

О. В. Наугольных,
ООО Предприятие «ФХС-ПНГ»
С.В. Белов, А.В. Шумилов,
Пермский государственный национальный исследовательский
университет

ПОДАВЛЕНИЕ ПОМЕХ В МАССИВЕ ДАННЫХ УЛЬТРАЗВУКОВОЙ ПРОФИЛЕМЕТРИИ.

Описаны особенности данных, регистрируемых акустическими профилемерами, и основные подходы к их предварительной обработке. Рассмотрены традиционные методы шумоподавления и методы факторного анализа, адаптированные для подавления стабильных по глубине шумов; проведено сравнение их реализации в ПО «Соната»

Ключевые слова: каротаж, ультразвуковая профилометрия, геометрия ствола скважины, шумоподавление, адаптивное вычитание, анализ главных компонент, анализ независимых компонент.

The features of the acoustic caliper data and the main approaches to their pre-treatment are described. The traditional methods of noise reduction and methods of factor analysis, adapted to suppress depth stable noise are considered; their realizations in the "Sonata" software are compared.

Keywords: logging, ultrasonic caliper, wellbore geometry, noise reduction, adaptive subtraction, principal component analysis, independent component analysis.

Метод скважинной профилометрии предназначен для определения размеров и формы поперечного сечения скважины или обсадной колонны и их изменения с глубиной. Ультразвуковая профилометрия основана на измерении времен пробега отраженных волн от датчика до стенки скважины (колонны) и обратно.

Одной из часто встречающихся причин, затрудняющих обработку данных, полученных при проведении ультразвуковой профилометрии, является наличие высокоамплитудных стабильных по глубине шумов, связанных с работой преобразователей.

