

文章编号:1671-6833(2011)03-0090-05

基于匹配小波变换的初级视皮层神经元锋电位分类

万红, 郜丽赛, 牛晓可

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 神经元锋电位分类是研究神经系统信息处理机制的关键。为了提高锋电位分类效果, 将匹配小波应用到锋电位分类中来, 提出了基于匹配小波变换的初级视皮层神经元锋电位分类方法。首先根据提取的锋电位信号波形特性和匹配准则, 构造出匹配小波, 然后基于匹配小波对锋电位信号进行小波变换, 获取锋电位信号特征进行锋电位聚类, 从而实现锋电位分类。将该方法用于由多电极阵列采集的大鼠初级视皮层神经元锋电位的分类, 并与基于传统小波的分类方法进行聚类比较, 该方法得到的散点图具有两个更加明显的聚类中心, 聚类效果更好。再对信号进行加噪处理, 当信噪比较低时, 该方法仍保持较高的分类正确率, 抗噪性能较强。

关键词: 初级视皮层; 锋电位分类; 小波构造; 匹配小波

中图分类号: R318.04, TP391.4

文献标志码: A

0 引言

研究视觉皮层神经元对视觉信息的编码规律对于揭示视觉加工机制意义重大, 视觉皮层神经元锋电位的发放率作为编码视觉信息的最有效方式^[1], 是首先要关注的对象。近年来, 常采用微电极阵列技术进行胞外信息采集与记录, 以获取大量的视觉神经元锋电位信号。通过对这些锋电位信号的处理, 获得各神经元发放率、锋电位间隔等信息, 为进一步的分析研究做准备。然而, 每根微电极尖端可能被多个神经元包围, 即一个电极可能同时记录到多个神经元发放的锋电位, 所以锋电位的快速有效分类将直接影响后续分析结果的科学性^[2]。

目前, 锋电位分类常用的方法有聚类分析方法、模板匹配方法、主元分析方法^[3-4]和基于小波变换的分类方法^[5]等。小波分析在锋电位分类方面的应用是近些年发展起来的, 该方法兼具特征分析和滤波功能, 能更有效地分离波形和幅值非常类似的信号。其中, 基于离散小波变换的锋电位分类方法应用较广, 但研究者^[6]多选用现有的著名小波基(如 db4、db8 等)进行信号处理, 选择标准为其与待分析信号的相似性。若能根据待分析

信号的特性, 快速构造出匹配小波来分解信号, 不但能获取更多信号中的信息, 而且将大大减少小波选择时间, 提高信号处理的速度, 增强小波的实用性。Guido 等^[7]构造了匹配小波变换来进行苍蝇视觉系统运动感知神经元锋电位识别, 取得了很好的效果, 但其算法步骤较多, 计算复杂。

笔者依照一定的匹配原则, 采用简便的算法^[8]快速构造出满足某种特性的小波滤波器组, 将其与检测出的锋电位信号进行匹配, 并基于其对锋电位信号进行离散小波变换后, 通过合理选择得到的小波系数来实现锋电位信号聚类^[9]。利用笔者所述方法对实验室采集的大鼠初级视觉皮层的神经元锋电位信号进行分类, 效果良好。且在较低信噪比情况下, 仍保持较高的分类正确率。

1 匹配小波构造

1.1 小波滤波器组的构造

小波变换是将原始信号与小波函数以及尺度函数进行内积运算, Daubechies 的基于离散滤波器迭代方法和 Mallat 的塔式算法提出后, 小波基的选择和构造就可转换为正交镜像滤波器的选择和构造。正交镜像滤波器分为正交和双正交两类, 各由两个滤波器组共四个滤波器构成, 分别为低

收稿日期: 2010-12-20; 修订日期: 2011-03-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60841004, 60971110)

作者简介: 万红(1964-), 女, 辽宁沈阳人, 郑州大学教授, 博士, 硕士生导师, 研究方向为信息采集与处理, E-mail: wanhong@zzu.edu.cn.

