{loss}{total}$$

$$\text{航迹起始虚警率} = \frac{false}{total}$$

根据性能统计公式的定义, 航迹的起始重复率在多传感器、强杂波环境中可能会超过 100%. 为了精确实现航迹跟踪任务, 还应该在航迹起始算法后添加航迹合并功能, 消除多余的重复航迹.

### 5.2 仿真参数说明

仿真时, 选取 30 公里见方的 3 维直角坐标空间, 在该空间中随机生成 5 条目标航迹. 4 部 3 坐标雷达处于  $X - Y$  平面上, 位置坐标分别为  $(0, 0, 0)$ ,  $(30, 0, 0)$ ,  $(0, 30, 0)$ ,  $(30, 30, 0)$ , 坐标单位是公里. 仿真时雷达的缺省误差参数为: 每部雷达的径向误差为 200 米, 方位角误差为 0.25 度, 俯仰角误差为 0.25 度, 误差类型为零均值高斯噪声, 雷达的目标样点检测丢失率为 40%, 空间杂波形成的假目标密度为 0.01 个每立方公里, 服从泊松分布. 设置极高的样点丢失率是为了测试强干扰下集中式航迹起始的性能.

仿真主要考察杂波密度、目标丢失率、雷达误差对航迹起始性能的影响. 对每组固定的参数, 形成 5 条航迹持续时间为 10 秒钟的多雷达观测数据, 数据更新率为 1 秒, 观测数据时考虑了杂波密度、目标丢失率、雷达误差等因素; 然后用 RH3D 算法进行航迹起始; 统计起始航迹与实际航迹数量差的绝对值. 该过程重复 1000 次, 以平均值为最终的航迹起始性能指标. 为了分析集中式航迹起始的优势, 我们对每组参数都仿真不同参与雷达数量时的场景, 其中 1 部雷达参与的场景等效于分布式航迹起始. 本节的描述的参数作为仿真的缺省参数.

### 5.3 仿真结果与分析

首先做杂波密度对航迹起始成功率的影响, 杂波

密度从 0 到 0.05 个每立方公里变化. 30 公里见方的 3 维空间中, 杂波泊松分布的强度达到 1350 个, 是实际目标样点个数的 270 倍, 已经是非常高的杂波密度. 仿真结果如图 1 所示. 1 部雷达参与的分布式航迹起始场景中, 航迹起始率在 30% 左右. 当参与雷达数量超过 1 部

时, 航迹起始成功率大幅提高; 参与雷达数量到达 4 部时, 起始成功率接近 99%. 而且多雷达集中式航迹起始的起始成功率比较稳定, 受杂波密度的影响较小, 这说明 Roberts 表示的直线参数在累积空间中具有很强的杂波滤除性能.

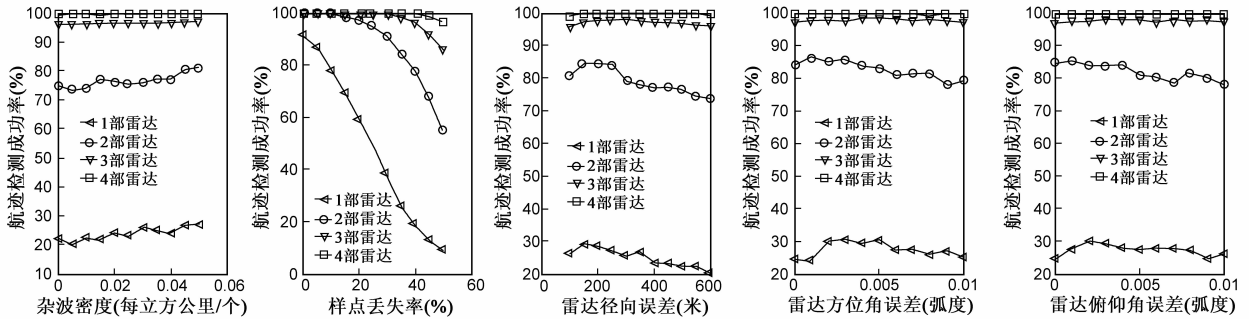


图1 航迹起始成功率性能曲线

选取仿真的缺省值, 然后让每部雷达的样点丢失率在 0 到 50% 间变化, 考察样点丢失率对 RH3D 性能的影响, 1 部雷达时的航迹起始性能与样点丢失率呈近似线性关系, 在 50% 的样点丢失率时, 航迹起始成功率降低到 13%. 这说明在分布式航迹起始情况下, 依靠单部雷达往往无法正常起始航迹. 而多雷达集中式航迹起始受样点丢失率劣化的影响明显减小, 4 部雷达集中式起始的成功率在 50% 样点丢失率时仍能够达到 97%. 这说明集中式航迹起始能充分利用不同雷达的探测信息, 相互弥补样点丢失带来的不利影响, 从而使性能保持稳定.

