

压缩感知的重叠神经元峰电位信号分类

杨 凯, 吴海锋, 曾 玉

(云南民族大学电气信息工程学院, 云南昆明 650500)

摘 要: 随着电生理技术水平的提高, 电极可以记录的峰电位信号包含多个神经元峰电位的叠加. 本文提出了一种采用压缩感知和最大后验估计的分类算法来解决重叠峰电位分类问题. 其中压缩感知算法用于得到稀疏信号, 最大后验估计用于搜索出稀疏信号的最优解. 在实验中, 我们采用仿真和实测的三组数据对本文算法和传统算法进行了测试, 实验结果表明, 当峰电位波形相似时, 相比于 k -均值聚类及 CBP (Continuous Basis Pursuit) 算法, 本文算法具有较少的分类错误数.

关键词: 峰电位分类; 重叠的峰电位; 压缩感知; 聚类; 连续基追踪

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)03-0748-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.033

Compressive Sensing for Overlapping Neural Spike Sorting

YANG Kai, WU Hai-feng, ZENG Yu

(School of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: With the development of electrophysiological technology, the spike signals that electrodes record contain multi-neuron overlapped spikes. This paper presents a classification method based on a compressed sensing algorithm and a maximum a posteriori (MAP) estimate to sort the overlapped spikes. The compressed sensing algorithm is used to obtain sparse signals, and the maximum a posteriori estimate is used to search an optimal value in the sparse signals. In experiments, we use one group of simulation data and two groups of measured data to verify the method. The experimental results show that when the spike waveform shapes in the data are similar, the proposed method has fewer sorting errors compared with the existing algorithms, k -means clustering and CBP (Continuous Basis Pursuit).

Key words: spike sorting; overlapping spike; compressive sensing; clustering; continuous basis pursuit

1 引言

峰电位分类对了解脑神经活动具有重要意义^[1], 峰电位分类就是从电极采集的数据中找出峰电位时间及其对应何神经元^[2]. 当前的多电极技术已可同时记录上千个神经元峰电位的活动^[3,4], 此时所记录的峰电位可能是多个神经元峰电位的叠加, 而且相邻神经元的峰电位波形还可能极为相似, 这都给传统峰电位分类技术带来了极大的挑战. 特别随着多电极阵列技术的发展, 峰电位叠加更为普遍, 因此如何对重叠峰电位信号进行分类将变得更加重要^[5,6]. 无法对重叠峰电位信号进行分类会给一些测量结果带来误差, 例如神经元的放电频率^[7,8], 神经元与神经元间峰电位活动的相

关性^[9,10]等.

最早的峰电位分类是广泛应用于单神经元研究的匹配滤波^[11], 但是它难以处理重叠峰电位信号, 因为需要人工调整门限参数才能得到较好的结果^[7]. 在后来出现的峰电位分类中, 较常见的是各种聚类算法^[2,12-17], 它通常包括截取^[13,18-20]、提取特征值^[2,13,14]、聚类^[2,12,15]三步. 然而, 聚类方法也不能够很好处理峰电位重叠^[16], 其原因在于远离各聚类中心的点会被舍弃或误判. 近年出现很多通过对聚类进行改进来处理峰电位重叠的方法^[8,21], 它们通常需对重叠峰电位信号进行分离后逐次检测, 或者采用贪婪算法从叠加信号找出最佳拟合波形. 但随着神经元数目增加, 这些方法的复杂度难以承受. CBP (Continuous Basis Pursuit) 方法

收稿日期: 2016-12-14; 修回日期: 2017-02-18; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61262091); 云南省第十七批中青年学术和技术带头人资助项目 (No. 2014HB019); 云南省高校科技创新团队支持计划资助; 云南民族大学研究生创新基金项目 (No. 2016YJCSY11)

是近两年来出现的一种较优的方法^[5,22],它不仅计算复杂度低,而且分类的正确率也更高.然而,当峰电位波形较相似时,其代价函数中的惩罚项会随着波形幅度增加而增加,从而导致其性能显著降低.

本文采用压缩感知来解决叠加的峰电位分类问题.从一个卷积模型出发,利用压缩感知重构算法将叠加的峰电位信号表达为稀疏信号^[23],然后采用最大后验(MAP)估计对叠加的峰电位信号进行分类.在实验中分别采用仿真数据和实测数据进行验证与比较,实验结果显示,本文算法在峰电位重叠和波形相似时,分类的漏检率得到了提高.

