



## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110764053 B

(45) 授权公告日 2021.08.17

(21) 申请号 201911007165.0

H04B 13/02 (2006.01)

(22) 申请日 2019.10.22

H04W 64/00 (2009.01)

H04W 84/18 (2009.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110764053 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2020.02.07

CN 109283492 A, 2019.01.29

CN 108051773 A, 2018.05.18

(73) 专利权人 浙江大学

CN 102833882 A, 2012.12.19

地址 310058 浙江省杭州市西湖区余杭塘路866号

CN 108632764 A, 2018.10.09

CN 106525005 A, 2017.03.22

(72) 发明人 刘妹琴 田一玮 郑荣濠 张森林 樊臻

CN 107255818 A, 2017.10.17

US 2016131734 A1, 2016.05.12

US 2009069029 A1, 2009.03.12

(74) 专利代理机构 杭州求是专利事务有限公司 33200

审查员 梁利环

代理人 邱启旺

(51) Int. Cl.

G01S 5/20 (2006.01)

权利要求书5页 说明书10页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法

(57) 摘要

本发明属于多传感器融合估计领域,提出了一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,采用了特征级和决策级信息融合相结合的策略。基于水声传感器网络的多目标探测存在能耗高、定位精度低、时延大等问题,针对这些缺陷,本发明所提出的算法在单节点阵列进行多目标方位估计,并提取多种目标信号的特征,传输至融合中心进行处理,实时对多目标进行方位估计,并进一步得到位置信息。算法提高多目标位置估计的准确性的同时降低了节点间通讯信息量。因此,本发明对于解决实际的水下多目标被动定位问题具有重要的现实意义。

1. 一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,其特征在于,该方法应用于包含多个被动监听节点的水下传感器网络中,每个节点搭载矢量水听器阵列,针对静止目标,将多个单节点的多目标方位估计结果和量测信号特征信息提交中心节点进行多节点信息融合,得到多目标位置估计,从而对水下多目标进行实时定位;具体为:

对单水听器的量测信号进行傅里叶变换,提取窄带信号并进行信源方位估计作为多目标信源方位估计结果;在时域上进行能量监测,根据能量比标出能量大于背景噪声平均能量的时间帧,计算该帧内信号过零率作为特征信息,并计算高频宽带噪声的信源方位估计作为特征信号方位估计;将目标信源及方位估计结果、特征信号及方位估计结果传入中心节点,在中心节点处,将目标与特征进行关联,对信源方位估计与特征方位估计结果进行融合,得到多目标位置估计结果;

其中,窄带信号的信源方位估计采用盖尔圆算法结合ESPRIT算法;高频宽带噪声的信源方位估计采用ISM算法估计特征数目及方位角,融合时将目标和特征进行数据关联,得到多目标位置估计结果;具体包含以下几个步骤:

步骤一,建立目标信源模型S并获得节点量测模型P;设置网络中节点数 $i=1:N$ ,N为正整数,并设置量测时间序列t;

步骤二,每个处理时段内,利用盖尔圆算法结合ESPRIT算法在每个节点处进行信源数估计,得到结果信源数估计值 $k_i$ ;

步骤三,对节点信号进行傅里叶变换,得到窄带频率 $f_{0,i}$ ,并进行DOA估计得到空间方位角 $\hat{\theta}_{\alpha,1}:\hat{\theta}_{\alpha,k_i}$ ;

步骤四,通过计算能量峰提取特征,得到宽带噪声特征F、聚焦频率 $f_m, m=1,2,\dots,J$ ,J为正整数,及空间方位角 $\hat{\theta}_\beta$ ;

步骤五,将步骤三、四中信息和结果传入中心节点,进行特征及信源的数据关联,并计算得到位置融合估计结果 $\hat{L}_1:\hat{L}_K$ 。

2. 根据权利要求1所述基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,其特征在于,所述步骤一中,节点量测模型P描述为:

$$P(t) = HS(t) + N(t) \quad (1)$$

其中 $P(t) = [p_1(t), p_2(t), \dots, p_K(t)]^T$ 表示量测声压向量, $S(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 表示目标信源向量, $N(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_K(t)]^T$ 表示量测噪声向量, $H = [h(\theta_1), h(\theta_2), \dots, h(\theta_K)]$ 表示远场阵列流型,其中,K表示目标信源数, $h(\theta_k)$ 表示来向为 $\theta_k$ 的第k( $k=1,2,\dots,K$ )个信源的方向向量,且 $h(\theta_k) = [e^{j\omega_0\tau_1(\theta_k)}, e^{j\omega_0\tau_2(\theta_k)}, \dots, e^{j\omega_0\tau_M(\theta_k)}]^T$ ,其中M为阵元数, $\tau_m(\theta_k)$ 表示为来自 $\theta_k$ 方向的信号源投射到第m个阵元时,相对于选定参考点的时延, $\omega_0 = 2\pi f$ 为信号源的频率,t为量测时间序列,j是虚数。

3. 根据权利要求1所述基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,其特征在于,所述步骤二中,利用盖尔圆算法在第i个节点进行信源数估计得到结果 $k_i$ 具体为:

首先求第i个节点处量测信号协方差矩阵R:

$$R = E[P(t)P^H(t)] \quad (2)$$

其中, $(\cdot)^H$ 表示矩阵的转置运算;

对协方差矩阵R作酉变换:

$$R_o = T^H R T \quad (3)$$

其中  $T = \begin{bmatrix} U_{N_0-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$ ,  $N_0$  为协方差矩阵R的阶数,  $U_{N_0-1}$  为  $R_{N_0-1}$  的特征向量构成的酉矩阵,

$R_{N_0-1}$  为R去除末行末列后构成的子矩阵;

经变换后可得到:

$$R_\sigma = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & & \rho_1 \\ & \ddots & & & & \vdots \\ & & \lambda_{k_i} & & & \rho_{k_i} \\ & & & \sigma_n^2 & & 0 \\ & & & & \ddots & \vdots \\ & & & & & \sigma_n^2 & 0 \\ \rho_1^* & \cdots & \rho_{k_i}^* & 0 & \cdots & 0 & c_{NN} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:  $\rho$ 、 $\sigma$ 、 $\lambda$ 、 $c$  均为变换后矩阵元素;

根据盖尔圆定理, 信号对应的盖尔圆半径  $r_i = |\rho_{k_i}|$ , 噪声对应的盖尔圆半径  $r_i = 0$ , 则利用盖尔圆半径估计信源数目的准则:

$$GDE(k_0) = r_k - \frac{k_i(M)}{N_0 - 1} \sum_{i=1}^{N_0-1} r_i > 0 \quad (5)$$

其中  $k_i(M)$  为调整因子, 取值在  $0 \sim 1$  之间, 令  $k_0$  由小变大, 若  $k_0 = k_\zeta$  时,  $GDE(k_0)$  第一次出现非正值, 则信源数估计值  $k_i = k_\zeta - 1$ 。

4. 根据权利要求1所述基于水下传感器网络的多目标被动定位方法, 其特征在于, 所述步骤三中, 具体为:

在第  $i$  个节点处, 采用ESPRIT算法进行目标信源DOA估计; 对节点水听器接收得到的水声信号  $p_k(t)$  进行傅里叶变换得到频谱, 取频谱峰值对应的频率得到窄带频率  $f = f_0$ ; 由步骤一可知, 节点处可探测到  $k_i$  个目标信源, 声波信号入射到节点的  $M (M > k_i)$  个声矢量水听器上, DOA可表示为  $\theta_{\alpha,k} = [\phi_k, \varphi_k]^T, k = 1, 2, \dots, k_i$ , 其中  $\phi_k$  和  $\varphi_k$  分别为第  $k$  个信源的方位角和俯仰角, 声波信号的振速  $v_k(r, t)$  和声压  $p_k(r, t)$  可表示为距离  $r$  和时间  $t$  的函数:

$$\mathbf{v}_k(\mathbf{r}, t) = -\frac{\mathbf{p}_k(\mathbf{r}, t)}{\rho_0 c} \mathbf{u}_k \quad (6)$$

