

Т. Г. МАЩЕНКО, проф. каф. АиУТС, **Е. А. БОРЧЕНКО**, студентка

АДАПТИВНОЕ СГЛАЖИВАНИЕ ШУМОВ ПРИ АНАЛИЗЕ БИОПОТЕНЦИАЛОВ МОЗГА

При вимірі параметрів електричної активності мозку виникає така проблема, як забруднення корисного сигналу небажаними шумовими компонентами, тому актуальною є розробка алгоритмів згладжування шумів, які в мінімальному ступені спотворюють форму сигналів. Тому представлений адаптивний алгоритм найменших квадратів, що відповідає всім необхідним вимогам по згладжуванню шумової компоненти при аналізі біопотенціалів мозку.

During modeling the technologies of biomedical data processing the designing of algorithms of noise attenuation is an actual trend, these noises distort the shape of the signals at minimal degree. So the estimation of the different methods of smoothing the data has been done and the adaptive algorithm, which conforms to all qualifying standards, has been presented.

Постановка проблемы. В электроэнцефалографии, где артефакты значительно больше подлинной электрической деятельности мозга и занимают ту же полосу частот, что и полезный сигнал, очень актуальным является построение таких эффективных алгоритмов, которые бы в минимальной степени искажали форму информативного фрагмента. В связи с этим, в данной статье предлагается решение этой проблемы и рассматривается адаптивный алгоритм сглаживания шумов электроэнцефалограммы.

Анализ литературы. В работе [1] рассмотрены методы обработки биомедицинских сигналов, их характеристики, формы представления и типы. В [2] описаны принципы и методы цифровой обработки сигналов. В [3] представлена оценка алгоритмов сглаживания шумов.

Цель статьи заключается в том, чтобы, оценив существующие алгоритмы фильтрации данных, представить адаптивный фильтр сглаживания данных о биопотенциалах мозга и показать его преимущества.

Пусть имеется последовательность из N дискретных значений сигнала x [1], $x [N]$, представляющих собой аддитивную смесь

$$x [n] = y[n] + \varepsilon [n]$$

полезного сигнала y и ограниченной по уровню помехи ε .

Будем полагать, что помеха ε имеет случайную природу и с неизвестным законом распределена на интервале $[-\varepsilon_0, +\varepsilon_0]$. Один из возможных подходов к получению оценок $y^* [n]$ по наблюдениям (3) состоит в использовании алгоритмов сглаживания данных, среди которых наибольшую популярность

получили метод экспоненциального сглаживания и метод скользящего среднего.

При использовании традиционных алгоритмов для подавления шумового компонента реальных физиологических сигналов мы сталкиваемся с проблемой, обусловленной противоречием выбора оптимального значения ширины окна сглаживания W_0 : при уменьшении W_0 не обеспечивается желательный эффект подавления шумового компонента, а при увеличении W_0 происходят недопустимые искажения полезного сигнала (2). Поэтому в задачах обработки физиологических сигналов известные алгоритмы сглаживания можно использовать лишь при весьма малых уровнях шумовой компоненты.

Для устранения отмеченного недостатка предлагается модифицировать алгоритм. Основная идея модификации состоит в том, что по ходу обработки окно сглаживания W автоматически приспосабливается к реальному сигналу таким образом, чтобы, с одной стороны, обеспечить максимальную степень сглаживания, а, с другой стороны, не допустить искажение сигнала, превышающее заданный порог δ .

Адаптивный алгоритм отличается следующим свойством: его частотная характеристика автоматически регулируется для улучшения производительности фильтра в соответствии с некоторым критерием, что позволяет фильтру приспосабливаться к изменениям характеристик входного сигнала. Адаптивный фильтр состоит из двух различных частей: цифрового фильтра с регулируемыми коэффициентами и адаптивного алгоритма, который используется для настройки коэффициентов фильтра. Схема адаптивного самонастраивающегося фильтра приведена на рис. 1.

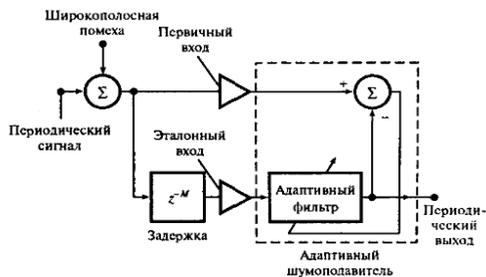


Рис. 1. Схема адаптивного самонастраивающегося фильтра

Применяется множество адаптивных алгоритмов, но для задач анализа биопотенциалов мозга наиболее подходящим с точки зрения вычислительной сложности является схема наименьших квадратов. Более того, для нее не существенна проблема численной неустойчивости, присущая другим алгоритмам. Взамен вычисления вектора оптимальных значений $W_{\text{опр}}$ за один шаг в соответствии с уравнением

$$W_{\text{опр}} = R^{-1} \cdot P,$$

где R^{-1} – автокорреляционная матрица $N \times N$, P – N -компонентный вектор взаимной корреляции, в схеме наименьших квадратов коэффициенты настраиваются при последовательной обработке выборок с минимизацией среднеквадратической ошибки. Результат равносильен спуску по поверхности, изображенной на рис.2, к ее дну.

