

空时频方位关联算法*

卢树军,王世练,朱江,张尔扬

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘要:针对跳频组网通信中不同信号间的时频分隔特点,利用时频重心进行目标方位数据关联,提出了空时频方位关联算法。根据提取的时频特征设计空时频测向的核函数,实现了简化的空时频测向算法。根据时频距离设计代价函数,基于匈牙利算法实现了方位关联结果的最优化二维分配。根据时频距离选择窗函数的类型和长度,有效避免了信号旁瓣泄露对测向精度的影响,显著提高了密集目标条件下的关联正确概率。数值仿真验证了上述观点。

关键词:双站测角交叉定位;时频特征提取;空时频方位关联

中图分类号:TN953 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)03-0150-06

Spatial-time-frequency direction association algorithm

LU Shujun, WANG Shilian, ZHU Jiang, ZHANG Eryang

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A novel spatial-time-frequency data association (STFDA) algorithm is proposed by taking advantage of the time-frequency separation between different frequency-hopping signals, which uses the time-frequency center as the basis of association. The time-frequency characteristics extracted from time-frequency analysis were used to design appropriate core function and construct a simplified TF-MUSIC algorithm. The Hungarian algorithm was incorporated in STFDA to search the best association scheme according to the cost functions from the time-frequency distance of different signals. Appropriate window function designed on time-frequency distance can prevent the side lobe leakage from decreasing the precision of direction estimation, and improve the association correction probability. The simulation results confirm the feasibility and superiority of the proposed algorithm.

Key words: dual-station cross location; time-frequency characteristic extraction; spatial-time-frequency direction association

随着飞行器隐身技术的不断提高,利用飞行器辐射的通信信号进行无源定位具有越来越重要的应用价值。无源定位采用两个或多个侦察站对目标进行测角,交叉后得到目标的位置^[1-3]。测角交叉定位方法需要面对两个挑战:一是密集目标;二是目标个数超过阵元个数。

当目标密集分布时,相对于侦察站的目标间夹角非常小,导致对目标的分辨困难。在两站测角交叉定位时,多个信号在两站的测向角度将导致大量虚假交叉点,如图1所示。解决该问题的经典方法是增加一个测向站,即三站交叉定位方位关联(Triple Cross Location Direction-data Association, TCLDA)^[4-5],目标密集时将导致关联错误概率显著上升。另一种解决思路是采用空间角度以外的信息进行辅助判断,基于信号发射功率估计(Received Signal Power Direction-data

Association, RSPDA)算法^[6-7],根据两个侦察站对目标辐射功率的反演和差别比较,实现对目标的测角交叉定位,但如果密集分布的目标发射功率基本相同,RSPDA算法将失效。此外,面向轨迹的Kalman滤波类^[8]、粒子滤波类^[9-10]方法可以根据轨迹变化分辨虚假交叉点,但目标密集使虚假交叉点的轨迹与真实目标的轨迹非常靠拢,而难以分辨,从而限制了该类方法的应用。

基于天线阵列的空间谱估计测向要求阵元个数大于目标数量,但实际环境中目标数量往往远大于阵元数量,从而导致空间谱估计方法失效。Belouchrani和Amin提出了空时频分析的概念^[11-12],用时频二维数据代替传统空间谱估计中的一维时域数据进行分析,通过在时频图上进行掩膜处理以去除多余信号,使得选择出来的信号个数小于阵元个数,保证到达角度(Direction-of-

* 收稿日期:2013-09-23

基金项目:国防重点实验室基金资助项目(9140C0202011003)

作者简介:卢树军(1976—),男,江苏泰兴人,讲师,博士,E-mail:lsjnudt@163.com

arrival, DOA) 估计精度。

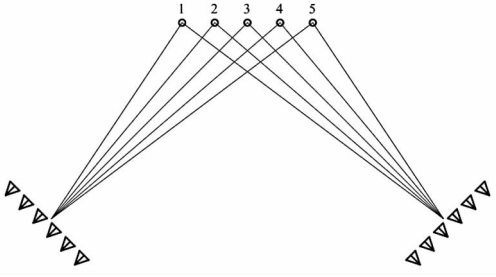


图1 两侦察站测角交叉定位

Fig. 1 Dual-station DOA estimation and cross location

1 数据模型

假设观察视场中有 P 个目标组成一个跳频通信网络,两个侦察站分别利用 M 阵元的均匀线阵 (Unitary Linear Array, ULA) 估计每一个信号的 DOA,利用两站测向结果进行交叉定位。假设每个跳频信号到达天线阵的角度扩展接近为零 (信号位于远场),阵元间距与波长的比例为 $d/\lambda = 0.5$,记第 p 个信号入射角为 $\theta_p \in \left[\frac{-\pi}{2}, \frac{\pi}{2} \right]$,其阵列导向矢量为