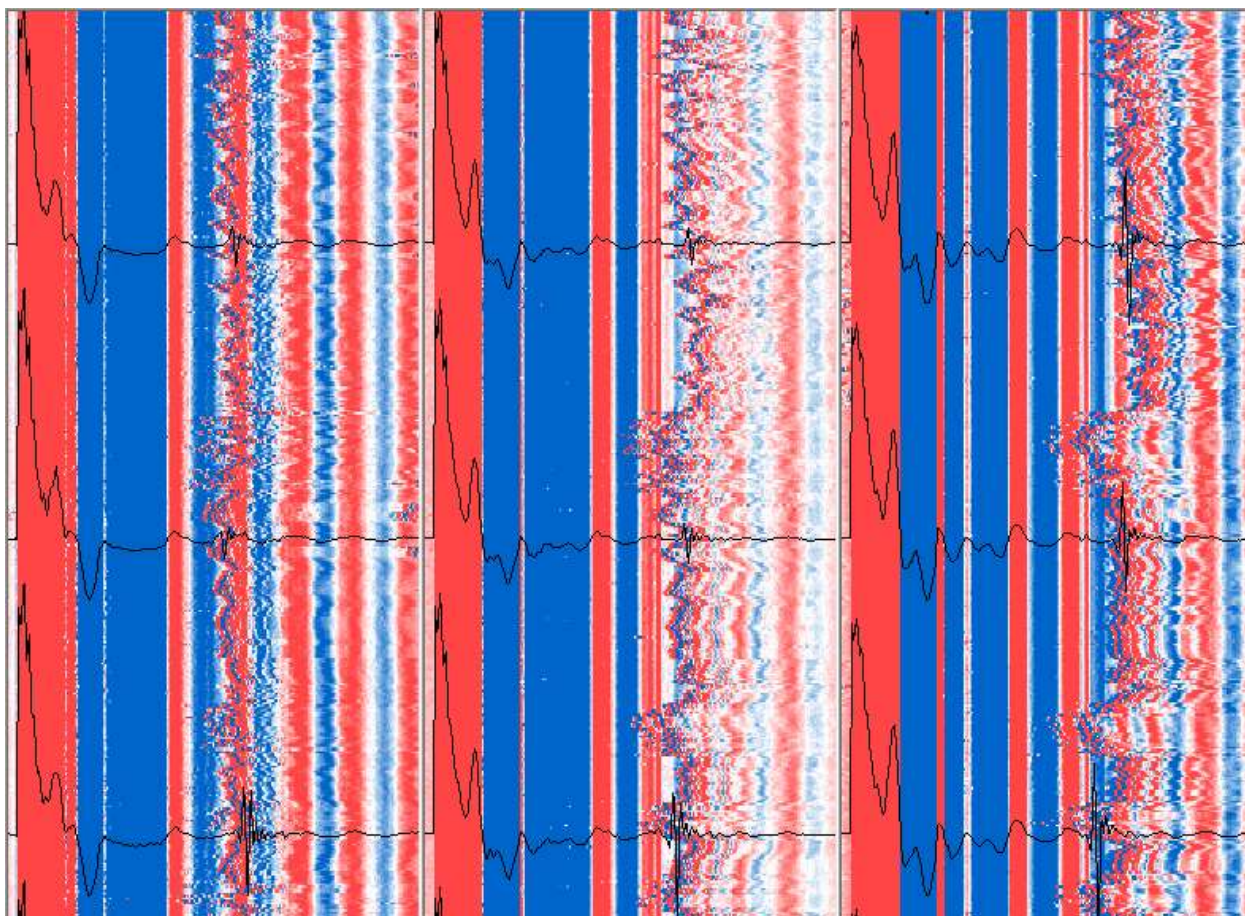


Рис. 1. Исходные данные акустического профиломера с высокоамплитудными постоянными по глубине шумами

Поэтому важной задачей становится разработка алгоритма, позволяющего максимально эффективно обнаружить и подавить стабильную по глубине помеху, при этом не затронув полезный сигнал.

Адаптивное вычитание шумов

В настоящее время для решения задачи удаления шумов преобразователя из данных, записанных ультразвуковым профиломером, широко используется алгоритм адаптивного вычитания шумов [1].

Процедура адаптивного вычитания основана на малом изменении времени вступления и формы волн-помех. В интервале с интенсивной волной-помехой задаются два временных окна. Окно для формирования модели

$$M_i = \frac{(\sum_{i=n}^P S_i + \sum_{i=n}^P N_i)}{P - n + 1},$$

где S_i – полезный сигнал, N_i – волна-помеха, (n, P) – диапазон формирования модели по глубине.

Окно для вычисления энергии волны-помехи задается во временном интервале (l, m) до прихода отраженной от стенки скважины волны

$$\mathcal{E}_n = \sum_{j=l}^m M_j^2,$$

где M_j – значение модели на соответствующей временной задержке.

В процессе фильтрации для каждой текущей волновой картины x_j вычисляется коэффициент подобия

$$G = \sum_{j=l}^m \frac{(M_j \cdot x_j)}{\mathcal{E}_n}.$$

Фильтрация осуществляется в фиксированном временном окне

$$Y_j = x_j - M_j \cdot G.$$

В результате фильтрации снижается амплитуда волны-помехи и улучшается отслеживание целевой волны.

Данные ультразвукового профиломера могут содержать коррелированные по глубине шумы на всем времени регистрации (рис.1). Поэтому в качестве временного окна для формирования модели зачастую берется длина всей трассы.

Этот алгоритм позволяет быстро и достаточно эффективно удалить сильно коррелированные помехи. К недостаткам способа следует отнести сложность выбора интервала для формирования модели и временного окна для вычисления энергии волны-помехи и значительное влияние этого выбора на результат.

Метод анализа главных компонент

Многообещающим и эффективным представляется использование метода анализа главных компонент для подавления помех. Метод анализа

главных компонент широко распространен в факторном анализе для уменьшения размерности исходных данных, выявления скрытых закономерностей и сжатия информации [2].

Рассмотрим исходные данные, представленные в виде матрицы X размерности $I \times J$, составленной из векторов-столбцов отдельных наблюдений. Исходные данные почти всегда содержат в себе нежелательную составляющую, называемую шумом. Что является информацией, а что шумом, зависит от конкретной задачи. В нашем случае мы должны исключить постоянную составляющую сигналов, оставив при этом переменную часть.

Суть метода главных компонент состоит в переходе к набору новых переменных $t_k (K \leq J)$, представляющему собой систему ортогональных линейных комбинаций исходных переменных x_j

$$t_k = w_{1k}x_1 + w_{2k}x_2 + \dots + w_{Jk}x_J, (k = \overline{1, K}),$$

$$\sum_{i=1}^J w_{ij}w_{ik} = 0, (j, k = \overline{1, K}, j \neq k).$$

Линейные комбинации выбираются таким образом, что среди всех возможных линейных нормированных комбинаций значений исходных переменных первая главная компонента t_1 обладает наибольшей дисперсией. Геометрически это выглядит как ориентация новой координатной оси t_1 вдоль направления наибольшей вытянутости эллипсоида рассеивания объектов исследуемой выборки в пространстве признаков x_1, x_2, \dots, x_J , (рис.2).

