



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 116318469 B

(45) 授权公告日 2024.03.22

(21) 申请号 202310027889.1

(22) 申请日 2023.01.09

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 116318469 A

(43) 申请公布日 2023.06.23

(73) 专利权人 中国电子科技集团公司第三十六研究所

地址 314033 浙江省嘉兴市洪兴路387号

(72) 发明人 杨利峰 周华吉 徐杰 普磊  
刘明骞 楼财义

(74) 专利代理机构 北京市隆安律师事务所  
11323

专利代理师 权鲜枝 吴昊

(51) Int. Cl.

H04B 17/345 (2015.01)

(56) 对比文件

CN 111769844 A, 2020.10.13

CN 115276847 A, 2022.11.01

US 2012300822 A1, 2012.11.29

US 2021218485 A1, 2021.07.15

US 2022412793 A1, 2022.12.29

刘明骞等. 认知无线电中非高斯噪声下数字调制信号识别方法. 通信学报. 2014, 第35卷 (第1期), 全文.

Mingqian Liu等. Spectrum Sensing Based on Maximum Generalized Correntropy Under Symmetric Alpha Stable Noise. IEEE. 2019, 第68卷 (第10期), 全文.

钟安琪; 郭莹. 非高斯噪声下信源数未知相干信号DOA估计. 微处理机. 2018, (05), 全文.

审查员 黄俊云

权利要求书3页 说明书10页 附图3页

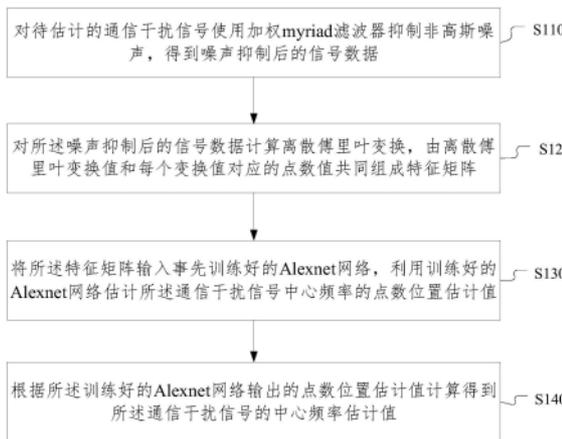
(54) 发明名称

非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置

(57) 摘要

本申请公开了一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置。所述方法包括：对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声，得到噪声抑制后的信号数据；对噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换，由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵；将特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络，利用训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值；根据训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到通信干扰信号的中心频率估计值。通过仿真实验验证，当广义干噪比高于0dB时，本申请方案的中心频率估计均方误差均能达到 $1 \times 10^{-4}$ 以下，不仅可以实现低广义干噪比下非高斯噪声环境的通信干扰信号的中心频率估计，且效果较好。

CN 116318469 B



1. 一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法,其特征在于,包括:

对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,得到噪声抑制后的信号数据;

对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵;

将所述特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络,利用所述训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数值位置估计值;

根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数值位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值;

其中:所述训练好的Alexnet网络是基于多个数据样本训练得到,每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数值位置,将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据,将对应的真实的中心频率的点数值位置作为网络训练标签,训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声得到噪声抑制后的信号数据,包括:

将使代价函数最小的观测值作为所述加权myriad滤波器输出的粗略估计值;以所述粗略估计值为初始值,进行多次迭代,将多次迭代后所得估计值作为所述加权myriad滤波器的最终输出;以及,

通过平均绝对误差最小的自适应方法计算所述加权myriad滤波器的权值,对所述代价函数关于权值变量求导并令其为0计算所述权值的最优值。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵,包括:

对所述噪声抑制后的信号数据进行采样,得到采样数据;

对所述采样数据计算离散傅里叶变换,N是变换点数,得到N个傅里叶变换值X(k);

由所述N个傅里叶变换值X(k)和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵M,所述特征矩阵M表示为:

$$M = \begin{pmatrix} X(1), X(2), \dots, X(N) \\ 1, 2, \dots, N \end{pmatrix}。$$

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数值位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值包括:

根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数值位置估计值,结合离散傅里叶变换的点数值位置以及采样过程中的采样频率,计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值,计算公式表示为:

$$f_0 = f_s * \frac{N_0}{N},$$

其中, $f_0$ 为中心频率估计值, $f_s$ 为信号的采样频率, $N_0$ 为Alexnet网络输出的点数值位置估计值,N为采样点数。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括采用如下方式事先构建

Alexnet网络:

利用ReLU函数构建所述Alexnet网络除最后一层之外的激活函数,利用linear函数构建所述Alexnet网络的最后一层的激活函数,利用MSELoss函数构建所述Alexnet网络的损失函数,采用随机梯度下降法构建所述Alexnet网络的优化算法;

所述将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据,将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签,训练事先构建的Alexnet网络直至收敛,包括:

利用最大最小归一化方法对数据样本中的所述特征矩阵和所述真实的中心频率的点数位置分别做归一化处理,得到归一化后的训练数据对;

使用多个数据样本的所述归一化后的训练数据对,训练所述Alexnet网络直至收敛。

6. 一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置,其特征在于,包括:

滤波单元,用于对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,得到噪声抑制后的信号数据;

离散傅里叶变换单元,用于对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵;

点数位置估计单元,用于将所述特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络,利用所述训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值;其中,所述训练好的Alexnet网络是基于多个数据样本训练得到,每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数位置;

中心频率计算单元,用于根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值;

所述装置还包括Alexnet网络训练单元,用于将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据,将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签,训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述滤波单元具体用于:

将使代价函数最小的观测值作为所述加权myriad滤波器输出的粗略估计值;以所述粗略估计值为初始值,进行多次迭代,将多次迭代后所得估计值作为所述加权myriad滤波器的最终输出;以及,

