



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 107493124 B

(45) 授权公告日 2020.12.18

(21) 申请号 201710677419.4

H02J 50/20 (2016.01)

(22) 申请日 2017.08.09

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2007116143 A1, 2007.05.24

申请公布号 CN 107493124 A

审查员 郭倩

(43) 申请公布日 2017.12.19

(73) 专利权人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大

学城学苑大道1068号

专利权人 深圳市尧元科技有限公司

(72) 发明人 赵毓斌 须成忠 王晓东

(74) 专利代理机构 北京市诚辉律师事务所

11430

代理人 贾冠楠

(51) Int. Cl.

H04B 7/06 (2006.01)

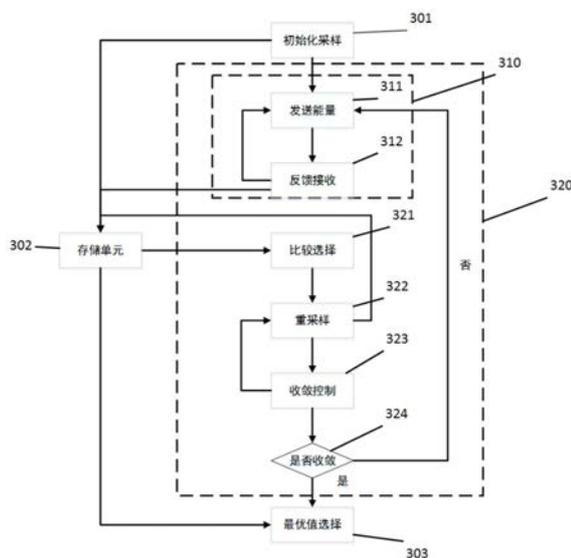
权利要求书2页 说明书5页 附图2页

(54) 发明名称

一种多天线微波无线充电的波束成形算法

(57) 摘要

本发明涉及一种多天线的微波无线充电波束成形方法,包括以下步骤:S(1)在线训练协议,包括训练周期和训练时隙;S(2)基于随机采样算法进行采样;S(3)基于反馈信息进行重采样;S(4)收敛控制,进行最优值的选取,得到最优波束成形权重向量。本发明具有无线微波能量发送功能的多天线系统设计有效的波束成形技术,进而提高远距离无线充电的效率。针对具有能量收集功能的物联网设备,其仅能传输有限的信息反馈(如RSS值等),传统波束成形技术无法在此基础上进行部署。因此,本发明的波束成形技术中同时着重考虑如何在发射端单向进行波束成形估算,并提出有效可控的方法极大缩短了估算时间。



1. 一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于包括以下步骤:

(1) 在线训练协议,包括训练周期和训练时隙,该在线训练协议执行由发送端在特定的频段将微波发送至接收端,同时监听接收端发送的反馈信息,根据反馈信息计算和调整波束成形权重向量;

(2) 基于随机采样算法进行采样,所述基于随机采样算法进行采样包括:在训练时隙将波束成形的向量样本作为控制向量,控制能量发送,然后监听接收端返回的反馈信息,直至所有样本都经过发送和反馈;

(3) 基于反馈信息进行重采样;

(4) 收敛控制,进行最优值的选取,得到最优波束成形权重向量。

2. 根据权利要求1所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:随机采样算法为蒙特卡洛采样算法、黑斯廷斯算法、吉布斯算法或重要性采样算法。

3. 根据权利要求1所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述步骤(1)在线训练协议为数据帧结构,包括时分复用、频分复用方式。

4. 根据权利要求1所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述步骤(1)在线训练协议具体为:发送端101将特定的频段将微波发送至接收端102,同时监听接收端102发送的反馈信息,根据反馈信息计算和调整波束成形算法直至达到理想状态。

5. 根据权利要求2所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述步骤(2)中随机采样算法为蒙特卡洛采样算法,进行蒙特卡洛约束采样包括如下步骤:

初始化采样(301),在算法执行前随机生成初始波束成形向量样本,并存放于存储单元302中;

进入训练时隙(310),发送端(101)将波束成形的向量样本作为控制向量,控制能量发送(311),然后监听接收端(102)返回的反馈(312),并将反馈结果发送至存储单元(302),如此循环训练时隙(310),直至所有样本都经过发送和反馈;

