



(21) 申请号 202110797661.1

(22) 申请日 2021.07.14

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 113543061 A

(43) 申请公布日 2021.10.22

(73) 专利权人 广东工业大学
地址 510060 广东省广州市越秀区东风东
路729号大院
专利权人 人工智能与数字经济广东省实验
室(广州)

(72) 发明人 张军 谢广飞

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限
公司 11227
专利代理师 沈闯

(51) Int.Cl.

H04W 4/38 (2018.01)

H04W 4/70 (2018.01)

H04W 52/34 (2009.01)

H04L 67/12 (2022.01)

(56) 对比文件

CN 103298154 A, 2013.09.11

CN 109194424 A, 2019.01.11

US 2014036877 A1, 2014.02.06

US 2016212245 A1, 2016.07.21

姚晗.“太阳能无线传感器网络节点传输功
率策略优化”.《电讯技术》.2018,参见正文第1-4
节.

审查员 牛威

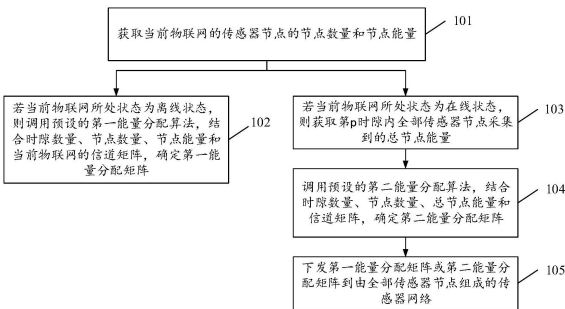
权利要求书5页 说明书14页 附图4页

(54) 发明名称

一种能量收集型物联网的传感器能量分配
方法和装置

(57) 摘要

本发明公开了一种能量收集型物联网的传
感器能量分配方法和装置,通过获取当前物联网
所包含的传感器节点的节点数量以及节点能量,
基于当前物联网所处状态调用不同的能量分配
算法,结合获取到的时隙数量、节点数量、节点能
量和物联网所对应的信道矩阵,确定能量分配矩
阵,最后根据物联网所处的状态下发能量分配矩
阵到各个传感器节点组成的传感器网络,从而将
各个传感器节点在各个时隙内的能量消耗量作
为独立变量进行能量收集型物联网的能量分配,
优化各个节点在各个时隙内的能量消耗量,降低
物联网数据获取所需的时延。



1. 一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法,其特征在于,包括:

获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

若所述当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,结合时隙数量、所述节点数量、所述节点能量和所述当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵,所述第一能量分配算法包括:

根据所述节点能量与马尔科夫估计法,确定在m个时隙的预测能量收集矩阵;

初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

采用Majorization-Minimization优化框架对所述第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

求解所述第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

基于预设的第一收缩因子与所述第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

基于预设的第二收缩因子与所述第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

跳转执行所述基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵;

若所述当前物联网所处状态为在线状态,则获取第p时隙内全部所述传感器节点采集到的总节点能量;

调用预设的第二能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述总节点能量和所述信道矩阵,确定第二能量分配矩阵,所述第二能量分配算法包括:

将能量参数初始化为所述总节点能量的最小值;

基于第p-1时隙每个传感器节点对应的剩余能量和所述能量参数,确定第p时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

采用Majorization-Minimization优化框架对所述第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

求解所述第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

基于预设的第三收缩因子与所述第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

基于预设的第四收缩因子与所述第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

跳转执行所述基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵;

下发所述第一能量分配矩阵或所述第二能量分配矩阵到由全部所述传感器节点组成的传感器网络。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述第一目标函数为:

$$\min_{\Phi_p} x$$

$$\begin{aligned}
& \text{s. t. } \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2 \\
& \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n \\
& \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, 1 \leq j \leq n,
\end{aligned}$$

其中, γ 为第一最小约束; ζ 为第一最大约束; $\phi_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 消耗的能量; $E_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 收集的能量; Z 为测量矩阵; k 为迭代次数; h_{i,j_1} 、 h_{i,j_2} 为常量。

3. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 所述第二目标函数为:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Phi_p} \chi \\
& \text{s. t. } \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2 \\
& \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n \\
& \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, 1 \leq j \leq n,
\end{aligned}$$

其中, γ 为第一最小约束; ζ 为第一最大约束; $\phi_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 消耗的能量; $E_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 收集的能量; Z 为测量矩阵; k 为迭代次数;

h_{i,j_1} 、 h_{i,j_2} 为常量。

4. 一种能量收集型物联网的传感器能量分配装置,其特征在于,包括:

节点信息获取模块,用于获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

第一能量分配矩阵生成模块,用于若所述当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,结合时隙数量、所述节点数量、所述节点能量和所述当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵,所述第一能量分配算法包括:

根据所述节点能量与马尔科夫估计法,确定在 m 个时隙的预测能量收集矩阵;

初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

采用Majorization-Minimization优化框架对所述第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

求解所述第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

基于预设的第一收缩因子与所述第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

基于预设的第二收缩因子与所述第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

跳转执行所述基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵;

总节点能量获取模块,用于若所述当前物联网所处状态为在线状态,则获取第 p 时隙内全部所述传感器节点采集到的总节点能量;

第二能量分配矩阵生成模块,用于调用预设的第二能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述总节点能量和所述信道矩阵,确定第二能量分配矩阵,所述第二能量分配算法包括:

将能量参数初始化为所述总节点能量的最小值;

基于第 $p-1$ 时隙每个传感器节点对应的剩余能量和所述能量参数,确定第 p 时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

采用Majorization-Minimization优化框架对所述第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

求解所述第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

基于预设的第三收缩因子与所述第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

基于预设的第四收缩因子与所述第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

跳转执行所述基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵;

能量分配矩阵下发模块,用于下发所述第一能量分配矩阵或所述第二能量分配矩阵到由全部所述传感器节点组成的传感器网络。

5. 根据权利要求4所述的装置,其特征在于,所述第一目标函数为:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Phi_p} \chi \\
& \text{s. t. } \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2 \\
& \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n \\
& \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, 1 \leq j \leq n,
\end{aligned}$$

其中, γ 为第一最小约束; ζ 为第一最大约束; $\phi_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 消耗的能量; $E_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 收集的能量; Z 为测量矩阵; k 为迭代次数; h_{i,j_1} 、 h_{i,j_2} 为常量。

