

基于支持向量机的无人机定位信号分离算法研究

李晓辉 方坤* 樊韬 刘佳文 吕思婷
(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室 西安 710077)

摘要: 为了解决无人机(UAV)无源定位中难以从多径干扰严重的环境中提取无人机定位信号的问题, 该文提出一种基于支持向量机(SVM)的无人机定位信号分离算法, 在SVM模型训练时, 通过计算无人机相邻数据集之间的欧氏距离获取信息熵, 为SVM映射高维空间提供模型数据。在此基础上, 加入映射函数阈值软边界, 使模型具有参数自适应调整能力, 来适应无人机运动灵活所导致的数据差异。最后构建了观测者操作特性曲线获取无人机定位信号分离结果。仿真结果表明所提算法能够有效分离无人机定位信号与噪声, 在多径干扰严重的情况下具有较高的信号分离准确率。

关键词: 无人机定位; 支持向量机; 信息熵; 噪声分离

中图分类号: TN911.7; TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)09-2601-07

DOI: 10.11999/JEIT200725

Research on Unmanned Aerial Vehicle Location Signal Separation Algorithm Based on Support Vector Machines

LI Xiaohui FANG Kun FAN Tao LIU Jiawen LÜ Siting
(State Key Laboratory of ISN, Xidian University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to solve the problem that it is difficult to extract the Unmanned Aerial Vehicle (UAV) positioning signal from the environment with severe multipath interference in the passive positioning of the UAV, a UAV positioning signal separation based on Support Vector Machines (SVM) algorithm is proposed. During the training of the SVM model, the information entropy is obtained by calculating the Euclidean distance between the adjacent data sets of the UAV, and the model data is provided for the SVM to map the high-dimensional space. On this basis, the soft boundary of the threshold of the mapping function is added to make the model have the ability to adjust parameters adaptively to adapt to the data difference caused by the flexible movement of the UAV. Finally, an observer operating characteristic curve is constructed to obtain the result of UAV positioning signal separation. The simulation results show that the proposed algorithm can effectively separate the UAV positioning signal and noise.

Key words: Unmanned Aerial Vehicle (UAV) positioning; Support Vector Machines (SVM); Information entropy; Noise separation

1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)凭借自身的灵活性、可操作性和体积小等优势在国防、农业和军事等诸多领域有着广泛的应用。无人机的信号识别分离对其稳定性以及安全性起着十分重要的作用^[1,2]。在对无人机进行无源定位时, 地面障碍物所引起的多径噪声干扰具有不确定性和不同位置的无关性导致无法对无人机进行实时无源定位^[3]。

在对无人机进行定位时, 现有无人机定位信号

分离的研究主要基于信号的功率信息、相位信息以及信号功率与相位信息的结合^[4]。文献^[5,6]对基于匹配滤波器和能量检测接收机的门限法进行了详细分析, 基于信号功率提出了最优门限设定算法, 从而将噪声和多径的影响降到最小。但在信噪比较小时, 算法的定位性能较差。文献^[7]提出一种基于时频域匹配滤波的多径雷达信号直接估计方法, 但该方法对无人机多普勒频移所导致的相位变化有较高的要求。文献^[8]提出一种基于Renyi熵的分数低阶双模盲均衡算法, 利用Renyi熵提高算法的收敛速度, 并使用分数低阶统计量增强对脉冲噪声的抑制能力。但其仅对脉冲噪声有较好的抑制效果。文献^[9]推导了广义相关熵的性质, 提出基于广义相关

熵的波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计新方法,实现脉冲噪声环境下的DOA估计,但该方法利用了多天线阵列的DOA信息,无法实现单天线情况下对无方向性的目标信号进行分离提取。文献[10,11]提出基于匹配滤波的相干到达时间(Time Of Arrival, TOA)估计算法和基于能量检测(Energy Detection, ED)的非相干TOA估计算法。但前者需要本地信号和较高的采样速率;后者无人机定位精度较低。文献[12]提出多径的密集性是一个可以利用的特性,因此提出了基于信息熵的生存信息势估计算法,但该算法应用场景单一,无法对参数进行自适应的调整。文献[13]提出一种基于信号相似度和空间位置的K近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法。通过平衡信道状态信息差和信号传播距离来获得无人机定位信息,但其仅适用于在距离较小的场景下对无人机信号进行重构。