通过平均绝对误差最小的自适应方法计算所述加权myriad滤波器的权值,对所述代价函数关于权值变量求导并令其为0计算所述权值的最优值。

8. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述离散傅里叶变换单元具体用于:

对所述噪声抑制后的信号数据进行采样,得到采样数据;

对所述采样数据计算离散傅里叶变换,N是变换点数,得到N个傅里叶变换值X(k);

由所述N个傅里叶变换值X(k)和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵M,所述特征矩阵M表示为:

$$M = \begin{pmatrix} X(1), X(2), \dots, X(N) \\ 1, 2, \dots, N \end{pmatrix}。$$

9. 根据权利要求8所述的装置,其特征在于,所述中心频率计算单元具体用于:

根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值,结合离散傅里叶变换的点数

位置以及采样过程中的采样频率,计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值,计算公式表示为:

$$f_0 = f_s * \frac{N_0}{N},$$

其中, $f_0$ 为中心频率估计值, $f_s$ 为信号的采样频率, $N_0$ 为Alexnet网络输出的点数位置估计值, $N$ 为采样点数。

10. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,所述装置还包括Alexnet网络构建单元,用于利用ReLU函数构建所述Alexnet网络除最后一层之外的激活函数,利用linear函数构建所述Alexnet网络的最后一层的激活函数,利用MSELoss函数构建所述Alexnet网络的损失函数,采用随机梯度下降法构建所述Alexnet网络的优化算法;

所述Alexnet网络训练单元具体用于:

利用最大最小归一化方法对数据样本中的所述特征矩阵和所述真实的中心频率的点数位置分别做归一化处理,得到归一化后的训练数据对;

使用多个数据样本的所述归一化后的训练数据对,训练所述Alexnet网络直至收敛。

## 非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置

### 技术领域

[0001] 本申请属于认知无线通信中通信干扰信号参数估计技术领域,尤其涉及一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置。

### 背景技术

[0002] 无线通信中通信干扰信号影响着通信系统的信息传输安全,中心频率是通信干扰信号的重要参数。

[0003] 目前,关于通信干扰信号中心频率估计的相关工作已经取得了一些的成果。例如,郑鹏提出了利用频域平滑后的循环周期图对直扩信号的中心频率进行估计(郑鹏等,直扩信号载频、码元速率循环谱估计改进算法[J].电子测量技术,2011,34(09):30-34.)。J.Sun等人的方法对中心频率的估计分为粗估计和精估计两步,在频域对信号的中心频率做粗估计,然后计算自相关做精估计(J.Sun,Y.Ding,X.Wu.A joint time-frequency domain algorithm for carrier frequency estimation[C].Signal Processing, Communications and Computing(ICSPCC),2014IEEE International Conference on.IEEE,2014:301-306.)。

[0004] 然而上述的通信干扰信号中心频率估计方法,仍存在如下问题或缺陷:

[0005] 1) 现有通信干扰信号中心频率估计方法大多估计过程复杂,在非高斯噪声环境下通信干扰的功率/噪声功率,也即广义干燥比(Generalized Jam-to-noise ratio,GJNR)较低情况下,估计效果较差。

[0006] 2) 目前大多数的通信干扰信号中心频率估计的实现都是基于高斯噪声的假设,而实际通信环境中的噪声常常是非高斯分布。非高斯噪声建模一般使用alpha稳定分布噪声建模,由于alpha稳定分布噪声影响,使得现有的基于高斯噪声假设下设计的通信干扰信号中心频率的估计方法性能严重退化。

### 发明内容

[0007] 有鉴于此,本申请的主要目的在于提供了一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置,用于解决现有的基于高斯噪声假设下设计的通信干扰信号中心频率的估计方法性能严重退化,且在低广义干燥比情况下效果较差的问题。

[0008] 依据本申请的第一方面,提供了一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法,包括:

[0009] 对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,得到噪声抑制后的信号数据;

[0010] 对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵;

[0011] 将所述特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络,利用所述训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数值位置估计值;

[0012] 根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值；

[0013] 其中：所述训练好的Alexnet网络是基于多个数据样本训练得到，每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数位置，将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据，将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签，训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

[0014] 依据本申请的第二方面，提供了一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置，包括：

[0015] 滤波单元，用于对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声，得到噪声抑制后的信号数据；

[0016] 离散傅里叶变换单元，用于对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换，由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵；

[0017] 点数位置估计单元，用于将所述特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络，利用所述训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值；

[0018] 中心频率计算单元，用于根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值；

[0019] 其中，所述训练好的Alexnet网络是基于多个数据样本训练得到，每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数位置，

[0020] 所述装置还包括Alexnet网络训练单元，用于将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据，将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签，训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

[0021] 依据本申请的第三方面，提供了一种电子设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机可执行指令，所述计算机可执行指令被所述处理器执行时，实现前述的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法。

[0022] 依据本申请的第四方面，提供了一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储一个或多个计算机程序，所述一个或多个计算机程序被处理器执行时，实现前述的非高斯噪声下的通信干扰信号功率估计方法。

[0023] 本申请的有益效果是：

[0024] 本申请的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法和装置，通过对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声，能够消除非高斯噪声对后续信号处理的影响；通过对噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换，由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵，得到的特征矩阵可用来表征信号中心频率；通过将特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络，利用训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值，进而根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值，实现对通信干扰信号中心频率的估计。通过仿真实验验证，当广义干噪比高于0dB时，本申请的中心频率估计均方误差均能达到 $1 \times 10^{-4}$ 以下，可见本申请方案不仅可以实现低广义干噪比下非高斯噪声环境的通信干扰信号的中心频率估计，而且中心频率估计方法效果较好，既解决了现有的基于高斯噪声假设下设计的通信干扰信号中心频率的估计方法性能严重退化的问题，又解决了在低广义

