

基于正交复用循环机制的 WSN 信源精确定位算法

吴 亮^{1a}, 谷 川^{1a}, 刘国英^{1b,2}

(1. 安阳师范学院 a. 软件学院; b. 计算机与信息工程学院, 河南 安阳 455000;

2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘 要: 无线传感器网络(WSN)信源精确定位算法无法同步优化时延估计与角度估计,且不能将噪声子空间与信号子空间进行分割。为此,提出改进的 WSN 信源精确定位算法。采用并发方式构建信号解析机制,完成信号空间在频域上的并发实时解析分割,将噪声信号子空间及信号子空间分割为独立的矩阵信号,获取信源精确定位的时延估计与角度估计。基于能量谱密度估计,设计正交复用循环机制,对单路信号进行特征值分解,得到定位信号数字特征的精确估计,提升时延估计与角度估计精度,并从该估计集合中筛选出同时具备最低时延估计与最低角度估计的信号子空间,从而完成时延与角度的并发实时估计,提高信源定位过程中的定位精度。仿真结果表明,与 DT-IPL 算法、CD-CPP 算法相比,在高衰落信道条件下,该算法具有更高的信源定位精度,且获取的信源位置与实际位置间的误差更低。

关键词: 无线传感器网络;信源定位;正交复用循环;信号子空间;时延估计;角度估计

中文引用格式: 吴 亮,谷 川,刘国英. 基于正交复用循环机制的 WSN 信源精确定位算法[J]. 计算机工程,2017,43(11):81-89.

英文引用格式: WU Liang, GU Chuan, LIU Guoying. Singal Source Precise Localization Algorithm for WSN Based on Orthogonal Multiplexing Cycle Mechanism[J]. Computer Engineering, 2017, 43(11):81-89.

Singal Source Precise Localization Algorithm for WSN Based on Orthogonal Multiplexing Cycle Mechanism

WU Liang^{1a}, GU Chuan^{1a}, LIU Guoying^{1b,2}

(1a. College of Software; 1b. College of Computer and Information Engineering, Anyang Normal University, Anyang, Henan 455000, China;

2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

[Abstract] In order to solve the current Wireless Sensor Network(WSN) source localization algorithms to synchronize and optimize time delay estimation and angle estimation, and it cannot segment noise and signal subspace, this paper proposes an improved source precise localization algorithm for WSN, it uses circulation mode to structure signal analysis mechanism, and implements the real time analysis segmentation of signal space in frequency domain, the noise of the signal subspace and the signal subspace is divided into matrix signal independent, the time delay estimation and the angle estimation of the source precise positioning are gained. Based on energy spectrum density estimation, orthogonal multiplexing cycle mechanism is designed, signal eigenvalue is decomposed, precise estimation of positioning signal features is achieved, the precision of the time delay and angle estimation is improved, and the signal subspace with minimum time delay estimation and the minimum angle estimation of space from the collection is filtered out, thus the algorithm completes the unified time delay estimation and angle estimation, improves the accuracy of source localization process. Simulation experimental results show that compared with the traditional DT-IPL algorithm, CD-CPP algorithm, this algorithm can significantly improve the positioning accuracy and the deviation between the source position and the actual position is low in high decline channel condition.

[Key words] Wireless Sensor Network (WSN); singal source localization; orthogonal multiplexing cycle; signal subspace; time delay estimation; angle estimation

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.11.014

基金项目: 国家自然科学基金(41001251); 河南省重点科技攻关计划项目(102102310087); 河南省基础与前沿技术研究计划项目(112300410182)。

作者简介: 吴 亮(1982—),男,讲师、硕士,主研方向为网络通信、信息安全、图像处理;谷 川,讲师、硕士研究生;刘国英,副教授、博士。

收稿日期: 2016-09-29 **修回日期:** 2016-11-16 **E-mail:** wuliang1982ayg@163.com

0 概述

随着无线传感技术的不断发展,其覆盖领域也得到了提高。采用一定的定位技术对无线传感信号的信源进行精确定位,实现对无线传感节点所采集数据的实时追踪,成为无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)技术中具有领先领域之一^[1]。由于 WSN 数据实时追踪过程中需要能够对信号的相对角度、接收时延等进行精确定位,以便能够准确地获知信源精确位置。然而,在实际定位过程中往往由于拉普拉斯噪声及并发多路传输的影响,导致定位精度(主要是时延精度及角度精度)难以满足人们的需求,降低了信源定位过程的便利程度^[2]。

为改善当前无线传感网信源定位精度,研究者采取了一些基于角度估计、时延估计等解决方案,在一定程度上降低了信源定位误差。如文献[3]提出一种基于相干时间估计精度提升机制的信源定位算法,采取在无线传感网中按平均分布的方式部署相干频率节点的方式,实时获取待测节点定位频率在背景频率中的分布位置,且通过将时间估计机制解析为实时坐标,从而实现对待测节点的精确定位。然而,该算法未考虑无线信道衰落因素对节点定位过程的影响,特别是在高衰落信道背景环境下,该算法会因为信道衰落因素而导致定位精度下降。文献[4]提出基于累计时间时延片优化分配机制的信源定位算法,采取累计网络时延时间片的方式,将该时间片按频率映射为定位半径圆的形式,成功地实

现了对运动状态节点位置的精确追踪。但是,该算法在实现过程中需要不断通过划分定位半径圆的形式进行位置追踪,一旦网络中节点比较密集时,该算法将难以实现迅速收敛,且需要对全部的节点进行追踪,减低了算法的实时性。文献[5]提出基于角度估计权值递归机制的网络定位算法,在每一个时间片周期内仅对最佳角度估计精度的节点赋予最大权重值,从而实现了在背景噪声中迅速获取节点信号的目的。然而,该算法没有充分考虑信道噪声的频率复杂性,由于噪声频率与各个节点均有一定的相交特性,一旦节点信号的能量较低时而被噪声所覆盖,将导致定位过程不可持续。

对此,本文提出基于正交复用循环机制的无线传感网信源精确定位算法。采取并发方式实现对信号估计过程的解析函数初始化,且利用解析信号可分割特性,将信号空间分割为噪声部分与信号部分,从而降低噪声空间对信源精确定位的干扰,实现时延估计与角度估计过程的精度提升。运用基于特征值分解,并引入信号能量谱密度估计,设计了正交复用循环机制,完成了时延估计与角度估计的并发实时估计,降低信号空间中的拉普拉斯噪声子信号的影响。最后采用 NS2 对本文算法的定位性能进行测试,并分析了该算法的复杂度。

