

相干信源 DOA 估计的最大似然算法应用及改进

陈 佳

(中国船舶集团有限公司第七二三研究所, 江苏 扬州 225000)

摘要: 讨论了阵列天线基于交替投影迭代算法的最大似然估计, 实现信号源方位估计以及多个同距同速信源的方位角分离方法。此估计方法可用于相关信号目标的方位估计。由于此方法耗时较长, 与斐波那契数列法结合, 减少了搜索次数, 提高了测角效率。仿真结果表明了此方法的有效性。

关键词: 最大似然估计; DOA 估计; 交替投影迭代算法; 斐波那契数列法

中图分类号: TN95

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.212503

中文引用格式: 陈佳. 相干信源 DOA 估计的最大似然算法应用及改进[J]. 电子技术应用, 2022, 48(9): 145–148, 152.

英文引用格式: Chen Jia. Application and improvement of maximum likelihood algorithm for DOA estimation of coherent signals[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(9): 145–148, 152.

Application and improvement of maximum likelihood algorithm for DOA estimation of coherent signals

Chen Jia

(China State Shipbuilding Corporation 723 Institute, Yangzhou 225000, China)

Abstract: In this paper, we discuss the maximum likelihood of the array antenna based on the alternating projection iterative algorithm, the realization of direction of arrival estimation of the signal source and the method of direction of arrival separation of multiple sources with the same distance and same speed. This method can be used to estimate the bearing of the target with correlated signals. Because this method takes a long time and is combined with the Fibonacci method, the search times are reduced and the efficiency of angle measurement is improved. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: maximum likelihood; direction of arrival estimation; alternating projection iterative algorithm; Fibonacci method

0 引言

雷达信号的波达方向 (Direction of Arrival, DOA) 估计在阵列信号处理领域中一直是一个非常重要的研究内容, 主要通过提取出空间中按照一定样式排布的天线阵列接收到波信号的特征参数来估计目标的方位信息, 因此国内外学者提出了各种各样的 DOA 估计新算法^[1-3]。其中最大似然估计法^[4]很早就被提出, 但由于其运算量较大而没有得到广泛应用。本文讨论了一种有效的算法, 通过交替投影算法^[5-6]把最大似然估计中多维非线性问题转化为一维问题来解决, 并在搜索时采用斐波那契数列法提高搜索效率, 使其运算复杂性降低同时有效减少了计算量, 满足工程应用的实时性要求。

1 阵列信号处理的数学模型^[7-9]

假定天线阵列由 m 个阵元组成, 后面接有 M 个接收通道, d ($d < M$) 个窄带远场、独立的目标信号, 其方向角分别为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_d$, 各个阵元噪声为: $n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t)$, 假定噪声之间相互独立、功率相同, 且是空间平稳的高斯分布白噪声, 第 i 个阵

元的输出为:

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^d s_k(t - \tau_i(\theta_k)) + n_i(t), \quad i=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

式中, $s_k(t)$ 为第 k 个目标回波的信号; $\tau_i(\theta_k)$ 为第 k 个回波信号到达第 i 个阵元时相对于参考阵元的时延。有:

$$s_k(t - \tau_i) = s_k(t) e^{-jw_0 \tau_i}, \quad k=1, 2, \dots, d \quad (2)$$

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^d a_{ik} s_k(t) + n_i(t), \quad i=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: $a_{ik} = e^{-jw_0 \tau_i(\theta_k)}$ 。在本文中采用的天线阵列为均匀分布的等间隔线阵, 各个相邻阵元之间的间距为 D , 则: $a_{ik} = e^{-jw_0 \frac{(i-1) D \sin \theta_k}{c}}$, c 为电磁波在真空中的传播速率。

上述各个矢量表示分别为:

$$\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T \quad (4)$$

$$\mathbf{n}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t)]^T \quad (6)$$

得出阵列输出矢量形式为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1d} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{md} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_d(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(t) \\ n_2(t) \\ \vdots \\ n_m(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

写成矩阵形式为：

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(\theta)s(t) + \mathbf{n}(t) \quad (8)$$