进入样本比较选择(321),选取反馈值较大的多个样本,然后进入重采样(322)。

6. 根据权利要求5所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述蒙特卡洛的约束性采样的约束条件为:生成训练周期内的波束成形权重向量,在初始化(301)时刻,设置初始权重向量为 $\mathbf{w}_0^0 = \sqrt{N}[1, \dots, 1]^T$,其中 \mathbf{w}_0^0 表示在初始时刻的波束成形权重向量, N 表示发射端101的天线数量,依据 \mathbf{w}_0^0 生成第一个训练周期的权重样本集合 $\{\mathbf{w}_1^i\}_{i=1}^{N_s}$,其中 i 表示第 i 个权重向量样本,下标1表示第一个训练周期, N_s 表示样本数量,对于其中的每一个向量 \mathbf{w}_1^i ,选择 \mathbf{w}_0^0 向量中的 $N-1$ 个元素,元素标号用 j 表示,针对第 j 个元素,生成一个随机复数,符合均值为0方差为1的复高斯分布:

$$p_1^i[j] \sim CN(0, 1)$$

设置第一个训练周期的控制速率因子 β_1 ,则 $w_1^i[j]$ 为:

$$w_1^i[j] = \sqrt{N} \left(\frac{w_0^0[j]}{\sqrt{N}} + \beta_1 p_1^i[j] \right)$$

当 $N-1$ 个元素全部生成后,依据约束条件 $\|\mathbf{w}_1^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_1^i[j]^2 = N$ 求得最后一个元素的值。

7. 根据权利要求6所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述步骤(3)基于反馈信息进行重采样具体为:经过第k个训练周期后,存储单元(302)中保存此周期所有的波束成形权重样本向量以及对应的反馈值,以反馈值的大小为依据进行排序,从权重样本中选取M个反馈值最大的样本,形成新的样本集合 $\{\widehat{\mathbf{w}}_k^i\}_{i=1}^M$,以该样本为基础,重新生成新的样本集合,生成方法为:在每个向量中,首先随机产生其中的N-1元素:

$$w_{k+1}^i[j] = \sqrt{N} \left(\frac{\widehat{w}_k^i[j]}{\sqrt{N}} + \beta_k p_k^i[j] \right)$$

进而依据约束条件 $\|\mathbf{w}_k^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_k^i[j]^2 = N$ 计算最后一个元素值,重新生成的权重样本将用于下一时刻的训练周期。

8. 根据权利要求7所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:收敛控制具体为:在每个训练周期(320)后,对 β_k 进行更新,设置一个常数 $\Delta\beta$,在重采样(322)后,进入收敛控制(323),获得更新后的收敛因子 $\beta_{k+1} = \beta_k - \Delta\beta$,然后进入收敛判断(324),若 $\beta_{k+1} \geq \epsilon$, ϵ 为门限常数,则算法没有收敛,重新进入下一个训练周期(320),若 $\beta_{k+1} < \epsilon$,则算法收敛,进入最优值的选取,选取后的最优波束成形权重向量即为本算法的最终结果。

9. 根据权利要求1所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:所述步骤(4)中的收敛控制采用模拟退火算法。

10. 根据权利要求1所述的一种多天线的微波无线充电波束成形方法,其特征在于:训练时隙内包括能量传输和反馈监听。

一种多天线微波无线充电的波束成形算法

技术领域

[0001] 本发明涉及无线充电领域,具体涉及一种多天线微波无线充电的波束成形算法。

背景技术

[0002] 近年来,无线充电技术的不断发展,尤其是长距离低功率微波充电技术的突破,使物联网设备摆脱了电池或充电线的限制。微波充电作为一种远距离能量传输技术,因其能量收集天线成本低廉、体积微小,能够为商务移动终端提供一种更方便、无处不在,无时不可的持续电能供给。近年来的微波充电技术的不断突破,使得未来物联网设备,尤其是低功耗设备将突破能量瓶颈。在此基础上,无线能量信息混传系统的研究正在逐步崛起,将为微波充电提供网络基础设施,彻底解除终端设备的距离束缚,提供无处不在的服务和供电。其中,大规模MIMO天线和超密集网络作为基本的代表性技术,在目前蓬勃发展5G通信中逐步趋向成熟,并将最终实现产业化,未来的大规模密集无线网络作为微波供电的基础设施,将成为可能。因此,依据微波充电和下一代通信发展的趋势可以预见,微波充电技术必将成为物联网的供能基本手段,而从技术发展和应用需求的角度看,无线充电与物联网的融合将成为必然的趋势。