2 系统模型

在对峰电位信号分类前,需要对电极所记录的神经元活动信号做前期处理,包括高通滤波、白化和峰值检测^[5,8].经过峰值检测后,得到若干峰值所对应的时间点,以这些时间点为中心可截取包含峰值的若干信号片段,这些信号段就是待分类的峰电位信号.若 $v(k)$ 是某峰电位信号段中第 k 个采样点的电位幅值,那么它可表示为^[5,8]

$$v(k) = \sum_{j=1}^J w_j(k) * \delta(k - n_j) + \varepsilon(k) \quad (1)$$

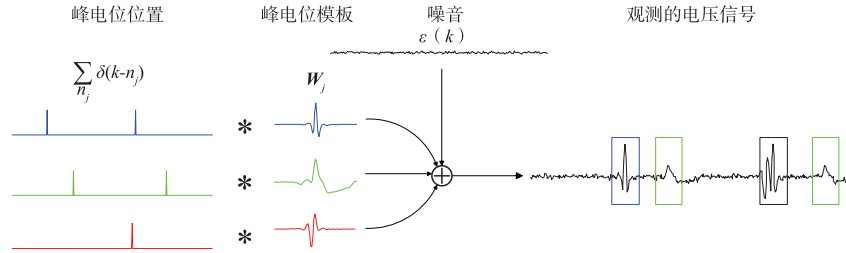


图1 峰电位信号系统模型原理图

3 算法

3.1 压缩感知

由上节的系统模型可知,一个重叠的峰电位信号实质可表示成若干个神经元峰电位模板信号经不同时间移后的叠加.因此,若知道该信号是由何神经元峰电位信号经过何时移进行叠加,则能正确对其分类.为此,欲将式(1)写成矩阵形式,令

$$\mathbf{V} = [v(1), v(2), \dots, v(M)]^T \quad (2)$$

那么式(1)可写成 $\mathbf{V} = \mathbf{W}\mathbf{\Delta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ (3)

其中 $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon(1), \varepsilon(2), \dots, \varepsilon(M)]^T$. 由于式(1)表示的是神经元模板信号与单位冲激函数的卷积,因此式(3)中的矩阵 \mathbf{W} 具有托普利兹形式. $\mathbf{\Delta}$ 是关于单位冲激函数 $\delta(\cdot)$ 的矢量,因此矢量 $\mathbf{\Delta}$ 应具有稀疏形式. 本文通过压缩感知方法求得 $\mathbf{\Delta}$, 通过 $\mathbf{\Delta}$ 获得分类信息, 以此对

其中

$$k \in \{1, 2, \dots, M\},$$

M 为信号段长度,

$w_j(k)$ 为第 j 个神经元峰电位模板在第 k 个点的电位幅值,

$\delta(\cdot)$ 为单位冲激函数,

$*$ 代表卷积,

J 为叠加的神经元数目,

$n_j \in \{-M+1, -M+2, \dots, M\}$ 为时移数,

$\varepsilon(k)$ 是加性噪声.

式(1)表明了,重叠的峰电位信号可表示为若干个神经元峰电位模板信号与发生一定时移的单位冲激函数的卷积之和,图1表示了该过程.需要注意,式(1)的表达式应知道神经元峰电位的模板信号 $w_j(k)$, 该信号可以预先通过 k -均值聚类找到各聚类中心点,然后将各中心点作为各神经元的模板信号.另外对于式(1),若将多电极所采集的信号依次排列,就可得到多电极峰电位信号段的表示.此处为了简化符号表达,仅表示了单电极的情况.

重叠信号进行分类.

下面,先构造托普利兹矩阵 \mathbf{W} , 则有

$$\mathbf{W} = [\bar{\mathbf{W}}_1, \bar{\mathbf{W}}_2, \dots, \bar{\mathbf{W}}_J] \quad (4)$$

其中

$$\bar{\mathbf{W}}_j = [w_j(-r_j), w_j(-r_j+1), \dots, w_j(s_j-1)] \quad (5)$$

$$w_j(k) = \begin{cases} [\mathbf{0}_{1 \times k}, w_j(1), w_j(2), \dots, w_j(M-k)]^T, & \text{if } 0 \leq k \leq s_j - 1 \\ [w_j(-k+1), w_j(-k+2), \dots, w_j(M), \mathbf{0}_{1 \times (-k)}]^T, & \text{if } -r_j \leq k \leq -1 \end{cases} \quad (6)$$

