

基于 FastICA 的雷达弱目标检测前跟踪方法研究*

牛德智, 陈长兴, 王博, 卞东亮, 符辉

(空军工程大学理学院, 西安 710051)

摘要: 研究了强噪声干扰下的雷达弱目标检测及跟踪问题。针对信号与噪声干扰之间的相互独立性, 提出了一种基于 FastICA 的弱目标检测前跟踪(TBD)算法。该算法的关键为对分离后的信号进行能量分配, 以及求解所构建的一个多目标规划问题, 进而实现匹配回波信号的能量积累。仿真实验结果表明, 在负信噪比的情况下, 无论是高斯噪声还是非高斯噪声, 该方法均可以实现检测前跟踪的目的; 用能量积累过程中记录的目标状态信息为观测值, 则可以通过滤波估计的方法最终实现对目标的稳健跟踪。该方法为弱小目标的跟踪检测技术提供了一种新的思路。

关键词: 雷达弱目标; FastICA; 检测前跟踪; 多目标规划; 能量积累

中图分类号: TN958; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)08-3120-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.083

Study on tracking before detecting method based on FastICA for weak radar target

NIU De-zhi, CHEN Chang-xing, WANG Bo, BIAN Dong-liang, FU Hui

(Science College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: This paper studied weak radar target's detecting and tracking problems with the disturbance by strong noise. Aiming at independence between signals and noise, this paper proposed one method of TBD based on FastICA for weak target. The key points of the method was to dispute energy to signals after blind source separation (BSS), and solved a designed multi-objective programming approach problem so as to achieve the energy accumulation of coincident echo wave. Simulation results show that in the case of negative signal to noise ratio (SNR) the proposed method can detect and track target well either it is Gaussian noise or non-Gaussian noise. Furthermore, used status information recorded during process of energy accumulation as the observed values, and then target would be stably tracked by filter estimation methods, which provided one new way for tracking and detecting technology of weak target.

Key words: weak radar target; FastICA; TBD (tracking before detecting); multi-objective programming approach; energy accumulation

0 引言

在复杂噪声环境下, 如何有效地实现对雷达弱小目标的稳健跟踪, 关系到作战双方的主动权问题。在这种情况下, 目标回波信号较弱或者已经淹没在噪声中, 不能达到雷达检测目标的判决门限, 传统的跟踪前检测方法^[1]基本失效。与此相应地, 检测前跟踪方法^[2]对单帧信号中有无目标不作判断, 而是对多条可能轨迹同时跟踪, 并利用目标的运动信息来增强目标能量, 进而根据能量变化特性来判断目标的真实运动轨迹。该方法在检测跟踪到目标的同时, 也同样由于对非雷达目标信号的跟踪处理, 造成了雷达资源的浪费, 另外也在一定程度上增加了雷达虚警概率。

文献[3]研究了针对来袭目标预测运动轨迹进行目标能量积累的动态规划改进方法, 实现了一定信噪比下目标轨迹检

测, 但是该方法的有效性受对目标轨迹预测准确性的影响较大。文献[4]中采用线性扩展目标模型的 PF-TBD 算法, 可以稳定地检测并跟踪到信噪比为 1 dB 的目标。另外, 方青等人^[5]将粒子滤波方法应用到 TBD 目标检测中, 实现目标有效检测所需的粒子数较大, 造成了一定的算法复杂度。本文从如何有效从强噪声环境下分离出真实目标信号及提取目标能量入手, 减少跟踪非雷达目标的轨迹数, 研究了一种新的基于 FastICA 的 TBD 方法。

1 FastICA 用于 TBD 的可行性分析

对于低信噪比情形下的雷达目标回波信号, 目标信息淹没在噪声环境中, 传统滤波器不能很好地将回波信息提取出来。在这种情况下, 为了不至于跟踪丢失可能具有危险的来袭目标, 需要对回波信息中的所有可能目标点进行跟踪, 运用能量

收稿日期: 2011-11-02; **修回日期:** 2011-12-20 **基金项目:** 陕西省电子信息系统集成重点实验室资助项目(201107Y16); 军内武器系统科研资助项目(KJ2010182)

