

УДК 550.34

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ АДАПТИВНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ СКВАЖИННЫХ ГЕОАКУСТИЧЕСКИХ ИЗМЕРЕНИЙ

Полтавцева Е.В.

Институт вулканологии и сейсмологии ДВО РАН

Научный руководитель к.т.н. Гаврилов В.А.

В работе рассматриваются методы решения задачи шумоподавления в рядах данных скважинных геоакустических измерений с использованием алгоритмов адаптивной фильтрации, когда в качестве шумовой составляющей выступают температурные вариации с высокой степенью корреляции между сигнально-шумовой смесью и источником шума. Наиболее подходящим из адаптивных методов для обработки ряда геоакустической эмиссии (ГАЭ) оказался алгоритм RLS, реализованный в среде MATLAB.

В результате фильтрации коэффициент корреляции между отфильтрованным рядом ГАЭ и образцом шума снизился более чем в два раза, что позволяет сделать вывод о целесообразности применения алгоритма RLS для компенсации влияния сторонних факторов в рядах геофизических наблюдений при условии высокой коррелированности исходных рядов и рядов, содержащих образцы шума.

Ключевые слова: скважинные геоакустические измерения, адаптивная фильтрация, алгоритм RLS.

ВВЕДЕНИЕ

При обработке результатов долговременных натуральных измерений зачастую возникает необходимость уменьшения влияния шумов различного происхождения, связанных с воздействием внешних факторов. Такая задача, в частности, является актуальной при обработке данных скважинных геоакустических измерений в целях выделения откликов геоакустической эмиссии (ГАЭ) на приливные воздействия, а также на воздействие слабых электромагнитных полей естественного происхождения. В этих случаях среднеквадратические значения (СКЗ) суточных вариаций собственных шумов, связанных с изменениями температуры воздуха на измерительном пункте, могут быть сравнимы и даже превышать СКЗ откликов ГАЭ. Следует отметить, что в подобных случаях практически невозможно устранить влияние температуры только за счет применения в аппаратуре измеритель-

ных трактов высококачественных радиоэлектронных компонентов с очень малыми температурными коэффициентами. Это связано с достаточно высокой насыщенностью, разнообразием и нестандартностью используемой аппаратуры, а также, во многих случаях, с невысоким отношением "сигнал-шум" в исходных рядах данных. В настоящей работе рассматриваются вопросы, связанные с применением при обработке рядов ГАЭ алгоритмов адаптивной фильтрации LMS (Least Mean Square, метод наименьших квадратов) и RLS (Recursive Least Square, рекурсивный метод наименьших квадратов). Указанные вопросы исследуются на примере задачи уменьшения влияния температуры воздуха на результаты геоакустических измерений на скважине Р-2 Петропавловск-Камчатского геодинамического полигона.

Обычный способ оценки сигнала, искаженного аддитивной помехой, состоит в том, чтобы пропустить смесь сигнала и помехи через фильтр, стремящийся подавить помеху и оставить неизменным сигнал. Фильтры, используемые для решения таких задач, могут иметь как постоянные параметры, так и являться адаптивными. В случае использования фильтров с постоянными параметрами необходимо располагать априорными сведениями о сигнале и помехе, в то время как адаптивные фильтры обладают свойством автоматически перестраивать свои параметры, и при их синтезе практически не возникает необходимости заранее знать о каких-либо свойствах сигнала и помехи. Адаптивная фильтрация может быть использована для очистки данных от помех и шумов, спектр которых перекрывается со спектром полезных сигналов, а также в случаях, когда полоса помех и шумов неизвестна, переменна и не может быть задана априори для расчета параметрических фильтров. Эффективное решение проблемы шумоподавления в данном случае возможно с применением алгоритмов, Наиболее распространенными алгоритмами адаптивной фильтрации, используемыми

для решения задач очистки данных от помех, являются алгоритмы LMS и RLS.

В случае с обработкой рядов ГАЭ скважины Р-2 задача сводится к минимизации влияния температуры в рядах данных ГАЭ. При этом имеется в виду влияние изменений температуры воздуха на аппаратуру измерительных трактов, расположенную у устья скважины (на геофоны, установленные в скважине на глубине 730 м, температура воздуха не влияет). Для учета влияния температуры воздуха на данные ГАЭ в состав аппаратуры измерительных трактов, расположенной у устья скважины, был включен дополнительный измерительный канал (канал 2), на вход которого вместо кабеля скважинного геофона было подключено омическое сопротивление величиной 100 Ом (рис. 1). При этом каналы 1 и 2 были полностью идентичны.