由式(5)、(6)可见,矩阵 $\bar{\mathbf{W}}_j$ 由列向量 $w_j(k)$, $k = -r_j, -r_j+1, \dots, s_j-1$ 所构成,而这些向量实际是第 j 个神经元模板信号 $w_j(k)$, $k = 1, 2, \dots, M$ 经过一系列左移或右移得到.因此,式(4)的托普利兹矩阵 \mathbf{W} 就是由

J 个神经元模板信号经过时移所得到. 另外, 注意到 r_j 和 s_j 分别代表了神经元模板信号最大左移和右移量, 其值的选择可根据峰电位模板的幅度决定, 但需保证 $0 < r_j < M, 0 < s_j < M$. 最后可以确定 \mathbf{W} 的维数: 令 $u_j = r_j + s_j, N = \sum_{j=1}^J u_j$, 则 \mathbf{W} 就是一个 $M \times N$ 的托普利兹矩阵.

然后, 进一步确定稀疏信号 Δ . 由式(3) ~ (6), 可定义

$$\Delta = [\delta^T(n_1), \delta^T(n_2), \dots, \delta^T(n_j)]^T \quad (7)$$

其中

$$\delta(n_j) = \begin{cases} [\mathbf{0}_{1 \times (r_j+n_j)}, \mathbf{1}, \mathbf{0}_{1 \times (s_j-1-n_j)}]^T, & \text{if } -r_j \leq n_j \leq s_j - 1 \\ \mathbf{0}_{u_j \times 1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

根据式(1), 向量 $\delta(n_j)$ 由第 j 个神经元峰电位的冲激函数 $\delta(k - n_j)$ 得到: $\delta(n_j)$ 中只有第 $r_j + n_j + 1$ 个系数为 1, 其余均为零. 若 $\delta(n_j)$ 为一零向量, 则表明重叠峰电位信号不包含第 j 个神经元峰电位信号. 另外, 由式(7)可知, $\delta(n_j)$ 为 $u_j \times 1$ 维向量, 因此 Δ 应是 $N \times 1$ 维向量. 根据以上分析, 若通过重叠的峰电位信号片段 \mathbf{V} 获得了 Δ 的信息, 则将知晓该信号段是由何神经元经过怎样的时移叠加得到, 以此实现峰电位分类. 例如, 若 $J = 3, u_1 = u_2 = u_3 = 5, \Delta = [01000 \quad 00000 \quad 00010]^T$, 那么可以知道该重叠信号是由第 1 和第 3 个神经元峰电位信号经过时移后叠加得到.

既然一个重叠的峰电位信号可以表示为一个测量矩阵(即托普利兹矩阵)与一个稀疏向量相乘的形式, 那么根据压缩感知理论, 可以去求解这个稀疏向量, 表示为

$$\hat{\Delta} = \underset{\mathbf{X}}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\mathbf{X}\|_2^2 + \tau \|\mathbf{X}\|_1 \} \quad (9)$$

其中 τ 为尺度系数. 用压缩感知求解式(9)的方法有很多^[23-26], 本文采用拉普拉斯先验的贝叶斯压缩感知算法^[23], 其计算过程可参考文献[23].

3.2 最大后验估计

通过压缩感知算法得到 $\hat{\Delta}$ 的期望值应具有稀疏形式, 例如, 若重叠的峰电位信号由三个神经元叠加而成, 那么其期望值 Δ 中应只有三个系数为 1, 其余为 0; 若只包含一个神经元峰电位信号, 则 Δ 中只有一个系数为 1. 然而, 由于托普利兹矩阵不一定列满秩且噪声的存在, 所得到的 $\hat{\Delta}$ 可能存在以下情况: 第一, 非 0 系数比期望的多; 第二, 最大系数所在的位置不一定对应神经元模板信号的时移量. 为进一步优化稀疏信号, 将采用 MAP 估计, 表示为

$$\Delta^* = \underset{\mathbf{X} \in \Omega^N}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{X} | \mathbf{V}; \mathbf{W}) \quad (10)$$

若噪声 ε 为 0 均值高斯白噪声, 对式(10)求对数, 则有

$$\Delta^* = \underset{\mathbf{X} \in \Omega^N}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{V} - \mathbf{W}\mathbf{X}\|_2^2 \quad (11)$$

求解式(11)的核心问题是确定搜索集合 Ω^N . 若仅规定

Ω^N 是一个 N 维向量空间, 则搜索范围将是巨大的, 通过压缩感知算法得到的计算结果可大幅缩小搜索范围. 利用式(8)的表示形式, 可将该集合表示为

$$\Omega^N = \{ [\delta(l_1), \delta(l_2), \dots, \delta(l_j)]^T | l_j \in L_j, j = 1, 2, \dots, J \} \\ L_j = \{ \bar{l}_j^0, \bar{l}_j^1, \dots, \bar{l}_j^I \} \quad (12)$$

