

RFID 标签冲突分离的最大后验概率聚类

郭佳雯¹, 吴海锋^{1,2}, 桂妮霞¹, 吴晓刚¹, 曾玉^{1,2}, 陈跃斌¹

(1. 云南民族大学电气信息工程学院, 昆明 650500; 2. 云南省高校智能传感网络及信息系统科技创新团队, 昆明 650500)

摘要: 无线射频识别(Radio frequency identification, RFID)通信系统中, 当多个标签冲突时, 可对冲突信号分离再解码以提高系统的通信效率, 而信号分离通常依靠聚类完成。然而, 有时传统方法在算法时间复杂度和聚类准确度方面不可兼顾。本文提出一种最大后验概率估计的聚类方法, 通过蒙特卡罗方法快速找到峰值, 以此作为聚类中心完成信号分离。实验分别采用了仿真和软件无线电的实测数据对算法进行测试, 两者的结果均表明, 本文算法在高信噪比下具有较高的聚类准确度和较低的时间复杂度, 且嵌入动态帧 ALOHA 系统中, 吞吐量可达到 0.55, 高于纯动态帧 ALOHA。

关键词: 无线射频识别; 标签冲突; 信号分离; 聚类中心; FM0 码

中图分类号: TN911 **文献标志码:** A

Maximum Posteriori Probability Clustering for Conflict Separation of RFID Tags

GUO Jiawen¹, WU Haifeng^{1,2}, GUI Nixia¹, WU Xiaogang¹, ZENG Yu^{1,2}, CHEN Yuebin¹

(1. School of Electrical Information Engineering, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China; 2. Scientific and Technological Innovation Team of Intelligent Sensor Network and Information System in Colleges and Universities of Yunnan Province, Kunming 650500, China)

Abstract: In the radio frequency identification(RFID)communication system, when multiple tags conflict, the conflicting signals can be separated and then decoded to improve the communication efficiency, and the signal separation usually depends on clustering. However, the traditional methods cannot consider the time complexity and clustering accuracy. In this paper, a clustering method of maximum posterior probability estimation is proposed. The peak value is quickly found out by the Monte Carlo method that is used as the clustering center to complete signal separation. In the experiment, the simulation data and the measured data of software radio are used to test the proposed algorithm, and the results show that the proposed algorithm has a higher clustering accuracy and a lower time complexity under high signal noise ratio(SNR). It is embedded in dynamic frame ALOHA system, and the throughput can reach 0.55, higher than that of the pure dynamic frame ALOHA.

Key words: radio frequency identification(RFID); tag conflict; signal separation; cluster center; FM0 code

引言

无线射频识别(Radio frequency identification, RFID)技术兴起于20世纪80年代,目前已成为“物物互通”的物联网核心技术之一。由于RFID采用无线射频通信,数据交换无需物体间接触和人工参与,因此在物联网信息采集层发挥了重要作用。

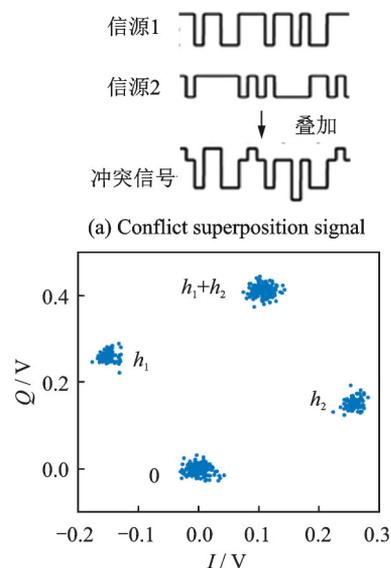
物联网中,当RFID阅读器同时识别多个附有标签的物品时,各标签信号在共享信道中难免发生冲突。标签冲突一般在介质接入控制(Media access control, MAC)层^[1-4]中解决,其基本原理为:标签和阅读器随机通信,若发生冲突则再随机选择时间重发,直到发送成功。然而,该方式在标签过多时,重发次数增多,通信效率不高。冲突信号实质为各标签信号的叠加,对冲突信号分离后可被成功解码。此时,冲突信号不会被视作无效信号,因此可降低重发次数,从而提高通信效率。

在传统的分离方法中,无监督聚类^[5-8]是一种常用方法,由聚类结果对冲突信号进行判决即可完成分离,其主要步骤则是确定聚类中心^[9]。K均值^[10]是应用较为广泛的无监督聚类算法,该算法通过不断迭代获得聚类中心。为获得准确的聚类中心,K均值通常需较多的迭代次数,当样本数量较大时,该算法的运行时间较长,且其还需预知聚类数才能有较好的聚类效果。为减少运算时间,可采用一维投影图法^[11]进行聚类,将原二维平面聚类投影至实轴或虚轴上,计算冲突信号采样点落在实轴或虚轴区间上的点数,通过寻找点数的局部最大值确定聚类中心坐标。相比K均值,一维投影图法可显著降低算法复杂度,但由于信号簇分布随机,因此该方法的稳定性不高。例如,当多个信号簇中心的某一轴的坐标比较接近时,该轴方向上多个局部最大值会退化为单个值。

本文提出一种蒙特卡罗最大后验概率(Monte Carlo-maximum posteriori probability, MC_MAP)聚类方法来完成冲突信号分离。首先,将冲突信号的采样点映射至一个具有若干网格的二维平面中。然后,计算落在各网格中采样点数。最后,利用窗口法计算点数的局部最大值,该值对应的网格坐标即是聚类中心点。与上述两种传统算法不同,本文算法无需预知聚类数和不断迭代,算法复杂度较低。二维平面窗口法可防止一维投影法局部最大值退化引起的算法稳定性不高的问题,继而实现较准确的信号分离。实验中,分别采用仿真和软件无线电的FM0码^[12]信号来测试本文方法的分离性能,并对分离后信号用匹配滤波器和相位跳变^[13]进行解码。实验结果表明,本文算法的误码率、分离效率能达到与K均值近似的性能,但运行时间可大幅减少。另外,在某些特定的信号衰减系数下,本文算法聚类准确度优于一维投影图算法,可达到较好的分离效果。

