

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

张冰尘^{*①②} 戴博伟^③

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100190)

^③(中国科学院计算机网络信息中心 北京 100190)

摘要: 神经元细胞通过动作电位进行通信, 这些动作电位包含了神经元活动的最关键信息。在论述动作电位在离散小波变换(DWT)域的稀疏特性和分析压缩感知(Compressive Sensing, CS)测量动作电位的基础上, 该文提出了一种采用随机滤波对动作电位进行压缩感知测量的方法。从信号恢复和物理可实现性两方面, 对比了 3 种压缩测量的实现方法, 从对实测数据的处理结果说明基于随机滤波 CS 的动作电位测量方案是一种能对动作电位进行压缩, 系统复杂度低且最易实现的压缩采样方案。

关键词: 神经元; 压缩感知; 动作电位; 随机滤波

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)09-2283-04

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01497

Compressed Sampling for Neural Action Potentials Based on Random Convolution

Zhang Bing-chen^{①②} Dai Bo-wei^③

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^③(Computer Network Information Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Neurons Action Potentials (NAP) contain the most critical information of neurons actions. Based on the discussion for the sparsity characteristics of NAP presented in the DWT domain, and the analysis of related Compressive Sensing (CS) measurements, a compressed sampling method for NAP based on random convolution is proposed. For the aspects of the signal recovery and physical realization, three compression measurement methods are compared. The experiment results show compressed sampling method for NAP based on random convolution is the best compressed sampling scheme of the three for its system realization is simplest.

Key words: Neuron; Compressive Sensing (CS); Neurons Action Potentials (NAP); Random convolution

1 前言

神经系统疾病与脑内庞大的神经元放电活动密切相关, 对脑组织中微弱的神经电信号进行高通量检测, 有利于进一步了解大脑的功能和研究神经系统疾病的发病机制^[1]。神经科学实验和医学研究多采用植入式微电极阵列来记录神经元细胞的放电行为。传统记录方式通过电缆来传输测量到的动作电位, 但这会带来诸多问题如限制被测量机体的运动自由、增加脑损伤的风险等^[2]。因而近年来基于 ASIC 的无线神经信息记录系统得以发展, 但同时面临对系统的功耗的严格限制^[3]。有研究表明, 一个基于 ASIC 神经信号记录系统的功耗密度必须小于 800

$\mu\text{W}/\text{mm}^2$, 否则会造成脑细胞损伤^[4]。此外, 植入式 ASIC 无线神经信号记录系统通常用电池供电, 以感应耦合的方式为电池充电, 这也限制了系统功耗^[5]。无线神经信号记录系统功耗主要取决于无线数据传输率和系统实现复杂度^[6]。因此, 设计低复杂度的神经信号压缩采样方案具有非常重要的现实意义。

神经信号的传统数据压缩方式主要依赖于神经动作电位在离散小波变换(DWT)下的可压缩性。该类系统的复杂度主要在于如何实现单层和多层的 DWT, 及对较大的 DWT 稀疏进行编码输出, 这涉及到相当复杂的数字逻辑和硬件电路^[7,8]。近年来, 加利福尼亚大学洛杉矶分校的 Charbiwala 等人^[6]率先将压缩感知技术(CS)应用于获取动作电位信号的研究, 期望进一步简化神经动作电位的压缩采样。该技术来源于文献^[9-14]提出的稀疏(可压缩)信号

2012-11-19 收到, 2013-05-23 改回

中国科学院战略性先导科技专项基金(XDA06020101)资助课题

*通信作者: 张冰尘 bc Zhang@mail.ie.ac.cn

采样框架, 其实现复杂度通常低于传统的同类测量系统。

Charbiwala 等人采用的压缩采样方案基于随机矩阵与神经动作电位的乘积, 并未深入研究其物理可实现性。基于工程考虑, 如果选择随机矩阵作为传感矩阵, 其耗费的计算量和存储量仍然显得相当庞大, 系统复杂度高。为了使 CS 技术更便于在神经传感芯片上实现, 提出采用随机滤波矩阵代替随机矩阵作传感矩阵的方法。在硬件实现上, 随机滤波矩阵与信号向量的乘积可用快速傅里叶变换 (FFT) 实现, 具有相对较高的计算效率和较低的系统复杂度, 利于大量神经信息压缩采样。