作者简介: 牛德智(1984-), 男, 陕西富平人, 博士, 主要研究方向为通信系统与雷达信息处理(niudezhi_001@163.com); 陈长兴(1964-), 男, 河北宝坻人, 教授, 博导, 主要研究方向为信号与信息处理、现代通信理论、信息系统建模与仿真; 王博(1988-), 男, 黑龙江佳木斯人, 硕士, 主要研究方向为通信系统建模与仿真; 卞东亮(1988-), 男, 陕西西安人, 硕士, 主要研究方向为通信系统建模与仿真; 符辉(1986-), 男, 陕西西安人, 硕士, 主要研究方向为通信系统建模与仿真。

积累的方法最终实现目标。在检测出目标的同时,也造成了目标虚警率的上升。

作为盲分离的典型方法 FastICA,可以在噪声环境下有效地分离出谐波信号,且精确度高。尤其当噪声环境为非高斯类型时(或仅含有一种高斯噪声信号^[6]时),分离的效果更佳。基于此,若将 FastICA 应用在 TBD 的过程中,则可以提取出真正有效的微弱信号信息,对其进行能量积累,避免了跟踪多条轨迹的赘余环节,进一步应用 TBD 方法,就可以较为有效地检测出微弱目标,节省了雷达资源。

2 FastICA 用于 TBD 的算法步骤

在以上分析的基础上,结合 FastICA 的算法步骤和 TBD 的应用机理,给出本文 TBD 的算法如下:

a) 通过多路传感器对接收到的单帧雷达回波信号 $r(1, t)$ 进行采样处理,得到 n 路传感器信号,即 $(r(1, t))$ 表示接收到的第一帧回波信号)

$$r(1, t) = [r_1(1, t), r_2(1, t), \dots, r_n(1, t)]^T \quad (1)$$

传感器的数量个数依据噪声和目标的个数而选定,即将环境中的噪声作为一路源信号,将目标的个数 k 的信号作为其他的 k 个信号源,则应配置的传感器数目为 $n = k + 1$ 。

b) 对 $r(1, t)$ 信号运用 FastICA 方法进行盲分离(具体步骤见文献[7]),得到分离后的 n 路信号为

$$\tilde{r}(1, t) = [\tilde{r}_1(1, t), \tilde{r}_2(1, t), \dots, \tilde{r}_n(1, t)]^T \quad (2)$$

此处临时记录由 $\tilde{r}_i(1, t)$ 经过时间相关后所得的雷达距离信息或者由雷达设备读取的距离信息 $S_i(1), \theta_i(1)$ 等。

c) 对处理后的 $\tilde{r}(1, t)$ 信号计算能量及能量比。由于盲分离的两个固有不确定性,会导致分离后的信号幅度不确定,这样无法对分离后的目标信号进行能量估算。为了较准确地对分离信号进行能量估算,以达到利用目标信号能量进行帧积累的目的,需从 BSS 的原理处着手。假设分离后信号的幅度变化因子为 $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]^T$, 则 $\tilde{r} = \text{diag}(\beta) \cdot s = \text{diag}(\beta) \cdot [s_1, s_2, \dots, s_n]^T = W \cdot r$; 其中 s 为未混合前的源信号, W 为解混矩阵; $\text{diag}(\beta)$ 表示以 β 为对角线元素的对角矩阵。

由矩阵变换得:

$$s = \text{diag}^{-1}(\beta) \cdot W \cdot r \quad (3)$$

实际上此处所要求得的信号能量就是 s 中的信号能量及其相互比例关系。 W 和 r 容易求得和获知,问题的关键转换为如何确定 β 。由于讨论的是强杂波背景下的弱目标问题,那么可以通过下式对噪声项的 β_i 进行近似计算:

$$\beta_i = \frac{\sum_{l=1}^{\gamma N} |A|_{dm}(l)}{\sum_{l=1}^{\gamma N} |A|_{om}(l)} \quad (4)$$

