



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104023396 B

(45)授权公告日 2017.03.15

(21)申请号 201410281193.2

(22)申请日 2014.06.20

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 104023396 A

(43)申请公布日 2014.09.03

(73)专利权人 深圳大学
地址 518000 广东省深圳市南山区南海大道3688号

(72)发明人 谢宁 张莉 王晖 林晓辉 曾捷

(74)专利代理机构 深圳市恒申知识产权事务所
(普通合伙) 44312

代理人 王利彬

(51)Int.Cl.

H04W 64/00(2009.01)

G06F 19/00(2011.01)

(56)对比文件

CN 103841641 A,2014.06.04,

CN 103744061 A,2014.04.23,

CN 103018730 A,2013.04.03,

Lin Li等.Distributed Principal Subspace Estimation in Wireless Sensor Networks.《IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing》.2011,

审查员 李思航

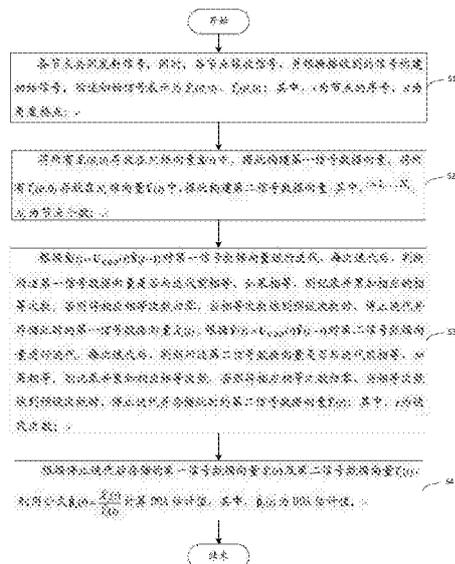
权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法

(57)摘要

本发明涉及一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法。本发明所提供的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法,由于采用了噪声对角化矩阵代替所有节点的接收信号的自相关矩阵进行求逆运算,从而避免了传统算法中所有节点的接收信号需要集中处理的方式,能够提供对单个目标DOA值的良好估计。



1. 一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法,其特征在于,包括如下步骤:

各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中,i为节点的序号, θ 为角度;

将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i=1, \dots, N_r$, N_r 为节点个数;

根据 $\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r G, G}(t) \tilde{\mathbf{X}}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$,其中, $\mathbf{U}_{N_r G, G}(t) = \mathbf{I}_{N_r G} - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_{Gi} - \mathbf{e}_{Gj})(\mathbf{e}_{Gi} - \mathbf{e}_{Gj})^T$,i表示第i个节点,j表示第j个节点,t表示第t次迭代;根据 $\tilde{\mathbf{Y}}(t) = \mathbf{U}_{N_r G, G}(t) \tilde{\mathbf{Y}}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中,t为迭代次数;

根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$,利用公式 $\hat{\beta}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\beta}_i(t)$ 为DOA估计值。

2. 如权利要求1所述的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法,其特征在于:

$\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^r(\theta)} x_m^*(l-1)$, $\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2$;其中, $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 为第i个接收节点处的高斯白噪声对应的概率密度函数, M_i 为信号发射节点的总个数, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^r(\theta)$ 为第m发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似距离, $\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第i接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第i节点在第l-1采样点的接收信号,L表示采样点数目, x_m 为发射波形。

3. 如权利要求1所述的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法,其特征在于: $\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_{N_{2i}} - \mathbf{e}_{N_{2j}})(\mathbf{e}_{N_{2i}} - \mathbf{e}_{N_{2j}})^T$,其中, \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, $\mathbf{e}_{N_{2i}}$ 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量, N_1 为 $N_r G$, N_2 为 G ,其中, G 为信号源节点到达角(DOA)角度空间离散后的总长度。

4. 一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统,其特征在于,包括:

信号收发模块,用于各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中,i为节点的序号, θ 为角度;

信号数据向量构建模块,用于将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信

号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{Y}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i = 1, \dots, N_r, N_r$ 为节点个数;

迭代模块,用于根据 $\tilde{X}(t) = \mathbf{U}_{N_r G, G}(t) \tilde{X}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$,其中, $\mathbf{U}_{N_r G, G}(t) = \mathbf{I}_{N_r G} - \frac{1}{2}(e_{G_i} - e_{G_j})(e_{G_i} - e_{G_j})^T$, i 表示第 i 个节点, j 表示第 j 个节点, t 表示第 t 次迭代;根据 $\tilde{Y}(t) = \mathbf{U}_{N_r G, G}(t) \tilde{Y}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中, t 为迭代次数;

DOA估计值计算模块,用于根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$,利用公式 $\hat{\beta}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\beta}_i(t)$ 为DOA估计值。

