



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117454102 A

(43) 申请公布日 2024. 01. 26

(21) 申请号 202311340149.X

(22) 申请日 2023.10.16

(71) 申请人 浙江工业大学

地址 310014 浙江省杭州市拱墅区潮王路
18号

(72) 发明人 戴伟 戴学诚 孙毅

(74) 专利代理机构 杭州天正专利事务所有限公
司 33201

专利代理师 王兵 王益新

(51) Int. Cl.

G06F 18/15 (2023.01)

G06F 17/17 (2006.01)

G06N 3/126 (2023.01)

G06N 3/063 (2023.01)

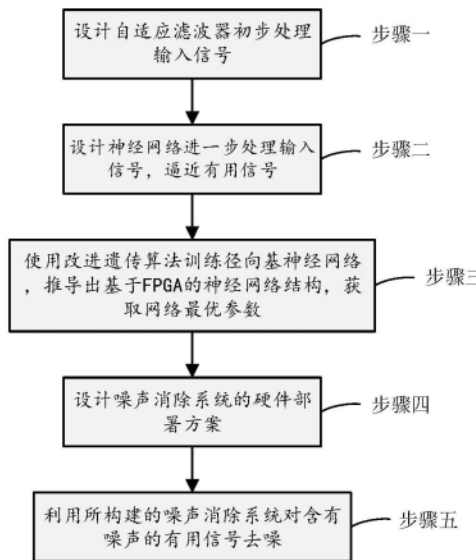
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自
适应噪声消除方法和装置

(57) 摘要

基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自
适应噪声消除方法和装置,其方法包括:步骤一、
设计自适应滤波器初步处理输入信号。步骤二、
设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信
号。步骤三、使用改进遗传算法训练径向基神经
网络,推导出基于FPGA的神经网络结构,获取网
络最优参数。步骤四、设计噪声消除系统的硬件
部署方案。步骤五、利用所构建的噪声消除系统
对含有噪声的有用信号去噪。本发明能够减小有
用信号噪声消除误差,提高穿越河流管道定位、
埋深检测精度。



1. 基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤一、设计自适应滤波器初步处理输入信号;

步骤二、设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信号;

步骤三、使用改进遗传算法训练径向基神经网络,推导出基于FPGA的神经网络结构,获取网络最优参数;

步骤四、设计噪声消除系统的硬件部署方案;

步骤五、利用所构建的噪声消除系统对含有噪声的有用信号去噪。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤一所述的设计自适应滤波器初步处理输入信号,具体包括:

将两路通道信号输入自适应滤波器中,对信号进行预处理;

其中两路通道信号分别为竖直线圈、水平线圈所接收信号,将竖直线圈作为水平线圈的噪声收集器;

使用最小均方算法设计自适应滤波器,滤波器输出的误差信号就是信号预处理后的有用信号初步估计。

3. 如权利要求2所述的方法,其特征在于,所述的自适应滤波器 $d(n)$ 表示 n 时刻的输入信号,是有用信号 $x(n)$ 与噪声 $N(n)$ 的叠加, $N'(n)$ 表示 n 时刻滤波器的另一输入信号, $y(n)$ 表示 n 时刻滤波器的实际输出信号, $e_1(n)$ 表示 n 时刻的误差信号:

$$e_1(n) = d(n) - y(n) = x(n) + N(n) - y(n) \quad (1)$$

令输入信号为 $X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-m)]^T$,滤波器的权系数 $W(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_m(n)]^T$,则自适应滤波器输出信号的计算公式为:

$$y(n) = \sum_{i=0}^m w_i x(n-i) = W^T(n)X(n) \quad (2)$$

滤波器输入信号与输出信号差值的最小均方值作为最优统计准则,计算代价函数 $J_1(n)$:

$$J_1(n) = E[(y(n) - N'(n))^2] \quad (3)$$

滤波器系数 $w(n)$ 的更新公式如下:

$$w(n+1) = w(n) - \mu \nabla J(n) \quad (4)$$

其中 ∇ 为沿梯度方向, μ 为滤波器步长因子,其取值范围为: $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$, λ_{\max} 为输入信号自相关矩阵 w 的最大特征值, $\nabla J = \frac{\partial(e^2(n))}{\partial w(n)} = -2e(n)X(n)$,代入公式(4)中可以得出滤波器系数 $w(n)$ 的更新公式:

$$w(n+1) = w(n) + 2\mu e(n)X(n) \quad (5)$$

4. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤二所述的设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信号,具体包括:

将自适应滤波器输出的误差信号输入构建的神经网络,进一步消除无关噪声,逼近有用信号;

其中设计的神经网络是径向基神经网络,计算神经网络的输出信号:

$$y_2(n) = \sum_{i=1}^m \omega_{ji} h_j(x), i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m \quad (6)$$

其中, m 为隐含层的节点数量, ω_{ji} 为网络隐含层到输出层的权值, $h_j(x)$ 为神经网络激活函数, 使用高斯函数作为神经网络激活函数:

$$h_j(x) = \exp\left[\frac{-\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right], j = 1, \dots, m \quad (7)$$

其中, σ_j 表示高斯核函数的宽度, $\|x - c_j\|^2$ 表示输入参数向量 x 与隐含层节点中心向量 c 的欧几里得范数, 神经网络代价函数是网络输出 $y_2(n)$ 和自适应滤波器输出 $e_1(n)$ 差值的均方函数:

$$J_2(n) = E[(y_2(n) - e_1(n))^2] \quad (8)$$

5. 如权利要求1所述的方法, 其特征在于, 步骤三所述的使用改进遗传算法训练径向基神经网络, 推导出基于FPGA的神经网络结构, 获取网络最优参数, 具体包括:

改进遗传算法, 包括设计交叉算子、变异算子;

使用改进后的遗传算法训练径向基神经网络, 执行梯度下降法若干次, 根据反复训练的效果确定迭代执行次数, 输出径向基神经网络的中心向量、宽度参数和权值。

6. 如权利要求5所述的方法, 其特征在于, 改进遗传算法, 包括:

根据精度 pre 和区间 $sec[l_{dem}, r_{dem}]$ 确定基因序列长度 $length = \log_2\left[\frac{sec}{pre} + 1\right]$, 基因-自变量的映射关系为:

$$x = l_{dem} + \frac{sec}{2^{length} - 1} * \sum_{i=1}^{length} indiv_i * 2^{i-1} \quad (9)$$

使用改进后的遗传算法训练径向基神经网络, 执行梯度下降法若干次, 根据反复训练的效果确定迭代执行次数, 计算参数调整量 $\Delta \omega_{ji}(n)$ 、 $\Delta c_j(n)$ 、 $\Delta \sigma_j(n)$:

$$\Delta \omega_{ji}(n) = -u_\omega \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ji}(n)} \quad (10)$$

$$\Delta c_j(n) = -u_c \frac{\partial E(n)}{\partial c_j(n)} \quad (11)$$

$$\Delta \sigma_j(n) = -u_\sigma \frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_j(n)} \quad (12)$$

其中 u_ω , u_c , u_σ 为各参数在迭代过程中的学习率, 取值范围为 $(0, \frac{2}{\|k_j\|^2})$ 。

7. 如权利要求1所述的方法, 其特征在于, 步骤四所述的设计噪声消除系统的硬件部署方案, 具体包括:

采用标准并行自适应模式设计第一级自适应滤波器硬件;

神经网络硬件实现方法与网络训练方法采用不同的方案, 即在网络训练阶段采用遗传算法训练网络的中心向量、宽度参数及权值, 硬件部署时将提前训练好的中心向量和宽度参数存入RAM中, 将训练好的权值作为线性输出组合的初始值;

使用CORDIC算法构建网络隐含层神经元激活函数, 使用LMS算法对系统权值进行更新。

8. 如权利要求7所述的方法,其特征在于,使用CORDIC算法构建网络隐含层神经元激活函数,使用LMS算法对系统权值进行更新,具体包括:

使用LMS算法对系统权值进行更新,使用CORDIC算法构建网络隐含层神经元激活函数,CORDIC选择双曲函数转换功能,激活函数与双曲正、余弦函数转换关系为:

$$e^{\theta} = \sinh\theta + \cosh\theta \quad (13)$$

$$\theta = \frac{-\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2} \quad (14)$$

