

基于LTE信号的外辐射源雷达同频基站干扰抑制方法研究

吕晓德^{①②} 张汉良^{*①②③} 刘忠胜^{①②} 孙正豪^{①②③} 刘平羽^{①②③}

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(微波成像技术国家级重点实验室 北京 100190)

^③(中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 针对基于LTE信号的外辐射源雷达接收信号包含多个同频发射基站的直达波和多径杂波干扰的问题, 该文对传统的外辐射源雷达信号处理流程进行了改进, 增加了对同频基站干扰的处理步骤, 提出了一种基于卷积混合模型的盲源分离算法来抑制同频基站的杂波干扰。假设混合矩阵是一个矢量线性时不变滤波器矩阵, 以互信息为代价函数, 通过求取互信息的梯度, 用最速下降法进行迭代, 分离准则是使分离后的信号之间互信息最小化。仿真表明, 该文算法能够有效地抑制LTE信号同频发射基站的杂波干扰, 为后续的主基站杂波对消处理提供了基础。

关键词: 外辐射源雷达; LTE信号; 同频干扰抑制; 盲源分离

中图分类号: TN958.97

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)09-2123-08

DOI: [10.11999/JEIT180904](https://doi.org/10.11999/JEIT180904)

Research on Co-channel Base Station Interference Suppression Method of Passive Radar Based on LTE Signal

LÜ Xiaode^{①②} ZHANG Hanliang^{①②③} LIU Zhongsheng^{①②}

SUN Zhenghao^{①②③} LIU Pingyu^{①②③}

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(National Key Laboratory of Science and Technology on Microwave Imaging, Beijing 100190, China)

^③(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: For the passive radar based on LTE signal, the received signal contains direct-path and multipath clutters interference of multiple co-channel base station, and the traditional passive radar signal processing flow is improved, and the processing steps of co-channel base station interference are added. A blind source separation algorithm based on convolutive mixtures is proposed. The algorithm can suppress the clutters interference of co-channel base station. It is assumed that the mixing matrix is a vector linear time-invariant filter matrix. The mutual information is used as a cost function. By finding the gradient of mutual information, it is iterated by the steepest descent method. The separation criterion is to minimize the mutual information between the separated signals. The simulation results show that the proposed algorithm can effectively suppress the clutters interference of the LTE signal co-channel base station, and provide a basis for the subsequent clutters cancellation processing of the main base station.

Key words: Passive radar; Long Term Evolution(LTE) signal; Co-channel interference suppression; Blind source separation

1 引言

外辐射源雷达(无源雷达)是一种利用第三方发射的非合作信号进行目标探测的双/多基地雷达系统^[1], 其优势在于: (1)自身不发射电磁波, 无需大功率发射设备, 造价相对低廉; (2)无需新的频率分配, 不增加环境中的电磁辐射, 对环境无污染;

(3)具有较好的“4抗”特性^[2]。由于第三方发射的信号为非合作信号, 所以外辐射源雷达系统通常包括监测通道和参考通道, 对参考通道的直达波和监测通道的目标回波信号进行互模糊运算来获取目标的距离和速度信息。

LTE(Long Term Evolution)信号为第4代移动通信技术(4G)所使用的无线通信信号, 是一种全世界范围内广泛分布的通信信号^[3,4]。相对于调频广播或者模拟/数字电视信号的外辐射源信号而言,

收稿日期: 2018-09-20; 改回日期: 2019-02-25; 网络出版: 2019-03-14

*通信作者: 张汉良 zhanghanliang16@mails.ucas.ac.cn

LTE信号有着以下优势：(1)LTE信号发射基站十分丰富，有着天然的网络协同探测优势，布站时可利用多个发射基站形成一个外辐射源雷达组网系统，从而提高对目标的探测能力；(2)LTE标准采用正交频分复用多址、MIMO技术以及灵活的带宽配置实现高速率数据传输，其最大频谱宽度为20 MHz，和其它信号相比频带宽度更宽，有着更高的距离分辨率。

由于不同的广播、电视信号发射站发射不同频段的信号，因此基于广播、电视信号的外辐射源雷达系统接收到的信号仅包含一个发射站的直达波和多径杂波^[5]。但是对于基于LTE信号的外辐射源雷达系统，由于4G通信采用蜂窝式布站方式，且不同的发射基站共用同一个频段，所以接收时无法通过频域滤波的方式加以区分，系统接收到的信号不仅包含参考天线所指向的主基站的直达波和多径杂波，还会包含其它同频基站的直达波和多径杂波干扰^[6]。在实际布站中，一个小区内主基站的信号能量要比其他小区同频基站的信号能量至少大12 dB，即同频干扰保护比为12 dB^[7]。这个同频干扰保护比对于移动通信来说是没有问题的，但是对于外辐射源雷达目标探测来说，一般目标回波的能量比主基站直达波的能量要低70 dB以上，所以同频基站干扰信号的能量会远大于目标回波的能量，将会抬高底噪，淹没弱小目标回波信号，造成漏警；又由于不同基站发射的LTE信号含有相同的控制信号和同步信号等信息，虽然经过不同小区ID生成的伪随机码序列加扰后只有较弱的相关性，但是经过互模糊运算的长时间积累后仍会产生峰值，造成虚警。所以对于基于LTE信号的外辐射源雷达系统来说，必须对接收信号中的同频基站干扰进行抑制，才能对目标进行有效检测。

由于不同发射基站发射的信号不同，所以仅利用指向主基站的参考通道信号，只能对消掉监测通道中来自主基站的直达波和多径杂波干扰，无法对消掉其他同频基站的杂波干扰，文献^[8]提出了一种级联相消的同频基站干扰抑制方法，这种方法的重点在于参考通道上，需要得到各个同频基站的直达波信号，然后在监测通道对回波信号分别进行杂波对消，来消除主基站和其他同频基站的直达波和多径干扰，但是在实际系统工作中，一般无法事先一一确定各个基站的直达波来波方向，且这种方法需要多个指向不同方向的参考通道，无疑又增加了系统复杂度。文献^[9]提出了空域自适应波束形成方法来抑制同频基站干扰，监测通道在同频基站的来波方向上形成零陷，空域抑制方法比较成熟，系统易于实现，能够抑制一定数量的同频基站强干扰；但

