09;14

Адаптивный вейвлет-анализ данных оптической когерентной томографии: применение в задачах диагностики

© *А.И. Назимов, А.Н. Павлов, В.В. Лычагов, О.В. Семячкина-Глушковская*

Саратовский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского
E-mail: pavlov.alexeyn@gmail.com

Поступило в Редакцию 14 мая 2014 г.

Предлагается метод адаптивного вейвлет-анализа, позволяющий проводить настройку параметров вейвлет-преобразования на основе принципов теории оптимизации. Рассматривается его применение для обработки данных оптической когерентной томографии. Иллюстрируется эффективность предложенного метода для диагностики функциональных нарушений динамики сосудов мозга.

Проблема извлечения информации о динамике исследуемой системы при анализе данных оптической когерентной томографии (ОКТ) [1,2] является одной из актуальных задач, имеющих важное значение для развития технических возможностей контроля текущего состояния системы. Решение этой задачи, в частности, способствует совершенствованию технической базы для создания медицинских диагностических комплексов, предназначенных для ранней диагностики функциональных нарушений динамики кровеносных сосудов мозга. Один из вариантов решения состоит в проведении частотно-временнóго анализа кровотока с применением методов вейвлет-анализа, обеспечивающих возможность получения оценок локальных спектральных характеристик по сигналам малой длительности и нестационарным данным [3–6]. Однако эффективность этих методов зависит от подходящей настройки параметров вейвлет-преобразования, неудачный выбор которых снижает надежность выявления изменений структуры сигналов при изменении состояния системы. Для устранения данного недостатка в настоящей работе предлагается адаптивный подход на основе теории оптимизации.

Рассмотрим пример доплеровского ОКТ-изображения кровеносного сосуда (рис. 1), где градация цвета связана со скоростью и направлением

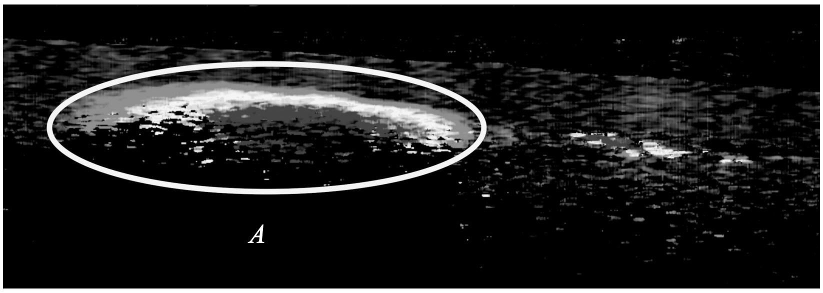

Рис. 1. Пример изображения, полученного при ОКТ сосуда головного мозга крысы.

движения рассеивающих частиц, т.е. со скоростью кровотока. Выбор точки, расположенной внутри сосуда (в пределах контура „A“), и отслеживание изменения градации цвета во времени для последовательности B_0 изображений (сканов ОКТ) позволяет перейти к исследованию временно́й динамики $s(t)$, $t = i\Delta\tau$, $i = 1, \ldots, N_0$, $N_0\Delta\tau = T$, где $\Delta\tau$ — интервал времени между двумя сканами, T — длительность сигнала $s(t)$. Важным показателем функционирования сосуда является реакция на внешнее воздействие, поэтому предлагаемый метод базируется на сравнении характеристик двух режимов функционирования — до и после воздействия (соответственно $s_0(t)$ и $s_1(t)$).

При анализе относительно короткой последовательности сканов ОКТ представляется целесообразным проводить предварительную обработку экспериментальных данных, которая включает интерполяцию сигналов $s_0(t)$ и $s_1(t)$ с шагом Δt, например, кубическими сплайнами $S_0(t)$ и $S_1(t)$ и цифровую фильтрацию с помощью фильтра нижних частот для устранения высокочастотных вариаций и артефактов. Одним из простых вариантов фильтрации является метод скользящего среднего, в результате применения которого осуществляется переход к процессам $F_0(t)$ и $F_1(t)$. Пример предварительной обработки экспериментальных данных ОКТ представлен на рис. 2. Анализ сигналов $F_0(t)$ и $F_1(t)$, прошедших процедуру предварительной обработки, далее будет проводиться на основе вейвлет-анализа, как одного из наиболее эффективных инструментов исследования частотно-временно́го состава экспериментальных данных.