9. 基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除装置,其特征在于,包括存储器和一个或多个处理器,所述存储器中存储有可执行代码,所述一个或多个处理器执行所述可执行代码时,用于实现权利要求1-8中任一项所述的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,其上存储有程序,该程序被处理器执行时,实现权利要求1-8中任一项所述的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及管道检测微弱信号去噪技术领域,具体涉及基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法和装置。

背景技术

[0002] 近年来随着科学技术的蓬勃发展,基于电磁法的管道检测技术得到了广泛应用。电磁法管道检测技术作为长期研究的管道探测技术之一,通过向管道中通以一定频率的电流信号,对管道所激发的磁场强度进行探测,从而获取管道的埋深及平面位置信息,

[0003] 然而穿越河流管道随着埋深的增加,周围环境更为复杂,在河流穿越管道定位检测过程中,所采集到的信号微弱,且易受到周边环境与自身电路的影响,对管道的探测带来了挑战。

[0004] 因此目前亟需一种能够减小有用信号噪声消除误差,提高穿越河流管道定位、埋深检测精度的方法。

发明内容

[0005] 本发明要克服现有技术的上述缺点,提供了基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法和装置,能够减小有用信号噪声消除误差,提高穿越河流管道定位、埋深检测精度。

[0006] 为达到上述目的,本发明的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤一、设计自适应滤波器初步处理输入信号。

[0008] 步骤二、设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信号。

[0009] 步骤三、使用改进遗传算法训练径向基神经网络,推导出基于FPGA的神经网络结构,获取网络最优参数。

[0010] 步骤四、设计噪声消除系统的硬件部署方案。

[0011] 步骤五、利用所构建的噪声消除系统对含有噪声的有用信号去噪。

[0012] 进一步地,步骤一所述的设计自适应滤波器初步处理输入信号,具体包括:

[0013] 将两路通道信号输入自适应滤波器中,对信号进行预处理;

[0014] 其中两路通道信号分别为竖直线圈、水平线圈所接收信号,将竖直线圈作为水平线圈的噪声收集器;

[0015] 使用最小均方算法设计自适应滤波器,滤波器输入信号与输出信号差值的最小均方值作为最优统计准则,滤波器输出的误差信号就是信号预处理后的有用信号初步估计。

[0016] 进一步地,步骤二所述的设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信号,具体包括:

[0017] 将自适应滤波器输出的误差信号输入构建的神经网络,进一步消除无关噪声,逼

近有用信号；

[0018] 其中设计的神经网络是径向基神经网络,使用高斯函数作为神经网络激活函数。

[0019] 进一步地,步骤三所述的使用改进遗传算法训练径向基神经网络,推导出基于FPGA的神经网络结构,获取网络最优参数,具体包括:

[0020] 改进遗传算法,包括设计交叉算子、变异算子;

[0021] 使用改进后的遗传算法训练径向基神经网络,执行梯度下降法若干次,根据反复训练的效果确定迭代执行次数,输出径向基神经网络的中心向量、宽度参数和权值。

[0022] 进一步地,步骤四所述的设计噪声消除系统的硬件部署方案,具体包括:

[0023] 采用标准并行自适应模式设计第一级自适应滤波器硬件。

[0024] 神经网络硬件实现方法与网络训练方法采用不同的方案,即在网络训练阶段采用遗传算法训练网络的中心向量、宽度参数及权值,硬件部署时将提前训练好的中心向量和宽度参数存入RAM中,将训练好的权值作为线性输出组合的初始值。

[0025] 使用CORDIC算法构建网络隐含层神经元激活函数,使用LMS算法对系统权值进行更新。

[0026] 本发明的第二个方面涉及基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除装置,包括存储器和一个或多个处理器,所述存储器中存储有可执行代码,所述一个或多个处理器执行所述可执行代码时,用于实现本发明的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

[0027] 本发明的第三个方面涉及一种计算机可读存储介质,其上存储有程序,该程序被处理器执行时,实现本发明的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

[0028] 本发明的有益效果是:

[0029] 本发明通过设计自适应滤波器和改进遗传算法训练径向基神经网络,确定噪声消除系统的硬件部署方案,可以减小有用信号噪声消除误差,提高穿越河流管道定位、埋深检测精度。

附图说明

[0030] 图1为本发明实施例中噪声消除模型基本结构示意图。

[0031] 图2为本发明实施例中自适应滤波器结构示意图。

[0032] 图3为本发明实施例中自适应滤波器算法流程图。

[0033] 图4为本发明实施例中RBF神经网络示意图。

[0034] 图5为本发明实施例中噪声消除模型整体结构示意图。

[0035] 图6为本发明实施例中硬件部署方案与检测流程对应关系示意图。

[0036] 图7为本发明实施例中提供的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法流程图。

具体实施方式

[0037] 下面结合附图并举实施例,对本发明进行详细描述。

[0038] 实施例1

[0039] 本实施例中,穿越河流管道定位检测系统采用电磁法原理,使用过河电缆将管道连接成为闭合回路,将发射机串接到管道回路中,由发射机向待测管道中持续发送低频正弦波信号,利用“T”字型接收探棒采集管道磁场信息,经过接收机中对采集信号的处理,最终将管道磁场信号转化为穿越河流管道的埋深及位置信息。

[0040] 在河流穿越管道定位检测过程中,所采集到的信号微弱,且易受到周边环境噪声与自身电路噪声的影响。

[0041] 因此在穿越河流管道定位检测中如何有效的消除噪声、提取有用信号是提高穿越河流管道定位、埋深检测精度的有效途径。

[0042] 本发明实施例提供的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法,其主要流程如图7所示,包括如下步骤:

[0043] 步骤一、设计自适应滤波器初步处理输入信号。

[0044] 利用电磁法原理,管道检测系统的传感器水平线圈接收水下管道磁场信号水平分量,竖直线圈接收磁场信号垂直分量,两路信号由信号调理模块初步处理后,经过模-数转换输入系统进行噪声消除。

[0045] 将竖直线圈所接收信号作为水平线圈的噪声收集器,将两路通道信号输入自适应滤波器中,对信号进行预处理。

[0046] 自适应滤波器基本结构如图2所示。

[0047] 其中 $d(n) = x(n) + N(n)$ 表示n时刻的输入信号,是有用信号与噪声的叠加,作为系统的期望, $N'(n)$ 表示n时刻滤波器的另一输入信号,且 $N'(n)$ 与 $N(n)$ 强相关,与 $x(n)$ 弱相关。

[0048] $y(n)$ 表示n时刻滤波器的实际输出信号,是对于噪声的估计, $e_1(n)$ 表示n时刻的误差信号,在系统中作为有用信号 $x(n)$ 的估计输出,为期望信号 $d(n)$ 与实际输出信号 $y(n)$ 的差值,通过式(1)计算 $e_1(n)$ 。

$$[0049] \quad e_1(n) = d(n) - y(n) = x(n) + N(n) - y(n) \quad (1)$$

[0050] 自适应滤波器采用最小均方算法,调节滤波器的参数来使误差信号 $e_1(n)$ 与有用信号 $x(n)$ 的差值达到最小。

[0051] 令输入信号为 $X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-m)]^T$

[0052] 通过式(2)计算自适应滤波器的输出 $y(n)$ 。

$$[0053] \quad y(n) = \sum_{i=0}^m w_i x(n-i) = W^T(n)X(n) \quad (2)$$

[0054] 其中, $W(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_m(n)]^T$, $w_m(n)$ 为滤波器的权系数, m 为滤波器阶数。

[0055] 系统将滤波器输出信号 $y(n)$ 与输入信号 $N'(n)$ 差值的最小均方值作为最优的统计准则,滤波器代价函数 $J_1(n)$ 即式(3)所示。

$$[0056] \quad J_1(n) = E[(y(n) - N'(n))^2] \quad (3)$$

[0057] 滤波器系数 $w(n)$ 的更新方式如式(4)所示。

$$[0058] \quad w(n+1) = w(n) - \mu \nabla J(n) \quad (4)$$

[0059] 式中 ∇ 为沿梯度方向, μ 为滤波器步长因子,其取值范围为:

$$[0060] \quad 0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}, \lambda_{\max} \text{ 为输入信号自相关矩阵 } W \text{ 的最大特征值。则:}$$