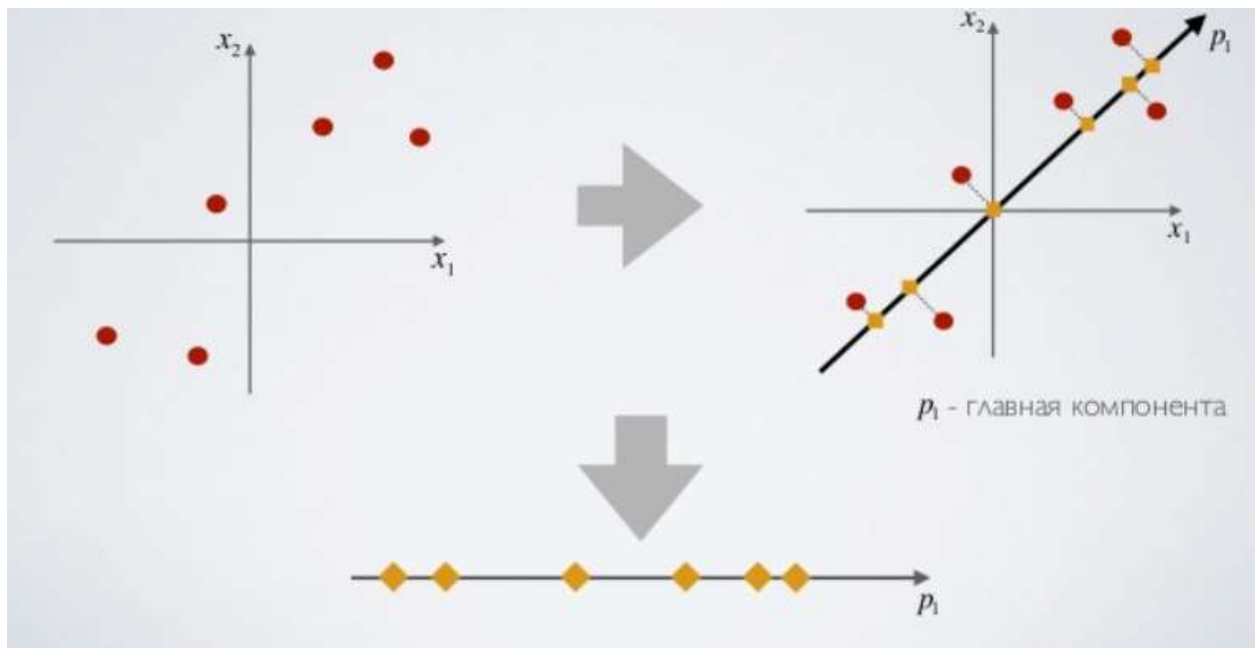


Рис. 2. Выделение главной компоненты

Вторая главная компонента имеет наибольшую дисперсию среди всех оставшихся линейных преобразований, некоррелированных с первой главной компонентой. Она интерпретируется как направление наибольшей вытянутости эллипсоида рассеивания, перпендикулярное первой главной

компоненте. Следующие главные компоненты определяются по аналогичной схеме.

Другими словами, исходная матрица многоканального сигнала X может быть представлена в виде

$$X = W^{-1} \cdot S + E,$$

где W – матрица преобразования размерностью $J \times I$, S – некоррелированный многомерный массив размерностью $K \times J$, E – матрица остатков.

Для нахождения конкретного вида матриц W и S можно найти базис собственных векторов матрицы ковариаций исходных данных.

Матрица W формируется из первых K собственных векторов V_i матрицы ковариации, расположенных в порядке убывания соответствующих собственных значений λ_i :

$$W = (V_1, V_2, \dots, V_K)^T$$
$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K,$$
$$K \leq J.$$

Для фильтрации постоянной составляющей сигнала, являющейся коррелированной помехой, необходимо обнулить значения первых главных компонент, соответствующих максимальным главным числам матрицы ковариаций. Условием отбрасывания компоненты может служить, например, превышение соответствующим нормированным собственным значением некоторого порога.

Метод фильтрации главных компонент показывает хорошие результаты для выделения и подавления коррелированных помех в данных ультразвуковой профилометрии. Этот метод позволяет подавить помехи, при этом не оказывая сильного влияния на полезный сигнал. К достоинствам алгоритма относится высокая точность локализации помехи, возможность подавления переменной по амплитуде помехи, возможность регулировать порог корреляции шумового сигнала, при котором он будет отфильтрован, а также относительно высокая скорость исполнения.

