

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416866

RFID 标签防碰撞中有界成分分析算法的优化^{*}王 玲¹ 骆忠强^{1,2}

(1. 四川轻化工大学自动化与信息工程学院 宜宾 644000; 2. 四川轻化工大学人工智能四川省重点实验室 宜宾 644000)

摘 要: 为了更好地解决 RFID 系统的欠定防碰撞问题,基于盲源分离的方法从初始分离矩阵的角度对分离算法进行了优化。由于混合矩阵确定了源信号与观测信号之间的线性映射关系,直接影响了分离算法的收敛性和分离结果的质量,因此初始混合矩阵的选择对算法的性能和有效性至关重要。利用连续非负投影算法计算出初始的混合矩阵,摒弃传统的随机初始化,避免了算法陷入局部最优解。由于 RFID 的标签信号都是有界的,因此在下一步使用有界成分分析算法从混合信号中将标签信号分离出来。仿真结果表明,此算法相较于传统有界成分分析算法的分离相似度在低信噪比下提升了 3.05%,比常用的非负矩阵分解算法提高了 6.64% 的分离准确率。其较低的误码率也表明系统在数据传输或接收过程中能够有效地处理干扰和噪声,从而减少数据错误的发生。

关键词: RFID; 欠定; 防碰撞; 连续非负投影算法; 有界成分分析

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Optimization of bounded component analysis algorithm in
RFID tag anti-collisionWang Ling¹ Luo Zhongqiang^{1,2}

(1. School of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science and Engineering, Yibin 644000, China;

2. Artificial Intelligence key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan University of Science and Engineering, Yibin 644000, China)

Abstract: In order to better solve the underdetermined anti-collision problem of RFID system, the separation algorithm is optimized from the perspective of initializing the separation matrix based on the blind source separation method. Since the mixing matrix determines the linear mapping relationship between the source signal and the observed signal, it directly affects the convergence of the separation algorithm and the quality of the separation results. Therefore, the selection of the initial mixing matrix is crucial to the performance and effectiveness of the algorithm. The initial mixing matrix is calculated using the successive nonnegative projection algorithm, which abandons the traditional random initialization and avoids the algorithm from falling into the local optimal solution. Since the tag signals of RFID are bounded, the bounded component analysis algorithm is used in the next step to separate the tag signal from the mixed signal. The simulation results show that the separation similarity of this algorithm is improved by 3.05% compared with the traditional bounded component analysis algorithm at low signal-to-noise ratio, and the separation accuracy is improved by 6.64% compared with the commonly used non-negative matrix factorization algorithm. Its low bit error rate also shows that the system can effectively handle interference and noise during data transmission or reception, thereby reducing the occurrence of data errors.

Keywords: RFID; underdetermined; anti-collision; successive nonnegative projection algorithm; bounded component analysis

0 引 言

射频识别(radio frequency identification, RFID)是一种通过无线电信号识别目标的通信技术,已成为物联网的

关键技术之一。由于 RFID 采用无线通信,数据交换不需要物体接触和人工参与,因此在物联网的信息采集层中发挥着重要作用。在物联网中,当 RFID 阅读器同时识别多个标签物品时,标签信号在共享信道中不可避免地会发生

收稿日期:2024-09-11

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61801319)、四川省科技厅项目(2020JDJQ0061,2021YFG0099)、四川轻化工大学研究生创新基金(Y2023273)、四川轻化工大学科研创新团队项目(SUSE652A011)资助

碰撞。当多个标签同时与阅读器通信时,标签的信号会混合,导致阅读器侧接收到错误的信号,这就是 RFID 系统的碰撞问题^[1-2]。标签碰撞一般在介质访问控制层解决^[3-5]。其基本思想是每个标签随机与阅读器通信,如果发生碰撞,则随机选择通信时间重发,直至传输成功。

但当标签过多时,这种方式重发次数增多,通信效率不高。碰撞信号实际上是多个标签信号的叠加,分离后可以成功解码。此时碰撞信号不会被视为无效信号,因此可以减少重发次数,从而提高通信效率^[6]。射频识别系统通道中标签发送的信号的随机混合过程可以看作是随机矩阵与源信号矩阵的乘法。此数学模型与盲源分离模型高度重合,因此,可以使用盲源分离算法来分离碰撞的标签信号。在实际应用中,当标签数量大于读取器天线数量时,RFID 系统处于欠定状态^[7]。

欠定状态下的 RFID 系统阅读器天线数小于标签数,利用较少信息分离得出较多的信息本身就具有难度。通过盲源分离的方法实现欠定情况下的信号分离^[8],这方面的研究既是一个机会也具有挑战性,前人的研究验证了其可行性,并得出了一些可用的结果。文献[9]在 2014 年提出了一种使用约束性非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)算法来实现欠定状态下 RFID 系统混合信号分离的方法,文章对 NMF 算法采用了三重约束,使得分离的信号满足 RFID 系统要求。虽然约束性 NMF 算法能解决欠定状态下的 RFID 碰撞问题,但在标签数量远大于阅读器标签数量时,该算法无法准确地分离碰撞信号。文献[10]通过分组方法,将标签分为若干个数目合适的组,再采用约束性 NMF 算法进行分离,会使 NMF 算法的优势充分发挥出来且不会出现无法分离的情况。文章的结果体现了欠定状态下的算法很大的优越性,尤其是在天线数目较多的情况下。2018 年,文献[11]也采用了三重约束的欠定 NMF 算法来进行 RFID 系统防碰撞,但她们的作品侧重于汽车电子标识的实际应用。值得肯定的是,她们的设计初步证明了该算法的工程适用性。近年,文献[12]提出了一个具有最小相关性和最小体积约束的 NMF 算法,用于欠定 RFID 系统的防碰撞应用,该算法将标签信号的独立性原理与 NMF 机制相结合,实现了性能的增强,作者表示欠定情况下的盲分离标签防碰撞方法属于现有标签碰撞研究工作的第三阶段。

