

一种新的时分多址信号射频特征及其在特定辐射源识别中的应用

潘一苇* 彭华 李天昀 王文雅

(战略支援部队信息工程大学信息工程学院 郑州 450001)

摘要: 时分多址(TDMA)信号特定辐射源识别(SEI)的性能主要受限于突发数据的长度。为此, 该文提出一种新的射频特征, 从载波相位上揭示了相邻时隙的用户是否相同, 为相同用户的数据累积提供了依据。该文首先分析了特征的产生机理, 并给出了提取方法; 根据特征的统计特性, 推导了自适应的判决门限, 实现了相邻时隙用户身份的检测; 在此基础上, 设计了新的SEI处理流程, 通过数据累积打破了每个时隙单独识别的传统思维。实验结果表明: 该特征对噪声具备良好的鲁棒性, 能够实现相邻时隙用户身份的准确检测; 与传统做法相比, 新的处理流程能够有效改善TDMA信号SEI的性能。

关键词: 特定辐射源识别; 时分多址信号; 射频特征; 载波相位连续性

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)11-2661-08

DOI: 10.11999/JEIT190163

A Novel Radiometric Signature of Time-Division Multiple Access Signals and Its Application to Specific Emitter Identification

PAN Yiwei PENG Hua LI Tianyun WANG Wenya

(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: For Time-Division Multiple Access (TDMA) signals, the performance of Specific Emitter Identification (SEI) is primarily limited by burst duration. To remedy this shortcoming, a novel radiometric signature is presented, which reveals whether the users of the adjacent time slots are the same from a perspective of carrier phase, thereby providing the basis for data accumulation of the same user. First, the feature mechanism is introduced, as well as the extraction method. Thereafter, user identity detection of the adjacent slots is implemented with an adaptive threshold, which is derived from the distribution of the signature. Finally, a new SEI processing procedure is designed with data accumulation, which breaks the routine of identifying only one slot at a time. Simulation results demonstrate that the proposed signature is resilient against the noise, and can accurately detect the user identity of the adjacent slots. Compared with the traditional processing procedure, the proposed one can effectively improve the SEI performance of TDMA signals.

Key words: Specific Emitter Identification (SEI); Time-Division Multiple Access (TDMA) signals; Radiometric signature; Continuity of carrier phase

1 引言

特定辐射源识别(Specific Emitter Identification, SEI)即通过提取接收信号上能够体现辐射源个体差异的射频指纹特征, 实现对目标个体的识别^[1]。由于射频指纹特征不依赖通信内容, 且难以伪造, 因而SEI技术在战场频谱管理和无线网络安

全等军事和民用领域均具有重要的应用价值^[2-4]。

SEI的关键在于提取准确有效的射频指纹特征。根据来源不同, 现有特征主要分为推测特征和预定特征两类^[1]。顾名思义, 前者不具备明确的物理意义, 是在信号处理的过程中根据个体差异推测得到的; 而后者则是依据已知的特征机理预先定义的。推测特征主要来源于数学变换: 起初, 学者们利用傅里叶变换得到了许多特征, 主要包括频谱相关函数^[5]和积分双谱^[6]等; 后来, 小波变换^[7]和希尔伯特-黄变换^[8]也逐渐应用于指纹特征的提取。特别地, EM²算法^[8]以Hilbert时频谱图的能量熵和1阶2阶矩作为指纹特征, 取得了良好的识别效果; 在

收稿日期: 2019-03-20; 改回日期: 2019-06-05; 网络出版: 2019-06-14

*通信作者: 潘一苇 novakd@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401511, U1736107)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61401511, U1736107)

此基础上,学者们又相继从Hilbert谱图上提取了纹理、亮度以及平坦度等特征^[9,10]。与推测特征相比,预定特征更易于理解:文献[11]设计了无源辐射装备识别系统(PASSIVE RADiometric Device Identification System, PARADIS),从星座图上提取了相位误差、幅度误差以及I/Q偏置等6种特征,对138个无线设备的识别率超过了99%;在此基础上,文献[12]从星座轨迹图上提取了4种新的调制域特征,取得良好的效果;此外,功率放大器的非线性系数^[13]和射频振荡器的相位噪声特性^[14]也被视为有效的指纹特征。

然而,针对时分多址(Time-Division Multiple Access, TDMA)信号的SEI,现有特征容易受限于突发数据的长度。由于TDMA信号突发时间较短,数据量的不足往往会削弱指纹特征的精度和稳定度,从而影响识别效果。针对这一问题,本文提出了一种新的TDMA信号射频特征,并探讨了其在SEI中的应用。所提特征从载波相位的角度揭示了相邻时隙用户身份的潜在联系,使得单个时隙的SEI不再彼此独立;利用这种潜在的联系作为先验信息,累积同一用户的突发数据,进而改善现有特征的识别效果。