干燥比情况下效果较差的问题。

### 附图说明

[0025] 为了更清楚地说明本申请中的技术方案,下面将对实施例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申请中记载的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,还可以根据这些附图获得其他的附图。在附图中:

[0026] 图1为本申请一个实施例提供的一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法的流程示意图;

[0027] 图2是本申请一个实施例提供的不同广义干噪比下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图;

[0028] 图3是本申请一个实施例提供的不同网络结构下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图;

[0029] 图4是本申请一个实施例提供的不同alpha噪声特征参数下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图;

[0030] 图5为本申请一个实施例提供的一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置的结构框图;

[0031] 图6为本申请一个实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

### 具体实施方式

[0032] 下面将参照附图更详细地描述本申请的示例性实施例。提供这些实施例是为了能够更透彻地理解本申请,并且能够将本申请的范围完整的传达给本领域的技术人员。虽然附图中显示了本申请的示例性实施例,然而应当理解,可以以各种形式实现本申请而不应被这里阐述的实施例所限制。

[0033] 图1为本申请一个实施例提供的一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法的流程示意图,参见图1,本申请的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法包括如下步骤S110至步骤S140:

[0034] 步骤S110,对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,得到噪声抑制后的信号数据。

[0035] 加权myriad滤波器是抑制非高斯噪声的滤波器,本步骤S110对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器进行滤波,目的是对待估计的通信干扰信号预先进行消噪处理,以抑制非高斯噪声对后续信号处理的影响。

[0036] 下面是对本步骤S110的具体说明:

[0037] 假设给定观察样本 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ ,以及样本分布的尺度参数 $K > 0$ ,则Myriad滤波的输出 $\hat{\theta}$ 表示为:

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \text{Myriad}(K; x, x) \\ [0038] \quad &= \arg \min_{\theta} \prod_{i=1}^N [K^2 + (x_i - \theta)^2] \end{aligned}$$

[0039] 其中, Myriad( $K; x, w$ ) 为 Myriad 滤波的代价函数,  $\prod_{i=1}^N [K^2 + (x_i - \theta)^2]$  为似然函数; 如果为每个输入样本添加一个非负权重  $w_i$ , 并且令:

$$[0040] \quad S_i = \frac{K}{\sqrt{w_i}} > 0 (i=1, 2, \dots, N)$$

[0041] 其中,  $S_i$  为尺度参数, 且服从柯西分布, 则加权 Myriad 滤波的输出公式为:

$$[0042] \quad \hat{\theta}_K = \arg \min_{\theta} \prod_{i=1}^N \left[ 1 + w_i \left( \frac{x_i - \theta}{K} \right)^2 \right]$$

$$= \arg \min_{\theta} \sum_{i=1}^N \log \left[ 1 + \left( \frac{x_i - \theta}{S_i} \right)^2 \right]$$

[0043] 求上述估计值即求使一个目标函数取得最小值时的  $\theta$ , 其中目标函数  $L_K(\theta, w, x)$  为:

$$[0044] \quad L_K(\theta, w, x) = \log(G_K(\theta, w, x))$$

[0045] 其中, 代价函数  $G_K(\theta, w, x)$  为:

$$[0046] \quad G_K(\theta, w, x) = \prod_{i=1}^N \left[ 1 + \left( \frac{x_i - \theta}{S_i} \right)^2 \right];$$

[0047] 通过不断迭代使结果逐步逼近估计值: 首先设计一个窗口, 设窗长为  $N$ , 将窗内的  $N$  个观测值带入代价函数  $G(x_i)$ , 将使代价函数最小的观测值作为滤波输出的粗略估计值, 其表达式为:

$$[0048] \quad \hat{\theta}_s = \arg \min_{x_i} G(x_i)$$

[0049] 以  $\hat{\theta}_s$  为初始值, 进行  $L$  次迭代, 将  $L$  次迭代后所得估计值作为滤波器的最终输出, 迭代公式如下:

$$[0050] \quad \theta = T^{(L)}(\hat{\theta}_s)$$

[0051] 滤波算法中权值通过平均绝对误差最小的自适应方法计算得到; 设滤波器的真实输出为  $y(w, X)$ , 期望输出为  $d$ , 滤波误差为  $e = y - d$ , 得到代价函数  $R(w, K)$  为:

[0052] , 代价函数最小; 因此对代价函数关于权值变量求导并令其为 0 计算最优值, 则滤波器权值的迭代公式为:

$$[0053] \quad w_i(n+1) = P \left[ w_i(n) + \mu \operatorname{sgn}(e) \frac{(y - x_i)}{\left[ 1 + \frac{w_i}{K^2} (y - x_i)^2 \right]^2} (n) \right]$$

[0054] 其中,  $w_i(n)$  为第  $i$  个权值的第  $n$  次迭代,  $\mu$  为迭代步长,  $P[u]$  函数为矩阵函数,  $\operatorname{sgn}(\cdot)$  为符号函数, 尺度参数  $K$  的值根据下面的经验公式来选择:

$$[0055] \quad K(\alpha, \gamma) = \gamma^{1/\alpha} \sqrt{\alpha / (2 - \alpha)}$$

[0056] 其中,  $\alpha, 0 < \alpha \leq 2$  为非高斯噪声的特征参数,  $\gamma, \gamma \geq 0$  为非高斯噪声的分散系数, 又称尺度参数, 与方差在高斯分布中描述衡量样本相对于样本均值的偏离程度的作用类似。

