



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103299542 B

(45) 授权公告日 2016. 03. 23

(21) 申请号 201080071096. 0

US 2005163250 A1, 2005. 07. 28,

(22) 申请日 2010. 11. 16

US 2008144709 A1, 2008. 06. 19,

(85) PCT国际申请进入国家阶段日  
2013. 07. 16

审查员 刘义乐

(86) PCT国际申请的申请数据  
PCT/IB2010/055195 2010. 11. 16

(87) PCT国际申请的公布数据  
W02012/066383 EN 2012. 05. 24

(73) 专利权人 瑞典爱立信有限公司  
地址 瑞典斯德哥尔摩

(72) 发明人 白春龙

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公  
司 72001

代理人 杨美灵 刘春元

(51) Int. Cl.  
H03F 1/32(2006. 01)

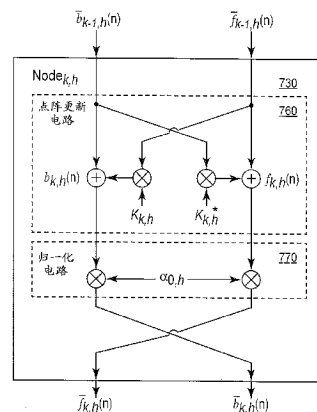
(56) 对比文件  
US 6236837 B1, 2001. 05. 22,  
US 6240278 B1, 2001. 05. 29,

权利要求书2页 说明书11页 附图10页

(54) 发明名称  
用于数字预失真器的正交基函数集

(57) 摘要

预失真器应用失真函数到输入信号以使输入信号预失真。失真函数的输出被建模为来自通过对对应加权系数加权的正交基函数的输出信号之和。描述了用于根据输入信号的分布,使基函数输出信号正交化的技术。



1. 一种补偿电子器件造成输入信号的失真的方法,其中所述电子器件在所述输入信号上操作以产生输出信号,所述方法包括:

基于预确定的采样间隔内的输入信号样本的集合,为基函数集的二维点阵预测模型计算模型系数的集合,其中所述点阵预测模型将预失真器基函数集中的基函数表示为幂基函数的不同组合;

从模型系数的所述集合确定预失真器连接系数的对应集合;

从输入信号和幂基函数的所述集合计算幂基函数输出信号的集合;

将预失真器连接系数的所述集合应用到所述幂基函数输出信号以用于组合所述幂基函数输出信号以产生基函数输出信号的集合;以及

组合所述基函数输出信号以产生来自所述输入信号的预失真的输入信号。

2. 如权利要求 1 所述的方法,其中从输入信号样本的集合计算模型系数的集合包括:

为每个输入信号样本计算幂基函数输出信号的模型集合;

通过将所述幂基函数输出信号乘以对应归一化因数,归一化幂基函数输出信号的所述模型集合;以及

从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合计算模型系数的所述集合。

3. 如权利要求 2 所述的方法,其中从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合计算模型系数的所述集合包括:

从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合为所述点阵预测模型中的模型连接节点计算前向和后向预测误差;以及

归一化所述前向和后向预测误差,使得所述前向和后向预测误差具有预确定的方差;以及

从所述归一化前向和后向预测误差为所述模型连接节点计算所述模型系数。

4. 如权利要求 1 所述的方法,其中所述预失真器应用所述点阵预测模型以产生所述基函数输出信号,以及其中所述预失真器连接系数包括用于所述点阵预测模型的所述模型系数。

5. 如权利要求 1 所述的方法,其中所述预失真器应用线性模型以从所述预失真器输入信号产生所述基函数输出信号,以及其中从所述模型系数计算所述预失真器连接系数。

6. 如权利要求 5 所述的方法,其中将所述预失真器连接系数计算为所述模型系数乘以用于所述预失真器连接节点的对应归一化因数的积。

7. 如权利要求 1 所述的方法,其中计算幂基函数输出信号的集合包括从单个输入信号样本和幂基函数的所述集合为多个采样时刻的每个时刻计算基函数输出信号的集合。

8. 一种用于补偿输入信号由电子器件造成的失真的电路,其中所述电子器件在输入信号上操作以产生输出信号,所述电路包括:

基函数建模电路,配置成:

基于预确定的采样间隔内输入信号样本的集合,为基函数集的二维点阵预测模型计算模型系数的集合,其中所述点阵预测模型将预失真器基函数集中的基函数表示为幂基函数的集合中幂基函数的不同组合;

从模型系数的所述集合确定预失真器连接系数的对应集合;

预失真器,配置成:

从输入信号和幂基函数的所述集合计算幂基函数输出信号的集合；

将预失真器连接系数的所述集合应用到所述幂基函数输出信号以用于组合所述幂基函数输出信号以产生基函数输出信号的集合；以及

组合所述基函数输出信号以产生来自所述输入信号的预失真的输入信号。

9. 如权利要求 8 所述的电路,其中所述基函数建模电路配置成通过以下操作计算模型系数的集合：

为每个输入信号样本计算幂基函数输出信号的模型集合；

通过将所述幂基函数输出信号乘以对应归一化因数,归一化幂基函数输出信号的所述模型集合；

从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合计算模型系数的所述集合。

10. 如权利要求 9 所述的电路,其中所述基函数建模电路配置成通过以下操作从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合计算模型系数的所述集合：

从幂基函数输出信号的所述归一化模型集合为所述点阵预测模型中的模型连接节点计算前向和后向预测误差；以及

归一化所述前向和后向预测误差,使得所述前向和后向预测误差具有预确定的方差；以及

从所述归一化前向和后向预测误差为所述模型连接节点计算所述模型系数。

11. 如权利要求 8 所述的电路,其中所述预失真器配置成应用所述点阵预测模型以产生所述基函数输出信号,以及其中所述预失真器连接系数包括用于所述点阵预测模型的所述模型系数。

12. 如权利要求 8 所述的电路,其中所述预失真器配置成应用线性模型以从所述预失真器输入信号产生所述基函数输出信号,以及其中从所述模型系数计算所述预失真器连接系数。

13. 如权利要求 12 所述的电路,其中所述预失真器配置成将所述预失真器连接系数计算为所述模型系数乘以用于所述预失真器连接节点的相应归一化因数的积。

14. 如权利要求 8 所述的电路,其中所述预失真器配置成从单个输入信号样本和幂基函数的所述集合为多个采样时刻的每个时刻计算基函数输出信号的集合。

## 用于数字预失真器的正交基函数集

### 背景技术

[0001] 本发明一般涉及用于构建非线性电子器件的物理模型的技术,并且更具体地说,涉及用于补偿输入信号由电子器件对输入信号造成的失真的方法和设备。

[0002] 用于通信应用的射频功率放大器的设计经常涉及在线性与效率之间的折衷。功率放大器一般在饱和点或其附近操作时最有效。然而,放大器在饱和点或其附近的响应是非线性的。一般而言,在高效率范围中操作时,功率放大器的响应展示非线性和记忆效应。

[0003] 改进功率放大器的效率及其总体线性的一种方式使到功率放大器的输入数字预失真以补偿功率放大器造成的失真。实际上,在预期功率放大器造成的失真的情况下调整输入信号,使得输出信号大部分不是失真产物。通常,在基带频率,即在将信号上变频到射频之前以数字方式应用预失真到信号。

[0004] 这些技术能够对在线性和效率两者方面改进传送器系统的总体性能是相当有益的。此外,由于预失真器的数字实现原因,这些技术能够较便宜。实际上,由于这些技术的可用性,功率放大器可根据在其它情况下将可允许的更宽松的线性要求进行设计,由此可能降低总体系统的成本。

### 发明内容

[0005] 本发明提供了在预失真系统中使用的正交基函数集模型。预失真器应用失真函数到输入信号以使输入信号预失真。失真函数通过正交基函数的集合建模。更具体地说,预失真器的输出被建模为来自通过对应加权系数加权的正交基函数的输出信号之和。描述了用于根据输入信号的分布,使基函数输出信号正交化的技术。

[0006] 在一些示范实施例中,提供了一种用于补偿由在输入信号上操作以产生输出信号的电子器件造成的输入信号的失真的方法。在一种示范方法中,在预确定的采样间隔内从输入信号样本的集合为基函数集的二维点阵预测模型计算模型系数的集合。点阵预测模型将预失真器基函数集中的基函数表示为幂基函数的不同组合。从模型系数确定预失真器连接系数的对应集合,以便组合幂基函数输出信号以生成基函数输出信号。从输入信号和幂基函数的集合计算幂基函数输出信号的集合。预失真器连接系数的集合被应用到幂基函数输出信号以产生基函数输出信号的集合,并且基函数输出信号被组合以产生来自输入信号的预失真的输入信号。

[0007] 在本发明的其它实施例中,预失真器电路提供用于补偿由在输入信号上操作以产生输出信号的电子器件造成的输入信号的失真。一种示范预失真器电路包括基函数建模电路和预失真器。基函数建模电路在预确定的采样间隔内从输入信号样本的集合为基函数集的二维点阵预测模型计算模型系数的集合。点阵预测模型将预失真器基函数集中的基函数表示为幂基函数集中幂基函数的不同组合。随后,基函数建模电路从模型系数的集合确定预失真器连接系数的对应集合以便将来自幂基函数的幂基函数输出信号组合以生成正交化的基函数输出信号。基函数建模电路计算的模型系数用于配置预失真器。预失真器从输入信号和幂基函数的集合计算幂基函数输出信号的集合。预失真器随后将预失真器连接系

数的集合应用到幂基函数输出信号以产生基函数输出信号的集合,并且组合基函数输出信号以产生来自输入信号的预失真的输入信号。

[0008] 在本发明的实施例中,基于实际输入信号确定正交基函数集。因此,自定义得出的正交基函数集以适应输入信号的分布。通过提议的正交基函数集,从正交基函数集得出的数据信号能够用于构建良态矩阵,这有益于评估预失真器加权系数。

#### 附图说明

- [0009] 图 1 示出用于预失真电路的间接模型。
- [0010] 图 2 示出用于预失真电路的间接模型。
- [0011] 图 3 示出用于为预失真器或功率放大器造成的失真建模的常规失真模型。
- [0012] 图 4 示出用于为预失真器或功率放大器造成的失真建模的无记忆的失真模型。
- [0013] 图 5 示出用于失真模型的示范幂基函数集。
- [0014] 图 6 示出用于失真模型的示范幂基函数集。
- [0015] 图 7 示出用于为预失真器或功率放大器造成的失真建模的带记忆的失真模型。
- [0016] 图 8 示出示范正交基函数生成器。
- [0017] 图 9 示出用于正交基函数生成器的根节点的结构。
- [0018] 图 10 示出用于正交基函数生成器的连接节点。
- [0019] 图 11 示出使到功率放大器的输入信号预失真的示范方法。
- [0020] 图 12 示出用于使到功率放大器的输入信号预失真的示范预失真电路。