后续内容安排如下:第2节简述信号模型;第3节介绍新的射频特征;第4节探讨特征在SEI中的应用;第5节对算法的性能进行验证和分析;第6节总结全文。

2 信号模型

在TDMA通信网络中,每个用户终端都具备独立的调制解调器和收发天线,即为一个辐射源。不同终端通过时隙分配的方式复用同一载波,以突发的形式发送数据。突发数据是按照帧、时隙的层级结构进行组织管理的,如图1所示。从图1中可以看出,突发整体呈现为帧的周期性;每帧之内又分为若干时隙,时隙按照某种规律分配给用户终端,相邻时隙之间留有一小段的保护间隔。

针对SEI的应用背景,不妨假设信号的调制类型相同,暂不考虑不同终端调制类型各异特殊体

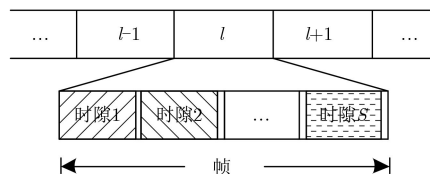


图1 TDMA突发数据结构

制。假设在一个帧周期内有 S 个时隙,第 i ($i = 1, 2, \dots, S$)个时隙接收信号的复基带波形可以表示为

$$r_i(t) = e^{j(2\pi f_i t + \theta_i)} \sum_k a_{i,k} g_i(t - kT_0 - \tau_i) + \omega_i(t) \quad (1)$$

其中, f_i , θ_i , τ_i 分别表示剩余频偏、载波初相和传输时延, $\{a_{i,k}\}$ 为发送符号序列, T_0 为符号周期, $g_i(t)$ 为等效的基带脉冲波形, $\omega_i(t)$ 是方差为 σ_ω^2 的复高斯白噪声。

3 TDMA信号射频特征

3.1 特征机理

辐射源的射频特征往往来源于发射机模拟电路的不完美。目前,直接复调制已然成为用户终端部署发射机信号链的首选架构^[15]。该技术通过模拟正交调制器(Analog Quadrature Modulator, AQM)直接将数/模转换器输出的I/Q信号调制到射频载波上,从而摆脱中频阶段和相关的滤波器。图2给出了直接变频发射机的典型结构^[15]。

对于TDMA信号,由于保护间隔较短,当相邻时隙分配给同一用户时,发射机中AQM的本振仍然维持原有的工作状态。换言之,在保护间隔期间,发射机只是停止了发送数据,而并没有停止既定的工作状态。因此,相邻时隙在载波相位上具有连续性——这正是由直接变频发射机的电路结构所致。显然,当相邻时隙分配给不同用户时,不同终端独立的发射机几乎无法复现这一现象。因此,载波相位的连续性是TDMA信号独特的射频特征。

3.2 特征提取

为了提取载波相位的连续性特征,本文定义相位预测误差 φ 作为衡量指标。

令 θ_i 表示第 i 个时隙实际的载波初相,根据第

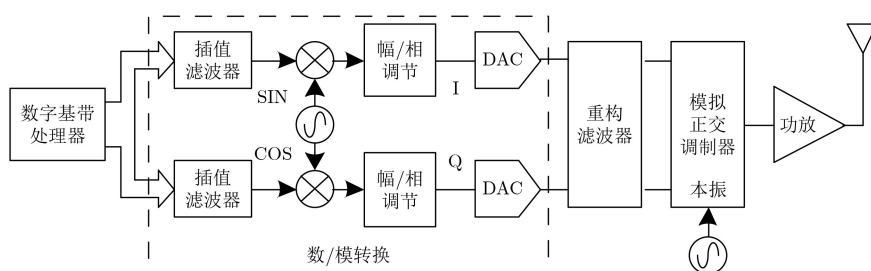


图2 直接变频发射机的典型结构

$i-1$ 个时隙的频偏 f_{i-1} 和初相 θ_{i-1} ，可以预测得到 θ_i 的估计值

$$\hat{\theta}_i = 2\pi f_{i-1}\Delta t + \theta_{i-1}, \quad i = 2, 3, \dots, S \quad (2)$$

其中， Δt 为相邻时隙起始时刻的时间差(包括突发持续时间和保护间隔)。则第 i 个时隙载波初相的预测误差可以表示为

$$\Delta\theta_i = \hat{\theta}_i - \theta_i = (2\pi f_{i-1}\Delta t + \theta_{i-1}) - \theta_i \quad (3)$$

