

基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计

朱龙飞

(浙江工业大学 经贸管理学院, 杭州 330014)

摘要: 在神经科学研究领域, 对大脑的观察主要来源于对脑电信号的收集与分析; 当前对脑电信号收集的方法是通过专业脑电设备将信号收集保存, 再由专业软件处理; 由于这类仪器非常昂贵, 系统体积也比较大, 软件更新快, 现在只能用在科学研究上, 根本无法用于有规模的实验教学, 更不可能一人一机; 为此, 提出了一种基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法, 使脑电收集与分析可以广泛地应用于教学; 该方法首先对脑电信号虚拟采集系统的硬件进行构造, 然后以硬件构造为依据, 利用 AR 模型功率谱估计对脑电信号进行特征提取, 在特征提取过程中, 对模型类型与模型系数算法以及模型最佳阶数进行分析, 最后通过将二阶低通滤波器与二阶高通滤波器进行串联, 形成 4 阶 Bessel 带通滤波器, 实现脑电信号的滤波, 并以脑电信号传输电路的设计完成脑电信号虚拟采集系统的设计; 实验结果证明, 所提方法可以快速地对脑电信号虚拟采集系统进行设计, 并为该领域的研究发展提供支撑。

关键词: LABVIEW; 脑电信号; 虚拟采集系统

Based on LABVIEW's Brain Electrical Signal Virtual Collection System Design

Zhu Longfei

(College of Economics and Management, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 330014, China)

Abstract: In the field of neuroscience, the observation of the brain mainly comes from the collection and analysis of EEG signals. At present, the method of collecting EEG signals is to collect and save the signals through the professional brain electrical equipment. Because of this kind of instrument is very expensive, the system volume is relatively large, the software update fast, and now can only be used in scientific research, can not be used for large-scale experimental teaching, it is impossible for a person. For this reason, this paper presents a design method of EEG signal acquisition system based on LABVIEW. Firstly, the EEG acquisition system of virtual hardware structure, then the hardware structure based on EEG feature extraction using AR model power spectrum estimation, the feature extraction process, the model type and model coefficient algorithm and the model of optimal order analysis, finally through the two order low pass filter and two order high pass filter in series, the formation of the 4 order Bessel bandpass filter, the EEG signal filtering, to design and design of EEG signal transmission circuit to complete the EEG virtual acquisition system. The experimental results show that the proposed method can be used to design the EEG acquisition system and provide support for the research and development in this field.

Keywords: LABVIEW; EEG signal; virtual acquisition system

0 引言

在神经科学研究领域, 对大脑的观察主要来源于对脑电信号的收集与分析^[1]。当前对脑电信号收集的方法是通过专业脑电设备将信号收集保存, 再由专业软件处理。由于这类仪器非常昂贵, 系统体积也比较大, 软件更新快, 现在只能用在科学研究上, 根本无法用于有规模的实验教学, 更不可能一人一机^[2]。因此脑电信号虚拟采集系统的设计显得尤为重要, 受到了有关专家学者的高度重视^[3]。大多数脑电信号虚拟采集系统设计方法无法对其进行高效地设计, 导致该系统在运行时经常出现迟缓的现象, 难以描述出脑电信号的具体波状^[4]。在这种情况下, 如何快速地对脑电信号虚拟采集系统进行设计, 成为了当前亟待解决的问题^[5]。而基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法, 可以对脑电信号虚拟采集系统进行高效率、低误差、便携式地设计, 是解决上述问题的有效途径^[6]。