其中: γ 为噪声频率因子 (< 1), 分子的含义为分离后噪声幅值绝对值的前 γN 个极大值之和, 分母含义类似; $|A|_o$ 为原噪声幅度绝对值, 它从分离前的接收信号中获得。

其余的 β_j 确定为

$$\beta_{j, j \neq i} = \sqrt{\frac{r_j^2}{s_j^2}} \quad (5)$$

式(3)给出了 s 的统计形式, 则信号能量可估算求得, 这样 \tilde{r} 中的能量关系就是 s 重的能量关系。为了后文表述上的方便, 仍将 \tilde{r} 的实际能量描述为关于 \tilde{r} 幅值的表达式形式(用平均能量描述的能量形式, 下同):

$$E_i(1) = \frac{1}{T} \int_0^T r_i^2(1, t) dt \quad (6)$$

$E_i(1)$ 为某一信号 i 第一帧的能量, 在离散情况下对应为

$$E_i(1) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_i^2(1, k) \quad (7)$$

其中: N 为单帧信号长度(在实际信号采样接收中对应的应为离散情形, 此处为了表述的方便, 在以下步骤中仍采用连续形式进行描述)。

通过计算的能量求其对应的能量比 $\lambda_1 : \lambda_2 : \dots : \lambda_n = E_1(1) : E_2(1) : \dots : E_n(1)$, 按照能量比的形式对原接收信号 $r(1, t)$ 的能量 E 进行分配, 得到单帧情况下所要跟踪信号的能量 $E_{r_i}(1)$, 即

$$E_{r_i}(1) = E \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n} \quad (8)$$

d) 帧信号相关函数和能量相关判决准则下的能量积累过程。当 $2 \leq m \leq M$ (M 表示接收信号的帧序号数, M 为能量积累达到雷达检测门限时的总信号帧数) 时, 对经过分离后的信号(每次应记录雷达信息 $S_i(m)$) 与上一帧信号做相关运算, 即

$$R_x(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau)) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \tilde{r}_i(m, t) \tilde{r}_j(m-1, t+\tau) \quad (9)$$

则能量积累的递进过程可等效为如下的多目标规划问题:

$$\max \frac{\max R_x(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau))}{\max R_x(\tilde{r}_j(m-1, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau))} \quad (10)$$

$$\max \frac{E_{r_i}(m)}{E_{r_j}(m-1)} \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \{R_x(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau)) \in \{R_x(\tilde{r}_1(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau)), R_x(\tilde{r}_2(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau)), \dots, R_x(\tilde{r}_n(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau))\}\} \\ E_{r_i}(m) \in \{E_{r_1}(m), E_{r_2}(m), \dots, E_{r_n}(m)\} \quad (12)$$

当求得以上多目标规划的最优解时, 则 $\tilde{r}_i(m, t)$ 为 $\tilde{r}_j(m-1, t)$ 在当前帧对应的信号形式, $E_{r_i}(m)$ 为其对应的能量, 相应的能量积累的过程就是 $E_\Delta = E_{r_i}(m) + E_{r_j}(m-1)$ 中不断更新 E_Δ 的过程。在理想情况下, 上式多目标优化存在最优解, 但是在实际情况中, 可能存在使两个目标方程不同时为最大值的情形, 另外也由于多目标规划问题求解策略的因素, 可以将第二个目标函数转换为约束条件, 即

$$E_{r_i}(m) \in [\eta E_{r_j}(m-1), E_{r_j}(m-1)] \quad (13)$$

其中: η 为一有效因子, 可以在 $0.8 \sim 1$ 之间进行合理选取或者根据实际问题进行设定。

另外在实际计算中, 为了有效降低运算量, 可以通过相似系数

$$\rho(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\tilde{r}_i(m, k)}{\tilde{r}_j(m-1, k)} \quad (14)$$

