

文章编号: 2095-4980(2014)06-0874-05

基于压缩感知的神经电信号测量方法设计

张玉玺, 樊文贵, 王 俊

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

摘 要: 介绍了一种基于压缩感知的神经电信号采集方法, 用于解决传统无线神经电信号采集系统面临的数据量及系统功耗的限制问题。鉴于压缩感知处理信号的稀疏性要求, 该方法还可应用于其他生物电信号的采集、压缩, 仿真验证压缩比可达 10x, 重建信号的信息损失较小。另外, 由于以往神经电信号采集系统只截取动作电位中的一部分电位信息, 因而存在信息损失现象; 而本文方法可实现信号的连续采集。

关键词: 压缩感知; 神经电信号; 采样方法

中图分类号: TN98

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201406.0874

A design of ENG sampling method based on compressed sensing

ZHANG Yu-xi, FAN Wen-gui, WANG Jun

(School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: A Compressed Sensing(CS) acquisition method is presented that can address both the energy and bandwidth constraints of traditional wireless ENG(electroneurogram) signal sensor. ENG signal which is a kind of bio-physical signal is sparse in time domain making it suitable for CS based acquisition and compression. Simulation of CS samplings demonstrates data compression rate up to 10x while maintaining low perceptual loss in reconstructed signal. Unlike traditional ENG signal acquisition systems which just capture the key part of spike potential, losing information consequently, the presented sampling method enables continuous data acquisition and compression.

Key words: Compressed Sensing; ENG signal; sampling method

在植入式神经电信号采集阵列应用中, 发送 1 bit 数据消耗较高的能量同时仅有有限的发射带宽可供利用, 这一限制要求必须对发送数据进行压缩或过滤以限制功耗及数据吞吐量。神经电信号中包含关键信息的动作电位准周期性地发生, 如图 1 所示, 仅截取并发送感兴趣的动作电位数据可有效降低数据量及功耗。现有压缩测量方法基于神经电信号的上述特点采用阈值判别的方法实现压缩测量^[1-2], 但是该方法提取的数据被限制在动作电位幅度发生显著变化时刻周围而不是动作电位本身。即使设计复杂的判别方法, 能够提取完整的动作电位, 如不能设定合适的阈值, 也很容易丢失动作电位或者将噪声当作有效信息进行提取。同样, 采用特征识别的方法则需要提供待采集数据进行训练, 这常常是难以实现的, 而且算法相对复杂。上述各种信号处理策略有一个共同的目标: 减少发送比特数以降低平均发射功耗(常常是最主要的考虑), 同时保持信号信息不损失。

本文利用动作电位本身的稀疏性, 将压缩感知原理引入到神经电信号压缩采集中, 设计基于压缩感知的完整的神经电信号采集方法, 经仿真验证, 显著降低数据量。与传统动作电位提取方法不同, 该方法能可靠重建完整的动作电位, 而采集过程不依赖信号的先验知识。本文首先介绍压缩感知理论的基本原理, 说明基于压缩感知的采集方法如何显著降低数据量; 其次介绍完整的采集方案及逻辑设计; 最后以原始神经电信号为基础对采集方法进行验证, 并给出结论。

1 压缩感知

压缩感知是近年来非常引人注目的研究领域, 在已知信号具有稀疏性, 即信号信息维低于信号本身长度的情况下, 就可以远低于奈奎斯特频率对信号压缩采样而不损失信息。压缩感知设计 3 个基本概念: 信号的稀疏

性、非相关测量及信号重建。

1.1 信号稀疏性

记 $x \in R^N$ 为待测信号，并且在稀疏基 Ψ 下可稀疏表示，即存在稀疏向量 $\alpha \in R^N$ 满足

$$x = \Psi\alpha \quad (1)$$

式中 α 称作 x 在稀疏基 Ψ 下的表示系数。若向量 α 只含有 $K(K \ll N)$ 个非零元素，则称为 K -稀疏；若 α 含有 K 个较大的系数及 $N-K$ 个较小的系数，则称 α 为 K -可压缩^[3]。

信号 x 的有用信息主要集中在稀疏

向量 α 中的 K 个系数中，因此在信号采集时，只需采集 $M(M < M \ll N)$ 个数据即可，实现了信号的压缩。动作电位信号在小波域具有稀疏的表示系数^[2]，因此非常适合压缩感知处理。

1.2 非相关测量

将待测信号 x 与 $M \times N (M \ll N)$ 阶观测矩阵 Φ 相乘获得观测值 $y (M \times 1)$ ，即：

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha = A^{cs} \alpha \quad (2)$$