6. 根据权利要求 4 所述的装置, 其特征在于, 所述第二目标函数为:

$$\begin{aligned}
& \min_{\Phi_p} \chi \\
& \text{s. t. } \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2 \\
& \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n \\
& \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, 1 \leq j \leq n \\
& \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, 1 \leq j \leq n,
\end{aligned}$$

其中, γ 为第一最小约束; ζ 为第一最大约束; $\phi_{1,j}$ 代表第 j 个传感器节点在时隙 1 消耗

的能量; $E_{1,j}$ 代表第j个传感器节点在时隙1收集的能量; Z 为测量矩阵; k 为迭代次数; h_{i,j_1} 、 h_{i,j_2} 为常量。

一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及能量分配技术领域,尤其涉及一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法和装置。

背景技术

[0002] 物联网的连接数量正在以一个不可思议的速度发展,万物互联的时代正在到来。目前,物联网常用的节点是电池供电的小型传感器,其寿命受到电池可用能量的限制,而电池更换代价昂贵且很不方便,如果传感器处于极端环境,例如有毒环境或在人体内,甚至不可能更换电池,因此传感器寿命成为限制物联网发展的关键问题之一。

[0003] 近年来,能量收集技术已经成为延长传感器节点寿命最有前景的解决方案。在采用能量收集技术的能量收集型物联网中,传感器节点所携带的能量收集模块通过从太阳能,风能,热能,电磁或其它来源收集能量,能得到几乎永久的能量供给。然而,由于不同的收集条件,例如阳光的照射角度和风速的不同,各能量收集型传感器节点通常具有不同的能量收集率,且只能间歇地获得微弱、不可靠的可用能量。另一方面,由于频谱资源的限制,在大规模无线物联网连接场景中,如何以尽可能低的延迟精确获取信号仍然是一个极具挑战的任务。海量连接的物联网系统中各节点采集了大量数据,在有限的通信资源下其传输过程往往难以满足低时延的要求。

[0004] 近年来,利用信号的稀疏性,压缩感知(Compressed sensing,CS)作为一种有效的工具被用来解决该问题。在多址接入信道(MAC)通信模型中,各节点在不同时隙的传输能量与实际的信道影响一起,等效构成了标准CS问题中的测量矩阵。根据CS理论,该等效测量矩阵的性能直接决定了保证数据精确重构所需的测量数。因此,为了在精确获取信号的同时降低系统的时延,理想的等效测量矩阵应该具有尽可能优异的感知性能;然而由于各传感器节点的能量收集存在波动且仅能收集微弱的能量,以及受信道衰落的影响,使得等效测量矩阵的性能不佳,无法在较低时延的情况下精确获取信号。

发明内容

[0005] 本发明提供了一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法和装置,解决了现有技术由于各传感器节点的能量收集存在波动且仅能收集微弱的能量,以及受信道衰落的影响,使得等效测量矩阵的性能不佳,无法在较低时延的情况下精确获取信号的技术问题。

[0006] 本发明提供的一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法,包括:

[0007] 获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

[0008] 若所述当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述节点能量和所述当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵;

[0009] 若所述当前物联网所处状态为在线状态,则获取第p时隙内全部所述传感器节点采集到的总节点能量;

[0010] 调用预设的第二能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述总节点能量和所述信道矩阵,确定第二能量分配矩阵;

[0011] 下发所述第一能量分配矩阵或所述第二能量分配矩阵到由全部所述传感器节点组成的传感器网络。

[0012] 可选地,所述第一能量分配算法包括:

[0013] 根据所述节点能量与马尔科夫估计法,确定在m个所述时隙的预测能量收集矩阵;

[0014] 初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

[0015] 采用Majorization-Minimization优化框架对所述第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

[0016] 基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

[0017] 求解所述第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

[0018] 基于预设的第一收缩因子与所述第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

[0019] 基于预设的第二收缩因子与所述第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

[0020] 跳转执行所述基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵。

[0021] 可选地,所述第一目标函数为:

$$[0022] \quad \min_{\Phi_p} \chi$$

$$[0023] \quad \text{s. t.} \quad \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$$

$$[0024] \quad \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0025] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0026] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0027] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0028] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0029] 可选地,所述第二能量分配算法包括:

[0030] 将能量参数初始化为所述总节点能量的最小值;

[0031] 基于第p-1时隙每个传感器节点对应的剩余能量和所述能量参数,确定第p时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

[0032] 初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

[0033] 采用Majorization-Minimization优化框架对所述第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

[0034] 基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

[0035] 求解所述第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

[0036] 基于预设的第三收缩因子与所述第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

[0037] 基于预设的第四收缩因子与所述第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

[0038] 跳转执行所述基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵。

[0039] 可选地,所述第二目标函数为:

[0040] $\min_{\Phi_p} \chi$

[0041] s. t. $\frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$

[0042] $\sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$

[0043] $\sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$

[0044] $\phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$

[0045] $\sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, 1 \leq j \leq n$

[0046] $\sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, 1 \leq j \leq n。$

[0047] 本发明还提供了一种能量收集型物联网的传感器能量分配装置,包括:

[0048] 节点信息获取模块,用于获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

[0049] 第一能量分配矩阵生成模块,用于若所述当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述节点能量和所述当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵;

[0050] 总节点能量获取模块,用于若所述当前物联网所处状态为在线状态,则获取第p时隙内全部所述传感器节点采集到的总节点能量;

[0051] 第二能量分配矩阵生成模块,用于调用预设的第二能量分配算法,结合所述时隙数量、所述节点数量、所述总节点能量和所述信道矩阵,确定第二能量分配矩阵;

[0052] 能量分配矩阵下发模块,用于下发所述第一能量分配矩阵或所述第二能量分配矩

阵到由全部所述传感器节点组成的传感器网络。

[0053] 可选地,所述第一能量分配算法包括:

[0054] 根据所述节点能量与马尔科夫估计法,确定在m个所述时隙的预测能量收集矩阵;

[0055] 初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

[0056] 采用Majorization-Minimization优化框架对所述第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