其中 $\bar{l}_j^i (i = 1, 2, \dots, I)$ 表示为稀疏系数向量 $\hat{\Delta}$ 的第 $(j-1)u_j$ 到 ju_j 个元素 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中第 i 大的系数所在位置对应的偏移量, I 为搜索到第 i 大的上限值, 它的取值小于 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中非零系数数目, 例如 $I = 5$ 时, 则需将 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中第 1 大的系数一直到第 5 大的系数所在位置对应的偏移量保存至 L_j . 最后规定 $i = 0$ 时, $\delta(l_j = \bar{l}_j^0) = \mathbf{0}_{u_j \times 1}$. 例如, 求得 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中 u_j 个系数为 $[0, 0.15, 1, 0.1, 0]^T$, 其中 $u_j = 5, r_j = 2, s_j = 3, I = 3$, 那么 $L_j = \{ \bar{l}_j^0, 0, -1, 1 \}$.

式(12)的集合 Ω^N 的确定基于以下原因: (1) 若重叠信号中包含第 j 个神经元峰电位信号偏移了 n_j 个单位, 即使该峰电位稀疏信号 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中第 n_j 个值不是最大, 却至少应是第 I 大的; (2) 即使重叠信号中不包含第 j 个神经元峰电位信号, 该峰电位稀疏信号 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中仍然可能存在非 0 系数.

3.3 复杂度和算法总结

由式(12)所确定的集合可知, MAP 的搜索次数是 $(I+1)^J$, 当神经元数目 J 固定时, MAP 的计算复杂度将随 I 的增大而增大. 若 i_j 为第 j 个峰电位系数 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 中非 0 系数的数目, 那么可将 I 设定为 $\min\{i_j, j = 1, 2, \dots, J\}$. 由于 $\hat{\Delta}$ 具有稀疏形式, 因此 $i_j \ll u_j$, 即使 I 为 $\max\{i_j\}$, 搜索次数也不会很多. 在实际应用中, 可适当变换 I 值以达到分类性能最优, 即

$$\min\{i_j\} \leq I \leq \max\{i_j\}, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (13)$$

最后总结了本文的分类算法步骤, 如算法 1 所示.

算法 1 压缩感知的重叠峰电位分类算法

输入: 搜索值 I , 峰电位波形最大左、右移量 r_j, s_j

输出: 神经元峰电位类 j

1. 对原始采集信号预处理: 白化、滤波和峰值检测, 并截取若干个可能包含峰电位的信号段 \mathbf{V} ;
2. 采用 PCA 对信号段提取特征值, 执行 k -均值找到 J 个聚类中心点, 将这些中心点对应的峰电位信号作为神经元的峰电位模板信号 \mathbf{w}_j ;
3. 将峰电位模板 \mathbf{w}_j 进行不同的时移得到式(4)的托普利兹矩阵 \mathbf{W} ;
4. 由 \mathbf{W} 和信号段 \mathbf{V} , 应用拉普拉斯先验的贝叶斯压缩感知得到稀疏信号 \mathbf{X} , 即应该求得的稀疏向量 $\hat{\Delta}$;
5. 由式(11)的 MAP 方法得到优化的稀疏系数 Δ^* ;
6. 判断 $\hat{\Delta}((j-1)u_j:ju_j)$ 是否存在非零系数: 若存在, 则该信号段包含第 j 个神经元峰电位, 否则将不包含;
7. 重复 4 ~ 6 步直至所有信号段分类完毕.

4 实验

为验证算法 1 的有效性,实验中分别采用一组仿真数据和两组实测数据来测试与比较三种分类算法,

其中第三组数据的神经元波形较相似.图 2 给出了实验数据的波形及聚类结果,表 1 给出了三种方法性能比较.