从文献资料的收集可以发现,欠定状态下的碰撞问题仍然是一个很难解决的问题。但欠定状态下的碰撞问题是更具有实际意义,未来的研究可以着重朝着欠定方向进行。基于源向量凸支持的紧性假设和笛卡尔分解,Cruces 等^[13]提出了一种有界成分分析(bounded component analysis, BCA)算法。BCA 算法仍然基于源的凸包,扩展以解决欠定的 BSS 模型^[14]。Erdogan 等^[15]提出的另一种 BCA 框架利用了源的主超椭球体和边界超矩形,Erdogan 支持 Cruces 的观点,即 BCA 可以被视为一种更一般的方法,将

ICA 作为有界源的特殊情况。然后,文献[16-17]进一步开发了 Erdogan 的 BCA 算法来解决卷积 BSS 模型。此外,为了考虑源的稀疏性,提出了稀疏 BCA 算法^[18]。后来,对瞬时 BCA 算法的平稳点进行了分析^[19]。后来,在前面学者的基础上,文献[20-21]等一系列 BCA 算法被提出来,使得该算法适合许多实际信号,例如数字通信星座、自然图像、具有亚高斯性质的谐波振荡、具有超高斯分布的稀疏信号等。

基于以上讨论,在实际应用中,NMF 和 BCA 都有望解决基于欠定 RFID 混合问题。然而,一些现实的来源是依赖的或相关的。为了放松对源的假设并解决更复杂的 BSS 模型,与独立成分分析(independent component analysis, ICA)、NMF 和稀疏成分分析^[22]相比,BCA 是一种相对有效的方法,它不依赖于关于来源的统计假设。而且基于 BCA 的 RFID 标签防碰撞方法相较于 NMF 方法大大提高的算法的分离准确性并降低了算法实现复杂度。但是,传统的 BCA 算法都是使用随机初始化的方法来估计初始混合矩阵。如果初始的混合矩阵与真实混合矩阵相差较大,算法可能需要更多的迭代次数才能收敛到接近真实分离结果的状态。这不仅增加了计算的时间成本,也增加了算法的复杂度。因此,为了使 RFID 系统得到更好的优化,降低计算时间和复杂度,继续研究欠定情况下的标签碰撞问题,本文提出了一种新的 BCA 方法来分离 RFID 系统中的混合标签信号。仿真结果表明,相比较于 BCA 方法和 NMF 的标签防碰撞方法,本文提出的方法不仅改善了信号分离性能效果,还提高了系统误码率。

本文的组织结构如下。在第 1 节中,描述了基于盲源分离的 RFID 系统防碰撞模型,并表明了算法所需的假设。在第 2 节中,介绍并分析了本文提出的新算法理论。仿真结果和分析在第 3 节中给出。最后,在第 4 节得出结论并对展望未来的发展。

1 信号模型

在欠定盲源分离问题中,观测信号个数小于源信号个数,标签源信号经未知信道混合后,由个数为 $m < n$ 的阅读器天线接收。阅读器在处理同频干扰信号过程中,忽略源信号到达不同天线时引起的时延,只考虑信号幅度的衰减,因此,该模型可以假设为线性瞬时混合模型:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} \quad (1)$$

其中,标签发送的源信号 $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T \in \mathbb{R}^{n \times k}$,阅读器接收到的观测信号 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T \in \mathbb{R}^{m \times k}$ 。由于无线信道的不确定性,接收到的信号 $\mathbf{X}$ 与标签发送的源信号 $\mathbf{S}$ 相差甚远,无线信道的作用可以描述为 BSS 场中的混合矩阵 $\mathbf{A}$ ^[23],其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 。考虑无线信道环境的噪声,可将式(1)修改为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} + \mathbf{N} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{N}$ 为高斯白噪声矩阵。

在式(2)中,混合矩阵未知,接收到的信号无法向阅读器提供正确的消息,这种现象在 RFID 系统中称为碰撞。需要在盲情况下解决这个问题,即在没有源信号和混合过程的先验知识的情况下。在这种情况下,基于盲源分离的算法是一个不错的选择,它可以根据一些统计特征仅从接收到的混合信号中估计源信号。BSS 算法通常是通过一些独立机制、非负条件或有界特征计算分离矩阵 $\mathbf{W}$ 。分离矩阵 $\mathbf{W}$ 满足以下方程:

$$\mathbf{W}\mathbf{A} \approx \mathbf{I} \quad (3)$$

则最终得到的估计源信号:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{W}(\mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N}) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N} \approx \mathbf{S} \quad (4)$$

随机向量 $\mathbf{x}$ 的支持是其定义域中概率密度函数(或概率质量函数) p 非零的点的子集,即:

$$\text{supp}\{\mathbf{x}\} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m : p > 0\} \quad (5)$$

虽然一般来说,这个集合可以是非凸的,但总是可以将其最佳凸近似和闭近似定义为包含 $\text{supp}\{\mathbf{x}\}$ 的最小闭集。这个近似是随机向量的凸支撑:

$$\mathcal{S}_x = \text{cl conv supp}\{\mathbf{x}\} \quad (6)$$

如果阅读器天线接收到的观测结果满足以下假设,则可以使用 BCA 找到适当的分离矩阵 $\mathbf{W}$:

1)有界假设:源和噪声是有界的。这对于射频信号是正确的,因为测量信号的幅度受传感器范围的限制。

2)笛卡尔积分解:源向量 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 的凸支撑可以写成边缘凸支撑的笛卡尔积,即 $\mathcal{S}_s = \mathcal{S}_{s_1} \times \mathcal{S}_{s_2} \times \dots \times \mathcal{S}_{s_n}$ 。该假设是 BCA 理论的基础,它保证了观测中源分解的存在。与 ICA 中的关键假设(即源相互独立)一样,笛卡尔积分解被证明适用于通信信号。因此值得使用 BCA 分离射频信号,这也是这项工作的目的。

3)子空间的平凡两两交集: $\mathbf{A}$ 是满秩的(可分离性),并且 $\mathbf{A}$ 不包含共线列(可识别性)。此假设保证了 BCA 分解结果的唯一性。

4)可用的噪声描述符: $\mathbf{N}$ 的关键统计数据是可估计的。对于真实的射频信号,其噪声水平通常是未知的或难以估计的。因此,对噪声的估计不当可能导致 BCA 分离性能不佳。

2 基于优化 BCA 的防碰撞算法

BCA 是一种很有前途的盲源分离算法,因此基于周长匹配的 BCA 算法被用于解决在欠定 RFID 标签碰撞问题^[24]。本文在此基础上对该方法进行了优化,本文使用了一种快速鲁棒递归算法——连续非负投影算法(successive nonnegative projection algorithm, SNPA)^[25]来估计 BCA 算法中的初始混合矩阵,不但降低了算法的迭代成本,并且提高了算法的分离准确率。本文算法盲源分离模型如图 1 所示。

2.1 连续非负投影算法

已经开发了各种算法来解决 BSS 中混合矩阵的初始问题。一些示例是连续投影算法(successive projection algorithm, SPA)^[26]、快速定位(fast anchor words, FAW)

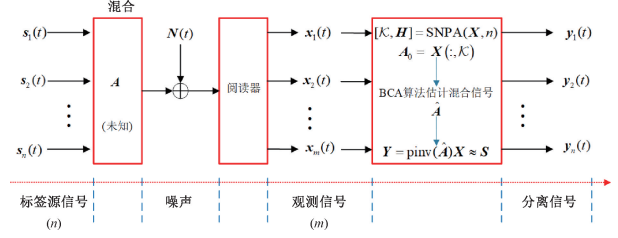


图 1 RFID 混合信号分离模型图

Fig. 1 RFID mixed signals separation model

算法^[27]或 SNPA。此类算法从空矩阵 $\mathbf{A}$ 和残差矩阵 $\mathbf{R} = \mathbf{X}$ 开始,然后在两个步骤之间交替:选择 $\mathbf{R}$ 的一列添加到 $\mathbf{A}$,然后使用 $\mathbf{X}$ 和迄今为止提取的列更新 $\mathbf{R}$ 。

在 SNPA 算法的每一步,选择输入矩阵 $\mathbf{X}$ 中使函数 $f(x)$ 最大化的列($f(x)$ 可以是任何强凸函数,使得 $f(0) = 0$,在这里本文选择 $f(x) = \|\mathbf{x}\|_2^2$),然后使用 f 引起的半度量将 $\mathbf{X}$ 的每一列投影到迄今为止提取的列的凸包和原点上。再使用快速梯度法执行 SNPA 的投影,这是一种用于最小化具有 Lipschitz 连续梯度的凸函数的最佳一阶方法。具体算法步骤如下:

第 1 步:由于 $\mathbf{X}$ 的列属于 $\mathbf{A}$ 的列和原点的凸包,并且强凸函数总是在多面体的顶点处最大化,因此 $\mathbf{A}$ 的一列将在 SNPA 的第一步中被识别。则:

$$f(\mathbf{A}\mathbf{s}) = f\left(\sum_{k=1}^r \mathbf{A}(:,k)s(k) + \left(1 - \sum_{k=1}^r s(k)\right)\right) \leq \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^r s(k)f(\mathbf{A}(:,k)) \leq \max_k f(\mathbf{A}(:,k))$$

其中, $\mathbf{A}$ 是 RFID 系统中的初始混合矩阵, $\mathbf{s}$ 是标签源信号的列向量。式(7)中,第一个不等式由 $f(x)$ 函数的凸性和 $f(0) = 0$ 的事实得出。根据强凸性,参见式(8):

$$f(\delta x + (1-\delta)y) \leq \delta f(x) + (1-\delta)f(y) - \frac{\mu}{2}\delta(1-\delta)\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 \quad (8)$$

由此可以得出式(7)的第 1 个不等式始终是严格的。第 2 个不等式由 $\mathbf{s} \in \Delta$ 和 $f(x) > 0$ (对于任何 $x \neq 0$)的事实得出。

其中, $\Delta = \{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^m \mid \mathbf{s} \geq 0, \sum_{i=1}^m s_i \leq 1\}$ 由于 $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}$, 则 $\mathbf{X}$ 的所有列都可以写成 $\mathbf{A}\mathbf{s}$, 这意味着在第一步, SNPA 提取了将 f 最大化的 $\mathbf{A}$ 列相对应的索引 κ 。

第 2 步:上述步骤已经提取了与 $\mathbf{A}$ 的列相对应的一些索引 κ , 即 $\mathbf{X}(:,\kappa) = \mathbf{A}(:,I)$ 。将 $\mathcal{P}_A^I(\mathbf{X})$ 表示为矩阵 $\mathbf{X}$ 在 $\mathbf{A}$ 的列的投影,即对于所有 i , $(\mathcal{P}_A^I(\mathbf{X}))_{:,i} = \mathcal{P}_A^I(\mathbf{X}_{:,i})$, 且 $\mathcal{R}_A^I(\mathbf{X}) = \mathbf{X} - \mathcal{P}_A^I(\mathbf{X})$ 。引入以下符号:

$$\alpha(\mathbf{X}) = \min_{1 \leq j \leq r, c \in \Delta} \|\mathbf{X}(:,j) - \mathbf{X}(:,\kappa)c\|_2^2 \quad (9)$$