Метод анализа независимых компонент

В основе метода лежит предположение о том, что обрабатываемый сигнал является суперпозицией нескольких сигналов от независимых источников, к которым было применено линейное преобразование, определяемое матрицей A , то есть $X = A \cdot S$.

Здесь X является матрицей, составленной из векторов-столбцов отдельных наблюдений, A является несингулярной матрицей смешивания, задающей коэффициенты при предполагаемых независимых сигналах, а матрица S составлена из векторов независимых источников. В основе этого разложения лежат следующие предпосылки:

- выходные сигналы статистически независимы;
- независимые компоненты имеют негауссово распределение.

Суть анализа независимых компонент состоит в поиске матриц A , S и разделяющей матрицы $W = A^{-1}$, обратной матрице смешивания, и оценке

независимых компонент IC , которые максимально близки к предполагаемым независимым источникам. Сказанное можно записать выражением $IC = W \cdot X$

Нахождение конкретного вида разложения на независимые компоненты не является однозначным, в отличие от разложения по главным компонентам. Существует несколько методов нахождения главных компонент [3-6].

Один из них носит название Fast Fixed-Pointed ICA, подробно описан в [4] и был реализован нами.

Согласно центральной предельной теореме, сумма независимых случайных величин стремится к нормальному распределению. Однако базовым предположением метода независимых компонент является отличное от нормального распределение статистически независимых источников S_i . Если бы выполнялось обратное, сигналы были бы неразличимы.

Целью алгоритма FastICA является нахождение такого вектора направления столбцов матрицы смешения A , чтобы линейная комбинация наблюдаемых данных была максимально далека от гауссиана.

В отличие от метода главных компонент, полученные независимые компоненты не являются упорядоченными. Для выбора того, какие компоненты содержат помеху, может использоваться любая корреляционная мера, например, относительная вариация векторов матрицы A . При превышении некоторого порогового значения, коэффициенты, соответствующие данной независимой компоненте, обнуляются.

Несмотря на кажущуюся сложность, алгоритм FastICA легко реализуем без использования каких-либо дополнительных библиотек. Как и метод выделения главных компонент, анализ независимых компонент позволяет точно локализовать помеху, подавлять переменную по амплитуде помеху. К недостаткам метода можно отнести большее, по сравнению с адаптивным вычитанием, время работы.

Результаты фильтрации исходных данных ультразвуковой профилометрии

Ниже представлены результаты сравнения работы алгоритмов адаптивного вычитания шумов (ВШ), анализа главных компонент (РСА) и выделения независимых компонент (ICA).