是这种空域抑制方法有许多不足，首先由于实际系统中阵列天线数目的限制，能形成的零陷数量有限，只能抑制能量较强的几个同频基站的直达波和多径干扰，抑制效果不完全，而且当目标回波方向和同频基站干扰方向相差不多时，零陷也会对目标回波产生抑制，造成漏警。文献^[10]提出了基于独立分量分析的同频干扰抑制方法，其以高阶统计量为损失函数，分离有效性依赖于源信号的统计独立性和非高斯性，要求源信号最多只有1个信号符合高斯分布，但是对于基于LTE信号的外辐射源雷达系统来说，不同基站发射的LTE信号经过编码、调制，映射到物理层后都呈现高斯分布特性，所以这种方法不再适用。文献^[11]提出了基于瞬时混合模型的盲源分离算法来抑制同频基站干扰，其假设混合矩阵是一个标量常数矩阵，利用2阶统计量作为分离的代价函数，可对多个服从高斯分布的混合源进行分离；瞬时混合模型的盲源分离算法研究时间较长，比较成熟，在满足分离条件下，分离效果较好，但是对于外辐射源雷达系统来说，瞬时混合模型的盲源分离算法将基站信号的每一个多径都看作一个信号源，在实际工作中多径数量十分庞大，接收天线的数量不可能满足要求，就会造成欠定的情况，影响分离性能。

现有同频干扰抑制方法有着需求先验位置信息，抑制效果差，不适用于LTE信号，需求天线数过大等不足，针对上述问题，本文提出了一种基于卷积混合模型的盲源分离算法，对基于LTE信号的外辐射源雷达接收信号中的同频基站杂波干扰进行抑制，该方法假设混合矩阵是一个矢量线性时不变滤波器矩阵^[12]，将混合信号视为随机过程，而不是随机变量，分离准则是使分离后信号源之间的互信息最小化^[13]；其将每一个基站的直达波看作一个信号源，只要保证接收天线的数目不小于基站数目就满足分离条件，符合实际外辐射源雷达天线接收系统条件。

2 同频干扰环境及信号模型

对于基于LTE信号的外辐射源雷达系统，其监测通道的接收信号模型如图1所示，这是由于4G通信采用蜂窝式布站方式，且不同的发射基站共用同一个频段，无法通过频域滤波的方式区分，所以系统接收到的信号会包含多个同频发射基站的直达波和多径杂波，可表示为

$$X(n) = \sum_{m=0}^{N_1} a_{1,m} S_1(n - \tau_{1,m}) + \sum_{k=2}^K \sum_{m=0}^{N_k} a_{k,m} S_k(n - \tau_{k,m}) + \sum_{t=1}^{N_T} b_t S_1(n - \tau_t) e^{j2\pi f_m / f_s} + \xi(n) \quad (1)$$

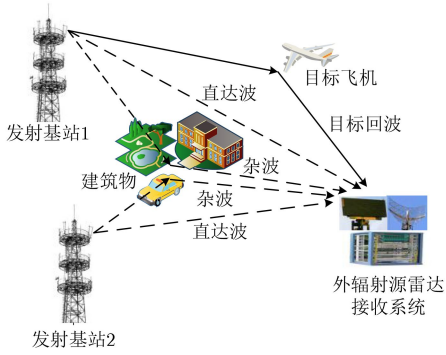


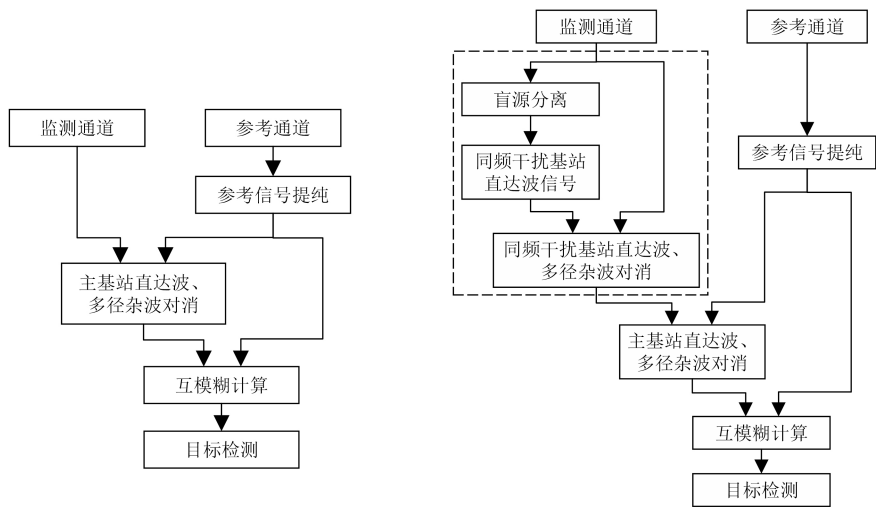
图1 基于LTE信号的外辐射源雷达系统接收模型

其中， $S_1(n - \tau_{1,m})$ 为接收信号中能量最强的主基站的直达波和多径信号， N_1 为主基站的多径数， $a_{1,m}$ 为主基站不同多径的衰减系数； $S_k(n - \tau_{k,m})$ 为第 k 个干扰基站的直达波和多径信号， K 为同频干扰基站数目， N_k 为干扰基站的多径数， $a_{k,m}$ 为第 k 个干扰基站第 m 条多径的衰减系数； $S_1(n - \tau_t)e^{j2\pi f_t n/f_s}$ 为主基站的目标回波信号， N_T 为目标回波总数， τ_t 、 b_t 和 f_t 分别为主基站第 t 个目标回波的