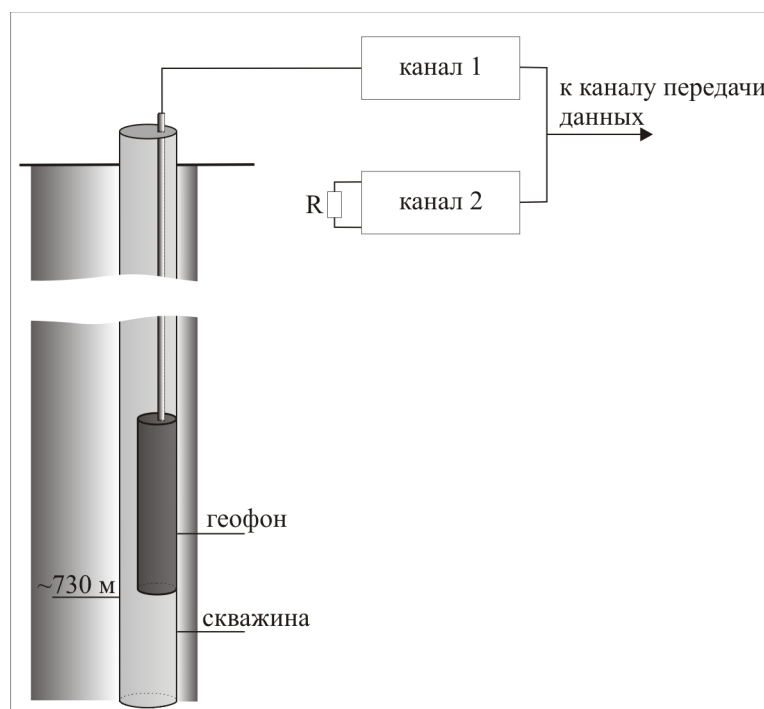


Рис. 1. Упрощенная схема измерений.

В этом случае любые изменения сигнала на выходе канала 2 могли быть связаны только с влиянием температуры воздуха (в дальнейшем соответствующий временной ряд для краткости обозначен как R100). Для подтверждения указанного предположения предварительно была проведе-

на очистка ряда R100 от температурных влияний. По результатам такой обработки были сделаны выводы о качестве выбранного адаптивного алгоритма, то есть ряд R100 также выступил и в роли своеобразного тестового ряда для оценки работы метода адаптации. На рис. 1 представлена упрощенная схема получения ряда R100, при этом данные, поступающие с канала 1, формируют временной ряд ГАЭ 160 Гц, с канала 2 - ряд R100.

Далее ряд R100 использовался при обработке данных ГАЭ в качестве образца шума. В качестве ряда сигнально-шумовой смеси, подлежащего фильтрации, использовался ряд ГАЭ 160 Гц, содержащий данные геоакустических измерений на глубине 730 м, в определенной степени искаженные за счет влияния температуры воздуха на аппаратуру измерительных трактов, расположенную у устья скважины.

На рис. 2 отображены ряды ГАЭ (здесь и далее ряд ГАЭ предварительно сглажен фильтром скользящего среднего для устранения высокочастотных составляющих, окно фильтра составляет около 1.5 суток), R100 и ряд температурных вариаций (для анализа температурных колебаний использовался один из служебных каналов, отражающий изменения температуры АЦП). Можно видеть, что ряд R100 практически идентичен ряду температурных вариаций, значение взаимно-корреляционной функции (ВКФ) этих рядов в точке нулевой задержки близко к единице. Ряд ГАЭ также обнаруживает достаточно высокую степень обратной коррелированности с температурными изменениями (значение ВКФ в точке нулевой задержки составляет -0.786). При этом, согласно работе [3], применение LMS и RLS алгоритмов адаптивной фильтрации при абсолютных значениях коэффициента корреляции между оценкой шума и шумовой составляющей сигнала не менее 0,75 позволяет получить искомый очищенный от шума сигнал без искажений.