[0057] 基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

[0058] 求解所述第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

[0059] 基于预设的第一收缩因子与所述第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

[0060] 基于预设的第二收缩因子与所述第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

[0061] 跳转执行所述基于所述预测能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵。

[0062] 可选地,所述第一目标函数为:

$$[0063] \quad \min_{\Phi_p} \chi$$

$$[0064] \quad \text{s. t.} \quad \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$$

$$[0065] \quad \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0066] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0067] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0068] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0069] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0070] 可选地,所述第二能量分配算法包括:

[0071] 将能量参数初始化为所述总节点能量的最小值;

[0072] 基于第p-1时隙每个传感器节点对应的剩余能量和所述能量参数,确定第p时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

[0073] 初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

[0074] 采用Majorization-Minimization优化框架对所述第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

[0075] 基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

[0076] 求解所述第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

[0077] 基于预设的第三收缩因子与所述第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

[0078] 基于预设的第四收缩因子与所述第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

[0079] 跳转执行所述基于所述实际能量收集矩阵和所述当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵。

[0080] 可选地,所述第二目标函数为:

$$[0081] \quad \min_{\Phi_p} \chi$$

$$[0082] \quad \text{s. t.} \quad \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$$

$$[0083] \quad \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0084] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0085] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0086] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0087] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0088] 从以上技术方案可以看出,本发明具有以下优点:

[0089] 本发明通过获取当前物联网所包含的传感器节点的节点数量以及节点能量,基于当前物联网所处状态调用不同的能量分配算法,结合获取到的时隙数量、节点数量、节点能量和物联网所对应的信道矩阵,确定能量分配矩阵,最后根据物联网所处的状态下发能量分配矩阵到各个传感器节点组成的传感器网络,从而将各个传感器节点在各个时隙内的能量消耗量作为独立变量进行能量收集型物联网的能量分配,优化各个节点在各个时隙内的能量消耗量,降低物联网数据获取所需的时延。

附图说明

[0090] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其它的附图。

[0091] 图1为本发明实施例提供的一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法的步骤

流程图;

[0092] 图2为本发明实施例提供的一种第一能量分配算法的步骤流程图;

[0093] 图3为本发明实施例提供的一种第二能量分配算法的步骤流程图;

[0094] 图4为本发明实施例提供的一种能量收集型物联网的传感器能量分配装置的结构框图。

具体实施方式

[0095] 在本发明实施例中,物联网的类型为能量收集型物联网,其中包括由多个传感器节点互联组成的传感器网络,由于各个传感器节点的能量收集存在波动且仅能收集微弱的能量,无法在较低时延下精确获取信号。

[0096] 为此,通过优化设计的测量矩阵往往会有更好的性能,而考虑到各节点在各时隙的能量分配与等效测量矩阵性能之间的强相关性,这促使能够在可利用能量与信道特性的约束下,去优化每一个时隙各传感器的能量分配 Φ ,从而得到优化的等效测量矩阵 Z ,以减少系统精确获取信号所需的时延。

[0097] 因此,本发明实施例提供了一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法和装置,用于解决现有技术由于各传感器节点的能量收集存在波动且仅能收集微弱的能量,以及受信道衰落的影响,使得等效测量矩阵的性能不佳,无法在较低时延的情况下精确获取信号的技术问题。

[0098] 压缩感知(Compressed sensing,CS)是一种新兴的信息获取和处理理论。CS可以理解为在采样的同时压缩信号,而不是先采样大量的数据然后在压缩它。具体地,对于一个 N 维的 K 稀疏信号 $x(x \in \mathbb{R}^N)$,将高维信号通过测量矩阵投影到 M 维空间上, $M \ll N$,即 $y = \Phi x$,其中 $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 为测量矩阵。这个过程将高维信号(N 维)压缩成低维信号(M 维);而在一定条件下,高维信号 x 可以利用CS重构算法从低维的 y 中精确地重构;这使得我们仅仅需要传输 y 就足够了。在CS中,测量矩阵是关键部件之一,测量矩阵的性能直接决定了精确重构信号所需的采样数,即 M 。常用的测量矩阵大致可以分为两类:随机性测量矩阵和确定性测量矩阵。

[0099] 为使得本发明的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,下面所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而非全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其它实施例,都属于本发明保护的范围。

[0100] 请参阅图1,图1为本发明实施例提供的一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法的步骤流程图。

[0101] 本发明提供的一种能量收集型物联网的传感器能量分配方法,包括以下步骤:

[0102] 步骤101,获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

[0103] 在本发明实施例中,当前物联网包括由多个传感器节点组成的传感器网络,为获取后续节点能量分配的数据基础,可以通过获取传感器节点的节点数量以及在第 i 时隙第 j 个传感器节点采集到的节点能量作为样本数据,为后续传感器能量分配问题的求解提供基础数据。

[0104] 步骤102,若当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,

结合时隙数量、节点数量、节点能量和当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵;

[0105] 在本发明实施例中,若当前物联网所处状态为离线状态,表明此时无法得知各个传感器节点在以往时间段内的能量收集情况和能量消耗情况,此时可以调用第一能量分配算法,通过马尔科夫估计法确定预测能量收集矩阵,再结合时隙数量、节点数量、节点能量和当前物联网的信道矩阵构建第一目标函数,通过迭代求解第一目标函数的最优解,以确定第一能量分配矩阵。

[0106] 可选地,步骤102中的第一能量分配算法可以包括以下子步骤S11-S1:

[0107] S11、根据节点能量与马尔科夫估计法,确定在m个时隙的预测能量收集矩阵;

[0108] 在本发明实施例中,各个传感器节点分别分布在感兴趣区域的各个点位,通过收集如太阳能、风能等能量维持运转,通过马尔科夫估计法,基于获取到的节点能量,预测在m个时隙的能量收集情况,以得到预测能量收集矩阵。

[0109] S12、初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

[0110] 在本发明实施例中,可以先对第一最小约束 γ 和第一最大约束 ζ 进行初始化,具体初始化过程可以如下:

$$[0111] \quad \gamma = \min_{1 \leq j \leq n} \|Z_j^{(1)}\|_2 \text{ 和 } \zeta = \max_{1 \leq j \leq n} \|Z_j^{(1)}\|_2$$

[0112] 由于第一测量矩阵Z的互相干性为 $\mu = \mu(Z)$,定义 $d_{\min} = \min_{1 \leq i \leq n} \|Z_i\|_2$,