[0003] 目前在无线微波充电技术中,采用多天线技术进行能量传输是公认的提高传输效率的有效方法。在此基础上,有效的波束成形技术能够进一步的提高充电的效率。然而基于微波充电的波束成形技术目前有两个问题。第一个问题是由于无线能量接收设备能量、计算和存储能力有限的原因,自身不能做复杂计算。因此,和传统的无线通信不同,能量接收端自身不能做信道估计,而只能将有限的信息反馈至发送端(如RSS等),这样就导致传统的波束成形算法无法直接应用到微波充电中来。在此基础上,第二个技术问题是如果在能量发送端仅利用有限的反馈信息进行波束成形的计算,随着天线数量的增多,计算量也随之增大,且需要发送的测试能量也增大,导致计算时间长和能量浪费等问题。当前针对多天线的波束成形的研究有文献[1,2,3]。但这些论文是假设接收终端有能力计算信道信息的,可以通过反馈的信道信息进行波束成形设计。但是,这些假设在实际布置中是不成立的。此外,上述文献提到的算法中,需要发射端发送一定数量的测试微波能量,进而估算信道信息,测试时间较长且浪费能量,因此该算法的计算和能量传输效率都很低。文献[4]提出了一种采用有限信息反馈的随机波束成形算法,该算法可以布置在实际系统中,但是存在训练时间长,效率低的问题。

[0004] 参考文献:

[0005] [1].Yang,Gang,C.K.Ho,and Y.L.Guan."Dynamic Resource Allocation for Multiple-Antenna Wireless Power Transfer."IEEE Transactions on Signal Processing 62.14(2013):3565-3577.

[0006] [2].Zeng,Yong,and R.Zhang."Optimized Training Design for Wireless Energy Transfer."IEEE Transactions on Communications 63.2(2015):536-550.

[0007] [3].Zeng,Yong,and R.Zhang."Optimized Training for Net Energy

Maximization in Multi-Antenna Wireless Energy Transfer Over Frequency-Selective Channel."IEEE International Conference on Communications IEEE,2015: 2129-2134.

[0008] [4].Yedavalli,Pavan S.,et al."Far-Field RF Wireless Power Transfer with Blind Adaptive Beamforming for Internet of Things Devices."IEEE Access5.99 (2017) :1743-1752.

发明内容

[0009] 本发明的目的在于克服上述现有技术中的不足,利用蒙特卡洛采样方法,提出了一种随机波束成形算法,旨在能够快速有效的提高波束成形的效果,提升微波无线充电的效率。本发明采用了如下技术方案:

[0010] 一种多天线的微波无线充电波束成形方法,包括以下步骤:

[0011] S(1) 在线训练协议,包括训练周期和训练时隙;

[0012] S(2) 基于随机采样算法进行采样;

[0013] S(3) 基于反馈信息进行重采样;

[0014] S(4) 收敛控制,进行最优值的选取,得到最优波束成形权重向量。

[0015] 作为一种优选,随机采样算法为蒙特卡洛采样算法、黑斯廷斯算法、吉布斯算法或重要性采样算法。

[0016] 作为一种优选,所述步骤(1)在线训练协议为数据帧结构,且不限于时分复用、频分复用方式。

[0017] 作为一种优选,所述步骤(1)在线训练协议具体为:发送端将特定的频段将微波发送至接收端1,同时监听接收端1发送的反馈信息,根据反馈信息计算和调整波束成形算法直至达到理想状态。

[0018] 作为一种优选,所述步骤(2)中随机采样算法为蒙特卡洛采样算法,进行蒙特卡洛约束采样包括如下步骤:

[0019] 初始化采样,在算法执行前随机生成初始波束成形向量样本,并存放于存储单元302中;

