

利用 Hough 变换实现目标检测与航迹启动^{*}

程洪玮 孙仲康

(国防科技大学电子工程学院 长沙 410073)

摘要 经典的目标检测方法是 Bayes方法,通常为门限检测。本文将利用 Hough变换推导一种通过非相参积累实现目标检测和航迹启动的方法。针对目标的信噪比不同的情况,讨论了两种非相参积累形式,一种是直接积累,另一种是二值积累。二值积累在检测微弱目标时有独特的优越性。本文还讨论了两种非相参积累方法的理论检测性能。

关键词 Hough变换, 目标检测, 航迹启动

分类号 TN 957.51

Application of Hough Transform to Target Detection and Track Initiation

Cheng Hongwei Sun Zhongkang

(Institute of Electronic Engineering NUDT, Changsha 410073)

Abstract Typical method of target detection is Bayesian method which is usually applied to threshold detection. In this paper we discuss a method for simultaneous target detection and tracking based on Hough Transformation by means of incoherent integration. As to the situation of return signals with different signal to noise ratio (SNR), we discuss two forms of incoherent integration, direct integration and binary integration. Binary integration has its unique advantage in weak target detection. Theoretical performance analysis is also presented in the paper.

Key words Hough transform, target detection, track initiation.

传统的目标检测方法是 Bayes方法,通常为门限检测。如果按照常规处理办法即通过降低检测门限来提高对微弱目标的检测能力,则有虚警概率增加、杂波密度和强度增大的弊端。随着杂波密度的增大,在杂波背景下启动航迹将变得更加困难。另一方面,在经典的雷达数据处理中,一进行目标检测和航迹维持或航迹起始,余下的无法关联的数据通常认为是杂波而往往丢弃掉。而这些数据很可能含有未能检测出来的微弱目标的信息。如何利用这些数据的潜力是人们关心的问题之一。

本文将讨论一种同时进行目标检测和航迹启动的方法。这一方法利用 Hough变换实现非相参积累,对目标及其航迹进行检测。通过 Hough变换,可以把可能是同一个航迹的回波能量进行非相参积累。由于非相参积累的作用,微弱目标的能量得以积累,增强了目标的信噪比,从而可以对微弱目标进行检测。本文将讨论两种非相参积累方法,其一为直接积累法;另一为二值积累法。二值积累方法能够解决强目标对微弱目标的屏蔽问题。本文还分析了两种方法的检测性能。文中还将讨论目标数据分簇和航迹启动问题。

1 Hough变换及非相参积累技术

Hough变换是图像数据处理上用来识别一些图像特征的技术,它把图像数据空间的一个点映射为 Hough参数空间的正弦曲线。设数据空间上有一点 $P(x, y)$, 通过下式映射到 Hough参数空间 $H(\rho, \theta)$

* 1999年9月29日收稿

第一作者:程洪玮,男,1964年生,博士生

θ), 即:

$$d = x \cos \theta + y \sin \theta \tag{1}$$

如果在图像数据空间上的若干点是共线的, 那么, 在 Hough 参数空间上, 这些点相应的正弦曲线将会相交于同一点, 图 1 为三个共线点的 Hough 变换情况。

如果把数据空间上的这些点的能量 (信噪比) 分布到各点相应的 Hough 参数空间的正弦曲线上并进行叠加, 那么, 在这些正弦曲线的交点上将出现一个峰值。

数据图像空间可以有多种定义形式 如斜距 R 和扫描帧时间 T 构成的 $R-T$ 二维平面可以看作数据图像平面, 也可把斜距 R 和方位角 U 投影到 XOY 平面然后把该 XOY 平面看作数据图像平面 本文针对不同的情况采用不同的数据图像平面定义形式 图 2 为将两个目标的 100 帧的 XOY 平面数据构成一幅数据图像, 其中一个目标为强目标, 其平均信噪比为 7dB, 另一个为弱目标, 其平均信噪比为 1.5dB 将这一图像映射到 Hough 参数空间并作非相参积累后, 得到的结果见图 3