[0057] 可见, 本步骤S110通过不断迭代使结果逐步逼近估计值, 可以简化滤波运算; 通过平均绝对误差最小的自适应方法计算滤波算法中的权值, 可以达到最佳的滤波效果。

[0058] 步骤S120, 对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换, 由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵。

[0059] 本步骤S120具体包括:

[0060] 1) 对上一步骤S110得到的噪声抑制后的信号数据进行采样, 得到采样数据。

[0061] 2) 对采样数据计算离散傅利叶变换,  $N$  是变换点数, 得到  $N$  个傅利叶变换值  $X(k)$ 。

[0062] 离散傅利叶变换的公式为:  $X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{kn}, k = 0, 1, \dots, N-1, W_N = e^{-j\frac{2\pi}{N}}$ ,

[0063] 其中,  $x(n)$  是时域通信干扰信号,  $X(k)$  是通信干扰信号的傅里叶变换值,  $N$  是变换点数。

[0064] 3) 由所述  $N$  个傅利叶变换值  $X(k)$  和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵  $M$ , 特征矩阵  $M$  表示为:

$$[0065] \quad M = \begin{pmatrix} X(1), X(2), \dots, X(N) \\ 1, 2, \dots, N \end{pmatrix}。$$

[0066] 该特征矩阵  $M$  能够用来表征信号中心频率的特征。

[0067] 步骤S130, 将所述特征矩阵输入事先训练好的 Alexnet 网络, 利用训练好的 Alexnet 网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值。

[0068] 本申请方案的核心是训练神经网络输出表征信号中心频率的特征, 然后利用训练好的神经网络来估计通信干扰信号的中心频率。

[0069] 本申请选用的神经网络为 Alexnet 网络, 并在训练之前采用如下方式构建 Alexnet 网络:

[0070] 利用 ReLU 函数构建所述 Alexnet 网络除最后一层之外的激活函数, 利用 linear 函数构建所述 Alexnet 网络的最后一层的激活函数, 利用 MSE Loss 函数构建所述 Alexnet 网络的损失函数, 采用随机梯度下降法构建所述 Alexnet 网络的优化算法。

[0071] 具体考虑如下:

[0072] 激活函数: 由于本申请方案是为了估计数值而不是为了实现分类, 同时与用于估计的损失函数进行配合利用, 因此本申请在构建 Alexnet 网络的激活函数时, 除最后一层之外都利用了 ReLU 函数, 而最后一层利用了 linear 函数。

[0073] 损失函数: 由于本申请方案的估计任务属于神经网络的回归类任务, 回归任务最常利用的损失函数是 MSE Loss (L2 损失) 函数, 也称均方误差 (Mean Square Error, MSE), MSE 的数学特性使得计算梯度很容易。MSE Loss 函数计算的是预测值和实际值二者差值的平方均值。MSE Loss 函数表示为:

$$[0074] \quad \text{loss} = (x_i - y_i)^2,$$

[0075] 其中,  $x$  和  $y$  分别表示网络的真实标签和网络训练中的输出。

[0076] 优化算法:本申请采取的优化算法是随机梯度下降法,也简称SGD((Stochastic Gradient Descent)算法。可以表示为:

$$[0077] \quad \theta = \theta - \eta J(\theta; x_i, y_i);$$

[0078]  $\theta$ 为要更新的参数,  $(x_i, y_i)$  为训练样本数据,  $\eta$ 是学习率,  $\Delta J(\theta)$  是损失函数 $J(\theta)$  关于参数 $\theta$ 的梯度。

[0079] 对构建好的Alexnet网络,需要使用多个数据样本进行训练。本申请中每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数位置,将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据,将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签,训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

[0080] 训练过程中,对输入Alexnet网络的每个数据样本中的所述特征矩阵和所述真实的中心频率的点数位置,分别利用最大最小归一化方法做归一化处理,得到归一化后的训练数据对,然后利用归一化后的训练数据对,训练所述Alexnet网络直至收敛。

[0081] 对数据样本做归一化处理,能够加快求最优解的速度,另外由于每次新输入Alexnet网络的数据样本,都有可能导致最大值和最小值发生变化,因此本申请利用最大最小归一化方法对数据样本做归一化处理,还可能提高估算精度。

[0082] 步骤S140,根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值。

[0083] 根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值,结合离散傅利叶变换的点数位置以及采样过程中的采样频率,计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值,计算公式表示为:

$$[0084] \quad f_0 = f_s * \frac{N_0}{N},$$

[0085] 其中, $f_0$ 为中心频率估计值, $f_s$ 为信号的采样频率, $N_0$ 为Alexnet网络输出的点数位置估计值, $N$ 为采样点数。

[0086] 下面结合仿真实验对本申请的技术效果作详细的描述。

[0087] 为了评估本申请方案的性能,进行仿真验证。仿真参数设置如下:

[0088] 选取线性扫频干扰、噪声调频干扰、部分频带干扰和BPSK调制干扰四种干扰信号进行仿真实验。干扰信号的载频都为4MHz,采样频率为30MHz,采样点数为1024,信号幅值为1。 $\alpha$ 稳定分布噪声的特征参数取值区间为[0.6, 2]。加权myriad滤波器的窗口长度设置为96,初始滤波器权重向量为 $w = [1, 1, , 1]$ ,步长因子 $\mu = 0.01$ 。本申请构建了Alexnet网络,网络输入数据的中心频率是3~7MHz,每1MHz频率间隔重新生成一个通信干扰信号。对每个中心频率信号都得到在广义干噪比GJNR为[-5, 10]dB下的训练数据样本共计8000个,测试数据样本共2000个。在训练过程中,数据批次大小为32,训练学习率为0.005,训练直至收敛。在使用网络过程中,对每个GJNR或 $\alpha$ 噪声特征参数都进行20次测试,计算20次的结果的均方误差作为此刻的估计误差。