脑电信号虚拟采集系统的重要性使其成为了当今社会的热点话题, 成为了该领域实验教学的重要研究课题, 同时也出现了很多优秀的方法^[7]。

文献 [8] 提出了一种基于 FPGA 的脑电信号虚拟采集系统设计方法。该方法首先利用放置在头皮上的电极获取脑电信号, 然后采用电极导联耦合将其传送至差动放大器的输入端并放大, 最后依据脑电信号记录设备, 记录脑电信号波形, 以便于对脑电信号做出进一步分析处理。该设计方法主要是对脑电信号进行获取并放大、采集的过程, 具有实时性, 但是实施过程比较复杂。文献 [9] 提出了一种基于 DSP 的脑电信号虚拟采集系统设计方法。该方法首先对当前脑电信号的基本信息进行了分类, 并对脑电电极的安装方法与脑电图导联法进行分析。其次将脑电信号比较完整地采集至计算机中, 该步骤为脑电信号虚拟采集系统的硬件设计, 最后对采集系统中的电路进行放大, 并去除采集过程中的噪声。该方法在对脑电信号虚拟采集系统进行设计时用时较短, 但是在去除采集过程中噪声时效率很低。文献 [10] 提出了一种基于 STM32 和 USB 的脑电信号虚拟采集系统设计方法。该方法首先利用三级放大器将脑电信号放大千倍, 将仪表放大芯片 INA129 当作前置放大器, 然后将 32 路 EEG 信号放大并进行滤波与同步采集操作, 将

收稿日期: 2017-05-08; 修回日期: 2017-05-19。

基金项目: 浙江工业大学创新性实验项目(CXSYXM1617)。

作者简介: 朱龙飞(1978-), 男, 江西南康人, 硕士生, 讲师, 主要从事脑科学、网络信息化及实验室建设方向的研究。

STM32 微处理器当作核心, 根据基于 USB 的虚拟串口将原始数据传输至计算机, 在计算机上采用 MATLAB 对信号进行滤波, 最后将波形实时地显示于 GUI 中。该方法成本低, 但是过程繁琐。

针对上述产生的问题, 提出一种基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法。仿真实验证明, 所提方法可以快速地脑电信号虚拟采集系统进行设计。

1 问题描述与分析

实际上, 脑电信号是非常微弱的, 而且背景噪声也十分的大, 是一种非平稳性很突出的随机生理信号, 只有在大量数据中获得的统计结果才有诊断价值, 目前脑电信号检测仪器的体积庞大且价格昂贵, 难以获得良好的临床诊断结果。

大脑作为我们人体中最重要的器官, 依据动物神经以及植物神经对我们身体各个部分进行直接控制, 一旦出现问题, 将会引出非常严重的后果。但脑电的变化我们自身是感觉不到的, 因此可以随时对脑电进行检测和脑电的再现是我们迫切期望实现的事, 综上所述, 脑电信号的采集变得尤为重要。

脑电信号采集系统就是将脑电信号进行放大并记录下来的一个装置。要得到一个较为完善的脑电信号虚拟采集系统, 要求该系统具有完整的硬件体系以及具体的软件相互配合。本文将对脑电信号的虚拟采集系统硬件进行设计, 然后对脑电信号的特征进行提取, 实现脑电信号滤波的设计, 最后以脑电信号的传输电路构建完成对脑电信号虚拟采集系统的设计。

2 基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法

2.1 脑电信号虚拟采集系统硬件构造

脑电信号的虚拟采集系统设计中, 硬件的构建尤为重要, 图 1 是脑电信号虚拟采集系统的硬件构造。

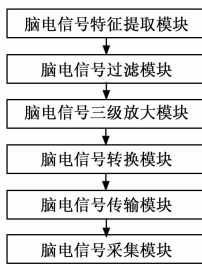


图 1 脑电信号虚拟采集系统硬件构架

图 1 中显示的是脑电信号虚拟采集系统中的硬件构造。在该构造中, 为了提高脑电信号的采集效率, 对脑电信号的特征进行提取并过滤, 将过滤后的脑电信号进行放大和转换, 最终将脑电信号传输至计算机完成脑电信号的采集。

2.2 脑电信号特征提取

本文将利用功率谱估计对脑电信号的特征进行提取。AR 模型是脑电信号特征提取工作中高频使用方法。功率谱估计为现阶段脑电信号常见频域分析法之一, 为数字信号处理工作中重要方法, 此处的脑电信号是由专业脑电采集器获取的, 且进行了相应的预处理, 可直接对其进行特征提取。