时延、衰减系数和多普勒频率，在实际环境中还存在同频干扰基站的目标回波信号，但由于其能量很小，所以将其视为噪声信号的一部分； $\xi(n)$ 为接收到的噪声信号。

3 同频基站干扰抑制

从式(1)可以看出，基于LTE信号的外辐射源雷达系统接收信号主要包含4部分：主基站直达波和多径杂波干扰、同频基站直达波和多径杂波干扰、目标回波信号和噪声信号。相较于基于广播、电视信号的外辐射源雷达系统，接收信号主要增加了同频基站干扰，所以需要传统的对外辐射源雷达信号处理流程(图2(a))进行改进，增加对同频基站干扰的处理，所以改进后的基于LTE信号的外辐射源雷达信号处理流程如图2(b)所示。图3为传统的外辐射源雷达信号处理中杂波对消后的结果，回波信号参数和表2所设参数相同，可以看出由于同频基站干扰的影响，对消比只有3.05 dB，几乎没有对消效果。



(a) 传统外辐射源雷达信号处理流程

(b) 改进后的基于LTE信号的外辐射源雷达信号处理流程

图2 外辐射源雷达信号处理流程

改进后的基于LTE信号的外辐射源雷达信号处理流程如下：首先对监测通道的接收信号进行基于卷积混合模型的盲源分离，分离出同频干扰基站直达波信号，然后用其对监测通道信号进行同频干扰基站直达波和多径杂波对消，对消后的信号滤除了干扰基站信号，然后用提纯后的参考信号进行主基站直达波和多径杂波对消，滤除回波信号中主基站的干扰，最后进行互模糊计算，完成目标检测。处理流程中直达波提纯和杂波对消算法可采用NLMS或ECA等算法，国内外有大量的文献对其进行了讨论，不作为本文的研究重点，在此不做过多

的论述。处理流程中基于卷积混合模型的盲源分离算法是本文研究的重点，能否分离出较为纯净的同频干扰基站信号直接影响后面的对消效果，下面对其进行详细的介绍。

3.1 基于卷积混合模型的盲源分离算法

盲源分离算法是在源信号和信道信息都未知的情况下，仅利用所有源信号之间都是相互统计独立的假设，通过多天线接收，求解混合矩阵的逆，从而分离出原始信号。基于卷积混合模型的盲源分离模型结构框图^[12]如图4所示，图中 $\mathbf{S}(n) = (S_1(n), S_2(n), \dots, S_N(n))^T$ 是原始的 N 个同频基站的发射信

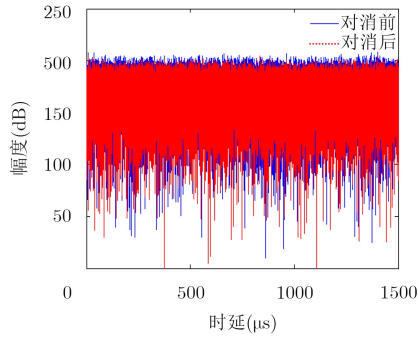


图3 传统外辐射源雷达信号处理流程中杂波对消结果

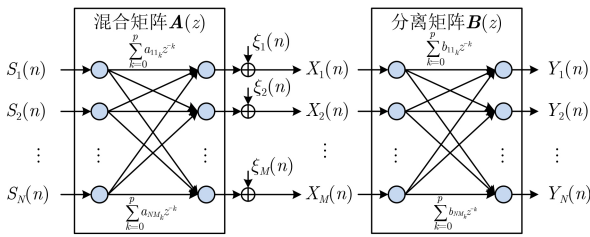


图4 基于卷积混合模型的盲源分离模型结构框图

号, $\mathbf{A}(z)$ 是实际信道环境造成的混合矩阵, 其由有限阶线性时不变滤波器组成, $\mathbf{X}(n) = (X_1(n), X_2(n), \dots, X_M(n))^T$ 为 M 个天线接收到的信号, $\boldsymbol{\xi}(n) = (\xi_1(n), \xi_2(n), \dots, \xi_M(n))^T$ 为天线接收到的加性噪声信号, $\mathbf{B}(z)$ 为待求解的分离矩阵, 其理想值为 $\mathbf{A}(z)$ 矩阵的逆, 使得通过对天线接收信号 $\mathbf{X}(n)$ 进行如式(2)所示的变化

$$\mathbf{Y}(n) = [\mathbf{B}(z)] \mathbf{X}(n) = \sum_{k=0}^p \mathbf{B}_k \mathbf{X}(n-k) \quad (2)$$

得到的信号 $\mathbf{Y}(n) = (Y_1(n), Y_2(n), \dots, Y_N(n))^T$ 是源信号 $\mathbf{S}(n)$ 的估计。

盲源分离算法的分离准则是使分离后的信号之间互信息最小化, 互信息是随机变量之间独立程度的度量值, 是随机变量边缘熵和联合熵的差值^[13], 其定义如式(3)所示

$$I(Y_1, Y_2, \dots, Y_N) = \sum_{k=1}^N H(Y_k) - H(\mathbf{Y}) \quad (3)$$

式中

$$H(Y_k) = -E\{\ln p_{Y_k}(Y_k)\} \quad (4)$$

$$H(\mathbf{Y}) = -E\{\ln p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y})\} \quad (5)$$

其中, $p_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y})$ 为分离后信号 \mathbf{Y} 的联合概率密度函数, $p_{Y_k}(Y_k)$ 为 \mathbf{Y} 的各个信号分量的边缘概率密度函数。当互信息最小时, 信号 \mathbf{Y} 的联合概率密度函数等于各个分量边缘概率密度函数的乘积, 此时各分量之间相互独立^[14]。

为了使分离后的信号相互独立, 以互信息为代

价函数, 通过求取互信息的梯度, 用最速下降法来进行迭代

$$\mathbf{Y} \leftarrow \mathbf{Y} - \mu \boldsymbol{\beta}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) \quad (6)$$