式中， $\mathbf{x}(t)$ 为阵列的 $M \times 1$ 维快拍数据矢量， $s(t)$ 为目 标信号的 $d \times 1$ 维数据矢量， $\mathbf{A}(\theta)$ 为 $M \times d$ 维阵列流型（导向矢量）矩阵，为信号向量张成的子空间（信号子空间）， $\mathbf{n}(t)$ 为阵列 $M \times 1$ 维噪声数据矢量。此式为 DOA 估计的基本数学模型表达式。DOA 估计任务就是利用输出信号 $\mathbf{x}(t)$ 估计出信源个数及所在方位 $\theta_i, i=1, 2, \dots, d$ 。

令 $\mathbf{A}(\theta) = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_d)]$ ，其中 $a(\theta_k) = [1, e^{-jw_0\tau_k}, \dots, e^{-j(m-1)w_0\tau_k}]^T$ ， $k=1, 2, \dots, d$ 为信号方向矢量。定义阵列接收信号的协方差矩阵 \mathbf{R} 为：

$$\begin{aligned} \mathbf{R} = & \mathbb{E}[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H] = \\ & \mathbb{E}\{[\mathbf{A}(\theta)\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t)][\mathbf{A}(\theta)\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t)]^H\} = \\ & \mathbf{A}(\theta)\mathbb{E}[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t)^H]\mathbf{A}(\theta)^H + \mathbb{E}[\mathbf{n}(t)\mathbf{n}(t)^H] = \\ & \mathbf{A}(\theta)\mathbf{R}\mathbf{s}\mathbf{A}(\theta)^H + \sigma^2 \mathbf{I} \end{aligned} \quad (9)$$

2 最大似然估计算法^[10-15]

令 N 次采样数据为 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ，信号源数据为 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ ，噪声数据为 $\{n_1, n_2, \dots, n_N\}$ 。如果噪声信号 $\{n_i\}$ 是均值为零，方差为 σ^2 的各态历经复高斯过程，得出观测矢量 L 次快拍联合概率密度函数为：

$$f\{x_1, x_2, \dots, x_L\} = \prod_{i=1}^L \frac{1}{\det[\pi\sigma^2 I]} \exp\left(-\frac{1}{2} |x_i - \mathbf{A}s_i|^2\right) \quad (10)$$

式中 $\det[\cdot]$ 表示矩阵的行列式，两边同时取负对数为：

$$-\log f = L \log \pi + mL \log \sigma^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L |x_i - \mathbf{A}s_i|^2 \quad (11)$$

求解上式最大似然估计问题，固定 θ 和 s_i ，（忽略常数项）得出 σ^2 的最大似然估计：

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{mL} \sum_{i=1}^L |x_i - \mathbf{A}s_i|^2 \quad (12)$$

将上式代入 (11) 可得到 θ 和 s_i 的最大似然估计：

$$\hat{\theta}, \hat{s}_i = \arg_{\theta, s_i} \max \left\{ -mL \log \left(\frac{1}{mL} \sum_{i=1}^L |x_i - \mathbf{A}s_i|^2 \right) \right\} \quad (13)$$

根据对数函数的单调性原则，可将上式等效为：

$$\hat{\theta}, \hat{s}_i = \arg_{\theta, s_i} \min \left\{ \sum_{i=1}^L |x_i - \mathbf{A}s_i|^2 \right\} \quad (14)$$

固定 θ ，求上式极小得到 s_i 的估计值为：

$$\hat{s}_i = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H x_i \quad (15)$$

定义 \mathbf{A} 的投影阵为：

$$\mathbf{P}_A = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \quad (16)$$

将 (15) 代入 (16) 中可得到确定性最大似然的准则，即：

$$\begin{aligned} \hat{\theta} = & \arg_{\theta} \min \sum_{i=1}^L |x_i - \mathbf{A}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H x_i|^2 = \\ & \arg_{\theta} \min \sum_{i=1}^L |\mathbf{P}_A^\perp x_i|^2 = \arg_{\theta} \max \sum_{i=1}^L |\mathbf{P}_A x_i|^2 \end{aligned} \quad (17)$$