1 研究背景

当多个RFID标签发送信号,对于同一阅读器,将接收到多个标签信号的叠加。通常,标签信号为单极性码,则经同相正交(Inphase quadrature, IQ)解调后,其采样点映射到复平面上会出现 $M=2^N$ 个簇^[14],即聚类的类别数,其中 N 为冲突标签数。图1(a)给出了两个标签的冲突信号,图1(b)为冲突信号映射至复平面。由该簇中心点构成的集合可表示为 $H=\{0, h_1, h_2, h_1+h_2\}$ ^[11],



(b) Collision signal projected to the complex plane

图1 两个标签冲突信号示意图

Fig.1 Schematic diagrams of conflict signal between two tags

其中 h_1 、 h_2 分别为两个标签的衰减复系数。经聚类后,任何一个采样点均可根据式(1)中的中心点分离成两个标签信号采样点构成的矢量,分离结果构成的集合表示为 $D = \{[0, 0], [1, 0], [0, 1], [1, 1]\}$,其中 D 和 H 的每一元素构成^[15]一一映射关系,表示为

$$d_m = f(\delta_m) \tag{1}$$

式中: $d_m(m=1, 2, \dots, 4 \in H)$ 分别为元素 $[0, 0], [1, 0], [0, 1]$ 和 $[1, 1]$; $\delta_m(m=1, 2, \dots, 4 \in H)$ 分别为 $0, h_1, h_2$ 和 h_1+h_2 。

上述分离过程中,核心步骤是聚类,即寻找各簇中心点。由于信道衰减系数 h_1 和 h_2 未知,因此上述聚类是无监督聚类,可采用K均值实现。K均值首先需要预知聚类数,选取与聚类数相等的一些随机点作为初始聚类中心^[16]后,计算每个数据点与初始聚类中心的距离,再将这些数据归类至与其距离最近的类,由归类的点重新获得新的聚类中心^[16],然后计算新聚类中心下的距离值,重复迭代,使得计算的距离值逐渐减小直至收敛,则算法结束。近年来,对初始中心的选择和预先确定确切聚类数有一些相关研究实验结果表明所提方法的有效性^[17],并对迭代次数作出改进,其实验结果表明在不降低聚类效果的前提下^[18],迭代次数有所降低。为进一步减少复杂度,在RFID冲突信号的分离中,目前,还可采用一维投影图法^[11]来寻找聚类中心坐标,不仅聚类效果更好,且计算复杂度更低^[19-20]。将冲突信号映射至二维复平面后,在实轴和虚轴上划分若干等距离区间,计算冲突信号采样点在实或虚轴上的投影落在各区间的点数,各点数的局部最大值所对应区间位置即是中心点坐标,如图2所示。

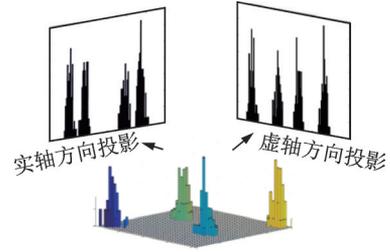


图2 一维实轴和虚轴方向投影示意图
Fig.2 One-dimensional projections on real axis and imaginary axis

2 问题提出

在K均值算法中,调整一次聚类中心需迭代一次,准确的聚类中心与迭代次数相关,较多的迭代次数可保证较准确的中心点,但计算复杂度会随之增加,该计算复杂度 O 可表示为

$$O = s \times k \times l \tag{2}$$

式中: s 为数据样本的数目; $k = \|x_a - x_c\|_2$ 为调整数据样本与聚类中心距离的复杂度; x_a, x_c 分别为数据样本点和聚类中心点的位置,其与维度有关,例如,当投影到一维平面时,其为标量, l 为迭代的次数。另外,较多的数据样本点数也会增加迭代次数,延长计算时间。在RFID冲突分离中,若采用复杂度较高的聚类算法会增加分离时间,从而降低了阅读器与标签的通信效率。

一维投影法在一维坐标轴上寻找峰值,其优点是无需迭代,因此计算复杂度可大幅下降。然而,冲突信号的聚类中心分布是随机的,该方法在某些分布情况下并不适用。图3给出了一个例子,圆圈中两个簇的位置在其中一个投影方向上较为接近,因此在该方向的投影上形成了峰值重叠,最终只能得到3个局部最大值。

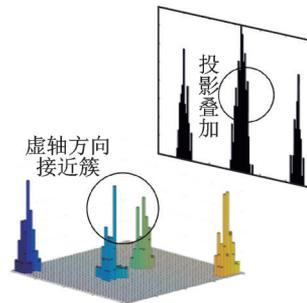


图3 一维投影法聚类点缺失情况示意图
Fig.3 Missing clustering points by one-dimensional projection method

3 算 法

3.1 系统框图和模型

图4给出RFID冲突信号分离和解码的系统框图。当一个阅读器的电磁场范围内存在多个标签时,阅读器采用随机多址方式与标签通信,如ALOHA方法^[21],即标签随机选择时隙与阅读器通信,当一个时隙内有两个或两个以上的标签发射信号则发生冲突。此时,冲突信号是多个标签信号的叠加信号,采用聚类方法对其分离。对该叠加信号进行IQ解调,然后映射至二维复平面,经聚类后得到聚类中心,再由聚类中心进行分离,分离的信号经解码后即可得到标签ID。

假定在一个时隙内有 N 个标签发送信号,则阅读器接收的将是这些信号的叠加,经IQ解调后得到的信号 $y(t)$ 可表示为

$$y(t) = \sum_{n=1}^N h_n x_n(t) + \xi(t) + L \quad (3)$$

式中: L 为载波泄露^[22]; h_n 为第 n 个标签信号的复衰落系数,该衰落系数在很短的一个通信时间内可视为平坦性衰落的线性时不变信道^[23];

