

СОРТИРОВКА НЕЙРОННЫХ СПАЙКОВ НА ОСНОВЕ ПАРАМЕТРИЧЕСКОГО ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА С АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИЕЙ

Макаров В.А., Павлов А.Н., Туницын А.Н.

Введение

Центральная нервная система (ЦНС) живых организмов непрерывно получает и обрабатывает сенсорную информацию, поступающую посредством взаимодействия с внешним миром. Исследование механизмов кодирования, представления и обработки данной информации ЦНС является одной из актуальнейших задач современного естествознания. Оптические, звуковые, тактильные стимулы кодируются соответствующими рецепторами в последовательности электрических импульсов (потенциалов действия или спайков), которые могут быть зарегистрированы экспериментально «*in-vivo*» с помощью микроэлектрода, погруженного в нервную ткань [1]. При анализе кооперативной динамики нейронных ансамблей и изучении генерируемого нейронами информационного кода спайки рассматриваются в качестве стереотипных событий. Это означает, что важна не форма отдельных импульсов, а время их генерации нейронами. Следует отметить то обстоятельство, что при осуществлении внеклеточной записи электрического потенциала микроэлектрод регистрирует сигнал не только от одной клетки, вблизи которой он находится, но и от соседних нейронов, расположенных в некоторой локальной области. В результате, полученные экспериментальные данные представляют собой суперпозицию электрической активности некоторого нейронного ансамбля (рис. 1). Поэтому исследователь должен установить связь отдельных потенциалов действия с различными клетками, генерирующими соответствующие сигналы. Эта задача называется сортировкой или классификацией спайков [2].

При решении задачи классификации традиционно считается, что каждый нейрон генерирует спайки одной и той же формы и амплитуды, в то же время сигналы разных клеток имеют индивидуальные особенности (хотя их потенциалы действия могут быть очень похожими). Проводя сравнение потенциалов действия по форме, можно разделить спайки соседних нейронов с определенной степенью точности. На практике данная задача является чрезвычайно сложной из-за наличия существенного фонового шума, который вносит искажения, усложняя идентификацию сигналов разных клеток; наличия вариабельности формы потенциалов действия, генерируемых нейронами; слабых различий форм спайков соседних клеток и т.д. В частности, на рис. 1 видны, по крайней мере, две группы спайков (с меньшей - А и большей - В амплитудами). Для того чтобы провести выделение сигналов только одного нейрона, в общем случае необходимо применять специальные методы анализа данных.

Предлагается новый метод сортировки нейронных спайков – параметрический вейвлет-анализ с адаптивной фильтрацией, который обеспечивает ошибку разделения потенциалов действия, близкую к теоретическому минимуму. Продемонстрирована зависимость качества сортировки нейронных спайков на основе вейвлет-преобразования от статистики экспериментального шума. Возможности предлагаемого подхода иллюстрируются как на тестовых, так и на реальных электрофизиологических сигналах.

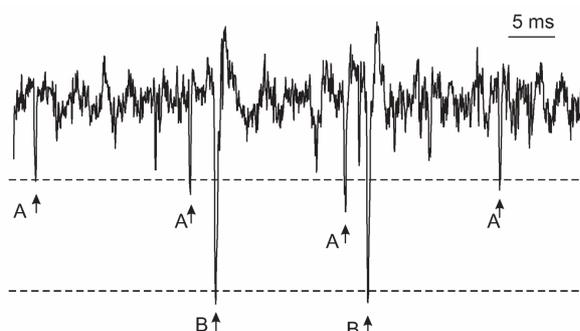


Рис. 1. Пример экспериментальной записи внеклеточного потенциала. Спайки достаточно большой (по сравнению с шумом) амплитуды обозначены стрелками. Наиболее простой способ разделения спайков – пороговая (амплитудная) сортировка. Спайки близкие по амплитуде ассоциируются с одним источником (нейроном).