式中

$$\boldsymbol{\beta}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) = \frac{\partial I(\mathbf{Y})}{\partial \mathbf{Y}} \quad (7)$$

为互信息的梯度, μ 是一个小的步长参数。

然而, 在式(6)收敛之后, \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 之间可能没有特别的关系, 例如分离后的信号若为互不相关的噪声信号, 其各个分量也是相互独立的。因此 \mathbf{Y} 的独立性并不意味着源信号的分离, 仅靠输出独立性还不能保证分离, 还需要加以结构的约束, 使得分离后信号为接收信号的主要能量成分, 所以约束条件为 $\min E\{\|\mathbf{Y}(n) - [\mathbf{B}(z)] \mathbf{X}(n)\|^2\}$ 。

使 $E\{\|\mathbf{Y}(n) - [\mathbf{B}(z)] \mathbf{X}(n)\|^2\}$ 最小化的分离矩阵 $\mathbf{B}(z)$ 由式(8)给出, 然后用 $[\mathbf{B}(z)] \mathbf{X}(n)$ 来代替 $\mathbf{Y}(n)$ 。

$$\sum_{j=0}^p \mathbf{B}_j \mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(j, k) = \mathbf{R}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}(0, k), \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (8)$$

式中

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(j, k) = E\{\mathbf{X}(n-j)\mathbf{X}^T(n-k)\} \quad (9)$$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{Y}\mathbf{X}}(j, k) = E\{\mathbf{Y}(n-j)\mathbf{X}^T(n-k)\} \quad (10)$$

又由于要分离的信号为卷积混合信号, 输出的独立性不能简化为 $Y_1(n)$ 和 $Y_2(n)$ 的瞬时独立性, 对于卷积混合, Y_1 和 Y_2 必须被视为随机过程, 而不是随机变量^[15]。所以为了分离卷积混合信号, 要求 $Y_1(n)$ 和 $Y_2(n-m)$ 对于所有的 n 和 m 都是独立的, 此时分离的代价函数变为

$$J = \sum_{m=-M}^{+M} I(Y_1(n), Y_2(n-m)) \quad (11)$$

式中 $M = 2p+1$, p 为分离滤波器矩阵的阶数。但是这个分离标准的计算量过于巨大, 为了降低计算成本, 使用 $I(Y_1(n), Y_2(n-m))$ 作为分离标准, 但在每次迭代中, 从 $\{-M, -M+1, \dots, M\}$ 中随机选择一个数作为 m 的值。

综上所述, 可以得到基于卷积混合模型的盲源分离算法的主要处理步骤, 如表1所示。首先用天线直接接收到的信号作为分离信号的初始值; 然后进行循环迭代, 在每次迭代中, 首先从 $\{-M, -M+1, \dots, M\}$ 中选择一个随机值 m ; 然后计算 $(Y_1(n), Y_2(n-m))$ 之间的互信息梯度 $\boldsymbol{\beta}_{\mathbf{Y}^{(m)}}$, 由式(6)更新分离信号; 由于盲源分离后的信号幅值具有不确定性^[16], 所以

表1 基于卷积混合模型的盲源分离算法

初始化: $Y(n)=X(n)$;
循环迭代:
(1)从 $\{-M, -M+1, \dots, +M\}$ 中选择一个随机值 m ;
(2)计算 $(Y_1(n), Y_2(n-m))$ 之间的互信息梯度 $\beta_{Y^{(m)}}$;
(3)更新输出: $Y^{(m)} \leftarrow Y^{(m)} - \mu \beta_{Y^{(m)}}(Y^{(m)})$; 归一化: 移除DC分量, 并令 $Y_i = Y_i / \sigma_i$, σ_i 为 Y_i 的标准偏差;
(4)由式(8)计算分离矩阵 $B_k, k=0, 1, \dots, p$;
(5)令 $Y(n)=[B(z)Y(n)]$;
收敛或达到最大迭代次数后停止循环。

还需要对分离信号进行归一化处理; 最后由式(8)计算分离矩阵 $B(z)$, 然后用 $[B(z)]X(n)$ 来代替 $Y(n)$; 重复进行上述的循环迭代直到收敛或达到最大迭代次数。

3.2 互信息梯度的估计

基于卷积混合模型的盲源分离算法中重要的一步是互信息梯度 $\beta_Y(\mathbf{Y})$ 的计算, 下面将对其具体的计算过程进行论述。

由式(3)和式(7)可以得到分离后信号的第 i 个分量的互信息梯度为

$$\beta_i(\mathbf{Y}) = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{Y}_i} \ln \frac{p_Y(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N)}{p_{\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_{i-1}, \mathbf{Y}_{i+1}, \dots, \mathbf{Y}_N}(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_{i-1}, \mathbf{Y}_{i+1}, \dots, \mathbf{Y}_N)} \quad (12)$$

由于在程序中可以为人为设置信号分量的顺序, 为了简化表达式, 可以每次将要计算的第 i 个分量调整顺序为第 N 个分量, 此时式(12)中的公式变为

$$\begin{aligned} & \ln \frac{p_Y(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_N)}{p_{\mathbf{Y}_1, \dots, \mathbf{Y}_{N-1}}(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_{N-1})} \\ & \triangleq H[\mathbf{Y}_N | \mathbf{Y}_{N-1}, \dots, \mathbf{Y}_1] - H[\mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1] \\ & = H[\mathbf{Y}_N | \mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1] \quad (13) \end{aligned}$$