[0020] 进入训练时隙,发送端将波束成形的向量样本作为控制向量,控制能量发送,然后监听接收端返回的反馈,并将反馈结果发送至存储单元,如此循环训练时隙,直至所有样本都经过发送和反馈;

[0021] 进入样本比较选择,选取反馈值较大的多个样本,然后进入重采样。

[0022] 作为一种优选,所述蒙特卡洛的约束性采样的约束条件为:生成训练周期内的波束成形权重向量,在初始化时刻,设置初始权重向量为 $\mathbf{w}_0^0 = \sqrt{N}[1, \dots, 1]^T$,其中 \mathbf{w}_0^0 表示在初始时刻的波束成形权重向量,N表示发射端的天线数量,依据 \mathbf{w}_0^0 生成第一个训练周期的权重样本集合 $\{\mathbf{w}_i^1\}_{i=1}^{N_s}$,其中i表示第i个权重向量样本,下标1表示第一个训练周期, N_s 表示样本数量,对于其中的每一个向量 \mathbf{w}_i^1 ,选择 \mathbf{w}_0^0 向量中的N-1个元素,元素标号用j表示,针对第j个元素,生成一个随机复数,符合均值为0方差为1的复高斯分布:

[0023] $p_1^i[j] \sim CN(0, 1)$

[0024] 设置第一个训练周期的控制速率因子 β_1 ,则 $w_1^i[j]$ 为:

[0025] $w_1^i[j] = \sqrt{N}(\frac{w_0^0[j]}{\sqrt{N}} + \beta_1 p_1^i[j])$

[0026] 当N-1个元素全部生成后,依据约束条件 $\|w_1^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_1^i[j]^2 = N$ 求得最后一个元素的值。

[0027] 作为一种优选,所述步骤(3)基于反馈信息进行重采样具体为:经过第k个训练周期后,存储单元中保存此周期所有的波束成形权重样本向量以及对应的反馈值,以反馈值的大小为依据进行排序,从权重样本中选取M个反馈值最大的样本,形成新的样本集合 $\{\widehat{w}_k^i\}_{i=1}^M$,以该样本为基础,重新生成新的样本集合,生成方法为:在每个向量中,首先随机产生其中的N-1元素:

[0028] $w_{k+1}^i[j] = \sqrt{N}(\frac{\widehat{w}_k^i[j]}{\sqrt{N}} + \beta_k p_k^i[j])$

[0029] 进而依据约束条件 $\|w_k^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_k^i[j]^2 = N$ 计算最后一个元素值,重新生成的权重样本将用于下一时刻的训练周期。

[0030] 作为一种优选,收敛控制具体为:在每个训练周期后,对 β_k 进行更新,设置一个常数 $\Delta\beta$,在重采样后,进入收敛控制,获得更新后的收敛因子 $\beta_{k+1} = \beta_k - \Delta\beta$,然后进入收敛判断,若 $\beta_{k+1} \geq \epsilon$, ϵ 为门限常数,则算法没有收敛,重新进入下一个训练周期,若 $\beta_{k+1} < \epsilon$,则算法收敛,进入最优值的选取,选取后的最优波束成形权重向量即为本算法的最终结果。

[0031] 作为一种优选,所述步骤(4)中的收敛控制采用模拟退火算法。

[0032] 作为一种优选,训练时隙内包括能量传输和反馈监听。

[0033] 本发明适用于为存储和计算能力有限的物联网终端、无线传感器或无源RFID进行远距离充电,方法简单,且计算时间短,能够快速达到最优效果。

附图说明

[0034] 图1为系统基本架构图。

[0035] 图2为在线训练协议示意图。

[0036] 图3为波束成形算法架构图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图对本发明的较佳实施例进行详细阐述,以使本发明的优点和特征能更易于被本领域技术人员理解,从而对本发明的保护范围做出更为清楚明确的界定。其中,不限于具体哪种无线设备。

[0038] 实施例一

[0039] 图1为系统基本架构图。系统由两部分组成,包括多天线微波发送端101和能量接收端102。其中多天线微波发送端101负责通过多天线在特定的频段将微波发送至接收端