$x_n(t) = \sum_{k=1}^K s_{n,k} g(t - kT)$ 为第 n 个标签信号; $s_{n,k} \in \{0, 1\}$ 为二进制数序列; K 为序列长度; $g(t)$ 为矩形脉冲波形,当 $0 \leq t < T$ 时, $g(t) = 1$,其余则为0; T 为矩形脉冲宽度; $\xi(t)$ 为加性高斯白噪声信号。

3.2 MC_MAP 聚类

MC_MAP 聚类过程如图5所示,先将解调后的冲突信号采样点映射至一个二维复平面中,该平面被划分为若干个正方形网格,然后统计落在每个网格中的点数,根据统计的点数画出柱状图,各局部峰值就视为每个簇的聚类中心点。

设 $y_i = y(i\Delta t)$, $i = 1, 2, \dots, I$ 为冲突信号 $y(t)$ 采样后的 I 个采样点,其中 Δt 为采样周期,将 y_i 投射至一具有 J 个正方形网格的复平面上。令 $p(j | y_i \in C_m)$ 为采样点 y_i 属于第 m 个簇时落在第 j 个网格的概率,其中

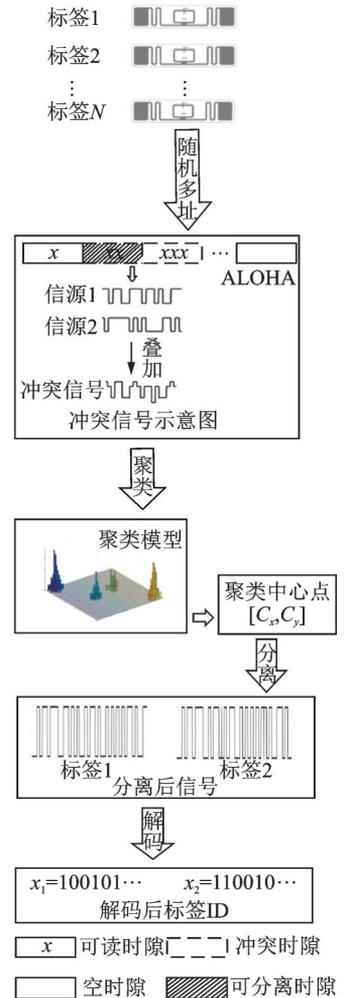


图4 系统框图
Fig.4 System block diagram

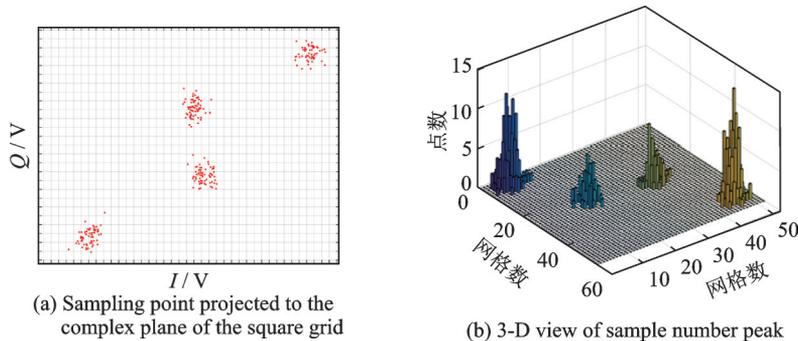


图5 算法聚类示意图

Fig.5 Clustering process

C_m 表示第 m 簇点的集合,那么第 m 个聚类中心点所在网格的位置 \hat{j}_m 可通过最大后验概率估计得到,表示为

$$\hat{j}_m = \arg \max_j p(j | y_i \in C_m) \tag{4}$$

该式表明,若属于第 m 簇的采样点落在第 \hat{j}_m 个网格的概率最大,那么该网格就为第 m 簇中心所在网格。

为求解(4),可采用蒙特卡罗方法^[24]。对式(4)中的后验概率有

$$p(j | y_i \in C_m) \propto \frac{Z_j^m}{|C_m|} \propto Z_j^m \tag{5}$$

式中: Z_j^m 为第 m 簇的点落在第 j 个网格中的数目, $|\cdot|$ 为集合势。原后验概率可以用某簇的采样点落在网格内的数目来表示,若 I 足够大。将式(5)代入式(4)中,最后的蒙特卡罗最大后验概率估计可以表示为

$$\hat{j}_m = \arg \max_j Z_j^m \tag{6}$$

因此,求解式(5)只需在二维平面上找到网格内采样点数的峰值。设 c_j 表示第 j 个网格的中心,则将峰值对应网格的中心点 c_{j_m} 近似作为第 m 簇的聚类中心点。

3.3 信号分离

得到聚类中心点后,应确定中心点对应于式(1)集合 H 的何元素,以此完成分解。例如,若 c_{j_m} 对应 0,则属于该类的采样点 y_i 分解为 $[0, 0]$;若 c_{j_m} 对应元素 h_1+h_2 ,则 y_i 分解为 $[1, 1]$ 。将确定两个冲突标签中 4 个聚类中心 $c_{j_m}, m=1, 2, \dots, 4$ 与集合 H 的各元素的对应关系。

标签在发射信号前会出现一段静默期^[25],此时阅读器接收的信号仅含有载波泄露 L ,因此该时刻的信号幅值应与集合 H 的 0 元素的幅值相等。据此,与 L 最近的聚类中心将对应元素 0。另外,在 EPC C1 Gen2 标准中,每个标签在发射 RN16 之前均有一段前缀信号^[12],由于每个标签的前缀信号均相同,因此对于两个标签的冲突情况,在该段时间内的两个聚类中心将对应元素 0 和 h_1+h_2 。由于对应 0 元素的聚类中心已经确定,因此剩下的聚类中心将为 h_1+h_2 ,如图 6 所示。最后,对于两个冲突标签,剩余的两个聚类中心将分别对应于元素 h_1 和 h_2 ,或 h_2 和 h_1 ,如图 6 所示。由于此时的冲突标签只有两个,以上两种对应的情形所得到的分离结果只会导致标签的分离顺序不同,并不改变分离结果,因此任选一种对应关系即可。