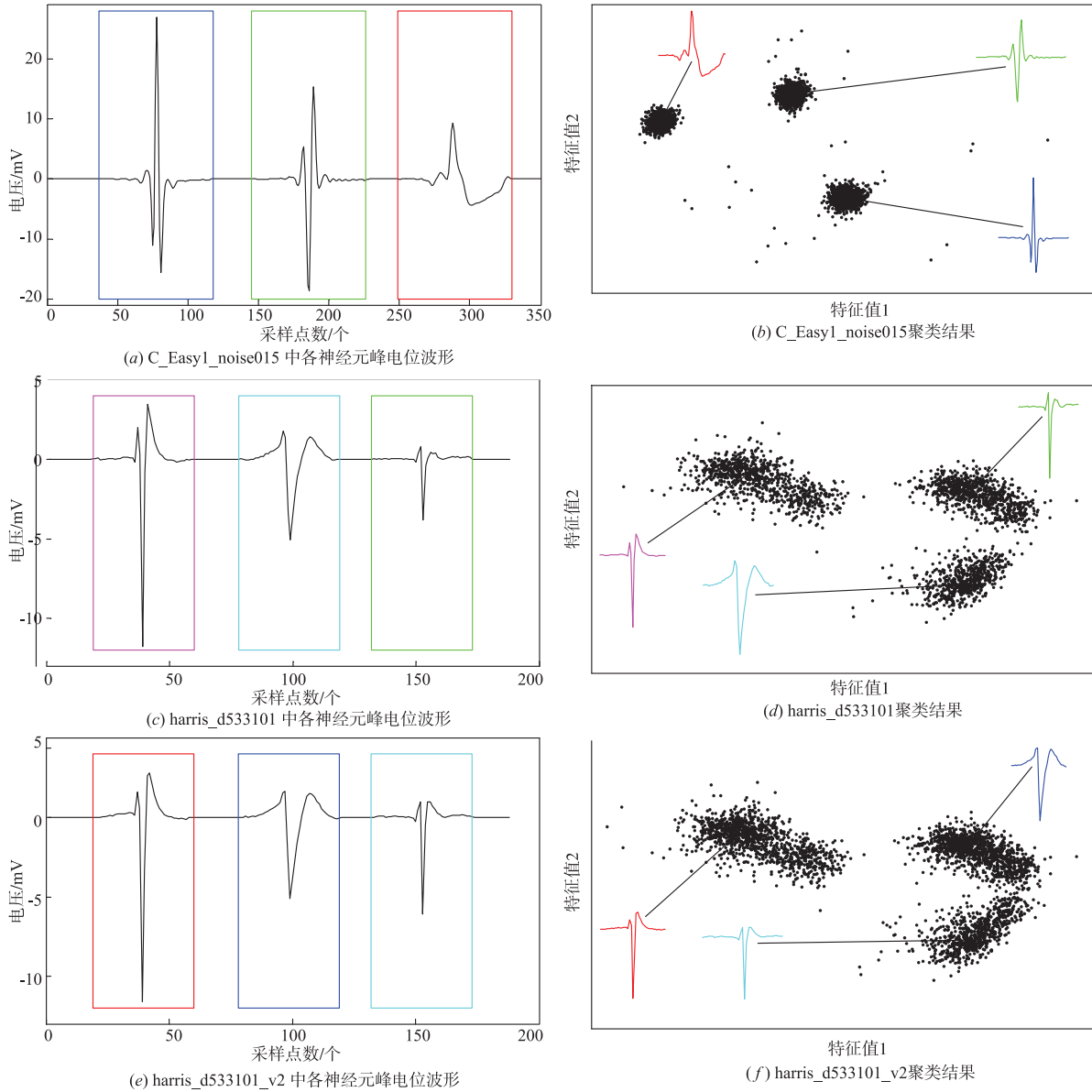


图2 三组数据的峰电位波形图和特征值聚类图

表 1 压缩感知,k-均值聚类,CBP 三种方法的分类性能比较

实验数据	峰电位数目	压缩感知		k-均值		CBP	
		漏检	假阳性	漏检	假阳性	漏检	假阳性
C_Easy1_noise015	3477	13	10	244	2	13	4
harris_d533101	621	3	27	29	23	2	24
harris_d533101_v2	777	48	54	83	48	121	26
平均	1625	21	30	119	24	45	18

另外,压缩感知分类中几个参数会对性能产生影响,图3与表2分别列出了该结果.下面,将分别介绍这

些实验结果.

4.1 仿真数据

本节数据 C_Easy1_noise015^[2] 的波形来自于真实环境,并选择能够接近真实环境的噪音.实验中选取 50 阶截止频率 250Hz 的巴特沃斯高通滤波器,由于实验

数据为单信道数据,故仅对其时间上白化,并将 k -均值聚类的中心点作为各神经元峰电位模板.为准确表示峰电位模板,主成分的累计贡献率为 90%.根据峰电位信息,选择信号段长度 $M = 81$.实验中的压缩感知算法参数设置见文献[23],CBP 更多设置见文献[5].