根据式(12)和式(13)互信息梯度 $\beta_Y(\mathbf{Y})$ 的计算可以转换为条件熵梯度的估计, 下面首先给出信号熵估计的过程。

从式(5)中可以看出, 若要估计熵, 首先需要密度估计器。本文采用核函数^[17]的方法来进行密度的估计, 该方法根据观测到的样本 $\mathbf{Y}(1), \mathbf{Y}(2), \dots, \mathbf{Y}(T)$ 用非参数法来直接估计随机向量 \mathbf{Y} 的密度

$$\begin{aligned} \hat{p}_Y(\mathbf{y}) &= \frac{1}{T} \sum_{n=1}^T \frac{\kappa[\mathbf{h}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{Y}(n))]}{\det \mathbf{h}} \\ &= \hat{E} \frac{\kappa[\mathbf{h}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{Y}(n))]}{\det \mathbf{h}} \quad (14) \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)^T$, $\mathbf{Y}(n) = (\mathbf{Y}_1(n), \mathbf{Y}_2(n), \dots, \mathbf{Y}_N(n))^T$, N 为观测样本的维数, $\kappa(\cdot)$ 为多变量核函数, \mathbf{h} 为平滑参数矩阵^[18]约束了核函数对于每个样本点附近的作用距离。设 \mathbf{T} 是协方差矩阵 $\widehat{\text{cov}}(\mathbf{Y})$ 的Cholesky因子, 平滑参数矩阵 \mathbf{h} 本身依赖于原始数据, 所以一般取 \mathbf{h} 为 \mathbf{T} 的常数倍。

$H(\mathbf{Y})$ 的估计可以表示为 $-\int \hat{p}_Y(\mathbf{y}) \ln \hat{p}_Y(\mathbf{y}) d\mathbf{y}$,

离散化后的 $H(\mathbf{Y})$ 的估计可以表示为 $-\sum_i \hat{p}_Y(\mathbf{g}i) \ln \hat{p}_Y(\mathbf{g}i) d\mathbf{g}$, 其中 \mathbf{g} 是定义网格的大小和方向的矩阵。需要将 \mathbf{g} 设置为与 \mathbf{h} 成比例, 通常采用 $\mathbf{g}=\mathbf{h}$ 是最方便的, 不会导致过于粗糙的网格。

通过上面的分析可以得到 $H(\mathbf{Y})$ 估计量的具体表达式

$$\hat{H}(\mathbf{Y}) = -\sum_i \hat{\pi}_Y(i) [\ln \hat{\pi}_Y(i) - \ln \det \mathbf{h}] \quad (15)$$

式中

$$\hat{\pi}_Y(i) = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^T \kappa[\mathbf{i} - \mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}(n)] = \hat{E} \kappa[\mathbf{i} - \mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}] \quad (16)$$

其中, $\hat{\pi}_Y(i)$ 可被视为随机向量 $\mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}$ 属于以单位体积 i 为中心的单元的估计概率。

多变量核函数 $\kappa(\cdot)$ 可以表示为单变量核函数 $\kappa(\cdot)$ 的乘积, 本文采用3阶基函数样条核函数作为单变量核函数, 其具体表达式如式(17)所示

$$\kappa(u) = \begin{cases} 3/4 - u^2, & |u| \leq 1/2 \\ (3/2 - |u|)^2/2, & 1/2 \leq |u| \leq 3/2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (17)$$

只有当 $i_k = \langle \mathbf{Y}'_k(n) \rangle$ 或 $i_k = \langle \mathbf{Y}'_k(n) \rangle \pm 1$ 时, 式(16)中 $\kappa^{\times N}[\mathbf{i} - \mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}(n)]$ 才不为零, \mathbf{Y}'_k 和 i_k 表示 $\mathbf{h}^{-1} \mathbf{Y}$ 和 i 的第 k 个分量。因此, 可以通过以下算法快速计算 $\hat{\pi}_Y(i)$: 首先将 $\hat{\pi}_Y(i)$ 初始化为0, 然后对于 $n = 1, 2, \dots, T$, 依次由式(18)对其进行更新。

$$\begin{aligned} & \hat{\pi}_Y[\langle \mathbf{Y}'_1(n) \rangle + i_1, \langle \mathbf{Y}'_2(n) \rangle + i_2, \dots, \langle \mathbf{Y}'_N(n) \rangle + i_N] \\ & = \hat{\pi}_Y[\langle \mathbf{Y}'_1(n) \rangle + i_1, \langle \mathbf{Y}'_2(n) \rangle + i_2, \dots, \langle \mathbf{Y}'_N(n) \rangle + i_N] \\ & \quad + \frac{1}{T} \prod_{k=1}^N \kappa[i_k + \langle \mathbf{Y}'_k(n) \rangle - \mathbf{Y}'_k(n)], i_k = -1, 0, 1 \quad (18) \end{aligned}$$

信号熵 $H(\mathbf{Y})$ 的估计得到后, 由式(13)和式(15)可以得到条件熵的估计表达式:

$$\begin{aligned} \hat{H}(\mathbf{Y}_N | \mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1) &= -\sum_{i_1, i_2, \dots, i_N} \hat{\pi}(i_1, i_2, \dots, i_N) \\ & \cdot \ln \frac{\hat{\pi}(i_1, i_2, \dots, i_N)}{\hat{\pi}(i_1, i_2, \dots, i_{N-1})} + h_{NN} \quad (19) \end{aligned}$$

h_{NN} 为 \mathbf{h} 的最后一个元素。

接下来进行信号熵 $H(\mathbf{Y})$ 梯度的估计, 将 $\hat{\psi}_{\mathbf{Y}}$ 定义为 $H(\mathbf{Y})$ 相对于 $\mathbf{Y}(n)$ 的梯度。通过 $\hat{\psi}_{\mathbf{Y}}$ 的定义, $\mathbf{Y}(n)$ 的无穷小变化 $\partial\mathbf{Y}(n)$ 引起 $H(\mathbf{Y})$ 的相应变化如下

$$\hat{H}(\mathbf{Y}+\partial\mathbf{Y})-\hat{H}(\mathbf{Y})=\frac{1}{T}\sum_{n=1}^T\hat{\psi}_{\mathbf{Y}}^T[\mathbf{Y}(n)]\partial\mathbf{Y}(n) \quad (20)$$