来进行算法简化, 若 ρ 越接近于 0, 则 $r_i(m, t)$ 和 $\tilde{r}_j(m-1, t)$ 不可能为同一信号形式, 直接令 $\max R_x(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau)) = \varepsilon$, ε 为一任意小正数; 若 ρ 越接近于 1, 才对其进行 $\max R_x(\tilde{r}_i(m, t), \tilde{r}_j(m-1, t+\tau))$ 运算。初始 ρ_1 由下式确定, $T_x(t)$ 为发射端的信号形式。

$$\rho(\tilde{r}_1(m, t), T_x(t)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\tilde{r}_1(m, k)}{T_x(k)} \quad (15)$$

e) 若 E_Δ 未达到目标检测门限, 则令 $E_{r_j}(m-1) = E_\Delta$, 返回步骤 b) 继续进行。

若 E_Δ 达到目标检测门限, 则认为出现一个真实目标, 进而对其进行锁定跟踪, S 中的元素序列 $S = \langle S_i(1), S_i(2), \dots, S_i(M-1), S_i(M) \rangle$ 为该目标的运动轨迹点。在此后能量积累的过程中, 依次用当前帧能量 $E_{r_j}(m+1)$ 替换 E_Δ 中的 $E_{r_i}(1)$

分量,以达到提高雷达利用效率的目的。目标的新的后续轨迹依次为 $S_i(M+1), S_i(M+2), \dots, S_i(M+K)$ 。

f) 结束算法。

3 目标轨迹的滤波跟踪

事实上,由第 2 章中算法得到的目标轨迹序列 $S = \langle S_1(1), \dots, S_2(M), \dots, S_i(M+K) \rangle$ 仅仅只为一系列的样本观测值,在实际中,观测过程中常常伴有量测噪声的融入,并非为样本的真实值。为了尽可能有效地得到目标的真实状态以便于跟踪,则需要建立在建立状态方程和观测方程模型的基础上对观测数据进行滤波处理。一般的运动目标的状态方程为

$$x_{k+1} = f(x_k) + w_k \tag{16}$$

$$\text{观测方程为 } z_k = h(x_k) + v_k \tag{17}$$

其中: $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 分别表示状态转移函数和观测函数,有非线性和线性两种形式; x_k 为系统的状态向量; z_k 为观测向量; w_k 和 v_k 分别为过程噪声和量测噪声。

针对具体的目标运动模型,应选取合适的滤波算法以实现目标状态的良好跟踪,当目标运动为线性,噪声为高斯噪声时,可选取 Kalman filter(KF)方法;当目标运动为非线性,噪声为非高斯噪声时,可采用 UKF(unscented KF)/PF(particle filter)方法等,而且 PF 方法性能优于 UKF 等。此处具体的滤波算法不作为本文的重点,具体见文献[8,9]。

4 仿真实验

仿真中,假设环境中为单目标和噪声干扰,在发射端,雷达发射的载波信号为: $s_0(t) = B\sin(8 \times 10^8 t)$, B 为谐波的幅度。

4.1 高斯噪声环境下的 TBD 跟踪

在 MATLAB 中,生成均值为 0、方差为 10^2 的高斯噪声,此处设定单帧数据的长度 $N = 100$,为了仿真方便,设定原载波信号经过衰减后幅度值为 1,即 $s(t) = \sin(8 \times 10^8 t)$ 。信号源的个数为 2(此处的两个源信号即为载波信号和噪声信号),传感器的个数也为 2。载波信号与噪声的信号图像如图 1 所示。容易按照式(7)的方法求得噪声和载波的平均信号能量,分别为 $E_N = 104.6639$ 和 $E_S = 0.4890$,则可求出该仿真环境下的信噪比为 $\text{SNR} = 10\lg(E_S/E_N) = -23.3 \text{ dB}$,是一种强噪声干扰下的无线环境。

随机生成混合矩阵,对噪声和载波信号进行线性混合,将生成的两路混合信号作为雷达接收端传感器采集得到的信号形式(实际中应对接收到的传感器信号进行能量检测,即获知算法中的 E)。实验中所用的随机混合矩阵记录为 $A = [-1.2706 \quad 0.6487; -0.3826 \quad 0.8257]$,两路传感器信号如图 2 所示。