由于

$$\sum_{i=1}^L |\mathbf{P}_A x_i|^2 = \text{tr}[\mathbf{P}_A \hat{\mathbf{R}}] \quad (18)$$

可得最大似然准则以迹的形式表示为：

$$\hat{\theta} = \arg_{\theta} \max \sum_{i=1}^L \text{tr}[\mathbf{P}_A \hat{\mathbf{R}}] \quad (19)$$

综上所述，就可以得到关于 θ 的最大似然估计器，上式一般用修正的牛顿多维优化方法求解。由于在计算最大似然估计中需要多维非线性搜索，并且在每次的迭代搜索都要计算 \mathbf{A} 的投影矩阵 \mathbf{P}_A ，能够看出这种算法的计算量相当大，因此提出了交替投影迭代（Alternating Projection iterative algorithm, AP）算法应用于最大似然估计算法研究中用以减少计算量。本文以两个信源的情况描述 AP 算法，很容易就能够扩展到多个信源的情况。

AP 算法具体流程如下：

(1) 估计第一个信源的情形，为：

$$\hat{\theta}_1^{(0)} = \arg_{\theta_1} \max \text{tr}[\mathbf{P}_{a(\theta_1)} \hat{\mathbf{R}}] \quad (20)$$

(2) 估计第二个信源，假定第一个信源的方位为 θ_1

$$\hat{\theta}_2^{(0)} = \arg_{\theta_2} \max \text{tr}[\mathbf{P}_{a(\hat{\theta}_1^{(0)})} \hat{\mathbf{R}}] \quad (21)$$

(3) 进行迭代得：

$$\hat{\theta}_1^{(i)} = \arg_{\theta_1} \max \text{tr}[\mathbf{P}_{a(\theta_1) a(\hat{\theta}_2^{(i-1)})} \hat{\mathbf{R}}] \quad (22)$$

(4) 继续迭代得：

$$\hat{\theta}_2^{(i)} = \arg_{\theta_2} \max \text{tr}[\mathbf{P}_{a(\hat{\theta}_1^{(i)}) a(\theta_2)} \hat{\mathbf{R}}] \quad (23)$$

(5) 重复 (3) 和 (4) 直到收敛。

具体流程如图 1 所示。

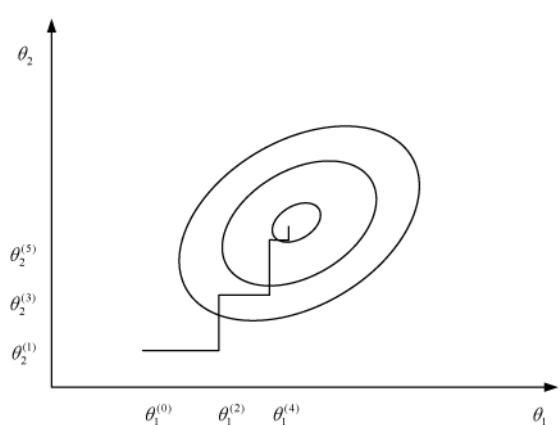


图 1 二维交替投影过程

采用交替投影法将多维搜索转化到一维搜索上,但是随着测角精度提升,搜索次数也随之增大,在此基础上采用一维斐波那契数列法搜索极值点。

斐波那契数列法,其基本思想是通过试探点函数值比较,使包含极大点的搜索区间不断缩小。该方法仅需要计算函数值,适用范围广,使用方便。

斐波那契数列法是建立在区间消去法原理基础上的试探方法,即在搜索区间 $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ 内适当插入两点 θ_1, θ_2 ,并计算其估计值。

θ_1, θ_2 将整个搜索区间分为三段,应用函数的单峰性质,通过函数值大小的比较,删去其中一段,使搜索区间得以缩小。然后再在保留下来的区间上作同样的处理,如此迭代下去,搜索区间无限缩小,从而得到极大点的数值近似解。

具体步骤如下:

(1)选定初始区间 $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$,及 $\varepsilon > 0$,利用式 $F_n \geq \frac{1}{\varepsilon}$ $(b_1 - a_1)$ 求出计算函数值的次数 n 。并设 $\text{eps} = 1 \times 10^6$ 。接着由下式:

$$\left\{ \begin{array}{l} p_1 = a_1 + \frac{F_{n-2}}{F_n} (b_1 - a_1) \\ q_1 = a_1 + \frac{F_{n-1}}{F_n} (b_1 - a_1) \end{array} \right. \quad (24)$$

计算试探点 p_1 和 q_1 。令 $k = 1$ 。

(2)如果 $f(p_k) < f(q_k)$,转步骤(3);否则转步骤(4)。

$$(3) \text{令} \left\{ \begin{array}{l} a_{k+1} = p_k \\ b_{k+1} = b_k \\ p_{k+1} = p_k \\ q_{k+1} = a_{k+1} + \frac{F_{n-k-1}}{F_{n-k}} (b_{k+1} - a_{k+1}) \end{array} \right. \text{,若 } k = n-1$$

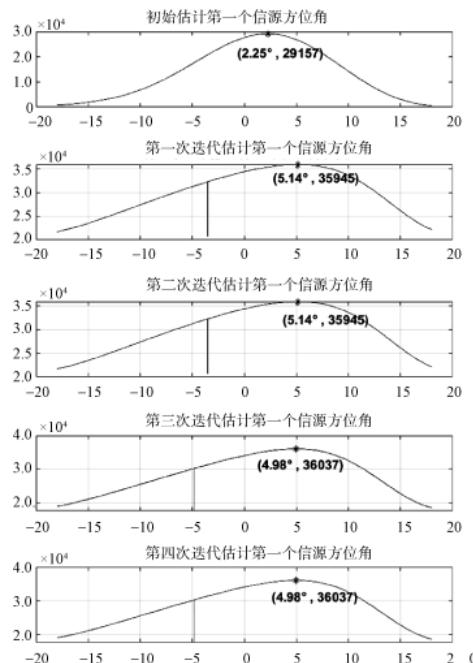


图 2 部分 AP_DML 算法仿真结果 1

2,则转步骤(6),否则转步骤(5)。

(4)令 $k = k+1$,转步骤(2)。

(5)令 $p_n = p_{n-1}, q_n = p_{n-1}$,计算 $f(p_n)$ 和 $f(q_n)$ 。若 $f(p_n) < f(q_n)$,则令 $\begin{cases} a_n = p_n \\ b_n = b_{n-1} \end{cases}$,否则令 $\begin{cases} a_n = a_{n-1} \\ b_n = p_n \end{cases}$,停止计算,极小点 $x^* \in [a_n, b_n]$ 。

3 仿真结果

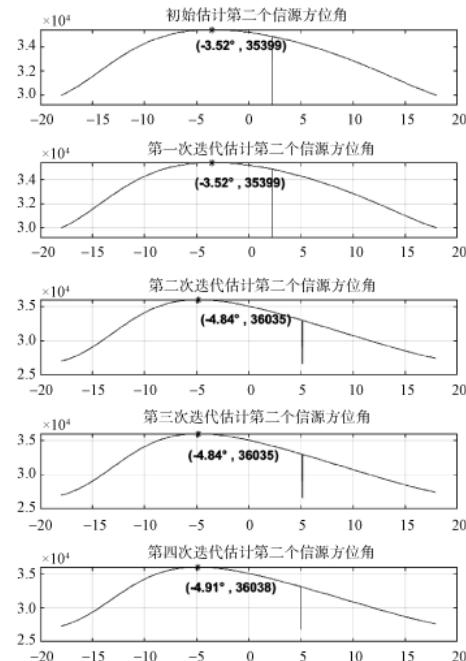
本文以 8 阵元为例,进行最大似然算法测向仿真。均匀线阵,阵元数为 $M=8$,阵元之间间隔为 $\lambda/2$,信号频率为 $f=24.3$ GHz ($\lambda=12.3$ mm),快拍点数为 1 个,信源数为 $d = 2$,信噪比为 5 dB,设噪声服从高斯分布的白噪声。信源入射角为 -5° 和 5° ,搜索角范围为 $(-18^\circ, 18^\circ)$,以 0.01° 为一个步进。采用 AP 方法估计来波信号方向角的仿真结果如图 2 所示。