$$\mathbf{a}(\omega_p) = [1, \exp(j\omega_p), \dots, \exp(j(M-1)\omega_p)]^T \quad (1)$$

其中 $\omega_p = -j\pi \sin(\theta_p)$ 。在时刻 n , $M \times 1$ 维阵列接收矢量为

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{p=1}^P \beta_p \mathbf{a}(\omega_p) s_p(n - \tau_p) + \mathbf{n}(n) \quad (2)$$

其中 $s_p(n) = b_p^h(n) \cdot \exp[j(2\pi f_p^h n + \phi_p^h)]$, f_p^h 、 ϕ_p^h 分别为第 p 个跳频信号在第 h 个跳频段中的频率和初相, $b_p^h(n)$ 为跳频信号的复包络基带信号,假定其带宽远小于载波频率 f_p^h 。 β_p 是第 p 个跳频信号到达侦察站的路径损耗, τ_p 是第 p 个跳频信号到达侦察站的时间延迟。 $\mathbf{n}(n) = [n_1(n), \dots, n_M(n)]^T$ 是方差 σ^2 的高斯白噪声矢量。式(2)的矩阵形式为

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{s}(n) + \mathbf{n}(n) \quad (3)$$

其中:

$$\mathbf{s}(n) = [s_1(n), \dots, s_P(n)]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_P)] \quad (5)$$

$$\mathbf{B} = \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_P) \quad (6)$$

如图2中阴影部分所示,根据阵列收到的 L 个数据快拍,得到阵列接收数据矩阵为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}(0) \quad \mathbf{x}(1) \quad \dots \quad \mathbf{x}(L-1)] \quad (7)$$

假定在观测数据样本中, P 个跳频信号在频率上互不重叠。由于侦察站只有两个,因此单纯从 DOA 角度信息无法区分真实目标位置和虚假交

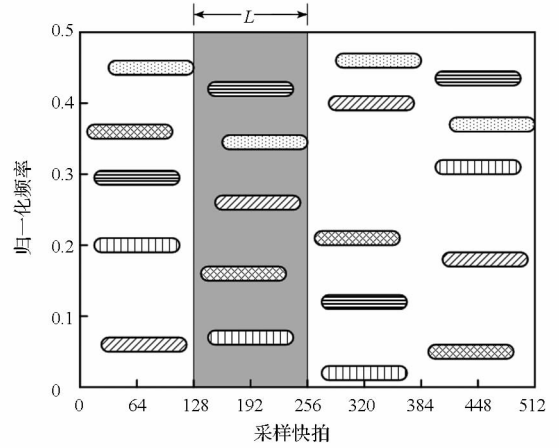


图2 多个跳频信号的时频分析示意图

Fig. 2 Time-frequency map of frequency hopping signals

叉点。文献[6]从式(6)出发,通过对两侦察站测得的路径损耗矩阵 \mathbf{B} 来建立联系,本文提出从信号的时频特征 f_p^h 、 τ_p 出发,实现对多个目标的方位关联。

2 空时频方位关联算法

2.1 时频特征提取

一般认为阵元间最大延时 $\tau = (M-1)d/c$ 表现为相位偏移,可认为阵列中每个阵元得到的时频图都是相同的。取第一阵元的接收数据,对接收数据矩阵 $\{x_1(n)\}_{n=0}^{L-1}$ 进行时频分析,通过时频聚类将时频图谱分割为 P 个时频块。针对每个时频块,提取其时频参数 f_p^h 、 τ_p 。

对 $\{x_1(n)\}_{n=0}^{L-1}$ 进行短时傅里叶分析:

$$\begin{aligned} STFT_X(n, k) &= \int x(\tau) h^*(\tau - n) e^{-j2\pi k\tau} d\tau \\ &= STFT_S(n, k) + STFT_N(n, k) \end{aligned} \quad (8)$$