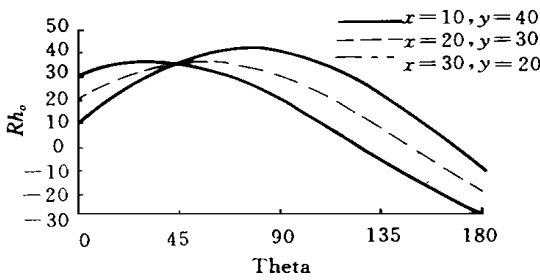


图 1 Hough 变换示意图

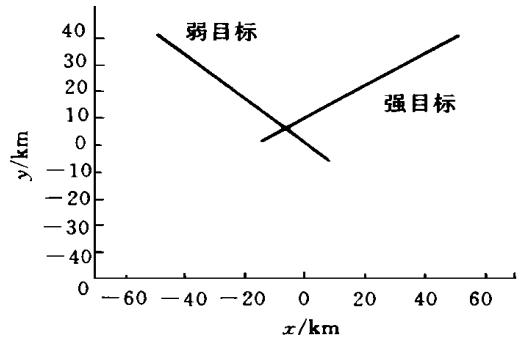


图 2 XOY 平面的 100 帧目标数据图像空间

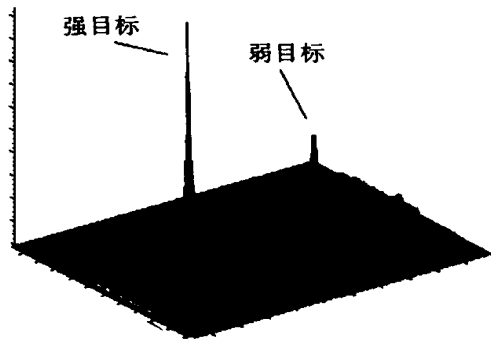


图 3 由图 2 的数据图像空间映射到 Hough 参数空间并作非相参积累的结果

1 1 测量数据的预处理

为了降低数据处理负担, 可以利用固定杂波在数据图像平面上具有的特点来剔除固定杂波。在斜距-帧时间平面上, 固定杂波或慢速运动目标呈现为垂直于或近似垂直于斜距坐标的直线, 以无穷大速度运动的目标在该平面上呈现为跟斜距坐标平行的直线, 而所关心的具有正常运动速度的目标在该平面上呈现为具有一定斜率的直线。利用上述特点, 可以对测量数据进行预处理, 剔除掉这些特殊杂波。

1 2 目标检测概率和虚警概率

这里也为测量数据设置一个门限, 目标的最终检测是在 Hough 参数空间上进行, 因而还需在 Hough 参数空间上设置第二门限 本节采用 XOY 平面作为数据图像平面, 需要将回波的斜距、方位角数据映射到 XOY 平面 为便于作数字处理, 需要将数据图像空间和 Hough 参数空间作离散化处理, 如把数据图像空间划分成 N_x 乘 N_y 个单元, 把 Hough 参数空间划分成 N_d 乘 N_θ 个单元 设测量数据空间上的检测门限为 Z , Hough 积累空间上的第二门限为 a 设目标模型为 Swerling II 型, 信号幅度服从

Rayleigh 分布。若测量数据空间上给定的目标检测指标为虚警概率 P_F 、检测概率 P_D ，那么，由雷达检测理论，得：

$$P_F = \int_Z^{\infty} p(x) dx = \int_Z^{\infty} \exp(-x) dx = \exp(-Z) \quad (2)$$

$$P_D = \int_Z^{\infty} p(x|S) dx = \int_Z^{\infty} \frac{1}{1+S} \exp\left(-\frac{x}{1+S}\right) dx = \exp\left(-\frac{Z}{1+S}\right) \quad (3)$$