#### 具体实施方式

[0021] 现在参照图形,图 1 示出配置成补偿由功率放大器 120 对通信信号造成的失真的数字预失真系统 100。功率放大器 120 一般在非线性范围中操作时最有效。然而,功率放大器 120 的非线性响应造成带外发射,并且降低了通信系统中的谱效率。预失真器 110 可用于通过使到功率放大器 120 的输入信号失真,以补偿功率放大器 120 造成的非线性失真,改进功率放大器效率和线性。预失真器 110 和功率放大器 120 的级联改进了输出信号的线性并因此允许功率放大器 120 更有效地操作。虽然预失真在本文中所述电路和系统中用于线性化功率放大器 120 的输出,但本领域技术人员将领会的是,所述技术更普遍适用于线性化任何类型的非线性电子器件的输出。

[0022] 如图 1 所示,输入信号  $x(n)$  被输入预失真器 110。预失真器 110 使输入信号  $x(n)$  预失真以补偿在非线性范围中操作功率放大器 120 时由功率放大器 120 造成的失真。预失真器 110 产生的预失真的输入信号  $z(n)$  随后被应用到功率放大器 120 的输入。功率放大器 120 将预失真的输入信号  $z(n)$  放大以产生输出信号  $y(n)$ 。如果预失真器 110 经适当设计和配置,则输出信号  $y(n)$  包含比单独使用功率放大器 120 时更少的失真产物和带外发射。

[0023] 为补偿功率放大器 120 造成的失真,预失真器 110 必须具有有效地反转功率放大器 120 的非线性效应的非线性传递函数。要适当配置预失真器 110,需要用于此非线性传递函数的适当模型。两种不同方案可能推导此非线性传递函数。第一方案利用如图 1 所示的间接学习体系结构,并且第二方案使用图 2 的直接学习体系结构。在两种情况中,输入到功率放大器 120 的信号  $z(n)$  和放大器输出信号  $y(n)$  的缩放版本均应用到失真建模电路 130。

图 1 和 2 中示为衰减器 140 的缩放反映从预失真器 110 和功率放大器 120 的组合需要的净线性增益  $G$ 。按  $G$  的倒数缩放输出信号  $y(n)$  允许使对功率放大器 120 造成的非线性的分析独立于其增益。

[0024] 在图 1 的间接学习体系结构中,将用于预失真器 110 的模型的一般结构作为假设,并且直接从功率放大器 120 的输入和输出估计其系数(参数)。失真建模电路 130 包括系数评估电路 160 以根据用于预失真器的预确定的非线性模型评估放大器输入信号  $z(n)$  和放大器输出信号  $y(n)/G$ ,以确定要由预失真器 110 应用的加权系数的集合。此过程在下面进一步详细描述。通过此间接方案,未得出用于功率放大器 120 的模型。相反,通过抵消功率放大器 120 造成的失真所必需的预失真的建模,间接学习功率放大器 120 的非线性特性。

[0025] 与此相反,图 2 的直接学习体系结构直接表征功率放大器 120 的非线性性能。功率放大器包括根据用于功率放大器 120 的预确定的非线性模型来评估放大器输入信号  $z(n)$  和功率放大器输出信号  $y(n)/G$  的系数评估电路 160。随后,由系数推导电路 170 使用使功率放大器的非线性特性与在方框 120 中的功率放大器模型最佳拟合的加权系数,生成用于配置预失真器 110 的权重。

[0026] 预失真器 110 或功率放大器 120 造成的失真能够由复杂的非线性函数表示,这在本文中称为失真函数。为失真函数建模的一种方案在本文中称为分解方案,是将失真函数分解成不那么复杂的基函数的集合,并且将失真函数的输出计算为基函数输出的加权和。用于为失真函数建模的基函数的集合在本文中称为基函数集。

[0027] 图 3 示出一般化失真模型 200,该模型可表示由功率放大器 120 (例如,如图 2 的直接学习体系结构中模型系数评估单元 160 所建模的)或(例如,如图 1 的预失真器模型系数评估单元 160 所建模的)预失真器的预失真传递函数造成的失真。任一情况下,失真模型 200 包括对应于所需基函数集的结构 210。模型结构 210 包括  $P$  个抽头,其中,每个抽头对应于一个基函数。应注意的是,在一些实施例中,多个抽头可对应于相同的基函数。模型结构 210 在输入信号  $x(n)$  上操作以产生在相应抽头的数据信号  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{P-1}(n)\}$ 。失真模型 200 随后计算数据信号  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{P-1}(n)\}$  的加权和以获得失真的输入信号  $d(n)$ 。更具体地说,数据信号  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{P-1}(n)\}$  乘以对应加权系数  $\{w_0(n), w_1(n), \dots, w_{P-1}(n)\}$ , 并且结果积相加在一起以获得  $d(n)$ 。

[0028] 图 3 所示失真模型能够表示为:

$$[0029] \quad d(n) = \sum_{p=0}^{P-1} w_p u_p(n) \quad \text{等式 1}$$

[0030] 等式 1 能够根据以下所示编写为线性等式:

$$[0031] \quad d(n) = \mathbf{u}^T(n) \mathbf{w} \quad \text{等式 2}$$

[0032] 其中,  $\mathbf{u}$  是在时间  $n$  模型结构输出的数据信号的  $P \times 1$  向量,并且  $\mathbf{w}$  是应用到相应数据信号的加权系数的  $P \times 1$  向量。

[0033] 对于给定向量  $\mathbf{u}$ ,  $d(n)$  是失真模型 200 的所需输出。在直接学习体系结构中,  $d(n)$

是功率放大器 120 的实际输出。在间接学习体系结构中,  $d(n)$  是预失真器 110 的所需输出。通过拟合  $u$  的多次观察与对应的所需输出  $d(n)$ , 能够了解在某个时间期内使向量  $u$  与所需输出  $d(n)$  最佳拟合的加权系数  $w$ 。对于在  $N$  个采样时刻内的观察的集合, 能够将图 2 中给出的对应线性等式表示为:

$$[0034] \quad \mathbf{U} \cdot \mathbf{w} = \mathbf{d} \quad \text{等式 3}$$

[0035] 其中,  $U$  是数据信号的  $N \times P$  矩阵, 并且  $d$  是  $N \times 1$  向量, 对应于用于  $N$  个采样时刻的每个时刻的失真模型的所需输出信号。矩阵  $U$  的列对应于由相应抽头输出的数据信号, 并且行对应于不同的采样时刻。等式 3 能够根据熟知的技术进行评估(例如, 以最小化诸如最小二乘误差准则等准则), 以查找为放大器 120 或预失真器 110 的失真最佳建模的权重  $w$ 。

[0036] 图 4 示出用于为诸如功率放大器或预失真器等非线性系统建模的示范无记忆失真模型 300。失真模型 300 包括  $K$  个分支 310, 每个分支对应于基函数集中  $K$  个基函数 320 之一。为方便起见, 第  $k$  个分支 310 对应于第  $k$  阶基函数。输入信号样本  $x(n)$  通过每个分支 310, 并且由基函数 320 操作以生成数据样本  $u_k(n)$ , 该数据样本也可在此模型中更明确称为基函数输出信号。对于每个输入信号样本  $x(n)$ , 分支 310 生成基函数输出信号  $u_k(n)$  的对应集合。用于第  $k$  个分支 310 的基函数输出信号  $u_k(n)$  能够表示为:

$$[0037] \quad u_k(n) = f_k(x(n)) \quad \text{等式 4}$$

[0038] 其中,  $f_k(\cdot)$  表示第  $k$  阶 (the  $k$ -th order) 基函数。可注意到的是, 模型无记忆, 因此, 基函数输出信号  $u_k(n)$  只取决于当前输入样本  $x(n)$ 。将基函数输出信号  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{K-1}(n)\}$  乘以对应的加权系数  $\{w_0(n), w_1(n), \dots, w_{K-1}(n)\}$ , 并且将结果积相加以获得失真输入信号  $d(n)$ 。

[0039] 比较图 4 所示无记忆失真模型 300 和图 3 的一般失真模型 200, 可注意到在无记忆失真模型 300 中分支的数量  $K$  等于一般失真模型 200 中抽头的数量  $P$ 。也可注意到的是, 在无记忆模型 300 中给定采样时刻  $n$  内输出的基函数输出信号  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{K-1}(n)\}$  对应于在一般失真模型 200 中的数据样本  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{P-1}(n)\}$ 。因此, 图 4 的模型能够视为图 3 的失真模型 200 的特殊情况, 其中,  $K = P$ 。

[0040] 在  $x(n)$  和  $d(n)$  已知的条件下, 使用图 4 所示失真模型的失真建模电路 130 计算用于基函数输出信号  $u_k(n)$  的加权系数  $w_k(n)$ 。相应地, 能够以类似于上面所述的方式找到为放大器 120 或预失真器 110 的失真最佳建模的权重  $w$ , 例如, 通过拟合基函数集的输出的  $M$  次观察的矩阵与所需输出信号向量  $d$ 。由于失真模型 300 未计及记忆效应, 因此, 相对于给定功率放大器 120 的实际失真函数, 此模型的准确度可受到限制。

[0041] 用于为失真函数建模的基函数集可包括在多项式模型中使用的幂函数的集合。图 5 示出可用于实现幂基函数 (power basis function) 的集合的结构 400。结构 400 可通过硬件或通过处理电路实现。基函数结构 400 由表示为  $f_{\text{POWER}, k}(\cdot)$  的  $K$  个幂基函数构成, 其中, 下标  $k$  指示第  $k$  阶幂基函数, 并且对应于失真模型 400 中的  $K$  个分支之一。输入信号样本  $x(n)$  通过每个幂基函数  $f_{\text{POWER}, k}(\cdot)$ 。对于每个输入信号样本, 幂基函数生成幂基函数输出信号  $f_{\text{POWER}, k}(x(n))$  的对应集合。使用幂基函数时, 能够将数据样本  $u_k(n)$  表示为:

[0042]  $u_k(n) = f_{POWER,k}(x(n)) = x(n)|x(n)|^k$  等式 5

[0043] 随后,如前面所述将幂基函数输出信号加权和相加以生成失真模型的输出信号  $d(n)$ 。

[0044] 基函数集可基于广泛用于为非线性系统建模的 Voltaire 系列设计。在实际应用中,包含比完整 Voltaire 系列更少项的稍微简化的模型能够用于降低计算复杂性而对性能没有大的影响。例如,多项式模型可通过只忽略幂项而获得,并且可实现为多分支模型,其中,幂函数用作基函数,并且指派到基函数结构 400 的相应分支 410。

[0045] 在一些实施例中,正交基函数集可作为由对应缩放系数加权的幂基函数输出信号之和导出。在此情况下,基函数集输出的数据样本能够表示为:

[0046]  $u_k(n) = f_{ORTHO,k}(x(n)) = \sum_{h=0}^k c_{k,h} f_{POWER,h}(x(n))$  等式 6