本文的主要内容安排如下, 第 2 节介绍随机滤波器构成动作电位压缩采样系统的实现方式和采样特性; 第 3 节用实测数据的数据处理结果予以说明; 最后对全文工作做总结。

2 基于随机滤波的动作电位压缩感知模型

2.1 神经信号的稀疏性

神经信号可稀疏表征是实现压缩感知测量和降低数据量、传输功率的先决条件。如图 1, 其中图 1(a), 图 1(b) 是一段通过有线传感器测量得到的实验小白鼠脑神经信号的原始记录, 以及通过带通滤波的结果, 采样率为 10 kHz, 图 1(c) 是神经信号记录的局部放大图。由图可见, 一段完整的神经信号同时包含神经元活跃的部分和非活跃的部分, 其中神经动作电位是神经元活跃时的记录。动作电位包含了神经元活动的最关键信息, 但它的持续时间只占整个神经信号记录的极小一部分, 对该段数据而言, 约为 1:30。此外, 同其它生物电信号类似, 神经动作电位可以在正交小波基下被稀疏化。图 2(a) 是采用非压缩的方法从脑神经信号记录中提取出的一段动作电位数据。为了方便正交小波变换计算, 将动作电位数据对齐在包含 64 采样点的时间窗口

内, 图 2(b) 是以 4 层 DB-8 小波作为稀疏基得到的小波系数, 其中只包含少数显著的非零元素。为了更清晰地显示动作电位在给定小波变换下的稀疏性, 选择 1000 组动作电位信号为观测对象, 统计前 k 项小波系数 (绝对值最大的 k 项) 所保持的信号能量百分比, 得到图 2(c) 所示的结果。可见对所提供的数据, 只需要约 1/6 的小波系数即可保持动作电位的绝大部分信息。

综上所述, 神经信号的稀疏性体现在两个部分: 首先包含关键信息的动作电位在整个神经信号记录中所占比例极小, 其次是动作电位在正交小波基下可进一步压缩。而 CS 测量正是作用于对动作电位的压缩编码上。

2.2 基于随机滤波的动作电位测量

记 $x \in R^n$ 为待测信号, 并且在正交变换 Ψ 下可稀疏表示, 即存在稀疏向量 $\alpha \in R_n$ 满足

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

其中 α 称作 x 在变换 Ψ 下的表征系数。记 $y \in R^m$ 是 CS 测量系统输出, 满足

$$y = \Phi x \quad (2)$$

其中, 矩阵 $\Phi \in R^{m \times n}$ 为 $R^n \rightarrow R^m$ 的线性投影变换, 且满足 $m \ll n$ 。现有关于 CS 的理论结果表明, 当 Φ 与 Ψ 之间具有良好的不相关性时, x 可以由凸优化问题式(3)估计

$$x = \Psi \cdot \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_{l_1}, \quad \text{s.t. } \Phi\Psi\alpha = y \quad (3)$$

为了降低压缩感知测量系统的实现复杂度, 投影矩阵 Φ 可以用随机滤波来实现。基于随机滤波的动作电位测量系统由有限长度梳状滤波器和下采样器两部分组成。其中, 梳状滤波器的权值取独立分布的“ ± 1 ”对称伯努利随机数, 实现随机循环矩阵与动作电位信号的乘积。下采样器以一定压缩比对滤波器输出信号时间序列进行等间隔抽取, 实现数据量和传输率的压缩。压缩比的取值视具体应用对动作电位恢复精度的要求而定, 典型值一般取 2:1 到 3:1。