针对上述问题,本文提出一种基于信息熵的支持向量机(Support Vector Machines, SVM)算法,对无人机所反射的移动通信信号进行信号分离,实现无源定位。在SVM模型构建时,引入信息熵核函数,在求解过程中迭代更新欧氏距离,寻找最佳的信息熵数据特征。解决了只依据信号功率和相位变化无法对无人机信号以及多径干扰进行分离的问题;在SVM模型映射阶段引入软边界,避免无人机信息熵数据产生过拟合,提升SVM模型的观测者操作特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)阈值自适应选择能力。在高维空间中,对信息熵数据进行内积并对其进行泰勒展开,忽略余项,降低算法的复杂度。本文通过仿真验证了在多径环境下,本文所提SVM模型能够对无人机反射信号进行有效分离。

2 系统模型

在利用移动通信信号进行无人机定位过程中,移动通信信号无方向性、功率较小、信号采样率过小以及环境噪声复杂导致无法对无人机反射信号进行分离,所以建立如图1所示的无人机反射移动通信信号系统模型对无人机进行定位数据采集测试。

在室外较为空旷的环境条件下,无人机所处环境不存在墙体等遮挡物,故接收基站收到的无人机反射信号可以分为3部分,无人机反射直达波信号、多径干扰信号以及高斯噪声信号。因此建立无人机定位信号模型为

$$\hat{y} = y + \sum_{m=1}^M e_m + N \quad (1)$$

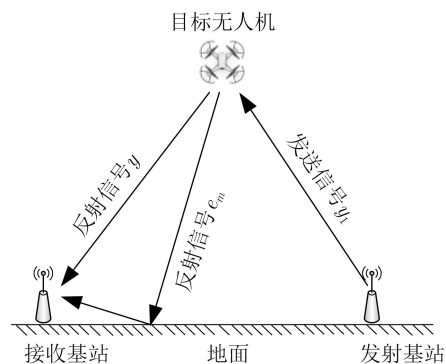


图1 定位信号模型框架

其中, \hat{y} 为接收信号, y 为无人机反射直达波信号, e_m 为非视距因素导致的第 m 条多径干扰信号, N 为噪声误差。

在对无人机定位信号传播过程中的信号时延与相位偏移分析后,式(1)可以细化为

$$\hat{y}(t) = \alpha_0 F(t - \tau_0) \cos(\theta_0) + \sum_{m=1}^M \alpha_m F(t - \tau_0 - \tau_m) \cdot \cos(\theta_0 + \theta_m) + N(t) \quad (2)$$

其中,式(1)中的 y 等于 $\alpha_0 F(t - \tau_0) \cos(\theta_0)$, $\sum_{m=1}^M e_i$ 等于 $\sum_{m=1}^M \alpha_m F(t - \tau_0 - \tau_m) \cos(\theta_0 + \theta_m)$, N 等于 $N(t)$ 。 F 表示所发送的移动通信信号。 α_0 和 α_m 分别表示无人机直达波信号的增益和第 m 条多径的增益。 τ_0 和 τ_m 分别表示无人机直达波信号的时延和第 m 条多径时延。 θ_0 是无人机直达波信号相位, θ_m 是第 m 条多径相位。

在分析系统模型以及实际测试数据后发现,由于发送基站功率低,无人机反射面过小, $y, \sum_{m=1}^M e_i$ 与 N 无法使用基于信号功率或相位的方法实现定位信号分离。为解决该问题,本文提出基于SVM的无人机定位信号分离算法,通过获取无人机反射信号功率以外的信息熵数据特征,将其作为SVM的内核函数进行高维空间映射,实现了无人机定位信号分离。

3 基于SVM无人机定位信号分离方法

在对无人机进行定位过程中,本文提出基于信息熵的SVM定位信号分离模型,提取无人机定位信息熵数据作为SVM内核函数进行维度映射。无人机定位信号随机分布的概率越均匀,信息熵越大,反之越小,所以无人机定位信号与噪声归一化后的信息熵数据和多径噪声数据有较明显的区别^[9]。通过信息熵数据在高维空间的映射,SVM模型实现了对无人机定位信号的提取分离。

3.1 无人机信息熵提取

由于直达波信号时延与多径信号时延不同，因此，当无人机直达波信号到达接收基站时，接收信号的信息熵会降低。可以根据这一特征，将无人机信息熵作为SVM核函数来实现无人机定位信息分离。

根据香农公式，一个随机变量 X 的信息熵^[14]可以定义为

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \lg p(x) \quad (3)$$

由式(3)可以得到无人机信息熵为

$$H = -(p_1 \times \lg p_1 + p_2 \times \lg p_2 + p_3 \times \lg p_3) \quad (4)$$