由式(13)和式(15)可得 $\hat{H}(\mathbf{Y}+\partial\mathbf{Y})-\mathbf{Y}$

$$\hat{H}(\mathbf{Y}+\partial\mathbf{Y})-\hat{H}(\mathbf{Y})=\sum_i\hat{\mathbf{E}}[\dot{\kappa}^{\times N}(\mathbf{i}-\mathbf{Y}')\partial\mathbf{Y}'(n)]\cdot\ln\hat{\pi}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{i})+\text{tr}(\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{h}) \quad (21)$$

式中 $\dot{\kappa}^{\times N}$ 为 $\kappa^{\times N}$ 的梯度, $\mathbf{Y}'(n)$ 为 $\mathbf{h}^{-1}[\mathbf{Y}(n)-\bar{\mathbf{Y}}]$ 。 $\mathbf{Y}(n)$ 变化无穷小量 $\partial\mathbf{Y}(n)$, $\mathbf{Y}'(n)$ 中的相应变化 $\partial\mathbf{Y}'(n)$ 为

$$\partial\mathbf{Y}'(n)=\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{Y}(n)-\hat{\mathbf{E}}(\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{Y})-\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{h}\mathbf{h}^{-1}[\mathbf{Y}(n)-\bar{\mathbf{Y}}] \quad (22)$$

将式(22)代入式(21)可以得到

$$\begin{aligned} & \hat{H}(\mathbf{Y}+\partial\mathbf{Y})-\hat{H}(\mathbf{Y}) \\ &= \hat{\mathbf{E}}\left\{\left[\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}[\mathbf{Y}'(n)]-\hat{\mathbf{E}}\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}[\mathbf{Y}'(n)]\right]^T\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{Y}\right\} \\ & +\text{tr}\left\{\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{h}-\hat{\mathbf{E}}\left[\mathbf{Y}'\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}^T[\mathbf{Y}'(n)]\right]\mathbf{h}^{-1}\partial\mathbf{h}\right\} \end{aligned} \quad (23)$$

式中

$$\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}[\mathbf{Y}'(n)]=\sum_i\dot{\kappa}^{\times N}[\mathbf{i}-\mathbf{Y}'(n)]\ln\hat{\pi}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{i}) \quad (24)$$

下面对式(23)进行简化, 用和 $\hat{\mathbf{E}}\left[\mathbf{Y}'\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}^T[\mathbf{Y}'(n)]\right]$ 具有相同下三角部分的对称矩阵代替矩阵 $\hat{\mathbf{E}}\left[\mathbf{Y}'\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}^T[\mathbf{Y}'(n)]\right]$, 表示为 \mathbf{A} 。简化后的信号熵 $H(\mathbf{Y})$ 梯度的估计表达式为

$$\hat{\psi}_{\mathbf{Y}}[\mathbf{Y}(n)]=\mathbf{h}^{-1T}\left\{\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}[\mathbf{Y}'(n)]-\hat{\mathbf{E}}\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'}[\mathbf{Y}'(n)]+(I-\mathbf{A})\mathbf{h}^2\mathbf{Y}'(n)\right\} \quad (25)$$

然后由式(19)和式(25)可以得到条件熵 $H(\mathbf{Y}_N|\mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1)$ 梯度 $\hat{\psi}_{\mathbf{Y}_N|\mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1}[\mathbf{Y}(n)]$ 的估计表达式, 即互信息梯度 $\hat{\beta}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y})$ 的估计

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_{\mathbf{Y}}(\mathbf{Y}) &= \hat{\psi}_{\mathbf{Y}_N|\mathbf{Y}_{N-1}, \mathbf{Y}_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}_1}[\mathbf{Y}(n)] \\ &= \mathbf{h}^{-1T}\left\{\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'_N|\mathbf{Y}'_{N-1}, \mathbf{Y}'_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}'_1}[\mathbf{Y}'(n)]-\hat{\mathbf{E}}\tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'_N|\mathbf{Y}'_{N-1}, \mathbf{Y}'_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}'_1}[\mathbf{Y}'(n)]\right. \\ & \quad \left.+(I-\mathbf{A})\mathbf{h}^2\mathbf{Y}'(n)\right\} \end{aligned} \quad (26)$$

式中:

$$\begin{aligned} & \tilde{\psi}_{\mathbf{Y}'_N|\mathbf{Y}'_{N-1}, \mathbf{Y}'_{N-2}, \dots, \mathbf{Y}'_1}[\mathbf{Y}'(n)] \\ &= \sum_i\dot{\kappa}^{\times N}[\mathbf{i}-\mathbf{Y}'(n)]\ln\frac{\hat{\pi}(\mathbf{i}_1, \mathbf{i}_2, \dots, \mathbf{i}_N)}{\hat{\pi}(\mathbf{i}_1, \mathbf{i}_2, \dots, \mathbf{i}_{N-1})} \end{aligned} \quad (27)$$

4 仿真分析

对基于LTE信号的外辐射源雷达同频基站干扰抑制算法进行仿真, 仿真参数如表2所示。假设有2个发射基站, 2个接收天线, 天线接收的信号包括主基站的直达波信号, 3个强多径信号, 一系列弱多径信号, 和2个目标回波信号, 1个强目标和1个弱目标; 还接收到来自同频干扰基站的直达波信号, 一个强多径信号及一系列弱多径信号; 信噪比为30 dB。

天线接收信号与2个原始基站信号的散点图如图5所示, 由于天线接收信号是2个基站信号的卷积混合信号, 所以和2个基站都有一定的相关性, 使得散点图呈椭圆状。图6是未进行对消时的天线接收信号与主基站参考信号的互模糊函数, 由于主基站和同频干扰基站杂波的影响, 底噪较高, 两个目标只有22.75 μs 处的强目标被检测到, 15.92 μs 处的弱目标被底噪淹没, 造成了漏警; 另外由于同频基站的直达波和强多径信号的干扰, 在12.99 μs 和35.22 μs 处产生虚警。