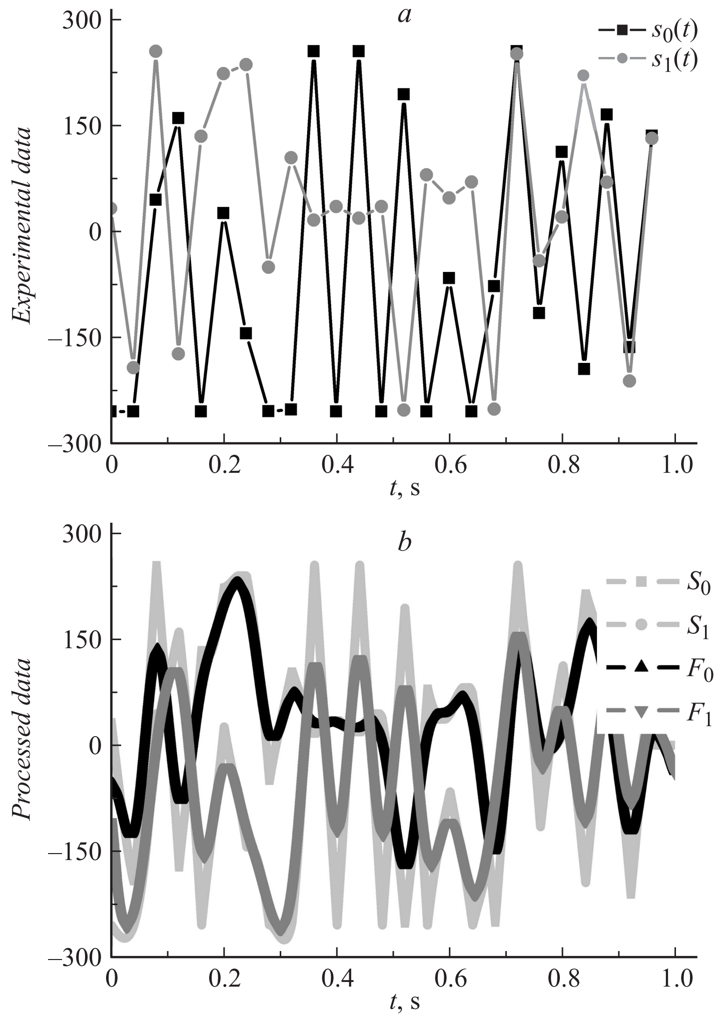

Рис. 2. Анализируемые процессы: *a* — исходные экспериментальные данные в виде сигналов $s_0(t)$ и $s_1(t)$; *b* — обработанные данные после интерполяции $S_0(t)$ и $S_1(t)$, после интерполяции и фильтрации $F_0(t)$, $F_1(t)$; *c* — разбиение процесса $F(t)$.

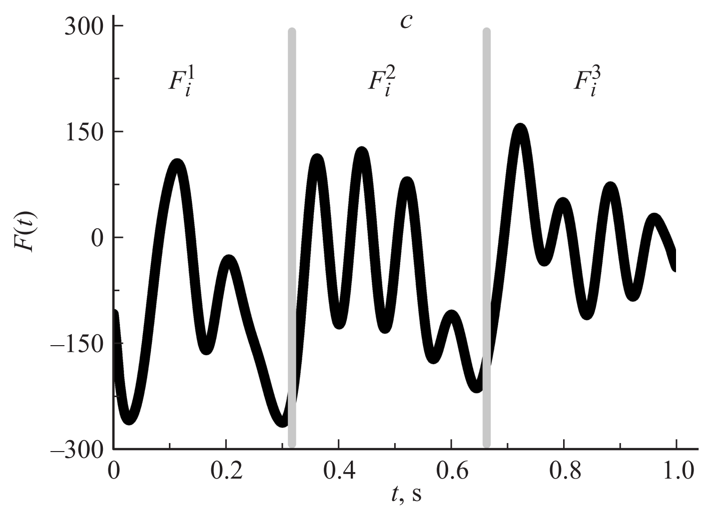

Рис. 2 (*продолжение*).