其中  $\rho_0$  为介质的密度,  $c$  为声速,  $\mathbf{u}_k$  为声波的单位方向矢量, 且:

$$\mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \cos \phi_k \cos \varphi_k \\ \sin \phi_k \cos \varphi_k \\ \sin \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(\theta_{\alpha,k}) \\ v(\theta_{\alpha,k}) \\ w(\theta_{\alpha,k}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中  $a(\theta_{\alpha,k})$ 、 $v(\theta_{\alpha,k})$ 、 $w(\theta_{\alpha,k})$  分别为声矢量在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向角度分量的函数表示; 在多个不同时刻采样获得的量测信号用矩阵表示为:

$$\begin{aligned}
\mathbf{P} &= \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{N}_P \\
\mathbf{X} &= \mathbf{H}\Phi_a\mathbf{S} + \mathbf{N}_X \\
\mathbf{Y} &= \mathbf{H}\Phi_v\mathbf{S} + \mathbf{N}_Y \\
\mathbf{Z} &= \mathbf{H}\Phi_w\mathbf{S} + \mathbf{N}_Z
\end{aligned} \tag{8}$$

其中 $\mathbf{P}$ 为声压量测矩阵, $\mathbf{S}$ 为信源向量矩阵, $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{Z}$ 分别为振速量测矩阵在空间中的分量; $\mathbf{N}_P$ 、 $\mathbf{N}_X$ 、 $\mathbf{N}_Y$ 和 $\mathbf{N}_Z$ 分别为 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{Z}$ 的量测噪声矩阵, $\Phi_a = \text{diag}(a(\theta_{\alpha,1}), \dots, a(\theta_{\alpha,k}))$ ,  $\Phi_v = \text{diag}(v(\theta_{\alpha,1}), \dots, v(\theta_{\alpha,k}))$ ,  $\Phi_w = \text{diag}(w(\theta_{\alpha,1}), \dots, w(\theta_{\alpha,k}))$ ;

构造成的新信号矩阵 $\mathbf{X}_E$ 为:

$$\mathbf{X}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{P} \\ \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \\ \mathbf{Z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{H}\Phi_a \\ \mathbf{H}\Phi_v \\ \mathbf{H}\Phi_w \end{bmatrix} \mathbf{S} + \begin{bmatrix} \mathbf{N}_P(t) \\ \mathbf{N}_X(t) \\ \mathbf{N}_Y(t) \\ \mathbf{N}_Z(t) \end{bmatrix} \tag{9}$$

通过 $\mathbf{R}_E = \mathbf{X}_E \mathbf{X}_E^H$ 可求得 $\mathbf{X}_E$ 自相关矩阵,对自相关矩阵进行特征分解,并将特征值由大到小进行排序,其中 $k_1$ 个较大特征值对应的特征向量张成信号子空间 $E_S$ ,由于存在唯一、非奇异的满秩矩阵 $\mathbf{D}$ ,对 $E_S$ 分块后得:

$$\mathbf{E}_S = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_1 \\ \mathbf{E}_2 \\ \mathbf{E}_3 \\ \mathbf{E}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_a\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_v\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_w\mathbf{D} \end{bmatrix} \tag{10}$$

因此 $\mathbf{E}_4 = \mathbf{E}_1 \mathbf{D}^{-1} \Phi_w \mathbf{D}$ ,可知 $\mathbf{E}_1$ 和 $\mathbf{E}_4$ 张成相似的子空间,对 $\mathbf{E}_1^+ \mathbf{E}_4$ 进行特征值分解,得到其特征值 $\hat{\omega}_k, k=1, 2, \dots, k_i$ ,因此可计算得到俯仰角:

$$\hat{\phi}_k = \arcsin(\hat{\omega}_k) \tag{11}$$

同理对 $\mathbf{E}_1^+ \mathbf{E}_3$ 进行特征值分解,可求得 $v(\theta_{\alpha,k})$ 的估计值 $\hat{v}_k$ ,经过配对后可得到方位角估计:

$$\hat{\phi}_k = \arctan(\hat{v}_k / \cos(\hat{\phi}_k)) \tag{12}$$

因此可得 $\theta_{\alpha,k}$ 的估计值 $\hat{\theta}_{\alpha,k} = [\hat{\phi}_k, \hat{\phi}_k]^T, k=1, 2, \dots, k_i$ 。

5. 根据权利要求1所述基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,其特征在于,所述步骤四中,具体为:

在第 $i$ 个节点上,通过计算能量提取高频噪声特征及方位信息,在时域 $1:t$ 内,短时平均信号能量定义为 $S(\tau)^2$ ,其中 $\tau$ 表示短时时间帧,可取 $\tau = \frac{1}{10}t$ ;若 $S(\tau)^2 > \delta$ ,其中门限值 $\delta$ 由背景噪声能量均值给出,则计算该时间帧的信号过零率 $F$ 作为信号特征标识,并对该特征信号进行宽带DOA估计;

将信号通过聚焦得到宽带聚焦频率 $f = [f_1 \ \dots \ f_J]$ ,其中任一子带频率为 $f_m, m=1:J, m$ 为正整数;

对宽带高频量测声信号进行DOA估计,在中心频率为 $f_m$ 的子带上可表示为:

$$x(f_m) = H(f_m, \theta) s(f_m) + n(f_m) \quad (13)$$

其中 $H(f_m, \theta)$ 为阵列流型矩阵, $s(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 的目标信源信号, $n(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 量测噪声信号;

求得协方差矩阵为:

$$R(f_m) = E[x(f_m) x^H(f_m)] \quad (14)$$

输出方位谱可表示为:

$$P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(f_m, \theta) R^{-1}(f_m) \mathbf{a}(f_m, \theta)} \quad (15)$$

其中 $\mathbf{a}(f_m, \theta)$ 为空间扫描向量, $\theta = [\phi, \varphi]$ 为扫描空间方位角, $\phi = 1:360^\circ$ ,每次递增1度, $\varphi = 1:360^\circ$ ,每次递增1度,取遍所有 $\phi$ 和 $\varphi$ 则得到 $\theta$ 所有可能取值;

将各子带方位谱累加求和可得到宽带输出方位谱:

$$P_{\text{MVDR}}(\theta) = \sum_{m=1}^J P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) \quad (16)$$

提取功率谱 $P_{\text{MVDR}}$ 峰值所对应的 $\theta$ 即得到单节点处高频连续谱噪声方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ ,因此,得到特征信号F对应的方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ 及对应的方位角 $\hat{\phi}_\beta$ 和俯仰角 $\hat{\varphi}_\beta$ 。

6. 根据权利要求1所述基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,其特征在于,所述步骤五中,具体为:

将多个单节点的多目标方位估计结果和量测信号特征信息提交中心节点进行多节点信息融合,对目标和特征的方位估计结果进行数据关联,并计算估计目标位置:

中心节点收集各节点的空间方位估计结果,得到多个节点的多目标窄带信源和宽带特征空间方位角,设定条件:

$$\begin{aligned} A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< A(\hat{\theta}_{\alpha,k,q}, \hat{\theta}_{\beta,q}), \forall q \neq p \\ A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< \varepsilon \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $A(x, y)$ 为表示 $x$ 和 $y$ 差异的函数, $p, q$ 表示传感器网中不同的节点,各节点 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ 和 $\hat{\theta}_\beta$ 分别由步骤三和步骤四给出,为不同窄带目标信号和宽带特征的方位估计结果, $\varepsilon$ 为自定义的阈值,可根据应用环境、精度需求等调整确定;

满足条件则用特征宽带DOA估计结果修正窄带DOA估计结果,用 $\hat{\theta}_{\beta,p}$ 替代 $\hat{\theta}_{\alpha,k,p}$ 并将目标 $k$ 和特征F进行对应,用不同的特征F对不同的目标 $k$ 进行标定,建立起多目标与特征的关联关系;若未满足条件,则保留原 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ ;环境中目标信源估计数 $K = \max k_i$ ,即网络中各节点中估计得到的最大信源数;