其中， p_1 表示无人机反射直达波信号出现的概率， p_2 表示多径反射信号出现的概率， p_3 表示高斯噪声出现的概率。

结合式(4)与无人机定位模型进行分析，可以得到式(5)

$$H = \begin{cases} -p_3 \times \lg p_3, & \text{UA} = 0 \\ -(p_1 \times \lg p_1 + p_3 \times \lg p_3), & \text{UA} = 1, \text{UN} = 0 \\ -(p_1 \times \lg p_1 + p_2 \times \lg p_2 + p_3 \times \lg p_3), & \text{UA} = 1, \text{UN} = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中，UA = 0表示不存在无人机，UA = 1表示存在无人机，UA = 1, UN = 0表示存在无人机且无人机多径反射信号未到达接收基站时，UA = 1, UN = 1表示存在无人机且无人机多径反射信号到达接收基站。由式(5)可知，无人机定位信息熵在接收基站收到无人机的反射信号后会降低，当无人机反射多径信号到达接收基站时，信息熵数据会再次降低。而这一特征对于无人机定位信号分离具有重要意义。在对无人机定位信息采样、数据集重组以及获取欧氏距离后，每组数据集被分为训练子集和测试子集。以训练子集的欧氏距离小于当前数据集标准差的个数与测试子集的最大欧氏距离之比作为无人机定位信号出现的概率^[14]。

对无人机信号 $\hat{g}(t)$ 进行多次数据集采样： $x(1), x(2), x(3), \dots, x(n)$ ，共 n (由交叉验证可以得到， n 在后文仿真中所使用的长度为一帧序列长度的3.5倍)个数据集，保证足够的无人机定位信息用以模型训练。

将无人机每组数据集按采样序列号进行排序，并重建为两组 l 维向量 $\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}_i &= [x(i), x(i+1), \dots, x(i+l-1)], \\ & \quad i = 1 \sim n-l+1 \\ \mathbf{X}_j &= [x(j), x(j+1), \dots, x(j+l-1)], \\ & \quad j = 1 \sim n-l+1 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中， l 取决于所选序列的长度，至少包含一帧序列。当 i, j 值确定，并且 $i = j$ 时， $\mathbf{X}_i = \mathbf{X}_j$ 。当 $i \neq j$ 时， \mathbf{X}_j 作为 \mathbf{X}_i 的其余向量。继而求得在短时间内(默认无人机极短时间内位置不变)无人机定位数据集之间的欧氏距离，用以后续无人机定位信息熵的提取。

$d_{i,j}$ 定义为对应数据集 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 之间的欧氏距离中差值最大的一个，使得阈值可以涵盖当前整个数据集

$$d_{i,j} = \max_{k=0 \sim l-1} [|x(i+k) - x(j+k)|], \quad i \neq j \quad (7)$$

设定相似容限 $r = \kappa\psi$ ，其中 ψ 为发射基站所使用的本地数据的标准差， κ 通过对接收基站所收到的数据与发射基站所使用的本地数据进行交叉验证得到^[15](后文仿真中取 $\kappa = 0.25$)，对每一个 i 值，统计 $d_{i,j} \leq r$ 的数目，并记作 $n_{i,j}(r)$ ；获取 $n_{i,j}(r)$ 与剩余采样点总数 $n-l$ 的比值 $C_i^l(r)$ ，即

$$C_i^l(r) = \frac{1}{n-l} n_{i,j}(r), \quad i = 1 \sim n-l+1 \quad (8)$$

对所有的 i 值，求 $C_i^l(r)$ 的对数平均。由于无人机反射直达波信号微弱，与多径噪声差异过小，所以对其求对数平均，便于后续的数据读取。记作 $\varphi^l(r)$

$$\varphi^l(r) = \frac{1}{n-l+1} \sum_{i=1}^{n-l+1} \ln C_i^l(r) \quad (9)$$

令维数 $l = l+1$ ，重复式(6)–式(9)，得到

$$\varphi^{l+1}(r) = \frac{1}{n-l} \sum_{i=1}^{n-l} \ln C_i^{l+1}(r) \quad (10)$$

通过对数据的重复计算，保证了无人机定位数据的遍历性，得到此序列的信息熵

$$\text{ApEn}(l, r) = \varphi^l(r) - \varphi^{l+1}(r) \quad (11)$$

在获取无人机信息熵后，对信息熵进行内积，将其作为SVM内核函数，建立SVM模型。

3.2 无人机信息熵数据的SVM映射

在获取信息熵函数后，构建SVM决策函数，决策函数 $f(T)$ 由 $\text{ApEn}(l, r)$ (后续用 T 表示 $\text{ApEn}(l, r)$)所映射的核函数作为判断依据。如图2所示，依据信息熵以及信号功率对数在高维度对无人机信号进行分离，解决了简单2维空间中只依据信号功率特征无法对无人机信号以及多径干扰进行分离的问题。