В настоящее время методы сортировки спайков включают 4 независимых этапа, а именно: 1) фильтрацию экспериментальной записи внеклеточного сигнала; 2) определение всех спайков, которые требуется отсортировать (потенциалов действия, превышающих уровень фонового шума); 3) нахождение индивидуальных особенностей в формах потенциалов действия; 4) разделение спайков на группы (кластеры) в пространстве характеристик и установление соответствия полученных групп с различными нейронами. Наиболее сложными и неоднозначными из этих этапов являются первый и третий.

В рамках простейшего, но достаточно часто используемого на практике подхода, фильтрация внеклеточного потенциала осуществляется с помощью фильтра высоких частот (ФВЧ) с частотой среза примерно 300 Гц, после чего проводится визуальный анализ форм спайков в сочетании с различными вариантами пороговой (амплитудной) сортировки (рис. 1 спайки типа А и В). Данная процедура является субъективной, трудоемкой и зачастую неэффективной (в рамках типичного эксперимента можно зарегистрировать более 10^4 спайков). Сортировать спайки по амплитуде уда-

ется лишь при условии, что микроэлектрод расположен очень близко к какому-то одному нейрону – амплитуда генерируемых им сигналов будет существенно больше чем у других клеток, и в этом случае можно надежно отделить, по крайней мере, одну группу спайков. Если амплитуда спайков, генерируемых разными нейронами, является сопоставимой, то пороговое детектирование не позволяет обеспечить качественное разделение сигналов нервных клеток.

Значительно более «мощным» методом является анализ главных компонент (АГК) [2]. В рамках этого подхода также проводится фильтрация внеклеточного электрического потенциала (ФВЧ, 300 Гц), и затем масштабные коэффициенты нескольких первых главных компонент используются в качестве характеристик формы спайков для последующей сортировки. Недавно для решения задачи сортировки был предложен метод, основанный на расчете коэффициентов вейвлет-преобразования (ВП) [3]. В соответствии с работами [3-6], использование теории вейвлетов может быть эффективнее применения классического алгоритма АГК. Однако разделение спайков на основе коэффициентов ВП имеет ряд недостатков, среди которых следует отметить произвольность выбора базисного вейвлета и сложность автоматического нахождения коэффициентов, отражающих наиболее существенные различия форм потенциалов действия разных нейронов [13].

В рамках всех вышеупомянутых методов на первом этапе проводится стандартная процедура фильтрации с применением ФВЧ, которая не учитывает ни статистику шума, присутствующего в конкретной записи внеклеточного электрического потенциала, ни особенности формы анализируемых спайков. Шум, неизбежно присутствующий при детектировании сигнала микроэлектродом, имеет различную природу: от флуктуаций в самих электронных приборах до физиологических процессов, происходящих в клетках [7], и слабых смещений самого электрода [8,9]. Характеристики шума могут варьироваться от одного эксперимента к другому. Такие классические методы, как пороговое детектирование и анализ главных компонент, известны уже давно, и для них существуют рекомендации по подбору параметров фильтров. Этого нельзя сказать о методе, основанном на вейвлет-преобразовании. В данной работе мы показываем, что эффективность вейвлетного метода можно существенно улучшить путем включения адаптивной фильтрации непосредственно в процесс выявления основных особенностей формы спайков. Основываясь на этом заключении, далее мы предлагаем новый метод классификации нейронных потенциалов действия – параметрический вейвлет-анализ с адаптивной фильтрацией (ПВАФ).

Влияние статистики шума на качество сортировки нейронных спайков

Для демонстрации влияния статистики фонового шума на качество классификации потенциалов действия был проведен следующий эксперимент. Из реальных записей внеклеточного потенциала были выбраны две различные формы спайков, с помощью которых на следующем шаге формировались последовательности, содержащие по 1000 потенциалов действия каждая. Для моделирования эффекта присутствия фонового шума осуществлялось добавление к каждой получившейся последовательности случайного процесса с определенной центральной частотой и шириной

полосы $\Delta f=700$ Гц (полученного путем полосовой фильтрации Пуассоновского процесса). Следующим этапом являлся анализ смоделированных данных и проведение сортировки различными методами для оценки их погрешности (отношения числа ошибочно классифицированных спайков к общему числу анализируемых потенциалов действия).