1 无线传感器网络信源定位算法

本文提出的无线传感器网络信源定位算法过程如图 1 所示。

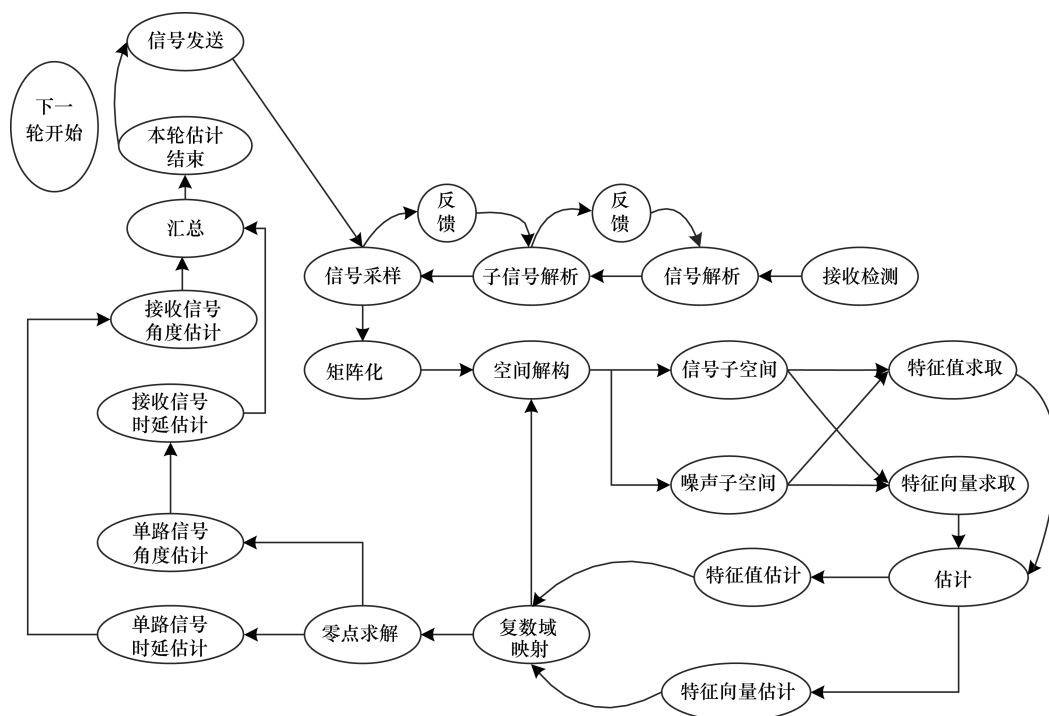


图 1 本文算法流程

从图1可以看出,该算法主要包含3个部分:1)基于多基准点实时并发接收的信号定位估计。首先经过信号采样,将 M 路子信号进行解析后,在拉普拉斯域上进行正交矩阵空间解构,获取信号子空间及噪声子空间的数字特征,从而实现对信号位置的精确估计。2)基于正交复用循环机制的信源定位。获取信号子空间及噪声子空间的特征向量,在复数域上对信号时延等数字特征进行逐路估计,解析出时延估计及接收角度估计后,进行基于复用轮数的精度提升,从而大大提高了信号位置估计的精确度。3)本文算法的精度分析。基于信号特征向量在噪声子空间上的投影,结合拉式变换精度分析,得到本文算法的精度估计区间,证明了本文算法的有效性。

1.1 基于多基准点实时并发接收的信号定位估计

由于定位信号的信源为无线传感器网络,而接收信号的节点间距离与信号的波长相比可以忽略不计,因此各路子信号射入的方向是平行的,接收模型如图2所示。



图2 M路子信号接收模型

设 M 个子信号分别为 M 个节点接收,接收信号为 $Y_1, Y_2, \dots, Y_M$,接收信号的详细定位估计过程如图3所示。其对应的时延为 $Ei (i=1, 2, \dots, M)$ 。由图3可知,第 M 个子信号将由频域信号 $Y^{(M)}(\omega)$ 与发射信号的 $S(\omega)$ 卷积决定,且与拉普拉斯噪声干扰 $N^{(M)}(\omega)$ 呈现频域叠加关系,则接收到第 M 个子信号为:

$$Y^{(M)}(\omega) = S(\omega)H^{(k)}(\omega) + N^{(M)}(\omega) \quad (1)$$

其中, $Y^{(M)}(\omega)$ 为接收到的频域信号, $N^{(M)}(\omega)$ 为对应信道中满足独立同分布条件的标准拉普拉斯噪声, $S(\omega)$ 是发射信号,可以表示为调制脉冲符号序列 a_i 与时延函数 $A(t)$ 的时域卷积关系,则式(1)的时域信号 $s(t)$ 由如下条件决定:

$$s(t) = \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{j=0}^{N_c} a_i A(t) \quad (2)$$

其中, a_i 为调制的脉冲符号序列,且满足 $a_i \in \{+1, -1\}$ 。

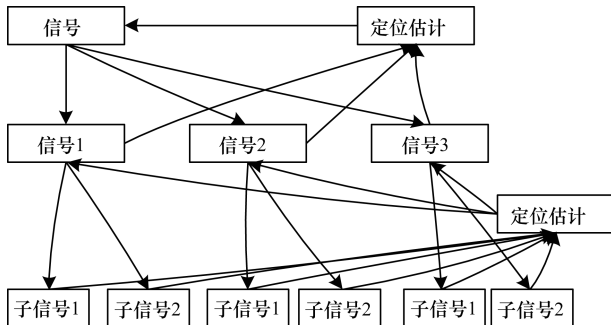


图3 定位估计过程

依据式(2),并结合傅氏变换理论^[6-7]可知,任意一路发射信号 Y_m 均由 $N(M)(\omega)$ 抽样值 w_m 及时延因子 β_m 等共同构成,即 Y_m 首先由 β_m 与 $S(\omega)$ 进行卷积计算,然后与 w_m 进行时域卷积即可得到;随后将 M 路发射信号进行顺序排序,则可得到 M 路发射信号的矩阵为:

$$\begin{aligned} Y_1 &= w_1 + \beta_1 E_{\omega_1} S \\ Y_2 &= w_2 + \beta_2 E_{\omega_2} S \\ &\vdots \\ Y_m &= w_m + \beta_m E_{\omega_m} S \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $S = \Lambda [S(\omega_1), S(\omega_2), \dots, S(\omega_\lambda)]^T$ 为矩阵秩值为 λ 的对角矩阵, $S(\omega)$ 是经过 λ 等间隔抽样后得到的采样值,即为对角线上的元素, $E_{\omega_i} (i=1, 2, \dots, M)$ 为单位时延矩阵,由于 $S = \Lambda [S(\omega_1), S(\omega_2), \dots, S(\omega_\lambda)]^T$ 经过 N 次抽样之后, $S(\omega)$ 将依次发生 ω_λ 次时延,因此 $S(\omega)$ 的每一路组成因子均需要在时域上发生傅里叶因子为 $e^{-j\Delta\omega}$ 的时延,故 E_{ω_i} 满足:

$$E_{\omega_1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\Delta\omega\omega_1^{(1)}} & e^{-j\Delta\omega\omega_1^{(2)}} & \dots & e^{-j\Delta\omega\omega_1^{(\lambda)}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_1^{(1)}} & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_1^{(2)}} & \dots & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_1^{(\lambda)}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$E_{\omega_2} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\Delta\omega\omega_2^{(1)}} & e^{-j\Delta\omega\omega_2^{(2)}} & \dots & e^{-j\Delta\omega\omega_2^{(\lambda)}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_2^{(1)}} & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_2^{(2)}} & \dots & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_2^{(\lambda)}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$E_{\omega_m} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\Delta\omega\omega_m^{(1)}} & e^{-j\Delta\omega\omega_m^{(2)}} & \dots & e^{-j\Delta\omega\omega_m^{(\lambda)}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_m^{(1)}} & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_m^{(2)}} & \dots & e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_m^{(\lambda)}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

设 $\Delta t_{i,j} = t_i - t_j$ 为任意第 i 路信号与第 j 路信号之间的时延,图2中的信号传输与法线的夹角 θ 即为信源信号角度估计。故 $\Delta t_{i,j}$ 为:

$$\Delta t_{i,j} = \frac{1}{d_{i,j}} \sin \theta / c \quad (7)$$

其中, $d_{i,j}$ 为第 i 个信源与第 j 个信源物理距离; c 为标准状态下无线信号传输速度,一般为光速。

由式(7)可知,信源节点角度估计 $\bar{\theta}_{i,j}$ 满足:

$$\bar{\theta}_{i,j} = \arcsin(c\Delta t_{i,j}/d) \quad (8)$$

依据式(3)~式(7)可知,信源定位过程中的时延与角度具有正相关关系,即时延估计精度越大,则角度估计精度也呈现正相关性变动趋势。故对于处于互相交互状态的任意2个信源而言,依据信源之间独立同分布特性构建正交复用矩阵 $J_{i,j} \in \Omega^{2M \times M}$,结合式(4)~式(7),将任意第 i 个信源和第 j 个信

源的抽样值按列依次排序,可得其模型为:

$$\mathbf{J}_{i,j} = \begin{bmatrix} w_i \\ w_j \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{SE}_{\omega_i} \\ \mathbf{SE}_{\omega_j} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{令 } P(t_i, t_j) = \begin{bmatrix} \mathbf{SE}_{\omega_i} \\ \mathbf{SE}_{\omega_j} \end{bmatrix} \in \Omega^{2M \times \lambda}, w(i, j) = \begin{bmatrix} w_i \\ w_j \end{bmatrix}$$

$\in \Omega^{2M \times M}$, 则式(9)可演变为:

$$\mathbf{J}_{i,j} = w(i, j) + P(t_i, t_j) \quad (10)$$

设 $\bar{\mathbf{C}} = \mathbf{J}_i \mathbf{J}_i^H$, 则 $\bar{\mathbf{C}}$ 的特征值有 $2M$ 个。将 $\bar{\mathbf{C}}$ 按照特征值进行矩阵分解可得:

$$\bar{\mathbf{C}} = \bar{\mathbf{M}}_s + \bar{\mathbf{N}}_s \quad (11)$$

其中, $\bar{\mathbf{M}}_s \in \Omega^{2M \times \lambda}$ 表示信号本身所构建的映射空间, $\bar{\mathbf{N}}_s \in \Omega^{2M \times (2M - \lambda)}$ 为拉式噪声所构建的映射空间。

考虑到噪声与信号之间存在互相独立的关系, 因此, $\bar{\mathbf{M}}_s \in \Omega^{2M \times \lambda}$ 和 $\bar{\mathbf{N}}_s \in \Omega^{2M \times (2M - \lambda)}$ 两者在公共空间中的投影也将互相正交^[8]。所以, $\bar{\mathbf{C}}$ 的构建矢量与 $\bar{\mathbf{N}}_s \in \Omega^{2M \times (2M - \lambda)}$ 也呈现投影互相独立且正交的状态, 则能量谱密度函数 $F(i, j)$ 为:

$$F(i, j) = \frac{1}{\mathbf{p}(t_i, t_j)^H \bar{\mathbf{N}}_s \bar{\mathbf{N}}_s^H \mathbf{p}(t_i, t_j)} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{p}(t_i, t_j)$ 为 $P(t_i, t_j)$ 的列向量。

在拉式噪声及信号向量所映射的空间内, 采用简单搜寻方式对 $F(i, j)$ 进行最大频谱能量搜寻, 即可实现对任意处于独立同分布状态的子信号的 TOA 时延统计, 该时延与光速的乘积即为信源节点与当前节点间的距离。

1.2 基于正交复用循环机制的信源定位

式(12)中的 $F(i, j)$ 为任意两路信号同时接收时的能量谱密度函数。由于 WSN 中信号处于实时传输且呈现独立同分布状态, 因此按式(12)即可实现对子信号的能量谱实时评估, 并获取最大的能量值^[9-10]。

不妨设子信号为 i , 接收到的噪声子空间及信号子空间的交集可以写作式(8)所规定的 $\mathbf{Y}_i$ 状态^[11]。不妨设 $\bar{\mathbf{G}} = \mathbf{Y}_i \mathbf{Y}_i^H$, 其中, $\mathbf{Y}_i^H$ 为 $\mathbf{Y}_i$ 的复数域镜像映射, 显然 $\bar{\mathbf{G}}$ 的复数域特征向量所对应的数值有 $2M$ 个, 如图4所示, 将 $\bar{\mathbf{G}}$ 按照该数值进行频谱空间分解可得如下表达式:

$$\bar{\mathbf{G}} = \bar{\mathbf{M}}_{si} \mathbf{A} \bar{\mathbf{M}}_{si}^H + \bar{\mathbf{N}}_{si} \mathbf{A} \bar{\mathbf{N}}_{si}^H \quad (13)$$