5. 如权利要求4所述的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统,其特征在于, $\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_t} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_m^r(\theta)} x_m^*(l-1)$, $\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L(\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_t} \|x_m\|^2$;其中, $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 为第 i 个接收节点处的高斯白噪声对应的概率密度函数, M_t 为信号发射节点的总个数, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^r(\theta)$ 为第 m 发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似距离, $\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第 i 接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第 i 节点在第 $l-1$ 采样点的接收信号, L 表示采样点数目, x_m 为发射波形。

6. 如权利要求4所述的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统,其特征在于, $\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2}(e_{N_{2i}} - e_{N_{2j}})(e_{N_{2i}} - e_{N_{2j}})^T$,其中, \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, $\mathbf{e}_{N_{2i}}$ 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量, N_1 为 $N_r G$, N_2 为 G ,其中, G 为信号源节点到达角(DOA)角度空间离散后的总长度。

分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法。

背景技术

[0002] DOA参数估计是无线传感器网络和MIMO雷达系统中不可避免的重要问题之一。传统的集中式DOA估计方法大多数要求系统包含fusion center以便每个接收节点接收到信号之后传送至fusion center进行集中处理。在分布式网络中,如果存在能够取代fusion center的中心节点对信号进行处理以提取相关信息,那么也可以利用传统估计算法实现分布式网络中的DOA估计。然而,一旦主节点崩溃,整个系统无法工作。因此这往往要求中心节点稳定性高,处理数据功能强。

[0003] 由于在传感器网络内部实现信息共享时不需要特定的路线,也不需要预先设置中心节点以避免出现由于中心节点崩溃使得整个网络崩溃的问题,在不稳定的传感器网络中算法性能也很稳定,gossip算法在近几年颇受关注,在计算机科学、控制、信号处理和信息理论领域都有gossip算法的应用。因此先采用gossip算法在节点间传递信息,最终在单个节点中估计单个目标的DOA参数。

[0004] 根据传统的CAPON算法,DOA估计需要计算接收信号的自相关,由于每个节点只包含自身的信息,因此无法直接利用所有节点的接收信号的自相关矩阵来获得分布式网络的DOA估计。要利用传统的DOA估计算法结合gossip算法实现分布式网络中目标的DOA估计,需要寻求合适的的数据以替代所有节点接收信号的自相关矩阵。

发明内容

[0005] 本发明所要解决的技术问题是:提出一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统及估计方法,采用噪声对角化矩阵代替所有节点的接收信号的自相关矩阵进行求逆运算,从而避免传统算法中所有节点的接收信号需要集中处理的方式,能够提供对单个目标DOA值的良好估计。本发明是这样实现的:

[0006] 一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法,包括如下步骤:

[0007] 各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中,i为节点的序号, θ 为角度;

[0008] 将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i=1, \dots, N_r$, N_r 为节点个数;

[0009] 根据 $\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t)\tilde{\mathbf{X}}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相

应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$;根据 $\tilde{Y}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t)\tilde{Y}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中, t 为迭代次数;

[0010] 根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$, 利用公式 $\hat{\beta}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\beta}_i(t)$ 为DOA估计值。

[0011] 进一步地, $\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_i^r(\theta)} \left(\sigma_{\varepsilon_i}^2\right)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_m^t(\theta)} x_m^*(l-1)$, $\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L \left(\sigma_{\varepsilon_i}^2\right)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2$;其中, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^t(\theta)$ 为第 m 发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似距离, $\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第 i 接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第 i 节点在第 $l-1$ 采样点的接收信号, L 表示采样点数目, x_m 为发射波形。

[0012] 进一步地, $\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_{N_2i} - \mathbf{e}_{N_2j})(\mathbf{e}_{N_2i} - \mathbf{e}_{N_2j})^T$, 其中, \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, \mathbf{e}_{N_2i} 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量, N_1 为 N_r, G , N_2 为 G 。

[0013] 一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统,包括:

[0014] 信号收发模块,用于各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中, i 为节点的序号, θ 为角度;

[0015] 信号数据向量构建模块,用于将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i=1, \dots, N_r$, N_r 为节点个数;

[0016] 迭代模块,用于根据 $\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t)\tilde{\mathbf{X}}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$;根据 $\tilde{\mathbf{Y}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t)\tilde{\mathbf{Y}}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中, t 为迭代次数;

[0017] DOA估计值计算模块,用于根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$, 利用公式 $\hat{\beta}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\beta}_i(t)$ 为DOA估计值。

[0018] 进一步地, $\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^t(\theta)} x_m^*(l-1)$, $\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L(\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1}$

$\sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2$; 其中, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^t(\theta)$ 为第 m 发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似

距离, $\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第 i 接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第 i 节点在第 $l-1$ 采样点的接收信号, L 表示采样点数目, x_m 为发射波形。