式中 A^{cs} 称为压缩感知矩阵。压缩感知的实现，不仅依赖于信号 x 的可稀疏性，也依赖于观测矩阵 Φ 与稀疏基 Ψ 之间的互相关性，两者互相关性越低则恢复信号 x 所需的观测值 y 的维数越少(即 M 越小)。同时考虑到硬件实现的功耗和复杂性，希望观测矩阵 Φ 与依赖于信号先验知识的稀疏基 Ψ 不相关。Quirogaz 证明满足独立同分布的高斯随机矩阵和伯努利随机矩阵与任何矩阵具有较小的互相关性，满足上述要求^[4]。

1.3 信号重建

压缩感知理论表明，压缩感知矩阵 A^{cs} 满足上述条件时，信号 x 可由长度为 $M = O(K \log(N/K))$ 的观测数据 y 精确重构。重构信号 x 的稀疏表示 α 通过求解凸优化问题而获得：

$$\hat{\alpha} = \min_{\alpha \in R^M} \|\hat{\alpha}\|_1 \quad \text{s.t. } y = A^{cs} x \quad (3)$$

式中 $\|x\|_1 = \sum_i |x_i|$ 表示 x 的 l_1 范数。这一最优化问题可以通过基追踪等多种重构算法实现^[5]。进而，原信号 x 的

近似重构可由 $\hat{x} = \Psi \hat{\alpha}$ 获得。由此，假如信号在某个变换域内可稀疏表示，则 N 维原始信号可通过低维(M)随机采样信号得到恢复，本文正是利用压缩感知的这一原理实现采集数据的压缩。

2 测量系统及逻辑设计

基于压缩感知的神经电信号采集系统框图如图 2 所示，前端包括 ADC 和 CS 采样测量模块。尽管根据压缩感知原理，稀疏信号压缩感知处理过程可以在模拟域进行以降低 ADC 模块的采样率，但在对采样率要求不高(神经电信号带宽约为 5 kHz)的情况下，对 ADC 输出数字信号进行压缩感知处理，对降低系统复杂度和降低系统功耗有益。ADC 将前段输入模拟信号 f_{in} 抽样量化为 N 维数字信号 f_n ， f_n 与 $M \times N$ 维测量矩阵相乘得到包含原始信号全部信息的 M 维测量值 y ，在此过程中信号数据量得到了压缩。压缩后信号 y 经过无线模块发送到对功耗及运算量要求不高的后端模块，利用上文所述 l_1 范数最小重建算法精确重构原始信号。

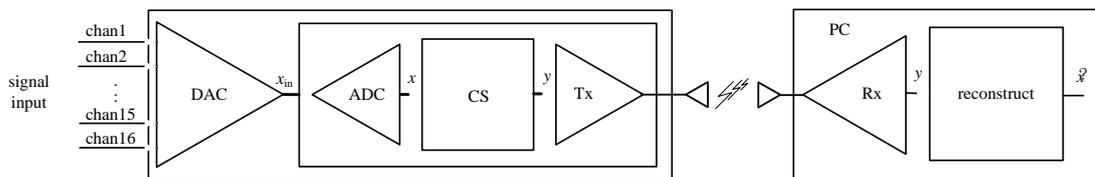


Fig.2 Block diagram of ENG signal acquisition system based on compressed sensing
图 2 基于压缩感知的神经电信号采集系统框图

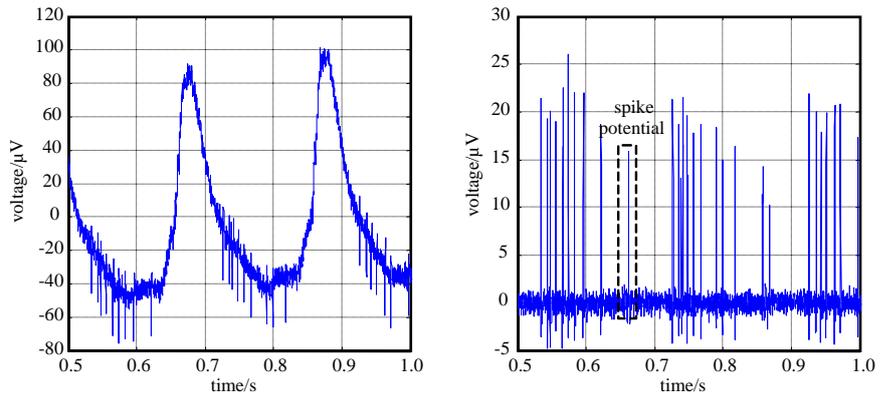


Fig.1 Original ENG signal and spike potential signal corresponding
图 1 原始神经电信号及滤波后动作电位信号