注意到，对于I/Q正交调制，接收端往往会出相位模糊的情况。为了消除该影响，对误差 $\Delta\theta_i$ 进行修正

$$\Delta\tilde{\theta}_i = \Delta\theta_i \bmod \phi \quad (4)$$

其中， $x \bmod y$ 表示 x 模 y 的余数， ϕ 表示相位模糊的最小角度(特别地，对于QPSK调制， $\phi = \frac{\pi}{2}$)。此时， $\Delta\tilde{\theta}_i \in [0, \phi)$ 。为了表示方便，最终定义第 i 个时隙的相位预测误差为

$$\varphi_i \triangleq \begin{cases} \Delta\tilde{\theta}_i, & 0 \leq \Delta\tilde{\theta}_i < \frac{\phi}{2} \\ \Delta\tilde{\theta}_i - \phi, & \frac{\phi}{2} \leq \Delta\tilde{\theta}_i < \phi \end{cases} \quad (5)$$

显然， φ 的取值范围是 $[-\phi/2, \phi/2)$ ，其物理意义为依据前一时隙的状态对当前时隙载波初相的预测误差。

4 在SEI中的应用

TDMA信号的SEI，即识别每个时隙的用户身份。针对TDMA信号的SEI，传统做法是分别对单个时隙进行预处理、特征提取和分类识别，如图3所示。然而，这种做法忽视了时隙之间的相互关系。幸运的是，载波相位的连续性反映的正是相邻时隙的用户身份关系：载波相位的连续与否即意味着相邻时隙的用户身份是否相同。这就揭示了TDMA信号时隙之间的潜在联系，使得每个时隙的SEI不再是相互独立的。如果对载波相位的连续性加以有效地利用，即使在协议未知的情况下，本文仍然可以获悉相邻时隙的用户身份信息。以此作为先验信息，通过累积同一用户的突发数据，能够提高TDMA信号SEI的效果。

4.1 用户身份检测

令 ID_i 和 ID_{i-1} 分别表示第 i 个和第 $i-1$ 个时隙的用户身份， H_0 表示两个时隙的用户身份不同，

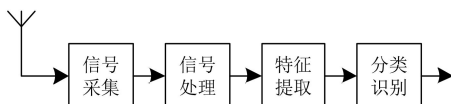


图3 传统的TDMA信号SEI处理流程

H_1 表示两个时隙的用户身份相同。因此，用户身份检测问题可以表示为如式(6)的二元假设检验模型

$$\left. \begin{aligned} H_0 : ID_i \neq ID_{i-1} \\ H_1 : ID_i = ID_{i-1} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

构造检测统计量 $X = \varphi$ 。根据分析，当 H_0 成立时，相邻时隙的载波相位是相互独立的， φ 的取值随机分布于区间 $[-\phi/2, \phi/2)$ ；反之，相邻时隙的载波相位存在连续性， φ 的取值接近于0，受信噪噪声的影响而波动。因此，检测统计量 X 服从如式(7)的分布

$$X \sim \begin{cases} U\left(-\frac{\phi}{2}, \frac{\phi}{2}\right), & H_0 \\ N(0, \sigma^2), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

其概率密度函数可以表示为

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{\phi}, & H_0 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), & H_1 \end{cases} \quad (8)$$

需要注意的是，式(7)中高斯分布的方差 σ^2 是未知的。因此，为了确定判决门限，首先需要估计 σ^2 。

假设接收信号的观察时长为 L 帧，则该 L 帧信号的相位预测误差向量可以记为

$$\phi = [\varphi_2^1, \varphi_3^1, \dots, \varphi_S^1, \varphi_2^2, \varphi_3^2, \dots, \varphi_S^2, \dots, \varphi_S^L]^T \quad (9)$$

其中， φ_i^j 表示第 j 帧第 i 个时隙的相位预测误差，向量 ϕ 的维数为 $L(S-1) \times 1$ 。计算 ϕ 中的每个元素的绝对值，并按照升序重新排列，将得到升序的向量记为 ψ 。图4展示了根据一段实际信号计算得到的升序向量(子图为放大的局部)，其中横轴是元素的取值，纵轴是元素的序号，曲线上坐标为 (x, y) 的点表示升序向量 ψ 中第 y 个元素的取值为 x 。值得强调的是，点 (x, y) 又可以理解为：在向量 ψ 中，取值不大于 x 的元素个数为 y ；即在 $L(S-1)$ 次蒙特卡洛实验中， $|\varphi|$ 的取值落在区间 $[0, x]$ 之内