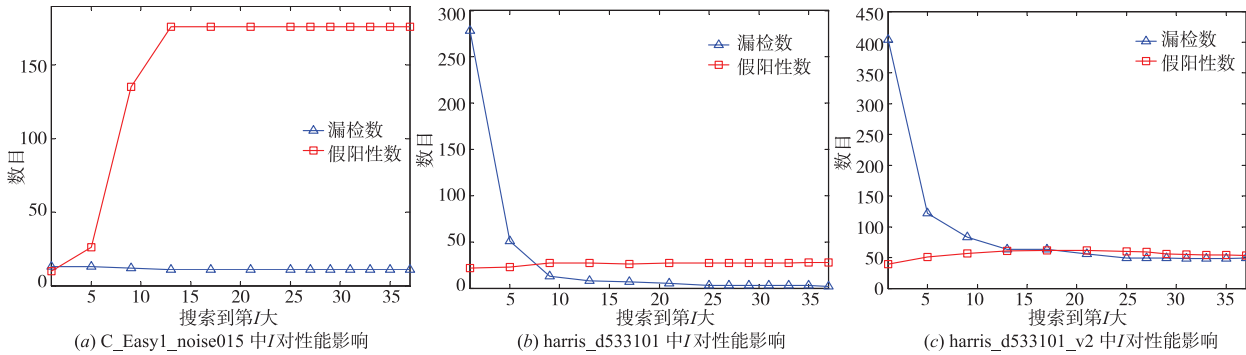


图3 三组实验中 I 对性能的影响

表2 三组数据托普利兹矩阵参数对性能的影响

r_1	s_1	r_2	s_2	r_3	s_3	C_Easy1_noise015		harris_d533101		harris_d533101_v2	
						漏检	假阳性	漏检	假阳性	漏检	假阳性
50	49	47	49	48	47	25	22	610	72	765	123
46	46	44	46	44	44	19	19	610	68	765	113
44	44	43	44	43	43	17	10	610	63	764	116
42	42	42	42	42	42	13	10	610	65	762	107
40	40	41	40	41	41	17	6	608	71	761	112
38	38	40	38	40	40	21	9	603	27	756	40
34	33	32	32	34	34	77	59	17	24	65	60
31	30	30	30	31	30	133	86	14	26	58	59
28	28	28	27	28	26	209	157	11	26	58	62
24	23	24	23	22	21	254	159	6	27	52	58
22	21	22	21	21	20	293	198	3	27	49	56
20	19	20	19	20	19	289	192	3	27	49	55
19	18	19	18	19	18	296	192	3	27	48	54
18	17	18	17	19	17	299	196	4	26	50	53

图 2(a)、(b) 分别为实验数据的波形及聚类图.从图 2(a) 可看到,三个神经元波形在最大峰值和波形上均相差较大.从图 2(b) 可看到很多点离三个簇中心点均较远,经验证这些点存在峰电位重叠.表 1 第一行给出三种方法实验结果,其中 $r_j = s_j = 42; j = 1, 2, 3; I = 1$.如果实验计算出的峰电位时间与其真实值相差 4ms 内,那么两者就相匹配.从表中可看到: k -均值漏检数最多,压缩感知和 CBP 漏检数较少,均是 13.其原因在于,当重叠峰电位聚类时,它们的特征值点与各类中心点均较远.另外从表中还可看到,压缩感知的假阳性数为 10,略高于 CBP,但未超过总数

的 1%.

压缩感知分类中几个参数会对性能产生影响.从图 3(a) 可看出, $I = 1$ 的峰电位错误数(漏检与假阳性数和)最少.错误数随 I 增大而增大,达到 13 时,错误数趋于平稳.该结果表明,这组数据增大 I 不能提高压缩感知性能.从表 2 中 C_Easy1_noise015 可看到, r_j 和 s_j 从 50 附近逐渐减小时,峰电位错误数也缓慢减小,直到减小至 40 附近,错误数减小至最低约 23.当 r_j 和 s_j 减小至 40 以下时,错误数迅速增加.另外, r_j 和 s_j 的选择不能使漏检和假阳性数同时达到最低,因此它们的最优值只能在两个性能中取一折衷.

4.2 电极记录大鼠海马区的数据

本节数据 harris_d533101^[14] 取自麻醉大鼠海马 CA1 区,其中细胞内记录数据为真实值,细胞外的为待分类信号.由于实验数据为多信道数据,故需对其时间及空间上白化,并将 k -均值的聚类中心点作为各电极记录的峰电位模板,然后由四个电极记录的峰电位模板一起组成该神经元峰电位模板.根据峰电位信息,选择信号段长度 $M=41$,其他参数设置与 4.1 节相同.