На рис. 2,а показаны зависимости величины ошибки сортировки от центральной частоты добавляемого цветного шума. Как следует из этого рисунка, метод АГК приводит к большим погрешностям в области низких частот или для "медленного" (по сравнению с динамикой нейрона) шума, однако эффективность этого метода растет с ростом центральной частоты шума. Напротив, применение метода, использующего вейвлет-преобразование, целесообразно при доминировании «медленного» шума (в окрестности 2 кГц для рассматриваемого примера наблюдается значительный рост ошибки классификации). В данном случае мы рассматриваем так называемый «Вейвлетный Классификатор Спайков» (ВКС) [3], результаты которого качественно соответствуют другим алгоритмам, использующим теорию вейвлетов [6]. Таким образом, статистика шума (в частности его центральная частота) существенно влияет на погрешность сортировки, однако ее эффект отличается для методов АГК и вейвлет-преобразования. Таким образом, адекватная предварительная фильтрация внеклеточного потенциала может улучшить результаты классификации спайков.

На рис. 2,б показаны зависимости ошибки классификации от частоты среза фильтра низких частот (ФНЧ), примененного к анализируемым данным. Наглядно видно, что в случае вейвлет-преобразования ошибка классификации минимальна, когда частота среза фильтра составляет примерно 2.2 кГц и далее с ростом частоты она быстро возрастает. Для метода анализа главных компонент при увеличении частоты фильтра ошибка постепенно уменьшается и выше 2 кГц практически остается постоянной. Следовательно, низкочастотная фильтрация слабо влияет на метод АГК и оказывает значительно более сильное влияние на вейвлет-анализ, в рамках которого совершенно необходимо обеспечить подходящий выбор частоты среза фильтра.

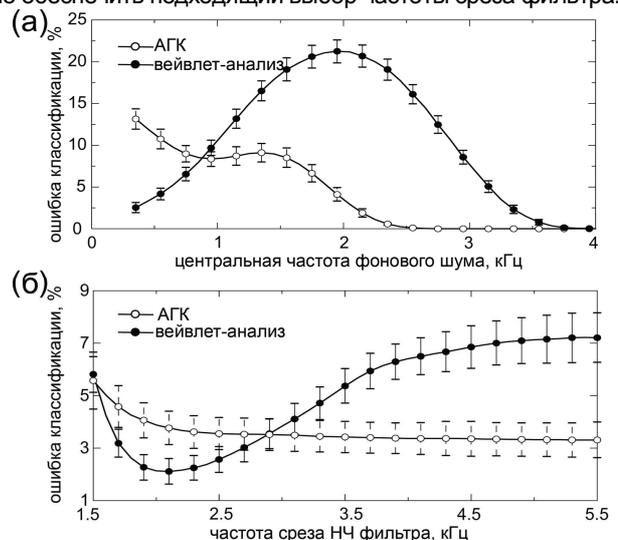
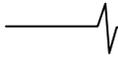


Рис. 2. Зависимость величины ошибки сортировки от (а) центральной частоты фонового шума (шум в полосе частот 700 Гц) и (б) частоты среза ФНЧ, применяемого для предварительной фильтрации внеклеточного потенциала.



Теоретические основы предлагаемого метода сортировки

Рассмотрим задачу сортировки спайков с помощью вейвлет-анализа более подробно. Предположим, что проводится исследование сигнала, содержащего $(N+M)$ спайков, соответствующих динамике двух разных нейронов А и В. Обозначим первоначальные (в отсутствие шума) формы спайков как $w_A(t)$ и $w_B(t)$. Следовательно, для регистрируемых в ходе эксперимента потенциалов действия можно записать следующее выражение:

$$s_i(t) = \xi_i(t) + \begin{cases} w_A(t), & i = 1, 2, \dots, N \\ w_B(t), & i = N + 1, \dots, N + M \end{cases} \quad (1)$$

где $\xi_i(t)$ – некоррелированные источники цветного шума, которые в первом приближении имеют одинаковую статистику. В наиболее общем виде непрерывное вейвлет-преобразование спайков $s_i(t)$ можно записать следующим образом:

$$W_i(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_0^T s_i(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (2)$$

где T – длительность спайка (обычно 1-3 мс),

$\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ – перемасштабируемая и

смещенная вдоль оси времени базисная функция (вейвлет), b и a – параметры временной локализации и масштаба, соответственно.