将各节点的特征关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角分别扩展成 $K$ 阶

矩阵:目标方位角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\phi}_{1,1} & \cdots & \hat{\phi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\phi}_{K,1} & \cdots & \hat{\phi}_{K,N} \end{bmatrix}$  和俯仰角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\varphi}_{1,1} & \cdots & \hat{\varphi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\varphi}_{K,1} & \cdots & \hat{\varphi}_{K,N} \end{bmatrix}$ , 其中未被节点探

测到的目标方位角和俯仰角为0,即将各节点关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角按节点顺序分别组成矩阵后用0补足成K阶;N为传感器网节点数,为正整数;

K个的目标位置估计值可表示为 $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ ,其中第k( $k \in [1, K]$ )个目标的位置为:

$\hat{L} = [l_{x,k} \quad l_{y,k} \quad l_{z,k}]^T$ ,能够被传感器网络中i个节点探测到,传感器网络中第i个节点位置可表示为: $L_i = [l_{x,i} \quad l_{y,i} \quad l_{z,i}]^T$ ,则有:

$$\frac{l_{x,k} - l_{x,i}}{l_{y,k} - l_{y,i}} = \tan \hat{\phi}_{k,i}$$

$$\frac{l_{z,k} - l_{z,i}}{\sqrt{(l_{x,k} - l_{x,i})^2 + (l_{y,k} - l_{y,i})^2}} = \tan \hat{\phi}_{k,i} \quad (18)$$

解该方程组即可计算出目标位置 $\hat{L}$ ,计算每个目标位置则得到多目标位置估计值 $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ 。

## 一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于多传感器融合估计领域,尤其涉及一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法。

### 背景技术

[0002] 水下目标探测是海洋监测网和海洋预警系统必不可少的组成部分。在军事上,潜艇等非合作目标严重威胁了我国海洋安全,为了长期持续监测海洋环境,水下传感器网络将成为重要的技术依托。在民用领域,水下传感器网络也可用于水下目标的搜救、智能运输监测、海洋生物探测等。但传统的主动探测方式将消耗较大的能量,不利于水下传感器网的维护,且容易暴露己方位置。而普通的被动探测方案对威胁目标的定位效果较差,且近年来随着消噪技术的发展,潜艇、航行器等非合作目标的噪声级越来越低,出现许多无声潜艇等,增加了被动监听的难度。因此,将水下传感器网络与被动探测方案结合,将能够实时监测较大水域范围,水下无线传感器网络(Underwater Wireless Sensor Networks,UWSNs)主要由多个水下传感器节点组成,节点搭载水听器阵列,同时可与水下航行器和水面基站等进行通信。水下节点监听海洋目标水下声学信息,经一定的本地处理后传到融合中心进行融合,获得目标位置、速度与加速度等状态信息。

[0003] 当威胁目标处于水下无线传感器网络探测范围内时,会由于螺旋桨等产生窄带低频噪声和宽带高频噪声。但受到水下多种复杂噪声的影响,目前基于单矢量水听器阵列的被动探测精度低、效果差,难以得到低信噪比情况下多目标准确的方位信息,而主动探测将消耗巨大的能量。水下环境的复杂性会导致水声通信时延大、误码率高,因此不同水听器阵列之间的量测信息难以直接融合,且无法进行数据同步。为了在提高估计准确度的同时降低通讯量、减少能耗,本发明提出了一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法。算法应用于水声传感器网络,通过多节点信号特征和DOA估计结果融合,提高了量测的准确性,并减少了通讯信息量,避免了虚假目标的产生。

### 发明内容

[0004] 本发明提出了一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法。算法应用于水声传感器网络,节点搭载矢量传感器阵列,在单节点被动DOA估计的基础上,引入信源宽带噪声特征提取,并将多节点提取的信源特征和DOA估计结果进行融合,提高了量测的准确性的同时,减少数据通讯量,降低了量测和通讯的能耗。

[0005] 为达到上述效果,本发明的技术方案为:

[0006] 一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法,该方法应用于包含多个被动监听节点的水下传感器网络中,每个节点搭载矢量水听器阵列,针对静止目标,将多个单节点的多目标方位估计结果和量测信号特征信息提交中心节点进行多节点信息融合,得到多目标位置估计,从而对水下多目标进行实时定位。

[0007] 进一步地,对单水听器的量测信号进行傅里叶变换,提取窄带信号并进行信源方

位估计作为多目标方位估计结果;在时域上进行能量监测,根据能量比标出能量大于背景噪声平均能量的时间帧,计算该帧内信号过零率作为特征信息,并计算该高频宽带噪声的信源方位估计作为特征信号方位估计;将目标信源及方位估计结果、特征及方位估计结果传入中心节点,在中心节点处,将目标与特征进行关联,对信源方位估计与特征方位估计结果进行融合,得到多目标位置估计结果。

[0008] 进一步地,窄带的信号信源方位(Direction of arrival,DOA)估计采用盖尔圆算法结合ESPRIT算法;高频宽带噪声DOA估计采用ISM算法估计特征数目及方位角,融合时将目标和特征进行数据关联,得到多目标位置估计结果。

[0009] 进一步地,具体包含以下几个步骤:

[0010] 步骤一,建立目标信源模型S并获得节点量测模型P。设置网络中节点数 $i=1:N$ ,N为正整数,并设置量测时间序列t。

[0011] 步骤二,每个处理时段内,利用盖尔圆算法结合ESPRIT算法在每个节点处进行信源数估计,得到结果信源数估计值 $k_i$ 。

[0012] 步骤三,对节点信号进行傅里叶变换,得到窄带频率 $f_{0,i}$ ,并进行DOA估计得到空间方位角 $\hat{\theta}_{\alpha,1}:\hat{\theta}_{\alpha,k_i}$ 。

[0013] 步骤四,通过计算能量峰提取特征,得到宽带噪声特征F、聚焦频率 $f_m$ ( $m=1,2\cdots J$ ,J为正整数)及空间方位角 $\hat{\theta}_\beta$ 。

[0014] 步骤五,将步骤三、四中信息和结果传入中心节点,进行特征及信源的数据关联,并计算得到位置融合估计结果 $\hat{L}_1:\hat{L}_K$ 。

[0015] 进一步地,所述步骤一中,节点量测模型P描述为:

$$P(t) = HS(t) + N(t) \quad (1)$$

[0017] 其中 $P(t) = [p_1(t), p_2(t), \dots, p_K(t)]^T$ 表示量测声压向量, $S(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 表示目标信源向量, $N(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_K(t)]^T$ 表示量测噪声向量, $H = [h(\theta_1), h(\theta_2), \dots, h(\theta_K)]$ 表示远场阵列流型,其中,K表示目标信源数, $h(\theta_k)$ 表示来向为 $\theta_k$ 的第k( $k=1,2,\dots,K$ )个信源的方向向量,且 $h(\theta_k) = [e^{j\omega_0\tau_1(\theta_k)}, e^{j\omega_0\tau_2(\theta_k)}, \dots, e^{j\omega_0\tau_M(\theta_k)}]^T$ ,其中M为阵元数, $\tau_m(\theta_k)$ 表示为来自 $\theta_k$ 方向的信号源投射到第m个阵元时,相对于选定参考点的时延, $\omega_0=2\pi f$ 为信号源的频率,t为量测时间序列,j是虚数。

[0018] 进一步地,所述步骤二中,利用盖尔圆算法在第i个节点进行信源数估计得到结果 $k_i$ 具体为:

[0019] 首先求第i个节点处量测信号协方差矩阵R:

$$R = E[P(t)P^H(t)] \quad (2)$$

[0021] 其中, $(\cdot)^H$ 表示矩阵的转置运算。

[0022] 对协方差矩阵R作酉变换:

$$R_o = T^H R T \quad (3)$$

[0024] 其中 $T = \begin{bmatrix} U_{N_0-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , $N_0$ 为协方差矩阵R的阶数, $U_{N_0-1}$ 为 $R_{N_0-1}$ 的特征向量构成的酉矩