$d_{\max} = \max_{1 \leq i \leq n} \|Z_i\|_2$ 。由于能量收集型物联网系统通过收集环境的能量来实现持续的运行,而稀缺的能量供应对传输功率有严格的限制,设 $E_{1,j}$ 代表第j个传感器节点在时隙1收集的能源,E为整个能量收集矩阵。 $\phi_{1,j}$ 代表第j个传感器节点在时隙1消耗的能量,因此,在第i时隙有以下能源消耗约束:

$$[0113] \quad \sum_{l=1}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=1}^i E_{l,j}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

[0114] 通过约束 $d_{\max}$ 和 $d_{\min}$ 来指导优化各传感器节点各时隙能源分配。进而能源分配矩阵 Φ 能够通过求解以下第一初始目标函数生成:

$$[0115] \quad \min_{\Phi} \mu$$

$$[0116] \quad \text{s. t. } \sum_{l=1}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=1}^i E_{l,j}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0117] \quad \phi_{1,j} \geq 0, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0118] \quad d_{\min}^2 \geq \gamma$$

$$[0119] \quad d_{\max}^2 \leq \zeta$$

[0120] 其中, γ 和 ζ 代表 $d_{\max}$ 和 $d_{\min}$ 的约束。

[0121] 通过对每个传感器节点施加一个完整的能源消耗约束,优化问题能够被重写为以下形式:

$$[0122] \quad \min_{\Phi} \mu$$

$$[0123] \quad \text{s. t.} \quad \sum_{l=1}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=1}^i E_{l,j}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0124] \quad \sum_{l=1}^m \phi_{l,j} \geq \sum_{l=1}^m E_{l,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0125] \quad \phi_{l,j} \geq 0, 1 \leq l \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0126] \quad d_{min}^2 \geq \gamma$$

$$[0127] \quad d_{max}^2 \leq \zeta$$

[0128] 但是由于目标函数和不等式 $d_{min}^2 \geq \gamma$ 的非凸性,上述表达式是一个非凸问题,解出最优解十分困难,为此可以采用Majorization-Minimization优化框架对第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数。

[0129] S13、采用Majorization-Minimization优化框架对第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

[0130] 在具体实现中,具体的转换过程可以如下:

[0131] 利用Majorization-Minimization优化框架,将求解非凸问题转换为迭代的求解一系列的凸问题,由互相干的定义和测量矩阵Z可知:

$$[0132] \quad \mu = \max_{1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2} \frac{|Z_{j_1}^T Z_{j_2}|}{\|Z_{j_1}\|_2 \|Z_{j_2}\|_2} = \max_{1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2} \frac{|\sum_{i=1}^m h_{i,j_1} \phi_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_2}|}{\|Z_{j_1}\|_2 \|Z_{j_2}\|_2}$$

[0133] 定义 $f(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \triangleq h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2}$, 这是一个双线性优化变量。注意到 $h_{i,j_1} h_{i,j_2}$ 是常量,将 $f(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2})$ 分解为以下两个凸函数:

$$[0134] \quad f(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) = \frac{h_{i,j_1} h_{i,j_2}}{2} \{(\phi_{i,j_1} + \phi_{i,j_2})^2 - (\phi_{i,j_1}^2 + \phi_{i,j_2}^2)\}, \text{ if } h_{i,j_1} h_{i,j_2} \geq 0$$

$$[0135] \quad f(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) = \frac{-h_{i,j_1} h_{i,j_2}}{2} \{(\phi_{i,j_1}^2 + \phi_{i,j_2}^2) - (\phi_{i,j_1} + \phi_{i,j_2})^2\}, \text{ if } h_{i,j_1} h_{i,j_2} < 0$$

[0136] 在第k次迭代,可以通过线性化第一个凸函数中的凹项,得到 $f(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2})$ 的解,也即

$$[0137] \quad \begin{aligned} \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) &= \frac{h_{i,j_1} h_{i,j_2}}{2} \left\{ (\phi_{i,j_1} + \phi_{i,j_2})^2 - \left((\phi_{i,j_1}^{(k)})^2 + (\phi_{i,j_2}^{(k)})^2 \right) \right\} \\ &\quad - \phi_{i,j_1}^{(k)} (\phi_{i,j_1} - \phi_{i,j_1}^{(k)}) - \phi_{i,j_2}^{(k)} (\phi_{i,j_2} - \phi_{i,j_2}^{(k)}) \quad \text{if } h_{i,j_1} h_{i,j_2} \geq 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) = & -\frac{h_{i,j_1}h_{i,j_2}}{2}(\phi_{i,j_1}^2 + \phi_{i,j_2}^2) + \frac{h_{i,j_1}h_{i,j_2}}{2}(\phi_{i,j_1}^{(k)} + \phi_{i,j_2}^{(k)})^2 \\
& + h_{i,j_1}h_{i,j_2}(\phi_{i,j_1}^{(k)} + \phi_{i,j_2}^{(k)})(\phi_{i,j_1} - \phi_{i,j_1}^{(k)}) \\
& + h_{i,j_1}h_{i,j_2}(\phi_{i,j_1}^{(k)} + \phi_{i,j_2}^{(k)})(\phi_{i,j_2} - \phi_{i,j_2}^{(k)}) \quad \text{if } h_{i,j_1}h_{i,j_2} < 0
\end{aligned}
\tag{0138}$$

[0139] 使用一阶泰勒展开去近似第j列 Z_j 的2范数的平方:

$$\|Z_j\|_2^2 \approx \sum_{i=1}^m (h_{i,j}\phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=1}^m \{2h_{i,j}^2\phi_{i,j}^{(k)}(\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\}
\tag{0140}$$

[0141] 结合上述表达式,可以将求解非凸问题转换为迭代的求解一系列的凸问题,其中第k次迭代求解的优化问题,即转换得到的第一目标函数可以如下所示:

$$\min_{\Phi_p} \chi
\tag{0142}$$

$$\text{s. t. } \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1}h_{i,j_2}\phi_{i,j_1}\phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2
\tag{0143}$$

$$\sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n
\tag{0144}$$

$$\sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n
\tag{0145}$$

$$\phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n
\tag{0146}$$

$$\sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j}\phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j}\phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2\phi_{i,j}^{(k)}(\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n
\tag{0147}$$

$$\sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j}\phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j}\phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2\phi_{i,j}^{(k)}(\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n.
\tag{0148}$$