其中, $\Delta = \{c \in \mathbb{R}^m \mid c \geq 0, \sum_{i=1}^m c_i \leq 1\}$, 参数 $\alpha(\mathbf{X}) = \mathbf{H} * (:,j)$ 是 $\mathbf{X}$ 中某一列与 $\mathbf{X}$ 中其他列的凸包和原点之间的最小距离, $\alpha(\mathbf{X}) > 0$ 是能够在 $\mathbf{X}$ 的列中识别出 $\mathbf{A}$ 的列

的必要条件(事实上 $\alpha(\mathbf{X}) = 0$ 意味着 $\mathbf{X}$ 中的某一列属于 $\mathbf{X}$ 中其他列的凸包, 因此原点无法与其他数据点区分开来)。

SNPA 中的残差 $\mathbf{R} = \mathcal{R}_{\mathcal{A}(\cdot, l)}(\mathbf{X})$, 有:

$$\mathcal{R}_{\mathcal{A}(\cdot, l)}(\mathbf{X}) = \mathbf{X}(:, k) - \mathbf{X}(:, \mathcal{K})\alpha(\mathbf{X}(:, k)) \quad (10)$$

由于 SNPA 在理论和经验上都比其他算法表现更好也更稳定, 因此在此详细研究它, 如表 1 所示。此外, 当 $\text{rank}(\mathbf{A}) < m$ 时, SNPA 能够处理欠定的情况, 这对于本文的研究设置至关重要。

表 1 实现 SNPA 的伪代码

Table 1 Pseudo code for implementing SNPA

SNPA 算法:
输入: 观测矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^m$, 要提取的列数 $r = n$
输出: 一组指标 $\mathcal{K}$, 使得 $\mathbf{X}(:, \mathcal{K}) \approx \mathbf{A}_0$ 直至排列
初始化: $\mathbf{R} = \mathbf{X}, \mathcal{K} = \{\}, k = 1$
while $\mathbf{R} \neq 0$ and $k \leq r$ do
$p = \text{argmax}_i f(\mathbf{R}(:, i))$
$\mathcal{K} = \mathcal{K} \cup \{p\}$
for all j do
$\mathbf{H}^*(:, j) = \text{argmin}_{a \in \Delta} f(\mathbf{X}(:, j) - \mathbf{X}(:, \mathcal{K})a)$
$\mathbf{R}(:, j) = \mathbf{X}(:, j) - \mathbf{X}(:, \mathcal{K})\mathbf{H}^*(:, j)$
end
$k = k + 1$
end

最终输出指标 $\mathcal{K}$ 的集合, 使得初始混合矩阵 $\mathbf{A}_0 = \mathbf{X}(:, \mathcal{K})$ 直至排列。SNPA 对任何足够小的噪声都非常耐用, 因此在各种场景下都非常可靠。在无噪声的情况下, 其可以精确识别矩阵的列, 从而提高其准确性。对 BCA 算法中输入矩阵的精准识别, 可以改善预测周长与观测数据之间的拟合度, 增强混合物中源的可识别性和可分离性。

2.2 基于周长匹配的有界成分分析

通过 SNPA 对观测矩阵识别出初始矩阵 $\mathbf{A}_0$, 再对该初始矩阵通过 BCA 算法^[14]进行混合标签信号的分离。该算法通过最小化周长向量与其预测之间的最小二乘误差来估计混合矩阵:

$$J(\hat{\mathbf{A}}', L_{\hat{\gamma}}) = \|\mathbf{L}_{\hat{\gamma}} - \hat{\mathbf{L}}_{\hat{\gamma}}\|^2 \quad (11)$$

为实现这一点, 该算法使用自然梯度下降和加速技术进行收敛, 将误差降至最低。然后再根据预测的周长确定混合矩阵和最小化最小二乘误差的常数。对该过程进行了迭代, 以完善混合系统的估计并提高与观测数据的拟合度, 详细步骤如表 2 所示。

$$\mu^{(i)} = \frac{\eta^{(i)}(\hat{\mathbf{G}}^{(i)}\mathbf{H})}{\|\nabla_{\hat{\mathbf{G}}^T}(\hat{\mathbf{G}}^{(i)}\mathbf{H})\|_{\mathbf{I}_n}^2} = \frac{J_0(\hat{\mathbf{G}}^{(i)}\mathbf{H})}{\|\mathbf{P}_{\mathbf{B}^H} \nabla_{\hat{\mathbf{G}}^T} J_0(\hat{\mathbf{G}}^{(i)}\mathbf{H})\|_{\mathbf{I}_n}^2} \quad (12)$$