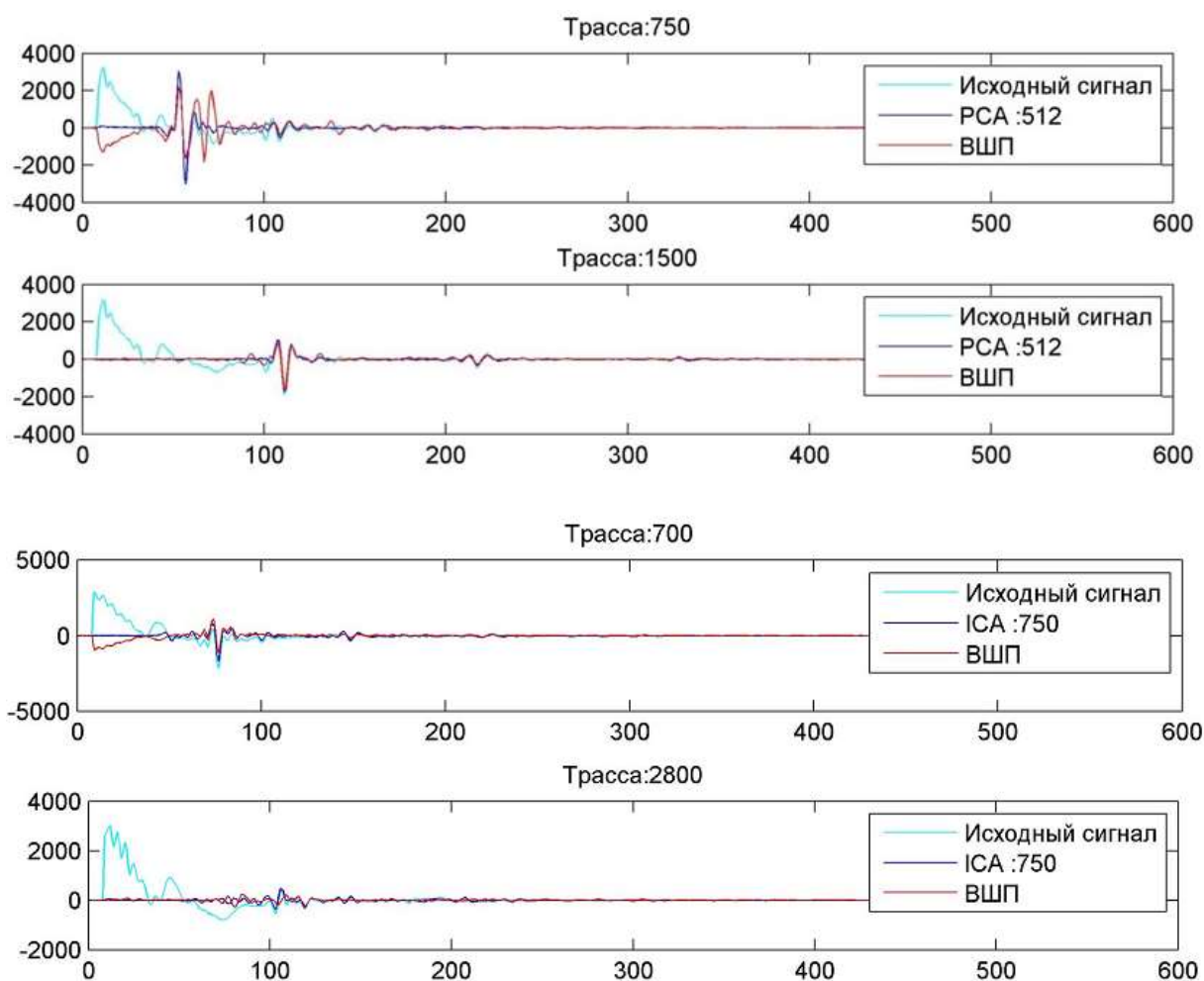


Рис. 3. Сравнение различных алгоритмов шумоподавления

На представленных примерах видно, что при адаптивном вычитании возможна перекомпенсация высокоамплитудных помех из-за возможности неоптимального выбора окна для вычисления энергии волны-помехи. Выделение главных компонент (PCA) и анализ независимых компонент (ICA) лишены этого недостатка. Кроме того, методы PCA и ICA показывают лучшие результаты в случае, когда отраженный сигнал приходит настолько рано, что накладывается на высокоамплитудную часть шума.

Методы анализа главных и независимых компонент хорошо справляются с ситуацией, когда энергия помехи меняется со временем (рис.4). Адаптивное вычитание неприменимо в этом случае.

Общим ограничением применимости всех описанных методов является случай, когда полезный сигнал также сильно коррелирован по глубине. Разделить отраженный сигнал и помеху преобразователя в данных, записанных в обсадной колонне или датчиком измерения скорости в жидкости, этими методами не получится.