图2中，蓝色和黑色圆圈表示无人机定位信号与多径噪声，黄色平面为ROC面，虚圆圈表示被SVM模型分类在ROC面下的数据集(噪声数据)。由ROC确定无人机信号与多径噪声的分离阈值。ROC随定位接收信号的变化而变化。

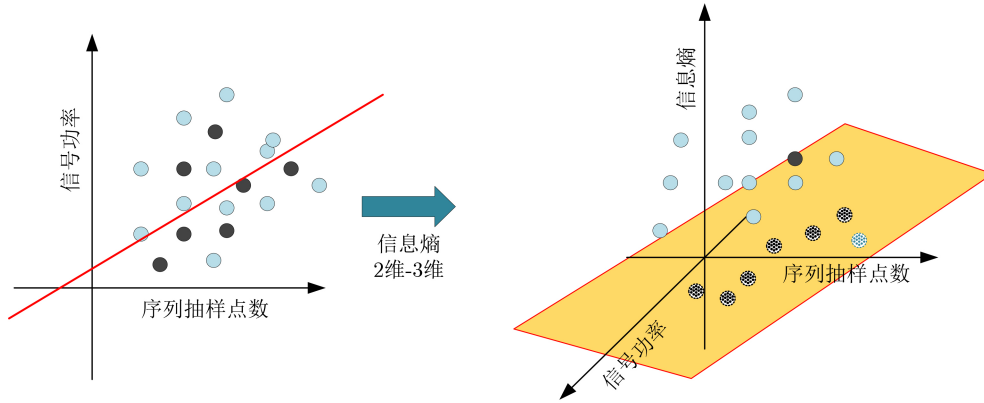


图2 SVM映射逻辑图

无人机的信息熵数据表示为 $\mathbf{W} = \{(T_i, f_i) | i = 1, 2, \dots, N_{\text{all}}\}$ 。决策结果为 f_i , $f_i \in \{-1, +1\}$ 分别是假设为 H_0 和 H_1 的2元类标签^[16](在本文中, H_0 表示多径干扰信号, H_1 表示无人机定位信号)。 N_{all} 为训练样本数。SVM模型利用ROC对信号进行分类。分类决策函数表示为

$$f(T) = \text{sign}(\mathbf{w} * \phi(T) + b) \quad (12)$$

其中, \mathbf{w} 和 b 分别是加权向量和偏差。 $\phi(T)$ 作为映射函数, 将无人机信号映射到高维空间, 用于信号分离。符号函数 $\text{sign}(x)$ 定义为

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} +1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (13)$$

为解决无人机定位信号过拟合问题, 本文引入软边界增加模型对无人机运动灵活的适应性。在映射函数中增加松弛变量作为ROC软边界, 使得SVM模型可以自适应地调整ROC的阈值, 同时保证了当无人机定位环境发生变化时, SVM模型仍然具有一定的适用性。优化后的ROC表示为

$$\left. \begin{aligned} \min_{\mathbf{w}} & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right) \\ \text{s.t. } & f_i [(\mathbf{w} \times \phi(T_i) + b)] \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中, ξ_i 为软边界松弛变量, C 为惩罚因子。为了降低计算复杂度, 保证无人机定位实时性, 对式(14)进行重构, 可以得到

$$\begin{aligned} L_a &= (\mathbf{w}, b, \alpha, \beta) \\ &= \|\mathbf{w}\|^2 / 2 + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right) \\ &\quad - \sum_{i=1}^l \alpha \{ f_i [\mathbf{w} \times \phi(T_i) + b] - 1 + \xi_i \} - \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i \end{aligned} \quad (15)$$

对式(15)进行求解得到

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L_a(\mathbf{w}, b, \alpha, \beta)}{\partial(\mathbf{w})} = 0 &\Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i f_i \phi(T_i) \\ \frac{\partial L_a(\mathbf{w}, b, \alpha, \beta)}{\partial(b)} = 0 &\Rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i f_i = 0 \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

结合式(14)和式(16), 得到SVM最优超平面

$$\left. \begin{aligned} \max_{\alpha} & \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i \alpha_j f_i f_j K(T_i, T_j) \\ \text{s.t. } & \sum_{i=1}^l f_i \alpha_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, N_{\text{all}} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中, $K(T_i, T_j) = \phi(T_i) * \phi(T_j)$ 表示无人机信息熵数据内积所得到的核函数。由于无人机多径噪声分布的无规律性以及定位信号受到噪声导致信息熵减小的特征, 无人机信息熵数据经过内积后会有较明显差异^[17]。通过式(12)与式(17), 对分类决策函数重新定义

$$f(T) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l \alpha_i f_i K(T_i, T_j) + b \right] \quad (18)$$