Применяя преобразование (2) с произвольными фиксированными значениями параметров (a, b) к спайкам (1), получим:

$$W_i(a, b) = \eta_i + \begin{cases} W_A, & i = 1, 2, \dots, N \\ W_B, & i = N + 1, \dots, N + M, \end{cases} \quad (3)$$

где

$$\eta_i(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_0^T \xi_i \psi_{a,b} dt, \quad (4)$$

$$W_{A,B}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_0^T w_{A,B} \psi_{a,b} dt. \quad (5)$$

Появление первого слагаемого в правой части уравнения (3) связано с наличием экспериментального шума. Второе слагаемое – коэффициенты вейвлет-преобразования, несущие информацию о форме каждого спайка (без учета шума).

Полученные коэффициенты W_i могут быть использованы для сортировки спайков. При этом важно выбрать такие параметры (a, b) , которые позволят разделить спайки по группам (кластерам) с наименьшей ошибкой. Успешно решить данную задачу можно при условии, что распределение коэффициентов W_i является бимодальным. В этом случае можно установить пороговое значение $W_{th} \in [W_A, W_B]$, считая, что спайки, для которых $W_i < W_{th}$, соответствуют нейрону А, а остальные – нейрону В (рис. 3а).

Предположим, что измерительный шум имеет распределение, близкое к нормальному [10] со стандартным отклонением σ . Основанием для такого предположения служит центральная предельная теорема. Обозначим половину расстояния между незашумленными спайками в пространстве вейвлет-коэффициентов символом \bar{W} :

$$\bar{W} = \frac{W_B - W_A}{2} = \frac{1}{2\sqrt{a}} \int_0^T (w_B - w_A) \psi_{a,b} dt. \quad (6)$$

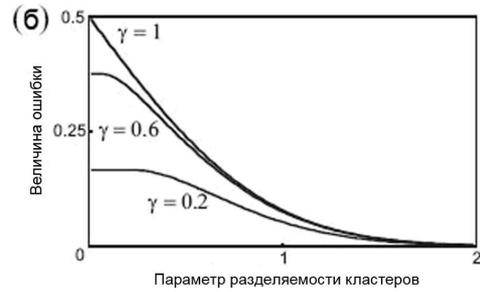
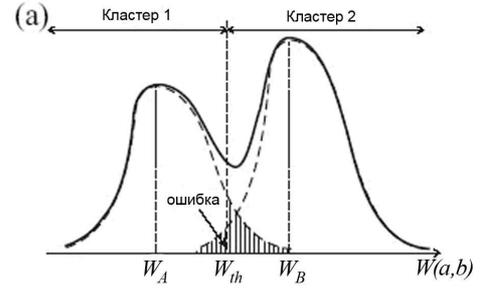


Рис. 3. (а) Пример распределения вейвлет-коэффициентов W_i для набора зашумленных спайков двух нейронов. Пунктирные линии обозначают распределения для одиночных нейронов, (б) Минимальная величина ошибки как функция параметра разделения кластеров для нескольких значений отношения количества спайков генерируемых нейронами γ .

Без потери общности можно считать, что $W_B = -W_A = \bar{W}$. Тогда распределение коэффициентов W_i будет выглядеть следующим образом:

$$h = \frac{M}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left(\gamma e^{-\frac{(W+\bar{W})^2}{2\sigma^2}} + e^{-\frac{(W-\bar{W})^2}{2\sigma^2}} \right), \quad (7)$$

где $\gamma = N/M$ – отношение числа спайков двух нейронов.