表 2 BCA-PM 算法主要流程

Table 2 Main process of BCA-PM algorithm

BCA-PM 算法:
输入: 观测矩阵 $\mathbf{X}$, 标签数目 n , 初始混合矩阵 $\mathbf{A}_0$
输出: 估计混合矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$
$[\mathbf{W}, m'] = \text{whitening}(\mathbf{X}, n)$;
for $j = 1:q$
$\mathbf{H} = \text{rand}(m, q)$
$\mathbf{B}'(:, j) = \mathbf{H}(:, j) / \ \mathbf{W}^H \mathbf{H}(:, j)\ $
$\mathbf{y}_j = (\mathbf{B}'(:, j))^H \mathbf{W} \mathbf{X}$
$L_{\mathbf{y}_j} = 2(\max_t \{\mathbf{y}_j(t)\} - \min_t \{\mathbf{y}_j(t)\})$
end
while not convergence
$\hat{\mathbf{G}}^{(i)H} = \mathbf{B}'^H \mathbf{A}_0$
$\bar{L}_{\hat{\gamma}} = \max \left\{ \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q (L_{\mathbf{y}_j} - \hat{\mathbf{g}}_j ^T \mathbf{I}_n), 0 \right\}$
$\hat{L}_{\mathbf{y}} = \hat{\mathbf{G}}^{(i)} ^T \mathbf{I}_n + \bar{L}_{\hat{\gamma}} \mathbf{1}_q$
$\epsilon^{(i)} = L_{\mathbf{y}} - \hat{L}_{\mathbf{y}}$
$\mathbf{M}^H = (e^{\mathcal{J} \angle \hat{\mathbf{G}}^{(i)}} * \odot \mathbf{B}')$
$\tilde{\mathbf{M}} = \mathbf{M}^H - \text{repmat}(\text{mean}(\mathbf{M}^H, 2), 1, q)$
$\hat{\mathbf{A}}_1 = \text{reshape}(\text{pinv}(\tilde{\mathbf{M}}) L_{\mathbf{y}}, m, n)$
$\nabla_{\hat{\mathbf{G}}^T} J_0(\hat{\mathbf{G}}^{(i)H}) = -2e^{\mathcal{J} \angle \hat{\mathbf{G}}^{(i)}} \mathbf{H} * (\epsilon^{(i)} \mathbf{1}_n^T)$
使用公式(12)计算 $\mu^{(i)}$
$\hat{\mathbf{A}}_2 = \hat{\mathbf{A}}^{(i)} - \mu(B' B'^H)^{-1} \nabla_{\hat{\mathbf{A}}'^H} J(\hat{\mathbf{A}}^{(i)})$
在 $\hat{\mathbf{A}}^{(i+1)}$ 与 $\hat{\mathbf{A}}_1'$ 之间选择使得 $J(\hat{\mathbf{A}}^{(i+1)}) = \ \epsilon^{(i+1)}\ ^2$
最小的值
$i = i + 1$
end
$\hat{\mathbf{A}} = \text{pinv}(\mathbf{W}) \hat{\mathbf{A}}'$

通过优化 BCA 周界匹配标准, 该算法增强了噪声混合物中源的可识别性和可分离性, 使其有效进行盲信号识别。接下来, 将简单分析本文所提算法的计算成本。

SNPA 需要 $O_{\text{SNPA}}(mnT)$, BCA 算法每次迭代的期望复杂度可以近似为:

在高信噪比下, $O_{\text{BCA}}(T \log(V_h))$; 在低信噪比下, $O_{\text{BCA}}(T \log(\max\{V_h, V_l\}))$, 其中:

$$\begin{cases} V_h = \sum_{i=1}^n |\text{ext}(\text{conv}\{s_i\})| \\ V_l = 8\sqrt{\pi} \end{cases} \quad (13)$$

在本文中, RFID 标签混合模型是欠定的, 即 $n > m$ 。同时, 标签信号的长度远远大于 n 和 m , 即 $T \gg n, m$, 因此此算法的总计算代价为:

$$O_{\text{all}} = \text{iterations} \times (O_{\text{SNPA}}(mnT) + O_{\text{BCA}}) \quad (14)$$

3 仿真与结果分析

本文对 RFID 系统的整个通信过程进行了仿真,验证了所提方法的有效性。在 RFID 系统中,标签将原始信号发送出去,经过碰撞混合后被阅读器的天线接收,再利用以上所述方法对混合信号进行盲源分离。本文直接比较了源信号和分离信号,如图 2~4 所示,图 2~4 分别为源信号、混合信号和算法分离信号。仿真条件设置如下:本文选取标签个数 5 个,阅读器天线线数 3 个,每个标签的数据长度为 2 000 bit,信道信噪比为 25 dB,信道噪声为高斯白噪声。所有仿真均使用 Matlab R2021b 在电脑 Intel(R) Core (TM) i5-12500 CPU@3 GHz 16 GB RAM 上进行。

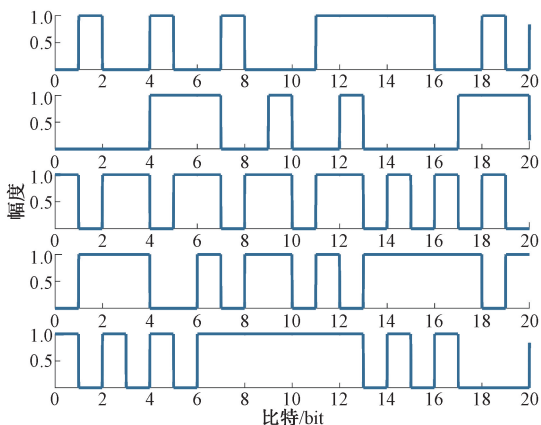


图 2 标签源信号

Fig. 2 Tag source signals

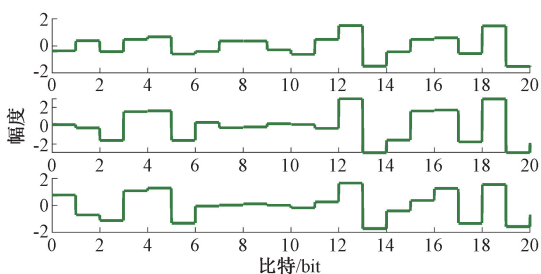


图 3 标签碰撞混合信号

Fig. 3 Tag collision mixed signals

直观地看图,虽然分离出的信号并没有按照原来的顺序排列,但是对于 RFID 系统的编码和调制方法而言,信号顺序的改变对 RFID 系统的性能没有意义。图 2~图 4 的结果表明,本文所提算法可以更正确地分离欠定情况下的混合 RFID 标签信号。