[0019] 进一步地, $U_{N_1, N_2}(t) = I_{N_1} - \frac{1}{2}(e_{N_2i} - e_{N_2j})(e_{N_2i} - e_{N_2j})^T$, 其中, I_{N_1} 是 N_1 维单位阵, e_{N_2i} 是

从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于 1 其他元素等于 0 的 N_1 维向量, N_1 为 $N_r G$, N_2 为 G 。

[0020] 与现有技术相比, 本发明所提供的分布式网络中基于 gossip 算法的单目标 DOA 估计系统及估计方法, 由于采用了噪声对角化矩阵代替所有节点的接收信号的自相关矩阵进行求逆运算, 从而避免了传统算法中所有节点的接收信号需要集中处理的方式, 能够提供对单个目标 DOA 值的良好估计。

附图说明

[0021] 图 1: 本发明实施例提供的分布式网络中基于 gossip 算法的单目标 DOA 估计方法流程图示意图;

[0022] 图 2: 本发明实施例提供的分布式网络中基于 gossip 算法的单目标 DOA 估计系统组成示意图。

具体实施方式

[0023] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白, 以下结合附图及实施例, 对本发明进行进一步详细说明。应当理解, 此处所描述的具体实施例仅用于解释本发明, 并不用于限定本发明。

[0024] 图 1 示出了本发明实施例提供的分布式网络中基于 gossip 算法的单目标 DOA 估计方法流程图示意图; 图 2 示出了本发明实施例提供的分布式网络中基于 gossip 算法的单目标 DOA 估计系统组成示意图。

[0025] 首先对 gossip 算法进行详细说明, 以便更清楚地阐述本发明的具体实施方案。

[0026] 经典的随机 gossip 算法:

[0027] 随机的 gossip 算法可以用来解决分布式的凸问题, 假设给定一个随机的 N 节点网络和第 i 个节点的初始标量值。随机 gossip 算法的目的在于通过仅使用局部信息和局部处理和一种迭代机制来实现所有目标端达到一个均值。假设

[0028] $g(t) = [g_1(t), \dots, g_N(t)]^T$ (0.1) (注, “(0.1)” 表示该公式的编号, 并不是该公式的一部分, 后续各公式同理。)

[0029] 表示第 t 次迭代后的每个节点的值组成的向量。第 t 次迭代过程中, 每个节点运行一个独立的泊松时钟, 当第 i 个节点的时钟响起时, 该节点以概率 $p_{i,j}$ 随机选择一个邻近的 j 节点并与其通信。所有两两节点之间的概率 $p_{i,j}$ 可以组成一个 $N \times N$ 的概率矩阵 p 。如果第 i 个节点与第 j 个节点之间能够通信, 则 $p_{i,j} > 0$, 否则 $p_{i,j} = 0$ 。每次迭代, 节点 i 和 j 交换它们的局

部信息并将它们的当前局部信息更新为 $g_i(t) = g_j(t) = (g_i(t-1) + g_j(t-1))/2$,除了这些活跃的节点,网络中其他节点保持它们上一次迭代后得到的信息不变。Gossip算法的一般向量表达形式为

$$[0030] \quad g(t) = U(t) g(t-1) \quad (0.2)$$

[0031] 其中 $U(t)$ 是每个时间段独立选择的随机 $N \times N$ 的更新矩阵,第 t 次迭代过程中对于2个通信节点 i 和 j 的更新矩阵为

$$[0032] \quad U(t) = I - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_i - \mathbf{e}_j)(\mathbf{e}_i - \mathbf{e}_j)^T \quad (0.3)$$

[0033] 其中 $\mathbf{e}_i = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$ 为第 i 个元素为1的 N 维向量。当 $U(t)$ 是双重倒向随机矩阵且网络联通时,能够确保网络中的所有节点能够收敛到均值 g_{ave} 。注意,在gossip算法中,最重要的任务是定义所有节点的初始向量 $g(0)$ 。

[0034] 无线传感器网络的信号模型:

[0035] 假设无线传感器网络(WSN)中有 M_t 个发射节点和 N_r 个接收节点,且它们均匀分布在一个半径为 r 的小区域内。为简单起见,假设目标和节点处在同一个平面且无杂波干扰。并且假设已知节点的位置信息且相位完全同步, (r_i^t, α_i^t) 和 (r_j^r, α_j^r) 分别表示极坐标中第 i 个发射节点和第 j 个接收节点的坐标信息。假设系统中有 K 个节点,且第 k 个节点方位角为 θ_k 且以固定的速度 v_k 移动。目标的距离为 $d_k(t) = d_k(0) - v_k t$,其中 $d_k(0)$ 是目标在0时刻与原点之间初始距离。在远场假设下, $d_k(t) \gg r_i^{tr}$,因此第 i 个发射、接收节点与目标之间的距离 d_{ik}^t / d_{ik}^r 可以表示如下

$$[0036] \quad d_{ik}^t d_{ik}^r \approx d_k(t) - \eta_i^{tr}(\theta_k) = d_k(0) - v_k t - \eta_i^{tr}(\theta_k) \quad (0.4)$$

$$[0037] \quad \text{其中, } \eta_i^{tr}(\theta_k) = r_i^{tr} \cos(\theta_k - \alpha_i^{tr})$$