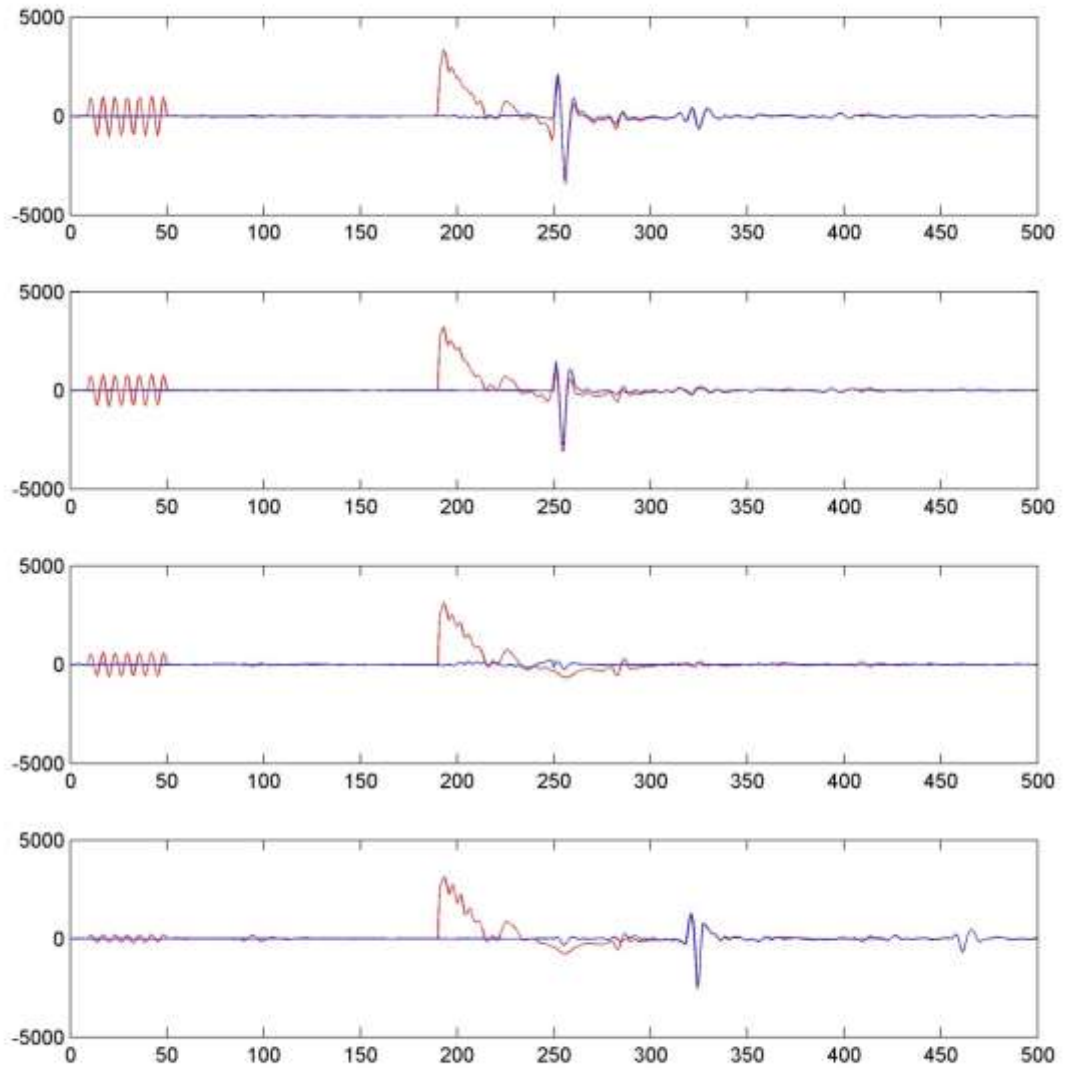


Рис. 4. Подавление искусственно наложенной помехи с затухающей по глубине амплитудой при обработке четырехканальных данных.