Непрерывное вейвлет-преобразование сигнала $F(t)$ можно записать в следующем виде:

$$W(\nu;t)=\sqrt{\nu}\int_0^T F(t')\varphi^*\big(\nu(t'-t)\big)dt', \quad t'=k\Delta t, \quad t=j\Delta t, \tag{1}$$

где $W(\nu;t)$ — вейвлет-коэффициенты, φ — базисная функция, параметры t и ν характеризуют смещение вейвлета вдоль временно́й оси и масштабные изменения базисной функции, Δt — интервал дискретизации после интерполяции сплайнами $(\Delta t < \Delta\tau)$, звездочка обозначает комплексное сопряжение. В данной работе в качестве базисной функции используется вейвлет Морле

$$\varphi(x)=\pi^{-1/4}\exp(i\omega_0 x)\exp(-x^2/2), \tag{2}$$

обладающий хорошей локализацией как во временно́й, так и в спектральных областях. Частотно-временно́е разрешение корректируется заданием параметра ω_0 — центральной частоты вейвлета. В целях выявления наиболее существенных отличий динамики в двух режимах функционирования, т.е. для поиска максимальных различий процессов $F_0(t)$ и $F_1(t)$ необходимо произвести селекцию оптимального набора параметров ν и ω_0. С этой целью каждый из процессов разбивается на P_F сегментов длительностью M_F каждый ($N_F = P_F M_F$, $N_F \Delta t = T$), что позволяет ввести в рассмотрение фрагменты $F_i^j = F(i\Delta t)$, $i \in [jM_F; (j+1)M_F)$, $j = 0, 1, \ldots, P_F$ и соответствующие вейвлет-коэффициенты $W_j(\nu, \omega_0, t)$. Отметим, что в отличие от формулы (1) эти коэффициенты зависят от 3 параметров, учитывая дополнительный параметр ω_0 вейвлет-функции (2). По полученным коэффициентам вычислим среднюю амплитуду A для каждого фрагмента анализируемого процесса:

$$A_j(\nu, \omega_0) = \frac{1}{M_F} \sum_{k=1}^{M_F} |W_j(\nu, \omega_0, t)|. \tag{3}$$

Для процессов $F_0(t)$ и $F_1(t)$, таким образом, вычисляются два множества локальных средних амплитуд $A_j^0(\nu, \omega_0)$ и $A_j^1(\nu, \omega_0)$, на основе которых предлагается построить целевую функцию локального среднего максимума $R_d(\nu, \omega_0)$:

$$R_d(\nu, \omega_0) = \frac{\langle A_j^1(\nu, \omega_0)\rangle - \langle A_j^0(\nu, \omega_0)\rangle}{\sigma\left(A_j^0(\nu, \omega_0)\right) + \sigma\left(A_j^1(\nu, \omega_0)\right)}, \tag{4}$$

где угловыми скобками обозначено усреднение по ансамблю значений $A_j^0(\nu, \omega_0)$ и $A_j^1(\nu, \omega_0)$, т.е. по индексу $j = 0, 1, \ldots, R_F$, σ — среднеквадратичное отклонение величин $A_j^0(\nu, \omega_0)$ и $A_j^1(\nu, \omega_0)$ от усредненных по индексу j значений. Выбор функции (4) обусловлен необходимостью нахождения параметров, которые максимизируют различия между средними значениями амплитуд по отношению к вариациям данных значений для различных участков сигналов. При помощи целевой функции (4) можно определять оптимальные значения параметров ν и ω_0, при которых в анализируемых процессах $F_0(t)$ и $F_1(t)$ будут выявляться максимальные различия в частотной области. Если параметры выбраны оптимально или близко к оптимальному уровню, то функция (4) принимает значения, лежащие в диапазоне $(-\infty; -1] \cup [1; +\infty)$. Для всех остальных значений целевой функции (4) различия между анализируемыми процессами будут малы.