[0038] 假设第 i 个发射节点连续时间发射波形表示为 $x_i(t) e^{j2\pi f t}$,其中 f 为载波频率且所有发射节点使用相同的载波频率, $x_i(t)$ 为以 T_p 为周期窄带信号。

[0039] 第 k 个目标端的接收信号可以表示为

$$[0040] \quad y_k(t) = \beta_k \sum_{i=1}^{M_t} x_i(t - d_{ik}^t(t)/c) \exp(j2\pi f(t - d_{ik}^t(t)/c)), k=1, \dots, K \quad (0.5)$$

[0041] $\{\beta_k, k=1, \dots, K\}$ 是第 k 个目标的反射系数复幅度,且对于所有接收节点都是一致的。后者的假设是基于远场假设,即网络节点之间的距离远远小于节点与目标之间的距离 $d_k(t) \gg r_i^{tr}$ 。因此,由于节点之间相隔较近,可以视为所有接收节点看到目标的同一表面。

[0042] 由于目标反射,第 l 个接收端接收到的信号表示如下

$$[0043] \quad z_l(t) = \sum_{k=1}^K y_k(t - \frac{d_{lk}^r(t)}{c}) + \varepsilon_l(t) \\ = \sum_{k=1}^K \beta_k \sum_{i=1}^{M_t} x_i(t - \frac{d_{ik}^t(t) + d_{lk}^r(t)}{c}) e^{j2\pi f(t - \frac{d_{ik}^t(t) + d_{lk}^r(t)}{c})} + \varepsilon_l(t), l=1, \dots, N_r \quad (0.6)$$

[0044] 其中 $\varepsilon_l(t)$ 表示独立同分布,均值为0,方差为 σ^2 的高斯噪声。

[0045] 对于目标分布在一个小区域内,采样信号可以看成是第一个目标反射回来的信息的同步信号,且由于发射波形是窄带信号,可以忽略发射波形 $x_i(t)$ 中的延时,只需要考虑

相位部分的延时即可。因此,第1个接收端的接收基带信号可以近似表示为

$$\begin{aligned}
 [0046] \quad z_l(t) &\approx \sum_{k=1}^K \beta_k \sum_{i=1}^{M_t} x_i(t) e^{j2\pi f(t \frac{d_k(t)+d_k'(t)}{c})} + \varepsilon_l(t) \\
 &= \sum_{k=1}^K \beta_k e^{j\frac{2\pi}{\lambda} 2d_k(0)} e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_i'(\theta_k)} e^{j2\pi f t} \mathbf{x}^T(t) \mathbf{v}(\theta_k) + \varepsilon_l(t) \quad (0.7)
 \end{aligned}$$

[0047] 其中 λ 是发射信号波长, $f_k = 2v_k f/c$ 是第 k 个目标产生的多普勒平移,

$$[0048] \quad \mathbf{v}(\theta_k) = [e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_1'(\theta_k)}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_{M_t}'(\theta_k)}]^T \quad (0.8)$$

$$[0049] \quad \mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_{M_t}(t)]^T \quad (0.9)$$

[0050] 假设 L 为波形的长度, $lT_s, l=0, \dots, L-1$ 表示脉冲内的时间, T 表示脉冲重复间隔,接收端在第 m 个脉冲上的采样信号表示为:

$$[0051] \quad \mathbf{z}_{lm} = \begin{bmatrix} z_l((m-1)T + 0T_s) \\ \vdots \\ z_l((m-1)T + (L-1)T_s) \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^K \gamma_k e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_i'(\theta_k)} e^{j2\pi f_k(m-1)T} \mathbf{D}(f_k) \mathbf{X} \mathbf{v}(\theta_k) + \varepsilon_{lm} \quad (0.10)$$

[0052] 其中:

$$[0053] \quad \gamma_k = \beta_k e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} 2d_k(0)} \quad (0.11)$$

$$[0054] \quad \mathbf{D}(f_k) = \text{diag}\{[e^{j2\pi f_k 0T_s}, \dots, e^{j2\pi f_k (L-1)T}]\} \quad (0.12)$$

$$[0055] \quad \varepsilon_{lm} = [\varepsilon_1((m-1)T + 0T_s), \dots, \varepsilon_1((m-1)T + (L-1)T_s)]^T \quad (0.13)$$

$$[0056] \quad \mathbf{X} = [x(0T_s), \dots, x((L-1)T_s)]^T (L \times M_t) \quad (0.14)$$