假设各个入射信号在时频二维平面上没有碰撞 (即在时域、频域均不交叠),且信号功率远大于高斯白噪声功率,则可以得到如图2阴影部分所示的时频分析图。选择不同的窗函数 $h(n)$ 可以调整加窗的主瓣宽度和旁瓣泄露。

为避免噪声对后面时频特征提取的不利影响,对 $STFT_X(n, k)$ 进行截断处理:

$$TF_X(n, k) = \begin{cases} |STFT_X(n, k)|, & |STFT_X(n, k)| \geq \varepsilon \\ 0, & |STFT_X(n, k)| < \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

截断门限 ε 定义为

$$\varepsilon = \eta \frac{1}{LK} \sum_{n=1}^L \sum_{k=1}^K |STFT_X(n, k)| \quad (10)$$

其中 η 为门限因子, K 为 DFT 变换的频域子带数。

采用 K 均值方法^[13]对 $\{TF_X(n, k)\}$ 进行聚类分析, 将时频分析图中的所有时频点划分为 P 个星团, 并确定每个信号的时频块分布区域 $\{Q_p, p = 1, \dots, P\}$, 据此计算其时频特征。时间重心为

$$\hat{i}(p) = \frac{\int_{Q_p} \left(\frac{n}{L}\right) \cdot TF_X(n, k)}{\int_{Q_p} TF_X(n, k)} \quad (11)$$

频率重心为

$$\hat{f}(p) = \frac{\int_{Q_p} \left(\frac{k}{K}\right) \cdot TF_X(n, k)}{\int_{Q_p} TF_X(n, k)} \quad (12)$$

时域宽度为

$$\Delta_T(p) = 2 \frac{\int_{Q_p} [n - \hat{i}(p) \cdot L] \cdot TF_X(n, k)}{\int_{Q_p} TF_X(n, k)} \quad (13)$$

频域宽度为

$$\Delta_F(p) = 2 \frac{\int_{Q_p} [k - \hat{f}(p) \cdot K] \cdot TF_X(n, k)}{\int_{Q_p} TF_X(n, k)} \quad (14)$$

时频重心 $\hat{i}(p)$ 、 $\hat{f}(p)$ 构成了对多个目标进行方位关联的基础, 而时频宽度 $\Delta_T(p)$ 、 $\Delta_F(p)$ 用于后续空时频测向的窗口长度选择依据。

2.2 空时频测向

Belouchrani 提出的 TF-MUSIC 算法^[12] 将空间谱估计与时频分析结合起来进行 DOA 估计, 本文对其进行了简化, 依据信号时频特征来降低计算量。

空间谱估计算法需要估计阵元接收数据之间的互相关矩阵 $\mathbf{R}_X = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^H(n)]$, 需要采用二次时频分布计算每个时频块 Q_p 所对应的互相关矩阵 $\mathbf{R}_{X,p}$ 。

对第 m 、 n 阵元的接收数据 $\{x_m(n)\}_{n=0}^{L-1}$ 、 $\{x_n(n)\}_{n=0}^{L-1}$ 做 Cohen 类二次时频分析^[14]:

$$C_{mn}(n, k) = \iint \int x_m(u + \tau) x_n^H(u - \tau) \phi(\tau, v) \cdot e^{-j2\pi(nv/L + k\tau/K - nv)} dudvd\tau \quad (15)$$

当 $\phi(\tau, v) = h(\tau)g(v)$ 时, Cohen 类时频分析特称为平滑伪魏格纳 - 维尔分布 (SPWVD)^[14]:

$$C_{mn}(n, k) = \iint x_m(u + \tau) x_n^H(u - \tau) \cdot h(\tau)g(v) \exp(-j2\pi k\tau/K) dvd\tau \quad (16)$$

根据前面得到的第 p 个时频块 Q_p 的时频特征来选择 SPWVD 的核函数: 时域平滑窗 $h(\tau)$ 的长度为 $\Delta_T(p)$ 、频域平滑窗 $g(v)$ 的长度为 $\Delta_F(p)$, 窗函数类型需根据时频分析的旁瓣泄露要求进行选择。