Таким образом, предлагаемый алгоритм является адаптивным в силу того, что для выбора параметров ν и ω_0 вводится целевая функция (4). Процесс поиска параметров предлагается проводить на основе метода стохастической оптимизации (алгоритм статистических испытаний Монте-Карло [7,8]), который может быть записан в виде следующего алгоритма:

1. Генерация случайных значений параметров ν и ω_0 функции Морле в пределах заданного частотного диапазона.

2. Расчет значений целевой функции $R_d(\nu, \omega_0)$.

3. Проведение сортировки последовательности значений целевой функции [9] и получение вариационного ряда, крайние члены которого указывают на оптимальные значения параметров ν и ω_0. Выбор первого или последнего члена вариационного ряда в зависимости от того, который из них больше по модулю.

В данной работе предложенный адаптивный метод был применен для количественного описания изменения динамики кровеносных сосудов мозга крыс при введении адреналина, соответственно $s_0(t)$ и $s_1(t)$ характеризуют скорость кровотока до и после изменения уровня адреналина в крови. При патологии (нарушения функционирования сосудов, приводящие к мозговым кровотечениям) реакция на адреналин является более слабой, чем в норме, что соответствует относительно малым значениям целевой функции $R_d(\nu, \omega_0)$. Это позволяет ввести следующие количественные критерии:

$$\theta = \frac{1}{2}\Big(\langle|R_d|\rangle^n + \langle|R_d|\rangle^p\Big), \quad \alpha = \frac{\langle|R_d|\rangle^n}{\langle|R_d|\rangle^p}, \tag{5}$$

где n и p соответствуют значениям целевой функции для случаев нормы и патологии, угловыми скобками обозначено усреднение.

Тестирование предложенного метода проводилось на экспериментальных записях ОКТ-сигналов пяти крыс ($\Delta\tau = 0.14\,\mathrm{s}$, $N_0 = 50$ для каждого состояния). Сигналы после проведения интерполяции и фильтрации ($N_F = 15\,000$, $\Delta t = 0.00047\,\mathrm{s}$) были разделены на $P_F = 3$ сегмента длительностью $M_F = 5000$, после чего была проведена стохастическая оптимизация целевой функции для всех экспериментов. Оптимизация проводилась по отдельности в диапазонах, отражающих влияние различных механизмов регуляции: $0.25{-}0.75\,\mathrm{Hz}$ (НЧ-диапазон), $0.75{-}3.0\,\mathrm{Hz}$ (ВЧ-диапазон), $5.0{-}10.0\,\mathrm{Hz}$ (диапазон частоты серд-