确定对应关系后,通过计算距离对采样点 y_i 判决以确定其对应何类,表示为

$$\delta_{\hat{m}} = \arg \min_m |y_i - c_{j_m}| \tag{7}$$

式中 \hat{m} 为通过判决所估计的类别。然后,由式(1)可对采样点 y_i 进行分离,表示为

$$d_m | y_i = f(\delta_{\hat{m}} | y_i) \tag{8}$$

信号分离后,本文中采用 FM0 编码^[26]方式对标签信号进行编码,解码采用匹配滤波器和传统的相位跳变,得到标签 ID。算法步骤如下。

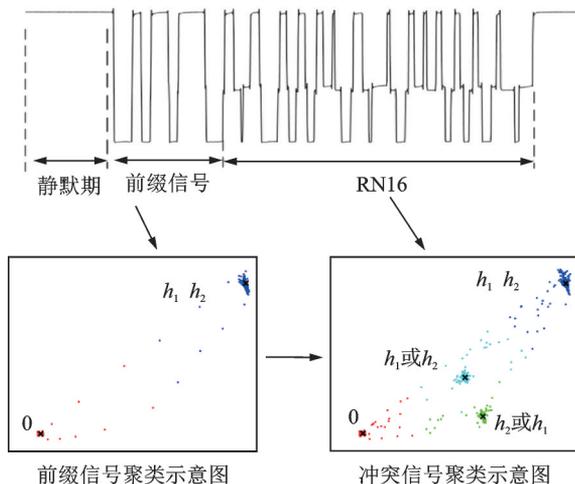


图 6 确定中心点对应关系图

Fig.6 Determination of correspondence diagram of the center point

输入:

冲突信号数据采样点 $[y_i][i=1,2,\dots,I]$

输出:

聚类分离矢量 $[d_m|y_i]$

已知条件:

正方形网格 $[j]$ 的中心坐标 $[c_j][j=1,2,\dots,J]$

步骤:

(1)由式(2~5)得到聚类中心点坐标 $[c_{j_m}]$;

(2)由式(6)判决确定其类 $[\delta_m]$;

(3)由式(7)得到分离信号 $[d_m|y_i]$ 。

4 实验设置

实验中,采用动态帧时隙ALOHA^[21]和物理层分离联合解决标签冲突问题,由于动态帧时隙ALOHA中,帧长将近似设置为标签数目,因此平均一个冲突时隙中,冲突标签为 $2.33^{[27]}$,大部分冲突时隙内的标签为2~3个。据此,本文算法主要解决一个冲突时隙中存在两个冲突标签的分类情形,此时,聚类簇的数目为4,当冲突标签大于2时将视为无法分离。

4.1 数据来源

RFID系统参数设置参照EPC C1 Gen2标准^[12],数据采用模拟数据和实测数据。仿真实验中,冲突信号由式(3)得到,为两个RFID标签的基带信号与高斯白噪声的叠加,主要参数设置如表1所示。不同的信道衰落系数会产生不同的冲突信号簇类图,从而影响聚类结果,因此表2给出了两组衰落系数,其映射至复平面的信号簇如图7所示。信道衰落系数为组1时,信号簇如图7(a),各簇中心在实轴或虚轴上均未有重合现象。信道衰落系数为组2时,信号簇如图7(b),此时有两个簇中心在实轴方向相近。

实测数据由USRP软件无线电产生,依据EPC C1 Gen2标准构建超高频RFID系统,软件采用

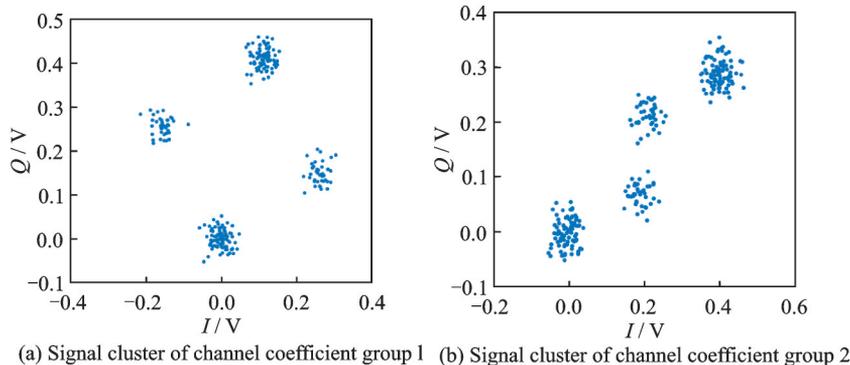


图7 两组信道系数产生的信号簇

Fig.7 Signal clusters generated by two sets of channel coefficients

表1 仿真数据参数设置表

Table 1 Simulation data parameter setting

模型参数	描述
链路频率/码元速率/kHz	150
编码	FM0
载波泄漏 L	0
码元块长 K	16
矩形脉冲宽度 T	8
基带采样频率/MHz	7.5
码元周期公差	$\pm 7\%$
码元时延公差/ μs	± 2.46
算法重复次数/次	5 000
编码类型	单型FM0编码
编码初始状态	S_0
信源前缀信号	1,0,1,0, v^1 ,1

注:“ v ”指FM0偏移即应发生相位跳变其实没有变化。

表2 信道系数衰落设置

Table 2 Channel coefficient fading setting

组	h_1	h_2
1	$0.3\exp(\pi i/6)$	$0.3\exp(8\pi i/12)$
2	$0.2\exp(\pi i/8)$	$0.3\exp(\pi i/4)$

GNU Radio 实现,详细参数参见表 3,代码下载地址为 <https://github.com/nkargas/Gen2-UHF-RFID-Reader>^[28]。