[0149] S14、基于预测能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

[0150] 互相干性是测量矩阵感知性能的重要指标,其定义为矩阵中不同列之间的最大绝对归一化内积,即 $\mu(Z) = \max_{1 \leq i, j \leq n, i \neq j} \frac{|z_i^T z_j|}{\|z_i\|_2 \|z_j\|_2}$,其中 z_i 代表矩阵Z的第i列。

[0151] 在本实施例中,第一等效测量矩阵为 $Z = H \odot \Phi$,通过优化各传感器节点各时隙的能量分配即 Φ ,最优能量分配问题能够转换为最优测量矩阵的构建问题。

[0152] 而由于上述预测能量收集矩阵为初始化的值,因此初始的第一能量分配矩阵可以为 $\Phi^{(1)} = E$,初始的第一等效测量矩阵为 $Z^{(1)} = H \odot \Phi^{(1)}$ 。

[0153] S15、求解第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

[0154] 在得到第一目标函数后,可以通过求解上述第一目标函数得到新的预测能量收集矩阵 $\Phi^{(k+1)}$ 。

[0155] S16、基于预设的第一收缩因子与第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

[0156] S17、基于预设的第二收缩因子与第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

[0157] S18、跳转执行基于预测能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵。

[0158] 在具体实现中,在得到新的预测能量收集矩阵 $\Phi^{(k+1)}$ 后,可以令 $k=k+1$,同时更新第一最小约束、第一最大约束,以及第一等效测量矩阵,具体可以如下:

[0159] $Z^{(k)} = H \odot \Phi^{(k)} \gamma = \alpha \gamma, \zeta = \beta \zeta$

[0160] 其中,第一收缩因子

[0161] $\alpha=1.1$,第二收缩因子 $\beta=0.9$

[0162] , $k=1$ 。

[0163] 若是迭代次数 k 等于预设第一迭代阈值 N_{iter} ,停止迭代,输出当前时刻的 $\Phi^{(k)}$ 作为第一能量分配矩阵。

[0164] 步骤103,若当前物联网所处状态为在线状态,则获取第 p 时隙内全部传感器节点采集到的总节点能量;

[0165] 在本发明实施例中,若是当前物联网所处状态为在线状态,则表明能够得知当前时隙个传感器节点的能量收集情况,此时可以获取第 p 时隙内全部传感器节点所采集到的总节点能量,记为 E^p 。

[0166] 而第 $p-1$ 时隙分配后剩余的能量为: $E_{p,j}^u = \sum_{i=1}^{p-1} E_{i,j} - \sum_{i=1}^{p-1} \phi_{i,j}$, $1 \leq j \leq n$,则第 p 时隙可分配的能量为: $E_{p,j} = E_{p,j}^u + E_{p,j}$, $1 \leq j \leq n$ 。定义 $\iota = \min(E^p)$ 作为 $E_{i,j}$, $p+1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$,其中 $E_{i,j} \in U[0, 2\iota]$, U 代表均匀分布。

[0167] 步骤104,调用预设的第二能量分配算法,结合时隙数量、节点数量、总节点能量和信道矩阵,确定第二能量分配矩阵;

[0168] 可选地,步骤104中的第二能量分配算法包括以下子步骤S21-S29:

[0169] S21、将能量参数初始化为总节点能量的最小值;

[0170] S22、基于第 $p-1$ 时隙每个传感器节点对应的剩余能量和能量参数,确定第 p 时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

[0171] 在本发明实施例中,具体的初始化过程可以如下:

[0172] $\iota = \min(E^p), E_{p,j} = E_{p,j}^u + E_{p,j}, 1 \leq j \leq n$

[0173] 其中, ι 为能量参数, $E_{i,j} \in [0, 2\iota]$, for $p+1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$

[0174] S23、初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

[0175] S24、采用Majorization-Minimization优化框架对第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

[0176] 在具体实现中,第二最小约束和第二最大约束的初始化,以及第二目标函数的转换过程可以参照步骤S12-S13,在此不再赘述。

[0177] 进一步地,第二目标函数可以表示为以下形式:

[0178] $\min_{\Phi_p} \chi$

$$[0179] \quad \text{s. t.} \quad \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$$

$$[0180] \quad \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0181] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0182] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0183] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0184] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0185] S25、基于实际能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

[0186] 在本发明实施例中,第二等效测量矩阵为: $Z^{(1)} = H \odot [\Phi; E^{[p:m]}]^T$ 。

[0187] S26、求解第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

[0188] S27、基于预设的第三收缩因子与第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

[0189] S28、基于预设的第四收缩因子与第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

[0190] S29、跳转执行基于实际能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵。

[0191] 在具体实现中,在得到新的预测能量收集矩阵 $\tilde{\Phi}_p^{(k+1)}$ 后,可以令 $k=k+1$,同时更新第一最小约束、第一最大约束,以及第一等效测量矩阵,具体可以如下:

$$[0192] \quad Z^{(k)} = H \odot [\Phi; \tilde{\Phi}_p^{(k)}]^T, \gamma = \alpha\gamma \text{ 和 } \zeta = \beta\zeta$$

[0193] 其中,第三收缩因子 $\alpha=1.1$,第四收缩因子 $\beta=0.9$, $k=1$ 。

[0194] 若是迭代次数 k 等于预设第二迭代阈值 N_{iter} ,停止迭代,输出当前时刻的 $\tilde{\Phi}_p^{(k)}$ 作为第二能量分配矩阵。

[0195] 步骤105,下发第一能量分配矩阵或第二能量分配矩阵到由全部传感器节点组成的传感器网络。

[0196] 在具体实现中,在得到第一能量分配矩阵或第二能量分配矩阵后,可以根据当前物联网的传感器网络实际所处的状态,下发第一能量分配矩阵或第二能量分配矩阵到全部传感器节点,以实现各个传感器节点在各个时隙内的能量分配。