[0047] 其中,  $f_{ORTHO,k}(x(n))$  表示第  $k$  阶正交基函数,项  $c_{k,h}$  是应用到第  $h$  阶幂基函数以生成第  $k$  阶正交基函数  $f_{ORTHO,k}(x(n))$  的加权因数。正交基函数集能够在许多应用中是有利的,这是因为它能够在用于评估失真模型的加权系数的矩阵数学期间提供最佳的数值稳定性。正交基函数集能够作为幂基函数的加权相加构成。正交基函数集能够在许多应用中是有利的,这是因为它能够在用于评估失真模型的加权系数的矩阵数学期间提供最佳的数值稳定性。

[0048] 图 6 示出实现正交基函数集的示范基函数生成器 500。基函数生成器 500 可通过硬件或通过处理电路实现。基函数生成器 500 包括一系列的根节点 510 和包括多个连接节点 530 的连接网络 520。每个根节点 510 实现相应的幂基函数。在根节点 510 与幂基函数之间存在一一对应关系。输入信号  $x(n)$  通过每个根节点 510,并且用于每个根节点 510 的幂基函数生成对应的幂基函数输出信号  $f_{POWER,h}(x(n))$ 。幂基函数输出信号形成到连接网络 520 的输入信号。

[0049] 连接网络 520 的连接节点 530 接收一个输入并且生成一个输出。为方便起见,基函数生成器 500 的连接节点 530 单独由  $Node_{k,h}$  表示,其中,索引  $h$  指示对应的幂基函数,并且索引  $k$  指示对应的正交基函数。到  $Node_{k,h}$  的输入是用于第  $h$  个根节点 510 的幂基函数的输出。每个连接节点 530 将输入乘以在本文中称为连接系数的对应加权因数  $c_{k,h}$ 。就  $k$  大于  $h$  的情况下的连接节点 530 而言,连接节点 530 将加权的幂基函数输出信号相加。连接网络 520 的每行对应于一个正交基函数。每行中最后(最右)连接节点 530 的输出包括来自正交幂基函数之一的输出信号  $f_{ORTHO,k}(x(n))$ 。

[0050] 正交基函数集能够基于各种准则进行设计。在 Raviv Raich、Hua Qian 和 G. Tong Zhou 所著“用于功率放大器建模和预失真器设计的正交多项式”(“Orthogonal polynomials for power amplifier modeling and predistorter design,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 53, no. 5, pp.1468-1479, Sept. 2004) 中得出对几种常见输入信号分布表现良好的一种设计。

[0051] 记忆效应,即输出信号取决于输入信号的以前状态及当前状态,也能够包含到失

真函数中。图 7 示出带记忆的非线性失真模型 600。失真模型 600 包括  $K$  个分支 610。每个分支 610 包括基函数 620, 之后是对应记忆模型 630。基函数 620 如前面所述可以是幂基函数或正交基函数之一。在此模型 600 中, 对应于每个基函数的记忆效应被建模为带有  $Q$  个抽头的抽头延迟线, 其中,  $Q$  是记忆模型 630 的记忆长度。本领域技术人员将领会的是, 诸如点阵预测器记忆模型等其它记忆模型也能够使用。每个分支 610 的输出信号是在包括当前采样时刻和  $Q-1$  个以前采样时刻的  $Q$  个采样时刻内对应基函数产生的基函数输出信号的加权和。例如, 如果用于分支  $k$  的基函数是  $f_k(\cdot)$ , 并且输入信号是  $x(n)$ , 则分支  $k$  的输出是  $f_k(x(n)), f_k(x(n-1)), f_k(x(n-2))$  等的加权和。在时间  $n$  从记忆模型抽头输出的数据信号  $\{u_{kQ}(n), u_{kQ+1}(n), \dots, u_{kQ+q}(n), \dots, u_{(k+1)Q-1}(n)\}$  乘以对应的加权系数  $\{w_{kQ}(n), w_{kQ+1}(n), \dots, w_{kQ+q}(n), \dots, w_{(k+1)Q-1}(n)\}$ , 并且结果积被相加以产生  $k$  个分支输出信号。随后, 将来自  $K$  个分支 610 的  $K$  个输出相加以形成所需的失真信号  $d(n)$ 。

[0052] 比较图 7 的失真模型 600 和图 3 的一般模型 200, 应注意的是, 每个分支 610 具有  $Q$  个抽头, 并且总共有  $KQ$  个抽头和  $KQ$  个对应的权重。在此模型中, 抽头的总数  $KQ$  等于在一般模型 200 中的抽头数量  $P$ 。还应注意的是,  $KQ$  个数据信号  $\{u_{kQ}(n), u_{kQ+1}(n), \dots, u_{kQ+q}(n), \dots, u_{(k+1)Q-1}(n)\}$  对应于在一般模型 200 中模型结构 210 输出的  $P$  个数据样本  $\{u_0(n), u_1(n), \dots, u_{P-1}(n)\}$ 。

[0053] 在  $x(n)$  和  $d(n)$  已知的条件下, 使用图 5 所示失真模型 400 的失真建模电路 130 计算用于记忆模型抽头的加权系数  $\{w_{kQ}(n), w_{kQ+1}(n), \dots, w_{kQ+q}(n), \dots, w_{(k+1)Q-1}(n)\}$ 。因此, 通过记录  $KQ$  个样本的输出的  $N$  次观察以形成矩阵  $U$ , 并且根据等式 3 和特定优化准则拟合矩阵  $U$  与所需输出信号向量  $d$ , 再次能够估计权重  $w$  (在此情况下为  $1 \times KQ$  向量)。如果有适当的基函数集和足够深度的记忆模型, 结果失真通常将比无记忆模型提供现实世界器件失真的更佳模型。

[0054] 如在上面讨论中所建议的一样, 图 3-7 中的每个模型包括能够表示如下的数据样本  $u$  的集合:

$$[0055] \quad \underset{1 \times P}{\mathbf{u}} \underset{P \times 1}{\mathbf{w}}^T = d(n) \quad \text{等式 7}$$

[0056] 无论模型是否包括记忆, 这都适用。在无记忆模型中,  $\mathbf{u}^T$  的元素只由基函数输出信号组成, 即, 每个元素完全是  $x(n)$  的函数。在带记忆的模型中,  $\mathbf{u}^T$  也包括对应于基函数输出信号的延迟版本的元素。因此,  $\mathbf{u}^T$  的一些元素可对应于  $x(n-1)$ 、 $x(n-2)$  等的函数。注意, 在等式 7 中且如本文中通常使用的一样,  $(\cdot)^T$  表示转置,  $(\cdot)^H$  表示共轭转置,  $P$  是模型中系数的数量,  $P \times 1$  向量  $u(n)$  表示在给定时间索引  $n$  模型中的所有数据样本,  $P \times 1$  向量  $w$  表示失真模型中的所有系数, 以及  $d(n)$  是对于时刻  $n$  模型的所需输出。

[0057] 对于任何给定时间索引  $n$ ,  $u(n)$  和  $d(n)$  均已知, 并且等式 7 是  $w$  的线性等式。如更早所述, 对于在  $N$  个时间索引上获得的观察, 等式 7 中表示的对应线性等式能够简洁地表

示为：

$$[0058] \quad \begin{matrix} \mathbf{U} \cdot \mathbf{w} = \mathbf{d} \\ N \times P & P \times 1 & N \times 1 \end{matrix} \quad \text{等式 8}$$

[0059] 在等式 8 中，U 是输入数据矩阵，d 是所需输出向量。

[0060] 在图 1 的间接学习体系结构中， $d(n)$  是预失真器 110 的所需输出，理想的情况是其具有完美补偿功率放大器 120 造成的失真的失真函数。因此，在使用间接学习体系结构时， $d(n)$  对应于  $z(n)$ ，到功率放大器 120 的输入。到失真模型的输入信号在图 3-7 中表示为  $x(n)$ ，对应于功率放大器 120 的缩放输出  $y(n)/G$ 。因此，对于任何给定模型结构，为  $N$  个采样时刻的每个时刻取来自功率放大器 120 的输出的样本，并且将其应用到基函数的集合以产生矩阵 U。根据等式 8 将此矩阵 U 与所需输出向量 d 拟合，其中，d 是在用于形成矩阵 U 的相同  $N$  个采样时刻所取的到功率放大器的输入的样本的向量。

[0061] 如更早所讨论的一样，在图 2 所示的直接学习体系结构中直接为用于功率放大器 120 的失真特性建模。在此情况下，“所需”失真信号  $d(n)$  对应于功率放大器 120 的缩放输出  $y(n)/G$ 。到模型的输入  $x(n)$  对应于功率放大器的输入信号。因此，对于任何给定模型结构，为  $N$  个采样时刻的每个时刻取来自功率放大器 120 的输入的样本，并且将其应用到基函数的集合以产生矩阵 U。根据等式 8 将此矩阵 U 与所需输出向量 d 拟合，其中，d 是在用于形成矩阵 U 的相同  $N$  个采样时刻所取的来自功率放大器的缩放输出的样本的向量。

[0062] 无论模型结构的细节如何，并且无论是使用间接学习体系结构还是直接学习体系结构，基于满足某个准则的等式 8 估计系数向量 w 的问题是在图 1 和 2 的数字预失真器 110 的系数评估的中心。为解决此估计问题，要求使用某一形式的数据矩阵 U 的逆或  $\mathbf{U}^{-1}$ 。矩阵对诸如矩阵逆等数字操作的灵敏度的熟知度量是所谓的条件数，其定义为矩阵的最大本征值与其最小本征值的比率。条件数接近 1 的矩阵可以说是良态的。

[0063] 由于矩阵计算能够相当复杂，因此，在用于功率放大器 120 或预失真器 110 的失真模型的设计中，一个重要目标是向系数评估算法提供具有较少数量的列（以降低矩阵运算的计算复杂性），具有尽可能接近 1 的条件数（高数值稳定性）并且如果有特定优化准则，则同时也尽可能确切地为功率放大器或预失真器的物理性状建模的数据矩阵  $\mathbf{U}^{-1}$ 。用于为失真模型推导基函数集的输入信号的分布与应用到预失真器 110 的实际数据的分布之间的差别可产生带有大条件数的数据矩阵  $\mathbf{U}^{-1}$ 。

[0064] 此增加的不稳定性反映为在系数评估过程中要逆转的数据矩阵的条件数的显著增大，有时高达  $10^6$  倍。在带记忆的自适应数字预失真系统中，此问题能够相当严重，这是因为在此类系统中的参数要“快速”适应以跟踪功率放大器随着时间的过去的失真特性。影响这些高条件数的一个因数是在现实世界的信号的信号分布与用于推导正交基函数集的信号的信号分布之间的不匹配。因此，鉴于特定预期输入信号分布形成的正交基函数集不能提供从直接应用到实际信号的正交化的基函数输出。

[0065] 图 8 示出用于实现正交基函数集的正交基函数生成器 700。如下面更详细所述，正交基函数生成器 700 能够用于基于输入信号的分布而生成正交化基函数输出信号的集合。因此，从基函数输出信号形成的矩阵  $\mathbf{U}^{-1}$  将具有使矩阵  $\mathbf{U}^{-1}$  更适合用于系数评估的低条件数。