图 2(c)、(d)分别为实验数据的波形及聚类图.从图 2(c)可看到三个神经元波形在最大峰值和波形上也相差较大.图 2(d)中离三个簇中心均较远的点也存在峰电位重叠.表 1 第二行给出三种方法实验结果,其中 $r_j=20$; $s_j=19$; $j=1,2,3$; $I=25$.从表中可看到: k -均值漏检数最多,为 29;压缩感知和 CBP 分别为 3 和 2.其原因仍然是重叠峰电位聚类时,其在特征值图上形成的点与各类中心点均较远.另外,表中压缩感知的假阳性数为 27,略高于 CBP 的 24.

类似地,可看到几个参数对性能影响:图 3(b)中, $I=25$ 时的峰电位错误数最少.此后,随着 I 增大,错误数趋于平稳.该结果表明,这组实测数据适当增大 I 可减小峰电位错误数.从表 2 中 harris_d533101 可看到, r_j 和 s_j 从 50 附近逐渐减小时,错误数几乎不变,当其减小至 34 附近,错误数急剧减小,减小至最低约 30.当 r_j 和 s_j 继续减小,错误数几乎不变.另外还可看到, r_j 和 s_j 选择也不能使漏检和假阳性数同时达到最低,该结果与上一组数据相似.

4.3 电极记录蝗虫体内的数据

本节数据 harris_d533101_v2^[17] 取自蝗虫体内神经元,也分为细胞内、外记录.由于本数据也为多信道数据,故主要设置同 4.2 节.

图 2(e)、(f)分别为实验数据的波形及聚类图.从图 2(e)中可看到第二、三窗口波形较相似,仅信号宽度有所变化.从图 2(f)看到,图 2(e)中第二、三窗口波形相似导致这两个神经元聚类中心点也较近,这使得两个簇交界处点难以正确分类.同时,有很多点离三个簇中心点均较远,这些点中也存在峰电位重叠.表 1 第三行给出了三种方法实验结果,其中 $r_j=19$; $s_j=18$; $j=1,2,3$; $I=33$.从该数据可看到,CBP 漏检数最多,为 121;压缩感知漏检数最少,为 48. CBP 性能迅速下降的原因是两个不同神经元有着相似波形.另外从表中还可看到压缩感知的假阳性数高于其他两种方法,但错误数为 102,低于其他两种方法.

同样可看到几个参数对性能的影响:图 3(c)中 $I=33$ 时,峰电位错误数最少,随着 I 增大,错误数趋于平稳.该结果表明,这组数据适当增大 I 可减小峰电位错误数.从表 2 中 harris_d533101_v2 可看到, r_j 和 s_j 从 50

附近逐渐减小时,峰电位分类错误数几乎不变,当其减小至 34 附近,错误数急剧减小,随后缓慢减小至最低约 102.当 r_j 和 s_j 继续减小,错误数几乎不变,该结果也与前两组数据相似.

5 结论

本文提出了压缩感知和 MAP 方法解决峰电位重叠问题.在实验中,分别采用仿真和实测数据将本文算法与传统分类算法进行验证与比较.实验结果显示,当不同神经元的峰电位波形相似时,本文算法在漏检和错误数方面要优于传统算法.另外,由于实验数据中噪音干扰和托普利兹矩阵不一定列满秩,使得 I 和托普利兹矩阵的选择应该恰当,这两个参数的选择将是值得研究的问题.例如采用搜索的方法,搜索出两者参数构造的最优解使得后面的峰电位分类准确率达到更高.

参考文献

- [1] Rey H G, Ahmadi M, Quiroga R Q. Single trial analysis of field potentials in perception, learning and memory [J]. *Current Opinion in Neurobiology*, 2015, 31: 148 - 155.
- [2] 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.
- [3] Khodagholy D, Gelinas J N, Thesen T, et al. NeuroGrid: recording action potentials from the surface of the brain [J]. *Nature Neuroscience*, 2015, 18(2): 310 - 315.
- [4] Rey H G, Pedreira C, Quiroga R Q. Past, present and future of spike sorting techniques [J]. *Brain Research Bulletin*, 2015, 119 (Pt B): 106 - 117.
- [5] Ekanadham C, Tranchina D, Simoncelli E P. A unified framework and method for automatic neural spike identification [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2014, 222: 47 - 55.
- [6] Franke F, Natora M, Boucsein C, Munk M H, Obermayer K. An online spike detection and spike classification algorithm capable of instantaneous resolution of overlapping spikes [J]. *Journal of Computational Neuroscience*, 2010, 29(1-2): 127 - 148.
- [7] Bar-Gad I, Ritov Y, Vaadia E, Bergman H. Failure in identification of overlapping spikes from multiple neuron activity causes artificial correlations [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2001, 107(1-2): 1 - 13.
- [8] Pillow J W, Shlens J, Chichilnisky E J, Simoncelli E P. A model-based spike sorting algorithm for removing correlation artifacts in multi-neuron recordings [J]. *PLoS One*, 2013, 8(5): e62123.
- [9] Rosenbaum R, Smith M A, Kohn A, et al. The spatial struc-