显然该系统通过将运算复杂度压力(与系统功耗正相关^[6])由编码端转移到解码端来降低采集端系统功耗。然而,可以通过优化 CS 采样过程来进一步降低采样过程的实现复杂度,进而降低功耗。

为有效简化 CS 采样过程的硬件实现逻辑,使用随机伯努利矩阵(± 1 矩阵)作为观测矩阵。观测值 y 是输入信号 f_n 关于观测矩阵 Φ 行向量的加权和,又由于观测矩阵为伯努利矩阵,所以 CS 采样过程可通过两个累加器实现。根据观测矩阵中相应位置元素的值,将任一输入与累加值相加或相减(元素为 1 时相加,为 0 时相减)。设定观测矩阵行数 $M=50$,则改变列数 N ,即可灵活改变 CS 采样的压缩比。当输入数据 f_n 长度增加到 N 时,一次 CS 采样过程完成,将观测值 $y_1 \sim y_{50}$ 并行地输入到串并转换单元(serializer),随后通过发射端(Tx)发送出去,伯努利观测矩阵 Φ 通过 2 个随机序列发生器(Pseudo-Random Binary Sequence, PRBS)产生。

CS 采样框图如图 3 所示。为保证信号能够通过观测值重建,要求观测矩阵 Φ 的行向量之间不相关。最直接的方法是生成 50 个随机序列发生器,将每一个序列的输出作为观测矩阵的一行,但是该方法需要占用较多运算资源及功耗。如图 4 所示,可通过一个 50 阶随机序列发生器产生 50 维列向量,该列向量与一个 15 阶随机序列发生器输出取异或(XOR)后作为观测矩阵 Φ 的一个列向量,从而保证了观测矩阵的不相关性。同样,每累加 N 个数据,随机序列发生器重新载入一次初始值,从而保证每次 CS 采样过程所使用的观测矩阵相同,对简化信号重建算法有利。显然,为产生不同的观测矩阵,该观测矩阵生成逻辑中的初始值应当可编程改变。

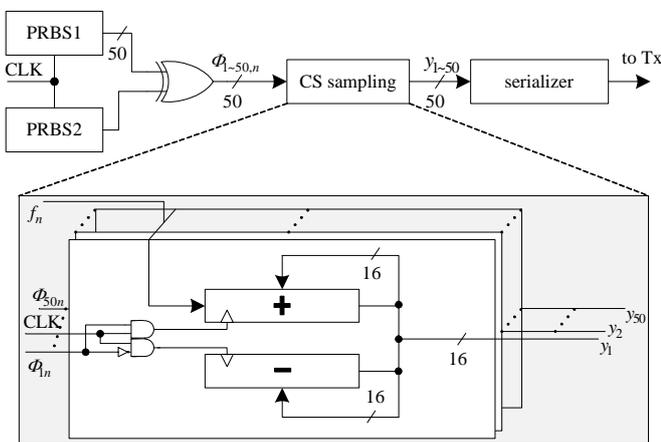


Fig.3 Block diagram of CS sampling logic
图 3 CS 采样逻辑框图

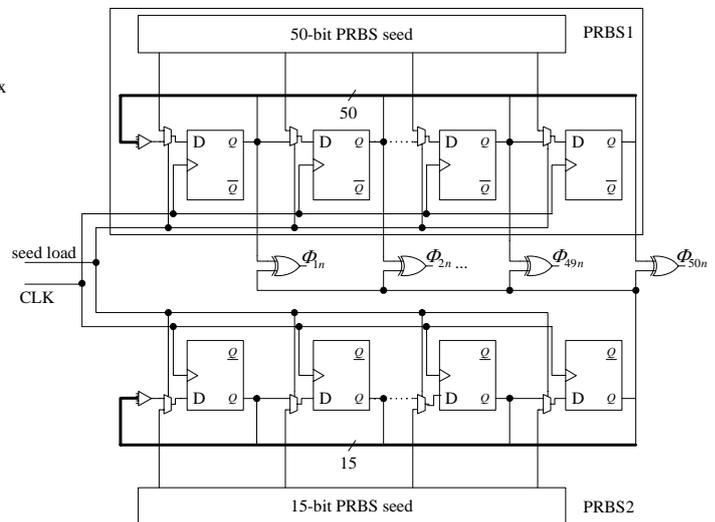


Fig.4 Generation logic of observation matrix Φ
图 4 观测矩阵 Φ 生成逻辑

3 仿真验证

对原始神经电信号高通滤波后得到动作电位,以 25 kSPS 采样率采样为数字信号,输出到 CS 采样模块。在 CS 采样模块中,每 N 个数据为一组,分别进行投影,获得 M 个观测值,依次执行运算即可实现动作电位的连续压缩采样。图 5 展示了压缩比 N/M 为 200:50 的连续神经电信号 CS 采样压缩过程,由图可看出重建信号可靠地恢复了原始信号的关键特征。对相同 ADC 输出信号,其重建信号的质量依赖于信号本身的稀疏性、压缩比 N/M 及观测矩阵的选择。