[0061] $\nabla J = \frac{\partial(e^2(n))}{\partial w(n)} = -2e(n)X(n)$,代入公式(4)中,滤波器系数 $w(n)$ 的更新公式即式(5)所

示。

$$[0062] \quad w(n+1) = w(n) + 2\mu e(n) X(n) \quad (5)$$

[0063] 由于步长 μ 固定,系统中自适应滤波器的稳态误差与收敛速度存在难以协调的矛盾,即大的步长使稳态误差较小,但收敛速度较慢;小的步长使收敛速度较快,但稳态时误差较大,需要调整参数以使信号预处理达到理想效果。管道检测系统经过训练,步长 μ 设为0.000986,滤波器阶数为4阶,自适应滤波器的算法流程图如图3所示。

[0064] 步骤二、设计神经网络进一步处理输入信号,逼近有用信号。

[0065] 经过自适应滤波器将输入信号噪声初步消除后,采用机器学习的思想,将自适应滤波器输出的误差信号 $e_1(n)$ 输入所构建的神经网络,进一步消除无关噪声,以逼近有用信号,神经网络结构如图4所示。

[0066] 其中,RBF神经网络采用LMS算法进行迭代更新,通过式(6)计算神经网络输出 $y_2(n)$ 。

$$[0067] \quad y_2(n) = \sum_{i=1}^m \omega_{ji} h_j(x), i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m \quad (6)$$

[0068] 式中, m 为隐含层的节点数量, ω_{ji} 为网络隐含层到输出层的权值, $h_j(x)$ 为神经网络基函数,系统定义为高斯核函数,即式(7)所示。

$$[0069] \quad h_j(x) = \exp\left[\frac{-\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right], j = 1, \dots, m \quad (7)$$

[0070] 式中, σ_j 表示高斯核函数的宽度, $\|x - c_j\|^2$ 表示输入参数向量 x 与隐含层节点中心向量 c 的欧几里得范数。

[0071] 在RBF非线性处理系统中,以神经网络输出 $y_2(n)$ 与上一级输出 $e_1(n)$ 差值的均方值作为代价函数,从而使得RBF输出 $y_2(n)$ 理想地逼近有用信号 $x(n)$,通过式(8)计算代价函数 $J_2(n)$ 。

$$[0072] \quad J_2(n) = E[(y_2(n) - e_1(n))^2] \quad (8)$$

[0073] 水下管道检测系统自适应噪声消除方法由自适应滤波系统与RBF神经网络构成,输入信号经自适应滤波器消噪后初步提高有用信号信噪比,后经径向基神经网络对有用信号进行逼近,其组成结构如图1所示。

[0074] 步骤三、使用改进遗传算法训练径向基神经网络,推导出基于FPGA的神经网络结构,获取网络最优参数。

[0075] 使用二进制01序列模拟生物基因,根据精度 pre 和区间 $sec[l_{dem}, r_{dem}]$ 确定基因序列长度,建立二进制-十进制-自变量的映射关系,由随机算子建立种群基因库,输出为自变量区间内的值 x 作为迭代初始种群。生成基因序列 $indiv$,计算出基因序列长度 $length = \log_2\left[\frac{sec}{pre} + 1\right]$,基因-自变量的映射关系即式(9)所示。

$$[0076] \quad x = l_{dem} + \frac{sec}{2^{length} - 1} * \sum_{i=1}^{length} indiv_i * 2^{i-1} \quad (9)$$

[0077] 将随机算子产生的自变量 x 作为RBF神经网络节点中心、宽度参数及权重参与进化,将系统输出信号 $y_2(n)$ 的均方误差作为适应度值选取下一代种群,此适应度值与系统误

差信号 $e_2(n)$ 相对应。

[0078] 选择较小误差作为较大适应度个体参与下一次进化。

[0079] (1) 交叉算子

[0080] 采用个体间基因互换的策略,设置一定的交叉概率,随机选取未被选择算子所选中的部分个体进行交叉遗传,交叉后的个体加入种群参与下一次进化,具体算法如下:

算法 1 RBF 噪声消除系统的交叉算子

输入: 交叉概率 p_1 , 待交叉的个体 x_1, \dots, x_n

输出: 交叉后的个体 x

生成代表所选取个体是否发生交叉的概率 p_{if} , 满足条件则将选取的个体 x_1, x_2

进行交叉, 不满足则在下一次交叉前继续进行比较

[0081]

for

if $p_{if1} > p_1$

$x_1(i, j) = x_2(i + 1, j)$

$x_1(i + 1, j) = x_2(i, j)$

end

[0082] (2) 变异算子

[0083] 采用个体自身基因0-1置换的策略,设置一定的变异概率,随机选取上一次进化后种群的部分个体进行变异操作,变异后的个体加入种群参与下一次进化,具体算法如下:

算法 2 RBF 噪声消除系统的交叉算子

[0084] 输入: 变异概率 p_2 , 待变异的个体 x

输出: 交叉后的个体 x

生成代表所选取个体是否发生变异的概率 p_{if2} , 满足条件则将选取的个体 x 进

行交叉, 不满足则在下一次变异前继续进行比较

for

if $p_{if2} > p_2$

[0085] *if* $x(i, j) == 0$

$x(i, j) = 1;$

else

$x(i, j) = 0;$

end

[0086] 由梯度下降法对所生成的初始参数进行预训练,学习网络基函数中心 $c_j(n)$ 和宽度参数 $\sigma_j(n)$,根据反复训练的效果来确定执行次数,并对网络由隐含层到输出层的权值 $\omega_{ji}(n)$ 进行训练,通过式(10)、式(11)、式(12)计算各参数调整量。

$$[0087] \quad \Delta\omega_{ji}(n) = -u_{\omega} \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ji}(n)} \quad (10)$$

$$[0088] \quad \Delta c_j(n) = -u_c \frac{\partial E(n)}{\partial c_j(n)} \quad (11)$$

$$[0089] \quad \Delta\sigma_j(n) = -u_{\sigma} \frac{\partial E(n)}{\partial \sigma_j(n)} \quad (12)$$

[0090] 式中 u_{ω} , u_c , u_{σ} 为各参数在迭代过程中的学习率,取值范围为 $(0, \frac{2}{\|k_j\|^2})$

[0091] 在训练过程中,过少的网络层数不能保证精度,过高的隐含层数会影响检测实时性,同时考虑到硬件实现的资源问题与难易程度,因此系统设计为N-4-1型网络。

[0092] 步骤四、设计噪声消除系统的硬件部署方案。

[0093] 第一级自适应滤波器硬件设计采用标准并行自适应模式。

[0094] 神经网络硬件实现方法与网络训练方法采用不同的方案,即在网络训练阶段采用遗传算法训练网络的中心向量、宽度参数及权值,硬件部署时将提前训练好的中心向量和宽度参数存入RAM中,将训练好的权值作为线性输出组合的初始值。

[0095] 使用CORDIC算法构建网络隐含层神经元激活函数,使用LMS算法对系统权值进行更新。

[0096] CORDIC核选择双曲函数转换功能,激活函数与双曲正、余弦函数转换关系如式(13)所示。

$$[0097] \quad e^{\theta} = \sinh\theta + \cosh\theta \quad (13)$$

$$[0098] \quad \theta = \frac{-\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2} \quad (14)$$

[0099] 数据处理过程分为两个阶段,训练阶段与实际检测阶段。在数据训练过程中,系统网络训练阶段对应实际检测中的校准点拨高测试,作为水面上检测点拟合曲线插值标准,接收探棒中两路通道所接收信号相当于测试集;在实际检测过程中,硬件实现阶段对应检测中的水面磁场信号采集,利用所设计的噪声消除系统进行数字信号处理,两路通道接收的信号相当于测试集,第二级信号处理硬件部署方案与检测流程对应关系如图6所示。

[0100] 步骤五、利用所构建的噪声消除系统对含有噪声的有用信号去噪。

[0101] 实施例2

[0102] 本实施例涉及基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除装置,包括存储器和一个或多个处理器,所述存储器中存储有可执行代码,所述一个或多个处理器执行所述可执行代码时,用于实现实施例1的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