2.2.1 AR 模型功率

脑电信号构建模型: 脑电信号 $x(n)$ 是通过白噪声 $\omega(n)$ 刺激摸个确定系统产生的反应。得知白噪声参数, 随机脑电信号

的研究就变成了生成随机脑电信号系统的研究。

其中, AR 模型表达式为:

$$x(n) = u(n) - \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) \quad (1)$$

其中: $u(n)$ 代表系统当前的激励, 为一白噪声序列, 其方差为 σ^2 , a_k 代表白噪声中一参数, $x(n-k)$ 代表响应函数。因为系统函数内只存在极点, 无零点, 所以 AR 模型也被称作全极点模型 (AR (p) 模型)。模型系统函数表达式为:

$$H_{AR}(z) = \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (2)$$

模型输出功率谱为:

$$H_{AR}(z) = \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} \quad (3)$$

也可写成:

$$H_{AR}(z) = \frac{\sigma^2}{|A(e^{j\omega})|^2} = \frac{\sigma^2}{1 + \left| \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2} \quad (4)$$

其中: $A(z)$ 代表上述极点, $\sum_{k=1}^p a_k z^{-k}$ 代表模型的系统函数影响指标, ($e^{j\omega}$) 代表极点阈值。

下面是获得参数的方法及过程。

AR 模型函数的自相关函数表达式为:

$$R_{xx}(m) = E[x(n)u(m+n)] \quad (5)$$

将式 (1) 代入至自相关函数, 则可以得到:

$$R_{xx}(m) = E[x(n)u(m+n)] - \sum_{k=1}^p a_k R(m-k) \quad (6)$$

其中: $E[x(n)u(m+n)]$ 代表 AR 模型函数的自相关函数, $\sum_{k=1}^p a_k R(m-k)$ 代表将式 (1) 代入至自相关函数中后产生的一个新函数。假设, 将白噪声激励应用于系统的冲激为 $h(n)$, 则:

$$E[x(n)u(m+n)] = \sigma^2 h(-n) \quad (7)$$

假设 $h(n)$ 具有因果关系, 即 $m > 0$ 时, $h(-m) = 0$, 则上式可表达为:

$$E[x(n)u(m+n)] = \begin{cases} \sigma^2 h(0), & m = 0 \\ 0, & m > 0 \end{cases} \quad (8)$$

根据 z 变换的初值定理, $h(0) = \lim_{z \rightarrow \infty} H(z) = 1$, 则可将上式简化为:

$$E[x(n)u(m+n)] = \begin{cases} \sigma^2 m = 0 \\ 0, m > 0 \end{cases} \quad (9)$$

将上式代入至相关函数, 可以获得一系列方程式:

$$R_{xx}(m) = \begin{cases} \sigma^2 - \sum_{k=1}^p a_k R_{xx}(m-k), & m = 0 \\ \sum_{k=1}^p a_k R_{xx}(m-k), & m > 0 \end{cases} \quad (10)$$

上式就是 AR 模型的 Yule-Walker 方程。为了获得 AR 模型的参数, 从 Yule-Walker 方程中选取 $m > 0$ 的 m 个方程将 $\{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ 解出, 然后将其代入第一个方程计算出方差 σ^2 。自相关函数前 $p+1$ 个值为 $\{R(0), R(1), \dots, R(p)\}$, 将 Yule-Walker 方程转换成矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} R(0), R(1), R(2), \dots, R(p) \\ R(1), R(0), R(1), \dots, R(p-1) \\ \vdots \\ R(p), R(p-1), R(p-2), \dots, R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

上式便为 AR (p) 模型的 Yule-Walker 方程。只要已知或者估计得到 $p+1$ 个自相关函数值, 便可由此方程解出包括白噪声方差在内的 $p+1$ 个 AR (p) 模型参数。获得这 $p+1$ 个参数之后, 按照式 (4) 估计功率谱。可以将自相关函数外推, 这便是 AR 估计分辨率比较高的原因。