102,同时在额外的信道监听接收端102发送的反馈信息。通过反馈信息,发送端101计算和调整波束成形算法直至达到理想状态。接收端102在接收到能量时,计算该能量的强度,并封装成信息数据包,通过额外的信道反馈至101。多天线微波发送端101的微波发送、信息监听以及接收端102的信息反馈过程依据在线训练协议实现。本发明的在线训练协议为数据帧结构,且不限于时分复用、频分复用方式。

[0040] 图2为在线训练协议示意图。在线训练协议包括T个训练周期201,训练周期201内包括若干时隙202。每个周期201内含有 N_s 个时隙202。每个时隙202内,分为能量发送阶段203和信息反馈204两个部分。

[0041] 图3为波束成形算法示意图,算法由五个部分组成:初始化采样301、存储单元302、训练时隙310和训练周期320。其中,初始化采样301在算法执行前随机生成初始波束成形向量样本,并存放于存储单元302中,进而进入第一个训练周期320和第一次训练时隙310中。在训练时隙310中,发送端101按采样顺序依次将波束成形的向量样本作为控制向量,控制能量发送(311),然后监听接收端102返回的反馈(312),并将反馈结果发送至存储单元302,如此循环训练时隙310,直至所有样本都,经过发送和反馈。当训练时隙310完成后,进入训练周期320中的样本比较选择321中。通过样本比较选择321的比较,选取反馈值较大的多个样本,进入重采样322中。重采样322在收敛控制323的作用下利用选择出的样本重新生成新的样本,完成计算后,发送新生成的样本至存储单元302,同时进入收敛控制323,重新计算采样的收敛控制参数。计算完成后,收敛控制323进入324进行收敛性判定,若是,进入最优选择303,若否,重复训练周期320。进入最优选择303后,通过比较存储单元302中的样本,选取反馈值最大的样本,作为波束成形的最终权重向量。

[0042] 本发明中多天线的微波无线充电波束成形方法,包括以下步骤:

[0043] S(1) 在线训练协议,包括训练周期和训练时隙,训练时隙内包括能量传输和反馈监听;

[0044] S(2) 基于随机采样算法进行采样;

[0045] 其中,随机采样算法可以为蒙特卡洛采样算法、黑斯廷斯算法、吉布斯算法或重要性采样算法。

[0046] 本发明采用了基于蒙特卡洛的约束性采样方法,用以生成训练周期内的波束成形权重向量。具体为:在初始化301时刻,首先设置初始权重向量为 $\mathbf{w}_0^0 = \sqrt{N}[1, \dots, 1]^T$,其中 \mathbf{w}_0^0 表示在初始时刻的波束成形权重向量,N表示发射端101的天线数量。依据 \mathbf{w}_0^0 生成第一个训练周期的权重样本集合 $\{\mathbf{w}_1^i\}_{i=1}^{N_s}$,其中i表示第i个权重向量样本,下标1表示第一个训练周期, N_s 表示样本数量,对于其中的每一个向量 \mathbf{w}_1^i ,选择 \mathbf{w}_0^0 向量中的N-1个元素,元素标号用j表示,针对第j个元素,生成一个随机复数,符合均值为0方差为1的复高斯分布:

[0047] $p_1^i[j] \sim CN(0, 1)$

[0048] 设置第一个训练周期的控制速率因子 β_1 ,则 $w_1^i[j]$ 为:

[0049] $w_1^i[j] = \sqrt{N} \left(\frac{w_0^0[j]}{\sqrt{N}} + \beta_1 p_1^i[j] \right)$

[0050] 当N-1个元素全部生成后,依据约束条件 $\|\mathbf{w}_1^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_1^i[j]^2 = N$ 求得最后一个

元素的值。

[0051] S(3) 基于反馈信息进行重采样；

[0052] S(4) 收敛控制, 进行最优值的选取, 得到最优波束成形权重向量。

[0053] 实施例二

[0054] 本发明的一种多天线的微波无线充电波束成形方法, 包括以下步骤:

[0055] S(1) 在线训练协议, 包括训练周期和训练时隙;

[0056] S(2) 基于随机采样算法进行采样;

[0057] S(3) 基于反馈信息进行重采样;