通分解滤波器 $h_0(k)$ 、高通分解滤波器 $h_1(k)$ 、低通重建滤波器 $f_0(k)$ 和高通重建滤波器 $f_1(k)$ 。

设待分析的离散信号为 $a_{2j}(n)$, 根据 Mallat 塔式分解算法, 在离散小波变换中, 可直接用 $h_0(k)$ 和 $h_1(k)$ 进行如下计算:

$$a_{2j-1}(n) = \sum_k a_{2j}(k) h_0(k-2n) \quad (1)$$

$$d_{2j-1}(n) = \sum_k a_{2j}(k) h_1(k-2n) \quad (2)$$

相应的 Mallat 塔式重构算法如下:

$$a_{2j}(n) = \sum_k a_{2j-1}(k) f_0(k-2n) + \sum_k d_{2j-1}(k) f_1(k-2n) \quad (3)$$

其中, $a_{2j-1}(n)$ 和 $d_{2j-1}(n)$ 分别为对 $a_{2j}(n)$ 在尺度基函数和小波基函数的投影, 也就是低频和高频系数。

根据文献[8]介绍的算法, 通过简单的步骤可以构造出满足正则条件且消失矩为4的双正交“9/7”完全重构滤波器组, 低通分解滤波器 $h_0(k)$ 和低通重构滤波器 $f_0(k)$ 分别为

$$h_0(k) = [1, 2(A+1), 4(A+B+1), 6A+8B+8C+6, 8A+8B+16C+6, 6A+8B+8C+6, 4(A+B+1), 2(A+1), 1] \quad (4)$$

$$f_0(k) = [1, 2(\alpha+2), 8\alpha+7, 12\alpha+8, 8\alpha+7, 2(\alpha+2), 1] \quad (5)$$

其中

$$A = -(3+\alpha) \quad (6)$$

$$B = \frac{9\alpha^3 + 35\alpha^2 + 48\alpha + 24}{3\alpha^2 + 9\alpha + 8} \quad (7)$$

$$C = \frac{8(1+\alpha)^3}{3\alpha^2 + 9\alpha + 8} \quad (8)$$

参数 α 可变, 滤波器组的系数均为它的函数, 且分解滤波器和重构滤波器间存在如下关系:

$$f_0(k) = (-1)^k h_1(k), f_1(k) = -(-1)^k h_0(k) \quad (9)$$

另外, 因为 $h_0(k)$ 必须满足条件 $\sum_k h_0(k) = \sqrt{2}$, 所以需要将 $h_0(k)$ 进行归一化后再乘以相应系数。

1.2 匹配小波选择准则

笔者所述匹配指的是统计意义上的能量匹配, 也就是通过优化使小波滤波器具有更好的能量紧支性和时频分辨率。若给定信号与小波匹配, 则相应的匹配分解滤波器的输出在进行小波分解时将达到最大。匹配准则为最大投影准则, 即如果信号与小波在某空间的基函数匹配, 那么应使其在该空间的投影最大。具体来说, 若信号中低频分

量多, 则匹配准则为使其在尺度空间投影最大; 反之, 则应使信号在小波空间投影最大^[10]。

匹配准则的数学描述如下: 设待匹配的信号 $f(t)$ 在最高层子空间 V_0 的采样为 $f(n)$, V_0 可被分解为尺度子空间和小波子空间: $V_0 = V_{-1} \oplus W_{-1}$, 通过两带小波变换, 可分别计算出 $f(n)$ 在子空间 V_{-1} 和 W_{-1} 的投影系数 $a_{-1}(n)$ 和 $d_{-1}(n)$ 。利用 $a_{-1}(n)$ 和尺度基函数或低通重构滤波器, 可得到重构信号 $\hat{f}(n)$ 。

$$\text{令 } e = \hat{f}(n) - f(n), \text{ 则}$$

$$E = \sum [\hat{f}(n) - f(n)]^2 \quad (10)$$

若信号低频分量多, 则匹配准则为使最小, 即使信号在尺度空间的投影最大。反之, 匹配准则为使最大。

1.3 匹配小波构造算法

选定待匹配的特征信号后, 依照上述的匹配准则和双正交完全重构小波滤波器组构造方法, 可构造出与待分析信号相匹配的小波滤波器组, 而将低通滤波器迭代几次即可得到很好的匹配小波尺度基函数和小波基函数。将匹配小波用于实际信号处理时, 仅得到滤波器组的系数就可进行离散小波变换。具体构造匹配小波滤波器组的算法设计如下:

(1) 选定待匹配的离散信号 $f(n)$ 。

(2) 随机给定 α 的初值, 根据式(4)~(9)及条件 $\sum_k h_0(k) = \sqrt{2}$, 求出两组滤波器 $h_0(k)$ 、 $h_1(k)$ 、 $f_0(k)$ 和 $f_1(k)$ 。

(3) 根据步骤(2)求出的滤波器, 对 $f(n)$ 进行离散小波变换, 求出尺度基函数或小波基函数的系数, 并仅利用尺度空间或小波空间的系数重构信号 $\hat{f}(n)$, 得到式(10)中的 E 。

(4) 调整参数 α , 求得 E 最小时的匹配滤波器组, 即为匹配小波滤波器组。

2 基于匹配小波变换的锋电位分类方法

获取锋电位信号的匹配小波滤波器组系数后, 基于其对锋电位信号进行离散小波变换获取信号特征进行聚类, 实现锋电位分类, 也即实现基于匹配小波变换的锋电位分类。基于匹配小波变换的锋电位分类方法的主要优势在于可紧密结合信号特性对锋电位信号在时频域进行联合局部性描绘, 同时具有去噪功能。该方法一般选用小波系数或小波系数的统计信息作为特征进行聚类, 鉴于变换后所得的系数较多, 为改善分类器的性能,

通常选取对分类贡献大的部分系数作为特征. 文章选取方差较大的部分小波系数组成特征向量, 作为分类器的输入.

基于匹配小波变换的锋电位分类总体算法设计如下:

(1) 根据检测到的锋电位信号特性, 选定待匹配的离散信号 $f(n)$.

(2) 依照 1.3 所述算法步骤 2) ~ 4) 求出匹配小波滤波器组系数.

(3) 设检测到采样点数为 S 的 M 个锋电位, 得到 M 个离散序列, 对这 M 个序列分别基于匹配小波滤波器组进行离散小波变换, 则经小波变换之后, 每个离散序列对应将得到一个由低频概貌向量 a_{-j} (j 为最大分解次数) 和经每一层分解得到的高频细节向量 $d_{-j}, d_{-(j-1)}, \dots, d_{-1}$ 构成的向量, 整合这些向量将得到长度为 L 的小波系数矩阵, L 的值由锋电位长度 S 和匹配小波滤波器组的长度共同决定. 这样 M 个锋电位经小波变换后将最终得到一个 $M \times L$ 维系数矩阵:

$$Q = [q_1, q_2, \dots, q_M]^T \quad (11)$$

其中, q_k 表示为:

$$q_k = [a_{-j}, d_{-j}, d_{-(j-1)}, \dots, d_{-1}], k = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

(4) 计算系数矩阵中每个列向量各个元素的方差, 得到不相关的 L 个方差:

$$S_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (Q_{ij} - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Q_{ij})^2, (j = 1, 2, \dots, L) \quad (13)$$

其中, Q_{ij} 表示系数矩阵第 i 行第 j 列元素.

然后, 求出这 L 个方差占方差总和的比率 r_j :

$$r_j = \frac{S_j}{\sum_{j=1}^L S_j}, j = 1, 2, \dots, L \quad (14)$$

(5) 将比率 r_j 从大到小排列, 选出比率和大于 90% 的前 l ($l < L$) 个方差对应的小波系数矩阵 Q 中的 l 个列向量构成特征向量 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il}\}$, 代表第 i 个锋电位序列的特征, 其中 $i = 1, 2, \dots, M$, 从而得到一个 $M \times l$ 的特征矩阵 $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$.

(6) 依据特征矩阵 X , 采用沃德聚类法以所选系数为特征进行聚类, 从而实现锋电位基于匹配小波变换的分类.