Минимальное число ошибочно идентифицированных спайков достигается при:

$$W_{th} = \frac{\sigma^2}{2\bar{W}} \ln \gamma. \quad (8)$$

Отметим, что оптимальная величина порога W_{th} в общем случае ($\gamma \neq 1$) не совпадает с минимумом распределения (рис. 3а). Теоретически минимальная величина ошибки составляет:

$$R_{\min} = \frac{\gamma \operatorname{erfc}\left(\Delta + \frac{\ln \gamma}{4\Delta}\right) + \operatorname{erfc}\left(\Delta - \frac{\ln \gamma}{4\Delta}\right)}{2(1 + \gamma)}, \quad (9)$$

где erfc – функция ошибок, $\Delta = \frac{\bar{W}}{\sqrt{2}\sigma}$ – параметр разделяемости кластеров.

Таким образом, минимальная ошибка классификации представляет собой функцию, зависящую от двух величин – γ и Δ , и уменьшающуюся с ростом Δ (рис. 3б). В эксперименте γ является фиксированной величиной, и мы можем варьировать лишь значение Δ . Путем подбора параметров (a, b) вейвлет-преобразования можно достигнуть максимума \bar{W} , что в свою очередь

(при постоянном значении σ) приводит к увеличению Δ . Однако, как мы покажем далее, параметр масштаба a нетривиальным образом влияет на Δ .

Экспериментальный шум $\xi(t)$ в некоторой ограниченной полосе частот Ω_{noise} может быть представлен суммой гармоник:

$$\xi_i = \sum_{\Omega_{noise}} A(\omega_k) \cos(\omega_k t + \phi_{ki}), \quad (10)$$

где ω_k и ϕ_{ki} - частота и фаза соответствующей гармоники, $A(\omega_k)$ определяет спектр мощности шума. Используя вейвлет Хаара [6], можно получить следующие коэффициенты вейвлет-преобразования экспериментального шума (10):

$$\eta_i = -\frac{4}{\sqrt{a}} \sum_k \frac{A(\omega_k)}{\omega_k} \sin \phi_{ki} \sin^2 \frac{a\omega_k}{4}. \quad (11)$$

Таким образом, статистические свойства случайного процесса η не зависят от параметра локализации b , и стандартное отклонение для измерительного шума имеет вид:

$$\sigma^2(a, \Omega_{noise}) = \frac{8}{a} \sum_k \frac{A^2(\omega_k)}{\omega_k^2} \sin^4 \frac{a\omega_k}{4}. \quad (12)$$

Соответственно параметр разделяемости кластеров Δ нетривиальным образом зависит от параметра a , формы спайков и спектральных характеристик экспериментального шума. Одним из способов изменения спектра шума является фильтрация сигнала. Обозначив через f_c частоту среза НЧ-фильтра, мы можем свести задачу улучшения качества классификации спайков к поиску оптимального набора трех параметров (a, b, f_c) , максимизирующих величину Δ и, следовательно, минимизирующих ошибку классификации (рис. 3б).

Отметим, что рассматриваемая постановка задачи является более общей, чем для стандартных методов, основанных на поиске оптимальных коэффициентов вейвлет-преобразования. Учитывая особенности шума в каждом конкретном эксперименте и проводя соответствующую фильтрацию данных, в рамках предлагаемого параметрического подхода можно добиться более качественной сортировки потенциалов действия. Известные методы, основанные на расчете вейвлет-преобразования, обычно предполагают простое сравнение экспериментальных распределений коэффициентов, тогда как наш подход является параметрическим.

Практическая реализация метода ПВАФ и тестовые примеры

Для оптимизации разделяемости кластеров Δ необходимо оценить вейвлет коэффициент \bar{W} и спектр шума $A^2(\omega)$. Однако, при проведении анализа экспериментальных сигналов нам неизвестна ни форма незашумленных спайков, ни спектр шума. Для получения этих сведений предлагается следующий алгоритм:

1. *Получение формы незашумленных спайков.* Применяя стандартный метод сортировки спайков, например анализ главных компонент, можно найти максимумы функции плотности распределения масштабных коэффициентов первых главных компонент

и средние формы спайков в окрестности каждого максимума. Эти средние формы могут рассматриваться в качестве $w_{A,B}(t)$.

2. *Нахождение спектра шума $P(\omega)$.* В простейшем случае (относительно низкой частоте спайков), в качестве аппроксимации $P(\omega)$ можно рассмотреть общий спектр всего внеклеточного сигнала.