[0197] 在本发明实施例中,通过获取当前物联网所包含的传感器节点的节点数量以及节点能量,基于当前物联网所处状态调用不同的能量分配算法,结合获取到的时隙数量、节点数量、节点能量和物联网所对应的信道矩阵,确定能量分配矩阵,最后根据物联网所处的状

态下发能量分配矩阵到各个传感器节点组成的传感器网络,从而将各个传感器节点在各个时隙内的能量消耗量作为独立变量进行能量收集型物联网的能量分配,优化各个节点在各个时隙内的能量消耗量,降低物联网数据获取所需的时延。

[0198] 请参阅图4,图4示出了本发明的一种能量收集型物联网的传感器能量分配装置的结构框图。

[0199] 本发明实施例提供一种能量收集型物联网的传感器能量分配装置,包括:

[0200] 节点信息获取模块401,用于获取当前物联网的传感器节点的节点数量和节点能量;

[0201] 第一能量分配矩阵生成模块402,用于若当前物联网所处状态为离线状态,则调用预设的第一能量分配算法,结合时隙数量、节点数量、节点能量和当前物联网的信道矩阵,确定第一能量分配矩阵;

[0202] 总节点能量获取模块403,用于若当前物联网所处状态为在线状态,则获取第p时隙内全部传感器节点采集到的总节点能量;

[0203] 第二能量分配矩阵生成模块404,用于调用预设的第二能量分配算法,结合时隙数量、节点数量、总节点能量和信道矩阵,确定第二能量分配矩阵;

[0204] 能量分配矩阵下发模块405,用于下发第一能量分配矩阵或第二能量分配矩阵到由全部传感器节点组成的传感器网络。

[0205] 可选地,第一能量分配算法包括:

[0206] 根据节点能量与马尔科夫估计法,确定在m个时隙的预测能量收集矩阵;

[0207] 初始化第一最小约束和第一最大约束,构建第一初始目标函数;

[0208] 采用Majorization-Minimization优化框架对第一初始目标函数进行转换,得到第一目标函数;

[0209] 基于预测能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵;

[0210] 求解第一目标函数,得到新的预测能量收集矩阵;

[0211] 基于预设的第一收缩因子与第一最小约束的乘积,得到新的第一最小约束;

[0212] 基于预设的第二收缩因子与第一最大约束的乘积,得到新的第一最大约束;

[0213] 跳转执行基于预测能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第一等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第一迭代阈值,将当前时刻的预测能量收集矩阵确定为第一能量分配矩阵。

[0214] 可选地,第一目标函数为:

[0215] $\min_{\Phi_p} \chi$

[0216] s. t. $\frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{ij_1} h_{ij_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$

[0217] $\sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$

$$[0218] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0219] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0220] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0221] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0222] 可选地,第二能量分配算法包括:

[0223] 将能量参数初始化为总节点能量的最小值;

[0224] 基于第p-1时隙每个传感器节点对应的剩余能量和能量参数,确定第p时隙每个传感器节点对应的实际能量收集矩阵;

[0225] 初始化第二最小约束和第二最大约束,构建第二初始目标函数;

[0226] 采用Majorization-Minimization优化框架对第二初始目标函数进行转换,得到第二目标函数;

[0227] 基于实际能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵;

[0228] 求解第二目标函数,得到新的实际能量收集矩阵;

[0229] 基于预设的第三收缩因子与第二最小约束的乘积,得到新的第二最小约束;

[0230] 基于预设的第四收缩因子与第二最大约束的乘积,得到新的第二最大约束;

[0231] 跳转执行基于实际能量收集矩阵和当前物联网的信道矩阵,构建第二等效测量矩阵的步骤,直至迭代次数等于预设第二迭代阈值,将当前时刻的实际能量收集矩阵确定为第二能量分配矩阵。

[0232] 可选地,第二目标函数为:

$$[0233] \quad \min_{\Phi_p} \chi$$

$$[0234] \quad \text{s. t.} \quad \frac{\left| \sum_{i=1}^{p-1} h_{i,j_1} h_{i,j_2} \phi_{i,j_1} \phi_{i,j_2} + \sum_{i=p}^m \bar{f}^{(k)}(\phi_{i,j_1}, \phi_{i,j_2}) \right|}{\|Z_{j_1}^{(k)}\|_2 \|Z_{j_2}^{(k)}\|_2} \leq \chi, 1 \leq j_1, j_2 \leq n, j_1 \neq j_2$$

$$[0235] \quad \sum_{l=p}^i \phi_{l,j} \leq \sum_{l=p}^i E_{l,j}, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0236] \quad \sum_{i=p}^m \phi_{i,j} \geq \sum_{i=p}^m E_{i,j}, 1 \leq j \leq n$$

$$[0237] \quad \phi_{i,j} \geq 0, p \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$$

$$[0238] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \geq \gamma, \quad 1 \leq j \leq n$$

$$[0239] \quad \sum_{i=1}^{p-1} (h_{i,j} \phi_{i,j})^2 + \sum_{i=p}^m (h_{i,j} \phi_{i,j}^{(k)})^2 + \sum_{i=p}^m \{2h_{i,j}^2 \phi_{i,j}^{(k)} (\phi_{i,j} - \phi_{i,j}^{(k)})\} \leq \zeta, \quad 1 \leq j \leq n。$$

[0240] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的装置和模块的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0241] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0242] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0243] 以上所述,以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