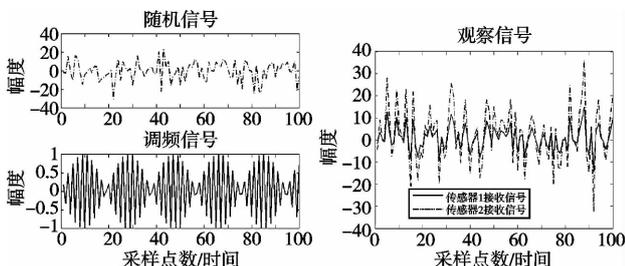


图1 载波信号和随机信号 (高斯型)

图2 两路传感器接收到的观察信号

从图 2 中容易看出,传感器接收信号已基本完全呈现为噪

声特性,无法从信号中检测出目标的雷达信息,或者从此接收信号中获得的雷达虚假目标信息冗余,不能达到稳定识别并跟踪的目的。此处将两路传感器接收到的混合信号能量进行平均处理,即 $E = \text{mean}(E_1, E_2)$,作为下一步能量分配的基准能量,计算可得 $E = 0.9930$ 。

运用本文提出的 TBD 算法,首先采用 FastICA 方法对两路传感器信号作盲分离如图 3 所示,按照式(3)和(7)计算分离后的信号能量,进而按照式(8)求得该信号的实际能量大小为 0.0044。实验中记录分离结束时的解混矩阵 $W = [0.3999, 0.9166; -0.9166, 0.3999]$,求得两分离信号的能量比为 $\lambda_1 : \lambda_2 = 223.5924 : 1$ 。

通过步骤 d) 中的多目标规划方案,可以确定在第一帧信号结束时正确目标的信号形式为 $\hat{r}_1(1, t)$, 能量为 $E_{r_1}(1)$, 即 $E_{r_1}(1) = 0.0044$ 。在后面的循环步骤进行能量积累过程中,即要对 $\hat{r}_i(m, t)$, ($i = 1, 2$) 与 $\hat{r}_1(1, t)$ 作相关函数与能量比的多目标规划问题,由其确定下一帧信号中的目标信号形式及其能量,以此类推。本次实验中记录的帧信号能量与每帧中回波信号的索引号如表 1 所示。

表 1 帧扫描中的回波信号能量与索引号

帧能量	索引号	帧能量	索引号
0.0044	1	0.0136	1
0.0089	2	0.0112	2
0.0056	2	0.0156	2
0.0102	1	0.0085	2
0.0038	2	0.0077	1
0.0096	1	0.0099	2
0.0049	2	0.0067	1
0.0073	2	0.0078	2
0.0039	2	0.0097	2
0.0088	1		
0.0063	1		
0.0113	1		
0.0075	2		
0.0072	2		
0.0061	1		
0.0050	1		

若检测门限能量为 $0.4 E_s$ 时,扫描第 25 帧时能量积累 E_d 为 0.2015 达到检测门限,则此时表 1 中索引号的顺序对应的目标信号的雷达信息 $S = \langle S_i(1), S_i(2), \dots, S_i(M-1), S_i(M) \rangle$ 就构成了一系列的目标观测值,由此观测值根据目标运动的状态模型和观测模型进行相关的滤波处理,最终可以实现对目标真实轨迹的稳定跟踪。在雷达数据采样率为 1 MHz 时,运用本文方法即可在扫描开始后 25 ms 实现目标的检测与跟踪。

另外,对本次目标检测实验进行 200 次 Monte Carlo 实验,可以正确检测出目标的次数为 191 次,则可以求得检测概率为 $P_d = 95.5\%$,造成一部分失检率的原因主要是运用 FastICA 分离目标与噪声时,要求混合矩阵具有一定的行对角占优特性,当满足这种特性时,可以获得较好的信号分离效果;当该性能较差时,则分离信号效果较差,有时出现不能正确分离的情况。对于本文的方法,主要是通过 BSS 后将目标信号送雷达判决电路进行先跟踪与能量积累,已经将噪声部分进行了去除,所以这种情形下的虚警率就只用失检率来进行表征。