图 2 列出 4 次迭代效果图,由图 2 可知第一次估计目标 1 的初始角度为 -0.93° ,然后根据 -0.93° 估计出目标 2 的初始角度为 1.75° ,第一次迭代根据目标 2 的 1.75° 估计出目标 1 角度为 -4.56° ,再根据 -4.56° 估计出目标 2 为 5.08° ,直到估计目标 1 为 -4.98° ,目标 2 为 5.01° 满足收敛条件结束迭代,最终测出角度为 -4.98° 和 5.01° 。

其他条件与上述仿真一致,当信源入射角为 -1.5° 和 8° 时,仿真结果如图 3 所示。

从图 3 可以得出估计第二种仿真模型的计算的测角结果目标 1 为 -1.52° ,目标 2 为 7.91° ,满足收敛条件结束迭代。如果需要更精确的角度值,可将收敛条件提高,那么迭代次数也会增加,计算角度会更加精确。

从上文中以第一种仿真结果为例,能轻易估算出搜索一次角度为 3 600 次,本次迭代次数为 6 次,那么总



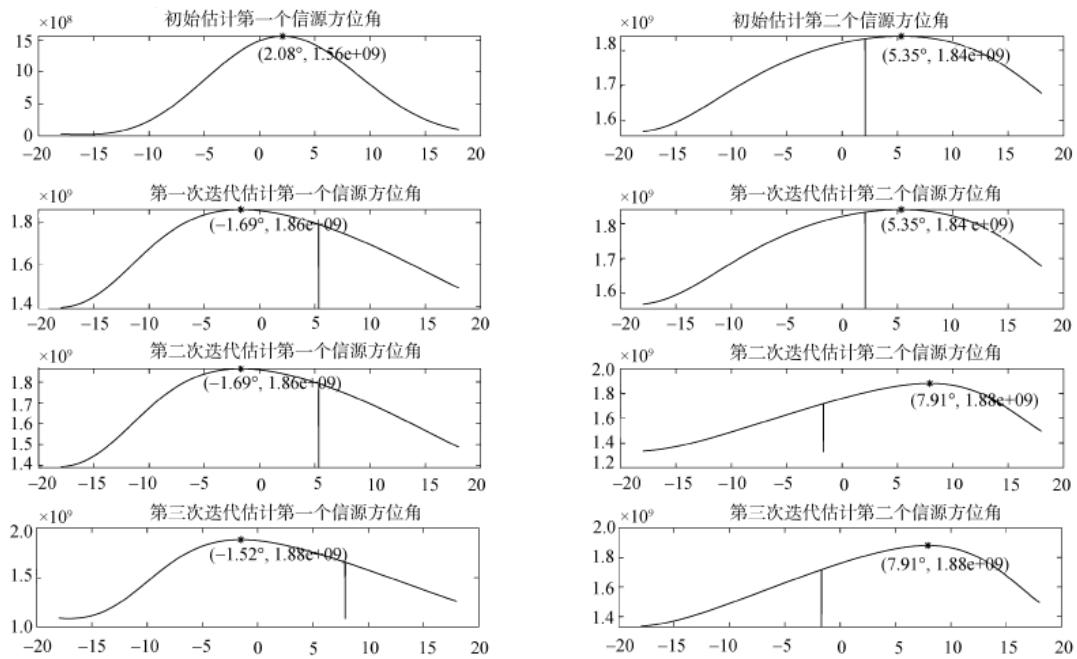


图 3 部分 AP_DML 算法仿真结果 2

共需要 14 次角度搜索, 总搜索次数为 50 400, 如果迭代次数增加, 搜索总次数也随之增加, 耗时量十分巨大, 因此在 AP 方法的基础上采用斐波那契数列法极值点。斐波那契数列法求极值点的前提是整个搜索区间内只有一个极值点, 即一个波峰或者波谷。以估计第一个目标的角度为例(搜索其他估计角度的极值点类似), 根据上述仿真发现, 当搜索角度区间足够大时, 会出现多个波峰情况, 因此针对这种情况本文限定了搜索区间, 除此之外可以看出除初始估计第一个信源角度外, 其他估计时会出现一个凹口, 因此也不能完全满足斐波那契数列法求极值点要求, 但是根据算法得出凹口位置为本次迭代角度值, 即初始估计第二个信源角度时凹口为初始估计第一个信源角度的值 2.25° , 因此在用斐波那契数列法求极值时可跳过本次迭代的角度值。具体搜索过程如图 4 所示(以第一个仿真模型初始估计第一个信源角度为例)。