经过上节盲源分离算法分离后的信号与2个原始基站信号的散点图如图7所示, 可以看出分离后的信号1与同频干扰基站信号有着较高的拟合度, 对应的散点图呈细长的椭圆状, 若达到理想分离状态对应的散点图为一斜直线; 其与主基站信号的散点图基本呈圆形, 说明相关性弱。用盲源分离后的信号1对消后的互模糊函数距离剖面如图8所示, 对消比为3.47 dB, 可以看出同频干扰基站的直达波和强多径信号造成的虚警干扰被对消掉了, 且对消后底噪降低, 15.92 μs 处的弱目标被检测出来。

表2 仿真参数

	主基站					同频干扰基站				
	强干扰			弱干扰		目标		强干扰		弱干扰
	直达波	多径1	多径2	多径3	多径4	目标1	目标2	直达波	多径1	多径2
时延(μs)	0	0.23	0.26	0.29	0.03~3.22	15.92	22.75	12.99	35.22	13.02~16.24
衰减(dB)	0	-12	-20	-21	-46	-34	-23	-6	-7.5	-46

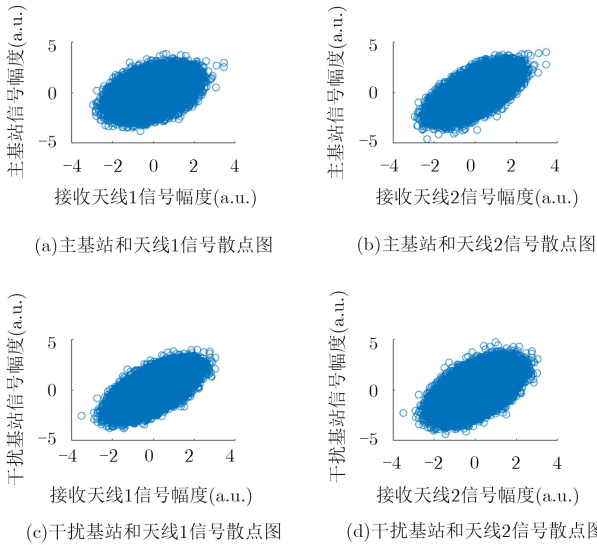


图5 天线接收信号与原始基站信号散点图

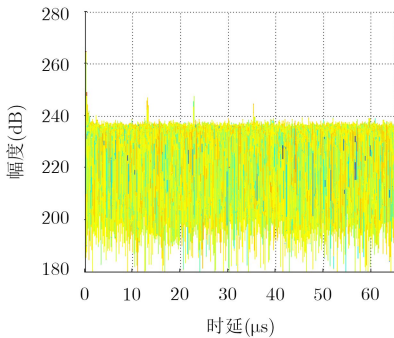


图6 未进行对消时互模糊函数距离剖面

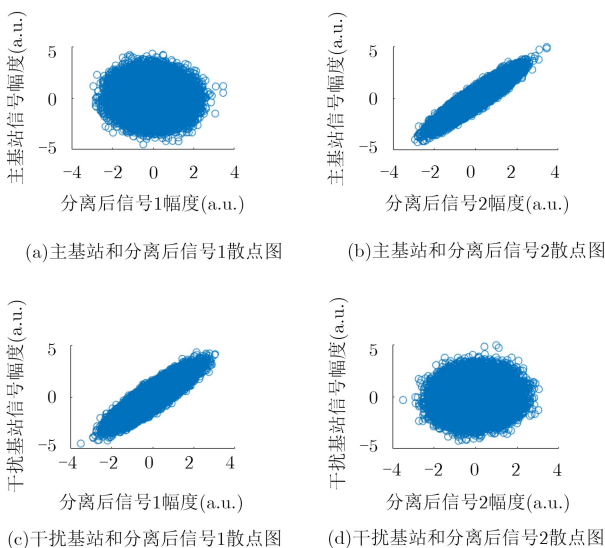


图7 盲源分离后信号与原始基站信号散点图

最后经过主基站杂波对消后的互模糊函数距离剖面如图9所示，对消比为9.79 dB，可以看出主基站的直达波和多径杂波都已被对消，且底噪进一步降低，2个强弱目标都被检测出来。

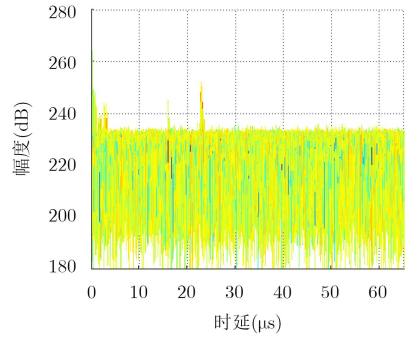


图8 对消同频基站杂波后的互模糊函数距离剖面

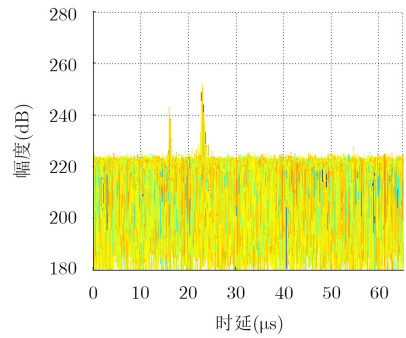


图9 对消同频基站及主基站杂波后互模糊函数距离剖面

5 结论

本文首先分析了基于LTE信号的外辐射源雷达接收信号模型，以及其与基于广播、电视信号的外辐射源雷达的不同和特有问題，针对系统接收信号包含多个同频发射基站的直达波和多径杂波干扰的问题，对传统的外辐射源雷达信号处理流程进行了改进，增加了对同频基站干扰的处理步骤，设计了一种基于卷积混合模型的盲源分离算法来抑制同频基站的杂波干扰，以互信息为代价函数，通过求取互信息的梯度，用最速下降法进行迭代，分离准则是使分离后的信号之间互信息最小化。该算法将每一个基站的直达波看作一个信号源，只要保证接收天线的数目不小于基站数目就满足分离条件，符合实际外辐射雷达天线接收系统条件，解决了现有同频干扰抑制算法天线数需求过大、抑制效果差等问题。最后通过仿真表明，所提出的抑制算法能够有效的抑制LTE信号同频发射基站的杂波干扰，抑制了同频基站造成的虚警干扰，降低了底噪，使得弱目标被检测出来，为后续的主基站杂波对消处理提供了基础。本文工作为基于LTE信号的外辐射源雷达的同频基站干扰问题提供了一种新的有效解决方案。

参考文献

[1] GRIFFITHS H D and BAKER C J. Passive coherent location radar systems. Part 1: Performance prediction[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(3): 153-159. doi: 10.1049/ip-rsn:20045082.