[0057] 在此,作如下两种假设:

[0058] 目标移动非常缓慢,因此,一个脉冲内的多普勒频移可以忽略不计,即对于 $k=1, \dots, K$ 有 $f_k T_p \gg 1$,其中 T_p 为脉冲持续时间。

[0059] 每个发射天线的发射波形是独立的,因此,相对 $\int_{t=0}^T x_i(t) x_i^*(t+\tau) dt$ 来说, $i \neq i'$ 时

$\int_{t=0}^T x_i(t) x_{i'}^*(t+\tau) dt$ 是可以忽略不计的。

[0060] 传统的集中式DOA估计:

[0061] 假设目标是固定的,因此只需要考虑一个脉冲内的数据,因此第1个节点的接收信号简化表示如下:

$$[0062] \quad \mathbf{z}_l = \sum_{k=1}^K \beta_k e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_i'(\theta_k)} \mathbf{X} \mathbf{v}(\theta_k) + \varepsilon_l \quad (0.15)$$

[0063] 将 N_r 个接收节点的信号放在一个矩阵里

$$[0064] \quad \mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_{N_r}]^T = \sum_{k=1}^K \beta_k \mathbf{v}_r(\theta_k) \mathbf{v}^T(\theta_k) \mathbf{X}^T + \mathbf{E} \quad (0.16)$$

$$[0065] \quad \text{其中 } \mathbf{v}_r(\theta_k) = \begin{bmatrix} e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_1'(\theta_k)} \\ \vdots \\ e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_{N_r}'(\theta_k)} \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{E} = [\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{N_r}]^T$$

[0066] 传统的CAPON算法产生可以抑制噪声的波束合成向量 w ,干扰和噪声被抑制的同时,期望的信号保持不失真。特别地, w 可以表示如下:

$$[0067] \quad \min_w w^H R w \text{ s.t. } w^H v_r(\theta) = 1 \quad (0.17)$$

[0068] 其中 $R=ZZ^H$,公式(0.17)的解可以表示如下:

$$[0069] \quad w^* = \frac{R^{-1} v_r(\theta)}{v_r^H(\theta) R^{-1} v_r(\theta)} \quad (0.18)$$

[0070] 通过 w^* 将LS方法应用到波束合成输出,基于假设第三点可以很容易得到目标反射系数的估计为如下所示:

$$[0071] \quad \hat{\beta}(\theta) = \frac{(w^*)^H Z X^* v^*(\theta) v_r^H(\theta) w^*}{(w^*)^H v_r(\theta) v^T(\theta) R_x v^*(\theta) v_r^H(\theta) w^*} = \frac{v_r^H(\theta) R^{-1} Z X^* v^*(\theta)}{v_r^H(\theta) R^{-1} v_r(\theta) v^T(\theta) R_x v^*(\theta)} \quad (0.19)$$

[0072] 其中 $R_x = X^T X^*$ 。

[0073] 分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法:

[0074] 假设只有一个目标,WSN的信号模型可以简化为

$$[0075] \quad Z = [z_1, \dots, z_{N_r}]^T = \beta_1 v_r(\theta_1) v^T(\theta_1) X^T + E \quad (0.20)$$

[0076] 假设 ε_i ($i=1, \dots, N_r$) 为零均值功率谱密度为 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 的空间不相关与目标也不相关的噪声。从而可以得到

$$[0077] \quad R_{EE} = \text{diag}\{\sigma_{\varepsilon_1}^2, \dots, \sigma_{\varepsilon_{N_r}}^2\} \quad (0.21)$$

$$[0078] \quad R = R_{SS} + R_{EE} \quad (0.22)$$

[0079] 其中 $R_{SS} = \beta_1 v_r(\theta_1) v^T(\theta_1) X^T (\beta_1 v_r(\theta_1) v^T(\theta_1) X^T)^H$,利用矩阵求逆原理,公式(0.18)的最优解表示为

$$[0080] \quad w^* = \frac{R_{EE}^{-1} v_r(\theta)}{v_r^H(\theta) R_{EE}^{-1} v_r(\theta)} \quad (0.23)$$

[0081] 目标反射系数的估计值变为

$$[0082] \quad \hat{\beta}(\theta) = \frac{v_r^H(\theta) R_{EE}^{-1} Z X^* v^*(\theta)}{v_r^H(\theta) R_{EE}^{-1} v_r(\theta) v^T(\theta) R_x v^*(\theta)} \quad (0.24)$$

