Поступила в редколлегию 16.12.88

УДК 681.513

С. А. КРИВОШЛЫК, И. П. ПЛИСС, канд. техн. наук

АДАПТИВНАЯ МОДЕЛЬ-ФИЛЬТР КОРОТКОЛАТЕНТНЫХ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ МОЗГА

Эффективным средством диагностики заболеваний центральной нервной системы является анализ вызванной биоэлектрической активности мозга в ответ на сенсорный раздражитель. Особое внимание привлекли коротколатентные вызванные потенциалы (КВП), которые формируются в стволе мозга. КВП представляютт собой реализации нестационарного случайного процесса длительностью приблизительно 10 мс с амплитудой до 1 мкв и спектром, лежащим в полосе 100—1500 Гц [1, 2]. Основная трудность анализа КВП состоит в выделении полезного сигнала из шумов биологического и технического происхождения. Стандартная методика выделения основана на когерентном накоплении постстимульных реализаций электроэнцефалограмм (ЭЭГ) и их фильтрации в заданнной полосе. При этом для надежного выделения сигнала необходимо иметь от 1000 до 3000 реализаций ЭЭГ, что требует значительных объемов памяти используемой аппаратуры.

Анализ современного состояния вопроса выдвигает ряд задач [1—3].

Выбор оптимальной процедуры фильтрации сигналов. Для этой цели предлагается использовать нерекурсивный цифровой фильтр с фиксированными параметрами [1], однако, обоснованный выбор полосы пропускания фильтра остается нерешенной задачей. Отмечается [2] целесообразность применения адаптивной фильтрации, но никаких конкретных рекомендаций не дается.

Идентификация параметров КВП. Представление больших объемов информации (до 3000 реализаций ЭЭГ у одного пациента) в форме компактной математической модели является удобным средством анализа и хранения. Здесь возникает задача выбора структуры модели (в [3] подчеркивается целесообразность представления биомедицинской информации в форме авторегрессионных моделей достаточно высокого порядка) и алгоритма идентификации, удовлетворяющего противоречивым требованиям быстродействия, помехоустойчивости и простоты численной реализации. Эти требования обусловливаются характером идентифицируемых процессов и характеристиками современной электронной медицинской аппаратуры (ограниченная разрядность слова, низкое быстродействие, малый объем памяти).

Определение оптимального количества накапливаемых реализаций ЭЭГ. Решение данной задачи позволит сократить время проведения обследования пациента, что особенно важно при проведении массовой диспансеризации населения, и сэкономить память аппаратуры.

Сформулированные задачи приводят к выводу о том, что наиболее эффективным аппаратом их решения могут служить методы адаптивной фильтрации и идентификации, связанные, прежде всего, с высоким уровнем априорной неопределенности о характеристиках исследуемых процессов, их нестационарностью, стремлением ослабить требования к достоверности, точности и объему информации.

Методы адаптивной фильтрации и адаптивной идентификации достаточно хорошо разработаны, однако непосредственное их применение в задачах обработки КВП осложняется тем, что необходимо параллельно решать задачи фильтрации по ансамблю реализаций и идентификации отфильтрованной информации во времени, т. е. возникает задача пространственно-временной фильтрации-идентификации. Поясним сказанное на примере.

Информация о каждом пациенте представляется набором числовых данных $x(i, t)$, где $i=\overline{1, M}$ — номер отдельной реализации ЭЭГ, $t=\overline{1, T}$ — номер дискретного отсчета в i-й реализации. Общее число наблюдений, равное MT, может быть достаточно велико и потребовать больших объемов памяти. Пространственную обработку информации по ансамблю с целью выделения полезного сигнала из шумовой составляющей производим с помощью нерекурсивного цифрового фильтра

$$y(i, t)=\sum_{j=0}^{k} a_j x(i-j, t) \quad \forall t=\overline{1, T},$$

при этом i может изменяться от $k+1$ до M. Отфильтровав T раз ансамбль из M реализаций, получаем сглаженный процесс

$$y(M, t) = \sum_{j=0}^{k} a_j x(M-j, t),$$

в соответствие которому может быть поставлена авторегрессионная модель

$$\widehat{y}(M, t) = \sum_{l=1}^{m} b_l y(M, t-l) + w(t),$$

где $t = \overline{m+1, T}$, $w(t)$ — шум наблюдений, характеристики которого в общем случае неизвестны.