由于确定了时频重心, 因此不需要按照经典 TF-MUSIC 算法中对 n 、 k 遍历计算, 而只需针对时频重心点 $[\hat{i}(p), \hat{f}(p)]$ 计算其 SPWVD 值:

$$C_{mn}[\hat{i}(p), \hat{f}(p)] = \iint x_m(\hat{i}_p L + \tau) x_n^H(\hat{i}_p L - \tau) \cdot h(\tau)g(v) \exp(-j2\pi \hat{f}_p \tau) dvd\tau \quad (17)$$

作为互相关矩阵 $\mathbf{R}_{X,p}$ 的第 (m, n) 个元素

$$[\mathbf{R}_{X,p}]_{m, n} = C_{mn}[\hat{i}(p), \hat{f}(p)] \quad (18)$$

遍历所有的 (m, n) 组合, 可以得到时频块 Q_p 对应的互相关矩阵

$$\mathbf{R}_{X,p} = \mathbf{A}\mathbf{R}_{SS}(Q_p)\mathbf{A}^H + \sigma^2\mathbf{I} \quad (19)$$

在时频矩阵 $\{TF_X(n, k)\}$ 的每一个时频块 Q_p , 都存在相关矩阵 $\mathbf{R}_{X,p}$, 表示接收信号数据矩阵 \mathbf{X} 在该时频网格内的互相关矩阵。

当不存在时频碰撞, 且旁瓣泄露功率远低于噪声功率时, 可以认为 $\mathbf{R}_{X,p}$ 仅包含一个入射信号, 对 $\mathbf{R}_{X,p}$ 进行奇异值分解, 将特征矢量矩阵分为信号子空间 $\mathbf{U}_S = [\mathbf{u}_1]$ 和噪声子空间 $\mathbf{U}_N = [\mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3, \dots, \mathbf{u}_M]$ ^[15], 在角度空间对导向矢量进行搜索, 得到第 p 个信号入射方向 (DOA) 的估计值^[15]

$$\hat{\theta}(p) = \arg \max_{\theta} \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta)\hat{\mathbf{U}}_N\hat{\mathbf{U}}_N^H\mathbf{a}(\theta)} \quad (20)$$

由此, 得到第 p 个信号的空时频特征字

$$STF(p) = \{\hat{\theta}(p), \hat{i}(p), \hat{f}(p)\} \quad (21)$$

本文根据时频宽度 $\Delta_T(p)$ 、 $\Delta_F(p)$ 确定核函数的长度, 根据时频重心 $[\hat{i}(p), \hat{f}(p)]$, 针对特定时频点进行时频相关计算, 显著降低了计算量。

2.3 方位关联

采用两个测向站, 对多个目标信号进行交叉定位, 需要遵循如下关联要求: a) 任一目标占用两个测向站的各一个角度; b) 针对每种可能的关联情况, 计算两个测向站测量结果的时间差和频率差, 以此计算代价函数; c) 在所有可能的选择中, 选择代价函数最小的可能事件作为关联结果。

针对 P^2 种交叉点组合, 构成 $P \times P$ 维代价函数矩阵 \mathbf{D} , \mathbf{D} 的第 (m, n) 个元素表示空时频特征字 $STF_A(m)$ 、 $STF_B(n)$ 在空间上相交, 由交叉点得到距离 A 、 B 侦察站的距离 $d_{m,n,A}$ 、 $d_{m,n,B}$, 由距离可反推得到空时频特征字在该交叉点的原始特

征字:

$$\begin{cases} STF_A(m) = \left\{ \hat{\theta}_A(m), \hat{t}_A(m) - \frac{d_{m,n,A}}{cLT_S}, \hat{f}_A(m) \right\} \\ STF_B(n) = \left\{ \hat{\theta}_B(n), \hat{t}_B(n) - \frac{d_{m,n,B}}{cLT_S}, \hat{f}_B(n) \right\} \end{cases} \quad (22)$$

式中 c 为光速, T_S 为信号采样时间间隔。针对 D 中每个元素计算其代价函数:

$$d_{m,n} = \ln \left\{ \left[\alpha_F \left| \hat{f}_A(m) - \hat{f}_B(n) \right| \right]^2 + \left[\alpha_T \left| \left(\hat{t}_A(m) - \frac{d_{m,n,A}}{cLT_S} \right) - \left(\hat{t}_B(n) - \frac{d_{m,n,B}}{cLT_S} \right) \right| \right]^2 \right\} \quad (23)$$