阵,  $R_{N_0-1}$  为  $R$  去除末行末列后构成的子矩阵。

[0025] 经变换后可得到:

$$[0026] \quad R_\sigma = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \rho_1 \\ & \ddots & & & \vdots \\ & & \lambda_{k_i} & & \rho_{k_i} \\ & & & \sigma_n^2 & 0 \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \sigma_n^2 & 0 \\ \rho_1^* & \cdots & \rho_{k_i}^* & 0 & \cdots & 0 & c_{NN} \end{bmatrix} \quad (4)$$

[0027] 其中:  $\rho$ 、 $\sigma$ 、 $\lambda$ 、 $c$  均为变换后矩阵元素。

[0028] 根据盖尔圆定理, 信号对应的盖尔圆半径  $r_i = |\rho_{k_i}|$ , 噪声对应的盖尔圆半径  $r_i = 0$ , 则利用盖尔圆半径估计信源数目的准则:

$$[0029] \quad GDE(k_0) = r_k - \frac{k_i(M)}{N_0 - 1} \sum_{i=1}^{N_0-1} r_i > 0 \quad (5)$$

[0030] 其中  $k_i(M)$  为调整因子, 取值在  $0 \sim 1$  之间, 令  $k_0$  由小变大, 若  $k_0 = k_c$  时,  $GDE(k_0)$  第一次出现非正值, 则信源数估计值  $k_i = k_c - 1$ 。

[0031] 进一步地, 所述步骤三中, 具体为:

[0032] 在第  $i$  个节点处, 采用 ESPRIT 算法进行目标信源 DOA 估计。对节点水听器接收得到的水声信号  $p_k(t)$  进行傅里叶变换得到频谱, 取频谱峰值对应的频率得到窄带频率  $f = f_0$ 。由步骤一可知, 节点处可探测到  $k_i$  个目标信源, 声波信号入射到节点的  $M (M > k_i)$  个声矢量水听器上, DOA 可表示为  $\theta_{\alpha,k} = [\phi_k, \varphi_k]^T, k = 1, 2, \dots, k_i$ , 其中  $\phi_k$  和  $\varphi_k$  分别为第  $k$  个信源的方位角和俯仰角, 声波信号的振速  $v_k(r, t)$  和声压  $p_k(r, t)$  可表示为距离  $r$  和时间  $t$  的函数:

$$[0033] \quad \mathbf{v}_k(\mathbf{r}, t) = -\frac{\mathbf{p}_k(\mathbf{r}, t)}{\rho_0 c} \mathbf{u}_k \quad (6)$$

[0034] 其中  $\rho_0$  为介质的密度,  $c$  为声速,  $\mathbf{u}_k$  为声波的单位方向矢量, 且:

$$[0035] \quad \mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \cos \phi_k & \cos \varphi_k \\ \sin \phi_k & \cos \varphi_k \\ \sin \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(\theta_{\alpha,k}) \\ v(\theta_{\alpha,k}) \\ w(\theta_{\alpha,k}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0036] 其中  $a(\theta_{\alpha,k})$ 、 $v(\theta_{\alpha,k})$ 、 $w(\theta_{\alpha,k})$  分别为声矢量在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向角度分量的函数表示。

[0037] 在多个不同时刻采样获得的量测信号用矩阵表示为:

$$[0038] \quad \begin{aligned} \mathbf{P} &= \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{N}_p \\ \mathbf{X} &= \mathbf{H}\Phi_a\mathbf{S} + \mathbf{N}_x \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{H}\Phi_v\mathbf{S} + \mathbf{N}_y \\ \mathbf{Z} &= \mathbf{H}\Phi_w\mathbf{S} + \mathbf{N}_z \end{aligned} \quad (8)$$

[0039] 其中  $\mathbf{P}$  为声压量测矩阵,  $\mathbf{S}$  为信源向量矩阵,  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{Z}$  分别为振速量测矩阵在空间中的

分量。 $N_P$ 、 $N_X$ 、 $N_Y$ 和 $N_Z$ 分别为P、X、Y、Z的量测噪声矩阵， $\Phi_a = \text{diag}(a(\theta_{\alpha,1}), \dots, a(\theta_{\alpha,k}))$ ， $\Phi_v = \text{diag}(v(\theta_{\alpha,1}), \dots, v(\theta_{\alpha,k}))$ ， $\Phi_w = \text{diag}(w(\theta_{\alpha,1}), \dots, w(\theta_{\alpha,k}))$ 。

[0040] 构造成的新信号矩阵 $X_E$ 为：

$$[0041] \quad X_E = \begin{bmatrix} P \\ X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H \\ H\Phi_a \\ H\Phi_v \\ H\Phi_w \end{bmatrix} S + \begin{bmatrix} N_P(t) \\ N_X(t) \\ N_Y(t) \\ N_Z(t) \end{bmatrix} \quad (9)$$

[0042] 通过 $R_E = X_E X_E^H$ 可求得 $X_E$ 自相关矩阵，对自相关矩阵进行特征分解，并将特征值由大到小进行排序，其中 $k_i$ 个较大特征值对应的特征向量张成信号子空间 $E_S$ ，由于存在唯一、非奇异的满秩矩阵D，对 $E_S$ 分块后得：

$$[0043] \quad E_S = \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \\ E_3 \\ E_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} HD \\ H\Phi_a D \\ H\Phi_v D \\ H\Phi_w D \end{bmatrix} \quad (10)$$

[0044] 因此 $E_4 = E_1 D^{-1} \Phi_w D$ ，可知 $E_1$ 和 $E_4$ 张成相似的子空间，对 $E_1^+ E_4$ 进行特征值分解，得到其特征值 $\hat{\omega}_k, k=1, 2, \dots, k_i$ ，因此可计算得到俯仰角：

$$[0045] \quad \hat{\phi}_k = \arcsin(\hat{\omega}_k) \quad (11)$$

[0046] 同理对 $E_1^+ E_3$ 进行特征值分解，可求得 $v(\theta_{\alpha,k})$ 的估计值 $\hat{v}_k$ ，经过配对后可得到方位角估计：

$$[0047] \quad \hat{\theta}_k = \arctan(\hat{v}_k / \cos(\hat{\phi}_k)) \quad (12)$$

[0048] 因此可得 $\theta_{\alpha,k}$ 的估计值 $\hat{\theta}_{\alpha,k} = [\hat{\phi}_k, \hat{\theta}_k]^T, k=1, 2, \dots, k_i$ 。

[0049] 进一步地，所述步骤四中，具体为：

[0050] 在第i个节点上，通过计算能量提取高频噪声特征及方位信息，在时域1:t内，短时平均信号能量定义为 $S(\tau)^2$ ，其中 $\tau$ 表示短时时间帧，可取 $\tau = \frac{1}{10}t$ 。若 $S(\tau)^2 > \delta$ ，其中门限值 $\delta$

由背景噪声能量均值给出，则计算该时间帧的信号过零率F作为信号特征标识，并对该特征信号进行宽带DOA估计。

[0051] 将信号通过聚焦得到宽带聚焦频率 $f = [f_1 \dots f_J]$ ，其中任一子带频率为 $f_m, m=1: J, m$ 为正整数。

[0052] 对宽带高频量测声信号进行DOA估计，在中心频率为 $f_m$ 的子带上可表示为：

$$[0053] \quad x(f_m) = H(f_m, \theta) s(f_m) + n(f_m) \quad (13)$$

[0054] 其中 $H(f_m, \theta)$ 为阵列流型矩阵， $s(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 的目标信源信号， $n(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 量测噪声信号。

[0055] 求得协方差矩阵为：

$$[0056] \quad R(f_m) = E[x(f_m) x^H(f_m)] \quad (14)$$

[0057] 输出方位谱可表示为：

$$[0058] \quad P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(f_m, \theta) \mathbf{R}^{-1}(f_m) \mathbf{a}(f_m, \theta)} \quad (15)$$

[0059] 其中 $\mathbf{a}(f_m, \theta)$ 为空间扫描向量,  $\theta = [\phi, \varphi]$ 为扫描空间方位角,  $\phi = 1:360^\circ$ , 每次递增1度,  $\varphi = 1:360^\circ$ , 每次递增1度, 取遍所有 $\phi$ 和 $\varphi$ 则得到 $\theta$ 所有可能取值。