式中， S 为信噪比。给定指标 P_F 后，数据空间的门限 h 则可求得为：

$$Z = -\ln(P_F) \quad (4)$$

在数据空间上的所有超出门限 Z 的数据，都被映射到 Hough 参数空间并进行信噪比的积累，然后对积累空间进行第二次也是最终的目标检测。设在 Hough 参数空间上的一个分划单元上目标的最终检测概率为 C_D ，最终的虚警概率为 C_F 。观察 (2)、(3) 式不难得知，只须讨论 C_D 的情况， C_F 的情况可以令 $S \rightarrow \infty$ 而得出。

令 N 为能够投映并积累到 Hough 参数空间中某一分划单元上的最大数据空间单元数， N 值的大小显然跟数据空间的分划和 Hough 参数空间的分划都有关，Hough 参数空间上每一单元上的 N 值的求取将在稍后加以讨论。设某单元有 m 个数据的信噪比 ($x_i, i = 1, 2, \dots, m$) 超出了规定的门限 Z 。这种事件发生概率为 $P_D^m (1 - P_D)^{N-m}$ 。记 m 个数据的积累能量超过第二门限 a 的概率为 $D_r (y = \sum_{i=1}^m x_i > a)$ 。那么，在 Hough 参数空间的某个单元上的积累信噪比 Y 超出第二门限 a 的概率为：

$$D_r(Y > a) = \sum_{m=1}^N C_N^m P_D^m (1 - P_D)^{N-m} D_r(y = \sum_{i=1}^m x_i > a) \quad (5)$$

概率 $D_r (y = \sum_{i=1}^m x_i > a)$ 的求取是 (5) 式计算的关键。已知 x_i 是 Swerling 起伏型的，即其分布函数为：

$p(x|S) = \frac{1}{S} \exp\left(-\frac{x}{1+S}\right)$ ， S 为信噪比。而对于 $x_i > Z$ 的截尾分布函数则为：

$$p|z(x|S) = \frac{p(x|S)}{P_D} u(x - Z), \quad (6)$$

式中， $u(x - Z)$ 为阶跃函数。由于 $\sum_{i=1}^m x_i$ ，而 x_i 是服从指数分布的，故 y 服从 $2m$ 个自由度的 χ^2 分布，即其概率密度函数为：

$$p(y) = \frac{(y - mZ)^{m-1}}{(1+S)^m (m-1)!} \exp\left(-\frac{y - mZ}{1+S}\right) u(y - mZ) \quad (7)$$

利用 (7) 式，可计算 y 超出第二门限 a 的概率值为：

$$\begin{aligned} D_r(y = \sum_{i=1}^m x_i > a) &= \int_a^{\infty} \frac{(y - mZ)^{m-1}}{(1+S)^m (m-1)!} \exp\left(-\frac{y - mZ}{1+S}\right) u(y - mZ) dy \\ &= \int_{\max(a, mZ)}^{\infty} \frac{(y - mZ)^{m-1}}{(1+S)^m (m-1)!} \exp\left(-\frac{y - mZ}{1+S}\right) dy \\ &= \begin{cases} 1 & a \leq mZ \\ \exp\left(-\frac{a - mZ}{1+S}\right) \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \frac{\left(\frac{a - mZ}{1+S}\right)^k}{k!}, & a > mZ \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

将 (8) 式代入 (5) 式，得 Hough 参数空间的某一单元上的目标检测概率 C_D 为：

$$C_D = \sum_{m=1}^N C_N^m P_D^m (1 - P_D)^{N-m} \cdot \begin{cases} 1, & a \leq mZ \\ \exp\left(-\frac{a - mZ}{1+S}\right) \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \frac{\left(\frac{a - mZ}{1+S}\right)^k}{k!}, & a > mZ \end{cases} \quad (9)$$

为计算方便，令 $m_1 = \left\lceil \frac{a}{Z} \right\rceil$ ， $\left\lceil x \right\rceil$ 为取上限整数，如 $\left\lceil 3.14 \right\rceil = 4$ 。将上式加以整理，有：

$$C_D = \sum_{m=m_1}^N C_N^m P_D^m (1-P_D)^{N-m} + \sum_{m=1}^{m_1-1} C_N^m P_D^m (1-P_D)^{N-m} \exp\left(-\frac{a-mZ}{1+S}\right) \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \frac{\left(\frac{a-mZ}{1+S}\right)^k}{k!} \quad (10)$$