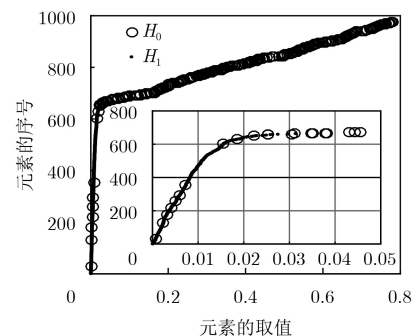


图4 根据一段实际信号计算得到的升序向量

的次数为 y 。因此,升序向量 ψ 曲线的物理意义则为统计量 $|X|$ 的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF)曲线。从图4中可以看出,曲线的前一部分主要聚集了 H_1 成立时的向量元素,曲线形状与高斯分布的CDF基本吻合;后一部分则散布着 H_0 成立时的向量元素,曲线近似直线,形状与均匀分布的CDF吻合。升序向量 ψ 前一部分元素真实地反映了高斯分布的特点,因此,本文可以利用 ψ 对 σ^2 进行估计。

假设利用向量 ψ 中前 M 个元素对高斯分布进行拟合,拟合得到的方差记为 $\hat{\sigma}_M^2$, 则拟合所得高斯分布的CDF可以表示为

$$\begin{aligned} F_M(x) &= \int_{-x}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_M^2}} e^{-\frac{t^2}{2\hat{\sigma}_M^2}} dt \\ &= \frac{2}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_M^2}} \int_0^x e^{-\frac{t^2}{2\hat{\sigma}_M^2}} dt \end{aligned} \quad (10)$$

因此,对于向量 ψ 中第 k ($k = 1, 2, \dots, M$) 个元素 ψ_k , 近似满足 $F_M(\psi_k) \approx k/M$ 。为了确定参与拟合的元素个数 M , 本文采用均方误差作为拟合优劣的衡量指标, 定义如式(11)所示

$$\text{MSE}(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (k - M \cdot F_M(\psi_k))^2 \quad (11)$$

通过遍历搜索最小均方误差, 从而得到元素个数的最优解 M_0

$$\begin{aligned} M_0 &= \arg \min_M \text{MSE}(M), \\ M &= 1, 2, \dots, L(S-1) \end{aligned} \quad (12)$$

此时, 利用向量 ψ 中前 M_0 个元素拟合得到的 $\hat{\sigma}_{M_0}^2$ 即为式(7)中高斯分布方差的估计值。

注意到, M_0 表示使向量 ψ 曲线与高斯分布的CDF曲线吻合程度最高的点数。换言之, 向量 ψ 的第 M_0 个元素也就是曲线前后两部分的分界点, 如图4所示。基于此, 可以得到判决门限和判决准则

$$\left. \begin{aligned} \gamma &= \psi_{M_0} \\ |X| &= |\varphi| \begin{cases} > \gamma & H_0 \\ < \gamma & H_1 \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

根据式(7)的分布, 对于给定的检测门限 γ , 漏警概率和虚警概率的表达式分别为

$$\left. \begin{aligned} P_m &= \Pr(|X| \geq \gamma | H_1) = \frac{2}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{\gamma}^{\frac{\psi}{2}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt \\ P_f &= \Pr(|X| < \gamma | H_0) = 2 \int_0^{\gamma} \frac{1}{\phi} dt = \frac{2\gamma}{\phi} \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

4.2 突发数据累积

根据式(13)中的判决准则, 本文实现了对相邻时隙用户身份的检测。在本节中, 利用检测结果作为先验信息, 将同一用户的多组突发数据进行累积, 通过增加数据量的方式提高TDMA信号SEI的效果。

目前, 常见的指纹特征主要提取于时域的波形^[5-10]或者调制域的星座点^[11,12]。无论时域抑或是调制域, 突发数据在累积之前都需要进行标准化处理, 尽可能排除无关因素的干扰。针对TDMA信号, 常见的干扰因素主要包括信号幅度、传输时延、剩余频偏和载波初相等。对于信号幅度, 可以采用归一化的处理方法; 而对于时延、频偏和相偏, 可以利用高精度的同步算法^[16,17]进行抵消, 此处不再赘述。假设在某一帧之内有连续 C 个时隙的用户身份相同, \mathbf{d}_i 表示第 i ($i = 1, 2, \dots, C$) 个时隙标准化处理后的数据, 则累积后的数据可以表示为

$$\mathbf{d} = [\mathbf{d}_1^T, \mathbf{d}_2^T, \dots, \mathbf{d}_C^T]^T \quad (15)$$

将数据 \mathbf{d} 视为一个整体提取指纹特征, 数据量的增加必然会改善指纹特征的精度和稳定性, 从而提高TDMA信号SEI的性能。

综上所述, 本文的算法步骤总结如下:

步骤 1 根据式(2)–式(5)计算每对相邻时隙的相位预测误差 φ_i , 并按式(9)形式汇总得到向量 ϕ ;

步骤 2 计算 ϕ 中的每个元素的绝对值, 并按照升序排列得到向量 ψ ;

步骤 3 根据式(11)和式(12)计算参与拟合的元素个数 M_0 , 代入式(13)得到判决门限 γ 并进行检测;

步骤 4 若 H_1 成立, 按照式(15)形式累积突发数据, 对数据 \mathbf{d} 提取指纹特征从而完成识别; 反之, 则无需累积, 直接提取特征进行识别。

图5给出了新的TDMA信号SEI处理流程。与传统做法(见图3)相比, 新的处理流程增加了用户身份检测模块和突发数据累积模块。其核心在于不再将每个时隙的SEI视为相互独立的事件, 而是利用载波相位的连续性特征, 累积相同用户相邻时隙

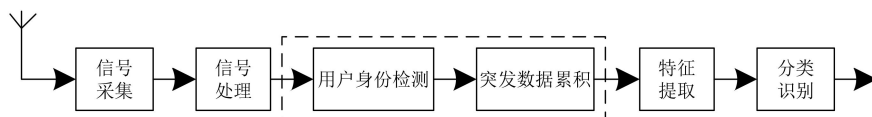


图5 新的TDMA信号SEI处理流程

的突发数据，通过增加数据量的方式改善了TDMA信号SEI的效果。

5 仿真实验

在本节中，本文分别对用户身份的检测性能和数据累积后的识别性能进行仿真实验。需要指出的是，由于仿真信号难以有效地模拟TDMA信号的载波相位连续性特征，本文采用实际信号对本文算法加以验证。实际接收信号来源于5个用户终端，采样率为800 kHz，信号的载波频率为1.4 GHz，符号速率为200 kBaud，采用QPSK调制。接收信号的观察时长为 $L = 122$ 帧，每帧有等长的 $S = 9$ 个时隙，单个时隙约有210个发送符号。在总数为 $L(S - 1) = 976$ 对相邻时隙，其中满足 H_1 成立的相邻时隙有650对，满足 H_0 成立的有326对。由于接收信号的信噪比 E_S/N_0 较高(超过40 dB)，几乎可以认为是没有噪声。在实验中，本文在实际信号中加入仿真产生的高斯白噪声，以此模拟不同信噪比的情况。

5.1 用户身份的检测性能

检测性能一般采用检测正确率进行衡量，定义如式(16)所示

$$P_c = 1 - \frac{n_m + n_f}{L(S - 1)} \quad (16)$$

其中， n_m 表示漏检(即 H_1 成立的情况错判为 H_0)个数， n_f 为虚检个数。

实验1 考察判决门限的合理性。观察式(13) $\gamma = \psi_{M_0}$ ，判决门限取自向量 ψ 第 M_0 个元素的数值。因此， M_0 的准确度将直接影响到判决门限的合理性。令 δ 表示相对于 M_0 的偏移量， $\psi_{M_0+\delta}$ 为向量 ψ 第 $M_0 + \delta$ 个元素的数值。实验1中，通过改变 δ 的取值，对比不同判决门限 $\gamma = \psi_{M_0+\delta}$ 的检测正确率。图6给出了在不同信噪比下1000次蒙特卡洛实验的平均结果，其中 $\delta \in (-50, 50)$ 。

从图6中可以看出，在信噪比 E_S/N_0 为10 dB, 14 dB, 18 dB和22 dB的情况下，平均检测正确率

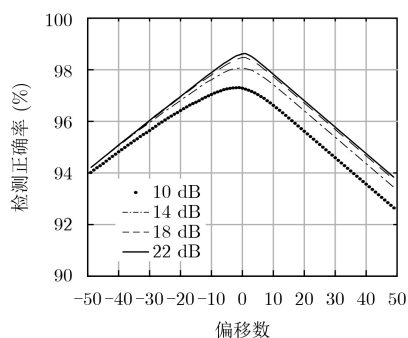


图6 不同判决门限下的检测正确率

的峰值分别位于偏移数 δ 为-1, -1, 0和1处，偏移数均很小。因此，根据式(12)计算得到的 M_0 准确性较高，判决门限 $\gamma = \psi_{M_0}$ 是合理的。

实验2 考察用户身份的检测性能。

表1给出了在不同信噪比下判决门限 γ 、检测概率 P_d 和检测正确率 P_c 的平均值，其中每个信噪比条件下进行1000次蒙特卡洛实验。从表1中可以看出，随着 E_S/N_0 的增加， γ 逐渐降低， P_d 和 P_c 均逐渐提高。在相同信噪比下， P_c 均略小于 P_d ，这是因为 P_c 比 P_d 多考虑了虚检个数 n_f 。