由图 6 可以看出,对于稀疏性相近的神经电信号,将高斯随机矩阵或伯努利随机矩阵作为观测矩阵对重建信号信噪比的影响不显著,因而为降低硬件实现复杂度,上文所述采样方法采用伯努利随机矩阵作为观测矩阵。重建信号信噪比随压缩比的增加衰减较快,当压缩比为 2:1 时,信噪比约为 11.7 dB,但压缩比增大到 10:1 时,重建信号信噪比衰减到约为 1.6 dB。但是由右侧重建波形与原始波形对比结果可看出,重建信号仍可保持原始信号的关键特征(包括有效动作电位激发时刻及幅度等信息)。对比传统生物电信号采集方案,本方法在实现较大压缩比的情况下,保持重建信号关键信息不损失,且能实现神经电信号的连续采集,因而进一步保证信号信息的完整性。图 6 数据在 $M=50$, 改变 N 值的情况下得到。

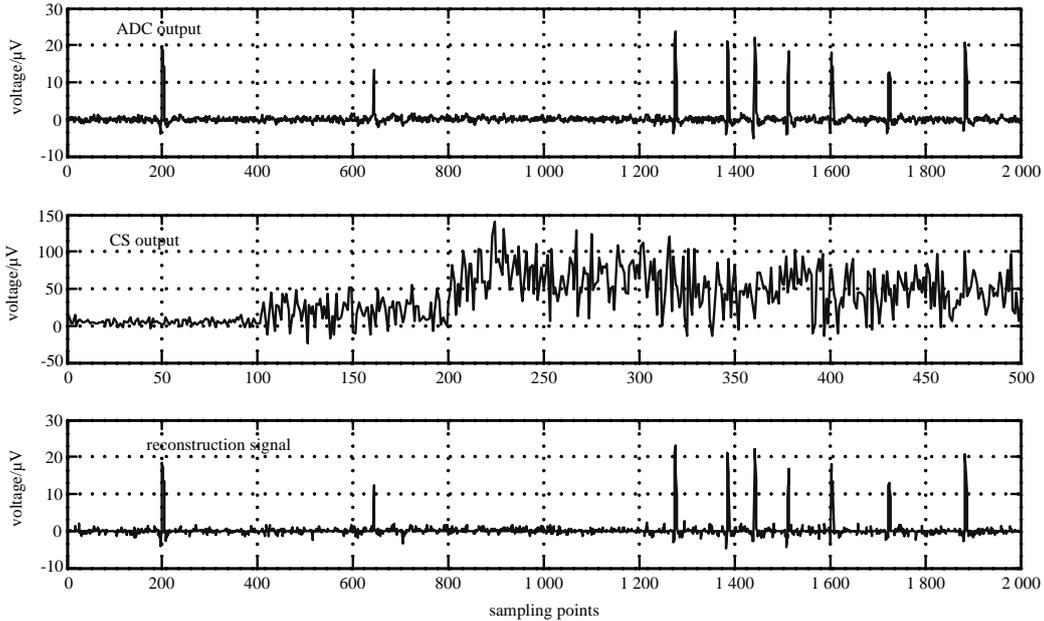


Fig.5 Continuous ENG signal compressing based on Compressed Sensing (CS)($N=200, M=50$)
图 5 神经电信号连续 CS 压缩过程($N=200, M=50$)