选择合适的算法来估计初始混合矩阵对混合信号分离的影响显著。传统的随机初始化混合矩阵可能与真实混合矩阵相差较大,算法可能需要更多的迭代次数才能收敛到接近真实分离结果的状态。这不仅增加了计算的时间成本,也增加了算法的复杂度。相比之下,利用 SNPA 来估

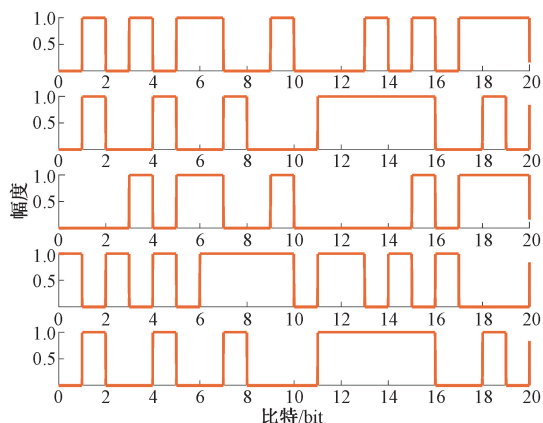


图 4 算法分离信号

Fig. 4 Algorithm separation signals

计初始矩阵可以使其更接近真实信号分布的起始点,减少了算法迭代次数和计算成本,从而改善分离结果的稳定性。本文比较了原始的随机初始化和一些常用初始化方法(如:SPA、SNPA 和 FAW),从图 5 的仿真结果可以看出,利用 SNPA 算法来初始化混合矩阵明显提高了系统的分离准确性。

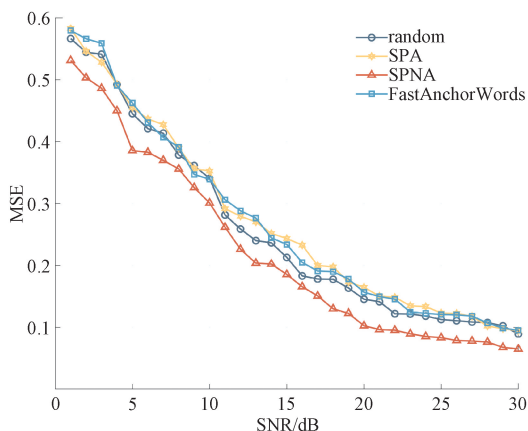


图 5 不同算法估计初始混合矩阵对分离性能的影响

Fig. 5 The impact of different algorithms estimating the initial mixing matrix on the separation performance

本文所提算法的目的主要是算法在迭代过程中是否能有效地达到预期的源信号恢复。通过构建代价函数,算法在有限迭代后将稳定在全局最优解附近。为验证收敛性,通常会通过数值仿真,观察成本函数的变化趋势。如图 6 所示,算法的最大迭代次数被设置为 130,尽管收敛通常需要更少的迭代。

为了进一步说明算法总体源分离的正确性,本文利用下式计算源信号与分离信号之间的相关系数来评价算法的分离性能。

$$\begin{aligned} \text{两个向量 } \mathbf{s} \text{ 和 } \mathbf{z} \text{ 之间的协方差(Covariance)定义为:} \\ \text{cov}(\mathbf{s}, \mathbf{z}) = E[\mathbf{s} - E(\mathbf{s})][\mathbf{z} - E(\mathbf{z})] = \\ E(\mathbf{s}\mathbf{z}) - E(\mathbf{s})E(\mathbf{z}) \end{aligned} \quad (15)$$

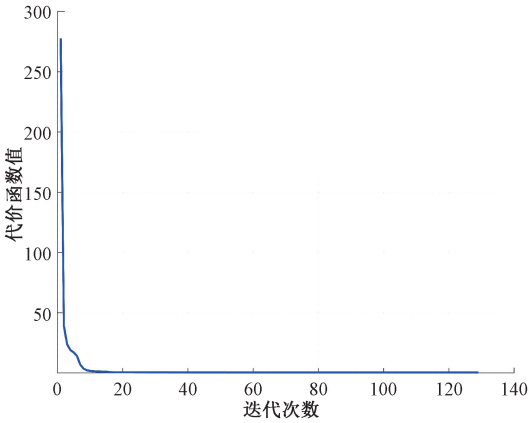


图 6 算法的收敛性分析

Fig. 6 Convergence analysis of the algorithm

向量 s 和 z 之间的相关系数为:

$$\text{corr}(s, z) = \frac{\text{cov}(s, z)}{\sqrt{\text{cov}(s, s) \text{cov}(z, z)}} \quad (16)$$

向量之间的相关系数对两个向量之间的真实幅度值并不敏感,他们对相邻的值比较敏感,因为 RFID 系统的信号是二进制信号,则信号之间的相似度越高,就代表两者相同的比特数越高。所以信号之间的相似度能够很好的反应算法的分离性能。当该指标用于 RFID 系统时,本文将所提出的方法与其他算法进行比较。实验结果如图 7 所示。本文将信道信噪比改为从 10 dB~30 dB,并取 1 000 次仿真的平均相关系数。可以看出,随着信噪比的增加,其相似度也在增长,且本文算法明显要优于其他算法。

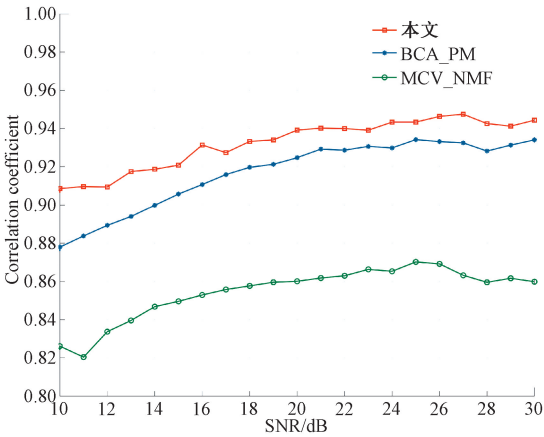


图 7 不同信噪比下相关系数的性能比较

Fig. 7 Performance comparison of correlation coefficient under different signal-to-noise ratios