2.2.2 基于 AR 模型功率谱估计的脑电信号特征提取

当通过模型法对脑电信号进行谱研究分析时, 部分参数的设置能够直接影响其结果。如模型系数的算法、模型类型、脑电信号的点数和模型的阶数。以下是对上述参数的详细分析。

阶数: 为了得到模型最合适的阶数, 研究模型不同阶数和脑电信号数据变化关系, 需要在保证其他模型参数统一的情况下变换阶数, 观察研究其变化。并且通过其效果对比, 提取最合适的模型阶数范围标准。

模型类型与模型系数算法: 针对稳态视觉电位建模研究选择了 AR 模型, 得到模型系数的方法选取常用的 Walk-yule 算子。

2.3 脑电信号滤波

因为脑电信号对相频特性很敏感, 所以选择群延时特性比较好的 Bessel 低通函数对脑电信号进行滤波。

对于滤波阶数的选择: 因为存在波与 SMR 波的干扰, 要求脑电信号滤波器具有较好的锐截止特性, 所以选取由二阶高通电路与二阶低通电路构成的四阶带通滤波器对脑电信号进行滤波处理。

对于脑电信号滤波电路的完成, 选择单端正反馈形式, 二阶低通电路, 则其传递函数为:

$$\frac{V_0}{V_i} = \frac{K}{1 + [C_5(R_1 + R_2) + (1-k)R_1C_3]S + C_3C_5R_1R_2S^2} \quad (12)$$

其中: C 代表电容, R 代表电阻, K 代表单端正反馈值。与二阶低通滤波函数归一化 S 域形式相比, 可获得:

$$\left\{ \begin{array}{l} A_2 = k \\ \frac{a_i}{\omega_c} = C_5(R_1 + R_2) + (1-k)R_1C_3 \\ \frac{b_i}{\omega_c} = C_3C_5R_1R_2 \end{array} \right. \quad (13)$$

其中: $\frac{a_i}{\omega_c}$ 和 $\frac{b_i}{\omega_c}$ 分别代表与二阶低通滤波函数归一化 S 域形式相比得到的方程。为保障脑电信号滤波电路工作的稳定性, a_i 必须大于 0, 当 k 的值确定后, 对两个电容比值进行限制:

$$\frac{C_5}{C_3} > \frac{(K-1)(R_1)PR_2}{R_2} \quad (14)$$

其中: P 代表影响两个电容比值大小的参数。通过电容的确定, 可由式 (15) 确定电阻:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_1 = \frac{b_i}{\omega_c^2 R_2 C_3 C_5} \\ R_2 = \frac{a_i \pm \sqrt{a_i^2 - 4b_i \left(1 - k + \frac{C_5}{C_3}\right)}}{2\omega_c C_5} \end{array} \right. \quad (15)$$

对于脑电信号, 选择 $k = 2, 3$ dB 截止的频率是 8 Hz。通过查表得到 Bessel 低通函数系数是: $a_i = 1.3617, b_i = 0.6180$ 。因为脑电信号滤波器的电阻取值比较灵活, 所以要先选取电容, 利用电容计算电阻:

$$C_5 = 1.5 \mu\text{F} \quad (16)$$

$$C_3 = 1 \mu\text{F} \quad (17)$$

计算出电阻为:

$$R_2 = 14.24 \text{ k}\Omega \quad (18)$$

$$R_1 = 289.2 \text{ k}\Omega \quad (19)$$

对于脑电信号高通滤波器, 选择单端正反馈形式, 二阶高通电路, 则其传递函数为:

$$\frac{V_0}{V_i} = \frac{k}{1 + \frac{1}{S} \left(\frac{1-k}{R_3C_1} + \frac{1}{R_5C_1} + \frac{1}{R_5C_2} \right) + \frac{1}{S_2R_3R_5C_1C_2}} \quad (20)$$