3. *Нахождение оптимального набора параметров (a^*, b^*, f_c^*) , максимизирующих величину Δ .* Используя результаты 1 и 2 шагов, необходимо: а) провести оценку \bar{W} ; б) вычислить $A^2(\omega) = P(\omega)H^2(\omega)$, где $H(\omega)$ - характеристика фильтра, в) провести оценку величины параметра разделения кластеров $\Delta = \bar{W} / \sqrt{2}\sigma$. Найти максимум функции $\Delta(a, b, f_c)$.

4. *Фильтрация спайков с частотой среза фильтра f_c^* и расчет $W_i(a^*, b^*)$ для всех спайков.*

5. *Классификация спайков в соответствии с полученными коэффициентами W_i .*

Предлагаемый метод может быть особенно эффективен для больших массивов данных. Он также позволяет использовать сразу несколько наборов характерных особенностей спайков, по которым их можно разделить. При наличии спайков более двух нейронов метод позволяет улучшить разрешение между любыми двумя перекрывающимися «облаками» точек в пространстве характеристик стандартных алгоритмов.

На рис. 4 показан пример сортировки спайков различными методами. Тестовые данные содержали 1300 спайков типа А и 1000 спайков типа В (рис. 4,а). На рис. 4,б представлены гистограммы характеристик спайков, вычисленных с помощью АГК и стандартного вейвлет-метода (ВКС). Метод анализа главных компонент демонстрирует сильное перекрытие распределений характеристик двух типов спайков и величину ошибки $\approx 5.5\%$. Для более качественного решения задачи классификации с применением вейвлет-анализа было проведено исследование всех пар (a, b) для снижения величины ошибки до минимума. При этом метод ВКС показал сопоставимый с АГК результат – величина ошибки равнялась $\approx 4.5\%$. Использование метода ПВАФ включает этап оценки параметра разделяемости кластеров Δ . Видно, что данный параметр имеет ярко выраженный пик на частоте $f_c = 100$ Гц (рис. 4,в). При фильтрации данных с такой частотой разница между спайками в пространстве вейвлет-коэффициентов идентифицируется наиболее четко. Таким образом, предложенный в нашей работе параметрический метод позволил снизить величину ошибки до $\approx 0.7\%$ (рис. 4,г), что приближается к теоретическому минимуму. Это подтверждает гипотезу о том, что для методов вейвлет-анализа фильтрация играет очень важную роль, и подбором характеристик фильтра непосредственно под конкретные формы нейронных спайков можно существенно повысить качество решения задачи сортировки. Отметим еще раз, что в отличие от классических подходов мы рассматриваем частоту среза фильтра как наиболее важный параметр, который необходимо подстраивать индивидуально для каждого экспериментального сигнала внеклеточного потенциала.