注意到 $\sum_{m=1}^N C_N^m P_D^m (1-P_D)^{N-m} = 1 - (1-P_D)^N$, 从而:

$$C_D = 1 - (1-P_D)^N - \sum_{m=1}^{m_1-1} C_N^m P_D^m (1-P_D)^{N-m} \left[1 - \exp\left(-\frac{a-mZ}{1+S}\right) \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \frac{\left(\frac{a-mZ}{1+S}\right)^k}{k!} \right] \quad (11)$$

求取 C_F 可以通过将上式中的下标 D 换成 F 并令 $S \rightarrow 0$ 得:

$$C_F(N) = 1 - (1-P_F)^N - \sum_{m=1}^{m_1-1} C_N^m P_F^m (1-P_F)^{N-m} \left[1 - \exp(mZ - a) \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \frac{(a-mZ)^k}{k!} \right] \quad (12)$$

上述 C_F 跟 Hough 参数空间的单元所在的位置有关, 不同的参数空间的位置上的最大数据单元积累数 N 值可能不同。为了反映整个 Hough 参数空间上的虚警概率, 用平均虚警概率来描述整个 Hough 参数空间上的虚警概率。用 q^N 表示具有最大数据单元积累数为 N 的 Hough 参数空间的单元的数目, 用 C_F^{total} 表示整个 Hough 参数空间上的虚警概率, 则:

$$C_F^{\text{total}} = 1 - \prod_{N=1}^{N_{\max}} [1 - C_D(N)]^{q^N} \quad (13)$$

式中 N_{\max} 为整个 Hough 参数空间中所有单元的数据单元最大积累数中的最大值。整个 Hough 参数空间上的虚警概率为:

$$C_F = \frac{1 - \prod_{N=1}^{N_{\max}} [1 - C_D(N)]^{q^N}}{\sum_{N=1}^{N_{\max}} q^N} \quad (14)$$

上面提到的 N 值可以这样来计算, 给测量数据空间上每个单元赋予能量值为 1, 然后将所有单元映射到 Hough 参数空间并进行能量积累, 则 Hough 参数空间上每个单元上得到的积累能量值就是所求的 N 值。如图 4 所示, 其中 N 值大于 0 的部分可称为可到达的 Hough 空间。Hough 空间上每个单元的 N 值可以事先计算好并存放在相应文件中。

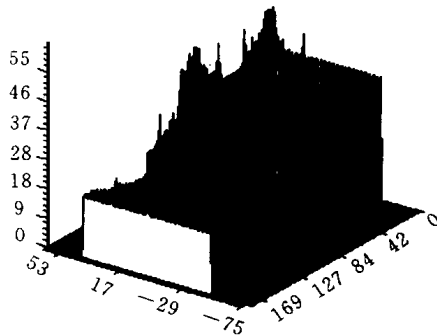


图 4 最大数据单元积累数值 N 在 Hough 参数空间上的分布

2 二值非相参积累

上面的讨论中, 在 Hough 参数空间上的积累是指直接将得到的回波的信噪比进行累加。在 Hough 参数空间上, 同一个目标的能量经非相参积累后呈现为一个峰值, 强目标具有较大的峰值和较高的峰值周围平台。微弱目标的峰值很容易被强目标的平台所屏蔽, 这种现象在杂波背景下尤其容易出现。图 5 和图 6 为上述现象的示意图。

为解决这一问题, 这里将讨论 Hough 参数空间上的二值积累方法。二值积累方法的思路很简单, 只须将测量数据空间上超出门限 Z 的单元的能量强制性地定义为 1, 低于门限 Z 的单元的能量定义为 0, 然后将能量为 1 的数据单元映射到 Hough 空间并进行积累。图 5 的情况经二值非相参积累处理后所得的结