[0089] 衡量Alexnet网络的估计效果使用均方误差,计算公式为:

$$[0090] \quad MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{true} - f_{est}(i))^2;$$

[0091] 其中, $N$ 为同一广义干噪比 $GJNR$ 或同一 $\alpha$ 稳定分布噪声特征参数下估计的实验次数, $f_{true}$ 为实际中心频率, $f_{est}$ 为估计的中心频率。

[0092] 图2是本申请一个实施例提供的不同广义干噪比下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图;图3是本申请一个实施例提供的不同网络结构下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图;图4是本申请一个实施例提供的不同 $\alpha$ 噪声特征参数下通信干扰信号中心频率估计性能的示意图。

[0093] 对同一通信干扰信号进行了不同广义干噪比下的仿真实验,仿真结果如图2所示。当 $\alpha$ 稳定分布噪声特征指标 $\alpha=1.5$ 时,仿真了同一通信干扰信号中心频率时的线性扫频干扰、噪声调频干扰、部分频带干扰以及BPSK调制干扰四种通信干扰信号在不同广义干噪比 $GJNR$ 下的估计实验。由图2可以看出,这四种通信干扰信号的中心频率估计误差均随 $GJNR$ 的增大而减小,低广义干噪比下能够较好地估计中心频率。

[0094] 对同一通信干扰信号进行了在不同网络结构下的仿真实验,仿真结果如图3所示。从图3中可以看出,本申请选用的Alexnet网络相比于传统的DNN网络(deep neural networks,深度神经网络)和CNN网络(convolutional neural networks,深度神经网络)可以更好地估计中心频率,而且 $GJNR$ 低于3dB时,本申请具有更大的优势。

[0095] 对同一通信干扰信号进行了不同 $\alpha$ 噪声特征参数下的仿真实验,仿真结果如图4所示。仿真了同一中心频率时线性扫频干扰、噪声调频干扰、部分频带干扰以及BPSK调制干扰四种通信干扰信号在不同 $\alpha$ 稳定分布噪声特征参数下的估计实验。从图4中可以看出,本申请在不同 $\alpha$ 稳定分布噪声特征参数下中心频率估计效果都不差,尤其在特征参数大于1时估计效果更好。

[0096] 在上述实施例中,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用全部或部分地以计算机程序产品的形式实现,所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载或执行所述计算机程序指令时,全部或部分地产生按照本发明实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输,例如,所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线(DSL)或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输)。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质(例如软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如DVD)、或者半导体介质(例如固态硬盘Solid State Disk(SSD))等。

[0097] 综上所述,本申请提供的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法,通过对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,能够消除非高斯噪声对后续信号处理的影响;通过对噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵,得到的特征矩阵可用来表征信号中心频率;通过将特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络,利用训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数值位置估计值,进而根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数值位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值,实现对通信干扰信号中

心频率的估计。通过仿真实验验证,当广义干噪比高于0dB时,本申请的中心频率估计均方误差均能达到 $1 \times 10^{-4}$ 以下,可见本申请方案不仅可以实现低广义干燥比下非高斯噪声环境的通信干扰信号的中心频率估计,而且中心频率估计方法效果较好,既解决了现有的基于高斯噪声假设下设计的通信干扰信号中心频率的估计方法性能严重退化的问题,又解决了在低广义干燥比情况下效果较差的问题。

[0098] 与前述非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法同属于一个技术构思,本申请还提供了对应的装置实施例。图5为本申请一个实施例提供的一种非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置的结构框图。参见图5,本申请提供的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置包括:

[0099] 滤波单元510,用于对待估计的通信干扰信号使用加权myriad滤波器抑制非高斯噪声,得到噪声抑制后的信号数据;

[0100] 离散傅里叶变换单元520,用于对所述噪声抑制后的信号数据计算离散傅里叶变换,由离散傅里叶变换值和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵;

[0101] 点数位置估计单元530,用于将所述特征矩阵输入事先训练好的Alexnet网络,利用所述训练好的Alexnet网络估计所述通信干扰信号中心频率的点数位置估计值;

[0102] 中心频率计算单元540,用于根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值;

[0103] 其中,所述训练好的Alexnet网络是基于多个数据样本训练得到,每个数据样本对应一个通信干扰信号样本的所述特征矩阵和真实的中心频率的点数位置,

[0104] 所述装置还包括Alexnet网络训练单元500,用于将多个数据样本的所述特征矩阵作为网络训练输入数据,将对应的真实的中心频率的点数位置作为网络训练标签,训练事先构建的Alexnet网络直至收敛。

[0105] 在一个实施例中,所述滤波单元510具体用于:

[0106] 将使代价函数最小的观测值作为所述加权myriad滤波器输出的粗略估计值;以所述粗略估计值为初始值,进行多次迭代,将多次迭代后所得估计值作为所述加权myriad滤波器的最终输出;以及,

[0107] 通过平均绝对误差最小的自适应方法计算所述加权myriad滤波器的权值,对所述代价函数关于权值变量求导并令其为0计算所述权值的最优值。

[0108] 在一个实施例中,所述离散傅里叶变换单元520具体用于:

[0109] 对所述噪声抑制后的信号数据进行采样,得到采样数据;

[0110] 对所述采样数据计算离散傅利叶变换,N是变换点数,得到N个傅利叶变换值 $X(k)$ ;

[0111] 由所述N个傅利叶变换值 $X(k)$ 和每个变换值对应的点数值共同组成特征矩阵M,所述特征矩阵M表示为:

$$[0112] \quad M = \begin{pmatrix} X(1), X(2), \dots, X(N) \\ 1, 2, \dots, N \end{pmatrix}。$$