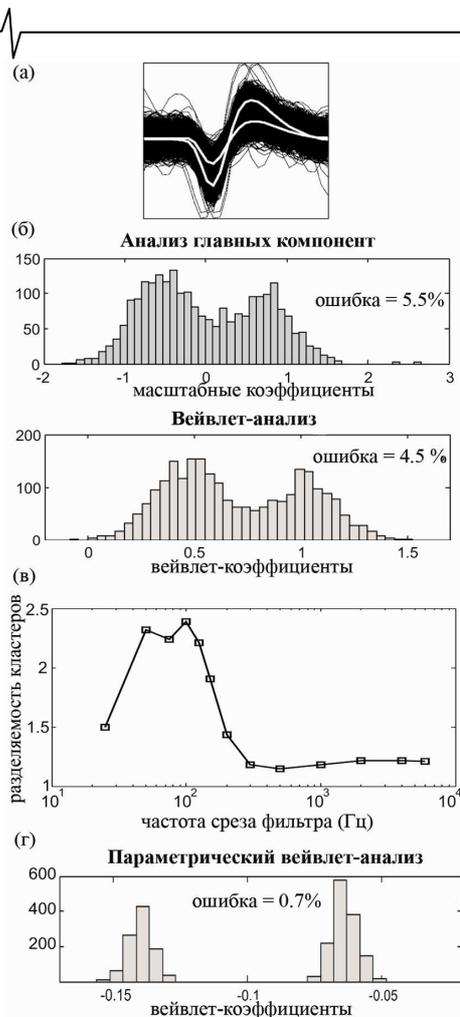


Рис. 4. Тестовый пример классификации спайков различными методами. (а) Суперпозиция всех экспериментальных спайков (1300 типа А и 1000 типа В). Белые линии – формы незашумленных спайков. (б) Гистограммы вычисленных характеристик спайков для метода анализа главных компонент и обычного (ВКС) вейвлет-анализа. (в) Зависимость параметра разделяемости кластеров от частоты среза фильтра низких частот. Для максимального значения $\Delta = 2.39$ теоретический минимум величины ошибки составляет 0.3%. (г) Гистограмма вейвлетных коэффициентов для метода ПВАФ, который позволяет существенно снизить ошибку классификации, приближаясь к теоретическому минимуму.

Далее аналогичная тестовая процедура была проведена для сортировки спайков, которые имели различия на малых временных масштабах, т.е. для случая, когда вейвлет-анализ оказывается предпочтительнее метода АГК [11]. При этом мы снова убедились в том, что алгоритм ПВАФ демонстрирует значительно более качественную классификацию по сравнению с методами АГК и ВКС (таб. 1).

Наряду с тестовыми данными были проанализированы реальные электрофизиологические записи внеклеточного потенциала. Они были сделаны с помощью тетродных микроэлектродов, дизайн которых позволял осуществлять запись сигналов одного и того же нейрона по двум каналам [12]. В отдельных, достаточно редких, случаях два канала наряду со значительной активностью большого числа разных клеток могли демонстрировать хорошо различимые спайки одного и того же нейрона. Среди значительного количества экспериментальных записей мы отобрали 2 сигнала, где лучше всего выполнялись эти условия. Для отобранных экспериментальных данных проводилась сортировка спайков «вручную» с высокой надежностью, достигаемой рассмотрением двух каналов одновременно, что позволяло успешно решать задачу идентификации в «спорных» случаях. Затем, используя эту информацию для контроля работы различных методов, мы оценивали их ошибки идентификации (анализируя записи только одного канала). Результаты, представленные в таблице 1, свидетельствуют в пользу предлагаемого подхода ПВАФ.

Заключение

Разработка алгоритмов оптимальной классификации нейронных спайков является важной задачей с точки зрения поиска решения проблемы кодирования и обработки информации живыми системами, поскольку без проведения надежной сортировки сигналов различных клеток крайне осложняются все последующие исследования информационного кода, генерируемого малыми нейронными ансамблями. Традиционные методы решения задачи разделения спайков, такие как пороговое детектирование, анализ геометрических особенностей и алгоритм АГК, имеют ряд значительных недостатков, в частности, связанных с большими ошибками идентификации форм потенциалов действия при высоком уровне фонового шума. Применение теории вейвлет-преобразования для сортировки спайков является одним из новых направлений исследований, где в данный момент существует значительное количество открытых вопросов. Вейвлеты не всегда обеспечивают более качественную идентификацию и сортировку спайковых сигналов, и чтобы пользоваться данным инструментом, необходимо вначале детально изучить его возможности и ограничения [11,13].

Мы показали, что эффективность методов классификации в значительной степени зависит от статистики экспериментального шума. Традиционный подход к фильтрации внеклеточных сигналов состоит в использовании фиксированных значений параметров фильтра без учета особенностей формы сигналов и характеристик шума. В ходе проведенных исследований нами предложен новый параметрический метод сортировки нейронных спайков (параметрический вейвлет-анализ с адаптивной фильтрацией).

Таблица 1.

Величина ошибки классификации для разных методов сортировки спайков.