4.2 实验算法

为评判本文算法性能,实验对蒙特卡罗最大后验概率法、K 均值和一维投影图法进行性能对比,3 种算法分别用 MC_MAP、K-means 和 One-Pro 来表示。另外,由于划分的网格大小对算法的性能指标有影响,因此实验中对比了 4 组大小网格结果。以上算法参数设置详见表 4。表 4 中 4 组网格大小数据为实测数据实验网格大小的参数设置。由于仿真数据样本取值范围受信噪比影响不断变化,因此表里固定了网格的数量。A、B、C、D 点为取实部和虚部的最大值和最小值两两组合得到。确定初始中心点后使之不断迭代调整,直至中心点收敛,因此不限制迭代次数。

4.3 性能指标

实验中,采用如下指标对算法的性能进行对比。误码率 r_e 定义为解码有误的码元数 N_e 与标签总码元数 N_t 的比值,表示为

$$r_e = \frac{N_e}{N_t} \times 100\% \quad (9)$$

式中分离效率 η_s 定义为成功解码标签个数 n_s 与总标签个数 n_t 之比,表示为

$$\eta_s = \frac{n_s}{n_t} \times 100\% \quad (10)$$

式中只有当标签一次发送的所有码元均被成功解码才视为该次标签被成功解码。吞吐量 γ 定义为平均一个帧中成功解码^[15]的标签数 L_s 与该帧长 L_t 的比值,可表示为

$$\gamma = \frac{L_s}{L_t} \quad (11)$$

实际聚类中心点与期望中心点的误差值 ϵ 用来衡量各算法的准确度,计算第 m 簇中心点第 w 次的实验结果 $c_{j_m}^w$ 与第 m 簇期望中心点 c_m 的误差,可表示为

$$\epsilon = \frac{\sum_{m=1, w=1}^{M, W} |c_{j_m}^w - c_m|}{W} \times 100\% \quad (12)$$

式中 W 为算法重复次数。

5 实验结果与分析

5.1 仿真数据

当信噪比取值为 $-10 \sim 30$ dB 时,图 9~14 给出了在不同信道系数下 3 种算法的误码率曲线图、分离效率曲线图以及吞吐量曲线图来验证各算法的性能。另外,为了说明各算法的准确度

表 3 USRP 系统设置

Table 3 USRP system setting

参数	描述
主板	USRPN200
子板	RXF900
天线数量	2
天线类型	圆极化天线
天线增益/dB	7
标签与阅读器距离/m	0.5~1.5
链路频率/kHz	40
最大查询次数/次	1 000
编码	FM0
传输功率/dBm	17.8
发射振幅	0.1

表 4 各算法描述

Table 4 Description of each algorithm

算法	算法的指标	描述
MC_MAP	网格大小	$0.005 \times 0.005, 0.01 \times 0.01$
	网格数量	$0.015 \times 0.015, 0.02 \times 0.02$
K-means 聚类	初始中心	见图 8, A、B、C、D
	迭代次数	不限制
One-Pro	划分区间	0.007, 0.03

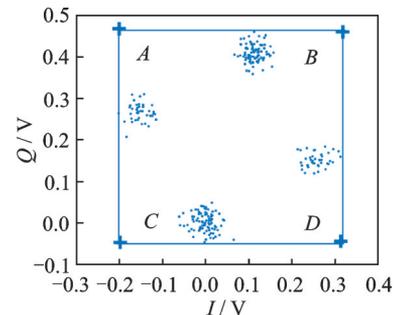


图 8 K 均值聚类初始中心点选取图

Fig.8 Initial center selection of K-means clustering

和复杂度,还给出了在第1组信道系数下各算法计算得出的聚类中心点坐标与期望中心点坐标的误差和各算法计算中心点所需的平均运行时间。

图9给出了第1组信道系数下各算法的误码率,从图9中可以看出,MC_MAP算法的误码率低于One-Pro算法,但高于K-means算法。图10为第2组信道系数下各算法的误码率曲线,在信道系数第2组中,实轴方向有两簇信号位置相近,信号簇分布示意图见图7(b),One-Pro算法在该情况下实轴方向无法计算出完整的聚类中心点,在虚轴方向得到的实验结果曲线图与第1组时类似,误码率仍高于本文算法。MC_MAP算法与K-means算法受到信道系数的影响误码率都有升高,但是MC_MAP算法受信道系数影响程度高于K-means算法4 dB,此时MC_MAP算法的抗衰落性能强于K-means算法。

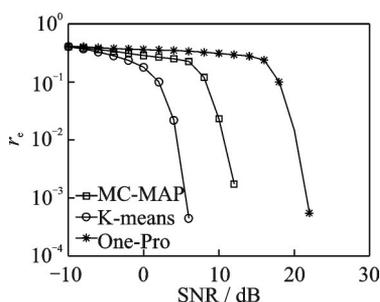


图9 第1组信道系数下各算法误码率

Fig.9 Bit error rates of the three algorithms under the first group of channel coefficients

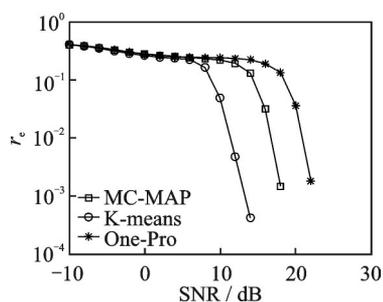


图10 第2组信道系数下各算法误码率

Fig.10 Bit error rates of the three algorithms under the second group of channel coefficients

图11,12给出了两组信道系数下的分离效率。从图11,12可得,在高信噪比时3种算法的分离效率都能达到100%。图12中,受到信道系数的影响,信噪比在-8~8 dB时,3种算法的分离效率都较低,且分离效率达到100%的速度也落后于第1组。然而,MC_MAP算法曲线可以保持上升趋势,并没有因信道系数的影响与K-means算法和One-Pro算法曲线在分离效率上升过程中发生类似波动。