Организация обработки данных в реальном времени требует введения настраиваемого фильтра

$$y(i, t) = \sum_{j=0}^{k} \hat{a}_j x(i-j, t), \quad i = \overline{k+1, M} \qquad (1)$$

и настраиваемой модели

$$z(i, t) = \sum_{l=1}^{m} \hat{b}_l y(i, t-l), \quad t = \overline{m+1, T}, \qquad (2)$$

где текущие оценки $\hat{a}_j$ и $\hat{b}_l$ уточняются с помощью некоторой адаптивной процедуры, однако при этом необходимо, чтобы одновременно работало T фильтров, что неприемлемо в силу вычислительных трудностей.

Объединив (1) и (2):

$$z(i, t) = \sum_{l=1}^{m} \widehat{b}_l \sum_{j=0}^{k} \hat{a}_j x(i-j, t-l) = \sum_{l=1}^{m} \sum_{j=0}^{k} \hat{b}_l \widehat{a}_j x(i-j, t-l), \qquad (3)$$

после строчной векторизации информации в реальном времени $\tau = 1, 2, \ldots, T, T+1, \ldots, 2T, \ldots, (i-1)T+t, \ldots, MT$ (при этом $x(i, t) = x(\tau) = x((i-1)T+t))$ и ввода в рассмотрение $(k+1)m \times 1$ вектора фазовых переменных $\varphi(\tau) = (x(i, t-1), \ldots, x(i-k, t-1), x(i, t-2), \ldots, x(i-k, t-2), \ldots, x(i, t-m), \ldots, x(i-k, t-m))^T$ запишем адаптивную модель-фильтр КВП

$$\widehat{z}(\tau) = \widehat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau), \qquad (4)$$

где $\hat{\theta}(\tau-1) - (k+1)m \times 1$ — вектор настраиваемых параметров.

Модель-фильтр (4) содержит на $k(m-1)-1$ неизвестных параметров больше, чем соотношения (1) и (2), однако здесь объединены процедуры фильтрации и идентификации, что значительно упрощает машинную реализацию и сокращает потребный объем памяти.

Настройка параметров модели-фильтра производится с помощью адаптивной рекуррентной процедуры вида

$$\widehat{\theta}(\tau) = \hat{\theta}(\tau-1) + P(\tau)(x(\tau) - \hat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau))\varphi(\tau), \qquad (5)$$

где $P(\tau)$ — коэффициент усиления алгоритма, определяющий его структуру, следящие и фильтрующие свойства. Так, матричный коэффициент $P(\tau)$, обеспечивающий наилучшие фильтрующие свойства, приводит к рекуррентному методу наименьших квадратов:

$$\hat{\theta}(\tau) = \hat{\theta}(\tau-1) + P(\tau)(x(\tau) - \hat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau))\varphi(\tau),$$

$$P(\tau) = P(\tau-1) - \frac{P(\tau-1)\varphi(\tau)\varphi^T(\tau)P(\tau-1)}{1+\varphi^T(\tau)P(\tau-1)\varphi(\tau)},$$

а скалярный коэффициент усиления — к алгоритму Гудвина—Рэмеджа—Кэйнеса [7]:

$$\hat{\theta}(\tau) = \hat{\theta}(\tau-1) + ar^{-1}(\tau)(x(\tau) - \hat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau))\varphi(\tau),$$

$$r(\tau) = r(\tau-1) + \|\varphi(\tau)\|^2,\ r(0)=1,\ 0<a<2,\ P(\tau) = ar^{-1}(\tau).$$

Обладая наилучшими фильтрующими свойствами, эти алгоритмы непригодны для идентификации параметров нестационарных процессов.

Придание алгоритмам следящих свойств связано с введением дисконтирования устаревшей информации. Однако при этом широко распространенный экспоненциально взвешенный метод наименьших квадратов характеризуется численной неустойчивостью (особенно при микропроцессорной реализации), довольно быстро вырождается и приводит к взрыву параметров ковариационной матрицы.