3 实验分析

研究选取年龄 2 ~ 6 个月, 体重 150 ~ 250 g

的大鼠作为实验对象 (由郑州大学动物中心提供). 记录大鼠大脑初级视觉皮层的神经信号, 首先将大鼠经腹腔用麻醉剂麻醉后固定于立体定位仪上, 以刀剃掉其头皮上的毛发, 切开头部皮肤, 暴露颅骨, 用手术刀刮去颅骨附着硬脑膜, 并用过氧化氢 (3%) 去除颅骨上多余物质. 然后将钨丝微电极阵列植入大鼠初级视觉皮层 (V1 区, 以前囟为原点, 向后 7.3 mm, 向外 3.0 mm 处). 通过信号采集设备 (Cerebus system, Blackrock Microsystems 公司生产) 记录大鼠 V1 区的神经元自发放电信号, 采样频率为 30 kHz. 当微电极阵列电极下至预设深度后, 根据每个通道记录的背景噪声情况, 设置适当的阈值, 实现锋电位的自动检测.

读取 Cerebus system 检测到的某通道的大鼠视觉皮层 V1 区神经元锋电位数据作为分类对象, 如图 1 所示, 每个锋电位长度为 1.6 ms, 由 48 个采样点组成, 共 1 600 个锋电位. 然后, 选定这些锋电位信号的叠加平均为待匹配的信号.

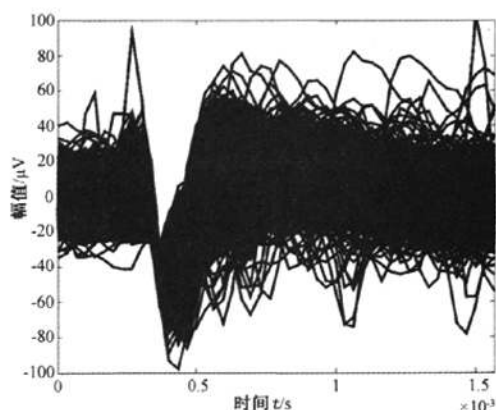


图 1 大鼠初级视觉皮层神经元锋电位信号

Fig. 1 Neuronal spike signals of rat in primary visual cortex

对选定的待匹配信号进行频谱分析, 信号频率集中在 5 kHz 以下, 故将匹配标准定为最大投影到尺度子空间. 根据 1.3 算法步骤 (2) ~ (4), 得到匹配小波滤波器组 $h_0(k)$ 、 $h_1(k)$ 的系数分别为 $H_0 = [0.039\ 4, -0.026\ 0, -0.106\ 9, 0.379\ 6, 0.842\ 1, 0.379\ 6, -0.106\ 9, -0.026\ 0, 0.039\ 4]$ 和 $H_1 = [-0.066\ 0, 0.043\ 5, 0.419\ 5, -0.794\ 2, 0.419\ 5, 0.043\ 5, -0.066\ 0]$, 对应的参数 α 的值为 -1.67.

参照 2 节总体算法第 (3) ~ (5) 步, 利用得到的匹配小波低通和高通分解滤波器系数 H_0 及

H_1 , 分解层数为 5, 对检测到的 48 点锋电位信号做离散小波变换, 得到 $1\,600 \times 87$ 维的小波系数矩阵 Q , 其中, 1 600 为锋电位个数 M , 87 为小波系数长度 L , 小波系数图如图 2 所示。