取 $C_1 = C_2 = C$, 与二阶高通滤波函数归一化 S 域形式相比, 可获得:

$$\left\{ \begin{array}{l} A_2 = k \\ a_i\omega_c = \frac{1-k}{R_3C} + \frac{2}{R_5C} \\ b_i\omega_c^2 = \frac{1}{R_3R_5C^2} \end{array} \right. \quad (21)$$

为了增强脑电信号滤波器电路的稳定性, 其增益 k 需满足:

$$1 \leq k \leq 1 + \frac{2R_3}{R_5} \quad (22)$$

当电容 C 确定后, 可获得电阻为:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_3 = \frac{a_i + \sqrt{a_i^2 + 8b_i(k-1)}}{4b_i\omega_c C} \\ R_5 = \frac{1}{b_i\omega_c R_3 C} \end{array} \right. \quad (23)$$

对于脑电信号, 选择 $k = 5, 3$ dB 截止的频率是 12 Hz。通过查表得到 Bessel 低通函数系数是: $a_i = 1.3617, b_i = 0.6180$ 。电容选择 $C_1 = C_2 = 1 \mu\text{F}$, 计算出电阻为:

$$R_3 = 32.2 \text{ k}\Omega \quad (24)$$

$$R_5 = 8.82 \text{ k}\Omega \quad (25)$$

至此, 也就完成了脑电信号的滤波电路设计, 将二阶低通滤波器与二阶高通滤波器进行串联, 并形成 4 阶 Bessel 带通滤波器, 对脑电信号进行滤波。

2.4 脑电信号传输

以 2.1~2.3 中各项数据为基础, 将脑电信号传输至计算机中, 完成脑电信号的采集。

假设, s_1 与 s_2 分别为两个现实环境中的电极记录脑电信号, 工频干扰在两个电极位置的幅度是 q , 而且相位相同, 理想状况下, 通过放大 G 倍的差分放大器输出的脑电信号为:

$$W_0 = G[(s_1 + q) - (s_2 + q)] = G(s_1 - s_2) \quad (26)$$

工频干扰看似已经消除, 其实差分放大器永远不能达到理想值, 因此无法彻底消除共模干扰。解决方法只有尽可能提高脑电信号传输电路共模抑制比。传输电路中, 由 U_1 与 U_2 两个高输入阻抗的低失调放大器组建的差分放大电路, 因为两个阻抗运用相同芯片, 使其最大限度地避免了由于电气特征不一致, 导致的共模抑制比降低现象在由并联型差动放大器构建的前级放大器和由仪器放大器所构建的后级放大器中间设置阻容网络。这种设置方式能够大规模提升后级仪器放大器的效益,

以此为提升脑电信号传输电路的共模抑制比提供便利条件。将共模信号输入脑电信号能够保证信号平稳地经过电缆传输至放大器输入端，继而消除共模电压经过电缆传送时产生的干扰。通常增强驱动能力的方法是增加一级缓冲放大器，这种模式下的高共模抑制比的高输入阻抗差分结构电路，能够最大化提升脑电信号传输的抗干扰能力。

3 仿真实验结果与分析

为了证明基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法的整体有效性，需要进行一次仿真实验。在 Windows 的环境下搭建脑电信号虚拟采集实验仿真平台。实验数据取自于本单位脑电实验收集数据，以此为依据进行实验，利用本文方法对实验数据进行采集，观察本文方法的可行性。表 1 是当脑电信号频率分别为 10 Hz、20 Hz、30 Hz、40 Hz、50 Hz 时，不同方法脑电信号采集效率 (%) 对比。下面给出了脑电信号采集效率 (%) 计算公式。

$$g = \frac{W_0 U_1}{S_1 S_2 n} \times 100\% \quad (27)$$

表 1 不同方法脑电信号采集效率对比

文献[8]方法采集效率/%	文献[9]方法采集效率/%	本文方法采集效率/%
85.2	88.3	97.8
80.3	85.6	96.2
78.6	82.4	94.0
70.1	78.6	92.4
68.9	74.2	90.7