4.2 非高斯噪声环境下的 TBD 跟踪

大多数环境下的噪声本身呈现为非高斯特性,传统的方法对该情形下的弱目标状态无法检测跟踪,或者性能较差,该部

分则主要说明利用 FastICA 处理非高斯噪声的优越性。

假设信道中的噪声干扰为强锯齿波噪声如图 4 所示,噪声相对于载波信号的信噪比 SNR = -18.2911 dB,在随机混合矩阵 $A = [0.7015 \quad -0.3538 \quad -2.0518 \quad -0.8236]$,传感器的接收信号如图 5 所示。

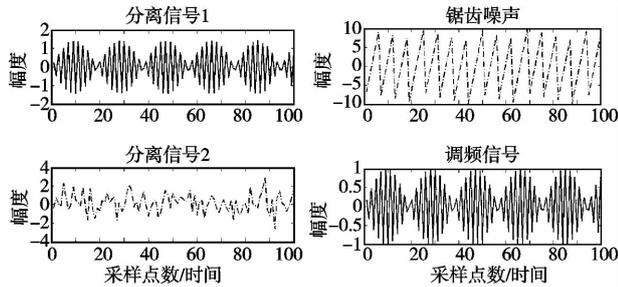


图3 分离后的信号 (上:目标回波 下:噪声)

图4 载波信号和锯齿噪声信号(非高斯型)

经 BSS 后,较好地分离出了载波信号和噪声如图 6 所示,且求得信号的能量比为 56.8767:1。进一步可确定由第一帧接收信号中的实际信号形式为 $\tilde{r}_2(1, t)$,单帧能量为 $Er_2(1)$ 。此后的实验过程与 4.1 节中过程相同。

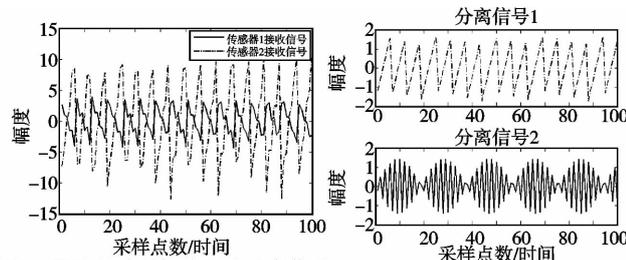


图5 两路传感器接收到的观察信号

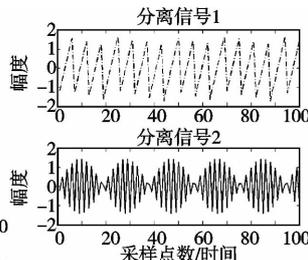


图6 分离后的信号 (上:干扰 下:回波)

4.3 滤波方法下的目标轨迹稳健跟踪

在仿真实验中,若伴随能量积累的过程记录的目标的距离信息为 $S = \langle S_i(1), \dots, S_i(M), \dots, S_i(M+K) \rangle$,则将其作为目标观测初始值进行滤波跟踪。假设该运动序列来自一非线性运动目标,其状态方程为 $x_{k+1} = 0.5x_k + 25x_k / (1 + x_k^2) + 8\cos(k - 1) + w$ 。观测方程为 $z_k = a \cdot x_k + v (a = 0.9)$ 。

w 和 v 分别对应过程噪声和量测噪声。仿真中能量积累过程中获得的起始观测序列为 $S = [1, 14.7, 12.3, 2.3, 7.3, 13.6, 12.5, 18.3, 8.8 - 3.9, -13.1, -1.6, -5.3, -12.9, -11.3, -11.3, -3.5, -2.8, -6.9, -13.9, -14.0, -7.7, -0.2, -5.8, -15.4]$,初始状态 $x_0 = 1$,采用 EKF 和 PF 方法对其进行滤波跟踪,得到目标跟踪信息如表 2(从第 26 帧开始)所示。