[0113] 在一个实施例中,所述中心频率计算单元540具体用于:

[0114] 根据所述训练好的Alexnet网络输出的点数位置估计值,结合离散傅利叶变换的点数位置以及采样过程中的采样频率,计算得到所述通信干扰信号的中心频率估计值,计

算公式表示为：

$$[0115] \quad f_0 = f_s * \frac{N_0}{N},$$

[0116] 其中,  $f_0$  为中心频率估计值,  $f_s$  为信号的采样频率,  $N_0$  为Alexnet网络输出的点数位置估计值,  $N$  为采样点数。

[0117] 在一个实施例中, 本申请装置还包括Alexnet网络构建单元, 用于利用ReLU函数构建所述Alexnet网络除最后一层之外的激活函数, 利用linear函数构建所述Alexnet网络的最后一层的激活函数, 利用MSELoss函数构建所述Alexnet网络的损失函数, 采用随机梯度下降法构建所述Alexnet网络的优化算法;

[0118] 所述Alexnet网络训练单元500具体用于:

[0119] 利用最大最小归一化方法对数据样本中的所述特征矩阵和所述真实的中心频率的点数位置分别做归一化处理, 得到归一化后的训练数据对;

[0120] 使用多个数据样本的所述归一化后的训练数据对, 训练所述Alexnet网络直至收敛。

[0121] 本申请的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计装置中的各个单元的实现, 可以参见前述的方法实施例的对应步骤, 在此不再赘述。

[0122] 与前述非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法同属于一个技术构思, 本申请一个实施例还提供了一种电子设备。图6为本申请一个实施例提供的一种电子设备的结构示意图。参见图6, 在硬件层面, 该电子设备包括存储器和处理器, 可选地还包括显示面板、接口模块、通信模块等。当然, 该电子设备还可能包括其他业务所需要的硬件。

[0123] 处理器、显示面板、接口模块、通信模块和存储器可以通过内部总线相互连接, 该内部总线可以是ISA (Industry Standard Architecture, 工业标准体系结构) 总线、PCI (Peripheral Component Interconnect, 外设部件互连标准) 总线或EISA (Extended Industry Standard Architecture, 扩展工业标准结构) 总线等。总线可以分为地址总线、数据总线、控制总线等。为便于表示, 图6中仅用一个双向箭头表示, 但并不表示仅有一根总线或一种类型的总线。

[0124] 存储器, 用于存放计算机可执行指令。存储器可能包含内存, 例如高速随机存取存储器 (Random-Access Memory, RAM), 也可能还包括非易失性存储器 (non-volatile memory), 例如至少一个磁盘存储器等。存储器通过内部总线向处理器提供计算机可执行指令。

[0125] 处理器, 执行存储器所存放的计算机可执行指令, 并具体用于实现前述本申请的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法。在实现过程中, 上述方法的各步骤可以通过处理器中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器可以是通用处理器, 包括中央处理器 (Central Processing Unit, CPU)、网络处理器 (Network Processor, NP) 等; 还可以是数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现场可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。

[0126] 本申请实施例还提出了一种计算机可读存储介质, 所述计算机可读存储介质存储

一个或多个计算机程序,所述一个或多个计算机程序当被包括多个应用程序的电子设备执行时,实现前述的非高斯噪声下的通信干扰信号中心频率估计方法。

[0127] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质上实施的计算机程序产品的形式。

[0128] 计算机可读存储介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体,可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括,但不限于相变内存 (PRAM)、静态随机存取存储器 (SRAM)、动态随机存取存储器 (DRAM)、其他类型的随机存取存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、电可擦除可编程只读存储器 (EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器 (CD-ROM)、数字多功能光盘 (DVD) 或其他光学存储、磁盒式磁带,磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质,可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定,计算机可读存储介质不包括暂存电脑可读媒体 (transitory media),如调制的数据信号和载波。

[0129] 还需要说明的是,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、商品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、商品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括要素的过程、方法、商品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0130] 以上所述,仅为本申请的具体实施方式,在本申请的上述教导下,本领域技术人员可以在上述实施例的基础上进行其他的改进或变形。本领域技术人员应该明白,上述的具体描述只是更好的解释本申请的目的,本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