В связи с этим для анализа КВП предлагается применять устойчивые алгоритмы с экспоненциальным дисконтированием информации:

градиентный оптимальный по быстродействию модифицированный алгоритм одновременного действия [8]:

$$\hat{\theta}(\tau) = \hat{\theta}(\tau-1) + \frac{\bar{v}^2(\tau)(p(\tau) - R(\tau)\hat{\theta}(\tau-1))}{\|p(\tau) - R(\tau)\hat{\theta}(\tau-1)\|^2};$$

$$\bar{v}^2(\tau) = (x(\tau) - \hat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau))^2 + \alpha\bar{v}^2(\tau-1);$$

$$p(\tau) = x(\tau)\varphi(\tau) + \alpha p(\tau-1);\ R(\tau) = \varphi(\tau)\varphi^T(\tau) +$$
$$+ \alpha R(\tau-1),\ 0 \leqslant \alpha \leqslant 1$$

и модифицированный алгоритм Гудвина—Рэмеджа—Кэйнеса [9]:

$$\hat{\theta}(\tau) = \hat{\theta}(\tau-1) + ar^{-1}(\tau)(x(\tau) - \hat{\theta}^T(\tau-1)\varphi(\tau))\varphi(\tau);$$

$$r(\tau) = \alpha r(\tau-1) + \|\varphi(\tau)\|^2,\ 0 \leqslant \alpha \leqslant 1.$$

При этом уменьшение параметра дисконтирования α приводит к улучшению следящих свойств алгоритма (в пределе при $\alpha=0$ приходим к алгоритму Качмажа), а его увеличение — к улучшению фильтрующих свойств.

Обработка информации продолжается до выполнения условий останова алгоритмов, обычно

$$\frac{1}{D}\sum_{\alpha=1}^{D}\|\hat{\theta}(\tau+d)-\hat{\theta}(\tau+d-1)\|\leq\varepsilon,$$

где D — интервал сглаживания оценок, ε — достаточно малое положительное число.

Использование предлагаемого подхода к обработке КВП обладает рядом преимуществ по сравнению с известными:

— фильтрация и идентификация происходят одновременно с помощью адаптивной модели-фильтра, полоса пропускания которой и настройка параметров происходят в реальном времени по мере поступления информации;

— нет необходимости накопления больших объемов информации: в оперативной памяти хранятся только $(k+1)$ последние реализации ЭЭГ;

— сокращение времени обследования, которое прекращается при достижении сходимости параметров модели-фильтра;

— удобная форма представления информации в виде $(k+1)m$ параметра;

— удобство сравнения характеристик в динамике;

— снижение требований к характеристикам аппаратуры для обработки информации.

Список литературы: 1. *Создать* и ввести в эксплуатацию систему автоматизации лечебно-диагностического процесса в основных подразделениях поликлиники для обслуживания района с населением 50 тыс. человек: Отчет о НИР (заключительный)/ВНИИМП; Руководитель В. П. Гундаров. 0.18.05.040 6. 30—179 НИР № ГР 81050309; Инв. № 02860045503. М., 1985. 224 с. 2. *Киреев А. М.* Использование методов автоматизированной обработки коротколатентных вызванных потенциалов мозга в диагностике заболеваний центральной нервной системы// Мед. техника для всеобщей диспансеризации населения. Науч. труды М., ВНИИМП. 1985. С. 15—18. 3. *Isaksson A., Wennberg A., Letterberg L. H.* Computer Analisis of EEY Sygnals with Parametric Models//Proc. IEE. 1981. 69. № 4. P. 55—68. 4. *Мизин И. А., Матвеев А. А.* Цифровые фильтры, М., 1979. 240 с. 5. *Шильман С. В.* Методы адаптивной фильтрации случайных процессов//Динамика систем: Адаптация и оптимизация. 1985. С. 22—51. 6. *Macchi O.* Advances in adaptive filtering//Dig. Commun. Proc. 2-nd Int. Workshop. 1986. P. 41—57. 7. *Goodwin G. C., Ramadge P. J., Caines P. E.* A globally convergent adaptive predictor//Automatica. 1981. 17. № 1. P. 135—140. 8. *Об одном* многошаговом адаптивном алгоритме идентификации нестационарных объектов/Е. В. Бодянский, И. П. Плисс, Х., 1983. 8 с. Деп. в УкрНИИНТИ 06.01.84. № 183 Ук-Д84. 9. Адаптивные упредители многомерных нестационарных стохастических процессов/Е. В. Бодянский, И. П. Плисс. Х., 1986. 36 с. Деп. в УкрНИИНТИ 30.01.86. № 706-Ук 86.

Поступила в редколлегию 13.12.88