[0066] 正交基函数生成器 700 包括多个根节点 710 和包括多个连接节点 730 的连接网络 720。正交基函数生成器 700 的节点 710、730 由记号  $\text{Node}_{k,h}$  表示,其中,索引  $k$  和  $h$  表示图 8 中的行和列。假设到正交基函数生成器 700 的输入是  $N$  个输入信号样本的有限序列而不是持续流。由于到正交基函数生成器 700 的输入是有限序列,因此,如下文所述,二维点阵结构用于正交化基函数输出信号。

[0067] 正交基函数生成器 700 中的每个节点 710、730 为每个样本时刻  $n$  生成分别由  $f_{k,h}(n)$  和  $b_{k,h}(n)$  表示的前向和后向预测误差。随后,将前向和后向预测误差  $f_{k,h}(n)$  和  $b_{k,h}(n)$  归一化以生成分别由  $\bar{f}_{k,h}(n)$  和  $\bar{b}_{k,h}(n)$  表示的归一化的前向和后向预测误差。就根节点 710 而言,归一化前向预测误差  $\bar{f}_{0,h}(n)$  等于归一化后向预测误差  $\bar{b}_{0,h}(n)$ 。如下面将更详细描述的一样,在采样时刻期间到根节点 710 的唯一输入是单输入信号样本  $x(n)$ 。相同的输入信号样本  $x(n)$  被应用到每个根节点 710。连接节点 730 每个具有两个输入,这些输入是来自  $\text{Node}_{k-1,h}$  的归一化前向预测误差  $\bar{f}_{k-1,h}(n)$  和来自  $\text{Node}_{k-1,h+1}(n)$  的归一化后向预测误差  $\bar{b}_{k-1,h+1}(n)$ 。来自  $\text{Node}_{k,0}$  的归一化后向预测误差  $\bar{b}_{k,0}(n)$  表示在图 8 的最右列中的节点 710、730,是可表示如下的第  $k$  阶正交基函数的输出:

$$[0068] \quad f_{\text{orth},k-1}(x(n)) = \bar{b}_{k-1,0}(n) \quad \text{等式 (9)}$$

[0069] 应注意的是,等式 9 给出的正交基函数的输出只是当前输入样本  $x(n)$  的函数,并且不取决于以前或将来的输入信号样本。

[0070] 图 9 示出根节点 710 的结构。根节点 710 由记号  $\text{Node}_{0,h}$  表示,即,  $k$  等于 0 的节点。根节点 710 每个包括相应的幂基函数 740 和归一化电路 750。每个根节点 710 中的幂基函数 740 在输入信号样本  $x(n)$  上操作以生成用于根节点 710 的前向和后向预测误差。也就是说,用于根节点 710 的前向和后向预测误差  $f_{k,h}(n)$  和  $b_{k,h}(n)$  等于幂基函数输出信号  $f_{\text{power},h}(x(n))$ 。归一化电路 750 将幂基函数输出信号  $f_{\text{power},h}(x(n))$  归一化到预确定的值,以生成用于根节点 710 的归一化的前向和后向预测误差  $\bar{f}_{k,h}(n)$  和  $\bar{b}_{k,h}(n)$ 。更具体地说,归一化电路 750 将幂基函数输出信号  $f_{\text{power},h}(x(n))$  乘以对应的归一化因数  $\alpha_{k,h}$ ,以生成可表示如下的归一化的前向和后向预测误差  $\bar{f}_{k,h}(n)$  和  $\bar{b}_{k,h}(n)$ :

$$[0071] \quad \bar{b}_{0,h}(n) = \alpha_{0,h} b_{0,h}(n) = \alpha_{0,h} f_{\text{power},h}(x(n)) \quad \text{等式 10}$$

$$[0072] \quad \bar{f}_{0,h}(n) = \alpha_{0,h} f_{0,h}(n) = \alpha_{0,h} f_{\text{power},h}(x(n)) \quad \text{等式 11}$$

[0073] 如下面将描述的一样,每个根节点 710 应用的归一化因数  $\alpha_{0,h}$  是预确定的时间期内输入信号  $x(n)$  的方差和幂基函数的函数。

[0074] 图 10 示出连接网络 720 的连接节点 730 的结构。连接网络 720 中的每个连接节点 730 包括点阵更新电路 760 和归一化电路 770。如前面所述,到给定连接节点 730 的输入包括来自  $\text{Node}_{k-1,h}$  的归一化的前向预测误差  $\bar{f}_{k-1,h}(n)$  和来自  $\text{Node}_{k-1,h+1}$  的最一化的后向预测误差  $\bar{b}_{k-1,h+1}(n)$ 。连接节点 730 的输出是分别由  $\bar{f}_{k,h}(n)$  和  $\bar{b}_{k,h}(n)$  表示的归一化前

向和后向预测误差的修正估计。就沿  $k = K - k - 1$  的对角的节点而言,未使用归一化的前向预测误差  $\tilde{f}_{k,h}(n)$ , 并且因此能够省略有关的电路。

[0075] 点阵更新电路 760 按对应的反射系数  $\kappa_{k,h}$  缩放到连接节点 730 的归一化的前向和后向预测误差  $\tilde{f}_{k-1,h}(n)$  和  $\tilde{b}_{k-1,h+1}(n)$ 。更具体地说, 将到连接节点 730 的前向预测误差  $\tilde{f}_{k-1,h}(n)$  乘以反射系数  $\kappa_{k,h}$ , 并且将结果积与后向预测误差  $\tilde{b}_{k-1,h+1}(n)$  相加以生成修正的后向预测误差  $b_{k,h}(n)$ 。类似地, 将输入到连接节点 730 的后向预测误差  $\tilde{b}_{k-1,h+1}(n)$  乘以表示为  $\kappa_{k,h}^*$  的反射系数的共轭, 并且将结果积与前向预测误差  $\tilde{f}_{k-1,h}(n)$  相加以生成新的前向预测误差  $f_{k,h}(n)$ 。为便于此应用, 反射系数  $\kappa_{k,h}$  及其共轭  $\kappa_{k,h}^*$  被认为是用于点阵预测器模型的连接系数。修正的前向和后向预测误差表示为:

$$[0076] \quad f_{k,h}(n) = f_{k-1,h}(n) + \kappa_{k,h}^* b_{k-1,h+1}(n) \quad \text{等式 12}$$

$$[0077] \quad b_{k,h}(n) = b_{k-1,h+1}(n) + \kappa_{k,h} f_{k-1,h}(n) \quad \text{等式 13}$$

[0078] 归一化电路 770 将修正的前向和后向预测误差  $f_{k,h}(n)$  和  $b_{k,h}(n)$  乘以对应的归一化因数  $\alpha_{k,h}$ , 以生成可表示如下的新的归一化前向和后向预测误差  $\tilde{f}_{k,h}(n)$  和  $\tilde{b}_{k,h}(n)$ :

$$[0079] \quad \tilde{f}_{k,h}(n) = \alpha_{k,h} f_{k,h}(n) \quad \text{等式 14}$$

$$[0080] \quad \tilde{b}_{k,h}(n) = \alpha_{k,h} b_{k,h}(n) \quad \text{等式 15}$$

[0081] 引入节点 710、730 的归一化用于实行广义平稳。对于给定节点 Node<sub>k,h</sub>, 其中,  $0 \leq k \leq K-1$ , 并且  $0 \leq h \leq K-k-1$ , 归一化因数  $\alpha_{k,h}$  表示为:

$$[0082] \quad \alpha_{k,h} = \left( \text{var}(b_{k,h}(n)) \right)^{\frac{1}{2}} \alpha = \left( \mathbb{E} \left[ (b_{k,h}(n) - m_{k,h})(b_{k,h}(n) - m_{k,h})^* \right] \right)^{\frac{1}{2}} \alpha \quad \text{等式 16}$$

16

[0083] 其中, 项 var 表示方差, 项  $\mathbb{E}$  表示期望值, 以及项  $m_{k,h}$  表示后向预测误差  $b_{k,h}(n)$  的均值, 并且在输入信号  $x(n)$  具有 0 均值时等于 0。前面已注明的是, 就根节点而言, 后向预测误差等于幂基函数输出信号。项  $\alpha$  是变化的所需平方根, 并且通常是静态的。对于大多数应用, 所需方差可设为等于 1 以得到良好的性能。

[0084] 基于  $N$  个样本的输入序列  $\{x(0), x(1), \dots, x(N-1)\}$  评估连接节点 730 应用的反射系数  $\kappa_{k,h}$  和  $\kappa_{k,h}^*$ 。用于连接节点 630 的反射系数  $\kappa_{k,h}$  (其中,  $0 \leq h \leq K-k-1$ ) 表示如下:

$$[0085] \quad \kappa_{k,h} = \frac{2 \sum_{n=0}^{N-1} b_{k-1,h+1}(n) f_{k-1,h}^*(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} \left[ |f_{k-1,h}(n)|^2 + |b_{k-1,h+1}(n)|^2 \right]} \quad \text{等式 17}$$

[0086] 其中, 上标 \* 表示共轭。

[0087] 用于上述正交基函数生成器 700 的点阵预测器模型能够用于实现如图 1 和 2 所示的预失真器 110。在此情况下, 需要评估用于每个节点 710、730 的归一化因数  $\alpha_{k,h}$  和用于连

接节点 730 的反射系数  $\Gamma_{730}$ 。如果输入信号  $x(n)$  是广义平稳,则能够基于  $N$  个连续输入样本  $x(n)$  的序列评估反射系数  $\Gamma_{730}$ 、 $\Gamma_{730}^*$  和归一化因数  $\alpha_{730}$ 。随后,能够为预失真器 110 静态配置计算的归一化因数  $\alpha_{730}$  和反射系数  $\Gamma_{730}$ 。如果输入信号不是广义平稳,则可需要定期重新评估归一化因数  $\alpha_{730}$  和反射系数  $\Gamma_{730}$ 。在此情况下,可监视输入信号的统计,并且可定期更新连接系数。输入信号的统计可在时间期内保持静态并且随后更改。因此,一旦连接系数已计算,连接系数便可用于使输入信号预失真,直至输入信号的统计指示需要新连接系数。如前面所述,预失真器 110 的点阵模型中的反射系数  $\Gamma_{730}$  被认为是连接系数。

[0088] 由于基函数集、点阵更新函数和归一化函数全部是线性的,因此,预失真器 110 能够等效地由图 6 所示的正交基函数生成器 500 实现。在此情况下,基于基函数集的点阵预失真器模型计算的反射系数  $\Gamma_{730}$ 、 $\Gamma_{730}^*$  和归一化因数  $\alpha_{730}$  能够用于推导用于网络结构 500 中连接节点 530 的连接系数。