[0060] 将各子带方位谱累加求和可得到宽带输出方位谱:

$$[0061] \quad P_{\text{MVDR}}(\theta) = \sum_{m=1}^J P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) \quad (16)$$

[0062] 提取功率谱 $P_{\text{MVDR}}$ 峰值所对应的 $\theta$ 即得到单节点处高频连续谱噪声方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ , 因此, 得到特征信号F对应的方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ 及对应的方位角 $\hat{\phi}_\beta$ 和俯仰角 $\hat{\varphi}_\beta$ 。进一步地, 所述步骤五中, 具体为:

[0063] 将多个单节点的多目标方位估计结果和量测信号特征信息提交中心节点进行多节点信息融合, 对目标和特征的方位估计结果进行数据关联, 并计算估计目标位置:

[0064] 中心节点收集各节点的空间方位估计结果, 得到多个节点的多目标窄带信源和宽带特征空间方位角, 设定条件:

$$[0065] \quad \begin{aligned} A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< A(\hat{\theta}_{\alpha,k,q}, \hat{\theta}_{\beta,q}), \forall q \neq p \\ A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< \varepsilon \end{aligned} \quad (17)$$

[0066] 其中 $A(x, y)$ 为表示 $x$ 和 $y$ 差异的函数,  $p, q$ 表示传感器网中不同的节点, 各节点 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ 和 $\hat{\theta}_\beta$ 分别由步骤三和步骤四给出, 为不同窄带目标信号和宽带特征的方位估计结果,  $\varepsilon$ 为自定义的阈值, 可根据应用环境、精度需求等调整确定。

[0067] 满足条件后则用特征宽带DOA估计结果修正窄带DOA估计结果, 用 $\hat{\theta}_{\beta,p}$ 替代 $\hat{\theta}_{\alpha,k,p}$ 并将目标 $k$ 和特征 $F$ 进行对应, 用不同的特征 $F$ 对不同的目标 $k$ 进行标定, 建立起多目标与特征的关联关系。若未满足条件, 则保留原 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ 。环境中目标信源估计数 $K = \max k_i$ , 即网络中各节点中估计得到的最大信源数。

[0068] 将各节点的特征关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角分别扩展

成 $K$ 阶矩阵: 目标方位角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\phi}_{1,1} & \cdots & \hat{\phi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\phi}_{K,1} & \cdots & \hat{\phi}_{K,N} \end{bmatrix}$  和俯仰角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\varphi}_{1,1} & \cdots & \hat{\varphi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\varphi}_{K,1} & \cdots & \hat{\varphi}_{K,N} \end{bmatrix}$ , 其中未被节

点探测到的目标方位角和俯仰角为0, 即将各节点关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角按节点顺序分别组成矩阵后用0补足成 $K$ 阶。 $N$ 为传感器网节点数, 为正整数。

[0069]  $K$ 个的目标位置估计值可表示为 $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ , 其中第 $k$  ( $k \in [1, K]$ ) 个目标的位置为:

$\hat{L} = [l_{x,k} \quad l_{y,k} \quad l_{z,k}]^T$ , 能够被传感器网络中 $i$ 个节点探测到, 传感器网络中第 $i$ 个节点位置可表示为:  $L_i = [l_{x,i} \quad l_{y,i} \quad l_{z,i}]^T$ , 则有:

$$\begin{aligned}
 & \frac{l_{x,k} - l_{x,i}}{l_{y,k} - l_{y,i}} = \tan \hat{\phi}_{k,i} \\
 [0070] \quad & \frac{l_{z,k} - l_{z,i}}{\sqrt{(l_{x,k} - l_{x,i})^2 + (l_{y,k} - l_{y,i})^2}} = \tan \hat{\phi}_{k,i} \quad (18)
 \end{aligned}$$

[0071] 解该方程组即可计算出目标位置 $\hat{L}$ ，计算每个目标位置则得到多目标位置估计值 $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ 。

[0072] 与传统基于水声传感器网络主动定位算法相比，本发明采用的被动探测方式能有效降低探测能耗；与单一的信号级融合和决策级融合相比，本发明利用的信号特征融合方式可以有效地定位高噪声环境下的多威胁目标，并且降低探测能耗和通讯能耗，平衡了通讯信息量和定位精度，使传感器网的数据融合具有可行性。

### 附图说明

[0073] 图1为本发明所提出的基于水下传感器网络的多目标被动定位算法的流程图。

[0074] 图2为中心节点进行信息融合的示意图。

[0075] 图3为定位算法及本发明改进示意图。

### 具体实施方式

[0076] 本发明提供了一种基于水下传感器网络的多目标被动定位方法，该方法中，首先，建立基于传感器网的多目标定位模型，包括传感器节点阵列模型、目标信源模型，并初始化。

[0077] 其次，建立单节点矢量水听器阵列DOA估计模型，对接收到的信号进行时空分帧，对单水听器接收信号进行短时傅里叶变换，得到窄带信号估计频率 $f_1$ ，并对多信源进行DOA估计，得到空间方位估计结果 $\theta_a$ 。同时通过时域声强检测捕捉高频短时强噪声，并得到特征 $F$ 及空间方位估计 $\theta_p$ 。将方位估计结果和特征信息传输至中心节点进行融合。

[0078] 在中心节点，将所有节点的空间方位估计结果进行融合，计算得到信源位置，并将特征和信源估计进行对应，位置接近则将该特征分配给该信源，进行正确的数据关联，并用针对宽带噪声的方位估计结果修正针对窄带信号基于子空间分解的信源位置估计结果。

[0079] 最后，融合中心输出当前估计的目标个数及位置。

[0080] 下面结合附图对本发明的实施进行详细的说明，并给出具体的操作方式以及实施步骤。

[0081] 步骤一，建立水声目标量测模型：

[0082] UWSNs中的节点搭载矢量水听器阵列，对水声环境进行实时监听，单节点矢量水听器阵列量测模型可以描述为：

$$[0083] \quad P(t) = HS(t) + N(t) \quad (1)$$

[0084] 其中 $P(t) = [p_1(t), p_2(t), \dots, p_K(t)]^T$ 表示量测声压向量， $S(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 表示目标信源向量， $N(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_K(t)]^T$ 表示量测噪声向量， $H = [h(\theta_1), h(\theta_2), \dots, h(\theta_K)]$ 表示远场阵列流型，其中， $K$ 表示目标信源数， $h(\theta_k)$ 表示来向

为 $\theta_k$ 的第 $k$  ( $k=1, 2, \dots, K$ ) 个信源的方向向量, 且 $h(\theta_k) = [e^{j\omega_0\tau_1(\theta_k)}, e^{j\omega_0\tau_2(\theta_k)}, \dots, e^{j\omega_0\tau_M(\theta_k)}]^T$ , 其中 $M$ 为阵元数,  $\tau_m(\theta_k)$ 表示为来自 $\theta_k$ 方向的信号源投射到第 $m$ 个阵元时, 相对于选定参考点的时延,  $\omega_0 = 2\pi f$ 为信号源的频率,  $t$ 为量测时间序列,  $j$ 是虚数。

[0085] 步骤二, 采用盖尔圆准则估计单节点量测信源数。

[0086] 若在第 $i$ 个无线传感器网络节点处探测到的信源数应为 $k_i$ , 使用盖尔圆准则求 $k_i$ 。

首先求该节点处量测信号协方差矩阵 $R$ :

$$[0087] \quad R = E[P(t)P^H(t)] \quad (2)$$

[0088] 其中,  $(\cdot)^H$ 表示矩阵的转置运算。

[0089] 对协方差矩阵 $R$ 作酉变换:

$$[0090] \quad R_o = T^H R T \quad (3)$$

[0091] 其中 $T = \begin{bmatrix} U_{N_0-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $N_0$ 为协方差矩阵 $R$ 的阶数,  $U_{N_0-1}$ 为 $R_{N_0-1}$ 的特征向量构成的酉矩