[0058] 作为一种优选, 经过第k个训练周期后, 存储单元(302)中保存此周期所有的波束成形权重样本向量以及对应的反馈值, 以反馈值的大小为依据进行排序, 从权重样本中选取M个反馈值最大的样本, 形成新的样本集合 $\{\widehat{\mathbf{w}}_k^i\}_{i=1}^M$, 以该样本为基础, 重新生成新的样本集合, 生成方法为: 在每个向量中, 首先随机产生其中的N-1元素:

$$[0059] \quad w_{k+1}^i[j] = \sqrt{N} \left(\frac{\widehat{w}_k^i[j]}{\sqrt{N}} + \beta_k p_k^i[j] \right)$$

[0060] 进而依据约束条件 $\|\mathbf{w}_k^i\|^2 = \sum_{j=1}^N w_k^i[j]^2 = N$ 计算最后一个元素值, 重新生成的权重样本将用于下一时刻的训练周期。

[0061] S(4) 收敛控制, 进行最优值的选取, 得到最优波束成形权重向量。

[0062] 实施例三

[0063] 一种多天线的微波无线充电波束成形方法, 包括以下步骤:

[0064] S(1) 在线训练协议, 包括训练周期和训练时隙;

[0065] S(2) 基于随机采样算法进行采样;

[0066] S(3) 基于反馈信息进行重采样;

[0067] S(4) 收敛控制, 进行最优值的选取, 得到最优波束成形权重向量。

[0068] 作为一种优选, 本发明在随机生成样本时采用收敛速率控制方法, 具体方法为: 在每个训练周期320后, 对 β_k 进行更新。首先设置一个常数 $\Delta\beta$, 在重采样322后, 进入收敛控制323, 获得更新后的收敛因子 $\beta_{k+1} = \beta_k - \Delta\beta$ 。进而, 进入收敛判断324, 若 β_{k+1} 大于或等于一个门限常数 ϵ , 则算法没有收敛, 重新进入下一个训练周期320。若 β_{k+1} 小于该门限常数, 则算法收敛, 进入最优值的选取。选取后的最优波束成形权重向量即为本算法的最终结果。本发明的收敛性控制方法可以采用模拟退火算法。

[0069] 本发明经过实际实验和模拟两个部分进行验证, 证明了其性能的提升。在实际试验中, 我们采用了8天线的USRP无线传输平台进行算法验证, 能够在915M频段上实现距离为2米的有效充电。且收敛性可控制在15个测试周期, 每个周期内含30个样例, 有效的降低了测试时间。在系统仿真中, 该发明经过验证可以快速达到最优算法, 证明了其良好的性能。

[0070] 以上所述仅是本发明的优选实施方式, 应当指出, 对于本技术领域的普通技术人员来说, 在不脱离本发明原理的前提下, 还可以作出若干改进和润饰, 这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。