表2 目标跟踪信息

真实位置	EKF 估计	PF 估计	真实位置	EKF 估计	PF 估计
-20.90	4.86	-21.68	-4.11	-0.05	-0.58
-10.08	9.73	-9.70	-8.25	-26.79	-0.58
3.37	6.92	0.10	-15.63	-17.03	-16.19
15.38	15.60	13.21	-13.16	-11.83	-11.44
4.57	4.03	3.15	-8.23	-11.01	-9.52
-1.2605	0.17	0.57	-1.83	0.17	0.11
-11.10	16.54	0.01	-8.0721	7.47	-1.92
0.35	8.22	-0.12	-11.04	4.16	-12.48
14.08	15.16	14.98	-11.34	10.66	-11.73
7.33	7.88	7.43	-6.98	7.55	-6.46
-0.67	-1.85	-0.67	-0.46	6.91	0.35
-17.42	-17.80	-17.29	-1.65	5.39	-1.17
-4.45	-4.89	-3.92			

实验中绘制的目标真实位置与估计所得的跟踪轨迹如图

7 所示。

实际中,对目标进行有效跟踪所采用的滤波跟踪算法也较为关键,应该针对目标运动规律和噪声类型等综合考虑选取。此处的仿真跟踪中,PF 的跟踪效果好于 EKF。从仿真估计误差曲线(图 8)中也可以直观地比较出两者的性能优劣,进一步计算得 EKF 估计误差均方值为 29.7405,PF 估计误差均方值为 4.0959。

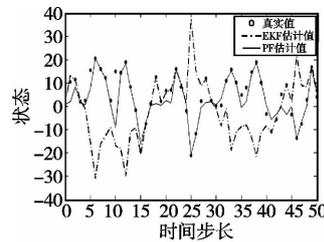


图7 EKF和PF对目标轨迹的跟踪图像

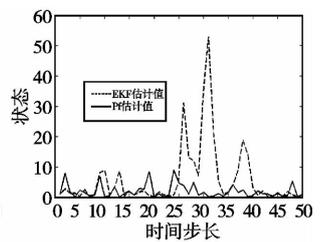


图8 EKF和PF的跟踪误差曲线

5 结束语

本文对强噪声环境下的雷达弱目标检测与跟踪问题进行了研究。从分析 FastICA 可用于 TBD 的可行性入手,构建了基于 FastICA 的 TBD 算法原理与步骤。算法涉及的核心问题为 BSS 后的信号与噪声的能量分配问题和确定回波信号对应的多目标规划问题。仿真实验中,对于雷达谐波信号,使其分别淹没在高斯噪声或非高斯噪声(文中采用锯齿波信号)环境中,按照本文的算法进行弱目标检测与跟踪,可以有效处理雷达信号处于负信噪比(分别为 -23.3 dB 和 -18.3 dB)的情况,较好地实现了对雷达弱目标的有效检测与预跟踪。进而,以一种非线性运动模型为例,把能量积累过程中记录的目标状态信息作为观测值,用 EKF 和 PF 的滤波跟踪方法最终实现对目标的稳健跟踪,且 PF 方法的估计误差小于 EKF。该方法为弱小目标的跟踪检测技术提供了一种新的思路。

参考文献:

- [1] MORELANDE M, RISTIC B. Signal-to-noise ratio threshold effect in track before detect [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2009, 3 (6): 601-608.
- [2] ORLANDO D, VENTURINO L, LOPS M, et al. Track-before-detect strategies for STAP radars [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(2): 933-938.
- [3] 罗倩,王岩飞. 雷达微弱目标检测的有效方法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(21): 4964-4966.
- [4] 吴兆平,朱凯然,苏涛,等. 采用改进粒子滤波的雷达扩展目标检测前跟踪[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2011, 38 (2): 99-104.
- [5] 方青,李川. 粒子滤波算法在 TBD 目标检测中的应用[J]. 中国电子科学研究院学报, 2011, 6(1): 91-95.
- [6] 马建仓,牛奕龙,陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京:国防工业出版社, 2006.
- [7] BLANCO D, MULGREW B, RUIZ D P, et al. Independent component analysis in signals with multiplicative noise using fourth order statistics [J]. Signal Processing, 2007, 87(8): 1917-1932.
- [8] ORGUNER U, GUSTAFSSON F. Target tracking with particle filters under signal propagation delays [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(6): 2485-2495.
- [9] 王国良,刘全国. 基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2011, 19(4): 864-869.