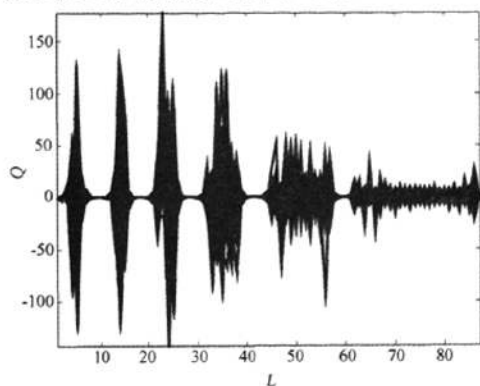


图2 小波系数图

Fig. 2 Figure of wavelet coefficients

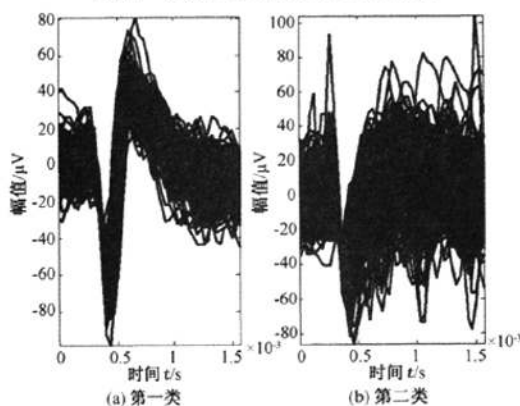


图3 分离开的两类锋电位

Fig. 3 Two kinds of spike signals after sorting:

选取方差比率和大于 90% 的较大的 19 个小波系数进行聚类, 可以将锋电位分为两类, 如图 3 所示; 其中, 第一类锋电位 268 个, 如图 3(a) 所示, 第二类锋电位 1 332 个, 如图 3(b) 所示。选取方差最大的小波系数记为 C_1 , 方差次大的小波系数记为 C_2 , 由锋电位的 C_1 和 C_2 构成的散点图如图 4 所示, 可见具有两个非常明显的聚类中心, 两类锋电位的区分已很清晰。

为便于比较, 笔者选择与锋电位信号相似度

较高的小波 db4 和 db8 作为对象, 对这 1 600 个神经元锋电位进行了分类。基于 db4 小波变换方法的两维散点图如图 5(a) 所示, 可见没有形成聚类中心, 不能有效聚类; 基于 db8 小波变换方法的两维散点图如图 5(b) 所示, 虽具有两个较模糊的聚类中心, 但分类不明显。与笔者提出的基于匹配小波变换的聚类结果相比, 效果较差。

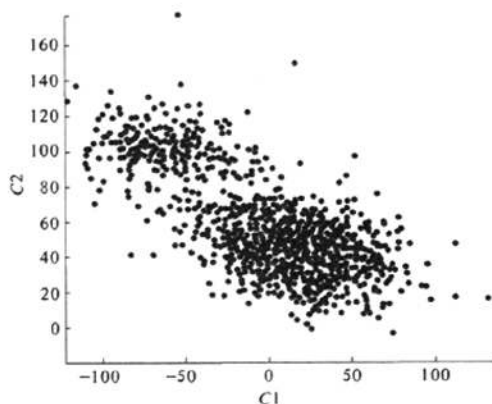
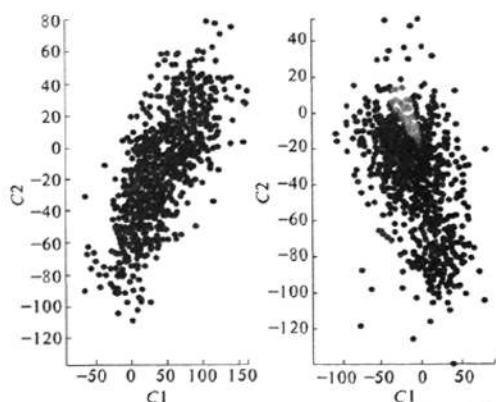


图4 基于匹配小波的聚类结果

Fig. 4 Sorting results based on matched wavelet



(a) 基于db4小波聚类结果 (b) 基于db8小波聚类结果

图5 基于db4及db8小波聚类结果

Fig. 5 Sorting results based on db4 and db8 wavelets

另外, 把实验记录到的锋电位作为无噪声存在的原始信号, 加入不同能量的噪声以改变信噪比, 以检验章算法的抗噪性能, 加入噪声后的分类结果如表 1 所示。

表1 不同信噪比下基于匹配小波的分类结果

Tab. 1 Sorting results based on matched wavelet under different Signal Noise Ratio

信噪比/dB	-5	-10	-15	-20	-25	-30
一类锋电位数量/个	270	271	277	293	313	337
二类锋电位数量/个	1 330	1 329	1 323	1 307	1 287	1 263
分类正确率/%	99.85	99.77	99.32	98.12	96.62	94.82

表1中的第一类和第二类锋电位数量总和为1 600个,分类正确率以无噪声时的分类结果为准.由表1可见,随着信噪比的降低,笔者提出的基于匹配小波变换的分类算法正确率虽呈下降趋势,但一直保持较高的正确率,表现出较强的抗噪能力.