其中, $\bar{\mathbf{M}}_{si}$ 为信号子空间, $\bar{\mathbf{N}}_{si}$ 为拉普拉斯噪声子空间; $\mathbf{A}$ 为对角阵。

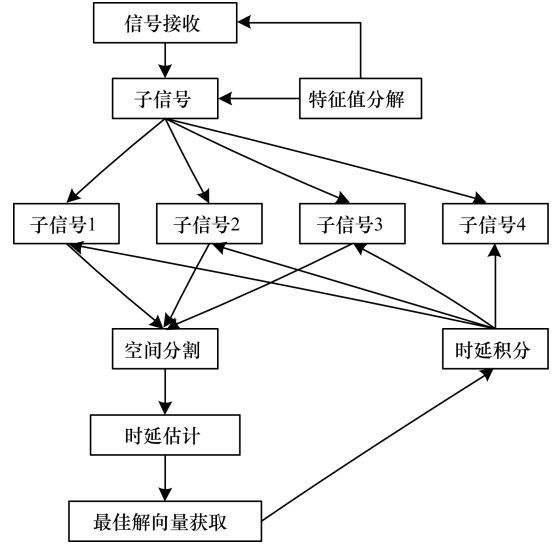


图4 正交复用循环机制流程

根据式(13)有 $\bar{\mathbf{M}}_{si} = \mathbf{SE}_{\omega_i}$, 则子信号 i 映射得到的能量谱密度函数 f_i 可写为:

$$f_i = \oint [\mathbf{se}_{\omega_i}]^H \bar{\mathbf{N}}_{si} \bar{\mathbf{N}}_{si}^H \mathbf{se}_{\omega_i} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{e}_{\omega_i}$ 为 $\mathbf{E}_{\omega_i}$ 的列向量, 其余参数物理意思与前面相同。

再依据式(14), 有:

$$\mathbf{e}_{\omega_i} = [1, \oint e^{-j\Delta\omega\omega_m^{(i)}}, \oint e^{-2j\Delta\omega\omega_m^{(i)}}, \dots, \oint e^{-\lambda j\Delta\omega\omega_m^{(i)}}] \quad (15)$$

通过式(14)与式(15)计算得到各路信号的时延积分, 式(15)的最大状态即为所要求取的估计。令 $z = e^{-j\Delta\omega\omega_m^{(i)}}$, 则式(15)可写为:

$$f_i(z) = \oint [\mathbf{sf}(z)]^H \bar{\mathbf{N}}_{si} \bar{\mathbf{N}}_{si}^H \mathbf{sf}(z) \quad (16)$$

$$\mathbf{f}(z) = [1, z^{-1}, z^{-2}, \dots, z^{-m}] \quad (17)$$

由复变函数及小波变换理论^[12-13]可知, 式(16)特征多项式 $\bar{f}(z)$ 为:

$$\bar{f}(z) = \oint \frac{1}{[\mathbf{sf}(z)]^H \bar{\mathbf{N}}_{si} \bar{\mathbf{N}}_{si}^H \mathbf{sf}(z)} dz \quad (18)$$

由于式(18)在复数域上共有 $2M$ 个离散状态的解析根, 且由式(17)可知, 这些根呈现对称分布; 因此, $\bar{f}(z)$ 的复数解直接取前 $2M - \lambda$ 个绝对值最大数 $\bar{z}_i (i = 1, 2, \dots)$ 作为 TOA 数值 $\bar{t}_i$:

$$\bar{t}_i = \frac{1}{2M - \lambda} \sum_{i=1}^{2M - \lambda} \bar{z}_i \quad (19)$$

考虑到两路独立的子信号所对应的关联矩阵 $\mathbf{D}_{i,j}$; 不妨设 $\bar{\mathbf{C}} = \mathbf{D}_i \mathbf{J}_i \mathbf{D}_i^H$, 可得(19)。其中, $\bar{\mathbf{M}}_s \in \Omega^{2M \times \lambda}$ 为

信号空间, $\overline{N_s} \in \Omega^{2M \times (2M-\lambda)}$ 为拉普拉斯噪声空间。

此外, $\bar{C}$ 的列向量与 $\overline{N_s} \in \Omega^{2M \times (2M-\lambda)}$ 也互相正交。其相交代价函数 $H(i, j)$ 为:

$$\begin{aligned} H(i, j) &= \mathbf{p}(t_i, t_j)^H \overline{N_s} \overline{N_s}^H \mathbf{p}(t_i, t_j) \\ &= \oint \frac{(NM - \lambda) \sigma^2}{\lambda M} \times \frac{1}{2M - \lambda} \sum_{i=1}^{2M-\lambda} \bar{t}_i \end{aligned} \quad (20)$$

其中, $\mathbf{p}(t_i, t_j)$, $\overline{N_s}$ 与式(19)相同。

通过获取式(20)的最佳解, 将其视为时延估计函数 $h(i, j)$:

$$h(i, j) = \min_{i, j} H(i, j) \quad (21)$$

其中, $i, j = 1, 2, \dots, M$ 。

根据式(21)所求的 $h(i, j)$ 且计算其在噪声子空间内映射得到的最低值, 即为所求的 TOA, 根据式(21), 即可获取性能最好的时延估计, 再联合式(8)得到最佳角度估计。

1.3 本文算法精度分析

若子信号 i 的接收信号状态记为 $\mathbf{Y}_i$, 并令 $\bar{\mathbf{G}} = \mathbf{Y}_i \mathbf{Y}_i^H$, $\bar{\mathbf{G}}$ 的特征向量在复数域上的特征向量值为 η_i , 对应的映射变量为 ε_i , 显然两者相加必定有 $2M$ 个, 取前 λ 个最大的特征向量值对应的映射空间 M_s :

$$M_s = [\varepsilon_1, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_\lambda] \quad (22)$$

式(22)在映射空间内剩余互补的部分记做 N_s :

$$N_s = [\varepsilon_{\lambda+1}, \varepsilon_{\lambda+2}, \dots, \varepsilon_{2M}] \quad (23)$$