[0089] 图 11 示出使到电子器件的输入信号预失真以补偿电子器件造成的失真的示范方法 800。输入信号样本的有限序列被应用到系数评估电路,该电路确定用于如图 6 或 8 所示建模的正交基函数集的连接系数。基于输入信号样本,系数评估电路计算用于基函数集的二维点阵预测模型的模型系数的集合(方框 810)。点阵预测模型将预失真器基函数集中的基函数表示为如图 10 所示幂基函数的不同组合。在一个实施例中,模型系数包括用于如图 10 所示正交基函数的点阵预测器模型的反射系数。可根据等式 17 计算模型系数。随后,系数评估电路从模型系数的集合确定预失真器连接系数的对应集合,以便将来自幂基函数的幂基函数输出信号组合以生成正交基函数输出信号(方框 820)。在一个示范实施例中,预失真器 110 基于与系数评估电路相同的用于基函数集的点阵预测模型。在此情况下,模型系数(例如,反射系数)能够用作预失真器连接系数,这是因为两个模型是相同的。在此情况下,将也必需为每个连接节点 530 定期评估归一化因数。在本发明的其它实施例中,预失真器 110 可实现用于如图 6 所示基函数集的等效模型,其中,正交基函数被建模为由相应连接系数加权的幂基函数输出信号之和。在此情况下,可从为点阵预测模型推导的模型系数和对应归一化因数计算预失真器连接系数。随后,为预失真器 110 配置在 820 计算的连接系数。

[0090] 如前面所述,预失真器 110 用于使输入信号样本预失真以补偿由功率放大器或其它非线性器件造成的失真。输入信号被应用到预配置的预失真器 110。预失真器 110 通过应用幂基函数的集合到输入信号样本,计算幂基函数输出信号的集合(方框 830)。随后,将在方框 820 中计算的预失真器连接系数的集合应用到幂基函数输出信号以产生正交基函数输出信号的集合(方框 840)。基函数输出信号又通过相应加权系数进行加权,并且进行组合以生成预失真的输入信号以便输入到功率放大器(方框 850)。应注意的是,在方框 830 到 850 中预失真的输入信号样本无需与在方框 810 和 820 中用于推导连接系数的样本相同。实际上,可监视输入信号的统计,并且可定期更新连接系数。输入信号的统计可在时间期内保持静态并且随后更改。因此,一旦连接系统已计算,连接系数便可用于使输入信号预失真,直至输入信号的统计指示需要新连接系数。

[0091] 图 12 示出根据一个示范实施例的示范预失真电路 900。预失真电路 900 包括如图 4 或 8 所示实现基函数结构的预失真器 910、功率放大器 940、失真建模电路 950 及基函数建

模电路 960。输入信号  $x(n)$  被应用到预失真器 910。预失真器 910 包括基函数生成器 920 和组合器 930。基函数生成器使用图 4 和 8 所示模型之一,从输入信号样本产生正交基函数输出信号的集合。组合器 930 将由相应加权系数加权的基函数输出信号相加以产生预失真的输入信号  $z(n)$ 。功率放大器 940 将预失真的输入信号  $z(n)$  放大以产生输出信号  $y(n)$ 。功率放大器可在非线性模式中操作以有效地放大预失真的输入信号。预失真器应用的预失真补偿由功率放大器造成的失真,使得预失真器和功率放大器的级联接近线性。

[0092] 失真建模电路 950 确定组合器 930 应用到基函数输出信号以产生预失真的信号  $z(n)$  的加权系数。失真建模电路 950 可使用上述熟知的技术,通过为功率放大器或预失真器的失真建模而计算加权系数。通常,失真建模电路使用使预失真的信号  $z(n)$  与输出信号  $y(n)$  最佳拟合的用于功率放大器(直接方案)或预失真器(间接方案)的失真模型,计算加权系数的集合。与本申请同时提交,题为“带有可变抽头延迟线路以便在功率放大器数字预失真中使用的联合过程估计器”(Joint Process Estimator with Variable Tap Delay Line for use in Power Amplifier Digital Predistortion)、“用于非线性建模的可配置基函数生成”(Configurable Basis-Function Generation for Nonlinear Modeling)及“带有抽头输出归一化的非线性模型”(Non-Linear Model with Tap Output Normalization)的共同待审申请描述了用于计算加权系数的另外技术。这些共同待审申请通过引用整体结合于本文中。

[0093] 如上所述,预失真器 910 使用图 4 和 8 所示模型之一产生正交基函数输出信号。在任一情况下,基函数建模电路 960 从输入信号  $x(n)$  的样本序列计算要由基函数模型应用的连接系数。因此,由预失真器 910 应用到输入信号的基函数集取决于输入信号的分布。通过匹配正交基函数集和输入信号的分布,大幅降低了从正交基函数集产生的矩阵  $\mathbf{U}^H \mathbf{U}$  的条件数。正交基函数集能够使用图 8 或图 8 所示结构实现。图 6 所示结构与幂基函数集后向兼容。

[0094] 基函数建模电路基于实际输入信号来评估正交基函数集。因此,自定义它得出的正交基函数集以适应输入信号的分布。通过提议的正交基函数集,大幅降低了数据矩阵的条件数。例如,模拟显示,条件数从大约  $10^8$  降低到大约 1.0018。基函数建模电路能够使用图 6 所示正交基函数模型实现,该模型是通用结构,并且与幂基函数集后向兼容。

[0095] 当然,在不脱离本发明范围和基本特性的情况下,本发明可以不同于本文所述那些方式外的其它特定方式实现。因此,所示实施例在所有方面均要视为说明而不是限制,并且在随附权利要求书的意义和等同物范围内的所有更改要涵盖在其中。