4 结论

神经元锋电位的分类是研究神经信息编码、揭示大脑工作机制的前提.为了获得更好的分类效果,笔者提出了基于匹配小波变换的锋电位分类方法.将该方法应用于对大鼠初级视皮层神经元锋电位实测信号的分类中,在基于匹配小波变换分类方法的散点图中,有两个非常明显的聚类中心;而在基于db4小波分类方法的散点图中,没有形成聚类中心;基于db8小波分类方法的散点图中,聚类中心模糊,分类不清晰.通过比较,笔者提出的方法具有更好的分类效果.然后,对信号进行加噪处理,当信噪比低至-30 dB时,分类正确率为91.38%,即信噪比较低时,该方法仍能保持较高的分类正确率,抗噪性能较强.

参考文献:

- [1] DAYAN P, ABBOTT L. Theoretical Neuroscience [M]. London: The MIT Press, 2001: 3-43.
- [2] GENG Xin-ling, HU Guang-shu, TIAN Xin. Neural spike sorting using mathematical morphology, multi-

wavelets transform and hierarchical clustering[J]. Neurocomputing, 2010, 73: 707-715.

- [3] ADAMOS D A, KOSMIDIS E K, THEOPHILIDIS G. Performance evaluation of PCA-based spike sorting algorithms[J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2008, 91(3): 232-244.
- [4] 王静,封洲燕.多通道神经元锋电位检测和分类的新方法[J].生物化学与生物物理进展, 2009, 36(5): 641-647.
- [5] QUIROGA R Q, NADASDY Z, BEN-SHAUL Y. Un-supervised Spike Detection and Sorting with Wavelets and Superparamagnetic Clustering[J]. Neural Computation, 2004, 16(8): 1661-1687.
- [6] LETELIER J C, WEBER P P. Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2000, 101(2): 93-106.
- [7] GUIDO R C, SLAETS J F W, KOBERLE R, et al. A new technique to construct a wavelet transform matching a specified signal with applications to digital, real time, spike, and overlap pattern recognition[J]. Digital Signal Processing, 2006, 16(1): 24-44.
- [8] 丁爱玲,石光明,张宁,等.波形匹配小波设计及其在信号数据压缩中的应用[J].电子与信息学报, 2007, 29(4): 804-807.
- [9] 刘海龙. MEA信号锋电位的小波变换分类[J].计算机与数字工程, 2006, 34(4): 35-38.
- [10] 丁爱玲,石光明,郑春红,等.最优匹配小波的构造[J].自然科学进展, 2004, 14(12): 1469-1474.

Neuronal Spike Sorting in Primary Visual Cortex Based on Matched Wavelet Transform

WAN Hong, GAO Li-sai, NIU Xiao-ke

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Sorting of neuronal spike is the key to research information processing mechanism of nervous system. To improve sorting effect, matched wavelet is applied and neuronal spike sorting in primary visual cortex based on matched wavelet transform is introduced. Firstly, matched wavelet is constructed according to character of spike signals and match criterion. Then matched wavelet transform is used to extract features of spike signals and clustering of spike signals is carried out. Sorting of spike signals is realized. The method proposed is applied to analyze neuronal spike signals of rat in the primary visual cortex, sampled by multi-electrode array. Compared with sorting method based on classical wavelet, scatter plot generated by new method has two clearer clustering centers. Clustering effect is better. When noise is added, correct rate of new sorting method has remained high under low signal noise ratio. New method has strong noise resistance.

Key words: primary visual cortex; spike sorting; wavelet construction; matched wavelet