图 4 中黑色点为整个斐波那契数列法的参考点, 统计搜索出峰值点位置的总计算周期次数为 16 次, 与原先 3 600 次相比大大减少周期计算次数, 且最终结果与之前一致, 显著提高了整个角度估计的效率。根据仿真验证得出当满足斐波那契数列法求极值的前提条件时, 该算法用于其他角度搜索的最大次数一般不超过 20 次, 所以能够显著提高峰值搜索效率。

本文利用最大似然估计算法测 DOA 的前提是信号源个数已知。

4 结论

本文主要讨论了简化后的 AP 算法用于 DOA 估计。该算法适用于信号源个数已知且与实际一致, 回波信号

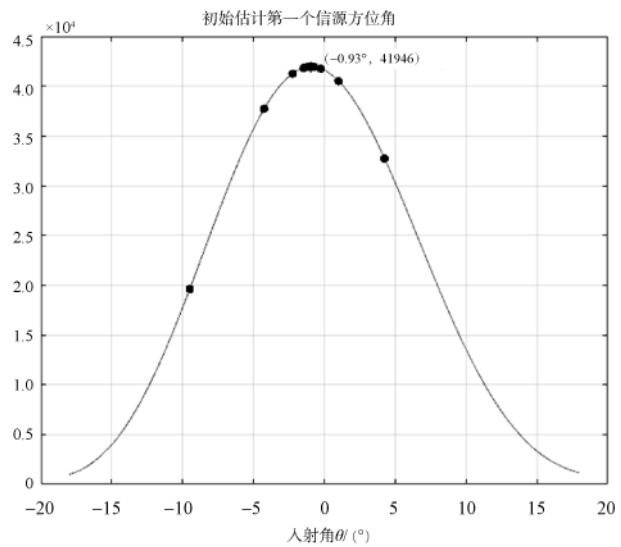


图 4 基于斐波那契数列法搜索峰值点效果图

相干, 低信噪比采样点比较少的场景。给出了相关算法的公式及其详细的推导过程, 并在均匀线阵上应用本文算法, 仿真验证了算法的有效性和高效性, 且证明了算法对相干信号 DOA 估计的能力。

参考文献

- [1] SHAN T J, WAX M, KAILATH T. On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1985, 33(4): 806–811.
- [2] 高世伟. 关于相干信号高分辨问题[D]. 成都: 电子科技大学, 1996.

(下转第 152 页)

由表 1 所示, 利用有无人算法处理后的数据, 3 m 时其中有 1 人未能检测准确外, 其余均能正确识别, 60 人次能正确识别 59 人次, 其整体检测准确率在 98% 以上, 检测可信度高, 可排除皮沙发的干扰。

4 结论

本文在针对智能家居环境中皮沙发的干扰, 提出一种判断策略方法, 通过人体呼吸信号的频率范围是否有峰值来做初步判定, 然后再根据大数据分析取得 Ratio 的经验阈值来排除皮沙发的干扰, 最后通过天线数是否达到阈值做最终判定, 这种层层相扣使得识别正确率较高, 整体达到 98% 以上, 使虚警减少。在判定有人的情况下, 可以进一步地去计算呼吸次数和心跳次数, 为家庭监护或者医疗监护提供更便捷的方法。