[0083] 假设将角度空间以间隔 $\Delta\theta$ 均匀离散化 $\theta_G = [\theta_1, \dots, \theta_G]$,意味着每个接收节点在一次gossip算法开始之前需要计算G个角度估计。公式(0.24)的分子和分母可以表示为

$$[0084] \quad \begin{aligned} \tilde{X}_{noise}(\theta) &= v_r^H(\theta) R_{EE}^{-1} Z X^* v^*(\theta) \\ &= \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^i(\theta)} \sum_{l=1}^L x_m^*(l-1) \sum_{i=1}^{N_r} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} z_i(l-1) \\ &= \sum_{i=1}^{N_r} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^i(\theta)} x_m^*(l-1) \end{aligned} \quad (0.25)$$

$$\begin{aligned}
\tilde{Y}_{noise}(\theta) &= [\mathbf{v}_r^H(\theta) \mathbf{R}_{EE}^{-1} \mathbf{v}_r(\theta)] [\mathbf{v}^T(\theta) \mathbf{R}_x \mathbf{v}^*(\theta)] \\
&= \sum_{i=1}^{N_r} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \sum_{l=1}^L x_m^*(l-1) x_m(l-1) \\
&= L \sum_{i=1}^{N_r} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2
\end{aligned} \tag{0.26}$$

[0086] 目标反射系数的估计为

$$\hat{\beta}(\theta) = \frac{\tilde{X}_{noise}(\theta)}{\tilde{Y}_{noise}(\theta)} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^t(\theta)} x_m^*(l-1)}{L \sum_{i=1}^{N_r} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2} \tag{0.27}$$

[0088] 假设WSN中每个接收节点*i*在每个给定的时隙内有两个初始值

$$\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^t(\theta)} x_m^*(l-1) \tag{0.28}$$

$$\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2 \tag{0.29}$$

[0091] 假设每个接收节点已知所有发射节点的位置信息 $\eta_m^t(\theta)$ ($m=1, \dots, M_i$) 和发射波形 x_m 。噪声方差 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 可以估计出来。用 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(\theta, 0)$ 表示为 N_r 节点的初始值

$$\tilde{\mathbf{X}}(\theta, 0) = [\tilde{X}_1(\theta, 0), \dots, \tilde{X}_{N_r}(\theta, 0)]^T \tag{0.30}$$

[0093] 类似的,所有的 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ ($i=1, \dots, N_r$) 存放在一个 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(\theta, 0)$ 中。可以轻易得

到 $\tilde{X}_{noise}(\theta) = \frac{1}{N_r} \mathbf{1}^T \tilde{\mathbf{X}}(\theta, 0)$, $\tilde{Y}_{noise}(\theta) = \frac{1}{N_r} \mathbf{1}^T \tilde{\mathbf{Y}}(\theta, 0)$, 其中 $\mathbf{1}$ 表示全1向量。从而本节算法的目的就是要寻找分布式系统中的平均的 $\tilde{X}_{noise}(\theta)$ 和 $\tilde{Y}_{noise}(\theta)$ 值。假设第 t 次迭代的 $\tilde{\mathbf{X}}(\theta, t)$ $\tilde{\mathbf{Y}}(\theta, t)$

分别表示为向量 $\tilde{\mathbf{X}}$, $\tilde{\mathbf{Y}}$ 。Gossip DOA估计方法在第 t 次迭代的估计结果的一般表达式为

$$\tilde{\mathbf{X}}(\theta, t) = \mathbf{U}(t) \tilde{\mathbf{X}}(\theta, t-1) \tag{0.31}$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}(\theta, t) = \mathbf{U}(t) \tilde{\mathbf{Y}}(\theta, t-1) \tag{0.32}$$

$$\hat{\beta}_i(\theta, t) = \frac{\tilde{X}_i(\theta, t)}{\tilde{Y}_i(\theta, t)} \tag{0.33}$$

[0097] $\hat{\beta}_i(\theta_g, t)$ 表示的是第 i 个接收节点的估计输出 θ_g ($g=1, \dots, G$)。注意,每次迭代,一对随机节点的 G 个格点信息相互交换。从而可以重新定义新的更新矩阵:

$$\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2} (\mathbf{e}_{N_2^i} - \mathbf{e}_{N_2^j})(\mathbf{e}_{N_2^i} - \mathbf{e}_{N_2^j})^T \tag{0.34}$$

[0099] 其中 \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, $\mathbf{e}_{N_2^i}$ 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量。Gossip DOA估计算法的表达式可以重新表示为

$$[0100] \quad \tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{X}}(t-1) \quad (0.35)$$

$$[0101] \quad \tilde{\mathbf{Y}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{Y}}(t-1) \quad (0.36)$$

$$[0102] \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)} \quad (0.37)。$$