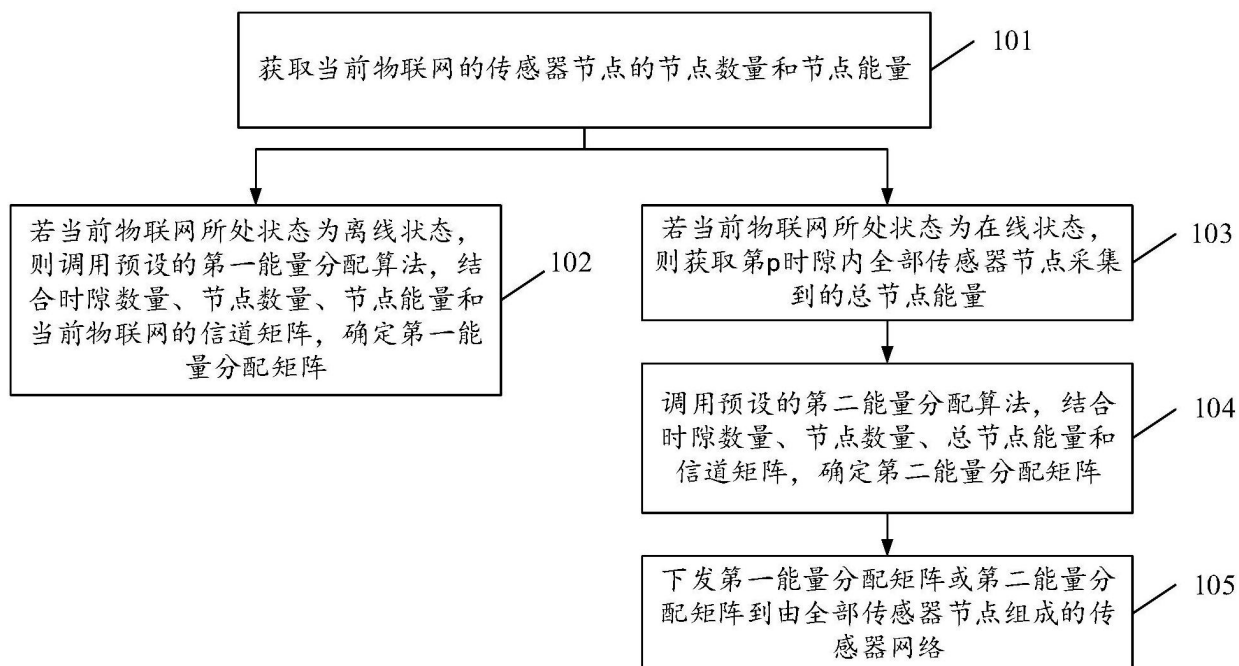


图1

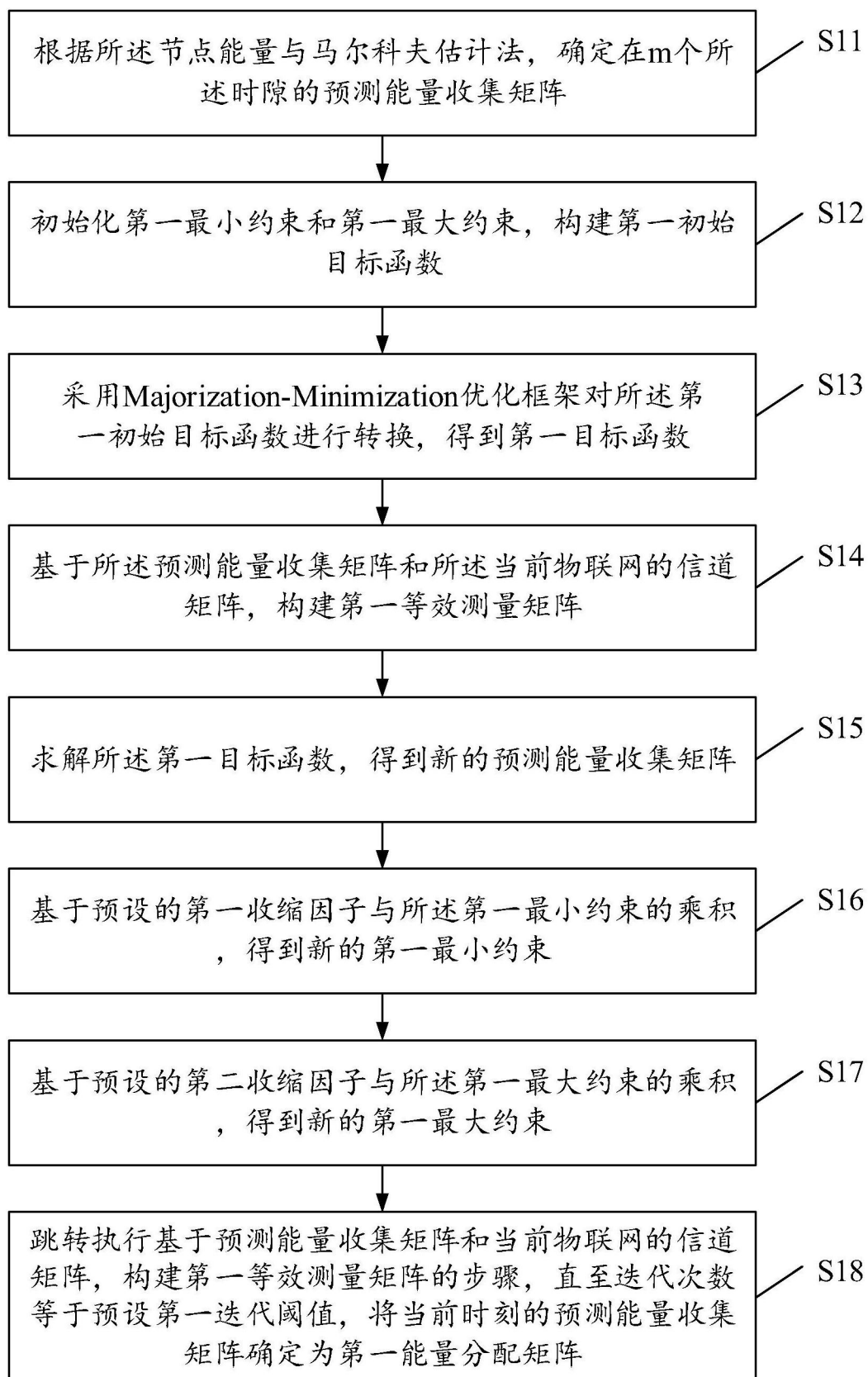


图2