令 $\overline{\eta_i}$ 和 $\overline{\varepsilon_i}$ 为 η_i 及 ε_i 的精确数值, 则:

$$\overline{\eta_i} = \eta_i + \Delta \eta_i \quad (24)$$

$$\overline{\varepsilon_i} = \varepsilon_i + \Delta \varepsilon_i \quad (25)$$

信号空间特征向量的误差精度 $E[\overline{\eta_i}, \eta_i]$ 为:

$$E[\overline{\eta_i}, \eta_i] = \frac{\eta_i}{2M} \sum_{\lambda} \frac{\eta_j}{(\eta_j - \eta_i)^{2/3}} \overline{\eta_i} \eta_i^T K_{ij} \quad (26)$$

其中, K_{ij} 当仅当 $i = j$ 时取 1。

由式(16)可知, 求取 $\bar{f}(z) = [\mathbf{s}f(z)]^H \overline{N_{si}} \overline{N_{si}}^H \mathbf{s}f(z)$ 在复数域上与单位圆的相交值即是本问题所在, 因此, 将式(26)在复数域单位圆上进行泰勒展开^[11]可得:

$$\bar{f}(z) = \sum_{i=1}^{\lambda} (1 - \overline{z_i} z^{-1}) (1 - \overline{z_i}^* z^{-1}) \quad (27)$$

其中, $\overline{z_i}$ 同式(26); $\overline{z_i}$ 为 $\bar{f}(z)$ 与单位圆的交点。

设 $\overline{z_i}$ 为零点的精确估计值, 则式(27)可化简为:

$$\bar{f}(z) = \sum_{i=1}^{\lambda} (1 - (z_i + \Delta z) z^{-1}) (1 - (z_i^* + \Delta z) z^{-1}) \quad (28)$$

其中, Δz 为零点的精度估计。

对式(28)进一步简化, 可得:

$$\bar{f}(z) = |\Delta z|^2 \prod_{i=1}^M |1 - z z_i^{-1}|^2 \quad (29)$$

再对式(29)两端取期望值, 可得 Δz 的估计精度 $E[|\Delta z|^2]$ 为:

$$E[|\Delta z|^2] = \frac{1}{\prod_{i=1}^M |1 - z z_i^{-1}|^2} E[\bar{f}(z)] \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \bar{f}(z) &= \mathbf{b}(z^{-1}) \mathbf{S}^H \\ &\quad (\sum (\eta_i + \Delta \eta_i) (\eta_i + \Delta \eta_i)^H) \mathbf{b}(z^{-1})^H \mathbf{S} \end{aligned} \quad (31)$$

结合式(30)、式(31), 并设拉普拉斯噪声功率为 σ^2 , 可得:

$$\begin{aligned} E[|\Delta z|^2] &= \prod_{i=1}^M |1 - z z_i^{-1}|^2 \frac{(2M - \lambda) \sigma^2}{\lambda M} \\ &\quad \sum_{\lambda} \frac{\eta_j}{(\eta_j - \sigma^2)^{2/3}} |\mathbf{S}(z_i)^H \overline{N_{si}}^H \eta_i| \end{aligned} \quad (32)$$

其中, $\mathbf{S}(z_i)$ 为接收信号, $\overline{N_{si}}$ 噪声子空间, η_i 为求得的零点, $\|\cdot\|$ 表示求模运算。

由式(32)可知, 时延估计精度 $E[|\Delta t|^2]$ 满足:

$$E[|\Delta t|^2] = \left(\frac{1}{\Delta \omega}\right)^2 \frac{E[|\Delta z|^2]}{2M - \lambda} \quad (33)$$

而时延估计精度为:

$$\begin{aligned} E[|\Delta t|^2] &= \max \left\{ \left(\frac{1}{\Delta \omega}\right)^2 \frac{1}{\lambda M} \prod_{i=1}^M |1 - z z_i^{-1}|^2 \right. \\ &\quad \left. \times \sum_{\lambda} \frac{\eta_j}{(\eta_j - \sigma^2)^{2/3}} |\mathbf{S}(z_i)^H \overline{N_{si}}^H \eta_i| \right\} \end{aligned} \quad (34)$$

考虑到角度估计与时延的关系满足式(8), 则角度估计的估计精度 $E[|\Delta \theta|^2]$ 为:

$$E[|\Delta \theta|^2] = \max \left\{ \frac{(E[|\Delta t_i|^2] + 2E[|\Delta t_j|^2]) c^2}{d^2 (\sin \theta)^2} \right\} \quad (35)$$

通过式(35)即可得到最终的角度估计精度, 以典型的 WSN 信号而言, 其频率为 1.024 8 MHz, 此时本文算法可以达到的角度精度水平为 10^{-10} 左右; 而常见的 DT-IPL 算法^[11]、CD-CPP 算法^[12] 仅能达到 10^{-8} 左右, 因而本文算法具有较高的信源定位精度。

此外,由式(1)~式(7)可知,本文算法计算过程中的主要代价有2个方面:信号空间峰值搜索中的时间成本代价及信号关联对比中的排序计算代价。从信号空间峰值搜索可知,搜索过程中仅按照线性过程进行搜索,时间复杂度为 $O(t)$,而常用的CD-CPP算法^[14]及DT-IPL算法^[15]均采用冒泡算法进行搜索,时间复杂度为 $O(t^2)$,显然要高于本文算法。本文算法在信号关联对比的过程中,采用简单分组排列的方式,仅需要获取信号最强序列即可,然后按照顺序进行精度提升,因而空间复杂度为 $O(o)$,且随着信号序列数量的不断增加,空间复杂度均按线性方式增加。因此,本文算法的时空复杂度是比较低的,具有一定的时空复杂度优势。

2 仿真实验

为验证本文算法的优异性,将多普勒时域积分精度定位提升算法^[14](DT-IPL算法)、相干共线度精确定位算法^[15](CD-CPP算法)视为对照组,并使用NS2仿真平台进行仿真实验,以便验证本文算法的有效性。其中,无线传感器网络信号参数如表1所示。

表1 仿真参数

参数	数值
信号周期持续时间/h	12
信号频率/MHz	$>1.024\ 8$
背景噪声均值	0
背景噪声方差	1
信号初始相位	$\pi/3$
信号传输周期/ms	>100
信号漂移/Hz	$\leq 3\ 096$