误差, 分析不同测量误差对航迹起始性能的影响. 当径向、方位角、俯仰角误差变化时, 多雷达集中式航迹起始的成功率也相应发生变化, 总的变化趋势是误差越大起始成功率越低, 雷达数量越多起始成功率越高. 这些仿真结论也验证了我们的直观认识, 说明多传感器航迹集中起始是能改善航迹起始质量的. 通过分析我们发现, 4 条曲线各不重叠, 这说明参与集中式航迹起始的雷达数量是关键因素, 雷达自身的误差可以用雷达数量来很好地弥补, 使起始成功率的趋势始终保持比较平稳.

雷达本身的探测精度对航迹起始成功率也存在影响. 高精度的雷达能输出位置准确的目标空间坐标, 在进行 Hough 直线检测时能更好地进行样点合并. 取雷达的缺省误差参数, 然后分别变动径向、方位角、俯仰角

多雷达集中式起始由于引入了重复的目标数据, 使得航迹起始重复率成为影响多雷达融合系统的重要指标, 直接决定了算法的可用性. 仿真过程中, 我们也记录了航迹起始的重复率指标, 其性能曲线如图 2 所示:

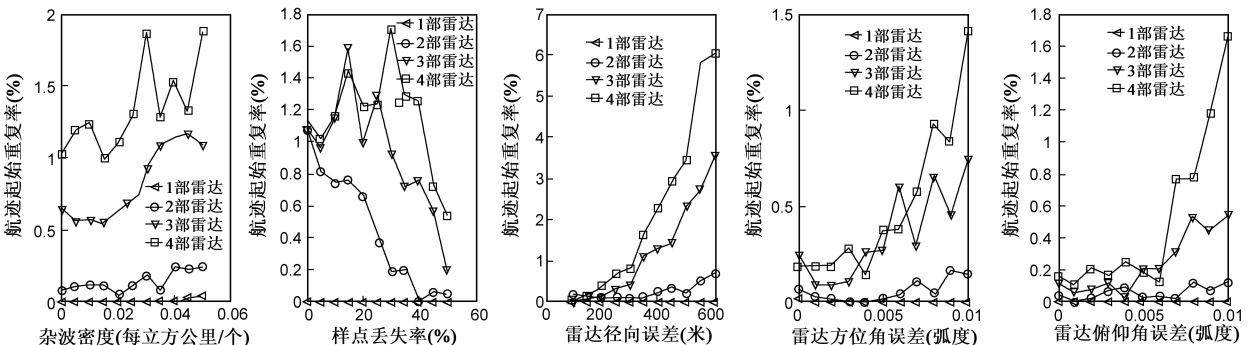


图2 航迹起始重复率的性能曲线

显然, 参与航迹起始的雷达数量增加, 导致相同目标的样点数量增加, 直接引起了重复航迹数量的增加. 虽然雷达数量越多重复航迹也越多, 但是杂波密度和样点丢失率对重复航迹的贡献在 2% 以下. 雷达径向误差是重复航迹的重要原因, 4 雷达系统的重复航迹达到

6%. 经分析, 由于精度较差的雷达形成的样点在空间散布较广, 多雷达集中式起始时由于数据集较大, 随机 Roberts 采样会形成多条相互平行的直线, 其实这些平行直线应该表示同一个真实目标. 所以, 可以增加平行判别规则, 让这些直线在航迹起始阶段就完成融合. 多

雷达集中式起始时,方位角误差对重复航迹的贡献在 1.5% 以下,而且随方位角误差的增加也较快增加,参与雷达越多重复率也越高;而俯仰角误差的影响与方位角相似,对重复航迹的贡献始终保持在 1.7% 以下.

航迹丢失率是误警概率,对雷达的可用性有重大影响.我们同时记录了仿真过程中的航迹丢失率指标,如图 3 所示.这些仿真结果的样点丢失率缺省值都是 40%,对应强干扰工作环境.