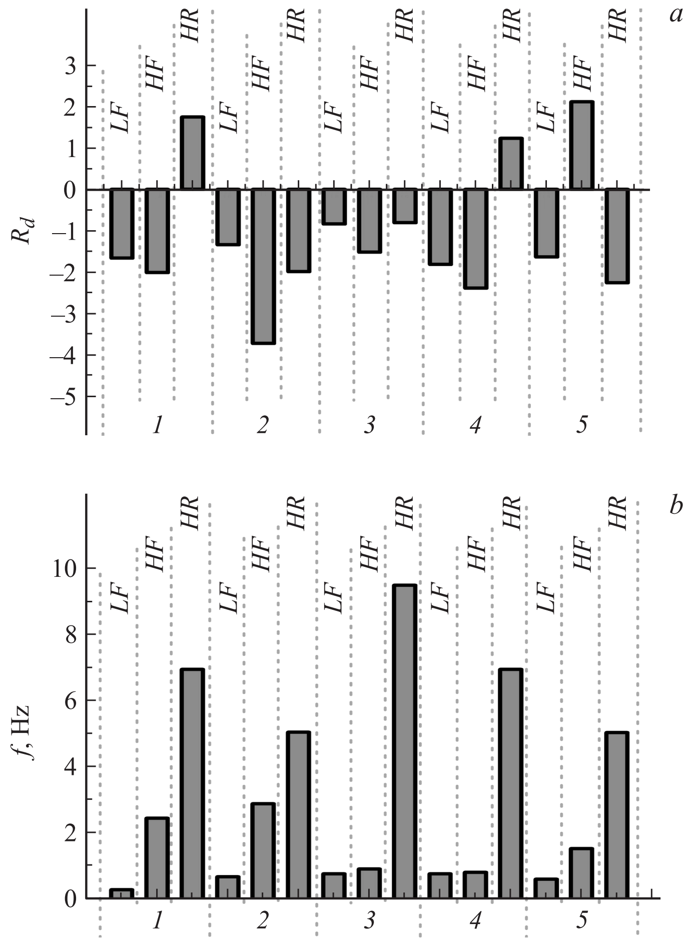

Рис. 3. Результаты стохастической оптимизации: *a* — значения целевой функции R_d; *b* — частота, соответствующая оптимальным значениям параметров функции Морле.

цебиений). Результаты оптимизации $R_d(\nu, \omega_0)$ и значения частоты колебаний f, соответствующих оптимальным значениям параметров ν и ω_0, представлены на рис. 3. Расчет частоты колебаний проводился с использованием формулы

$$f = \nu \frac{\omega_0 + \sqrt{\omega_0^2 + 2}}{4\pi}, \qquad (6)$$

которая характеризует взаимосвязь между параметрами вейвлет-функции и частотой фурье-спектра. Наиболее четкие различия между случаями нормы и патологии были выявлены в НЧ-диапазоне и соответствуют значениям $\theta = 1.23$, $\alpha = 1.9$. Критерии (*5*), превышающие эти величины, соответствуют нормальной динамике. Отметим, что применение классического спектрального анализа не позволило достоверно отличить нормальную и патологическую динамику, что свидетельствует о более высоком потенциале методов вейвлет-анализа при обработке сигналов малой длительности. Предложенный метод адаптивного анализа обеспечивает возможность автоматического выявления наиболее существенных различий динамики в разных состояниях, и реализуется в виде алгоритма, не требующего непосредственного участия исследователя в настройке параметров. Таким образом, устраняется влияние субъективных факторов (таких, как опыт исследователя), и это обстоятельство открывает значительные перспективы применения данного подхода при создании автоматизированных диагностических комплексов для ранней диагностики функциональных нарушений динамики сосудов.

Проводимые исследования были поддержаны грантами РФФИ 12-02-31204, 11-02-00560-а, а также Министерством образования и науки РФ в рамках ФЦП „Научные и научно-педагогические кадры инновационной России на 2009–2013 гг.“ (соглашения 14.B37.21.0216, 14.B37.21.0853).

Список литературы

[1] *Fujimoto J.G.* // Encyclopedia of Optical Engineering. New York: Marcel Dekker. 2003. 1594 p.
[2] *Drexler W., Fujimoto J.G.* Optical coherence tomography: technology and applications. Berlin: Springer, 2008. 1357 p.
[3] *Mallat S.G.* A wavelet tour of signal processing. New York: Academic Press, 1998. P. 549.

[4] *Addison P.S.* The illustrated wavelet transform handbook: introduction theory and applications in science, engineering, medicine and finance. Bristol: IOP Publ., 2002. 368 p.
[5] *Pavlov A.N., Makarov V.A., Mosekilde E.* et al. // Brief. Bioinformatics. 2006. V. 7. N 4. P. 375.
[6] *Павлов А.Н., Храмов А.Е., Короновский А.А.* и др. // Успехи физических наук. 2012. Т. 182. № 9. С. 905; *Pavlov A.N., Hramov A.E., Koronovskii A.A.* et al. // Phys. Usp. 2012. V. 55. P. 845.
[7] *Yuan R., Yu D., Faming L.* // Stat. Comput. 2008. V. 18. P. 375.
[8] *Papadrakakis M., Lagaros N.D.* // Computer methods in applying mechanics and engineering. 2002. V. 191. P. 3491.
[9] *Cormen T.H., Leiserson C.E., Rivest R.L.* et al. Introduction to Algorithms (3rd ed.). Cambridge: MIT Press. 2009. 1312 p.