其中 α_F, α_T 分别为频域、时域代价函数的权重系数。 α_F 应反比于频率重心估计误差,正比于信号间频率重心最小间隔; α_T 应反比于时间重心估计误差,正比于信号间时间重心最小间隔。

根据上述关联要求,采用匈牙利求解算法^[16]进行最优化二维分配,最优化目标函数 J 为

$$\begin{aligned} \min J &= \sum_{m=1}^P \sum_{n=1}^P w_{m,n} d_{m,n}, w_{m,n} \in \{0,1\} \\ \text{s. t.} \quad &\sum_{m=1}^{N_m} w_{m,n} = 1, m = 1, 2, \dots, P \\ &\sum_{n=1}^{N_n} w_{m,n} = 1, n = 1, 2, \dots, P \end{aligned} \quad (24)$$

其中 $w_{m,n} = 1$ 表示侦察站 A 的第 m 个 DOA 角度和侦察站 B 的第 n 个 DOA 角度相互关联(即来自于同一目标), $w_{m,n} = 0$ 表示二者不关联。匈牙利算法具体可见参考文献^[16]。

上述方法称为空时频方位关联(Spatial-Time-Frequency Direction Association, STFDA)算法。

3 STFDA 关联性能

由于 STFDA 算法中,先根据信号的时频特征进行空时频测向,然后再根据时频特征的关联结果进行交叉定位,因此 STFDA 的关联正确率等于时频重心关联正确率 P_{TF} 和空间 DOA 估计正确率 P_{DOA} 的乘积,即

$$P_{STF} = P_{TF} \cdot P_{DOA} \quad (25)$$

3.1 时频重心关联正确率分析

由于时频分析的长度和子带数有限,STFDA 能够区分的信号个数取决于时频核函数的时频分辨率。记窗函数的主瓣扩展系数 α_{win} , 则第 p 个信号(其带宽为)在时频域的频域宽度为

$$\Delta_F(p) = [\alpha_{win} + B(p)T_S K] \cdot \left(\frac{2\pi}{K} \right) \quad (26)$$

其中 $B(p)$ 为第 p 个信号的实际带宽, T_S 为采样时间间隔。假设 $B(p)$ 接近 0, 则时频分析在频域的可分辨信号个数为

$$N_{Reso} = \frac{K}{\alpha_{win}} \quad (27)$$

如果要增加可分辨的信号个数,最好的选择是增加子带数量 K , 或者根据各个信号功率差别,选择 α_{win} 较小但不会带来较大旁瓣泄露的窗函数,具体可根据表 1 选择。

表 1 不同窗函数的主瓣宽度系数和旁瓣抑制

Tab. 1 Main lobe width and side lobe suppression

窗函数类型	主瓣宽度系数/($2\pi/K$)	旁瓣抑制/dB
Hanning 窗	4	31
Hamming 窗	4	43
Blackman 窗	6	58
Blackman - Harris 窗	8	92

要实现不同信号在时频平面上的相互隔离,要求信号间的最小频率、时间差满足

$$\delta_{f,\min} = \min \{ | \hat{f}(m) - \hat{f}(n) | \} \geq \frac{\alpha_{win}}{K} \quad (28)$$

$$\delta_{t,\min} = \min \{ | \hat{t}(m) - \hat{t}(n) | \} \geq L \quad (29)$$

满足上述要求时,时频重心关联正确率为

$$P_{TF} = 1 - Q \left(\frac{\sqrt{\delta_{t,\min}^2 + \delta_{f,\min}^2}}{\sqrt{\sigma_T^2 + \sigma_F^2}} \right) \quad (30)$$