1) 信源定位精度测试分析

DT-IPL算法与CD-CPP算法均采用本文如图1所示的信号接收方式,其余仿真参数见表1,经过12 h仿真实验后得到的定位时延精度及角度精度见图5、图6。图5(a)~图5(c)显示了在不同噪声干扰条件下(高斯噪声、莱斯噪声、瑞利噪声),3种算法的定位精度测试结果。由图5、图6可知,本文算法在不同的噪声干扰条件下,其信源定位精度(时延精度及角度精度)均显著高于DT-IPL算法与CD-CPP算法,尤其在瑞利噪声干扰条件下(该噪声对应实际环境中的高衰落背景环境),所提算法的定位精度优势更为明显,且随着接收信号路数的增加,本文算法的定位精度始终要高于对照组算法,且波动幅度小。

这是因为DT-IPL算法仅考虑了时延估计因素,随着噪声强度的显著增加,角度精度会随着时延估计精度的降低而不断降低,且由于DT-IPL算法仅能够优化时延精度,在进行角度精度估计时仅能根据当前接收角度的最佳值进行计算,难以做到对角度精度的实时估计;CD-CPP算法虽然能够通过增加信号接收路数的方式进行定位精度提升,然而该算法需要对逐个接收节点进行角度判断及时延判断,随着信号传输时间的不断增加,导致出现更大的时延估计误差及角度估计误差。本文算法通过将信号空间分割为噪声子空间及信号子空间的方式,能够在高强度噪声干扰强度下显著提高定位精度,且本文算法的时延精度与角度精度呈现正相关特性,因此,本文算法的信源定位精度要高于DT-IPL算法与CD-CPP算法。

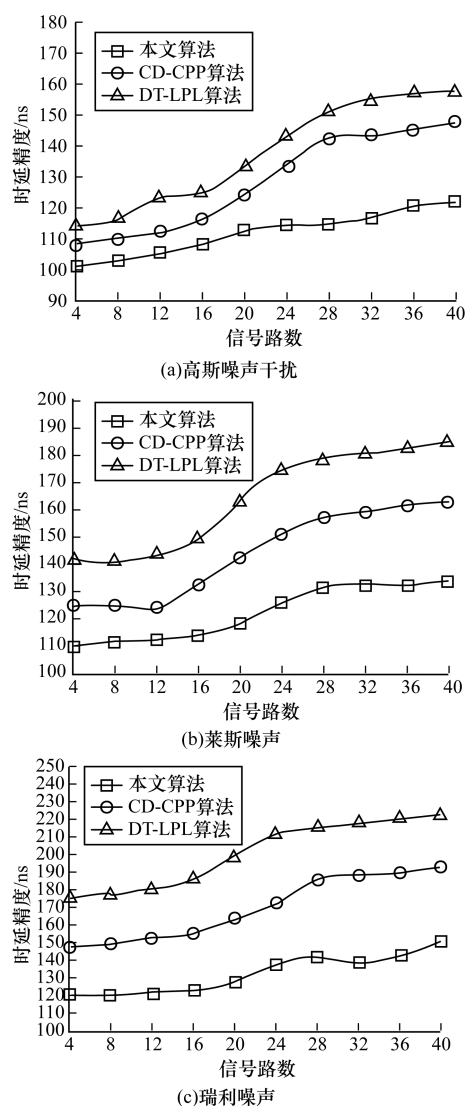


图5 3种算法的时延精度测试

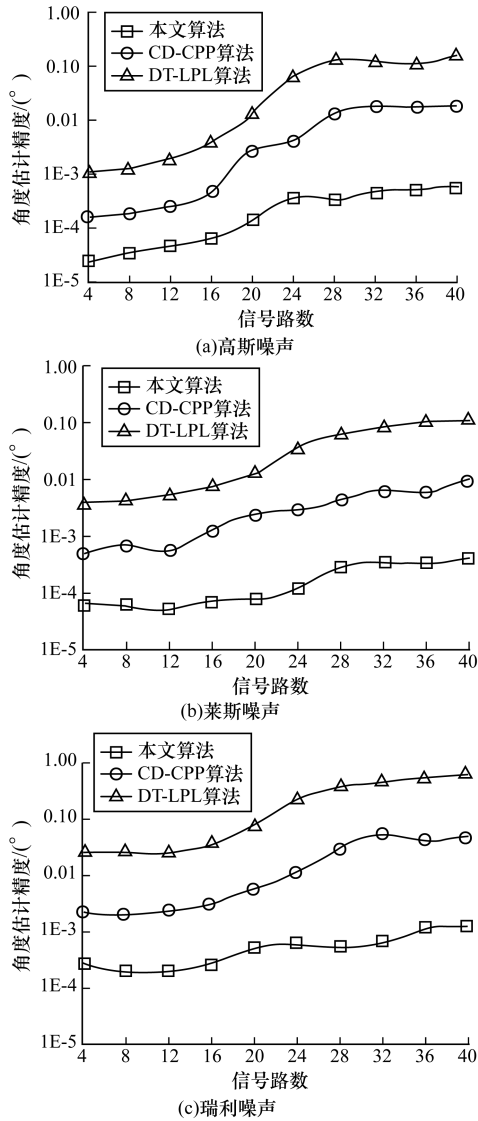


图6 3种算法的角度精度测试

2) 各算法的定位效率测试

为检测本文算法与DT-IPL算法、CD-CPP算法在获取相同定位精度情况下的定位效率,分别在低衰落信道、普通衰落信道、高衰落条件下进行仿真。考虑到实际定位过程中定位精度多在 10^{-6} 级别,因而定位精度的阈值均设置为 10^{-6} 级别;此外,背景噪声均设置为实际中经常遇到的瑞利噪声。图7(a)~图7(c)显示了本文算法与DT-IPL算法、CD-CPP算法随着接收信号路数不断增加时的定位时耗测试结果。由图7可知,随着接收信号路数的不断增加,本文算法与DT-IPL算法、CD-CPP算法均出现了定位时间增加的现象,这是由于接收信号路数不断增加,接收过程也趋于复杂,信号处理效率呈现下降趋势,导致定位时间出现增加。但是,本文算法定位时耗