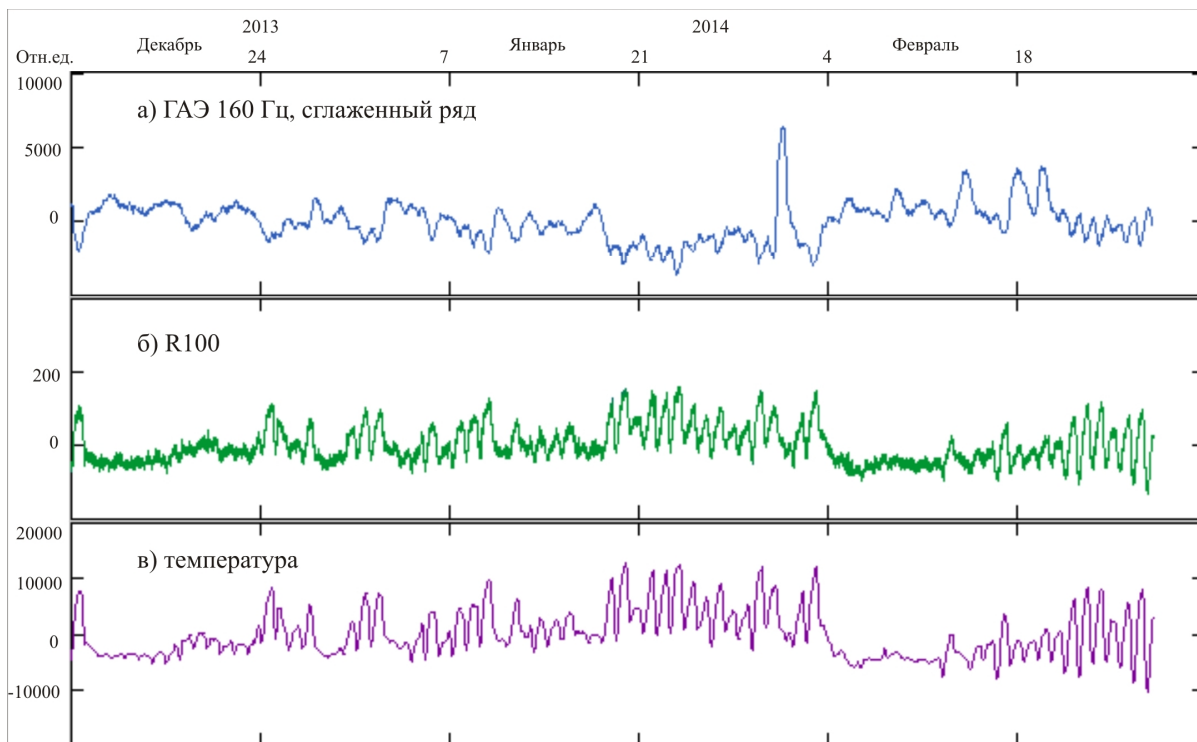


Рис. 2. Временные ряды исходных данных за период с декабря 2013 г. по февраль 2014 г., взятые с усреднением в 10 минут (11449 отсчетов).

МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЙ

Схема использования адаптивного фильтра для очистки сигнала ГАЗ от шумов температурного происхождения представлена на рис. 3.

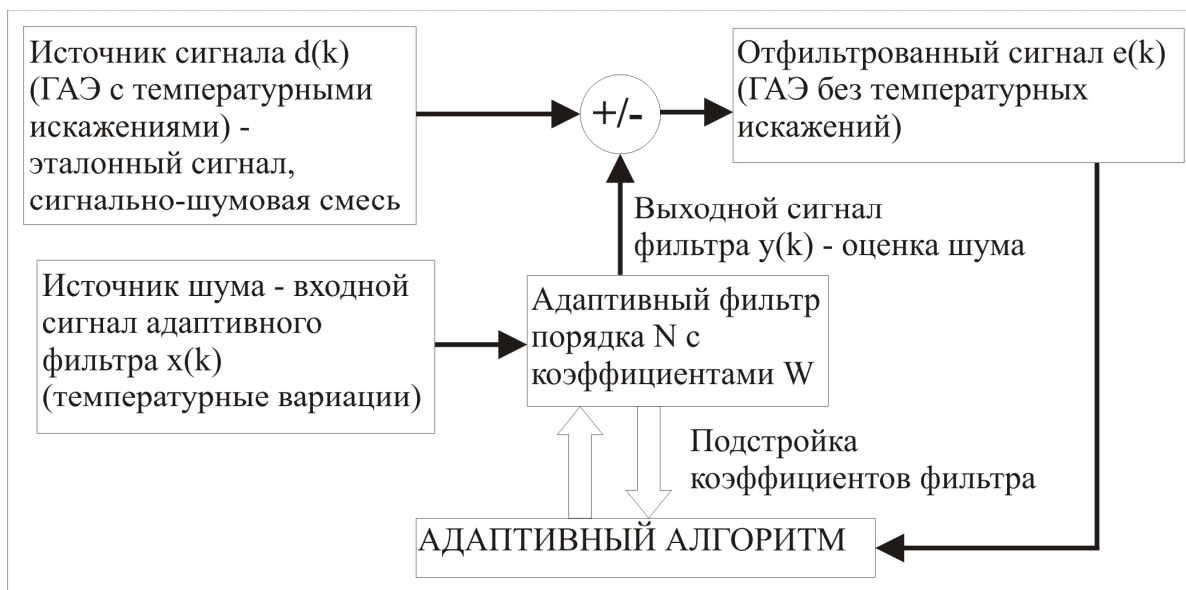


Рис. 3. Алгоритм адаптивной фильтрации в задачах шумоподавления.

Все способы использования адаптивных фильтров, так или иначе, сводятся к решению задачи идентификации, т. е. определения характеристик некоторой системы. Для шумоподавления решается задача прямой идентификации преобразований шума на пути от источника шума к источнику сигнала. Входной информацией для адаптивного фильтра является сигнал от источника шума (в данном случае - температурные вариации), а в качестве образцового сигнала используется сигнально-шумовая смесь (данные геоакустических измерений с температурными искажениями). Адаптивный фильтр стремится преобразовать входной сигнал (шум) так, чтобы сделать его как можно ближе к эталонному сигналу (сигнал + шум). Поскольку с входным сигналом фильтра коррелирует лишь шумовая составляющая образцового сигнала (температурные вариации), в установившемся режиме на выходе фильтра ожидается оценка шума, присутствующего в образцовом сигнале. Сигнал ошибки, рассчитываемый как разность между образцовым сигналом и выходным сигналом адаптивного фильтра, будет в этом случае представлять собой очищенный от температурного шума сигнал ГАЭ [2, 3].