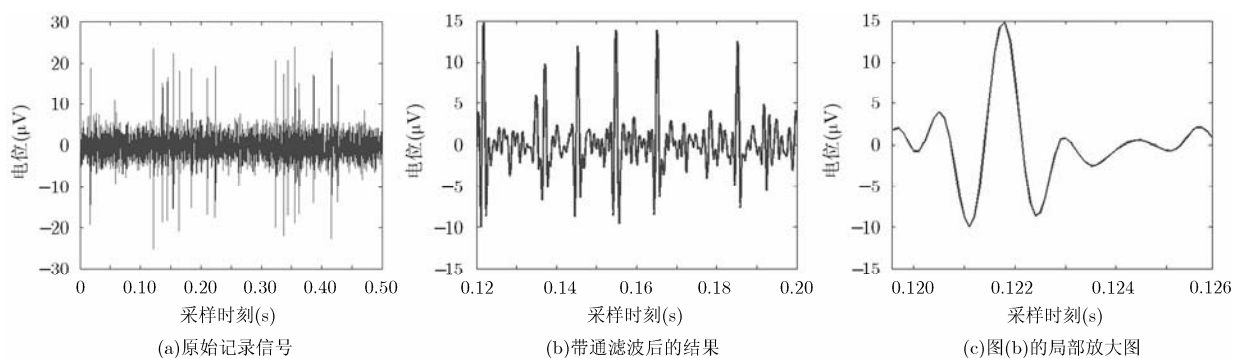


图 1 实验小白鼠的脑神经电信号和动作电位

梳状滤波器的主要构件是循环移位寄存器和加法器。循环移位寄存器的阶数等于动作电位检测模块的输出时间窗长度。该输出时间窗容纳一组动作电位的完整波形。在工作状态下，由动作电位检测模块输出固定长度的动作电位信号，按时间顺序上载到同等长度的循环移位寄存器中，通过循环移位和加法运算，得到动作电位信号与滤波器权值系列的循环卷积输出。整个卷积过程不需要任何额外的运算和内存开销。

3 实测数据处理与讨论

采用数值仿真的办法，随机选取一个动作电位，分别用 DWT、随机投影 CS、随机滤波 CS 这 3 种方法对动作电位进行 2:1 压缩测量，然后再分别对测量的信号进行重构，结果如图 3 所示，原始动作电位包含 64 采样点，用 32 点采样恢复动作电位。从图 3 可以看出，3 种方法均能较好地重建原始信号，其中 DWT 方法重建效果最好，随机矩阵次之，随机滤波矩阵稍差，但和随机矩阵基本没什么区别。为了进一步说明三者在不同的压缩比下对原始信号的恢复程度，以采样数为横坐标，测量结果的均方根误差为纵坐标作图，结果如图 4 所示。从图中可

以清晰地看到，在压缩比为 2:1 时，即采样点数为 32 点时，3 种方法基本能 90%地恢复原始信号，其中，DWT 方法采用 6:1 的压缩比就能 90%地恢复原始信号。

从物理实现的角度来看 3 种方法。因为在现实的实验中都是对神经动作电位进行高通量测量，这就意味着每次测量都是多通道同时测量。而要实现多通道的同时压缩，必须对每个通道都进行压缩测量，也就是说，每个通道都必须有一个压缩测量电路。因而压缩测量电路的简单化能使整个测量系统的复杂度大大减小。结合 3 种方法的压缩比和物理实现难易程度，结果对比如表 1 所示。