分析表 1 可知，文献 [8] 所提方法的脑电信号采集效率最低，因为该方法在采用电极导联耦合将脑电信号传送至差动放大器的输入端并放大的过程中，没有设定放大指标，导致脑电信号传输效率低，其采集效率就会变得很低。文献 [9] 所提方法比文献 [8] 所提方法的采集效率要高，因为文献 [9] 所提方法对脑电信号采集系统中的电路进行了放大，并去除了采集过程中的噪声。本文所提方法在对脑电信号采集过程中，首先对脑电信号特征进行了提取，其次对脑电信号进行滤波操作，最后以脑电信号传输电路的设计，完成了脑电信号的采集。由此提高了脑电信号的采集效率。表 2 是不同方法脑电信号特征提取所用时间 (s) 对比。

表 2 不同方法脑电信号特征提取所用时间对比

脑电信号频率 /Hz	文献[9]方法特征提取时间/s	本文方法特征提取时间/s
20	5	3
30	11	7
40	15	10
50	19	13
60	25	15

由表 2 可知，本文所提方法脑电信号特征提取所用时间，明显少于文献 [9] 所提方法的脑电信号特征提取所用时间。主要是因为利用本文所提方法进行脑电信号特征提取时，利用了功率谱估计对脑电信号的特征进行提取。而且进行特征提取的脑电信号由脑电采集器获得的，并且完成了相关预处理，能够直接完成特征提取。该步骤加快了特征提取速度，节省了

特征提取时间。证明了本文所提方法具有可实践性。图 2 是不同方法采集到的脑电信号占采集系统存储空间 (GB) 对比。

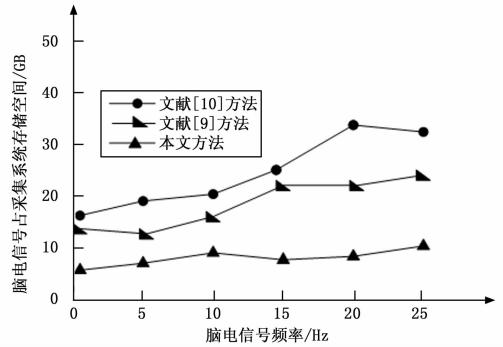


图 2 不同方法脑电信号占采集系统存储空间对比

分析图 2 得知，文献 [9] 所提方法与文献 [10] 所提方法脑电信号占采集系统存储空间曲线比较接近。由于文献 [9] 所提方法对当前脑电信号的基本知识分类占用了大量的存储空间，导致脑电信号的采集系统存储空间变小，本文所提方法脑电信号占采集系统的存储空间相对较小，主要是本文方法对脑电信号传输电路进行了完善，降低了脑电信号存储对采集系统空间的要求。进一步证明了本文所提方法的整体可行性和适用性。图 3 是不同方法脑电信号滤波延时 (s) 对比。

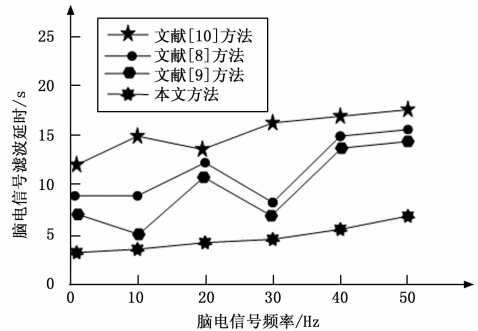


图 3 不同方法脑电信号滤波延时对比

分析图 3，文献所提方法的脑电信号滤波延时普遍较长，本文所提方法的脑电信号滤波延时相对较稳定，由于本文所提方法将二阶低通滤波器与二阶高通滤波器进行串联对脑电信号进行滤波处理，减少了脑电信号的滤波延时。说明了本文所提方法具有很强的拓展性。