始终要低于DT-IPL算法、CD-CPP算法。这是由于DT-IPL算法仅能通过时延方式进行定位,当信号处理效率下降时,节点需要调集更多的资源实现定位,导致定位耗时要多于本文算法;CD-CPP算法虽然同时考虑到时延估计及角度估计,然而该算法在进行定位过程时由于角度与时延呈现负相关特性,因此为了降低定位角度误差,需要扩大定位时延;本文算法由于采用正交复用机制,能够同时实现时延及角度的优化,且优化过程中将信号拆分成信号子空间及噪声子空间2个部分,有效降低了噪声因素对定位过程的影响,因而定位效率较高。

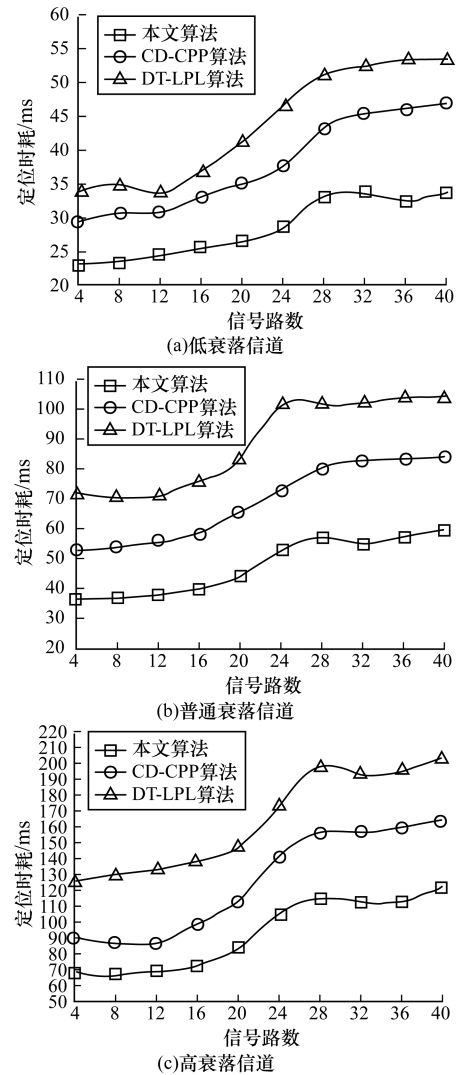


图7 3种信道条件下各算法的定位时耗测试结果

另外,从图7(a)~图7(c)可知,本文算法由于综合考虑了实验估计及角度估计因素,能够在接收信号路数不断增加时消除不同的定位结构间的信号频率干涉现象,因而减少了背景噪声对定位过程中

的干扰,因此,定位时耗始终要低于 DT-IPL 算法、CD-CPP 算法。

3) 信号定位估计精度测试(网络信道噪声为瑞利噪声)

为验证本文算法与 DT-IPL 算法、CD-CPP 算法在信号定位估计精度的差异,设置了如表 2 所示的仿真参数。

表 2 仿真参数

参数	数值
网络部署区域面积/ m^2	400×400
实验耗时/min	72
节点布设方式	随机分布
节点是否游走	否
节点密度/(个 $\cdot \text{m}^{-1}$)	< 40
基准节点个数	< 50
基准节点控制半径/m	60
待定位节点个数	20

图 8 为网络中的实际节点分布情况,图 9(a) ~ 图 9(c) 依次显示了本文算法、DT-IPL 算法及 CD-CPP 算法的信源定位估计情况。从图 9(a) 中可以看到,本文算法所得信源定位位置与如图 8 所示的待定位节点的实际位置匹配程度最好,其定位的精度误差不超过 0.7 m,而图 9(b) 中 CD-CPP 算法定位精度误差达到了 1.3 m,图 9(c) 的 DT-IPL 算法定位精度误差达到了 2.4 m。这是因为当网络节点受到瑞利噪声干扰时,DT-IPL 算法由于仅能够对时延精度进行估计,极易导致角度估计出现严重的误差,最终致使信源定位位置与实际位置出现较大的偏差,且由于 DT-IPL 算法仅采取简单接收方式进行角度定位,一旦接收到的角度出现较大误差时,整个定位将出现严重的失效现象,致使定位精度严重下降,所得到的信源定位位置与实际位置将出现严重的偏差;CD-CPP 算法虽然能够同时考虑到时延估计及角度估计,然而该算法在进行定位过程时由于角度与时延呈现负相关特性,无法同时对时延估计及角度估计进行优化,使其信源定位的距离与方位难以同时实现精度最优;而本文算法采用正交复用循环机制,能够在避免对时延及角度进行单一估计的同时,不断对定位坐标进行精度提升,且由于时延估计与角度估计均呈现正相关特性,因此能够同时实现对时延及角度的精确估计,减缓了瑞利噪声背景下定位位置的波动特性。综上所述,本文算法在位置拟合程度上的性能要高于对照组算法。

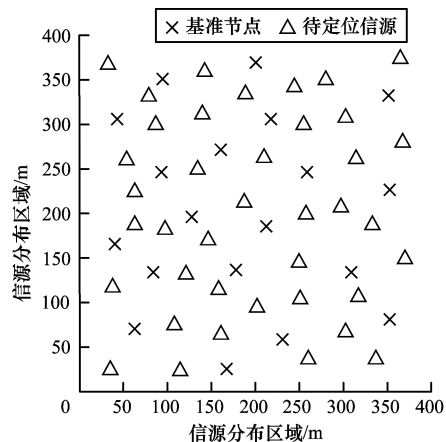
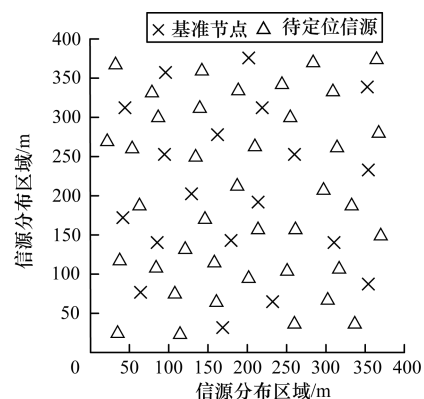
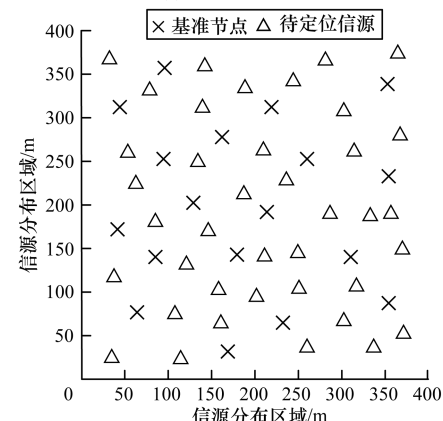