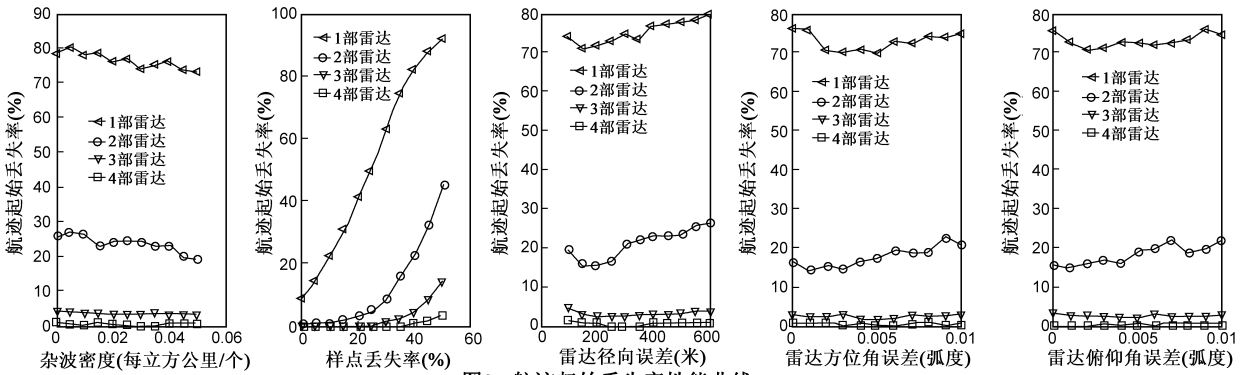


图3 航迹起始丢失率性能曲线

航迹起始丢失率受参与集中式算法的雷达数量影响非常明显.强干扰情况下,在 4 部雷达起始航迹的场景中,对各种雷达数据质量劣化的航迹丢失率都保持在 5% 以下,具有很高的稳定起始性能;而分布式航迹起始对应的 1 部雷达情况,航迹丢失率往往在 70% 以上,当样点丢失率到达 50% 时到达航迹丢失率高达 90% 以上.参与集中式起始的雷达数量越多,航迹丢失

率随样点丢失率上升的趋势就越缓慢.从仿真结果我们可以得到结论,为防止航迹丢失,应该尽量多部署雷达对同一个区域进行探测,然后用集中式算法进行航迹起始.样点对同一个目标样点数量的增加,能很大程度上弥补各种噪声带来的影响,保持良好的目标观测航迹.仿真过程中,航迹起始虚警率的性能曲线如图 4 所示.

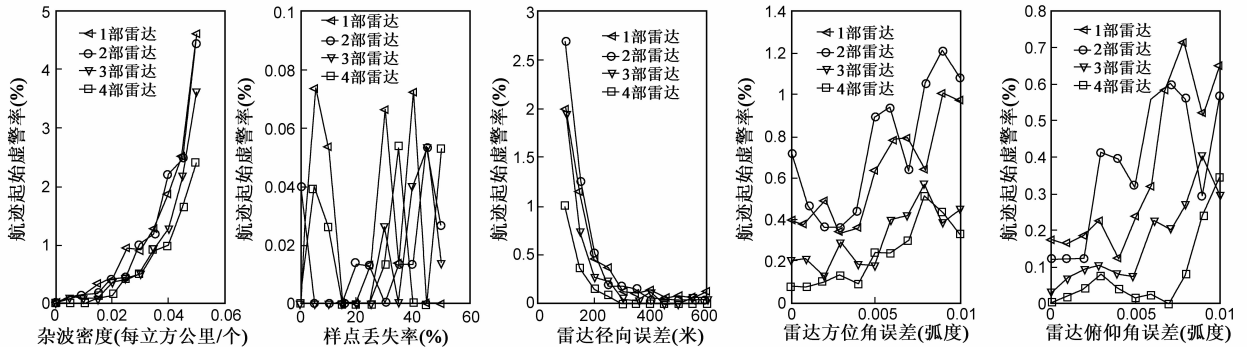


图4 航迹起始虚警率性能曲线

虚警率受杂波密度的影响很大,但是增加集中式起始算法的参与雷达数量能有效降低虚警率,4 雷达系统比单雷达系统能降低 1 倍.样点丢失率对虚警率的影响没有特别的规律,各条曲线相互交叠,幅度都在 0.1% 以下,表现出非常随机的趋势,这说明样点丢失率对虚警率不是一个相关因素.分析雷达自身误差的影响,我们发现随着参与雷达数量的增加,能有效降低虚警率.但是,雷达的角度误差与虚警率成正增长趋势,而雷达的径向误差与虚警率成负增长趋势.