4 结束语

采用当前方法对脑电信号虚拟采集系统进行设计时，存在系统设计效率低的问题。提出一种基于 LABVIEW 的脑电信号虚拟采集系统设计方法。并通过仿真实验证明，所提方法可以快速地对脑电信号虚拟采集系统进行设计，具有较高的应用价值，为该领域的研究发展提供了有力依据。

参考文献：

[1] 马庆国, 王小毅. 从神经经济学和神经营销学到神经管理学. 管理工程学报 [J], 2006, 3 (29): 129-132.
 [2] 孙继江, 何晓彬, 步岩生. 3.0T 高场强核磁共振设备机房布局及施工准备 [J]. 中国医学装备, 2013, 10 (10): 53-55.

ROM 的 0FF80H 起执行数据存储器程序, 通过程序加载把应用程序转换成 hex 格式代码, 在 FLASH 的 0FF80H 处写入信号存储代码, 信号存储在外部数据空间, PCI 卡驱动程序在检测到有用信号后, 执行信号滤波、频谱分析、信号输出显示和回波模拟。根据上述硬件设计和软件开发环境设计, 进行实时信号采集的仿真分析。仿真实验中, 入射信号选择为 CW 波, 信号的脉宽为 25ms, 采样频率为 1.25 kHz, 信号入射的声源级是 1 028 dB, 以分辨率为 0.024 Hz, 将信号译码输出加载到 9850 的相位累加器中进行信号回放, 根据以上参量设定, 得到在信号采集系统的入射信号波形和频谱波形如图 7 所示。

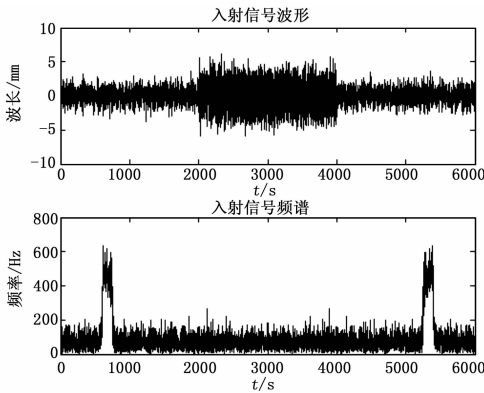


图 7 信号采集波形和频谱分析

由图 7 得知, 采用本文设计的信号采集系统, 能有效实现实时信号波形采集和频谱分析。选定一组幅频值, 设定干扰信噪比为 -12 dB, 采用本文设计系统对三个亮点进行定位检测, 得到检测结果如图 8 所示。

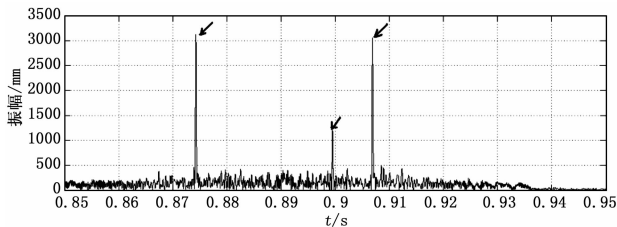


图 8 信号采集系统对目标信号源的检测结果

由图 8 分析结果得知, 采用本文系统能准确实现对目标信号源的准确定位检测, 抗干扰性能较好。

4 结束语

本文进行了实时信号采集系统的优化设计研究, 提出一种

- (上接第 209 页)
- [3] 庄 玮, 段锁林, 徐婷婷, 等. 基于支持向量机的脑电信号分类方法研究 [J]. 科学技术与工程, 2014, 14 (9): 73 - 77.
- [4] 陈世瑜, 倪 莉, 吕 钊, 等. 结合眼电和脑电的人-机交互系统设计与实现 [J]. 计算机应用, 2014, 34 (5): 1529 - 1532.
- [5] 张少白, 曾 又, 刘友谊. 基于 DIVA 模型的脑电信号识别方法 [J]. 系统科学与数学, 2015, 35 (5): 489 - 498.
- [6] 谭发江, 赵德春, 孙齐峰, 等. 便携式脑电信号采集与处理系统 [J]. 航天医学与医学工程, 2016, 29 (3): 157