表1 不同信噪比下的检测性能

信噪比 E_S/N_0 (dB)	判决门限 γ	检测概率 P_d (%)	检测正确率 P_c (%)
10	0.0582	99.6723	97.2490
12	0.0467	99.6969	97.6732
14	0.0386	99.7077	98.0256
16	0.0336	99.7108	98.2951
18	0.0304	99.7369	98.4334
20	0.0285	99.7431	98.5184
22	0.0273	99.8092	98.6035
24	0.0266	99.8215	98.6404

图7给出了不同信噪比下的漏检概率 P_m 和虚检概率 P_f ，其中每个信噪比条件下进行1000次蒙特卡洛实验。从图7中可以看出， P_m 的实际值始终维持在一个很低的水平，且与理论值吻合良好，这也说明了式(13)判决门限的合理性，且在不同信噪比下均具备良好的自适应能力。与 P_m 相比， P_f 的数值较高，随着 E_S/N_0 的增加而逐渐减少，这是因为在 H_0 成立的情况下，相位预测误差均匀分布于整个区间范围，无论如何设定检测门限，虚检的情况始终难以完全避免；随着信噪比的增加，判决门限 γ 逐渐降低(见表1)，故 P_f 也随之降低。

图7中实际值与理论值之间的误差主要来源于判决门限。结合算法步骤分析，影响判决门限的因素主要有：(1) 式(2)中频偏和相位的估计精度；

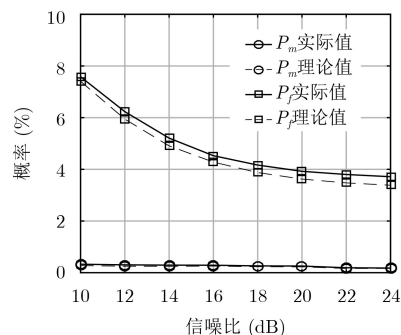


图7 不同信噪比下的漏检概率和虚检概率

(2) 式(9)中信号的观测时长 L 。在SEI应用中,由于信号的信噪比较高,参数的估计误差往往很小:在本文的实验条件下,估计方差约在 $6.5 \times 10^{-11} \sim 1.6 \times 10^{-9}$ 范围内。此外,判决门限的误差随观测时长的增加而减小。由于本文算法在 L 较小的情况下仍具备良好的检测性能(见5.3节)。在本文的实验条件下,观测时长引入的误差也很小。因此,图7中的实际值与理论值吻合良好。

实验1和实验2验证了,所提特征对噪声具备良好的鲁棒性;在不同信噪比下,用户身份的检测正确率均可以达到97%以上。这足以让我们充分相信检测结果,在后续的身份识别实验中直接对相同用户的突发数据进行累加,而不必纠结于是否需要虚检和漏检的情况进行特殊处理。

5.2 数据累积的识别性能

检测性能一般采用识别正确率进行衡量,定义如式(17)所示

$$P_r = \frac{n_r}{LS} \quad (17)$$

其中, n_r 表示识别正确的时隙个数。

实验3 对比有/无数据累积情况下的识别性能。实验3中,从接受信号中随机选取61帧(共549个时隙)作为训练集,剩余61帧作为测试集,分别采用图3的传统做法(无数据累积)和图5的处理流程(有数据累积)进行识别。为了不失一般性,分别采用EM²算法^[8]和PARADIS算法^[11]提取指纹特征,前者累积的是时域的波形,而后者调制域的星座点。采用基于径向基核函数的支持向量机^[18]进行训练和识别。图8给出了不同信噪比下有/无数据累积的识别正确率,其中每个信噪比条件下进行1000次蒙特卡洛实验。

从图8中可以看出,经过数据累积后的识别效果明显优于没有数据累积的识别效果,识别增益约为10%,这是因为数据量的增加改善了指纹特征的精度和稳定性,纠正了单个时隙单独识别时的错误

结果,进而提高了识别性能。此外,无论采用PARADIS算法还是EM²算法进行指纹特征提取,识别效果均有明显的提高,这也说明4.2节中数据累积的方法对于现有指纹特征具有良好的普适性。

5.3 观察时长对算法性能的影响

实验4 考察观测时长 L 对本文算法检测和识别性能的影响。实验中,观测时长 L 分别设定为30, 60, 90和120。针对检测性能,采用检测正确率 P_c 作为衡量指标;针对识别性能,采用识别正确率 P_r 作为衡量指标。在考察识别性能时,从 L 中随机选取50%的数据作为训练集,剩余的作为测试集,采用PARADIS算法^[11]提取指纹特征,对比图3的传统做法和图5的本文算法。图9给出了不同观测时长对检测和识别性能的影响,其中每个信噪比条件下进行1000次蒙特卡洛实验。