Математический смысл алгоритмов LMS и RLS заключается в следующем. Входной дискретный сигнал $x(k)$ (источник шума) обрабатывается нерекурсивным дискретным фильтром порядка N , коэффициенты которого могут быть представлены вектор-столбцом $w = [w_0, \dots, w_N]^T$ [1]. Выходной сигнал фильтра (оценка шума) равен

$$y(k) = \bar{u}^T(k)w, \quad (1)$$

где $\bar{u}(k) = [x(k), x(k-1), \dots, x(k-N)]^T$ - вектор-столбец содержимого линии задержки фильтра на k -м шаге. Кроме того, имеется эталонный сигнал $d(k)$ - сигнал, подлежащий адаптивной фильтрации. Ошибка воспроизведения эталонного сигнала $e(k)$ равна

$$e(k) = d(k) - y(k). \quad (2)$$

Необходимо найти такие коэффициенты фильтра w , которые обеспечивают максимальную близость выходного сигнала фильтра к эталонному, то есть минимизируют ошибку $e(k)$. В матричной форме записи формулы (1) и (2) удобно записать как

$$\begin{aligned} y &= U^T w, \\ e &= d - U^T w, \end{aligned} \tag{3}$$

где d , w - вектор-столбцы, U - матрица, столбцы которой представляют собой задержки фильтра на разных тактах. Требование минимальной нормы ошибки в этом случае выглядит как

$$\begin{aligned} J(w) &= e^T e \rightarrow \min, \\ J(w) &= (d - U^T w)^T (d - U^T w) = d^T d - w^T U d - d^T U^T w + w^T U U^T w. \end{aligned} \tag{4}$$

Для нахождения минимума функционала $J(w)$ необходимо приравнять к нулю его градиент и получить искомое оптимальное решение:

$$\begin{aligned} \text{grad}J(w) &= -2Ud + 2UU^T w = 0, \\ w &= (UU^T)^{-1}Ud. \end{aligned} \tag{5}$$

Для случайных сигналов $x(k)$ и $d(k)$, если учесть, что $(UU^T)^{-1}/N$ даст оценку корреляционной матрицы сигнала, полученную по одной реализации сигнала путем временного усреднения, а Ud/N - аналогичную оценку вектора взаимных корреляций между эталонным сигналом и вектором задержки фильтра, можно записать следующие формулы [1]:

$$\begin{aligned} \text{grad}J(w) &= -2p + 2Rw = 0, \\ w &= R^{-1}p, \end{aligned} \tag{6}$$

где p - вектор-столбец взаимных корреляций между k -тым отсчетом эталонного сигнала и вектором задержки фильтра, R - корреляционная матрица входного сигнала. Такой фильтр называется оптимальным фильтром Винера.

Для применения фильтра Винера на практике необходимо знать значения матрицы R и вектора p , однако в случае реальных сигналов доступны могут быть лишь оценки этих значений, простейшими из которых являются мгновенные значения R и p без какого-либо усреднения:

$$\begin{aligned}\hat{R}(k) &= \bar{u}(k)\bar{u}^T(k), \\ \hat{p}(k) &= d(k)\bar{u}(k).\end{aligned}\tag{7}$$

Наиболее простой алгоритм поиска минимума целевой функции (4) - алгоритм LMS - основан на методе наискорейшего спуска [1]. В алгоритме LMS с учетом оценок (7) вектор w рекурсивно обновляется следующим образом:

$$\begin{aligned}w(k+1) &= w(k) - \frac{\mu}{2} \text{grad}J(w(k)) = w(k) + \mu p - \mu R w(k) = \\ &= w(k) + \mu d(k)\bar{u}(k) - \mu \bar{u}(k)\bar{u}^T(k)w(k) = w(k) + \mu \bar{u}(k)(d(k) - \bar{u}^T(k)w(k)),\end{aligned}\tag{8}$$

где μ - размер шага, положительный коэффициент. Алгоритм сходится, если $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$, где λ_{\max} - максимальное собственное число корреляционной матрицы R .

Выражение в скобках представляет собой разность между эталонным сигналом и выходным сигналом фильтра (оценкой шума), с учетом этого выражение для рекурсивного обновления коэффициентов фильтра примет вид:

$$w(k+1) = w(k) + \mu e(k)\bar{u}(k).\tag{9}$$

Алгоритм LMS отличается вычислительной простотой ($N + 1$ пара операций "умножение-сложение" на каждой итерации), однако этот метод сходится достаточно медленно и обладает повышенной дисперсией ошибки [1].

Более быструю сходимость по сравнению с алгоритмом LMS показывает алгоритм RLS. При его использовании происходит рекуррентное обновление обратной корреляционной матрицы $P = (UU^T)^{-1}$ на основе следующего матричного тождества:

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1},\tag{10}$$

где A и C - квадратные невырожденные матрицы, а B и D - матрицы совместимых размеров.