直线采样的集中式航迹起始算法.通过仿真,验证了该算法具有良好的性能.为了使算法更具有可用性,还应该在降低航迹起始重复率上增加新的机制.

6 结束语

通过以 Roberts 参数表示空间 3 维直线,并给出了不同 Roberts 参数的相似性度量,论文设计了基于随机

参考文献

[1] Hu Z J, Leung H. Statistical performance analysis of track initialization techniques[J]. IEEE Trans, 1997, AES - 33(2): 445 - 456.  
 [2] 朱自谦. 并行联合概率航迹起始逻辑[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2421 - 2424.  
 Zhu Z Q. Parallel joint probability track initiation logic[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2421 - 2424. (in Chinese)  
 [3] Davey J S, Rutten G M, Cheung B. A comparison of detection

- performance for several track before detect algorithm[J]. EUR-SIP Journal on advances in signal processing, 2008, 23(10):493 - 500.
- [4] Buzzi S, Lops M, Venturino L. Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. IEEE Trans, 2008, AES - 44 (3):1135 - 1150.
- [5] 赵辉,孔祥维,吴新建. 双波段红外传感器目标跟踪集中式航迹起始方法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(6):1431 - 1435.  
Zhao H, Kong X W, Wu X J. Centralized track initiation method for dual-band infrared sensor multi-target tracking system[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(6):1431 - 1435. (in Chinese)
- [6] 叶有时,唐林波,赵保军. 一种基于聚类的深空红外多目标快速检测算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 31(1):77 - 84.  
Ye Y S, Tang L B, Zhao B J. A fast deep-space infrared multi-target detection algorithm based on clustering[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 31(1):77 - 84. (in Chinese)
- [7] 刘宗香,谢维信,黄敬雄,等. 被动传感器网基于模糊综合贴近度的航迹起始[J]. 电子学报, 2007, 35(8):147 - 180.  
Liu Z X, Xie W X, Huang J X, et al. Fuzzy track initiation algorithm in the passive sensor network[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(8):147 - 180. (in Chinese)
- [8] Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and track with the hough transform ; part I system concept[J]. IEEE Trans, 1994, AES - 30(1):102 - 108.
- [9] Ji Q, Haralick R M. Error propagation for hough transform[J]. Pattern Recognition letters, 2001, 22(6):813 - 823.
- [10] 赵志超,饶彬,王雪松,等. 基于概率网格 Hough 变换的多雷达航迹起始算法[J]. 航空学报, 2010, 31(11):2209 - 2215.  
Zhao Z C, Rao B, Wang X S, et al. Track initiation algorithm based on probabilistic grid hough transform[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(11):2209 - 2215. (in Chinese)
- [11] 金术玲,梁彦,王增福,等. 两级 Hough 变换航迹起始算法[J]. 电子学报, 2008, 36(3):590 - 593.  
Jin S L, Liang Y, Wang Z F, et al. A two-hierarchy hough transform based track initiation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3):590 - 593. (in Chinese)
- [12] 王国宏,苏峰,何友. 三维空间中基于 Hough 变换和逻辑的航迹起始[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(10):2198 - 2220.  
Wang G H, Su F, He Y. Hough transform (HT) and logic based track initiator in three dimensional space[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(10):2198 - 2220. (in Chinese)
- [13] 朱自谦. 一种通用航迹起始模型[J]. 航空学报, 2009, 30(3):497 - 504.  
Zhu Z Q. A universal track initiation model[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(3):497 - 504. (in Chinese)
- [14] Roberts K S. A new representation for a line. Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Ann Arbor, USA: IEEE Publishing House, 1988. 635 - 640.

## 作者简介



吴泽民 男, 1973 年 5 月生于四川省成都, 现为解放军理工大学通信工程学院副教授. 主要研究方向为数据融合、雷达数据处理、计算机视觉.

E-mail: wuzemin\_ice@163.com



张磊 男, 1972 年 2 月生于江西省上饶, 现为解放军理工大学通信工程学院教授. 主要研究方向为嵌入式系统、无线传感网.

E-mail: leizhang@163.com

刘晗 女, 1986 年 11 月生于江西省万载, 现为广西南宁警备区工程师. 主要研究方向为数据融合、雷达数据处理.

E-mail: eliahame@sina.com

田畅 男, 1963 年 2 月生于河北省饶阳市, 现为解放军理工大学通信工程学院教授. 主要研究方向为计算机理论与应用、数据链技术. E-mail: tianchang@163.com