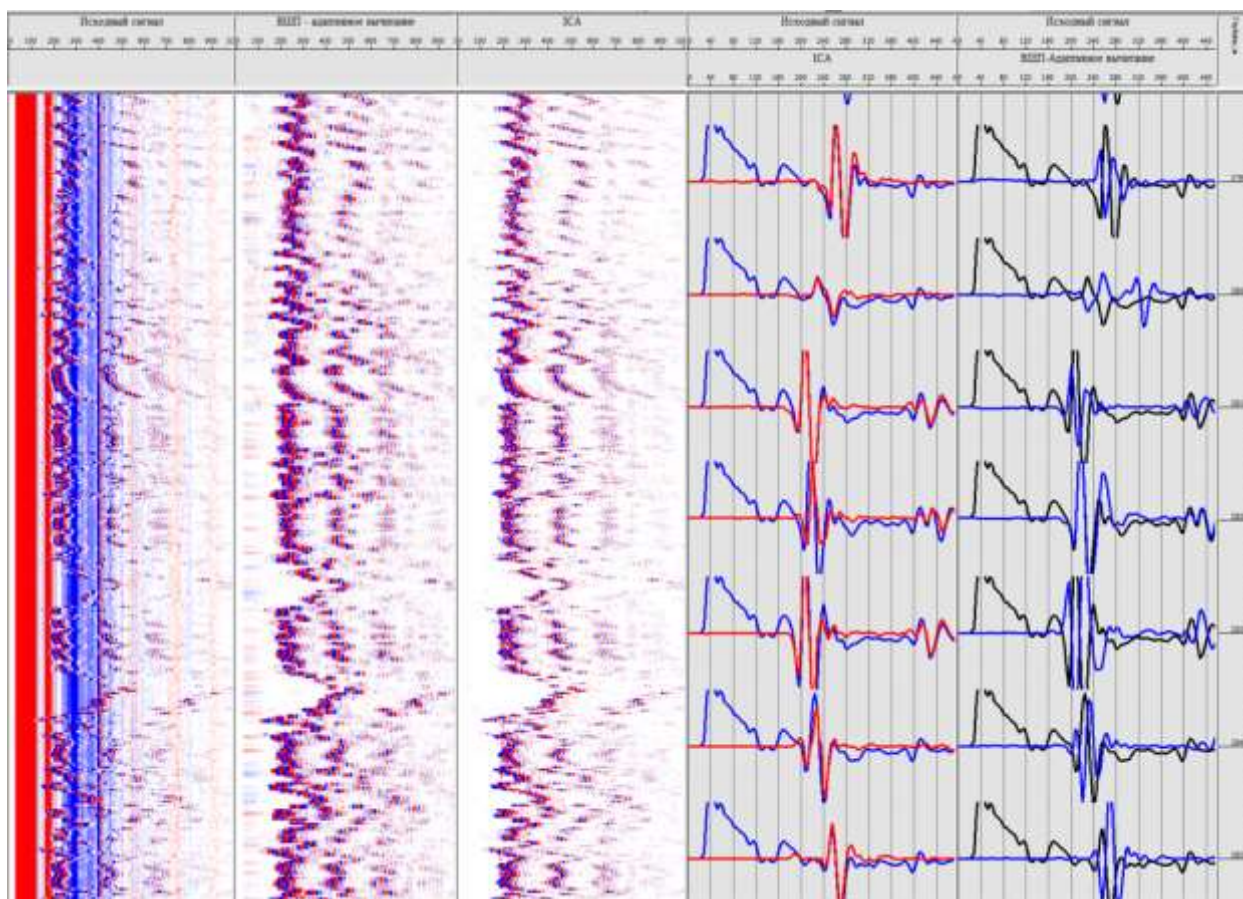


Рис. 5. Пример шумоподавления на данных ультразвукового профиломера. В колонках слева направо – исходный сигнал, стандартный алгоритм ШП, ICA, трассы исходного сигнала и после ICA, трассы исходного сигнала и после ШП

Рассмотренные алгоритмы были адаптированы для данных ультразвуковой профилометрии и реализованы в «Модуле обработки данных ультразвукового профиломера» программного обеспечения «Соната» [8].

Результаты обработки большого объема каротажных данных позволяют говорить о возможности эффективного подавления помех преобразователя в данных ультразвуковой профилометрии.

