

ЦИФРОВАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ И ЧАСТОТНО-ВРЕМЕННОЙ АНАЛИЗ НЕСТАЦИОНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТОВ И ЭМПИРИЧЕСКИХ МОД

© 2011 г. А. Н. Павлов, А. Е. Филатова, А. Е. Храмов

Поступила в редакцию 19.11.2010 г.

Рассмотрена проблема цифровой фильтрации сигналов с локализованными помехами на примере сложных многокомпонентных и зашумленных процессов, регистрируемых при проведении сейсморазведочных работ. Обсуждается возможность проведения частотно-временного анализа соответствующих сигналов с использованием концепций вейвлетов и эмпирических мод. Отмечается, что метод разложения сигнала на эмпирические моды является перспективным инструментом исследования структуры экспериментальных данных, который расширяет возможности изучения динамики систем с меняющимися во времени характеристиками.

ВВЕДЕНИЕ

Существенный прогресс в развитии методов цифровой фильтрации и анализа структуры нестационарных процессов в последние десятилетия был связан с появлением новых инструментов исследования, к числу которых относится концепция вейвлетов [1–5]. Первоначально вейвлет-анализ был предложен в качестве альтернативы классическому спектральному анализу, основанному на преобразовании Фурье [1, 6]. В настоящее время теория вейвлетов является, возможно, единственным новым математическим направлением, которое очень быстро нашло практическое применение почти во всех естественных науках и многих областях техники. В частности, вейвлет-преобразование широко используется при решении задач анализа и синтеза сигналов, для обработки изображений, для сжатия больших объемов информации, для распознавания образов, при изучении сильно развитой турбулентности, при решении некоторых дифференциальных уравнений, диагностики состояний систем и т.п. [7–17].

Вейвлеты позволяют эффективно проводить очистку регистрируемых сигналов от шумов и случайных искажений. Процессы, регистрируемые в натуральных экспериментах, часто содержат локализованные во времени особенности (отдельные выбросы, помехи и т.п.), которые могут быть связаны как с самой исследуемой динамикой, так и со сбоями аппаратуры или влиянием каких-то внешних факторов. Фильтры, построенные на основе Фурье-преобразования, неэффективны для устранения таких особенностей, поскольку информация о них содержится во всех коэффициентах преобразования [12]. Фильтрация на основе вейвлетов является более гибкой: существует возможность в автоматическом режиме выявить расположение той или иной особенности, идентифицировать ее характер по асимптотическому поведению коэффициентов преобразования и удалить эту особенность из сигнала (или ее скорректировать). Цифровая фильтрация с использованием вейвлетов позволяет, таким образом, проводить качественную очистку зашумленных процессов на этапе предварительной обработки экспериментальных данных. Не менее важна роль вейвлетов и при анализе структуры многокомпонентных сигналов с меняющимися во времени характеристиками. Классические вероятностные и спектральные методы анализа [18] являются инструментами исследования стационарных случайных процессов; их применение для обработки нестационарных данных приводит к различным проблемам интерпретации полученных результатов. В частности, обнаружение двух пиков в спектре мощности с некротными частотами может быть обусловлено принципиально разными случаями: 1) одновременным присутствием двух независимых ритмов колебаний в динамике изучаемой системы или 2) переключением частоты, при котором в каждый момент времени существует только один ритмический процесс [8]. Известно несколько подходов, позволяющих проводить исследование процессов, не ограничиваясь требованием стационарности, включая концепцию аналитического сигнала, анализ флуктуаций относительно тренда, распределение Вигнера–Вилля и т.д., однако в соответствии с выводами работ [2,7,8], вейвлет-анализ обладает наиболее широкими возможностями и целым рядом преимуществ по сравнению с упомянутыми подходами.

В последние годы был разработан еще один вариант частотно-временного анализа нестационар-

ных процессов, получивший название преобразования Гильберта—Хуанга или метода эмпирических мод [19]. Данный подход уже хорошо зарекомендовал себя при решении широкого круга задач [20—23]. Более того, в ряде работ приводятся примеры, свидетельствующие о том, что метод эмпирических мод может превосходить вейвлет-анализ с точки зрения частотно-временного разрешения [19, 22]. Главное преимущество данного метода по сравнению с вейвлетами заключается в том, что он не требует выбора базиса и настройки параметров преобразования, поэтому его проще использовать на практике при проведении вычислений.