图13,14给出了将各算法嵌入到ALOHA随机多址所得到的吞吐量,其中在ALOHA中帧长和标签数均设为128,当标签发生冲突时则执行冲突分离解码算法。此外,图13,14中还给出了未采用分离型冲突分解的纯ALOHA系统吞吐量,其吞吐量接近理论值0.367^[21]。由图13,14中显示,当信噪

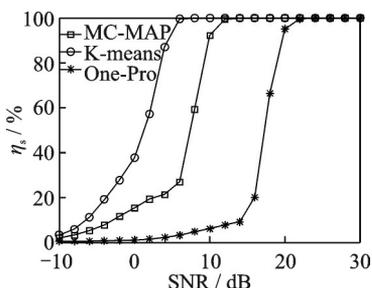


图11 第1组信道系数下各算法分离效率

Fig.11 Separation efficiencies of the three algorithms under the first group of channel coefficients

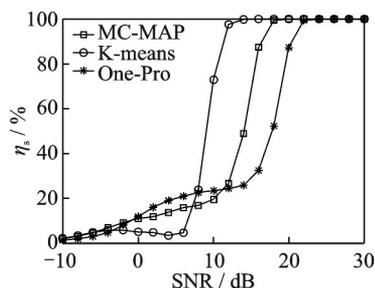


图12 第2组信道系数下各算法分离效率

Fig.12 Separation efficiencies of the three algorithms under the second group of channel coefficients

比逐渐增大时,各分离型冲突分解算法的吞吐量均大于纯 ALOHA 系统吞吐量^[15]。即使在两组不同信道系数的影响下,系统吞吐量也大于纯 ALOHA 吞吐量,且 MC_MAP 算法吞吐量同样高于 One-Pro 算法,但低于 K-means 算法。与分离效率曲线图类似,在信道系数的影响下,曲线仍然可以保持上升趋势。

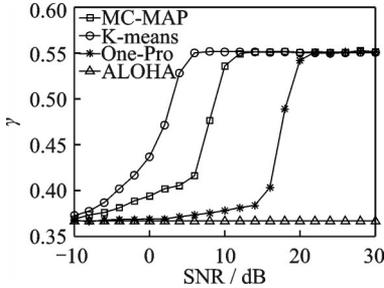


图 13 第 1 组信道系数下各算法的吞吐量

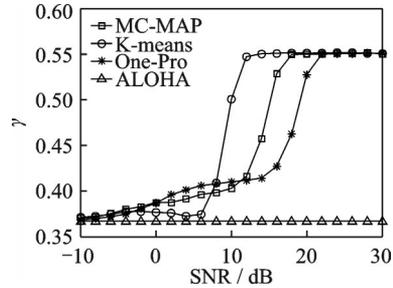


图 14 第 2 组信道系数下各算法的吞吐量

Fig.13 Throughputs of each algorithms under the first group of channel coefficients

Fig.14 Throughputs of each algorithm under the second group of channel coefficients

图 15 给出了在第 1 组信道系数下各算法计算得出的各簇中心点与期望中心点的误差,该误差值可反映算法的聚类准确度。从图 15 中可以看出,MC_MAP 算法的误差跟随信噪比的增加逐渐接近于零,准确度在高信噪比时比较高。K-means 算法的准确度在低信噪比下优于 MC_MAP 算法,但在高信噪比时二者相似。One-Pro 算法由于只是一维坐标,误差值起点有起伏,22 dB 后才逐渐趋于零,算法准确度较低。综合各算法四簇误差来说,MC_MAP 算法的误差范围波动是最小的,可得到较准确的聚类准确度。

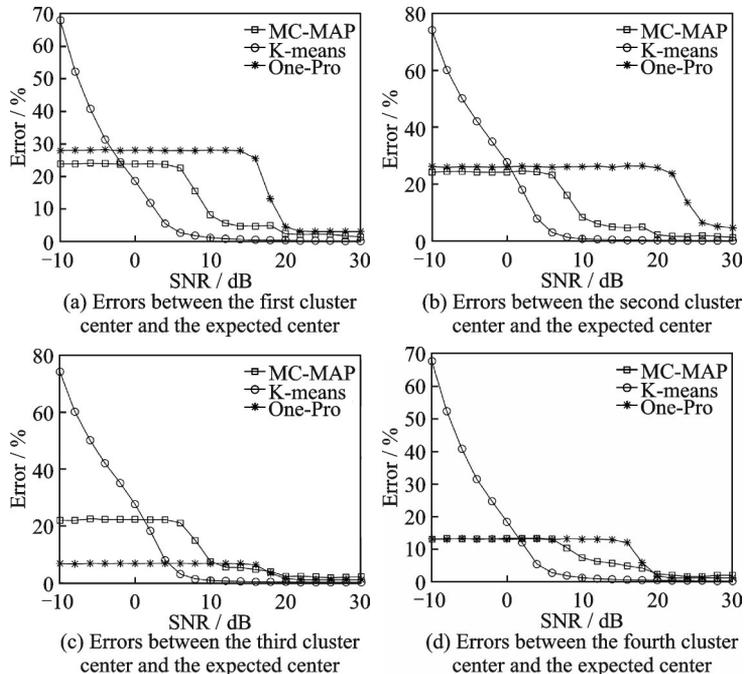


图 15 各算法计算出的各中心点与期望中心点的误差

Fig.15 Errors between the center point calculated by the three algorithms and the expected center point

表5给出了同一信噪比下各算法计算1次中心坐标点所需的平均运行时间,从表5中可以看出,One-Pro算法平均运行时间在三者中最短,MC_MAP算法比K-means算法平均运行时间少1 ms。因此在相同信噪比下,MC_MAP算法的时间复杂度高于One-Pro算法,但低于K-means算法。