利用核函数 $K(T_i, T_j)$ 将数据映射到高维空间。并通过线性超平面ROC分离无人机直达波信号与多径噪声。校正后的核函数^[18]为

$$K(T_i, T_j) = e^{-\|T_i, T_j\|_2^2 / (2\sigma^2)} \quad (19)$$

其中, σ 为归一化的无人机信息熵函数方差值, 令 $\theta = -1/(2\sigma^2)$, 式(19)可以写为

$$\begin{aligned} K(T_i, T_j) &= e^{\theta \|T_i, T_j\|_2^2} \\ &= e^{\theta (\|T_i\|_2^2 + \|T_j\|_2^2)} e^{2\theta T_i T_j} \end{aligned} \quad (20)$$

为降低计算复杂度, 将 $e^{2\theta T_i T_j}$ 进行泰勒展开 $e^{2\theta T_i T_j} = 2\theta \left(\sum_{i=1}^l \frac{(T_i T_j)^i}{i!} + o((T_i T_j)^l) \right)$, 忽略其中的 $o((T_i T_j)^l)$ 余项。式(20)可以被改写为

$$K(T_i, T_j) = \sum_{i=0}^l \sqrt{2\theta/l!} T_i^l e^{\theta \|T_i\|_2^2} \sum_{j=0}^l \sqrt{2\theta/l!} T_j^l e^{\theta \|T_j\|_2^2} \quad (21)$$

由式(14)与式(21)可以得到最终的映射函数为

$$\phi(T_i) = e^{\theta \|T_i\|_2^2} [\sqrt{2\theta/0!} T_i^0, \sqrt{2\theta/1!} T_i^1, \dots, \sqrt{2\theta/l!} T_i^l]^T \quad (22)$$

计算由式(22)获取的分类判决函数并联合信号功率对数得到ROC曲面，从而建立SVM模型得到分类结果。在分离出无人机信号后，使用加权最小二乘(Weighted Least Square, WLS)定位，得到无人机坐标。本文所提算法步骤如表1所示。

4 仿真分析

为了证明本文所提算法的有效性，对无人机定位数据在如图3所示环境下进行实验验证。

无人机在半径为63.66 m的红色圆圈范围内不规则飞行。信号发射基站与接收基站距离300 m。无人机距离地面10 m。在表2的参数下，建立基于信息熵的SVM模型用以对所提算法进行验证。该模型在Python3.6版本上进行建模仿真。

模型分类结果如图4所示，黄色圆圈为噪声信号，紫色圆圈为分离出的无人机定位信号。横轴为归一化处理后的信号功率对数，纵轴为归一化处理后的信息熵。对图4进行分析，模型将信息熵引入SVM，当无人机定位信号直接到达接收基站后，

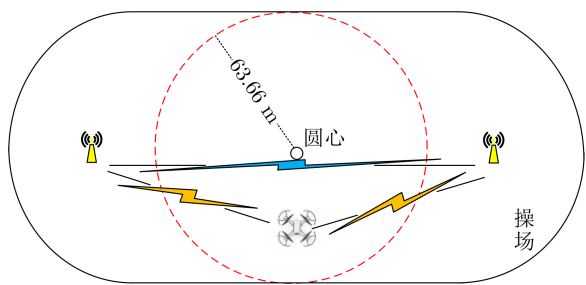


图3 实验测试环境

表1 基于信息熵的SVM定位信息分离

输入：定位数据 \hat{G} ，发送信号 F ，输出：目标定位信号	
(1)信号抽样，并对信号进行分类，计算数据距离 $d_{i,j}$;	
(2)计算数据对数平均 $\phi^l(r)$ ，重复计算 $n-l$ 次，保证数据遍历性;	
(3)获取定位数据信息熵 $ApEn(l, r)$;	
(4)定义SVM模型决策函数 $f(T)$ 以及映射函数 $\phi(T)$;	
(5)引入松弛变量 ξ_i ，防止定位数据过拟合;	
(6)获取ROC平面以及定位数据信息熵内积函数 $K(T_i, T_j)$;	
(7)得到优化的映射函数 $\phi(T_i)$ ，模型建立完毕，并对目标定位信号进行分离。	

基站接收信号的信息熵会降低。而当接收基站收到其他反射体所反射的信号时，这部分作为多径噪声会进一步导致信息熵数据的降低，根据这一特征，将信息熵映射到SVM高维空间归一化后，噪声的信息熵会低于UAV定位信号信息熵，因此基于信息熵的SVM模型可以有效地将无人机直达波信号与多径噪声进行分离。