从表中结果综合来看，本文提出的随机滤波 CS 测量方法是一种能实现对动作电位进行压缩，同时物理实现简单，更容易付诸实用的方法。

表 1 3 种压缩方法的比较结果

方法	90%恢复信号的压缩比	物理电路实现的复杂度
DWT	6:1	复杂
随机投影 CS	2:1	较复杂
随机滤波 CS	2:1	容易

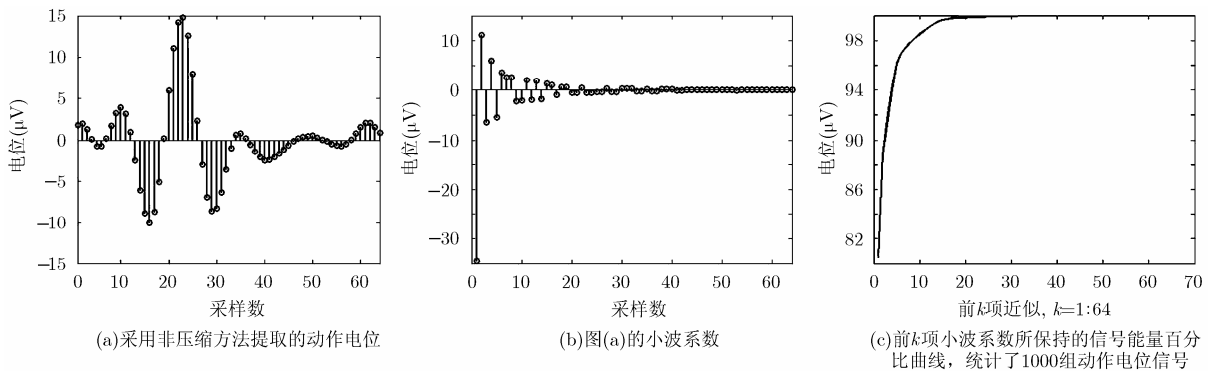


图 2 神经动作电位在正交小波基下的稀疏性

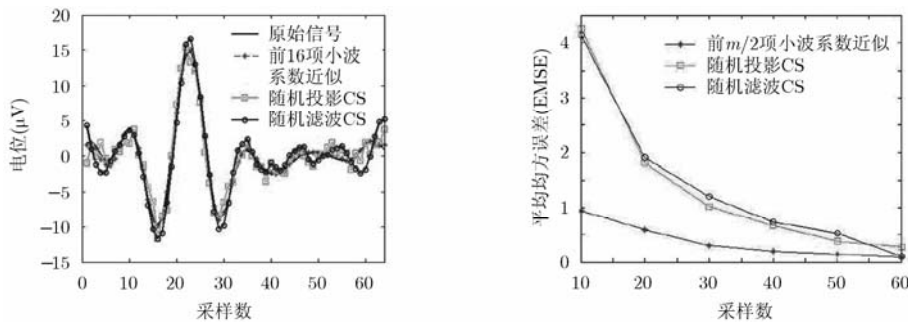


图 3 32 点采样恢复动作电位的比较结果(动作电位包含 64 采样点)

图 4 DWT 压缩、随机投影 CS 和随机滤波 CS 等 3 种压缩重建方法的均方误差随采样数变化的关系曲线

4 结论

神经元动作电位信号承载神经元细胞活动的关键信息, 对该信号的测量和数据压缩具有重要的现实意义。在 Charbiwala 等人将压缩感知用于神经动作电位测量的工作基础上, 本文提出一种基于随机滤波的神经动作电位压缩采样改进方案。相对于传统采样方式, 它避免实现离散小波变换的复杂数字逻辑; 相对于 Charbiwala 等人基于随机投影的采样方案, 又大幅度简化了硬件实现复杂度。通过对实际测量得到的神经信号进行处理, 分别模拟并比较了传统数据压缩, 基于随机投影的压缩采样和基于随机滤波的压缩采样 3 种信号采集方式, 其结果说明基于随机滤波的压缩采样方式的可实现性和相对优势。

参考文献

- [1] 丁斐. 神经生物学[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 386-465.
 - [2] Chestek C A, Gilja V, Nuyujukian P, *et al.* HermesC: low-power wireless neural recording system for freely moving primates[J]. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, 2009, 17(4): 330-338.
 - [3] Chae M S, Yang Zhi, Yuce M R, *et al.* A 128-channel 6 mW wireless neural recording IC with spike feature extraction and UWB transmitter[J]. *IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering*, 2009, 17(4): 312-321.
 - [4] Seese T M, Harasaki H, Saidel G M, *et al.* Characterization of tissue morphology, angiogenesis, and temperature in adaptive response of muscle tissue to chronic heating[J]. *Lab Investigation*, 1998, 78(12): 1553-1562.
 - [5] Lee S B, Lee H M, Kiani M, *et al.* An inductively powered scalable 32-channel wireless neural recording system-on-a-chip for neuroscience applications[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2010, 4(6): 360-371.
 - [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, 2011: 53-58.
 - [7] Oweiss K G, Mason A, Suhail Y, *et al.* A scalable wavelet transform VLSI architecture for real-time signal processing in high-density intra-cortical implants[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2007, 54(6): 1266-1278.
 - [8] Kamboh A M, Raetz M, Mason A, *et al.* Area-power efficient VLSI implementation of multichannel DWT for data compression in implantable neuroprosthetics[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2007, 1(2): 128-135.
 - [9] Donoho D. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal l_1 -norm solution is also the sparsest solution[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(6): 797-829.
 - [10] Chen S and Donoho D. Basis Pursuit[C]. Proceedings of 1994 Conference Record of the Twenty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, California, USA, 1994: 41-44.
 - [11] Candès E and Romberg J. Quantitative Robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions[J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2006, 6(2): 227-254.
 - [12] Candès E, Romberg J, and Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
 - [13] Candès E, Romberg J, and Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.
 - [14] Candès E and Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: universal encoding strategies? [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12): 5406-5425.
- 张冰尘: 男, 1973 年生, 研究员, 研究方向为微波遥感与雷达技术、雷达信号与信息处理、雷达新体制研究。
- 戴博伟: 男, 1973 年生, 博士, 研究方向为信息获取新体制、信号与信息处理、网络理论与技术及其应用。