5.2 实测数据

本部分的实测数据由USRP平台产生,图16给出了当阅读器与标签通信时截取一段RN16作为冲突信号,其信号幅值为计算实部和虚部构成复数的模^[15]。由于实测数据中信道系数未知,因此实验结果中未给出各算法实际中心点与期望值中心点的误差。图17给出了实测数据下本文算法在不同网格大小下的性能指标,运行时间 T_f 定义为各算法计算一次聚类中心点平均运行时间以衡量算法的复杂度。从图17中可以看出,网格越大,算法平均运行时间越少,但算法的准确度会降低,误码率也会随之增大,最终影响系统吞吐量。需要注意的是,当网格为 0.02×0.02 ,步长为3个方格时,此时网格过大,MC_MAP算法无法找到正确聚类中心点。综合各个性能指标来看,网格为 0.01×0.01 ,步长为两个方格时,MC_MAP算法计算得出聚类中心点为最佳,此时,该算法可使系统吞吐量达到0.55,相比达到相同解码性能的

表5 各算法运行时间

Table 5 Running time of each algorithm ms

算法	MC_MAP	K-means	One-Pro
T_f	1.20	2.20	0.360

注:各性能的参数保留3位有效数字。

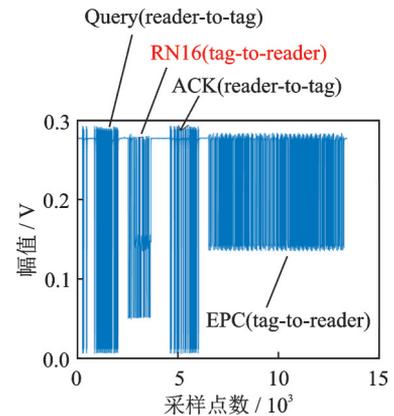


图16 双向通信下阅读器捕获的波形

Fig.16 Waveform captured by reader in bidirectional communication

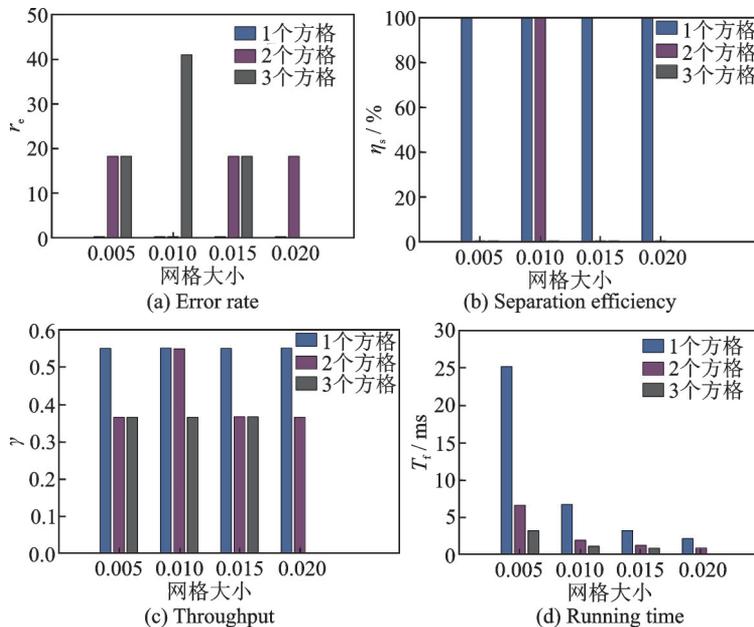


图17 实测数据下MC_MAP算法不同网格大小的性能

Fig.17 Performance of MC_MAP algorithm with different mesh sizes based on measured data

K-means算法,性能指标见表6,本文算法运行时间节约了1 ms。One-Pro算法虽运行时间最短,但聚类准确性低,吞吐量只有0.366,接近于纯ALOHA系统吞吐量理论值。

6 结束语

针对RFID标签冲突问题,本文研究了聚类对冲突标签分离和解码的影响,提出了MC_MAP

聚类方法。在仿真实验中,设置了两组不同的信道系数,其中一组信道系数所得到的聚类中心在实轴或虚轴方向有投影重叠。实验结果表明,无论何组信道系数,本文算法均有较准确的聚类准确度,相反,一维投影算法在有重叠的一组信道系数中无法得到所有聚类中心。K-means算法也能计算出准确的聚类中心点,并且在低信噪比时就能达到较好的聚类性能,但是该算法复杂度较高,运行时间较长。此外,本文算法虽然在高信噪比下才能达到与K-means算法相近的聚类性能,但算法的时间复杂度低于K-means算法,这点从实测数据实验结果中能有所反映。因为所用的实测数据信噪比较高,所以本文算法达到了与K-means算法相似聚类性能,但运行时间远低于K-means算法,最终可使系统吞吐量到达0.55。另外,网格大小对本文算法的性能指标也有所影响,适当的网格大小可提高算法的准确度,减少算法运行时间。

本文算法虽在低信噪比下聚类性能有所减弱,但实验结果表明,信噪比在12 dB以后,本文算法的适用性和时间复杂度将是两种传统算法的折衷,因此在信噪比较高情形下,本文MC_MAP算法可成为标签冲突中聚类分离的候选方案。另外,在实测数据中把从USRP平台所采集的数据送至MATLAB软件中进行处理,以此评判各算法性能,更完整的工作应是将算法直接嵌入至USRP平台,完成测试,这将在未来中进一步完善此工作。

参考文献:

- [1] ALI M S, HOSSAIN E, DONG I K. LTE/LTE-A random access for massive machine-type communications in smart cities [J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(1): 76-83.
- [2] WONG D T C, CHEN Q, PENG X, et al. Multi-channel pure collective Aloha MAC protocol with decollision algorithm for satellite uplink[C]//Proceedings of 2018 IEEE 4th World Forum on Internet of Things (WF-IoT). [S.l.]: IEEE, 2018: 251-256.
- [3] CHAE S Y, KANG K, CHO Y J. A randomized adaptive neighbor discovery for wireless networks with multi-packet reception capability[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2019, 131: 235-244.
- [4] ARUN I B, VENKATESH T G. Design and performance analysis of a MAC protocol for wireless LANs supporting multipacket reception[J]. Journal of Network & Computer Applications, 2017, 87: 223-236.
- [5] FU Y, WANG C, LIU R, et al. Moving object localization based on UHF RFID phase and laser clustering[J]. Sensors, 2018, 18(3): 825.
- [6] CUI D, ZHANG Q. The RFID data clustering algorithm for improving indoor network positioning based on LANDMARC technology[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 5731-5738.
- [7] ABUELKHAIL A, BAROUDI U, RAAD M, et al. Internet of things for healthcare monitoring applications based on RFID clustering scheme[J]. Wireless Networks, 2021, 27(1): 747-763.
- [8] SHARMA K K, SEAL A. Clustering analysis using an adaptive fused distance[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 96: 103928.
- [9] SHU S, LV F, YAN Y, et al. Incorporating multiple cluster centers for multi-label learning[J]. Information Sciences, 2022, 590: 60-73.
- [10] SINAGA K P, YANG M S. Unsupervised K-means clustering algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 80716-80727.
- [11] SHEN D, WOO G, REED D P, et al. Separation of multiple passive RFID signals using software defined radio[C]//Proceedings of 2009 IEEE International Conference on RFID. [S.l.]: IEEE, 2009: 139-146.
- [12] EPC. Radio frequency identity protocols class-1 generation-2 UHF RFID protocol for communications at 860 MHz—960 MHz [M]. Version 2.0. 1.Brussels:G.S. EPCglobal, 2015: 11-147.

表6 实测数据下各算法的性能指标

Table 6 Performance indexes of the two algorithms under the measured data

性能指标	$r_c/\%$	$\eta_s/\%$	γ	T_f/ms
K-means	0	100	0.551	2.90
One-Pro	25.9	0	0.366	0.091 3

注:各性能的参数保留3位有效数字。

- [13] SHEVELEVA A, FINOT C. Temporal Fresnel diffraction induced by phase jumps in linear and nonlinear optical fibres[J]. *Results in Physics*, 2020, 19: 103344.
- [14] HUANG Z, SU J, WEN G, et al. A physical layer algorithm for estimation of number of tags in UHF RFID anti-collision design[J]. *CMC-Computers Materials & Continua*, 2019, 61(1): 399-408.
- [15] 吴晓刚, 吴海锋, 桂妮霞, 等. 短距离无线通信系统的冲突信号分离与解码[J]. *信号处理*, 2021, 37(3): 463-473.
WU Xiaogang, WU Haifeng, GUI Nixia, et al. Conflict signal separation and decoding in short distance wireless communication system[J]. *Signal Processing*, 2021, 37(3): 463-473.
- [16] LI Y, CAI J, YANG H, et al. A novel algorithm for initial cluster center selection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 74683-74693.
- [17] FAHIM A. Finding the number of clusters in data and better initial centers for K-means algorithm[J]. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*, 2020, 12(6): 1-20.
- [18] 宋仁旺, 苏小杰, 石慧. 基于空间分布优选初始聚类中心的改进K-均值聚类算法[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(19): 8094-8100.
SONG Renwang, SU Xiaojie, SHI Hui. Improved K-means clustering algorithm for optimizing initial clustering centers based on spatial distribution[J]. *Science, Technology and Engineering*, 2021, 21(19): 8094-8100.
- [19] 洪彩霞. 基于自适应划分的密度峰值聚类算法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2020.
HONG Caixia. Research on density peak clustering algorithm based on adaptive partition[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2020.
- [20] 钱美旋, 叶东毅. 利用一维投影分析的无参数多密度聚类算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2013, 34(8): 1866-1871.
QIAN Meixuan, YE Dongyi. Nonparametric multi-density clustering algorithm using one-dimensional projection analysis[J]. *Minicomputer System*, 2013, 34(8): 1866-1871.
- [21] DUAN L, ZHANG X, WANG Z J, et al. A feasible segment-by-segment ALOHA algorithm for RFID systems[J]. *Wireless Personal Communications*, 2017, 96(2): 2633-2649.
- [22] ZHONGHUA M, JIACHUN Z, GUANGSONG Y. A novel carrier leakage cancellation circuit for RFID system[C]// *Proceedings of 2017 International Conference on Information, Communication and Engineering (ICICE)*. [S.l.]: IEEE, 2017: 329-330.
- [23] FYHN K, JACOBSEN R M, POPOVSKI P, et al. Multipacket reception of passive UHF RFID tags: A communication theoretic approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4225-4237.
- [24] LIU J, QI Y, MENG Z Y, et al. Self-learning monte carlo method[J]. *Physical Review B*, 2017, 95(4): 041101.
- [25] JUNG S C, KIM M S, YANG Y. A reconfigurable carrier leakage canceler for UHF RFID reader front-ends[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2010, 58(1): 70-76.
- [26] KIM Y G, VINCK A J H. Anticollision algorithms for FM0 code and miller subcarrier sequence in RFID applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(6): 5168-5173.
- [27] 李俊志, 吴海锋, 曾玉, 等. 频率漂移的RFID冲突标签的物理层恢复[J]. *电子学报*, 2018, 46(8): 2004-2010.
LI Junzhi, WU Haifeng, ZENG Yu, et al. Physical layer recovery of RFID collision tags based on frequency drift[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(8): 2004-2010.
- [28] KARGAS N, MAVROMATIS F, BLETSAS A. Fully-coherent reader with commodity SDR for Gen2 FM0 and computational RFID[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2017, 4(6): 617-620.

作者简介:



郭佳雯(1997-),女,硕士研究生,研究方向:无线射频识别, E-mail:2590993984@qq.com。



吴海锋(1977-),通信作者,男,博士,教授,硕士生导师,研究方向:无线射频识别、机器学习, E-mail:whf5469@gmail.com。



桂妮霞(1997-),女,硕士研究生,研究方向:无线射频识别。



吴晓刚(1991-),男,硕士,研究方向:无线射频识别。



曾玉(1981-),女,讲师,博士研究生,研究方向:通信信号处理。



陈跃斌(1963-),男,教授,硕士生导师,研究方向:无线电工程。