本文还提供了精确的、直观的、详细的数据分析,表 3 详细的比较了在低信噪比、中信噪比和高信噪比下算法分析信号的相似度,更直观的展现了本文所提算法分离的准确性。

为了进一步评估该方法的稳定性能,本文还对均方误

表 3 低、中、高信噪比下不同算法的相似度比较

Table 3 Similarity comparison of different algorithms under low, medium and high signal-to-noise ratios

算法	低信噪比	中信噪比	高信噪比
	(0 dB)	(15 dB)	(30 dB)
MCV_NMF	0.562 0	0.849 6	0.859 9
BCA_PM	0.597 9	0.905 7	0.934 0
本文	0.628 4	0.920 9	0.944 5

差(mean square error, MSE)进行了分析研究。MSE 表示估计信号与源信号间的误差值的期望,假设源信号为 s ,估计信号为 z ,则 MSE 定义为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i (z_i - s_i)^2 \quad (17)$$

其中, n 为标签样本个数。通过 MSE 定义可知,算法分离结果误差越小,其均方误差值越小,算法表现性能越好。仿真条件与前面的参数设置相同,仿真结果如图 8 所示。结果表明,使用均方误差来量化估计值与真实值之间的差异,是可以明显看出当信噪比越高算法越稳定。采用本文算法作为 RFID 系统的防碰撞算法误差最小,进一步证明了新算法的性能优于其他代表性算法。

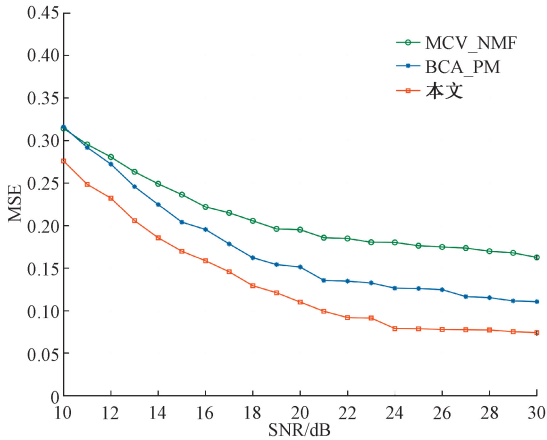


图 8 不同信噪比的均方误差比较

Fig. 8 Comparison of mean square error for different signal-to-noise ratios

误码率的计算公式直观地反映了信道传输质量的好坏。误码率是评估数字通信系统性能的一个重要指标。如图 9 所示,当 BER 接近于 0 时,表示传输的信息基本没有错误;当 BER 较大时,表示传输的信息中存在较多的错误。因此,本文所使用的方法比其他算法误码率性能更好。

经过上述不同算法评价指标对不同算法的性能和效果进行客观、定量的度量和比较,可以了解不同算法在解决 RFID 标签防碰撞问题上的优劣。综上所述,基于本文所提出的标签防碰撞算法可以提高 RFID 系统的整体性能。

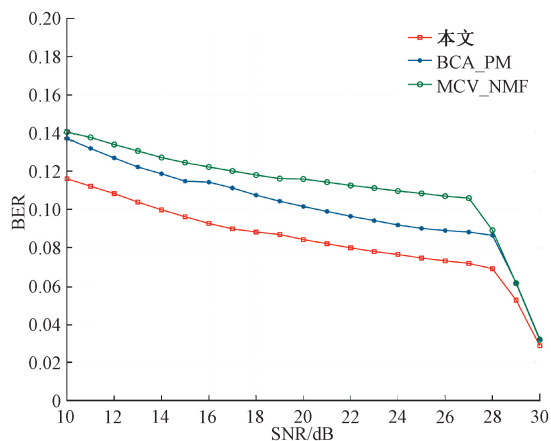


图 9 不同信噪比下的误码率性能变化

Fig. 9 BER performance changes under different signal-to-noise ratios

4 结 论

RFID 系统标签之间的碰撞本质上就是无线通信中的同频干扰问题,标签防碰撞就是通过采取一系列技术手段来减小或消除由于同频信号之间的相互干扰而引起的通信质量下降问题,从而提高通信质量和系统性能。本文利用 SNPA 计算出初始的混合矩阵,摒弃传统的随机初始化,避免了算法陷入局部最优解,也极大的减少了算法的迭代次数。通过仿真实验分析本文所提算法能够从阅读器天线接收到的混合信号中正确估计出源信号。由于该算法可以在欠定情况下工作,因此每次识别的标签数量比传统算法要多,可以实现比传统算法更高的吞吐量。与近年来标签信号分离效果较好的算法相比,本文算法性能更好,提高了算法的分离准确率。

虽然本文所提出的算法对 RFID 欠定防碰撞进行了较好的改进,但在今后的工作中,该算法在低信噪比下的性能还有待优化。实际问题的复杂性,以及欠定盲源分离理论研究时间较短,尤其是单通道盲源分离,这些都使得其成为盲信号处理中的一大挑战。近年来,深度学习等机器学习理论在数据挖掘和特征表示方面表现出色,超越了传统的人工定义和特征提取方法。因此,将深度学习技术应用于标签防碰撞领域尚需进一步探索。

参考文献

- [1] WANG L, LUO ZH Q, GUO R M, et al. A review of tags anti-collision identification methods used in RFID technology[J]. Electronics, 2023, 12(17): 3644.
- [2] LIU Y, TANG Q, LI G, et al. A memoryless information sharing RFID tag anti-collision protocol[C]. International Artificial Intelligence Conference. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 95-109.
- [3] UMELO N H, NOORDIN N K, RASID M F A,

et al. Efficient tag grouping RFID anti-collision algorithm for internet of things applications based on improved k-means clustering[J]. IEEE Access, 2023, 11: 11102-11117.