参考文献

- [1] 熊丁丁. 多通道毫米波雷达人体检测定位方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [2] 祝彬. 国外毫米波雷达制导技术的发展状况[J]. 中国航天, 2007(1): 40–43.
- [3] 郭晓翔. 雷达反隐身技术的发展及实现方法[J]. 信息化研究, 2008, 34(8): 3–5.
- [4] 郑睿, 李方东. 基于调频毫米波的安防移动机器人导航系统[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 105–113.
- [5] 黄旭, 牛洁. cTracker: 一种基于毫米波雷达传感器的室内人员快速检测与追踪系统[J]. 仪器仪表学报, 2020,

41(9):130–139.

- [6] 张仕阳, 刘成国, 段开源, 等. 毫米波雷达人员检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7):79–82.
- [7] 丁鹭飞, 耿富录, 陈建春. 雷达原理[M]. 第 4 版, 北京: 电子工业出版社, 2009: 22–30.
- [8] 李彦兵, 杜兰, 刘宏伟, 等. 基于微多普勒特征的地目标分类[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(12):5–15.
- [9] 陈超. FMCW 毫米波雷达目标特征提取及分类研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [10] LI YA, HUNG M H, HUANG S J, et al. A fully integrated 77 GHz FMCW radar system in 65nm CMOS [C]// Digest of Technical Papers of the Solid State Circuits Conference, 2010, 45(12):2746–2756.
- [11] 安东港. 基于毫米波雷达的生命体征信号检测研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.

(收稿日期: 2022-02-18)

作者简介:

梁庆真(1988-), 女, 硕士, 主要研究方向: 医学电子信号处理、雷达信号处理等。

周杨(1984-), 通信作者, 男, 硕士, 主要研究方向: 信号处理、模式识别, E-mail: yang.zhou@changhong.com。

张彭豪(1995-), 男, 硕士, 主要研究方向: 雷达信号处理、阵列信号处理。



扫码下载电子文档

(上接第 148 页)

- [3] 贾永康, 保铮. 利用多普勒信息的波达方向最大似然估计方法[J]. 电子学报, 1997, 25(6):71–76.
- [4] ZISKIND I, WAX M. Maximum Likelihood Localization of Multiple Sources by Alternating Projection [J]. IEEE Trans. on ASSP, 1988, 36(10):1101–1103.
- [5] 龚鹏, 栗苹, 季成. 基于交替投影迭代算法的最大似然方位估计[J]. 探测与控制报, 2003, 25(4):47–50.
- [6] 邵朝, 卢光跃, 保铮. 结合交替分离(AS)和交替投影(AP)算法 ASAP 算法[J]. 中国科学 E 编·信息科学, 2004, 34(4):448–456.
- [7] 王永良. 空间谱估计理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [8] 王布宏, 王永良, 陈辉, 等. 相干信源波达方向估计的广义最大似然算法 [J]. 电子与信息学报, 2004, 26(2): 225–232.
- [9] 陈辉, 王永良. 空间谱估计算法结构及仿真分析[J]. 系统工程与电子技术, 2001(8):76–79.
- [10] 朱根生. 米波雷达测高方法研究及实现 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.

[11] 杨克虎, 保铮. 相干信号源最大似然波达方向估计的分辨性能[J]. 电子学报, 1995(12):33–37.

[12] TSAKALIDES P, NIKIAS C L. Maximum likelihood localization of sources in noise modeled as a stable process [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43:2700–2713.

[13] 恽小华, 王莉. 基于最大似然算法的空间谱估计测向性能分析[J]. 电子学报, 1996, 24(12):70–72.

[14] STOICA P, NEHORAI A. Mode, maximum likelihood and Cramer–Rao bound: conditional and unconditional results [C]// International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990.

[15] STOICA P, NEHORAI A. MUISC, Maximum likelihood, and Cramer–Rao bound [C]// International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988.

(收稿日期: 2021-12-26)

作者简介:

陈佳(1988-), 男, 工学学士, 工程师, 主要研究方向: 电子战技术、雷达技术。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所