При поступлении новых входных данных $\bar{u}(k)$ -

1. производится фильтрация входного сигнала с использованием текущих коэффициентов фильтра $w(k-1)$:

$$\begin{aligned} y(k) &= \bar{u}^T(k)w(k-1), \\ e(k) &= d(k) - y(k); \end{aligned} \quad (11)$$

2. рассчитывается некий вектор-столбец коэффициентов усиления:

$$K(k) = \frac{P(k-1)\bar{u}(k)}{1 + \bar{u}^T(k)P(k-1)\bar{u}(k)}, \quad (12)$$

необходимый для обновления оценки обратной корреляционной матрицы сигнала:

$$P(k) = P(k-1) - K(k)\bar{u}^T(k)P(k-1). \quad (13)$$

Наконец, производится обновление коэффициентов фильтра:

$$w(k) = w(k-1) + K(k)e(k). \quad (14)$$

Начальное значение вектора w обычно нулевое, начальное значение оценки матрицы P - диагональная матрица вида $\frac{CI}{\sigma_x^2}$, где коэффициент

$C \gg 1$.

Алгоритм RLS сходится намного быстрее и обладает гораздо меньшим уровнем остаточных шумов в сравнении с алгоритмом LMS, однако существенным его недостатком является высокая вычислительная сложность ($2.5N^2 + 4N$ пар операций "умножение-сложение" на каждой итерации) [1].

Для проверки работы адаптивных алгоритмов удобно использовать блоки адаптивных фильтров из раздела DSP Blockset в среде моделирования Simulink системы MATLAB. Следующая модель иллюстрирует работу алгоритмов на примере смеси синусоидального сигнала и гауссовского шума (рис. 4).

Результат работы модели (порядок фильтров равен 64, число итераций равно 1000) – рис. 5.

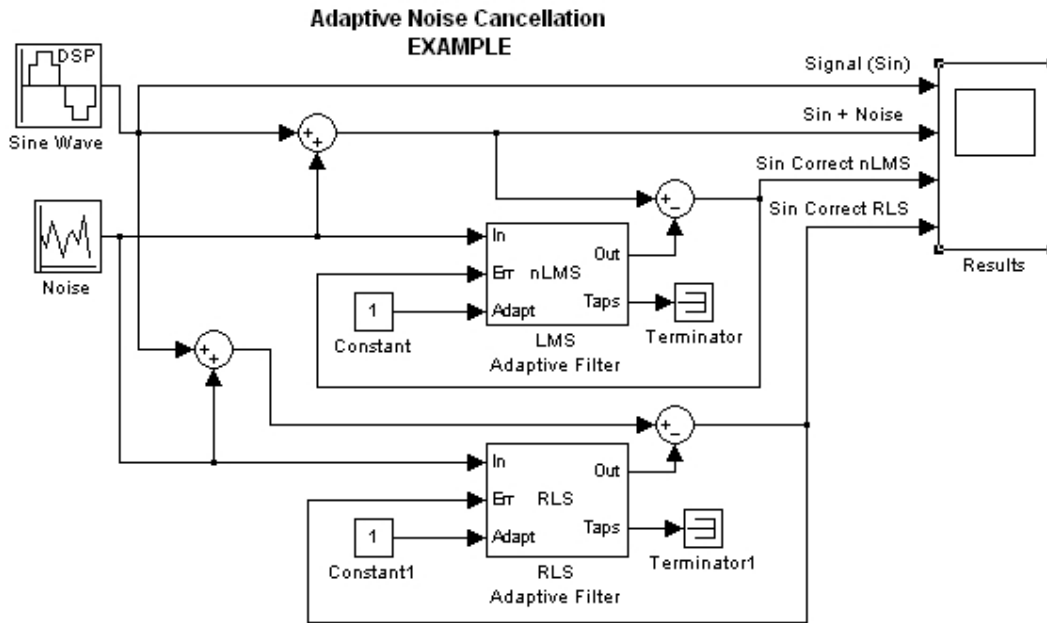


Рис. 4. Модель решения задачи шумоподавления методами адаптивной фильтрации в среде Simulink.