其中 σ_T^2, σ_F^2 分别为时间重心、频率重心的估计误差方差, $Q(\cdot)$ 为正态分布误差函数。

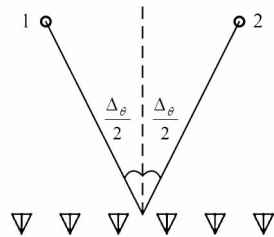


图 3 对两个信号的 DOA 估计示意图

Fig. 3 DOA estimation for two signals

3.2 空间 DOA 估计正确率分析

为便于分析,假设两个人射信号按照图 3 所示的方式被均匀线阵接收,阵列对两信号的 DOA 估计正确是指两信号的测向角度均不越过中间的边界线,否则称为 DOA 估计不正确,将导致方位关联错误。 $\Delta_\theta = | \sin(\theta_1) - \sin(\theta_2) |$ 表征了阵列对两个信号的测向正确能力,对应为能分辨的目标最小角度差。

MUSIC 算法在对信号进行 DOA 估计时,其估计值 $\hat{\omega}_p$ 的方差^[17]为:

$$\begin{aligned}
\text{VAR}(\hat{\omega}_p) &= E[(\hat{\omega}_p - \omega_p)^2] \\
&= \frac{\sigma^2}{2LP_p} \left[1 + P_p \sigma^2 [\mathbf{R}_S^{-1} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{R}_S^{-1}]_{pp} \right] \\
&\quad \left[\mathbf{d}(\omega_p)^H [\mathbf{I} - \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H] \mathbf{d}(\omega_p) \right]^{-1} \quad (31)
\end{aligned}$$

其中: $\mathbf{d}(\omega) = \frac{d\mathbf{a}(\omega)}{d\omega}$, $\omega = -\pi \sin(\theta)$, P_p 为第 p 个信号的接收功率。相同 SNR 条件下, 信号个数越多、信号间夹角越小(目标越密集), 则 ω_p 的估计误差方差越大。

当采用空时频测向方法估计信号的 DOA 时, 假设所有其他信号的泄露功率都远小于噪声功率, 则对第 p 个信号的 DOA 估计误差的方差为

$$\begin{aligned}
E[(\hat{\omega}_p - \omega_p)^2] &= \frac{\sigma^2}{2LP_p} \left[1 + \frac{\sigma^2}{(MP_p)} \right] \cdot \\
&\quad \left[\frac{(M-1)M(M+1)}{12} \right]^{-1} \quad (32)
\end{aligned}$$

可见: 空时频测向的测向误差不再受其他信号影响, SNR 越大、阵元数 M 越大、估计区间长度 L 越长, 则 ω_p 的估计误差方差越小。空时频测向通过时频隔离, 避免了多个信号对 DOA 估计误差的不利影响。

4 数值仿真

仿真场景如图 1 所示, 两个侦察站对 5 个信号进行交叉定位, 目标队列平行于两个侦察站中心连线, 目标队列中心位置(3 号目标位置)与两侦察站等距离。

假设采用 6 元均匀线阵, 对 5 个人射信号进行 DOA 测向, 所使用的数据快拍数量 L 为 100, 针对每种情况进行 100 次 Mont Carlo 仿真。时频窗函数选择 Hamming 窗, 由表 1 可知它具有 43dB 的旁瓣抑制, 主瓣宽度系数为 4。

实验 1: 时频重心关联性能仿真。

按照图 1 所示的配置, 侦察站对 5 个信号进行时频分析, 假设相邻信号之间的空间夹角为 5° , 归一化数字频率分别为 0.05、0.15、0.25、0.35、0.45。按照式(11)、(12)计算其时间、频率重心, 再利用式(23)、(24)进行特征关联, 考虑到不同信号之间时间重心差别较小而频率重心区分明显, 因此权重系数设为 $\alpha_r = 0.98$ 、 $\alpha_f = 0.02$ 。图 4 给出了时频特征正确关联概率随 SNR 的变化曲线。

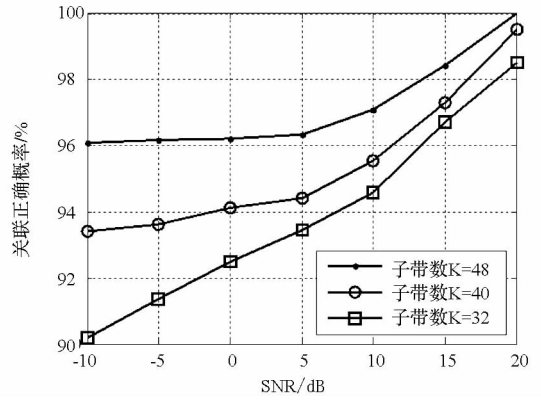


图 4 时频重心的正确关联概率曲线

Fig. 4 Time-frequency emphasis association correction probability curve verse SNR