[0103] 综上所述,可总结出分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法的基本技术思想。如图1所示,分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法包括如下步骤:

[0104] 步骤S1:各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中,i为节点的序号, θ 为角度;

[0105] 步骤S2:将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i=1, \dots, N_r$, N_r 为节点个数;

[0106] 步骤S3:根据 $\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{X}}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$;根据 $\tilde{\mathbf{Y}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{Y}}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中,t为迭代次数;

[0107] 步骤S4:根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量

$\tilde{Y}_i(t)$,利用公式 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i(t)$ 为DOA估计值。

$$[0108] \quad \text{其中, } \tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\tilde{x}}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} \eta_m^r(\theta)} x_m^*(l-1), \tilde{Y}_i(\theta, 0) = L (\sigma_{\tilde{y}_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2;$$

其中, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^r(\theta)$ 为第m发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似距离,

$\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第i接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第i节点在第l-1采样点的接收信号,L表示采样点数目, x_m 为发射波形。 $\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_{N_2 i} - \mathbf{e}_{N_2 j})(\mathbf{e}_{N_2 i} - \mathbf{e}_{N_2 j})^T$,

其中, \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, $\mathbf{e}_{N_2 i}$ 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量, N_1 为 $N_r G$, N_2 为 G 。

[0109] 根据图2所示,在上述的分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计方法的基础上,本发明还提供了一种分布式网络中基于gossip算法的单目标DOA估计系统,包括:

[0110] 信号收发模块1,用于各节点共同发射信号,同时,各节点接收信号,并根据接收到的信号构建初始信号,所述初始信号表示为 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 、 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$;其中,i为节点的序号, θ 为角

度;

[0111] 信号数据向量构建模块2,用于将所有 $\tilde{X}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{X}}(t)$ 中,据此构建第一信号数据向量,将所有 $\tilde{Y}_i(\theta, 0)$ 存放在 N_r 维向量 $\tilde{\mathbf{Y}}(t)$ 中,据此构建第二信号数据向量,其中, $i=1, \dots, N_r, N_r$ 为节点个数;

[0112] 迭代模块3,用于根据 $\tilde{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{X}}(t-1)$ 对第一信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第一信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应的相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$;根据 $\tilde{\mathbf{Y}}(t) = \mathbf{U}_{N_r, G, G}(t) \tilde{\mathbf{Y}}(t-1)$ 对第二信号数据向量进行迭代,每次迭代后,判断所述第二信号数据向量是否与迭代前相等,如果相等,则记录并累加相应相等次数,否则将相应相等次数归零,当相等次数达到预设次数时,停止迭代并存储此时的第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$;其中, t 为迭代次数;

[0113] DOA估计值计算模块4,用于根据停止迭代后存储的第一信号数据向量 $\tilde{X}_i(t)$ 及第二信号数据向量 $\tilde{Y}_i(t)$,利用公式 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i(t) = \frac{\tilde{X}_i(t)}{\tilde{Y}_i(t)}$ 计算DOA估计值,其中, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i(t)$ 为DOA估计值。

[0114] 其中, $\tilde{X}_i(\theta, 0) = e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_i^r(\theta)} (\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{l=1}^L z_i(l-1) \sum_{m=1}^{M_i} e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\eta_m^t(\theta)} x_m^*(l-1)$, $\tilde{Y}_i(\theta, 0) = L(\sigma_{\varepsilon_i}^2)^{-1} \sum_{m=1}^{M_i} \|x_m\|^2$;

其中, λ 表示发射信号的波长, $\eta_m^t(\theta)$ 为第 m 发射节点与角度为 θ 的目标之间的近似距离, $\eta_i^r(\theta)$ 为角度为 θ 的目标与第 i 接收节点之间的近似距离, $z_i(l-1)$ 表示第 i 节点在第 $l-1$ 采样点的接收信号, L 表示采样点数目, x_m 为发射波形。 $\mathbf{U}_{N_1, N_2}(t) = \mathbf{I}_{N_1} - \frac{1}{2}(\mathbf{e}_{N_2i} - \mathbf{e}_{N_2j})(\mathbf{e}_{N_2i} - \mathbf{e}_{N_2j})^T$,其中, \mathbf{I}_{N_1} 是 N_1 维单位阵, \mathbf{e}_{N_2i} 是从第 $(iN_2 - N_2 + 1)$ 个到 iN_2 元素等于1其他元素等于0的 N_1 维向量, N_1 为 $N_r G, N_2$ 为 G 。

[0115] 该系统的工作原理及工作过程可参照上述DOA估计方法,再次不再赘述。以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