Вид данных	Анализ главных компонент (АГК)	Стандартный вейвлет-анализ (ВКС)	Параметрический вейвлет-анализ (ПВАФ)
Тестовые №1	5.5 %	4.5 %	0.7 %
Тестовые №2	28.0 %	5.5 %	1.7 %
Экспериментальные №1	11.1 %	7.0 %	3.4 %
Экспериментальные №2	12.2 %	10.1 %	6.8 %

Принципиальной особенностью метода является подстройка характеристик фильтра под индивидуальные особенности формы потенциалов действия. Новый алгоритм включает процедуру фильтрации непосредственно в качестве составной части методики выбора оптимальных параметров для разделения спайков по группам.

На основе тестовых исследований и реальных экспериментальных данных продемонстрировано преимущество разработанного подхода по сравнению с известными методами, такими как АГК и ВКС. Установлено, что предлагаемый нами подход позволяет снизить ошибку разделения потенциалов действия до значения, близкого к теоретическому минимуму.

Проводимые исследования были поддержаны Министерством Образования и Науки РФ по программе «Развитие научного потенциала высшей школы (2006-2008 гг.)».

Литература

1. Kandel E.R., Schwartz J.H., and Jessell T.M. Principles of Neural Science. (4 ed.). McGrawHill, New York, 2000.
2. Lewicki M. A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural potentials // Net. Com. Neu. Sys. 1998. Vol. 9. P. R53.
3. Letelier J., and Weber P. Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients // J. Neurosci. Methods. 2000. Vol. 101. P. 93.
4. Hulata E., Segev R., Shapira Y., Benveniste M., and Ben-Jacob E. Detection and sorting of neural spikes using wavelet packets // Phys. Rev. Lett. 2000. Vol. 85. P. 4637.
5. Hulata E., Segev R., and Ben-Jacob E. A method for spike sorting and detection based on wavelet packets and Shannon's mutual information // J. Neurosci. Methods. 2002. V. 117. P. 1.
6. Quian Quiroga R., Nadasdy Z., and Ben-Shaul Y. Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering // Neural Computation. 2004. Vol. 16. P. 1661.
7. Fee M.S., Mitra P.P., and Kleinfeld D. Variability of extracellular spike waveforms of cortical neurons // J. Neurophysiol. 1996. Vol. 76. P. 3823.
8. Snider R.K., and Bonds A.B. Classification of non-stationary neural signals // J. Neurosci. Methods. 1998. Vol. 84. P. 155.
9. Pouzat C., Mazor O., Laurent G. Using noise signature to optimize spike-sorting and to assess neuronal classification quality // J. Neurosci. Methods. 2002. Vol. 122. P. 43.
10. Gardiner C.W. Handbook of Stochastic Methods for Physics, Chemistry and the Natural Sciences. (2 ed.) Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 1990.
11. Думский Д.В., Павлов А.Н., Тупицын А.Н., Макаров В.А. Классификация нейронных потенциалов действия с помощью вейвлет-преобразования // Изв. вузов, Прикладная нелинейная динамика. 2005. No. 5-6. С. 77.
12. Harris K., Henze D., Csicsvari J., Hirase H., Buzsaki G. Accuracy of tetrode spike separation as determined by simultaneous intracellular and extracellular measurements // J. Neurophysiol. 2000. Vol. 84. P. 401.
13. Pavlov A.N., Makarov V.A., Makarova I., Panetsos F., Sorting of neural spikes: When wavelet based methods outperform principal component analysis // Natural Computing (Springer), vol. 6, pp. 269-281 (2007).

Уважаемые коллеги!

С первого полугодия 2009 года вы можете подписаться на наш журнал в любом отделении связи. Подписной индекс издания по каталогу ОАО «Роспечать» - 82185.

Для тех, кто не успел оформить подписку на второе полугодие 2008 года через ОАО «Роспечать», сохраняется возможность приобретения журналов непосредственно в редакции по адресу: 107031, г. Москва, Рождественка, 6/9\20, стр. 1, Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, или оформить Заказ в соответствии с требованиями, выставленными на сайте журнала: www.dsps.ru.

Справки по телефонам: (495) 621-71-08, 621-06-10.

Факс: (495) 621-16-39.

E-mail: nto.popov@mtu-net.ru

tor@rgta.ryazan.ru