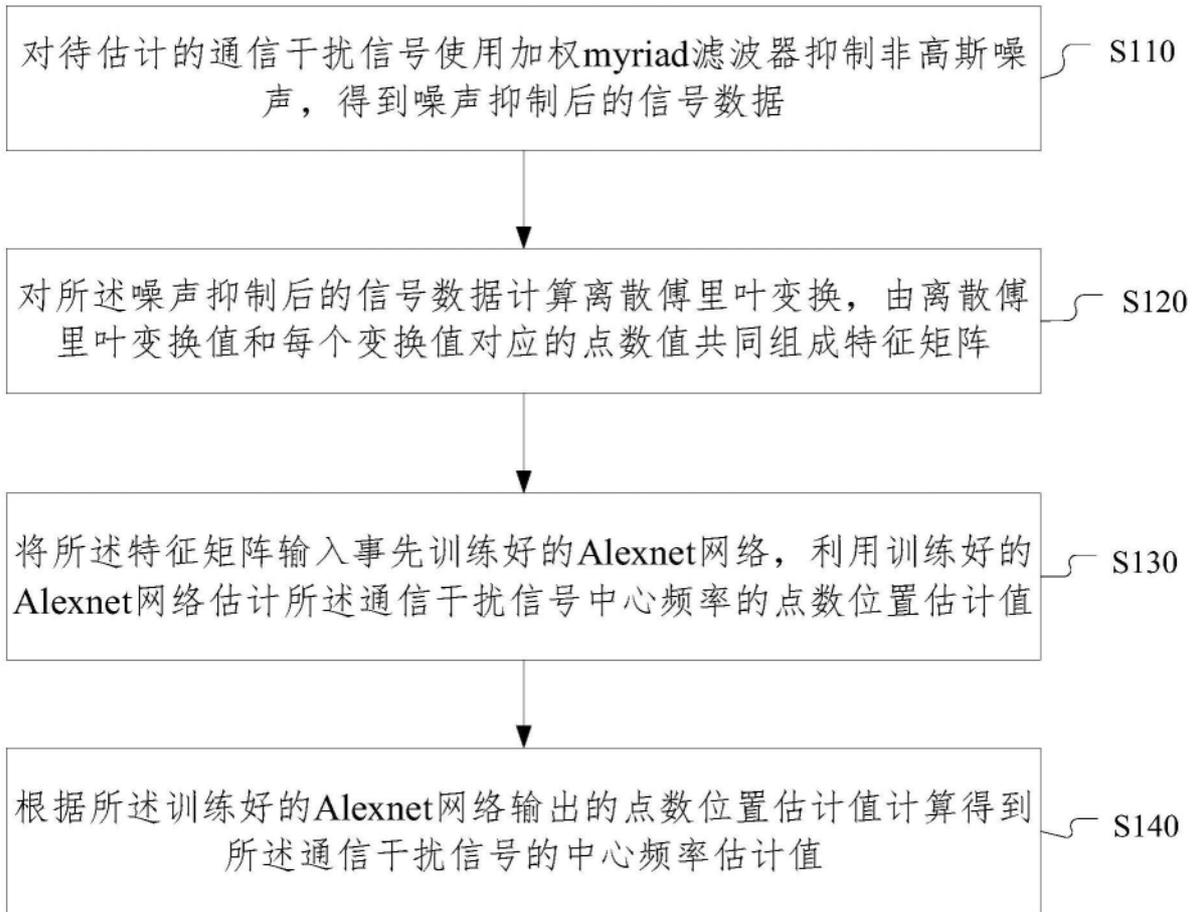


图1

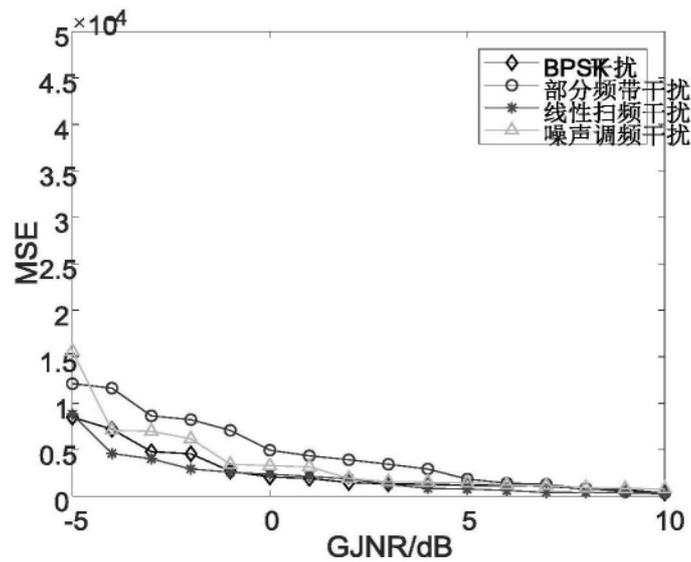


图2

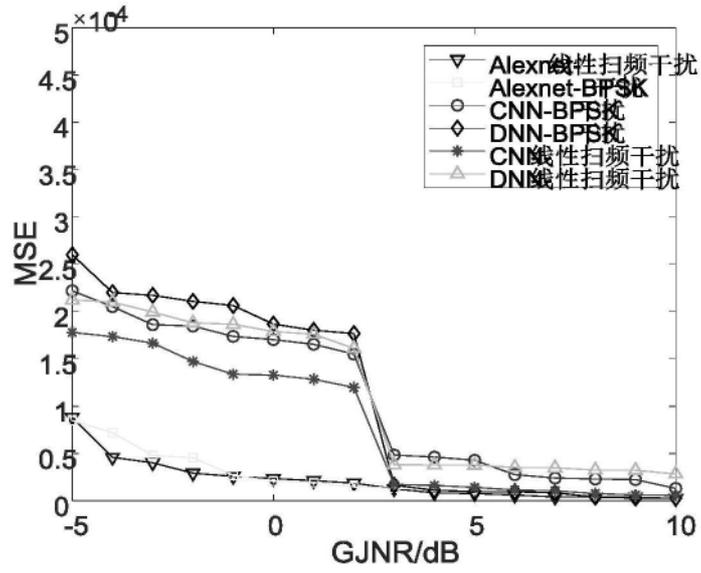


图3