从图9(a)中可以看出,检测性能随着观测时长 L 的增加而提高,并逐渐趋于稳定。由于判决门限是利用统计的方法得到的, L 越大,估计得到的判决门限就越准确,检测正确率也越高。从图9(b)中可以看出,在不同观测时长的情况下,本文算法的识别性能差别不大。这是因为本文算法对相邻时隙用户身份的检测正确率始终保持在95%以上,如图9(a)所示,为数据累积提供了可信的检测结果。图9(b)中本文算法的识别性能明显由于传统做法的识别性能,再次验证了增加数据量对识别效果的重要性。

6 结束语

本文提出了一种新的TDMA信号射频特征,并探讨了其在SEI中的应用。所提特征从载波相位的角度揭示了相邻时隙的用户身份是否相同,为相同用户的数据累积提供了理论依据。在此基础上,新设计的SEI处理流程,打破了每个时隙单独识别的传统思维,实现了多个时隙的联合识别。实验结果表明,所提特征对噪声具有良好的鲁棒性,能够

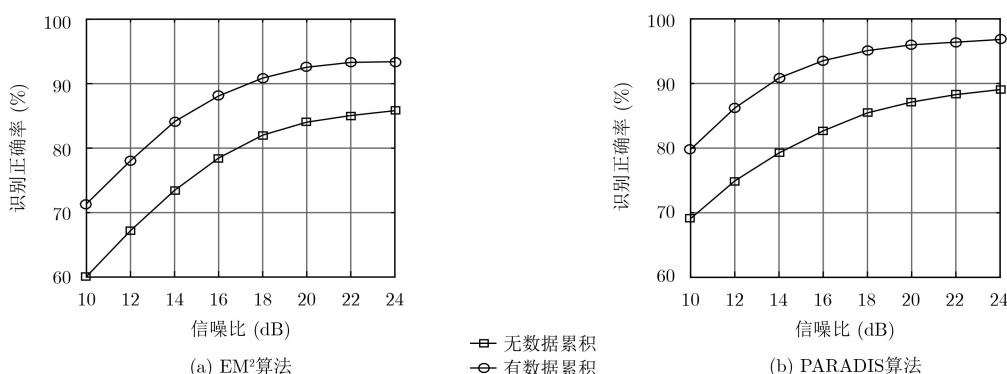


图8 不同信噪比下有/无数据累积的识别正确率

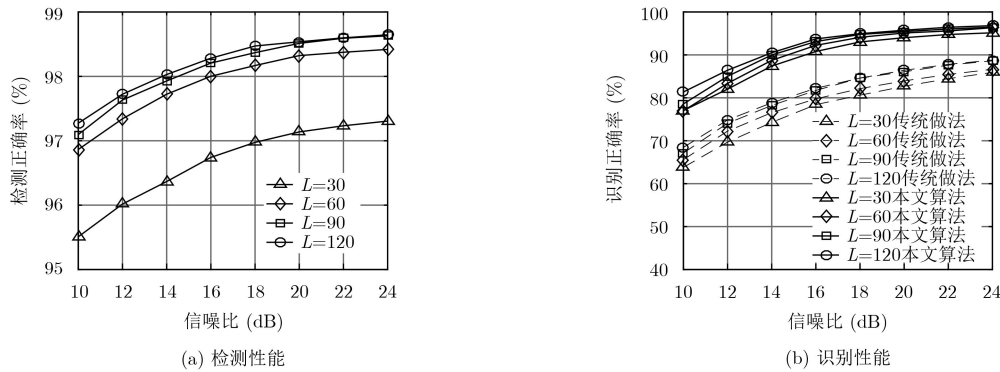


图 9 不同观测时长对算法性能的影响

实现相邻时隙用户身份的准确检测；与传统做法相比，新的处理流程能够有效改善TDMA信号SEI的性能。

后续的研究可以从以下两个方面展开：(1)探讨非相邻时隙之间载波相位的潜在联系；(2)分析发射机中数字时钟的工作状态，从定时连续性的角度进一步发掘多个时隙之间的相互关系。