实验 2: 频域旁瓣泄露对测向精度影响。

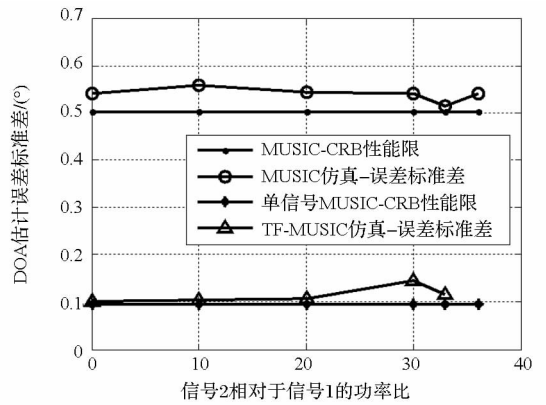


图 5 信号泄露功率对 DOA 测量误差的影响

Fig. 5 DOA error standard variation curve caused by signal power leakage

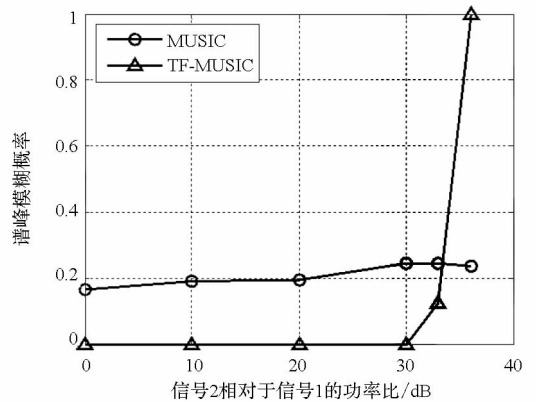


图 6 信号泄露功率对谱峰模糊概率的影响

Fig. 6 DOA peak fuzzy probability curve caused by signal power leakage

设定两个信号按照图 3 入射, 二者入射角之差为 5° , 固定信号 1 的 SNR 为 10dB, 变化信号 2 相对于信号 1 的功率比(dB 值), 通过仿真分析信号 2 的功率对信号 1 测角误差的影响, 来比较 TF-MUSIC 算法和 MUSIC 算法的性能, 如图 5 所示。

可以看出,TF-MUSIC 算法的估计误差标准差随着信号 2 的功率变大而稍有增加,但仍旧明显优于 MUSIC 算法。

图 6 仿真了信号 2 的频谱泄露对信号 1 估计正确率的影响。当信号 2 的功率超过信号 1 功率 35dB 时,对应信号 2 泄露到信号 1 所在时频块的功率开始接近和超过噪声功率,此时 TF-MUSIC 算法会出现谱峰模糊。但在此之前,TF-MUSIC 算法的谱峰模糊概率近似为 0,明显优于 MUSIC 算法。

实验 3:不同算法的方位关联正确率比较。

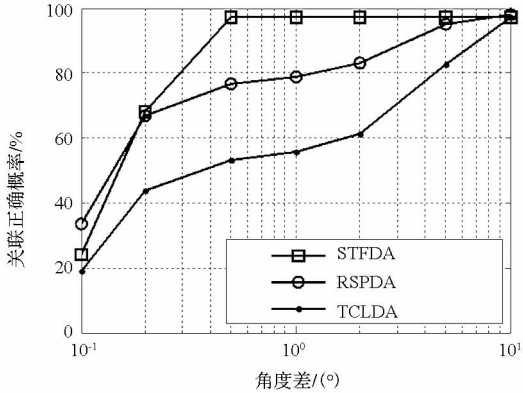


图 7 三种方位关联算法的关联正确概率比较

Fig. 7 Comparing the correction probability of different direction association algorithms

假设 5 个目标的辐射信号在时频平面上充分分隔,SNR 均为 10dB。在交叉定位时,会产生大量虚假交叉点。下面在这种情况下考察 TCLDA、RSPDA、STFDA 三种交叉定位方法的性能。