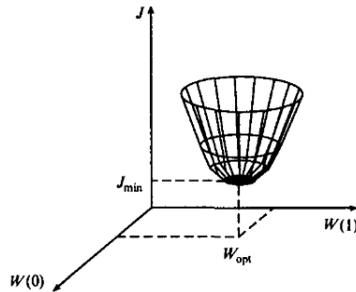


Рис. 2. Поверхность производительности

Схема наименьших квадратов основана на алгоритме быстрейшего спуска, в котором вектор весовых коэффициентов следующим образом обновляется при обработке выборок:

$$W_{k+1} = W - \eta V_k,$$

где W_k и V_k – векторы весовых коэффициентов и действительного градиента соответственно в k -й момент времени, параметр η определяет устойчивость и скорость сходимости.

Алгоритм наименьших квадратов – это практический метод оценки весовых коэффициентов W_k в реальном времени без обращения матриц или прямого вычисления автокорреляционной матрицы и вектора взаимной корреляции. Таким образом, адаптивный алгоритм записывается так:

$$W_{k+1} = W_k + 2\eta e_k X_k,$$

где e_k – оценка ошибки зашумления; X_k – вектор входного сигнала.

$$e_k = y_k - W^T X_k,$$

где y_k – зашумленный сигнал.

Весовые коэффициенты, полученные с помощью алгоритма, – это только оценки, которые постепенно улучшаются по мере того, как настраиваются коэффициенты и фильтр изучает характеристики сигнала. Функциональная схема адаптивной фильтрации по методу наименьших квадратов, представленная на рис.3, отличается простотой и легкостью реализации.

Описанный алгоритм требует примерно $2N+1$ операций умножения и $2N+1$ операций сложения для каждого нового набора входных и выходных выборок. Основные операции умножения – накопления, фигурирующие в алгоритме, можно выполнить на большинстве процессоров, что является большим его преимуществом.



Рис. 3. Функциональная схема адаптивной фильтрации по методу наименьших квадратов

Однако применение стандартного алгоритма адаптивной фильтрации сопряжено с некоторыми проблемами, что приводит к снижению производительности системы. Такими недостатками алгоритма являются: влияние нестационарности среды на сходимость весовых коэффициентов некоторое смещение коэффициентов фильтра при наличии узкополосных сигналов.

Следовательно, несмотря на многообразие алгоритмов сглаживания данных при анализе биоэлектрических потенциалов мозга и все рассмотренные достоинства и недостатки адаптивного алгоритма, выбор необходимо производить в соответствии с требованиями, выдвигаемыми методами дальнейшей обработки.

Список литературы. 1. Айфичер Э., Джервис Б. – Цифровая обработка сигналов: практический подход. – 2004.-992с. 2. Гольденберг Л. М., Матюшкин Б.Д. – Цифровая обработка сигналов.- 2005.-348с. 3. Файнзильберг Л.С. Адаптивное сглаживание шумов // «Математические машины и системы», 2002.- с.96-104.

Поступила в редколлегию 27.05.08

Т.Г. МАЩЕНКО, канд. техн. наук, проф.,
Т.А. ШМАТОК, студентка, НТУ «ХПИ»

СИНТЕЗ ОБОБЩЕННЫХ ОЦЕНОК СОСТОЯНИЯ ИНФОРМАЦИОННЫХ БЛОКОВ МЕДИЦИНСКИХ СИСТЕМ НА ПРИМЕРЕ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТОЙ СИСТЕМЫ

В статті наведено аргументи необхідності впровадження нових методів синтезу узагальнених оцінок стану інформаційного блоку, що формується на первинних інформаційних показниках. Наведені різні методи отримання вагових коефіцієнтів для аналізу біологічних систем. Представлена загальна схема синтезу вагових коефіцієнтів та функції стану серцево-судинної системи.

The arguments of necessity to adopt new methods of synthesis the generic assessment of state of information block, which was formed on the primary information indices were drawn in the article. The different methods of the acquisition the weighting coefficients were drawn for the analyzing biologic system. The general scheme of synthesis of the weighting coefficients and function of state of cardiovascular system was presented.

Постановка проблеми. Современные технические возможности обеспечили создание большого числа различных методов получения и обработки массивов данных, полученных при исследовании биологических систем. Однако все еще остается актуальным вопрос обработки показателей системы, которую характеризуют несколько параметров. Поэтому разработка процедуры свертки многопараметрического пространства в обобщенную оценку состояния и степени нарушения системы с медицинской и технической точки зрения является целесообразной.

Анализ литературы. В работе [1] изложена методика исследования сердечно-сосудистой системы, в частности описано математическое обеспечение для научных исследований. В [2] приведены основные современные методы обработки и систематизации первичных данных. В работе [3] приведены параметры основных показателей состояния сердечно-сосудистой системы.

Цель статьи заключается в получении обобщающей оценки состояния сердечно-сосудистой системы, исходя из соотношений диапазона нормы и полного диапазона изменений первичных показателей.

Синтез обобщенных оценок состояния связан с необходимостью количественно оценить состояние функционирования разных отделов исследуемой системы, и самой системы в целом. Оценить состояние функционирования можно отдельно по каждому показателю, синтезируя в конечном итоге вывод. При этом учитывается степень нарушения по каждому показателю, но отсутствует количественное выражение общего нарушения в