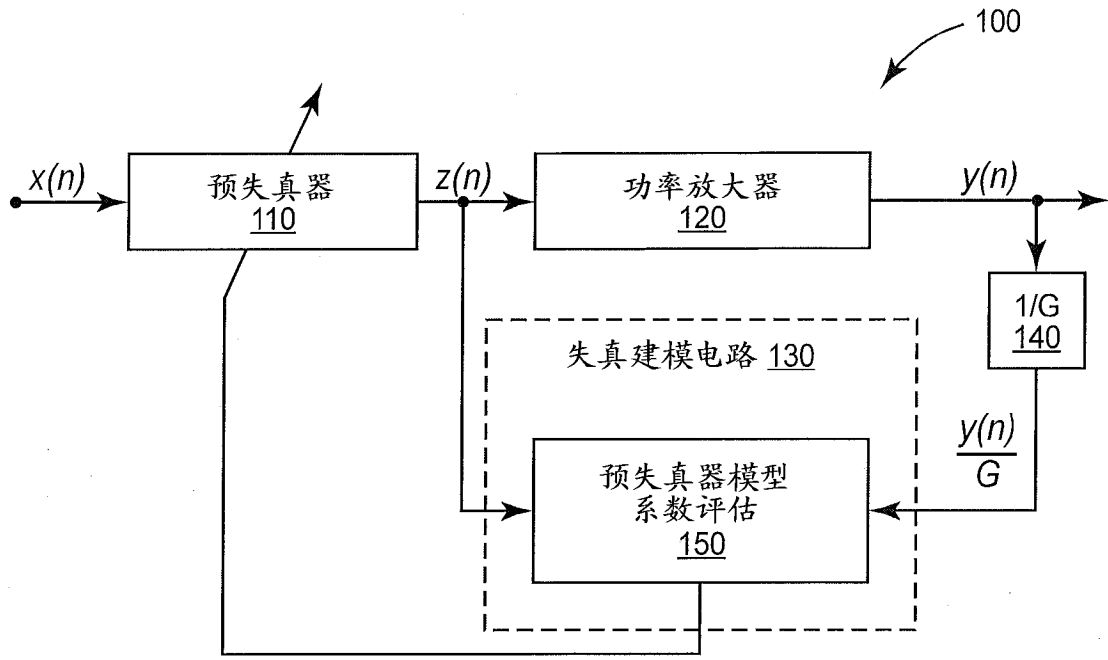


图 1

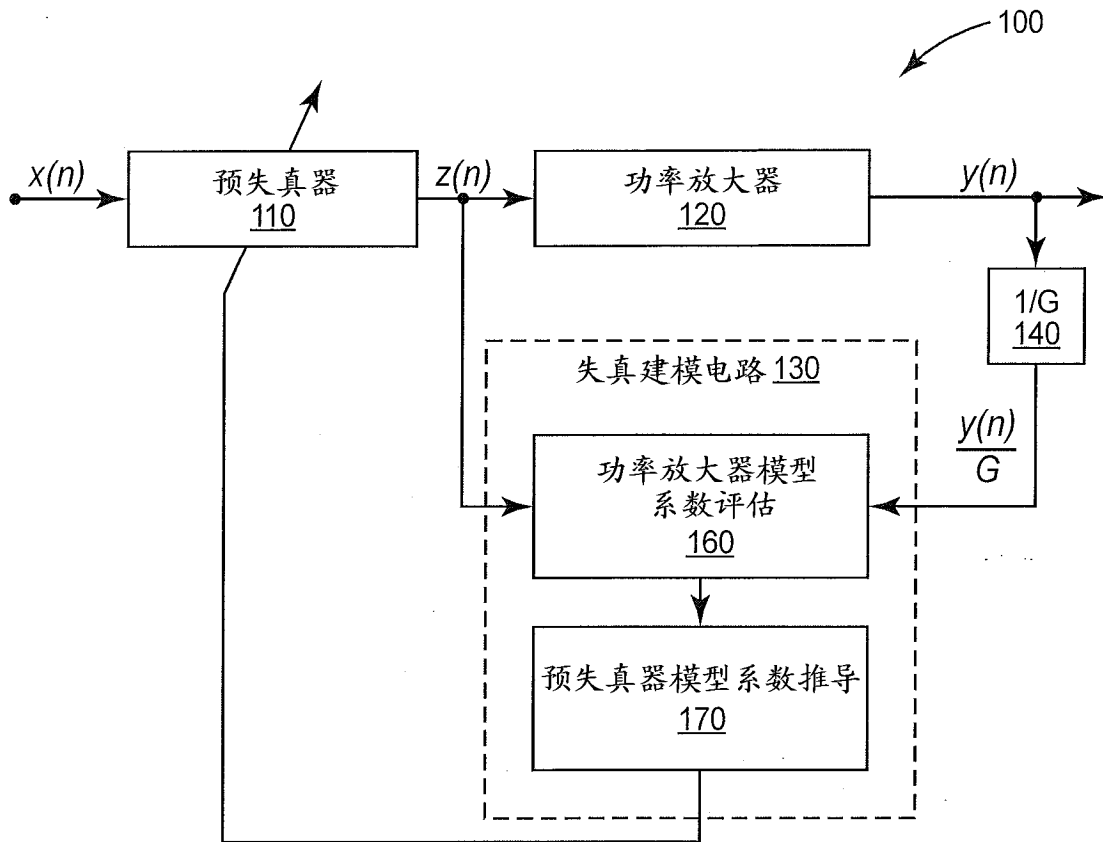


图 2

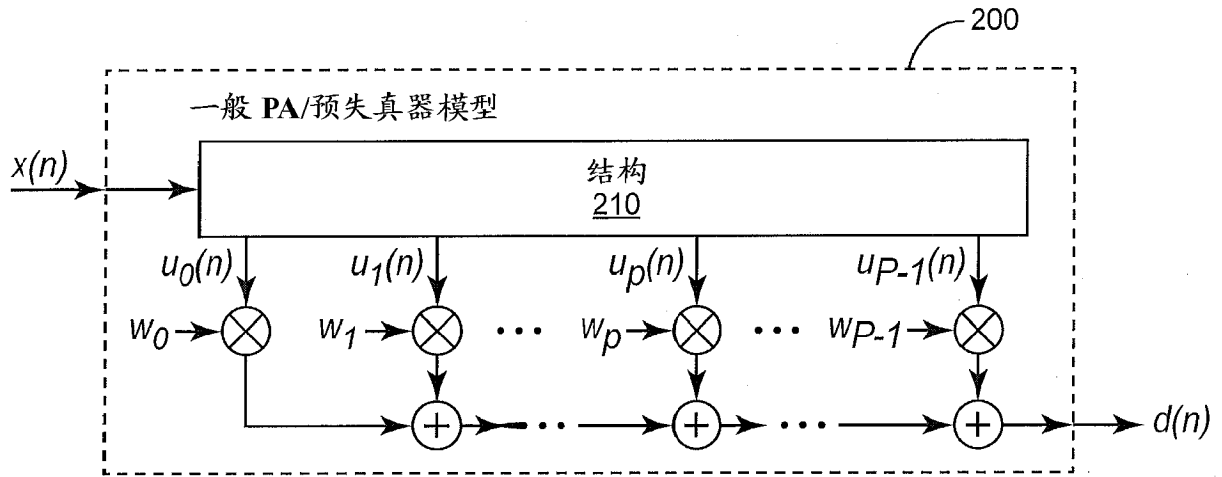


图 3

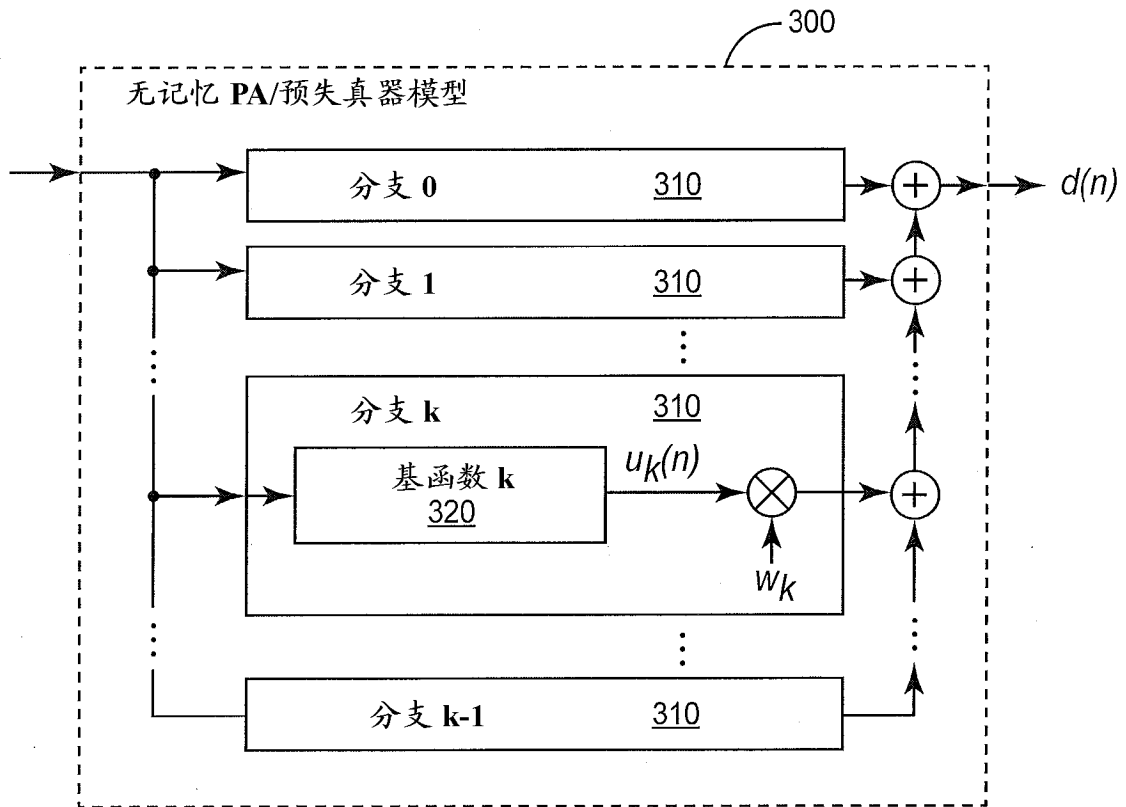


图 4