参考文献

- [1] DANEV B, ZANETTI D, and CAPKUN S. On physical-layer identification of wireless devices[J]. *ACM Computing Surveys*, 2012, 45(1): Article No.6. doi: [10.1145/2379776.2379782](https://doi.org/10.1145/2379776.2379782).
- [2] SPEZIO A E. Electronic warfare systems[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2002, 50(3): 633–644. doi: [10.1109/22.989948](https://doi.org/10.1109/22.989948).
- [3] MERCHANT K, REVAY S, STANTCHEV G, et al. Deep learning for RF device fingerprinting in cognitive communication networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(1): 160–167. doi: [10.1109/JSTSP.2018.2796446](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2018.2796446).
- [4] DING Lida, WANG Shilian, WANG Fanggang, et al. Specific emitter identification via convolutional neural networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(12): 2591–2594. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2871465](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2871465).
- [5] KIM K, SPOONER C M, AKBAR I, et al. Specific emitter identification for cognitive radio with application to IEEE 802.11[C]. *IEEE Global Telecommunications*, New Orleans, USA, 2008: 1–5.
- [6] HAN Jie, ZHANG Tao, REN Dongfang, et al. Communication emitter identification based on distribution of bispectrum amplitude and phase[J]. *IET Science, Measurement & Technology*, 2017, 11(8): 1104–1112. doi: [10.1049/iet-smt.2017.0024](https://doi.org/10.1049/iet-smt.2017.0024).
- [7] BERTONCINI C, RUDD K, NOUSAIN B, et al. Wavelet fingerprinting of radio-frequency identification (RFID) tags[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(12): 4843–4850. doi: [10.1109/TIE.2011.2179276](https://doi.org/10.1109/TIE.2011.2179276).
- [8] ZHANG Jingwen, WANG Fanggang, DOBRE O A, et al. Specific emitter identification via Hilbert-Huang transform in single-hop and relaying scenarios[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2016, 11(6): 1192–1205. doi: [10.1109/TIFS.2016.2520908](https://doi.org/10.1109/TIFS.2016.2520908).
- [9] 任东方, 张涛, 韩洁, 等. 基于ITD与纹理分析的特定辐射源识别方法[J]. *通信学报*, 2017, 38(12): 160–168. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017299](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017299).
REN Dongfang, ZHANG Tao, HAN Jie, et al. Specific emitter identification based on ITD and texture analysis[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(12): 160–168. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2017299](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2017299).
- [10] SATIJA U, TRIVEDI N, BISWAL G, et al. Specific emitter identification based on variational mode decomposition and spectral features in single hop and relaying scenarios[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(3): 581–591. doi: [10.1109/TIFS.2018.2855665](https://doi.org/10.1109/TIFS.2018.2855665).
- [11] BRIK V, BANERJEE S, GRUTESER M, et al. Wireless device identification with radiometric signatures[C]. *The 14th ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*, New York, USA, 2008: 116–127.
- [12] PENG Linning, HU Aiqun, ZHANG Junqing, et al. Design of a hybrid RF fingerprint extraction and device classification scheme[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(1): 349–360. doi: [10.1109/JIOT.2018.2838071](https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2838071).
- [13] LIU Mingwei and DOHERTY J F. Specific emitter identification using nonlinear device estimation[C]. *Proceedings of IEEE Sarnoff Symposium*, Princeton, USA, 2008: 1–5.
- [14] POLAK A C and GOECKEL D L. Wireless device identification based on RF oscillator imperfections[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2015, 10(12): 2492–2501. doi: [10.1109/TIFS.2015.2464778](https://doi.org/10.1109/TIFS.2015.2464778).
- [15] ZHANG Yi. Wireless transmitter IQ balance and sideband

- suppression[EB/OL]. <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/applicationnotes/AN-1100.pdf>, 2018.
- [16] 潘一苇, 彭华, 李天昀, 等. 针对特定辐射源识别的高精度符号同步方法[J]. 通信学报, 2018, 39(8): 106–112. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2018132](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2018132).
- PAN Yiwei, PENG Hua, LI Tianyun, *et al.* High-precision symbol timing algorithm for specific emitter identification[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(8): 106–112. doi: [10.11959/j.issn.1000-436x.2018132](https://doi.org/10.11959/j.issn.1000-436x.2018132).
- [17] DE OLIVEIRA M C and BITMEAD R R. High-fidelity modulation parameter estimation of non-cooperative transmitters: Carrier frequency[J]. *Digital Signal Processing*, 2011, 21(5): 632–637. doi: [10.1016/j.dsp.2011.03.002](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2011.03.002).
- [18] CHANG C C and LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines[EB/OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2018.
- 潘一苇: 男, 1990年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理、特定辐射源识别.
- 彭 华: 男, 1973年生, 教授, 研究方向为通信信号处理、软件无线电.
- 李天昀: 男, 1979年生, 副教授, 研究方向为通信信号处理、软件无线电.
- 王文雅: 女, 1991年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理、可见光通信.