- [2] OLSEN K E and ASEN W. Bridging the gap between civilian and military passive radar[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2017, 32(2): 4–12. doi: [10.1109/MAES.2017.160030](https://doi.org/10.1109/MAES.2017.160030).
- [3] 3GPP. 3GPP TS 36.211 V13.2.0 3rd generation partnership project; technical specification group radio access network; Evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA); Physical channels and modulation (Release 13)[S]. 2016.
- [4] CUI Haixia, LEUNG V C M, LI Shaoqian, *et al.* LTE in the unlicensed band: Overview, challenges, and opportunities[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017, 24(4): 99–105. doi: [10.1109/MWC.2016.1600031WC](https://doi.org/10.1109/MWC.2016.1600031WC).
- [5] BOLVARDI H, DERAKHTIAN M, and SHEIKHI A. Dynamic clutter suppression and multitarget detection in a DVB-T-based passive radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(4): 1812–1825. doi: [10.1109/TAES.2017.2674138](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2674138).
- [6] SALAH A A, ABDULLAH R S A R, ISMAIL A, *et al.* Feasibility study of LTE signal as a new illuminators of opportunity for passive radar applications[C]. 2013 IEEE International RF and Microwave Conference, Penang, Malaysia, 2013: 258–262. doi: [10.1109/RFM.2013.6757261](https://doi.org/10.1109/RFM.2013.6757261).
- [7] ELGENDY O A, ISMAIL M H, and ELSAYED K. On the relay placement problem in a multi-cell LTE-Advanced system with co-channel interference[C]. The 8th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications, Barcelona, Spain, 2012: 300–307. doi: [10.1109/WiMOB.2012.6379091](https://doi.org/10.1109/WiMOB.2012.6379091).
- [8] 王海涛. 外辐射源雷达信号处理若干问题研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2013. doi: [10.7666/d.Y2380271](https://doi.org/10.7666/d.Y2380271).
WANG Haitao. Study on some issues of signal processing for passive bistatic radar[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2013. doi: [10.7666/d.Y2380271](https://doi.org/10.7666/d.Y2380271).
- [9] 张良俊, 杨杰, 卢开旺. GSM辐射源雷达干扰抑制技术[J]. *电子学报*, 2014, 42(9): 1852–1856. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.029).
ZHANG Liangjun, YANG Jie, and LU Kaiwang. Clutter suppression technique in GSM based passive bistatic radar[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(9): 1852–1856. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.029).
- [10] WANG Shuzhao, JIN Guibin, JIN Guimei, *et al.* Method to remove the interference in reflected wave of passive radar based on the improved FastICA[C]. The 9th International Conference on Electronic Measurement & Instruments, Beijing, China, 2009: 4-27–4-30. doi: [10.1109/ICEMI.2009.5274083](https://doi.org/10.1109/ICEMI.2009.5274083).
- [11] ZHANG Liangjun, YANG Jie, GUO Zhiqiang, *et al.* Underdetermined blind source separation from time-delayed mixtures based on prior information exploitation[J]. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 2015, 10(5): 2179–2188. doi: [10.5370/JEET.2015.10.5.2179](https://doi.org/10.5370/JEET.2015.10.5.2179).
- [12] PEDERSEN M S, LARSEN J, KJEMS U, *et al.* A Survey of Convolutional Blind Source Separation Methods[M]. Springer Handbook on Speech Processing and Speech Communication, 2007: 1–34.
- [13] ZHANG Yanliang, LI Baoping, and GUO Hui. Minimum mutual information criteria for convolutional blind source separation[C]. 2009 International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing, Wuhan, China, 2009: 101–105. doi: [10.1109/NSWCTC.2009.88](https://doi.org/10.1109/NSWCTC.2009.88).
- [14] RIOUL O. Information theoretic proofs of entropy power inequalities[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(1): 33–55. doi: [10.1109/TIT.2010.2090193](https://doi.org/10.1109/TIT.2010.2090193).
- [15] INAN H A and ERDOGAN A T. Convolutional bounded component analysis algorithms for independent and dependent source separation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(4): 697–708. doi: [10.1109/TNNLS.2014.2320817](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2014.2320817).
- [16] XIANG Yong, PENG Dezhong, UBHAYARATNE I, *et al.* Second-order cyclostationary statistics-based blind source extraction from convolutional mixtures[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 2011–2019. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2664978](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2664978).
- [17] QURESHI A, BRANDT-PEARCE M, ENGELHARD M M, *et al.* Relationship between kernel density function estimates of gait time series and clinical data[C]. 2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics, Orlando, USA, 2017: 329–332. doi: [10.1109/BHI.2017.7897272](https://doi.org/10.1109/BHI.2017.7897272).
- [18] KOPPERUNDEVI N and SURESHKUMAR S. A Modified effective image restoration algorithm using an effective kernel matrix and smoothing parameter[C]. The IET Chennai 3rd International on Sustainable Energy and Intelligent Systems, Tiruchengode, India, 2012: 1–3. doi: [10.1049/cp.2012.2198](https://doi.org/10.1049/cp.2012.2198).
- 吕晓德: 男, 1969年生, 研究员, 研究方向为基于阵列技术的的新体制雷达系统及其应用。
- 张汉良: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为基于LTE信号的无源雷达信号处理。
- 孙正豪: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为无源雷达信号处理。
- 刘平羽: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为无源雷达信号处理。