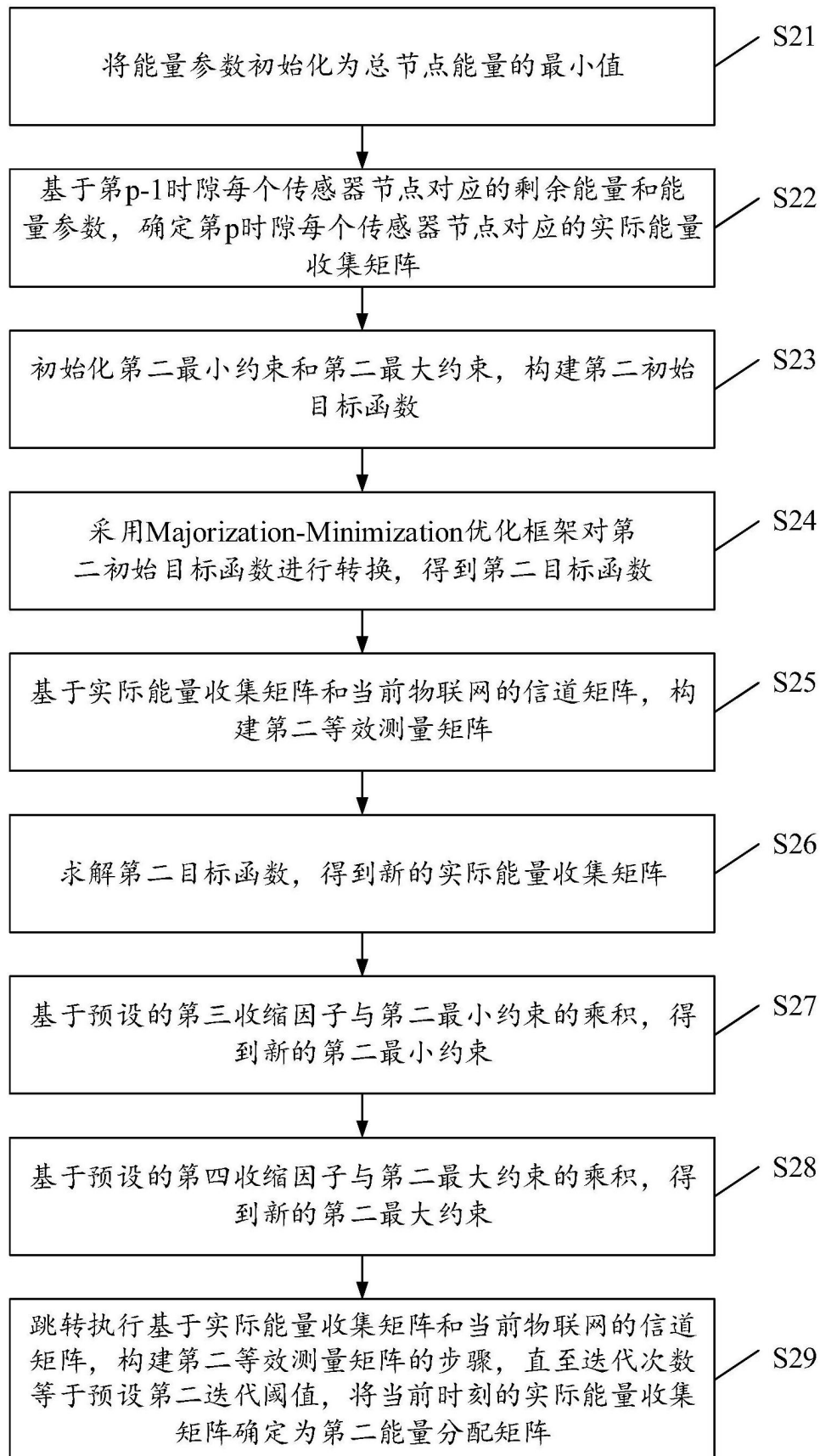


图3

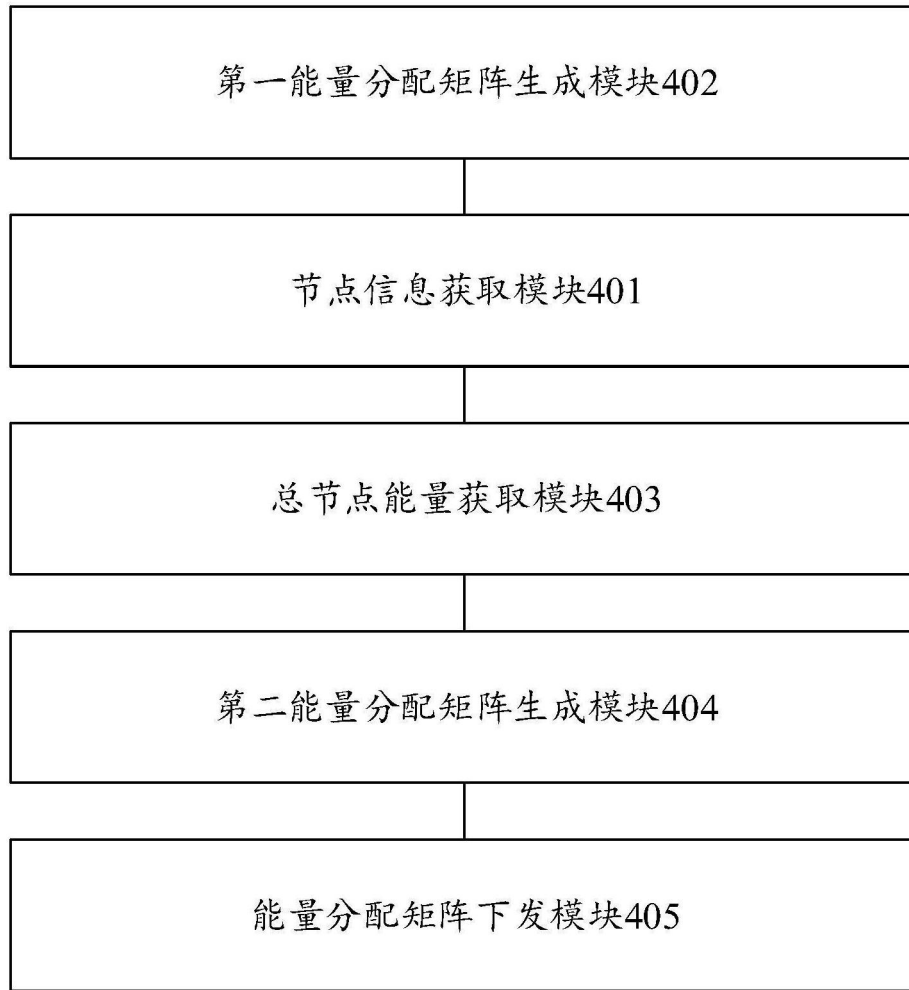


图4