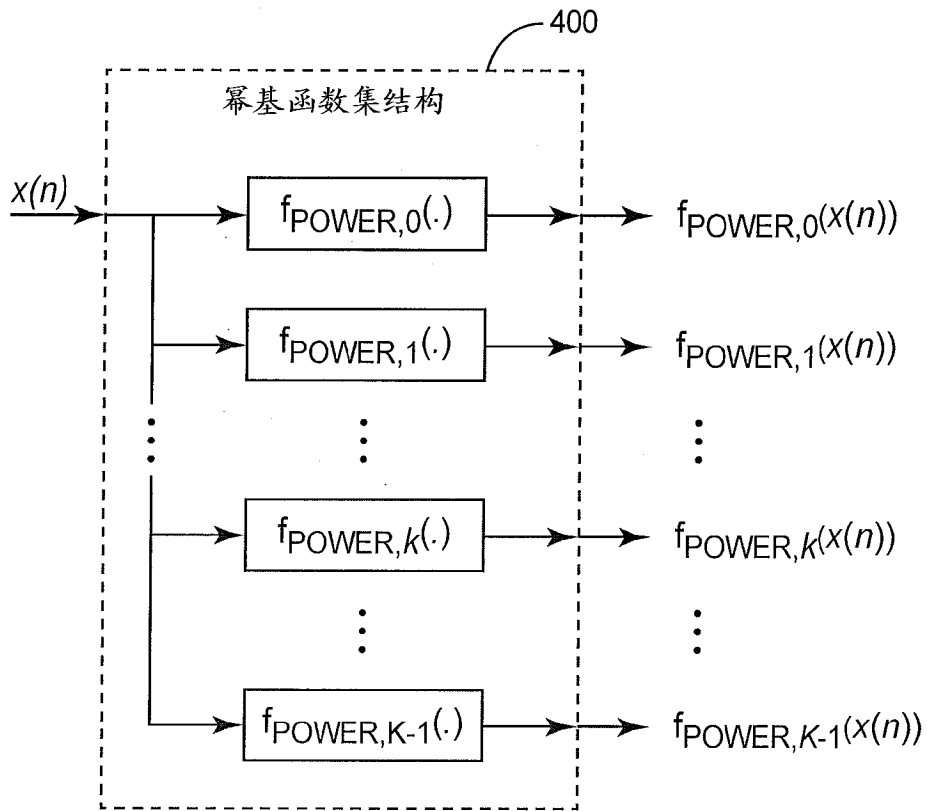


图 5

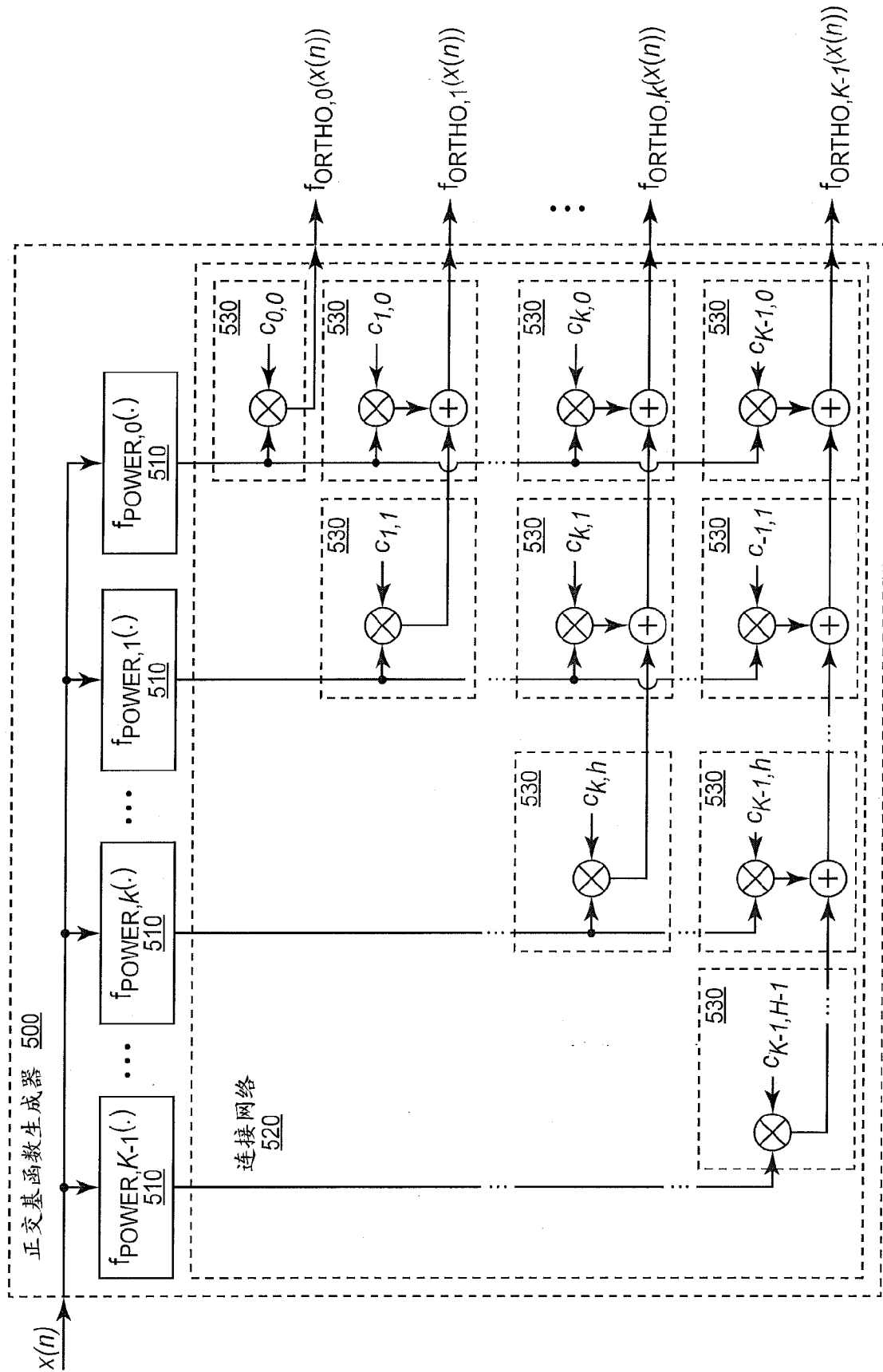


图 6

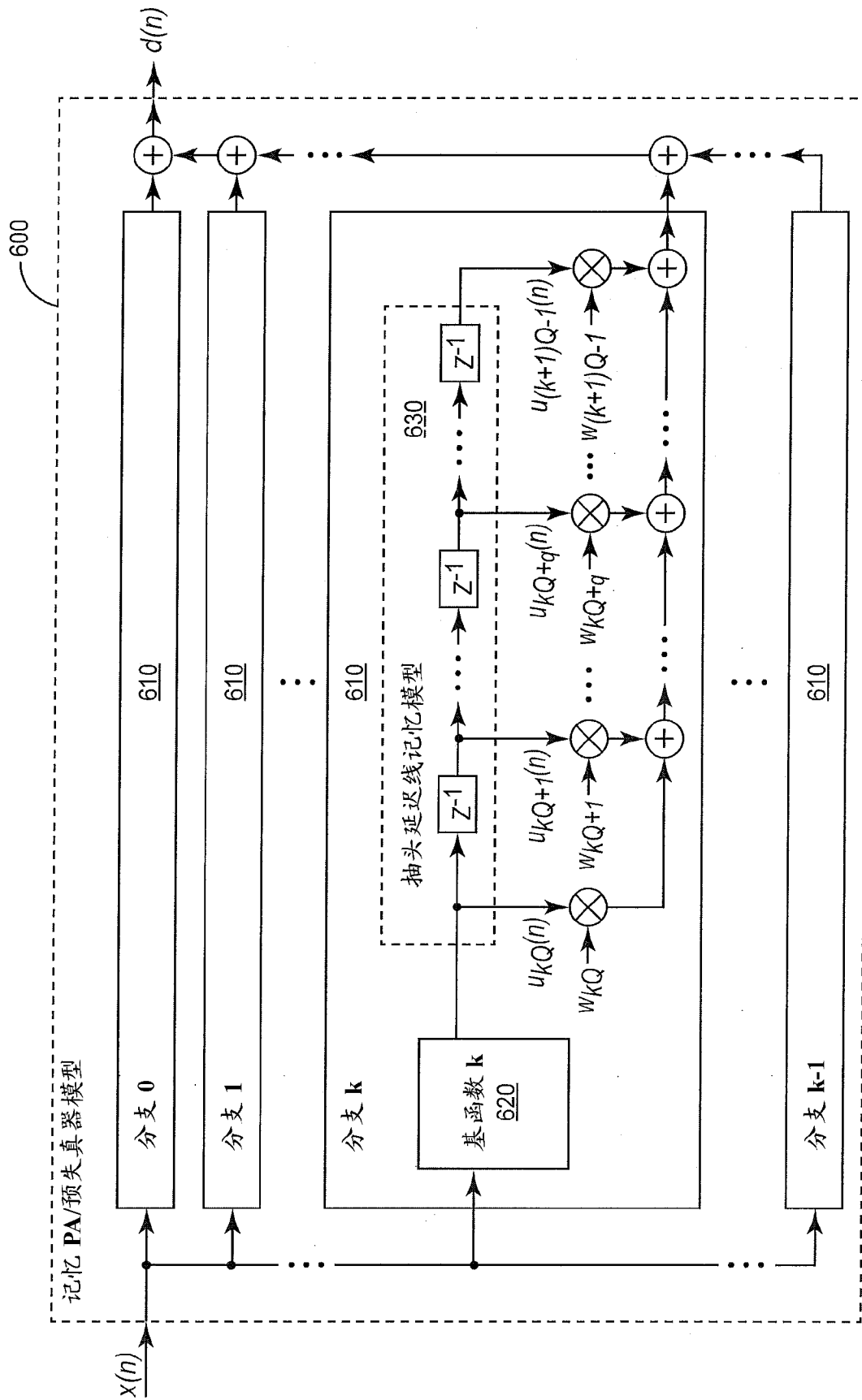


图 7

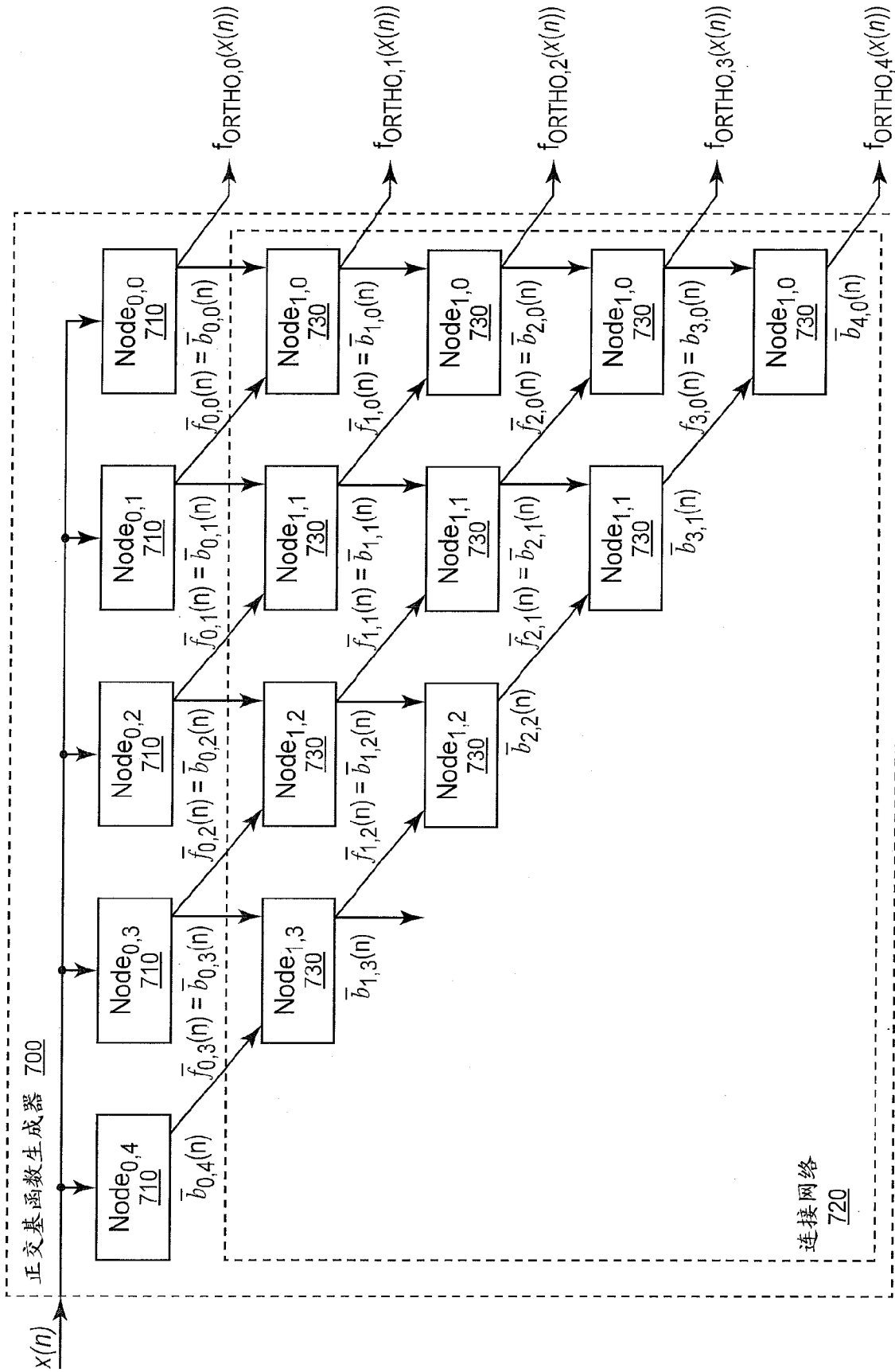


图 8