- ture of correlated neuronal variability [J]. *Nature Neuroscience*, 2017, 20(1): 107 – 114.
- [10] Vinci G, Ventura V, Smith M A, et al. Separating spike count correlation from firing rate correlation [J]. *Neural Computation*, 2016, 28(5): 849 – 881.
- [11] Turin G. An introduction to matched filters. *Information Theory [J]*. *IRE Transactions on Information Theory*, 1960, 6(3): 311 – 329.
- [12] Lewicki M S. A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural action potentials [J]. *Network Computation in Neural Systems*, 1998, 9(4): 53 – 78.
- [13] Rutishauser U, Schuman E M, Mamelak A N. Online detection and sorting of extracellularly recorded action potentials in human medial temporal lobe recordings, in vivo [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2006, 154(1–2): 204 – 224.
- [14] Harris K D, Henze D A, Csicsvari J, Hirase H, Buzsaki G. Accuracy of tetrode spike separation as determined by simultaneous intracellular and extracellular measurements [J]. *Journal of Neurophysiology*, 2000, 84(1): 401 – 414.
- [15] Shoham S, Fellows M R, Normann R A. Robust, automatic spike sorting using mixtures of multivariate t-distributions [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2003, 127(2): 111 – 122.
- [16] Pouzat C, Mazor O, Laurent G. Using noise signature to optimize spike sorting and to assess neuronal classification quality [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2002, 122(1): 43 – 57.
- [17] Wehr M, Pezaris J S, Sahani M. Simultaneous paired intracellular and tetrode recordings for evaluating the performance of spike sorting algorithms [J]. *Neurocomputing*, 1999, 26-27: 1061 – 1068.
- [18] Obeid I, Wolf P D. Evaluation of spike-detection algorithms for a brain-machine interface application [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, 51(6): 905 – 911.
- [19] Choi J H, Jung H K, Kim T. A new action potential detector using the MTEO and its effects on spike sorting systems at low signal-to-noise ratios [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, 53(4): 738 – 746.
- [20] Rebrik S P, Wright B D, Emondi A A, Miller K D. Cross-channel correlations in tetrode recordings: implications for spike-sorting [J]. *Neurocomputing*, 1999, 26-27: 1033 – 1038.
- [21] Chen B, Carlson D, Carin L. On the analysis of multi-channel neural spike data [A]. *Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing Systems [C]*. USA: MIT Press, 2011. 936 – 944.
- [22] Ekanadham C, Tranchina D, Simoncelli E P. Recovery of sparse translation-invariant signals with continuous basis pursuit [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(10): 4735 – 4744.
- [23] Babacan S D, Molina R, Katsaggelos A K. Bayesian compressive sensing using Laplace priors [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 53 – 63.
- [24] Jianbo Yang, Xuejun Liao, Xin Yuan. Compressive sensing by learning a gaussian mixture model from measurements [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 106 – 119.
- [25] Adcock B, Hansen A C. Generalized sampling and infinite-dimensional compressed sensing [J]. *Foundations of Computational Mathematics*, 2016, 16(5): 1263 – 1323.
- [26] Arai K, Belthangady C, Zhang H, et al. Fourier magnetic imaging with nanoscale resolution and compressed sensing speed-up using electronic spins in diamond [J]. *Nature Nanotechnology*, 2015, 10(10): 859 – 864.

作者简介



杨凯男, 1991年生于湖北麻城. 现为云南民族大学硕士研究生. 主要研究方向为神经网络与机器学习.

E-mail: 250145249@qq.com



吴海锋(通信作者)男, 1977年生于云南昆明. 现为云南民族大学教授. 主要研究方向为神经网络与机器学习.

E-mail: whf5469@gmail.com



曾玉女, 1981年生于安徽无为. 现为云南民族大学讲师. 主要研究方向为神经网络与机器学习.

E-mail: yv.zeng@gmail.com