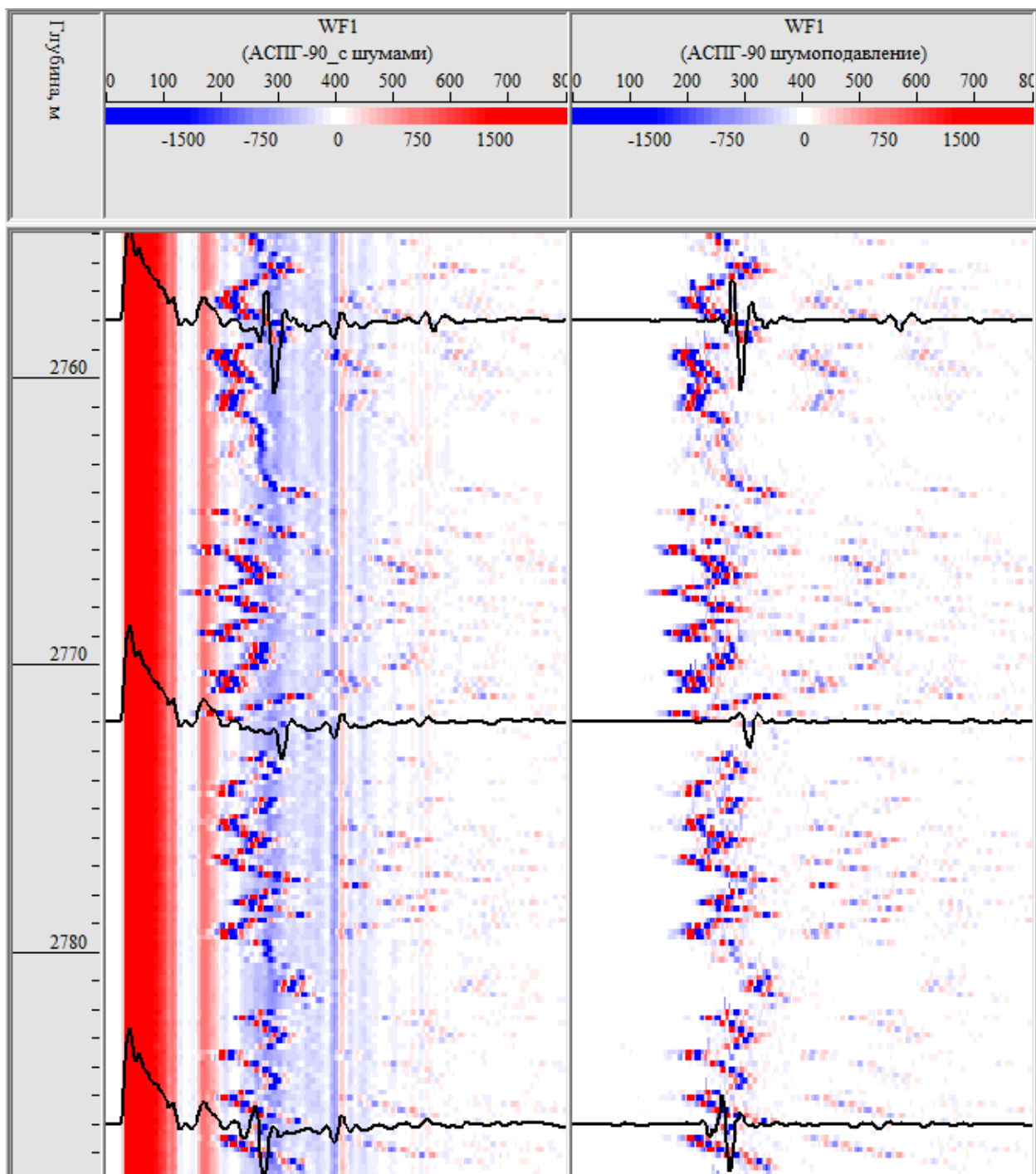


Рис. 6. Результаты работы алгоритма шумоподавления, реализованного в Сонате

Заключение

Данные, регистрируемые ультразвуковым профилемером, зачастую содержат помеху преобразователя. Для ее устранения целесообразно провести процедуру подавления стабильных по глубине шумов.

В результате анализа и сравнения стандартных (адаптивное вычитание) и новых (РСА, ІСА) подходов удалось разработать адаптированный алгоритм шумоподавления, который реализован в «Модуле обработки данных ультразвукового профилемера» программного обеспечения «Соната».

Применение современных математических методов для обработки ультразвукового сигнала позволяет значительно повысить соотношение сигнал-шум и получить более достоверную оценку профиля скважины для данных ультразвуковой профилометрии.

ЛИТЕРАТУРА

1. Каротаж ультразвуковой широкополосный с цифровой регистрацией волновых картин. Методика выполнения измерений. МИ-41-06-093-89. ВНИИгеоинформсистем. Москва, 1989
2. Померанцев А. Метод главных компонент (РСА), e-print: <http://www.chemometrics.ru/materials/textbooks/pca.htm> (2008)
3. Hyvärinen, Aapo, Juha Karhunen, and Erkki Oja. Independent component analysis. Vol. 46. John Wiley & Sons, 2004.
4. Hyvärinen, Aapo, and Erkki Oja. "Independent component analysis: algorithms and applications." *Neural networks* 13.4 (2000): 411-430.
5. Hyvärinen, Aapo, and Erkki Oja. "A fast fixed-point algorithm for independent component analysis." *Neural computation* 9.7 (1997): 1483-1492.
6. Hyvärinen, Aapo, and Urs Köster. "FastISA: A fast fixed-point algorithm for independent subspace analysis." *ESANN*. 2006.
7. Крючатов Д.Н., Наугольных О.В., Ташкинов И.В., Шумилов А.В. Обработка данных ультразвуковой профилометрии в программном комплексе «Соната». НТВ "Каротажник" №256, Тверь, 2014
8. «Модуль обработки данных ультразвукового профиломера» РОСПАТЕНТ. Свидетельством об официальной регистрации программы для ЭВМ № 2015616006 от 28.05.2015г.
9. Сайт ООО Предприятие «ФХС-ПНГ» <http://www.fxc-png.ru>