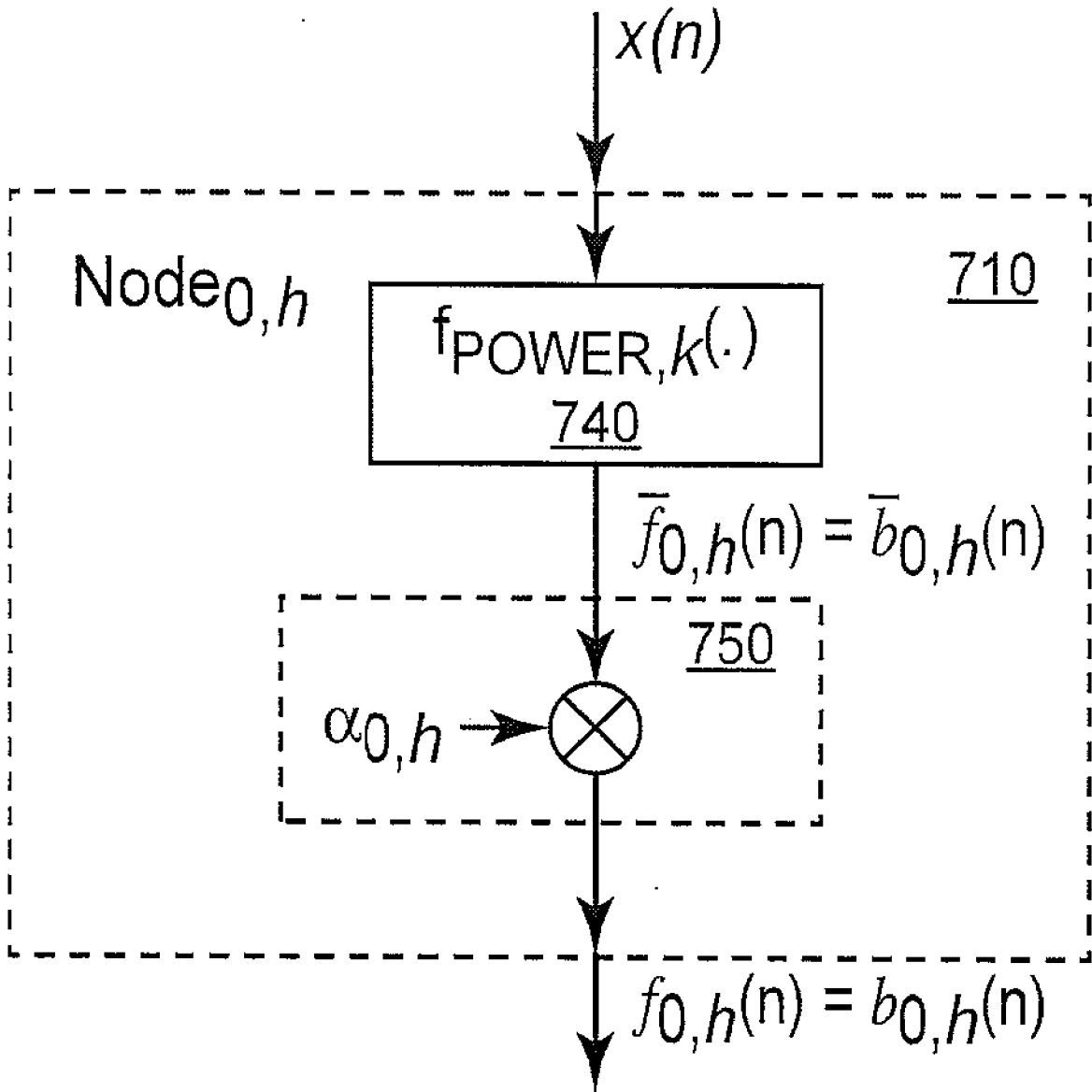


图 9

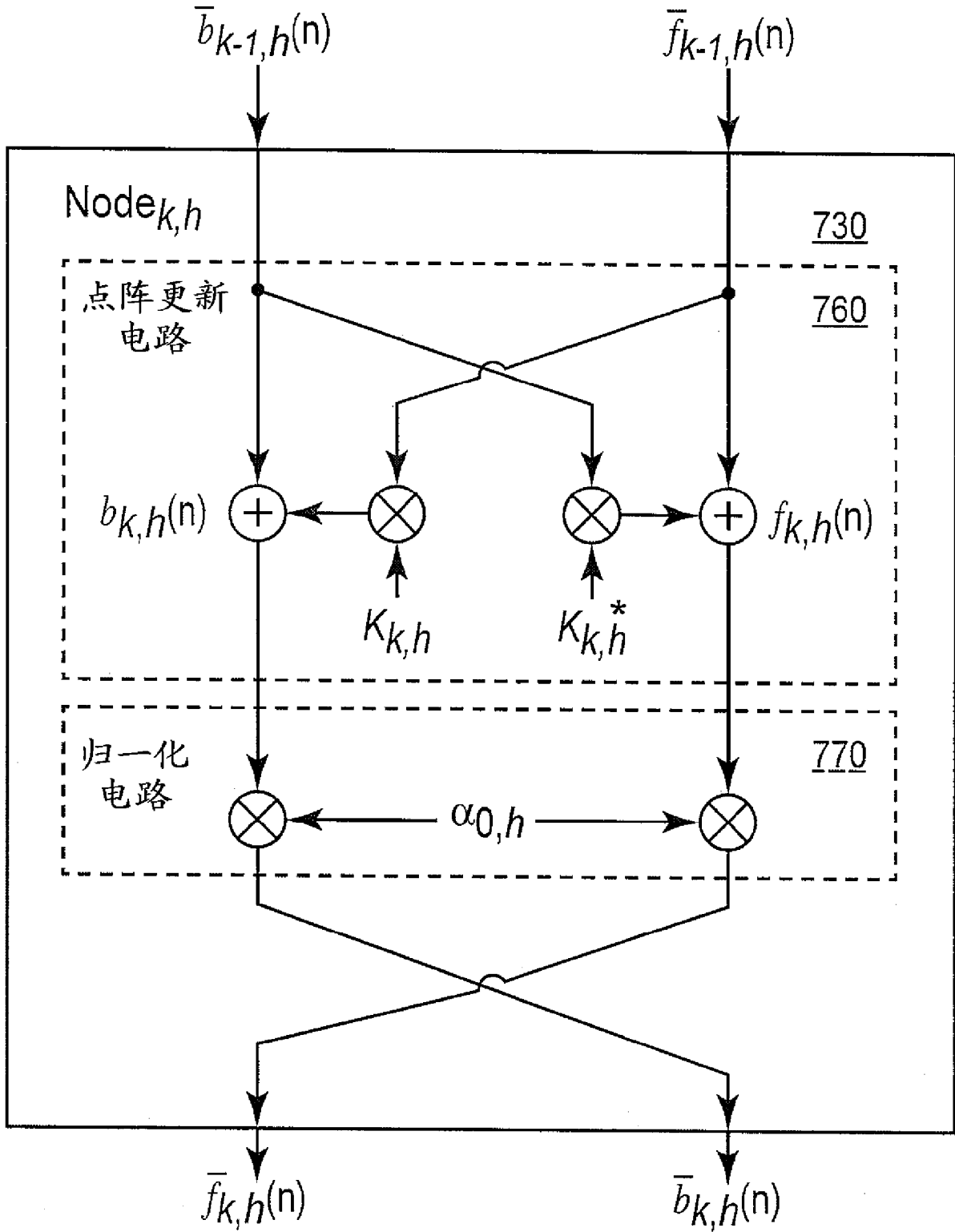


图 10

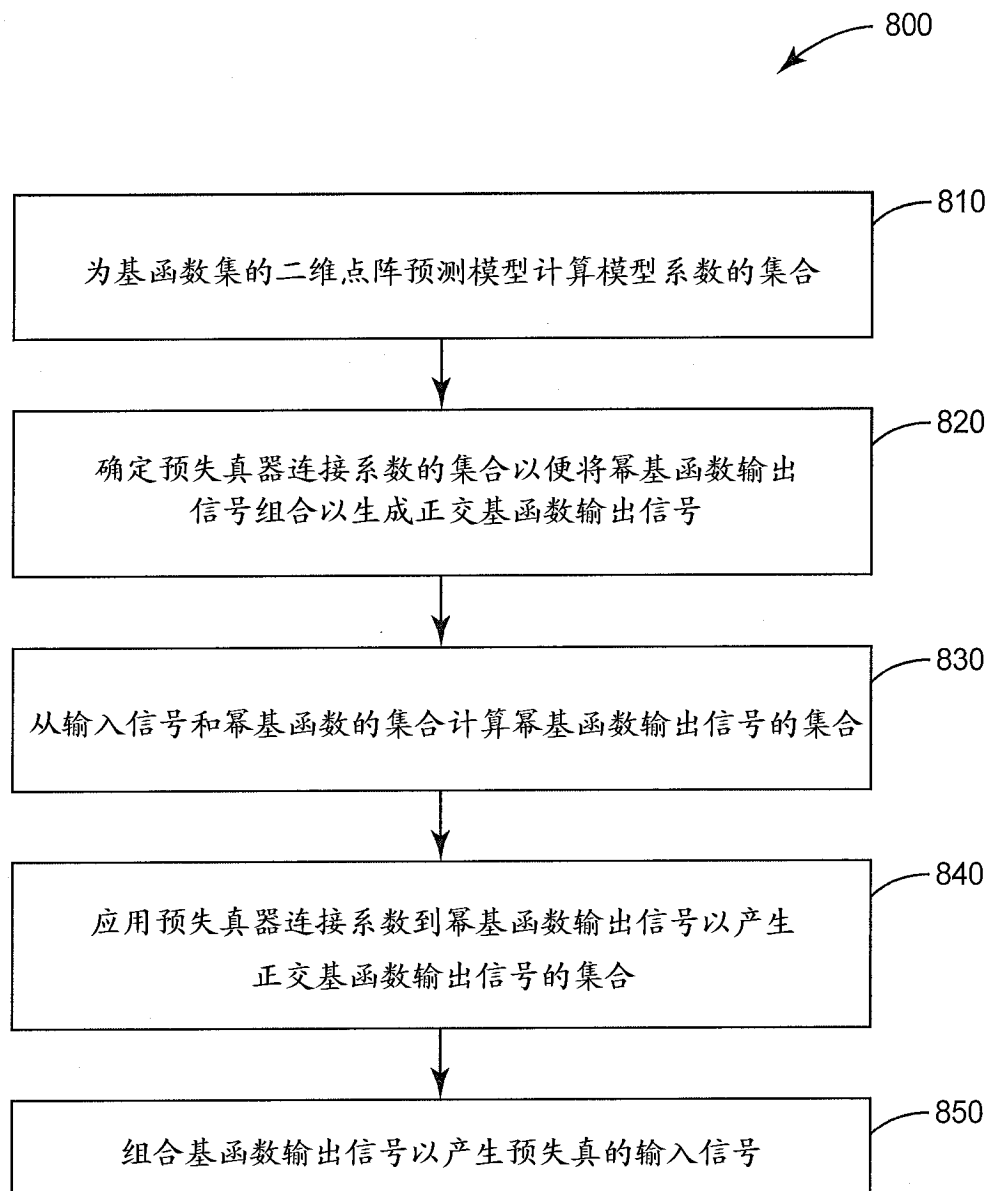


图 11

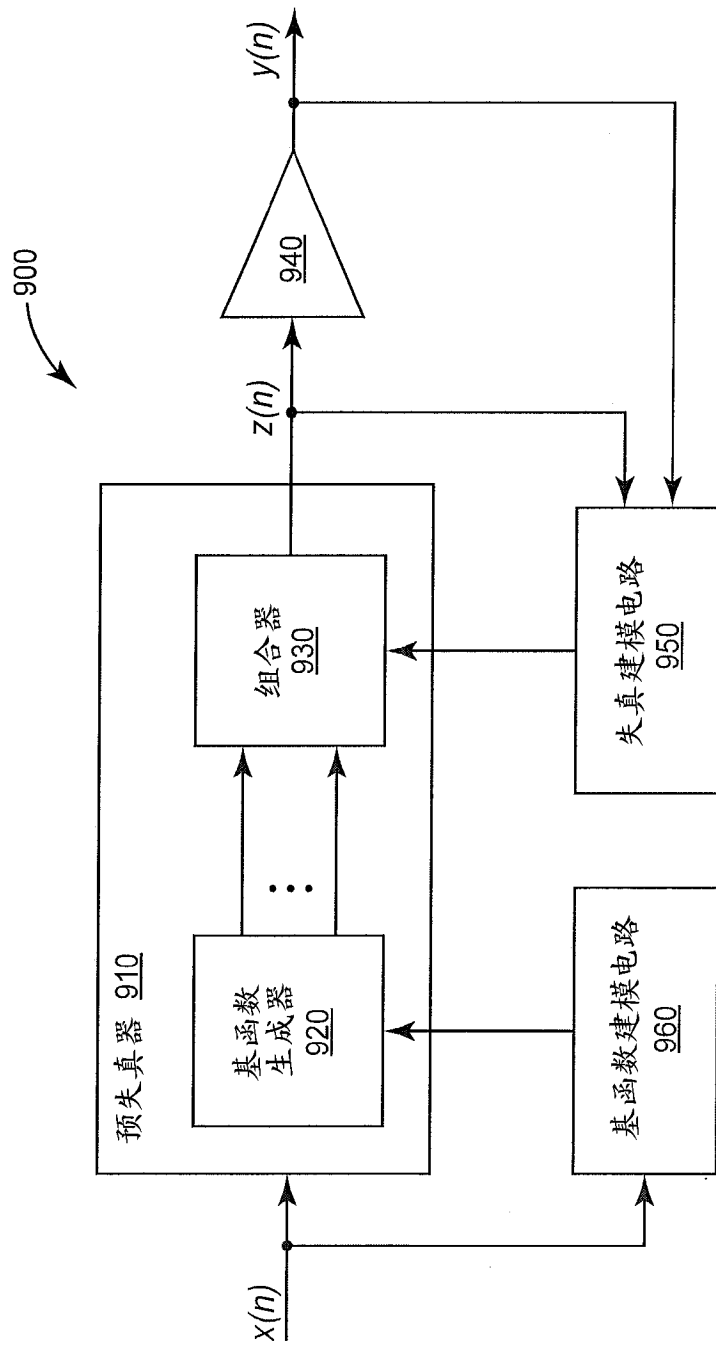


图 12