Как вейвлет-анализ, так и метод эмпирических мод представляют собой перспективные инструменты цифровой обработки экспериментальных данных, позволяющие извлекать информацию о меняющихся во времени характеристиках процесса в условиях нестационарной динамики и при наличии помех [24, 25]. Практическое применение этих подходов в разных областях естествознания позволило исследователям существенно расширить возможности адекватной расшифровки информации, содержащейся в экспериментальных данных. Примером могут служить камеральные геофизические работы. В настоящее время наиболее активно развиваются области геофизики, связанные с поиском и разведкой залежей различных природных ископаемых и, в первую очередь нефтяных и газовых месторождений. Максимальный объем ежегодных полевых поисковых и разведочных работ с последующими лабораторными исследованиями зарегистрированных данных приходится на сейсмическую разведку методом отраженных волн. При этом обеспечивается большая глубинность исследований земной коры и высокая детальность информации. Так как проведение полевых исследований представляет собой дорогостоящий метод получения информации о литологическом строении земной коры, то ключевая задача — найти способ повысить качество обработки экспериментальных материалов для извлечения максимально возможной информации о структуре записанных сигналов. В этой связи привлечение методов анализа, использующих вейвлет-преобразование и разложение сигнала на эмпирические моды, представляется одним из наиболее перспективных вариантов расширения инструментария для адекватной расшифровки такой информации из сложных многокомпонентных и зашумленных сигналов, регистрируемых при проведении сейсморазведочных работ. Наряду с получением дополнительных сведений о литологическом строении земной коры, анализ данных сейсморазведки является также и хорошим тестом на эффективность применяемых методов цифровой обработки сигналов, позволяющим совершенствовать используемый инструментарий и, тем самым,

определять дальнейший прогресс в развитии методов анализа нестационарных данных.

1. ЦИФРОВАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ЛОКАЛИЗОВАННЫХ ПОМЕХ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Рассмотрим возможность применения вейвлет-фильтров при обработке данных сейсморазведки. В целях реализации быстрых алгоритмов предварительной очистки экспериментально регистрируемых процессов от шумов и случайных искажений (включая помеховые волны [24]) представляется целесообразным использовать подход, основанный на процедуре дискретного вейвлет-преобразования с пирамидальным алгоритмом [3]. Данный вариант разложения сигнала по набору базисных функций имеет ряд преимуществ по сравнению с непрерывным преобразованием. Во-первых, применение ортогональных базисных функций в рамках дискретного преобразования дает возможность использовать меньшее число коэффициентов разложения. При этом отсутствуют сильно коррелированные компоненты, что упрощает процедуру идентификации коэффициентов, ответственных за различные особенности формы анализируемого сигнала. Во-вторых, применение пирамидального алгоритма разложения, в котором используется идеология субполосной фильтрации, обеспечивает возможность проведения расчетов в режиме реального (или почти реального) времени. Именно это привело к широкому применению дискретного вейвлет-преобразования в различных областях техники.

Среди особенностей дискретного преобразования следует выделить отсутствие аналитической формы записи для применяемых базисных функций — если при непрерывном преобразовании существуют формулы, задающие материнский вейвлет, то в рамках дискретного преобразования известны только таблицы коэффициентов [2]. Формально эти коэффициенты могут быть вычислены путем решения некоторых алгебраических уравнений, но традиционно на практике исследователи работают с матрицами чисел, соответствующих выбору того или иного семейства функций разложения сигнала. Чаще всего это семейство образует ортонормированный базис, вследствие чего разложение по вейвлетам в рамках дискретного преобразования не является избыточным. Избыточные преобразования могут применяться в задачах, связанных с передачей и обработкой информации, но при этом необходимо отметить, что использование ортонормированных функций обеспечивает более точное представление сигнала. В частности, при выборе ортонормированного базиса упрощается про-

цедура обратного преобразования (восстановления сигнала по коэффициентам разложения).

Теория дискретного преобразования к настоящему времени детально разработана и подробно описана в целом ряде научных монографий и учебников [2–4, 26]. В рамках концепции многомасштабного анализа [3] используется идеология аппроксимации сигнала на разных уровнях разрешения и последующего анализа отклонений от аппроксимирующих функций. Применительно к рассматриваемому в данной работе кругу вопросов ограничимся кратким изложением основных принципов разложения по вейвлетам с использованием пирамидального алгоритма. В отличие от непрерывного преобразования, предусматривающего произвольный выбор параметров масштаба и смещения, при проведении дискретного преобразования масштаб задается выражением $a = 2^j$, а смещение соответствует целому числу шагов дискретизации анализируемого сигнала. Данный сигнал, представляющий собой дискретизованную функцию времени $x(n) = x(n\Delta t)$, поступает на вход фильтра нижних частот (НЧ), частотную характеристику которого обозначим $g(n)$. Сигнал на выходе фильтра представляет собой свертку

$$y[n] = (x * g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[n]g[n-k]. \quad (1)$$