- [4] 陈祥营,朱正伟. 基于 RFID 系统的防碰撞算法研究与改进[J]. 电子测量技术, 2021, 44(11): 84-89.
CHEN X Y, ZHU ZH W. Research and improvement of anti-collision algorithm based on RFID system[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(11): 84-89.
- [5] 莫崇江. 一种改进的搜索树 RFID 防碰撞算法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(21): 59-62.
MO CH J. An improved searching tree anti-collision algorithm in RFID system [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(21): 59-62.
- [6] 郭佳雯,吴海锋,桂妮霞,等. RFID 标签冲突分离的最大后验概率聚类[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(6): 1333-1344.
GUO J W, WU H F, GUI N X, et al. Maximum posteriori probability clustering for conflict separation of RFID tags [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(6): 1333-1344.
- [7] 金允钢,张小红,王秋丽. RFID 系统欠定盲分离的汉明重分组防碰撞算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(7): 1514-1520.
JIN Y G, ZHANG X H, WANG Q L. Under-determined blind source separation anti-collision algorithm for RFID based on hamming weight grouping[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(7): 1514-1520.
- [8] 经超富. 基于盲源分离的 RFID 防碰撞技术研究[D]. 宜宾: 四川轻化工大学, 2021.
JING CH F. Research of RFID anti-collision technology based on blind source separation [D]. Yibin: Sichuan University of Science and Engineering, 2021.
- [9] 岳克强,孙玲玲,游彬,等. 基于欠定盲分离的并行识别防碰撞算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2014, 48(5): 865-870.
YUE K Q, SUN L L, YOU B, et al. Parallelizable identification anti-collision algorithm based on under-determined blind separation[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2014, 48(5): 865-870.
- [10] 张小红,金允钢. 基于帧时隙的欠定盲分离 RFID 防碰撞算法研究[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(5): 1100-1108.
ZHANG X H, JIN Y G. Research of under-

- determined blind source separation anti-collision algorithm based on RFID frame-slot[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(5): 1100-1108.
- [11] 杨丽娟. 多天线 RFID 系统对标签的高效识别研究[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2018.
YANG L J. Research on efficient identification of tags using multi-antenna RFID system [D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2018.
- [12] LUO ZH Q, JING CH F, CHEN Y, et al. A new underdetermined NMF based anti-collision algorithm for RFID systems[J]. ISA Transactions, 2022, 123: 472-481.
- [13] CRUCES S, DURÁN-DÍAZ I. The minimum risk principle that underlies the criteria of bounded component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(5): 964-981.
- [14] CRUCES S. Bounded component analysis of noisy underdetermined and overdetermined mixtures [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(9): 2279-2294.
- [15] ERDOGAN A T. A class of bounded component analysis algorithms for the separation of both independent and dependent sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(22): 5730-5743.
- [16] INAN H A, ERDOGAN A T. A convolutive bounded component analysis framework for potentially nonstationary independent and/or dependent sources[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 63(1): 18-30.
- [17] INAN H A, ERDOGAN A T. Convolutive bounded component analysis algorithm for independent and dependent source separation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 26(4): 697-708.
- [18] BABATAS E, ERDOGAN A T. Sparse bounded component analysis[C]. 2016 IEEE 26th International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP). IEEE, 2016: 1-6.
- [19] INAN H A, ERDOGAN A T, CRUCES S. Stationary point characterization for a class of BCA algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(20): 5437-5452.
- [20] BABATAS E, ERDOGAN A T. Time and frequency based sparse bounded component analysis algorithms for convolutive mixtures[J]. Signal Processing, 2020, 173: 107590.
- [21] BABATAS E, ERDOGAN A T. An algorithmic framework for sparse bounded component analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(19): 5194-5205.
- [22] MA B Z, ZHANG T Q. Underdetermined blind source separation based on source number estimation and improved sparse component analysis [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2021, 40: 3417-3436.
- [23] LUO ZH Q, LI CH J, ZHU L D. A comprehensive survey on blind source separation for wireless adaptive processing: Principles, perspectives, challenges and new research directions[J]. IEEE Access, 2018, 6: 66685-66708.
- [24] 王玲, 骆忠强. 基于有界成分分析的欠定 RFID 标签防碰撞技术[J]. 无线电通信技术, 2024, 50(5): 977-984.
WANG L, LUO ZH Q. Underdetermined RFID tag anti-collision technology based on bounded component analysis [J]. Radio Communications Technology, 2024, 50(5): 977-984.
- [25] GILLIS N. Successive nonnegative projection algorithm for robust nonnegative blind source separation[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(2): 1420-1450.
- [26] CHEN Y Y, CHU B, FREEMAN C, et al. Generalized iterative learning control using successive projection: Algorithm, convergence, and experimental verification[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 28(6): 2079-2091.
- [27] ARORA S, GE R, HALPERN Y, et al. A practical algorithm for topic modeling with provable guarantees[C]. International Conference on Machine Learning. PMLR, 2013, 28(2): 280-288.

作者简介

王玲, 硕士研究生, 主要研究方向为射频识别信号处理和盲源分离技术。

E-mail: 322081104107@stu.suse.edu.cn

骆忠强(通信作者), 教授, 主要研究方向为信息融合、盲源分离、无线通信系统的信号处理和智能信号处理等。

E-mail: luozhongqiang@suse.edu.cn