基于 DSP+FPGA 的实时信号采集系统设计方案, 首先进行了系统的总体设计描述, 采集的实时信号为电磁目标回波信号, 对采集的原始信号通过模拟信号预处理机进行放大滤波处理, 采用 TMS32010DSP 芯片作为信号处理器核心芯片实现实时信号采集和处理, 通过 DSP 控制 D/A 转换器进行数/模转换, 采用可编程的 FPGA 平台设计数据存储模块和信号回放模块, 在 PC 机上实时显示采样数据和 DSP 处理结果, 实现系统优化。系统测试结果表明, 本文设计系统具有较好的实时信号采集功能, 系统的稳定性较好, 抗干扰能力较强, 具有较高的实用价值。

参考文献:

- [1] 钟 凯, 彭 华, 葛临东. 基于 FABASISO 的时变频率选择性衰落信道 CPM 信号盲均衡 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37 (11): 2672 - 2677.
- [2] 张 聪, 余文峰, 夏 珉, 等. 光纤受激布里渊散射的光信号特性分析 [J]. 激光技术, 2016, 40 (3): 363 - 366.
- [3] 潘赛虎, 司长峰, 郭坤平, 等. OLEDs 瞬态延迟时间的模拟及在信号通讯的应用 [J]. 发光学报, 2017, 38 (2): 188 - 193.
- [4] 邓 异, 梁 燕, 周 勇. 水声换能器基阵信号采集系统优化设计 [J]. 物联网技术, 2015, 5 (4): 36 - 37.
- [5] 李春龙, 刘 莹. 一种高斯色噪声混响背景的宽带信号检测算法 [J]. 科学技术与工程, 2011, 11 (3): 480 - 483.
- [6] 刘昊晨, 梁 红. 线性调频信号参数估计和仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2011, 10 (14): 157 - 159.
- [7] 刘家亮, 王海燕, 姜喆, 等. 垂直线列阵结构对 PTRM 阵处理空间增益的影响 [J]. 鱼雷技术, 2010, 18 (4): 263 - 267.
- [8] 童峥嵘, 郭尊礼, 曹 晔, 等. 小波包变换对 CO-OFDM 系统高峰均比的抑制性能研究 [J]. 光子学报, 2015, 44 (12): 120 - 121.
- [9] Din D R, Huang J S. Multicast backup provisioning problem for Hamiltonian cycle-based protection on WDM networks [J]. Optical Fiber Technology, 2014, 20 (2): 142 - 157.
- [10] Choi J S. Design and implementation of a PCE-based software-defined provisioning framework for carrier-grade MPLS-TP networks [J]. Photonic Network Communications, 2014, 29 (1): 96 - 105.
- [11] ST-Charles P, Bilodeau G, Bergevin R. SuBSENSE: a universal change detection method with local adaptive sensitivity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24 (1): 359 - 373.
- [12] Moghadam A A, Kumar M, Radha H. Common and Innovative visuals: a sparsity modeling framework for video [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23 (9): 4055 - 4069.
- [7] 徐乃昊, 姜汉钧, 王 湾, 等. 一种用于心电/脑电采集的电流反馈放大器 [J]. 微电子学, 2016, 46 (1): 25 - 28.
- [8] 张亚莉, 吴泽涛, 张智刚. 基于虚拟仪器技术的 GPS 信息采集系统的设计与试验研究 [J]. 江苏农业科学, 2016, 44 (4): 415 - 418.
- [9] 张 黎, 刘国忠. 基于小波熵的数学认知下的脑电信号特性研究 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (23): 65 - 67.
- [10] 王建宾. 基于北斗 GNSS 技术的智慧城管数据采集系统架构与实现 [J]. 科技通报, 2016, 32 (1): 179 - 182.