Одновременно сигнал $x(n)$ проходит через фильтр верхних частот (ВЧ) с характеристикой $h(n)$, являющийся взаимосвязанным с НЧ-фильтром:

$$g[n] = (-1)^n h[2M - n - 1], \quad (2)$$

где M – длина области задания вейвлета. Учитывая данную взаимосвязь НЧ- и ВЧ-фильтров, их часто называют квадратурными зеркальными фильтрами [2].

Далее два временных ряда, полученных на выходе фильтров, прореживают, оставляя только четные или нечетные отсчеты. Возможность осуществления такой выборки связана с тем, что при фильтрации зеркальными фильтрами в два раза уменьшается частотный диапазон сигнала, поэтому согласно теореме Котельникова отсчеты можно в два раза проредить. В результате на выходе фильтров будут получены две последовательности отсчетов

$$\begin{aligned} y_{\text{НЧ}}[n] &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]g[2n-k], \\ y_{\text{ВЧ}}[n] &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]h[2n-k]. \end{aligned} \quad (3)$$

Вследствие прореживания в два раза ухудшается разрешение по времени каждой последовательно-

сти, но одновременное наличие обеих последовательностей позволяет восстановить исходный сигнал. Отметим, что каждый процесс (3) характеризуется только $\frac{1}{2}$ ширины полосы частот по сравнению с исходным сигналом $x(n)$. Процедuru фильтрации и прореживания можно продолжить, что приведет к последующему уменьшению вдвое ширины полосы частот выходного процесса после каждого этапа фильтрации. Вследствие этого изначально число отсчетов дискретизованного сигнала $x(n)$ должно составлять 2^m .

Пирамидальная процедура разложения сигнала позволяет решать задачи фильтрации путем отбрасывания (или корректировки) коэффициентов разложения на разных масштабах (разных уровнях). Например, для фильтрации экспериментальных данных от высокочастотного шума можно приравнять нулю коэффициенты, характеризующие мелкомасштабную структуру, после чего провести процедуру обратного преобразования, позволяющую восстановить сигнал по вычисленным коэффициентам разложения.

Проанализируем в качестве примера трассу сейсмограммы общего пункта возбуждения из первичного полевого материала, полученного на территории Саратовской области (рис. 1а) [24, 25]. Данная трасса помимо полезного сигнала содержит помехи (поверхностные и звуковые волны), имеющие большую амплитуду и локализованные в диапазоне 1.0...1.3 с и имеют большую амплитуду. Так как данные помехи превосходят по мощности сейсмический сигнал, проведение его детального анализа в их присутствии представляется достаточно сложной задачей, и для адекватной расшифровки информации, содержащейся в сейсмических данных необходимо вначале осуществить фильтрацию волн-помех. С одной стороны, такая фильтрация должна быть узкополосной (так как частотные диапазоны полезного сигнала и помехи являются близкими), с другой стороны, ее нужно проводить только в пределах ограниченного по времени фрагмента экспериментальных данных.

Применение фильтров на основе фурье-анализа неэффективно для устранения локализованных особенностей исследуемого процесса. В данной ситуации целесообразнее применять вейвлет-фильтрацию. При этом можно воспользоваться простым амплитудным критерием для идентификации коэффициентов вейвлет-преобразования, которые соответствуют помеховым волнам. На рис. 1б приведены значения коэффициентов дискретного преобразования, соответствующие разложению сигнала (рис. 1а) в базисе вейвлетов Добеши D^8 [2]. Номер коэффициента n отложен вначале для коэффициентов аппроксимации НЧ-фильтра, затем – для детализирующих коэффициентов ВЧ-фильтра. Анализ данных коэффициентов