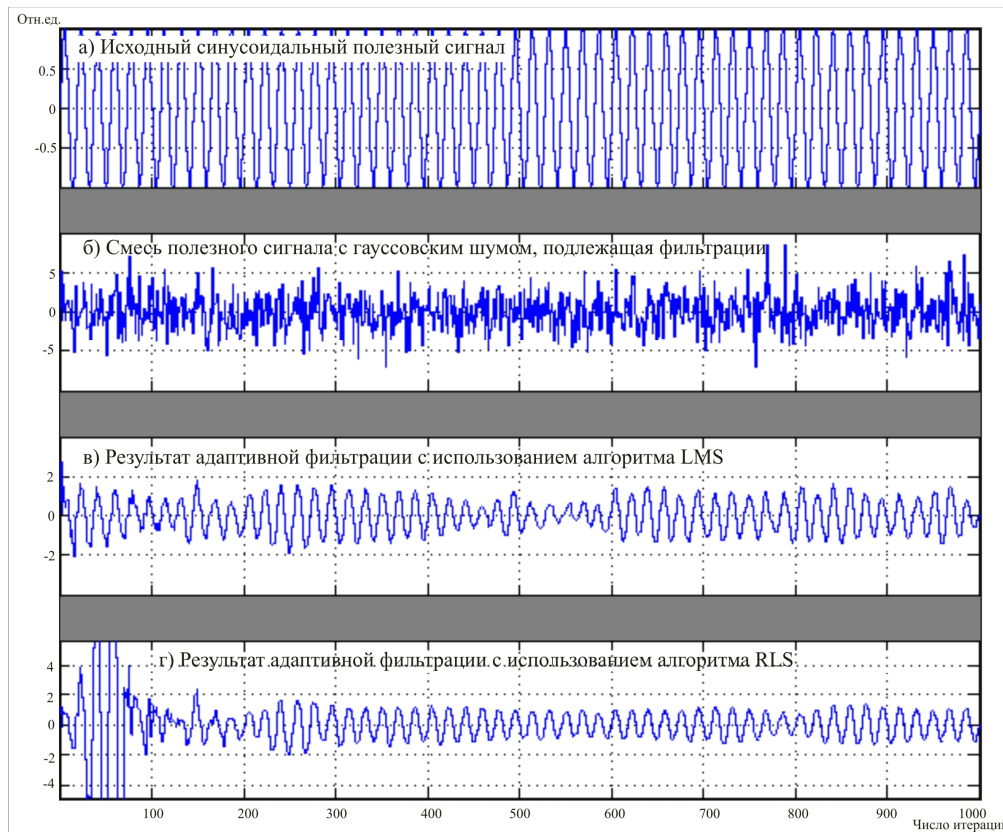


Рис. 5. Результат работы адаптивных алгоритмов LMS и RLS применительно к задаче очистки полезного синусоидального сигнала от гауссовского шума.

Можно видеть, что алгоритм RLS демонстрирует более качественный результат компенсации помех с меньшим уровнем остаточных шумов фильтрации.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Прежде чем переходить к устранению температурного влияния в рядах ГАЭ, необходимо провести аналогичную процедуру по устранению температурных вариаций в ряде R100. Для указанного ряда влияние температуры воздуха предположительно является единственным фактором, вызывающим какие-либо его трендовые отклонения, поскольку на входе соответствующего измерительного тракта вместо геофона подключено омическое сопротивление. Можно предсказать, что результатом фильтрации в идеале должна являться случайная флуктуация значений около нулевой отметки.

После применения адаптивных фильтров LMS и RLS (порядок фильтров равен 64, число итераций равно 11449) отфильтрованный ряд R100 выглядит так, как представлено на рис. 6. Из врезок в более крупном масштабе на рис. 6 можно видеть, что алгоритм RLS демонстрирует более "чистый", незашумленный результат. По этой причине в качестве основного метода компенсации температурных помех далее решено использовать алгоритм RLS.

Из графика результата фильтрации методом RLS на рис. 6, демонстрирующего, как и ожидалось, отсутствие каких-либо значимых трендовых отклонений, следует, что качество адаптивной фильтрации с использованием алгоритма RLS вполне подходит для его дальнейшего использования с целью обработки ряда ГАЭ. Кроме того, можно считать подтвержденным предположение об отсутствии в ряде R100 каких-либо вариаций, кроме температурных, следовательно, ряд R100 подходит для использования в качестве образца шума при адаптивной фильтрации ряда ГАЭ.