阵,  $R_{N_0-1}$ 为 $R$ 去除末行末列后构成的子矩阵。

[0092] 经变换后可得到:

$$[0093] \quad R_o = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \rho_1 \\ & \ddots & & & \vdots \\ & & \lambda_{k_i} & & \rho_{k_i} \\ & & & \sigma_n^2 & 0 \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \sigma_n^2 & 0 \\ \rho_1^* & \cdots & \rho_{k_i}^* & 0 & \cdots & 0 & c_{NN} \end{bmatrix} \quad (4)$$

[0094] 其中: $\rho$ 、 $\sigma$ 、 $\lambda$ 、 $c$ 均为变换后矩阵元素。

[0095] 根据盖尔圆定理, 信号对应的盖尔圆半径 $r_i = |\rho_{k_i}|$ , 噪声对应的盖尔圆半径 $r_i = 0$ , 则利用盖尔圆半径估计信源数目的准则:

$$[0096] \quad GDE(k_0) = r_k - \frac{k_i(M)}{N_0 - 1} \sum_{i=1}^{N_0-1} r_i > 0 \quad (5)$$

[0097] 其中 $k_i(M)$ 为调整因子, 取值在 $0 \sim 1$ 之间, 令 $k_0$ 由小变大, 若 $k_0 = k_\zeta$ 时,  $GDE(k_0)$ 第一次出现非正值, 则信源数估计值 $k_i = k_\zeta - 1$ 。

[0098] 步骤三, 采用ESPRIT算法进行信源DOA估计。对节点水听器接收得到的水声量测信号 $p_k(t)$ 进行傅里叶变换得到频谱, 取频谱峰值对应的频率得到窄带频率 $f = f_{0,i}$ 。若有 $k_i$ 个信源入射到 $M$  ( $M > k_i$ ) 个声矢量水听器上, 声波信号DOA为 $\theta_{\alpha,k} = [\phi_k, \varphi_k]^T$ ,  $k = 1, 2, \dots, k_i$ , 其中 $\phi_k$ 和 $\varphi_k$ 分别为第 $k$ 个信源的方位角和俯仰角, 声波信号的振速 $v_k(r, t)$ 和声压 $p_k(r, t)$ 可表示为距离 $r$ 和时间序列 $t$ 的函数:

$$[0099] \quad \mathbf{v}_k(\mathbf{r}, t) = -\frac{\mathbf{p}_k(\mathbf{r}, t)}{\rho_0 c} \mathbf{u}_k \quad (6)$$

[0100] 其中 $\rho_0$ 为介质的密度, $c$ 为声速, $u_k$ 为声波的单位方向矢量,且:

$$[0101] \quad \mathbf{u}_k = \begin{bmatrix} \cos \phi_k \cos \varphi_k \\ \sin \phi_k \cos \varphi_k \\ \sin \varphi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(\theta_{\alpha,k}) \\ v(\theta_{\alpha,k}) \\ w(\theta_{\alpha,k}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

[0102] 其中 $a(\theta_{\alpha,k})$ 、 $v(\theta_{\alpha,k})$ 、 $w(\theta_{\alpha,k})$ 分别为声矢量在x、y、z三个方向角度分量的函数表示。

[0103] 在多个不同时刻采样获得的量测信号用矩阵表示为:

$$[0104] \quad \begin{aligned} \mathbf{P} &= \mathbf{H}\mathbf{S} + \mathbf{N}_P \\ \mathbf{X} &= \mathbf{H}\Phi_a\mathbf{S} + \mathbf{N}_X \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{H}\Phi_v\mathbf{S} + \mathbf{N}_Y \\ \mathbf{Z} &= \mathbf{H}\Phi_w\mathbf{S} + \mathbf{N}_Z \end{aligned} \quad (8)$$

[0105] 其中 $\mathbf{P}$ 为声压量测矩阵, $\mathbf{S}$ 为信源向量矩阵, $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{Z}$ 分别为振速量测矩阵在空间中的分量。 $\mathbf{N}_P$ 、 $\mathbf{N}_X$ 、 $\mathbf{N}_Y$ 和 $\mathbf{N}_Z$ 分别为 $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{Y}$ 、 $\mathbf{Z}$ 的量测噪声矩阵, $\Phi_a = \text{diag}(a(\theta_{\alpha,1}), \dots, a(\theta_{\alpha,k}))$ ,  $\Phi_v = \text{diag}(v(\theta_{\alpha,1}), \dots, v(\theta_{\alpha,k}))$ ,  $\Phi_w = \text{diag}(w(\theta_{\alpha,1}), \dots, w(\theta_{\alpha,k}))$ 。

[0106] 构造成的新信号矩阵 $\mathbf{X}_E$ 为:

$$[0107] \quad \mathbf{X}_E = \begin{bmatrix} \mathbf{P} \\ \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \\ \mathbf{Z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{H}\Phi_a \\ \mathbf{H}\Phi_v \\ \mathbf{H}\Phi_w \end{bmatrix} \mathbf{S} + \begin{bmatrix} \mathbf{N}_P(t) \\ \mathbf{N}_X(t) \\ \mathbf{N}_Y(t) \\ \mathbf{N}_Z(t) \end{bmatrix} \quad (9)$$

[0108] 通过 $\mathbf{R}_E = \mathbf{X}_E \mathbf{X}_E^H$ 可求得 $\mathbf{X}_E$ 自相关矩阵 $\mathbf{R}_E$ ,对自相关矩阵 $\mathbf{R}_E$ 进行特征分解,并将特征值由大到小进行排序,取前 $k_1$ 个较大特征值对应的特征向量张成信号子空间 $\mathbf{E}_S$ ,由于存在唯一、非奇异的满秩矩阵 $\mathbf{D}$ ,对 $\mathbf{E}_S$ 分块后得:

$$[0109] \quad \mathbf{E}_S = \begin{bmatrix} \mathbf{E}_1 \\ \mathbf{E}_2 \\ \mathbf{E}_3 \\ \mathbf{E}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_a\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_v\mathbf{D} \\ \mathbf{H}\Phi_w\mathbf{D} \end{bmatrix} \quad (10)$$

[0110] 因此 $\mathbf{E}_4 = \mathbf{E}_1 \mathbf{D}^{-1} \Phi_w \mathbf{D}$ ,可知 $\mathbf{E}_1$ 和 $\mathbf{E}_4$ 张成相似的子空间,对 $\mathbf{E}_1^+ \mathbf{E}_4$ 进行特征值分解,得到其特征值 $\hat{\omega}_k, k=1, 2, \dots, k_i$ ,因此可计算得到俯仰角:

$$[0111] \quad \hat{\phi}_k = \arcsin(\hat{\omega}_k) \quad (11)$$

[0112] 同理对 $\mathbf{E}_1^+ \mathbf{E}_3$ 进行特征值分解,可求得 $v(\theta_{\alpha,k})$ 的估计值 $\hat{v}_k$ ,经过配对后可得到方位角估计:

$$[0113] \quad \hat{\phi}_k = \arctan(\hat{v}_k / \cos(\hat{\phi}_k)) \quad (12)$$

[0114] 因此可得 $\theta_{\alpha,k}$ 的估计值 $\hat{\theta}_{\alpha,k} = [\hat{\phi}_k, \hat{\varphi}_k]^T, k=1, 2, \dots, k_i$ 。

[0115] 步骤四,在第 $i$ 个节点上,通过计算能量提取高频噪声特征及方位信息,在时域 $1:t$

内,短时平均信号能量定义为 $S(\tau)^2$ ,其中 $\tau$ 表示短时时间帧,可取 $\tau = \frac{1}{10}t$ 。若 $S(\tau)^2 > \delta$ ,其中

门限值 $\delta$ 由背景噪声能量均值给出,则计算该时间帧的信号过零率 $F$ 作为信号特征标识,并对该特征信号进行宽带DOA估计。

[0116] 将信号通过聚焦得到宽带聚焦频率 $f = [f_1 \cdots f_J]$ ,其中任一子带频率为 $f_m, m=1:J$ , $m$ 为正整数。