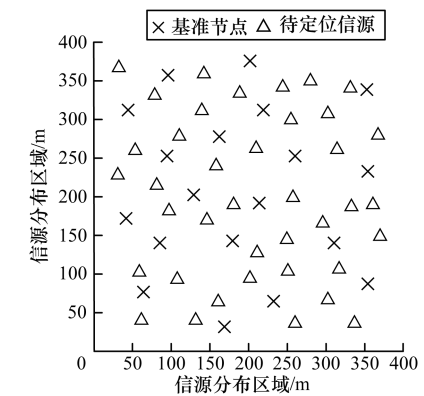
图 8 实际节点分布情况



(a) 本文算法



(b) CD-CPP 算法



(c) DT-IPL 算法

图 9 3 种算法的信源位置拟合测试情况

3 结束语

当前无线传感器网络信源精确定位算法难以同时进行时延估计与角度估计,无法将噪声子空间与信号子空间进行分割,且需要构建复杂接收结构。为此,本文提出一种基于正交复用循环机制的WSN信源精确定位算法。采取频率域信号解析与构建的方式,进行噪声与信号分割,提高信源精确定位精度;运用正交复用循环方式,引入特征值分解及时延积分的方式,同时进行时延估计与角度估计的集合获取,改善了估计的效率与质量。仿真实验结果表明,本文算法与当前常用算法相比,无论是定位精度还是位置拟合程度,均具有明显的优势。下一步将从时延积分与角度积分出发,通过构建最佳积分曲线的方式,解决本文WSN信源精确定位算法难以运用于移动物联网的难题,进一步增强算法的适用场景。

参考文献

- [1] 黄敏,李兵兵,孙茹钦. 时变信道下一种低计算复杂度的信道估计算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2014,42(9):76-81.
- [2] 戚业龙,杨育红,朱义君. 无循环前缀单载波频域均衡及信道估计算法[J]. 计算机工程与应用,2014,22(7):111-114.
- [3] SOHN J, SUNG W. A statistical WSN Model-based Voice Activity Detection[J]. IEEE Signal Processing Letters,2011,6(1):1-3.
- [4] QIN H H, WEN D W. Tikhonov Type Regularization Method for the Cauchy Problem of the Modified Helmholtz Equation[J]. Application of Math & Computer,2012,45(29):617-628.
- [5] JAMAL N A, AHMED E K. Routing Techniques in Wireless Sensor Networks: A Survey[J]. IEEE Wireless Communications,2014,11(6):87-89.
- [6] 李娟,刘禹. 基于双通信半径的传感器网络 DV-Hop 定位算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2014,44(2):502-507.
- [7] 冯文江,廖万丽,张福金. 异构多认知无线网络共存场景下的网络识别算法[J]. 上海交通大学学报,2015,49(10):1578-1584.
- [8] WANG L, GENG X. A Community-driven Hierarchical Message Transmission Scheme in Opportunistic Networks[J]. Smart Computing Review,2011,1(1):85-94.
- [9] WANG D, ZHANG Q, LIU J C. Partial Network Coding: Theory and Application for Continuous Sensor Data Collection[C]//Proceedings of the 14th IEEE International Workshop on Quality of Service. Washington D C., USA: IEEE Press,2006:93-101.
- [10] 庄陵. 超宽带无线通信信号 PSD 研究及脉冲波形设计[D]. 重庆:重庆大学,2009.
- [11] CHEN D, LI V. Identifying Influential Nodes in Complex Networks[J]. Physical A: Statistical Mechanics and Its Applications,2011,391(4):1777-1787.
- [12] ZHOU C, HE J W. A Robust Active Queue Management Scheme for Network Congestion Control[J]. Computers and Electrical Engineering,2013,39(1):285-293.
- [13] 李黎明. 代数系统和复数理论的形式化及 DS 编码器的验证应用[J]. 首都师范大学学报,2012,33(4):189-197.
- [14] CAI Y M, KANG G C. Novel Cooperative Transmission Scheme Based on Code Superposition in WSN[J]. People's Liberation Army and University of Technology,2011,12(5):50-54.
- [15] YU C L, GUO W Z. A New Clustering Algorithm Using Adaptive Discrete Particle Swarm Optimization in Wireless Sensor Network[J]. Journal of Donghua University(English Edition),2012,29(1):19-22.
- [8] DUONG T Q, ZEPERNICK H J. On the Performance Gain of Hybrid Decode-amplify-forward Cooperative Communications[J]. Eurasip Journal on Wireless Communications & Networking,2009(1):53-56.
- [9] 惠隼,张瑶,李琦. 基于部分信道信息的中继选择与功率分配算法[J]. 计算机工程,2014,40(10):109-113.
- [10] XIAO H, OUYANG S. Power Allocation for a Hybrid Decode-amplify-forward Cooperative Communication System with Two Source-destination Pairs Under Outage Probability Constraint[J]. IEEE Systems Journal,2015,9(3):797-804.
- [11] 赵知劲,杨进丽,王海泉. 中继未知任何信道信息条件下中继选择的研究[J]. 信号处理,2011,27(3):468-474.
- [12] CHEN H, LIU J, ZHAI C, et al. Performance Analysis of SNR-based Hybrid Decode-amplify-forward Cooperative Diversity Networks over Rayleigh Fading Channels[C]//Proceedings of 2010 IEEE Wireless Communication and Networking Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press,2010:1-6.
- [13] HAJIAGHAVI M, DONG M, LIANG B. Maximizing Lifetime in Relay Cooperation Through Energy-aware Power Allocation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2010,58(8):4354-4366.
- [14] BLETSAS A, SHIN H, WIN M Z. Cooperative Communications with Outage-optimal Opportunistic Relaying[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2008,7(9):3450-3460.
- [15] GURRALA K K, DAS S. Minimized SER Based Power Allocation for Multi HDAF Relay Cooperative Network Using Differential Evolution Algorithm[C]//Proceedings of 2014 Annual IEEE INDICON'14. Washington D. C., USA: IEEE Press,2014:1-6.
- [16] LI G, ZHANG Y, KANG W. SER Analysis and Power Allocation for Hybrid Cooperative Transmission System[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2012,23(5):661-670.

编辑 索书志

编辑 索书志

(上接第80页)