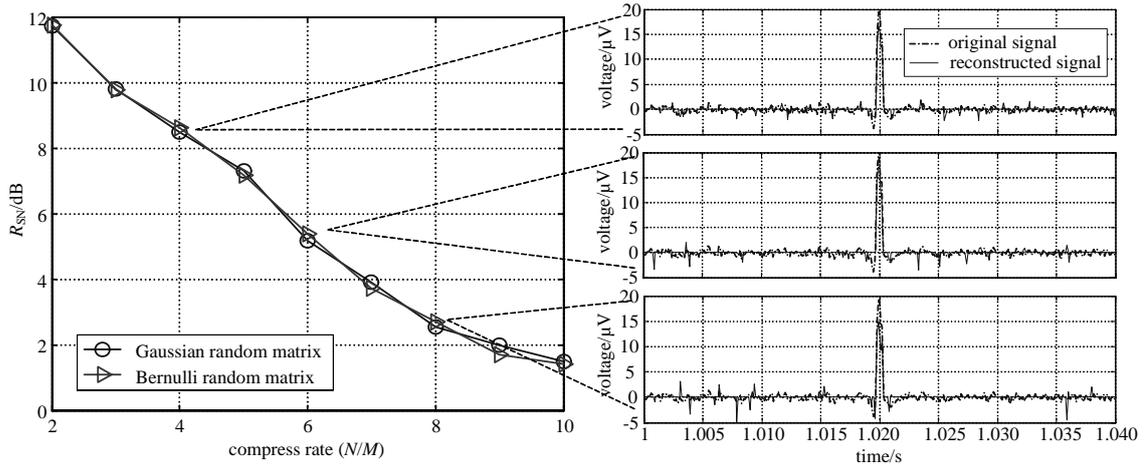


Fig.6 SNR of reconstructed signal changed with compress rate (N/M) and display of waveforms
图 6 重建信号信噪比(SNR)随压缩比 N/M 的变化及对应点波形对比

4 结论

本文设计了一种基于压缩感知理论的神经电信号采集与压缩方案，通过选择合适的观测矩阵及压缩比，能够最大程度地简化采集逻辑，实现较大程度压缩而不损失信号关键信息。克服了传统神经电信号采集方案通过截取有效动作电位实现数据压缩因而存在信息丢失的缺点，实现了神经电信号的连续测量。本采样方法仅要求输入信号的稀疏性，因此也可被用于同样具有稀疏性的其他生物电信号的采集与压缩。

由于原始神经电信号数据类型有限，本文尚未探讨信号稀疏性对重建信号信噪比的影响；仅在神经电信号时域稀疏性的基础上进行了讨论，尚未考虑其在变换域(Gabor 变换域或者小波域^[7])的稀疏性，若在重建信号时考虑信号在变换域的稀疏性，获得重建信号应当具有更高的信噪比。最后，本文仅就提出的采集方法做了仿真验证，并未在硬件上实现，这也是下一步的研究计划。

参考文献：

[1] Gosselin B,Sawan M. Circuits techniques and microsystems assembly for intracortical multichannel ENG recording[C]// IEEE Custom Integrated Circuits Conference. San Jose,CA:IEEE, 2009:97-104.

- [2] 张冰尘,戴博伟. 一种基于随机滤波的神经动作电位信号压缩感知采样方法[J]. 电子与信息学报, 2013,35(9):2283–2286. (ZHANG Bing-chen,DAI Bo-wei. Compressed sampling for neural action potentials based on random convolution[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013,35(9):2283–2286.)
- [3] Christoph Buulach,Ulrich Bihl,Maurits Ortmanns. Evaluation study of compressed sensing for neural spike recording[C]// 34th Annual International Conference of the IEEE EMBS. San Diego,California,USA:IEEE, 2012:3507–3511.
- [4] Quiroga R Q,Nadasdy Z,Ben-Shaul Y. Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering[J]. Neural Computation, 2004,16(8):1661–1687.
- [5] Baraniuk R G. A lecture on compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007,24(4):118–121.
- [6] Charbiwala Z,Karkare V,Gibson S,et al. Compressive sensing of neural action potentials using a learned union of supports[C]// Proceedings of 2011 International Conference on Body Sensor Networks. Dallas,Texas,USA:IEEE, 2011:53–58.
- [7] Chen Fred,Anantha,Chandrakassan P. A signal-agnostic compressed sensing acquisition system for wireless and implantable sensors[C]// IEEE Custom Integrated Circuits Conference(CICC). San Jose,CA:IEEE, 2010:1–4.

作者简介:



张玉玺(1985–), 河南省驻马店市人, 博士, 讲师, 主要从事雷达信号处理等相关方面研究.email:zhyxee@163.com.

樊文贵(1989–), 男, 内蒙古自治区呼和浩特市人, 在读硕士研究生, 主要从事信号与信息处理等方面研究.

王 俊(1972–), 男, 陕西省渭南市人, 博士生导师, 教授, 研究领域包括实时信号处理结构域实现、FPGA 嵌入式系统、雷达信号处理、目标跟踪与识别等.

(上接第 873 页)

作者简介:



刘 剑(1979–), 男, 安徽省桐城市人, 博士, 讲师, 主要研究方向为自然语言处理、数据挖掘、知识工程等.email:liujian_public@sina.com.