[0103] 实施例3

[0104] 本实施例涉及一种计算机可读存储介质,其上存储有程序,该程序被处理器执行时,实现实施例1的基于FPGA的穿越河流管道定位检测系统自适应噪声消除方法。

[0105] 以上对本发明的实施方式作了详细说明,仅为本发明的较佳实施例,并非用于限定本发明的保护范围。凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,仍在本发明的保护范围之内。

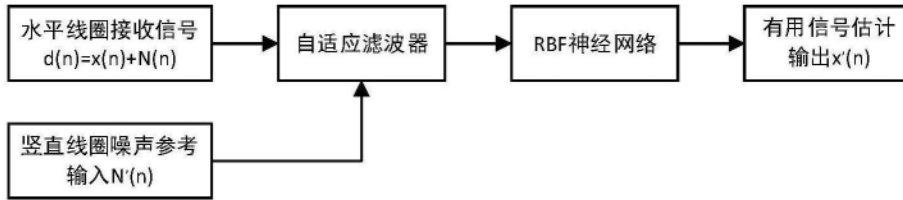


图1

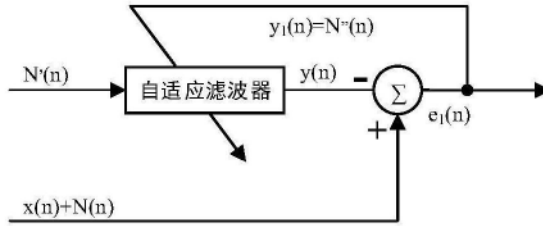


图2

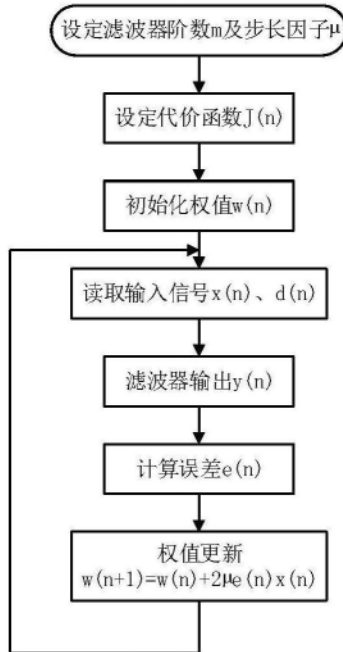


图3

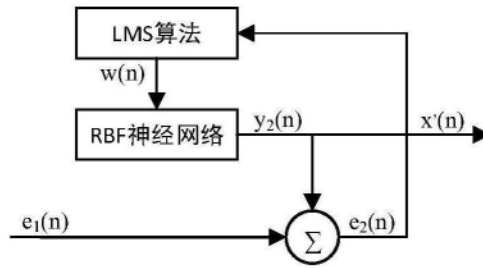


图4

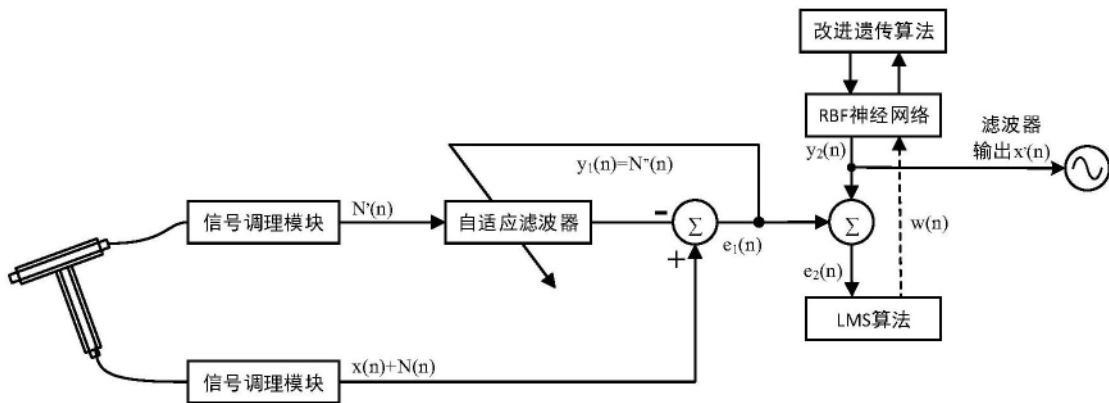


图5

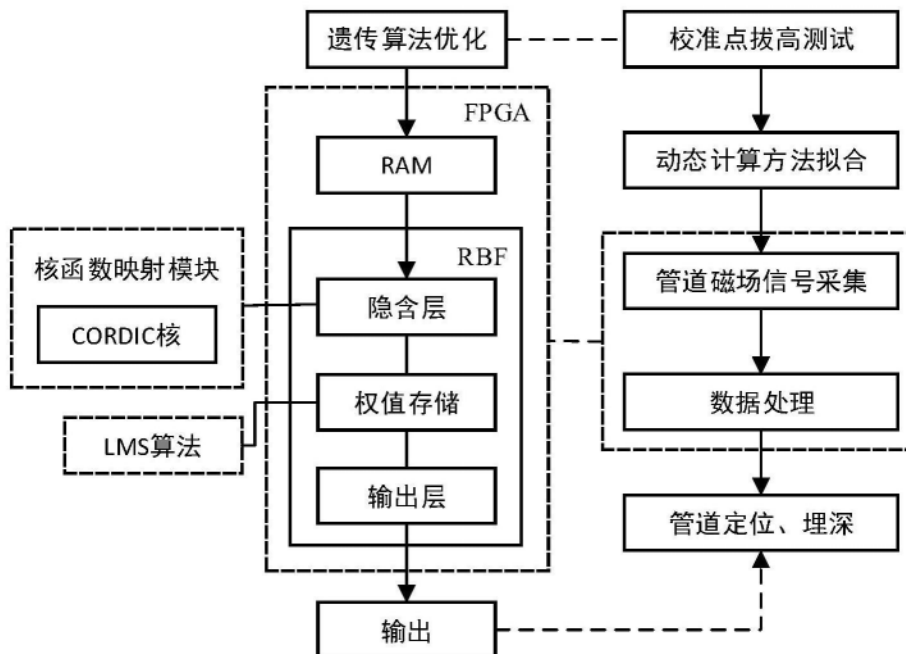


图6

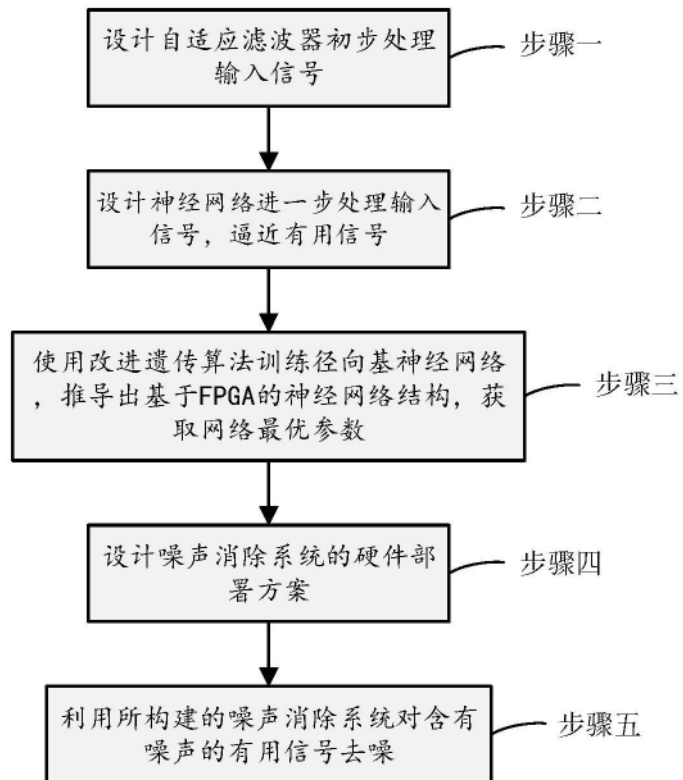


图7