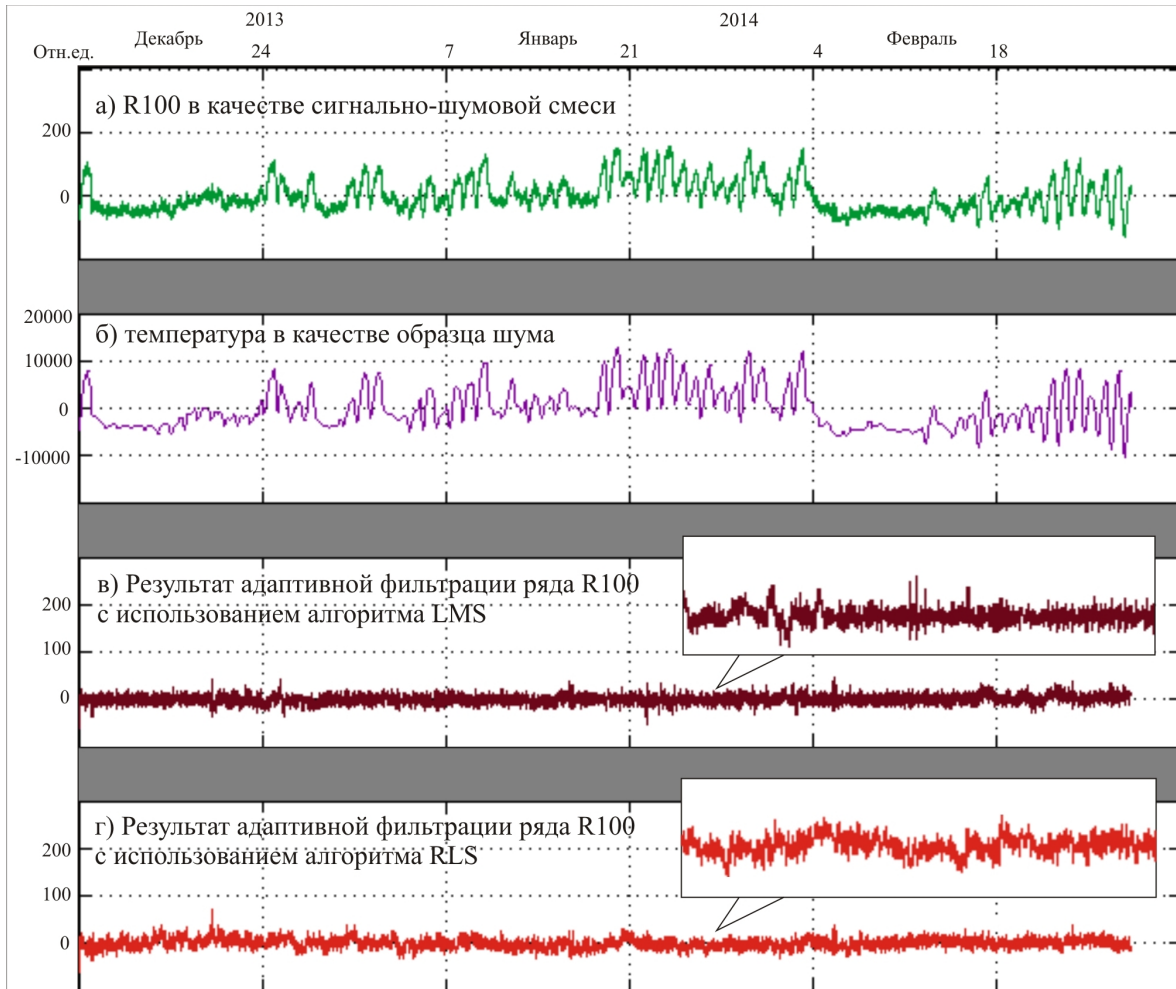


Рис. 6. Сравнительные результаты адаптивной компенсации влияния температуры на ряд R100 методами LMS и RLS.

На рис. 7 представлены результаты адаптивной фильтрации сглаженного ряда ГАЭ с использованием алгоритма RLS, когда в качестве образца шума был взят ряд R100. Как видно из представленных данных, в результате адаптивной фильтрации удалось значительно уменьшить трендовые вариации, связанные с изменениями температуры, в то время как флуктуации, не наблюдающиеся в шумовом ряде R100 (например, пик в районе 2 февраля 2014 г.) остались в неизменном виде.

Из рис. 7 можно видеть, что в результате фильтрации абсолютное значение коэффициента корреляции в точке нулевого сдвига для отфильтрованного ряда и ряда R100 снизилось более чем в два раза.

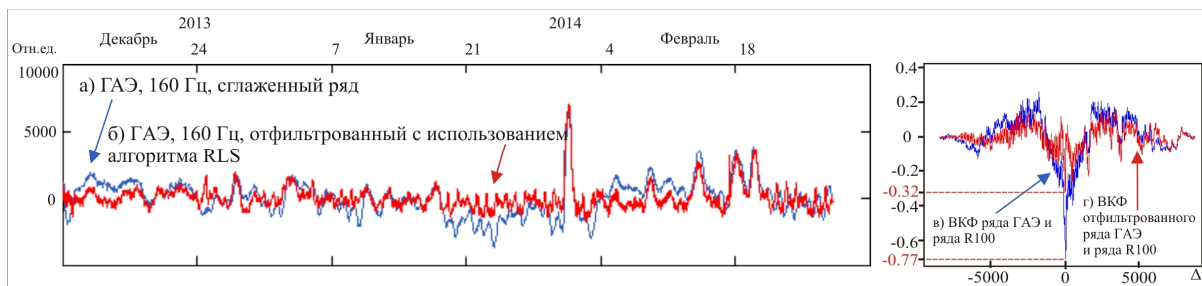


Рис. 7. Результат применения алгоритма адаптивной фильтрации RLS к сглаженному ряду ГАЭ, когда в качестве источника шума использовался ряд R100; сравнение ВКФ исходных данных до и после применения RLS-алгоритма.

Поскольку формирование ряда R100, отображающего температурное влияние в измерительном тракте геоакустических наблюдений, на постоянной основе сопряжено с определенными временными и материальными затруднениями, алгоритм RLS был применен к ряду ГАЭ также в случае, когда в качестве источника шума использовался непосредственно сам ряд температурных вариаций, на основании того, что ряд R100 фактически идентичен ему.