基于信息熵的SVM模型所得到的定位信号分离结果，如表3所示。

查全率Acc和查准率Recall可以表示为式(23)与式(24)

$$Acc = \frac{N_{\text{eff}}}{N_{\text{all}}} \quad (23)$$

其中， N_{eff} 表示被模型正确判定为含有无人机定位信号的数据集， N_{all} 表示总的接收信号数据集。

$$Recall = \frac{N_{\text{eff}}}{N_{\text{acc}}} \quad (24)$$

其中， N_{acc} 表示被模型判定为含有无人机定位信号的数据集，该数据包含被模型正确判定以及被模型误判的数据集。由表3可以得到，当训练集个数占总的数据集个数的70%时，模型对于无人机定位信号的查准率达到0.966。查全率为0.957。仿真表明，基于信息熵的SVM定位信号提取模型可以有效地将无人机定位信号与噪声进行分离，有效地解决了无人机定位过程中，无人机定位信号与多径噪声难以分离的问题。

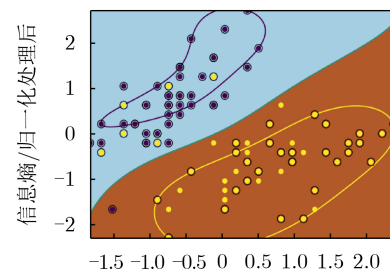


图4 模型分类结果

表2 仿真参数

参数	值	参数	值	参数	值
基站距离	300 m	信号功率	0.08 W	载波频率	2 GHz
目标反射面积	0.02 m ²	FFT点数	2048	接收机采样率	15 MHz

表3 SVM模型准确率

训练集/数据集：0.6		训练集/数据集：0.7	
查全率	0.968	查全率	0.957
查准率	0.953	查准率	0.966

分离后的无人机信号与多径噪声信号如图5所示。由图5可以得到,在接收基站处所接收到的无人机信号由于多径噪声的影响以及信号功率过小,已经无法保持发送信号的包络曲线,失去了发送信号良好的互相关与自相关特性。在对所提取出的无

人机定位信号进行还原后,为验证其是否具有原始发射信号所具有的特征,对其进行自相关,经过SVM模型分离出的无人机定位信号与原始发射信号都具有良好的自相关性,这一结果更加证明了SVM模型的有效性。