图1

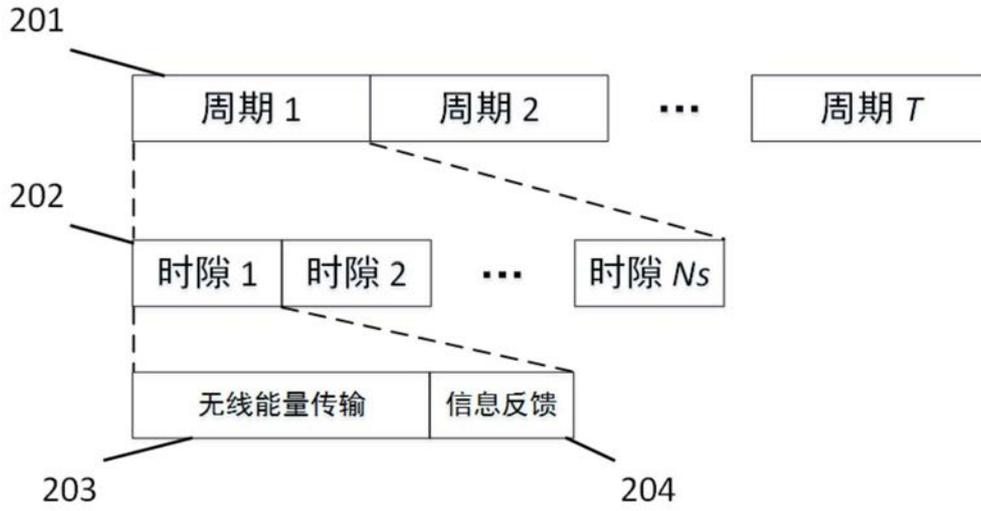


图2

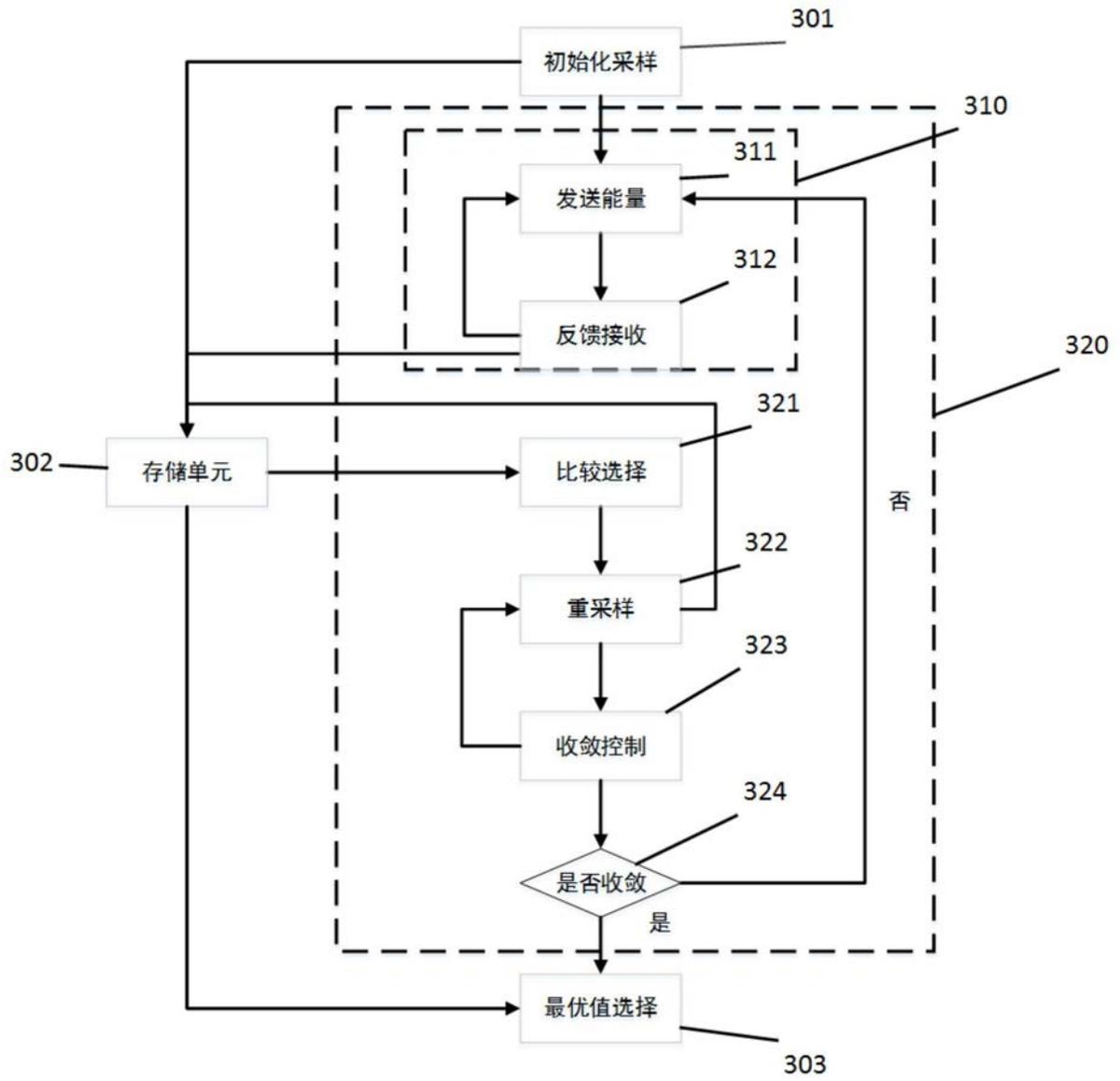


图3