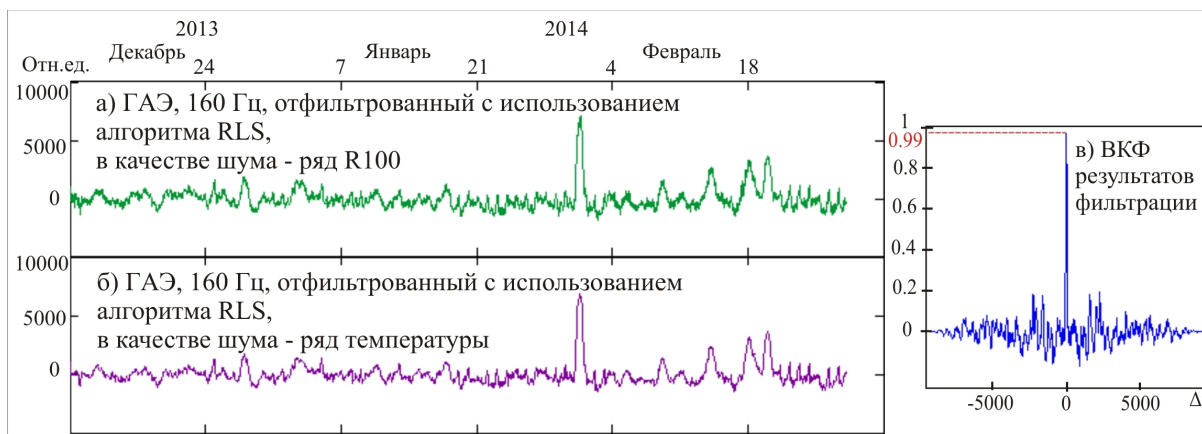


Рис. 8. Сравнение результатов работы RLS-алгоритма для различных вариантов образца шума, а также ВКФ полученных рядов.

На рис. 8 представлены результаты работы алгоритма RLS в случае, когда образцом шума выступал как ряд R100, так и ряд температурных изменений, а также ВКФ полученных рядов. Можно видеть, что различия между итоговыми рядами незначительны, и в дальнейшем для устранения температурного влияния в рядах ГАЭ можно использовать напрямую ряд

температурных вариаций в качестве источника шума, не прибегая к трудоемкой организации работ по созданию ряда R100.

ВЫВОДЫ

1. Результаты проделанной работы указывают на целесообразность применения адаптивного алгоритма RLS для подавления влияния сторонних факторов в рядах геофизического мониторинга в случае высоких значений коэффициента корреляции между шумовой составляющей сигнала и образцом шума.

2. Показана идентичность полученных результатов адаптивной фильтрации от температурного влияния ряда ГАЭ для двух случаев. В первом случае в качестве источника шума использовался непосредственно ряд температурных вариаций, во втором - для формирования шумовой компоненты было организовано получение данных с измерительного тракта, полностью аналогичного измерительному тракту ГАЭ, однако с подключенным на вход омическим сопротивлением в 100 Ом (формирование ряда R100), единственные трендовые отклонения от нулевой отметки в которых были обусловлены температурным влиянием. Согласно полученным результатам можно сделать вывод о возможности компенсации температурного влияния в данных ГАЭ напрямую с использованием ряда температурных вариаций в качестве источника шума, не прибегая к организации дополнительных измерений.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Сергиенко А.Б.* Алгоритмы адаптивной фильтрации: особенности реализации в MATLAB // *Exponenta Pro. Математика в приложениях.* 2003. №1. С. 18-28.
2. *Уидроу Б., Стернз С.* Адаптивная обработка сигналов. М.: Радио и связь, 1989. 440 с.
3. *Цуриков В.С.* Корреляционный критерий сходимости адаптивных RLS и LMS алгоритмов для выделения на фоне помех сигналов с конечным спектром // *Электронный физико-технический журнал.* 2007. Т. 2. С. 71 - 78.

THE APPLIANCE OF ADAPTIVE FILTRATION ALGORITHMS
FOR PROCESSING OF THE BOREHOLE GEOACOUSTIC
MEASUREMENTS DATA

E.V. Poltavtseva

The methods of noisecancellation problem decision, based on the adaptive filtration algorithms for the data of geoaoustic emission (GAE) measurements, when temperature variations are a noise component with high correlation score between a "signal-noise" mix and a noise source, are considered in the given work. RLS-algorithm is carried out in the MATLAB framework and it has appeared most suitable of adaptive methods for processing of GAE time-series.

The correlation index between filtered GAE time-series and the sample of noise has decreased more than twice as a result of a filtration, and it allows to draw a conclusion about expediency of RLS-algorithm application for equalization of the extraneous factor influence in the geophysical monitoring time-series under condition of high correlation score between the initial time-series and the time-series, containing samples of noise..

Key words: borehole geoaoustic measurements, adaptive filtration, RLS-algorithm.