[0117] 对宽带高频量测声信号进行DOA估计,在中心频率为 $f_m$ 的子带上可表示为:

$$[0118] \quad x(f_m) = H(f_m, \theta) s(f_m) + n(f_m) \quad (13)$$

[0119] 其中 $H(f_m, \theta)$ 为阵列流型矩阵, $s(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 的目标信源信号, $n(f_m)$ 为中心频率为 $f_m$ 量测噪声信号。

[0120] 求得协方差矩阵为:

$$[0121] \quad R(f_m) = E[x(f_m) x^H(f_m)] \quad (14)$$

[0122] 输出方位谱可表示为:

$$[0123] \quad P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(f_m, \theta) R^{-1}(f_m) \mathbf{a}(f_m, \theta)} \quad (15)$$

[0124] 其中 $\mathbf{a}(f_m, \theta)$ 为空间扫描向量, $\theta = [\phi, \varphi]$ 为扫描空间方位角, $\phi = 1:360^\circ$ ,每次递增1度, $\varphi = 1:360^\circ$ ,每次递增1度,取遍所有 $\phi$ 和 $\varphi$ 则得到 $\theta$ 所有可能取值。

[0125] 将各子带方位谱累加求和可得到宽带输出方位谱:

$$[0126] \quad P_{\text{MVDR}}(\theta) = \sum_{m=1}^J P_{\text{MVDR}}(f_m, \theta) \quad (16)$$

[0127] 提取功率谱 $P_{\text{MVDR}}$ 峰值所对应的 $\theta$ 即得到单节点处高频连续谱噪声方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ ,因此,得到特征信号 $F$ 对应的方位估计结果 $\hat{\theta}_\beta$ 及对应的方位角 $\hat{\phi}_\beta$ 和俯仰角 $\hat{\varphi}_\beta$ 。

[0128] 步骤五,将多个单节点的多目标方位估计结果和量测信号特征信息提交中心节点进行多节点信息融合,对目标和特征的方位估计结果进行数据关联,并计算估计目标位置:

[0129] 中心节点收集各节点的空间方位估计结果,得到多个节点的多目标窄带信源和宽带特征空间方位角,设定条件:

$$[0130] \quad \begin{aligned} A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< A(\hat{\theta}_{\alpha,k,q}, \hat{\theta}_{\beta,q}), \forall q \neq p \\ A(\hat{\theta}_{\alpha,k,p}, \hat{\theta}_{\beta,p}) &< \varepsilon \end{aligned} \quad (17)$$

[0131] 其中 $A(x, y)$ 为表示 $x$ 和 $y$ 差异的函数, $p, q$ 表示传感器网中不同的节点,各节点 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ 和 $\hat{\theta}_\beta$ 分别由步骤三和步骤四给出,为不同窄带目标信号和宽带特征的方位估计结果, $\varepsilon$ 为自定义的阈值,可根据应用环境、精度需求等调整确定。

[0132] 满足条件后则用特征宽带DOA估计结果修正窄带DOA估计结果,用 $\hat{\theta}_{\beta,p}$ 替代 $\hat{\theta}_{\alpha,k,p}$ 并将目标 $k$ 和特征 $F$ 进行对应,用不同的特征 $F$ 对不同的目标 $k$ 进行标定,建立起多目标与特征的关联关系。若未满足条件,则保留原 $\hat{\theta}_{\alpha,k}$ 。环境中目标信源估计数 $K = \max k_i$ ,即网络中各节点中估计得到的最大信源数。

[0133] 将各节点的特征关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角分别扩展

成K阶矩阵:目标方位角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\phi}_{1,1} & \cdots & \hat{\phi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\phi}_{K,1} & \cdots & \hat{\phi}_{K,N} \end{bmatrix}$  和俯仰角矩阵:  $\begin{bmatrix} \hat{\phi}_{1,1} & \cdots & \hat{\phi}_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\phi}_{K,1} & \cdots & \hat{\phi}_{K,N} \end{bmatrix}$ ,其中未被节

点探测到的目标方位角和俯仰角为0,即将各节点关联修正后的空间方位角对应的目标方位角和俯仰角按节点顺序分别组成矩阵后用0补足成K阶.N为传感器网节点数,为正整数。

[0134] K个的目标位置估计值可表示为  $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ ,其中第k ( $k \in [1, K]$ ) 个目标的位置为:

$\hat{L} = [l_{x,k} \ l_{y,k} \ l_{z,k}]^T$ ,能够被传感器网络中i个节点探测到,传感器网络中第i个节点位置可表示为:  $L_i = [l_{x,i} \ l_{y,i} \ l_{z,i}]^T$ ,则有:

$$\frac{l_{x,k} - l_{x,i}}{l_{y,k} - l_{y,i}} = \tan \hat{\phi}_{k,i} \quad (18)$$

$$\frac{l_{z,k} - l_{z,i}}{\sqrt{(l_{x,k} - l_{x,i})^2 + (l_{y,k} - l_{y,i})^2}} = \tan \hat{\phi}_{k,i}$$

[0136] 解该方程组即可计算出目标位置  $\hat{L}$ ,计算每个目标位置则得到多目标位置估计值  $\hat{L}_1: \hat{L}_K$ 。

[0137] 上述中,表示x和y差异的函数通过角距离函数计算:

[0138] 定义向量:  $U_x = [\cos(x) \ \sin(x)]^T$ ,  $U_y = [\cos(y) \ \sin(y)]^T$

[0139] 计算两个向量之间的夹角,角距离为:  $A(x, y) = \arccos(U_x, U_y)$ ,其中  $\arccos(\cdot)$  为反三角函数。

[0140] 如图3所示,图3(1)为单节点定位单目标情况,其中1为节点,实线表示目标方位估计,2、3、4为目标可能的位置,该情况无法定位。图3(2)为两个节点定位单目标情况,1、2为节点,实线表示目标方位估计,3为目标,可得到唯一位置。图3(3)为两节点定位两个目标但未做关联的情况,其中1、2为节点,实线表示目标方位估计,3、4为目标的真实位置,5、6为虚假的目标位置,该情况会出现虚假定位。图3(4)为两节点定位两目标并进行了特征关联后情况,其中1、2为节点,粗实线为特征1即目标1的方位估计,细实线为特征2即目标2的方位估计,此时情况退化为两节点定位单目标问题,3、4为确定的目标真实位置。图3(5)为普通的决策级融合多目标定位算法,其中1、2、3为节点,实线为准确的目标方位估计,虚线为不准确的目标方位估计,4、5为真实的目標位置,6、7、8、9为根据估计得到的虚假目标位置。多个目标的多个方位估计结果无法进行正确对应,导致虚假目标位置点出现。图3(6)为本发明进行特征融合的定位算法,其中1、2、3为节点,点划线为与目标4进行关联的特征方位估计,粗实线为与目标5进行关联的特征方位估计,细实线为未进行关联的目标方位估计,4、5为确定的真实目标位置。进行特征方位估计修正后,具有相同关联特征的目标方位估计结果可确定唯一目标,无特征匹配的则继续采用原目标方位估计,减少了虚假目标。

[0141] 因此,与传统基于水声传感器网络主动定位算法相比,本发明采用的被动探测方式能有效降低探测能耗;与单一的信号级融合和决策级融合相比,本发明利用的信号特征融合方式可以有效地定位高噪声环境下的多威胁目标,并且降低探测能耗和通讯能耗,平衡了通讯信息量和定位精度,使传感器网的数据融合具有可行性。