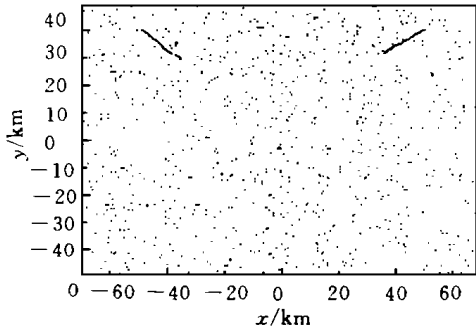


图 5 门限为 1dB 时 30 帧的目标和杂波图 (已消除固定杂波, 左边为弱目标, 平均信噪比 1.5dB, 右边为强目标, 平均 SNR=7dB)

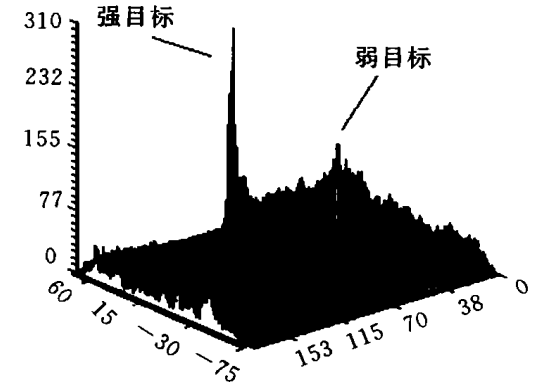


图 6 门限为 1dB 时 30 帧的目标和杂波图直接 Hough 变换和积累的结果

果如图 7 所示。显然, 二值非常相参积累很好地解决了强目标对微弱目标的屏蔽问题

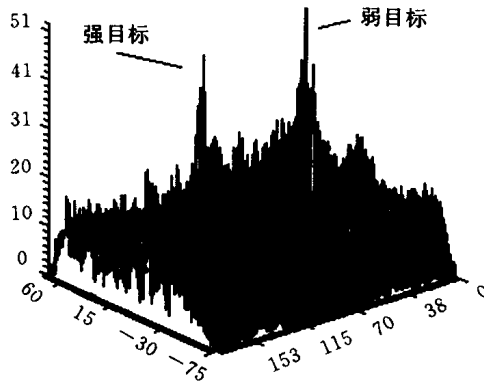


图 7 门限为 1dB 时 30 帧的目标和杂波图的二值 Hough 变换和积累的结果

下面讨论二值非相参积累的检测性能。这里也设置两个门限, 设测量数据的检测门限仍为 Z , 但 Hough 二值积累空间上的第二门限为整数 M 。仍设在 Hough 参数空间上的一个分划单元上目标的最终检测概率为 C_D , 最终的虚警概率为 C_F 。类似于 (5) 式的推导, Hough 空间某一单元上的积累虚警概率为:

$$C_F(N) = \sum_{m=M}^N C_N^m P_F^m (1 - P_F)^{N-m} \quad (15)$$

整个 Hough 参数空间上的虚警概率等于 减去任何单元上都不出现虚警的概率, 即:

$$C_F = 1 - \prod_{N=M}^{M_{\max}} [1 - C_F(N)]^N \quad (16)$$

二值积累的目标检测概率 C_D 的计算稍为麻烦一些。参阅文献 [2] 的 Brunner 算法, 可通过迭代的方法来求二值积累的检测概率。设 $P_D(k)$ 为雷达在第 k 时刻对具有直线航迹的一个目标观测的检测概率 (可通过此时得到的信噪比和门限 Z 来计算), 令 $P(m, n)$ 表示从某目标的 n 次观测中检测到目标 m 次的积累检测概率, 那么:

$$P(0, 1) = 1 - P_D(1) \quad (17)$$

$$P(1, 1) = P_D(1) \quad (18)$$

当 m, n 大于 1 时, 有一般迭代公式:

$$P(0, n) = [1 - P_D(n)] P(0, n-1) \quad (19)$$

$$P(m, n) = [1 - P_D(n)] P(m, n-1) + P_D(n) P(m-1, n-1) \quad (20)$$

$$P(n, n) = P_D(n) P(n-1, n-1) \quad (21)$$

对于检测门限为 M 的 Hough 参数空间, 目标的探测概率为:

$$C_D = \sum_{m=M}^N P(m, n) \quad (22)$$

3 数据分簇和航迹启动

下面将讨论目标数据的分簇问题。由于 Hough 参数空间上的一个点相应于测量数据空间的一条直线, 利用这一特点, 可以将一簇数据分配给一个目标, 并且用这一簇数据启动一条航迹。把 Hough 参数空间上的一个单元及其相邻单元的相关测量数据划分成一个数据簇, 让该簇数据跟所检测的目标相应。设 Hough 空间上有一点 (d, θ) , 其邻域用 $(d \pm \Delta d, \theta \pm \Delta \theta)$ 表示。Hough 空间上的一个点映射到测量数据空间上得到一条直线, 而 Hough 空间上一个点的整个邻域映射到测量数据空间 (即 XOY 平面) 将得到一族直线, 其截距和斜率的变化规律跟上述邻域有关, 即:

$$d \pm \Delta d = x \cos(\theta \pm \Delta \theta) + y \sin(\theta \pm \Delta \theta) \quad (23)$$

忽略 $\Delta \theta$ 造成的轻微的斜率的变化, 我们把落入下式定义的两条直线内的测量数据组成一个数据簇:

$$d \pm \Delta d = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (24)$$

Δd 的选取跟测量数据的误差有关, 可取为:

$$\Delta d = 3 \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (25)$$

式中, σ_x 、 σ_y 分别为 x 方向、 y 方向上的标准差。实际处理时, 可以先对强目标进行检测判决, 然后进行该目标相应的数据分簇处理, 并将该数据簇从数据图像空间中消除掉, 然后再重新作 Hough 变换和积累。这样, 强目标的尖峰及其平台都不会在新的 Hough 参数空间中出现, 弱目标被屏蔽的现象将有所减轻, 有利于进行微弱目标的检测。得到了一个数据簇之后, 就可以用该数据簇来启动一条目标航迹。在进行目标跟踪时, 进入跟踪波门的回波将不再参与 Hough 变换的非相参积累和目标检测判决处理, 这样可大大降低计算量。

4 结论

本文讨论了利用 Hough 变换进行非相参积累实现目标检测和航迹启动的方法。针对目标的信噪比不同的情况, 讨论了两种非相参积累形式, 一种是直接积累, 另一种是二值积累。二值积累在检测微弱目标时有独特的优越性。文中还给出了每种方法的目标检测概率和虚警概率的推导。由于这里讨论的方法采用两个检测门限, 我们可以根据需要作灵活调整。比如, 我们可以降低测量数据空间上的检测门限, 以提高微弱目标的检测概率, 当然, 这是以测量数据空间上的虚警概率增大为代价的, 但是, 只须相应地提高 Hough 参数空间上的第二门限, 就能够降低总的虚警概率而且保持总的检测概率不变。

参考文献

- 1 Duda R O, Hart P E. Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures. *Communication of the ACM*, 1972
- 2 Brunner J S. A recursive method for calculating binary integration detection probabilities. *IEEE Trans AES*, 1990, 25 (6): 1034 - 1035
- 3 Carlson B, Evans D E D, Wilson S L. Search radar detection and tracking with the Hough transform——Part I System concept. *IEEE, Trans AES*, 1994, 30: 102-108
- 4 Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and tracking with the Hough transform——Part II Detection statistics. *IEEE Trans AES*, 1994, 30: 109-115
- 5 Carlson B D, Evans E D, Wilson S L. Search radar detection and tracking with the Hough transform——Part III Detection performance with binary integration. *IEEE Trans AES*, 1994, 30: 116-125
- 6 Ballard B H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 1981, 13: 111-122
- 7 丁鹭飞, 张平. 雷达系统. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1984