分别设定 5 个信号相邻空间夹角为 $0.1^\circ \sim 10^\circ$,仿真得到不同方位关联算法的关联正确概率曲线,如图 7 所示。可以看出,STFDA 算法的关联正确概率明显优于 TCLDA 和 RSPDA 算法。在各信号空间夹角超过 0.5° 时,STFDA 就可以实现 97% 以上的正确关联概率;而 RSPDA、TCLDA 则分别要求信号 DOA 夹角超过 3° 、 10° 时才可以实现 97% 以上的正确关联概率。

5 结论

采用空时频方位关联(STFDA),对空间目标数量的分辨能力不再受天线阵列阵元个数的限制,使得有限阵元的天线阵对空间目标的分辨数量显著提高;根据时频特征设计合适的核函数,大大降低了目标分辨率对 DOA 测向的限制。相对于经典的基于三站测向、功率反演和轨迹跟踪的方位关联方法,STFDA 算法在面对密集大量跳频信号时具有更好的稳健性和辨识性,适用于通信侦察中对跳频通信目标的测向交叉定位。

参考文献 (References)

- [1] 孙仲康,周一宇,何黎星. 单多基地有源无源定位技术[M]. 北京:国防工业出版社,1996.
SUN Zhongkang, ZHOU Yiyu, HE Lixing. Single/multiple base active and passive location technology [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1996. (In Chinese)
- [2] Zhou L, He Y, Zhang W H. Study on data association algorithm of multi-passive-sensor location systems[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2005, 16(3): 489-493.
- [3] 刘梅,权太范,姚天宾,等. 多传感器多目标无源定位跟踪算法研究[J]. 电子学报, 2006, 34(6): 991-995.
LIU Mei, QUAN Taifan, YAO Tianbin, et al. Research on multiple targets locating and tracking algorithm based on multiple passive sensors[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(6): 991-995. (In Chinese)
- [4] 贾兴江,周一宇,郭福成. 多运动站测角频差无源定位方法研究[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(1): 76-80.
JIA Xingjiang, ZHOU Yiyu, GUO Fucheng. Research on multiple moving observers passive location with DOA and FDOA measurements [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(1): 76-80. (in Chinese)
- [5] Wang G H, Bai J, He Y, et al. Optimal deployment of multiple passive sensors in the sense of minimum concentration ellipse[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2009, 3(1): 8-17.
- [6] Liu B C, Lin K H, Wu J C. Analysis of hyperbolic and circular positioning algorithms using stationary signal-strength-difference measurements in wireless communications[J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2006, 55(2): 499-509.
- [7] 罗争,张旻,李鹏飞. 基于功率估计的方位数据关联算法[J]. 宇航学报, 2013, 34(2): 270-277.
LUO Zheng, ZHANG Min, LI Pengfei. Direction-data association algorithm based on power estimation[J]. Journal of Astronautics, 2013, 34(2): 270-277. (In Chinese)
- [8] Blackman S S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 19(1): 5-18.
- [9] 章飞,周杏鹏,陈小惠. 基于幅值信息的联合概率数据关联粒子滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(2): 453-457.
ZHANG Fei, ZHOU Xingpeng, CHEN Xiaohui. Joint probability data association particle filtering algorithm based on amplitude information [J]. System Engineering and Electronics, 2011, 33(2): 453-457. (In Chinese)
- [10] Zhong X H, Premkumar A B, Madhukumar A S. Particle filtering and posterior Cramer-Rao bound for 2-D direction of arrival tracking using an acoustic vector sensor [J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(2): 363-377.
- [11] Belouchrani A, Amin M G. Blind source separation based on time-frequency signal representations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(11): 2888-2897.
- [12] Belouchrani A, Amin M G. Time-frequency MUSIC [J]. IEEE Signal Processing Letters, 1999, 6(5): 109-110.
- [13] Kanungo T, Mount D M, Netanyahu N S, et al. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.
- [14] Cohen L. Time-frequency analysis[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- [15] Schmidt R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation [J]. IEEE Transaction on Antennas and Propagation. 1986, 34(3): 276-280.
- [16] Wang J G, He P K, Cao W. Study on the hungarian algorithm for the maximum likelihood data association problem[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics. 2007, 18(1): 27-32.
- [17] Stoica P, Nehorai A. MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound [J]. IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989, 37(5): 720-741.