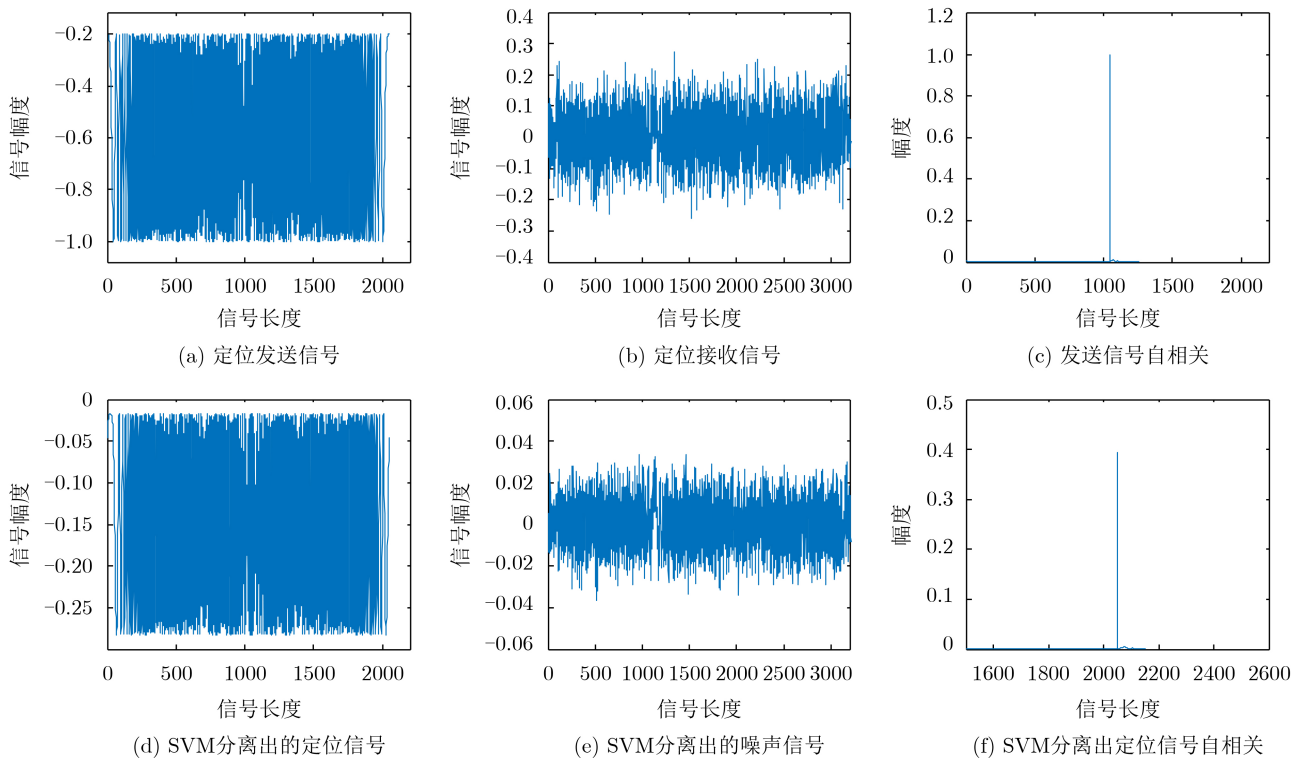


图5 SVM目标信号提取

由图6可得,当使用ED接收机、SVM和KNN分离无人机定位信号时,检测准确率(查全率与查准率的平均值)随目标发现率的增加而增加,在相同目标发现率下,信噪比以及信号能量越大,无人机分离精度越高。对比-15 dB和-20 dB, SVM与KNN方法的检测精度优于ED接收机。由于移动通信基站的采样率以及发射功率较低,ED接收机

无法根据信号功率去分离无人机信号与噪声,导致分类准确率较低。而在-15 dB和-20 dB情况下,仿真结果表明随着目标发现率增加, SVM模型相对KNN有更加良好的表现。SVM利用信息熵作为核函数映射在高维空间进行信号分离,利用了无人机定位信号信息熵降低的特性,而无人机定位信号功率与多径噪声功率差异不明显导致KNN无法提取出定位信号功率特征用以信号分离。并且本文所提出的软边界使得SVM模型具有了参数自适应调整能力,当目标发现率变化时, SVM参数可以自适应地调整,但KNN算法参数不具有自适应调整特性,因此KNN仅适用于较近距离下的无人机定位信息获取。

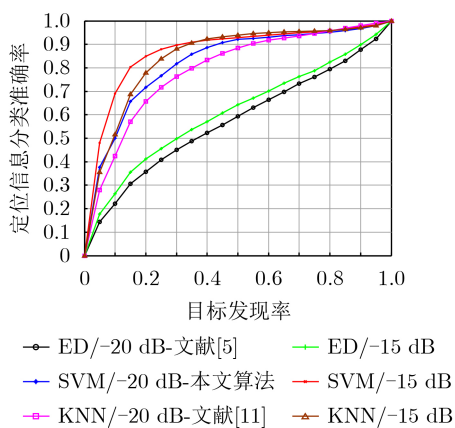


图6 无人机信号分离算法对比

5 结论

在多径环境下对室外无人机进行无源定位主要存在的问题是无人机定位信号无法与噪声分离。本文提出基于信息熵的SVM定位信号分离算法。通过获取原始信号的信息熵,使用欧氏距离对数据进行均衡,保证数据的有效性。将信息熵作为SVM

的内核函数时, 对其进行处理, 降低空间复杂度, 提高无人机定位模型实时性。联合信息熵与信号功率对数, 构建ROC平面最终实现了利用SVM模型对无人机定位信号进行分离。