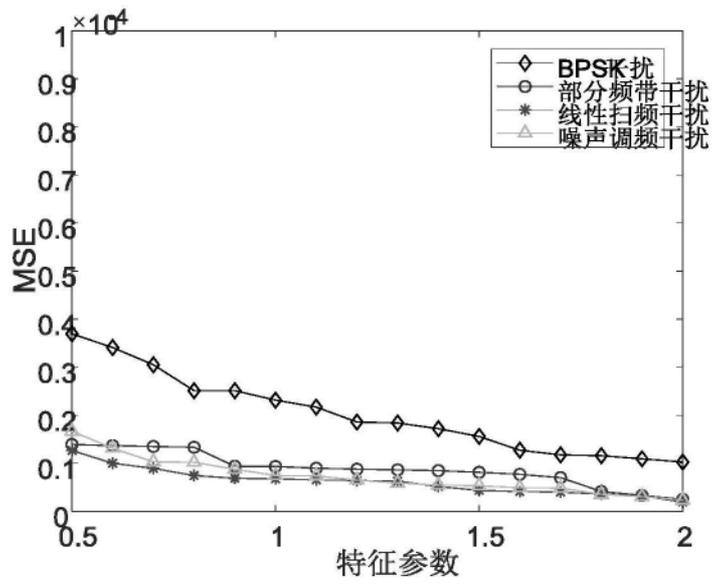


图4

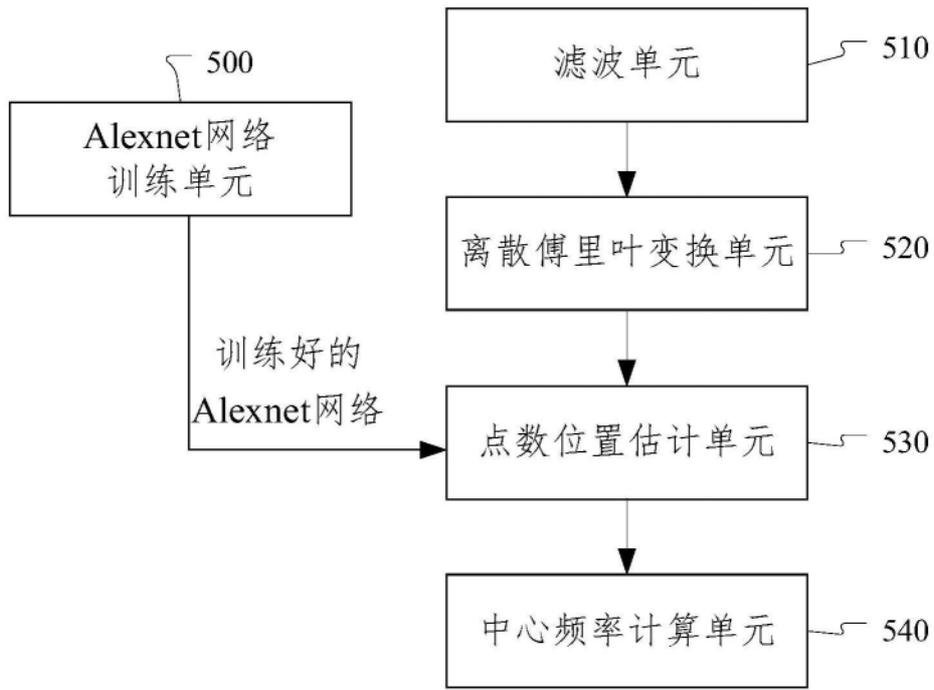


图5

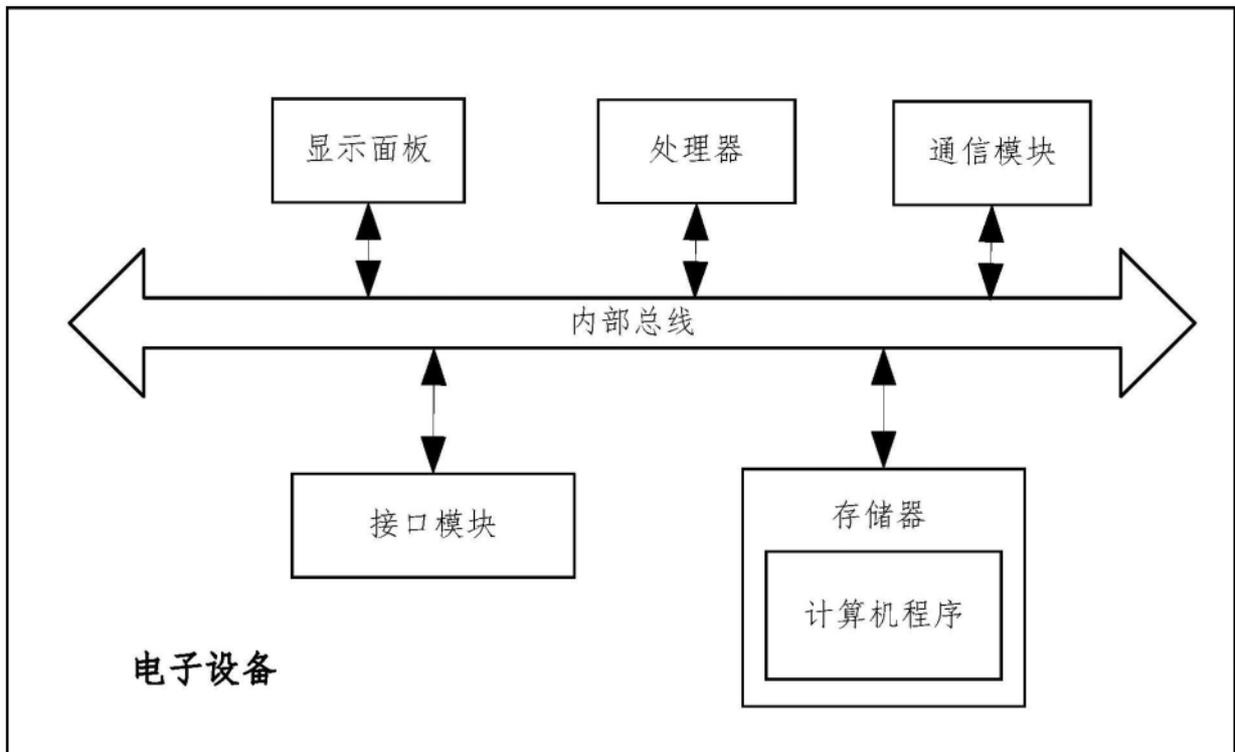


图6