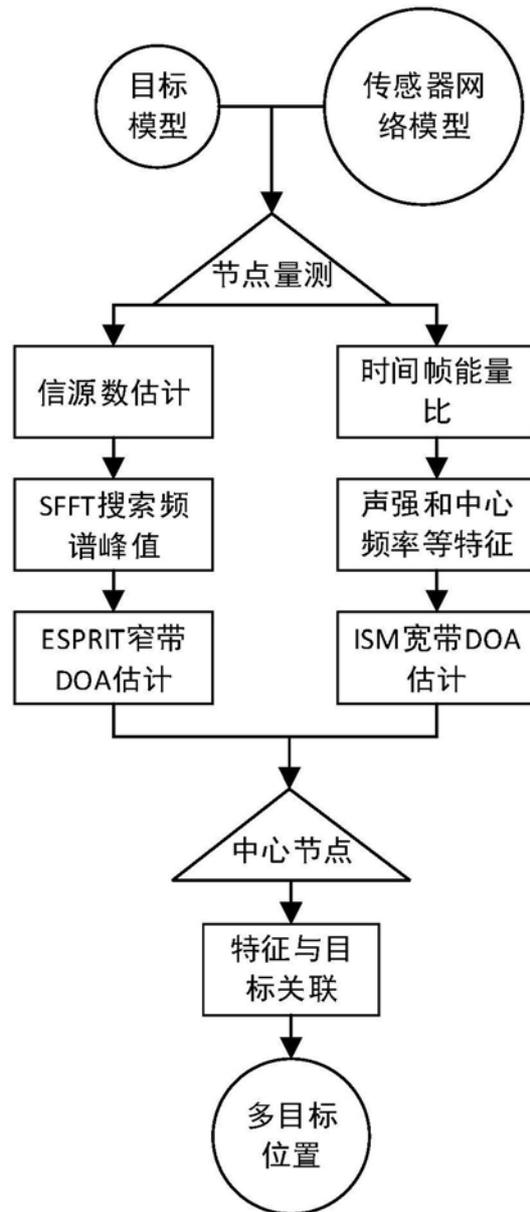


图1

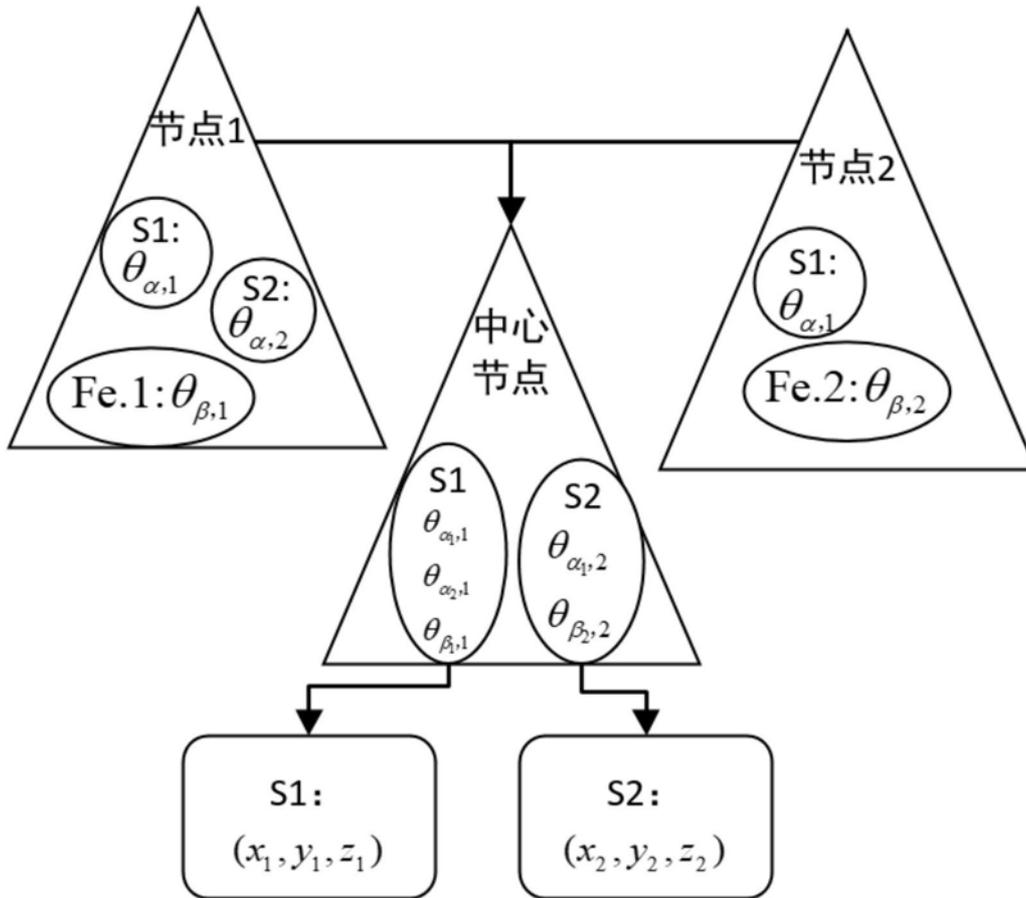


图2

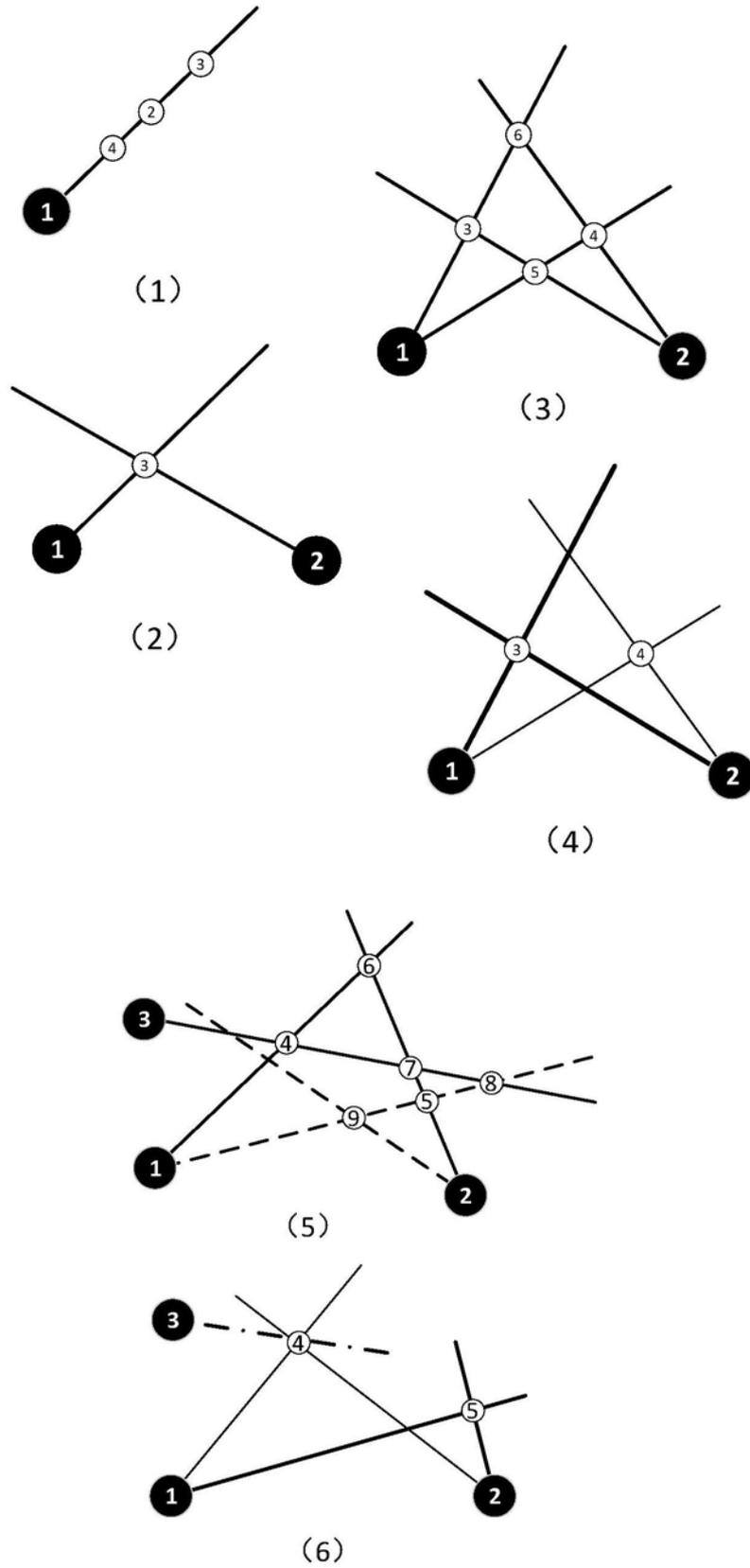


图3