参考文献

- [1] QU Yaohong, WU Jizhi, XIAO Bing, *et al.* A fault-tolerant cooperative positioning approach for multiple UAVs[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 15630–15640. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2731425](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2731425).
- [2] GALKIN B, KIBILDA J, and DASILVA L A. A stochastic model for UAV networks positioned above demand hotspots in urban environments[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 6985–6996. doi: [10.1109/TVT.2019.2916429](https://doi.org/10.1109/TVT.2019.2916429).
- [3] PENG Jing, ZHANG Ping, ZHENG Lanxiang, *et al.* UAV positioning based on multi-sensor fusion[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 34455–34467. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2974285](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2974285).
- [4] ZHU Yuhong, MA Tengfei, LI Zhijun, *et al.* NLOS identification and correction based on multidimensional scaling and quasi-accurate detection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 53977–53987. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2906866](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2906866).
- [5] WU Shixun, ZHANG Shengjun, and HUANG Darong. A TOA-based localization algorithm with simultaneous NLOS mitigation and synchronization error elimination[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2019, 3(3): 1–4. doi: [10.1109/LENS.2019.2897924](https://doi.org/10.1109/LENS.2019.2897924).
- [6] GUO Qing, KE Wei, and TANG Wanchun. Wireless positioning method based on dynamic objective function under mixed LOS/NLOS conditions[C]. 2018 Ubiquitous Positioning, Indoor Navigation and Location-Based Services (UPINLBS), Wuhan, China, 2018: 1–4. doi: [10.1109/UPINLBS.2018.8559838](https://doi.org/10.1109/UPINLBS.2018.8559838).
- [7] YU Xiaohan, CHEN Xiaolong, HUANG Yong, *et al.* Radar moving target detection in clutter background via adaptive dual-threshold sparse Fourier transform[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 58200–58211. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2914232](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2914232).
- [8] 马济通, 邱天爽, 李蓉, 等. 脉冲噪声下基于Renyi熵的分数低阶双模盲均衡算法[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(2): 378–385. doi: [10.11999/JEIT170366](https://doi.org/10.11999/JEIT170366).
MA Jitong, QIU Tianshuang, LI Rong, *et al.* Dual-mode blind equalization algorithm based on Renyi entropy and fractional lower order statistics under impulsive noise[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 378–385. doi: [10.11999/JEIT170366](https://doi.org/10.11999/JEIT170366).
- [9] 蔡睿妍, 杨力, 钱杨. 脉冲噪声下基于相关熵的相干分布源DOA估计新方法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(11): 2600–2606. doi: [10.11999/JEIT200325](https://doi.org/10.11999/JEIT200325).
CAI Ruiyan, YANG Li, and QIAN Yang. A novel DOA estimation method for coherently distributed sources based on correntropy in the impulsive noise[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(11): 2600–2606. doi: [10.11999/JEIT200325](https://doi.org/10.11999/JEIT200325).
- [10] ZHAO Yongsheng, HU Dexiu, Zhao Yongjun, *et al.* Multipath TDOA and FDOA estimation in passive Bistatic radar via multiple signal classification[C]. The 20th International Radar Symposium (IRS), Ulm, Germany, 2019: 1–6. doi: [10.23919/IRS.2019.8768128](https://doi.org/10.23919/IRS.2019.8768128).
- [11] CHENG Lan, WANG Kai, REN M F, *et al.* Comprehensive analysis of multipath estimation algorithms in the framework of information theoretic learning[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 5521–5530. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2793896](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2793896).
- [12] KHAN U, YE Yunxing, AISHA A U, *et al.* Precision of EM simulation based wireless location estimation in multi-sensor capsule endoscopy[J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2018, 6: 1–11. doi: [10.1109/JTEHM.2018.2818177](https://doi.org/10.1109/JTEHM.2018.2818177).
- [13] WANG Boyuan, GAN Xingli, LIU Xuelin, *et al.* A novel weighted KNN algorithm based on RSS similarity and position distance for Wi-Fi fingerprint positioning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 30591–30602. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2973212](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2973212).
- [14] KHOUZANI M and MALACARIA P. Optimal channel design: A game theoretical analysis[J]. *Entropy*, 2018, 20(9): 675. doi: [10.3390/e20090675](https://doi.org/10.3390/e20090675).
- [15] ZHOU Di, ZHUANG Xiao, ZUO Hongfu, *et al.* Deep learning-based approach for civil aircraft hazard identification and prediction[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 103665–103683. doi: [10.1109/ACCESS.2020.2997371](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2997371).
- [16] SUN Xiankun, LIU Lan, LI Chengfan, *et al.* Classification for remote sensing data with improved CNN-SVM method[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 164507–164516. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2952946](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2952946).
- [17] BAO Jianrong, NIE Jianyuan, LIU Chao, *et al.* Improved blind spectrum sensing by covariance matrix Cholesky decomposition and RBF-SVM decision classification at low SNRs[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 97117–97129. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2929316](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2929316).
- [18] WU Xiaohe, ZUO Wangmeng, LIN Liang, *et al.* F-SVM: Combination of feature transformation and SVM learning via convex relaxation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(11): 5185–5199. doi: [10.1109/TNNLS.2018.2791507](https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2791507).

李晓辉: 女, 1972年生, 教授, 研究方向为宽带无线通信、无线资源管理。

方 坤: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为无人机信号定位。

樊 韬: 男, 1994年生, 博士生, 研究方向为宽带无线通信。

刘佳文: 男, 1995年生, 博士生, 研究方向为宽带无线通信。

吕思婷: 女, 1998年生, 博士生, 研究方向为宽带无线通信。

责任编辑: 余 蓉