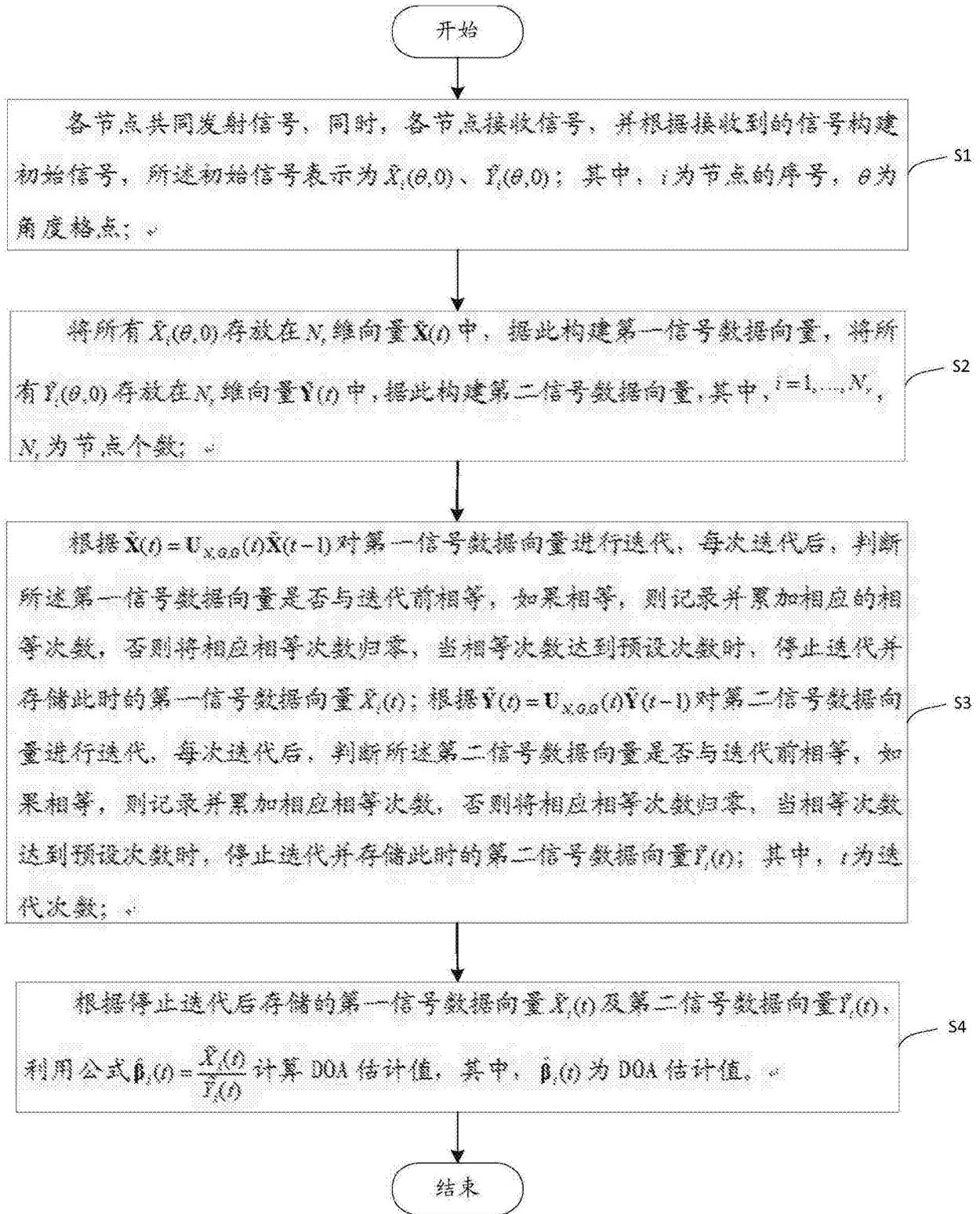


图1

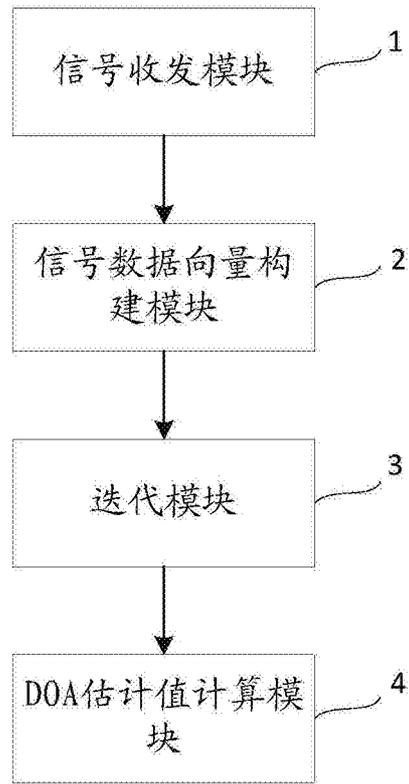


图2