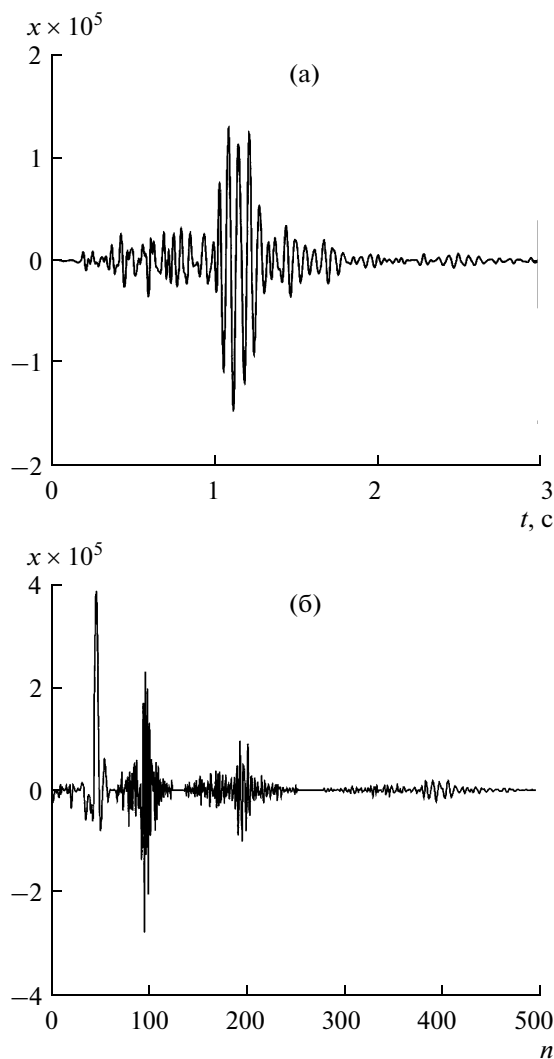


Рис. 1. Вид временной реализации трассы сейсмограммы общего пункта возбуждения (а) и коэффициенты дискретного преобразования, соответствующие разложению данного сигнала в базисе вейвлетов Добеши D^8 (б); n – номер коэффициента.

позволил установить, что ритмическая активность, связанная с наличием помеховых волн, характеризуется преимущественно сравнительно большими значениями вейвлет-коэффициентов (в данном примере превышающими уровень 2×10^{-5}), которые расположены вблизи $n = 50$.

Выбирая порог для амплитудного детектирования, исследователь получает возможность влиять на качество фильтрации помех. В частности, если приравнять нулю значения коэффициентов в диапазоне $n = 35...65$, то это приведет к снижению уровня помехи в сигнале (рис. 2). Отметим, что проиллюстрирована возможность проведения локализованной фильтрации помеховых волн, при которой фрагменты сигнала, не содержащие помех, остаются неискаженными. Это обстоятельство принципиаль-

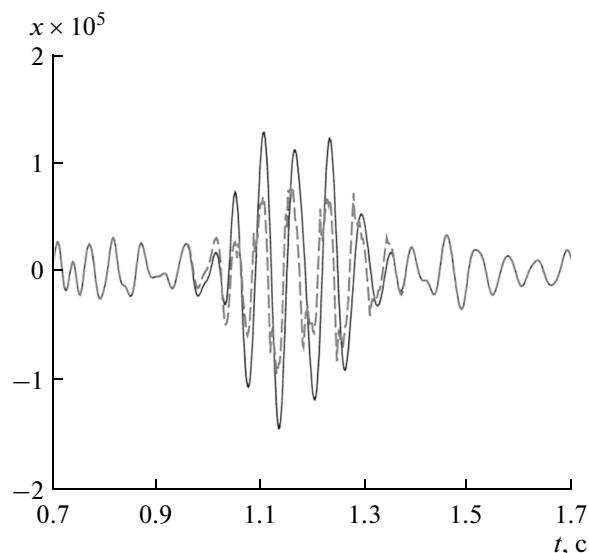


Рис. 2. Фильтрация помеховых волн путем амплитудного детектирования вейвлет-коэффициентов.

ным образом отличает фильтры на основе вейвлетов и классического преобразования Фурье (позволяющего осуществлять полосовую фильтрацию путем проведения прямого и обратного преобразований с приравнением к нулю коэффициентов, характеризующих искажения сигнала). При реализации вейвлет-преобразования частотная фильтрация сигнала сочетается с временной избирательностью фильтра. Применение такого варианта фильтрации приводит к менее гладкой временной зависимости отфильтрованного процесса по сравнению с непрерывным вейвлет-преобразованием, однако это обстоятельство не является принципиальным для последующего анализа детальной структуры сейсмического сигнала, так как слабая изрезанность формы колебательного процесса оказывает влияние на высокочастотную область спектра в том диапазоне, который не представляет практического интереса в сейсморазведке. Более важным является то, что применение фильтров на основе дискретного вейвлет-преобразования позволяет многократно повысить скорость вычисления, что весьма существенно для анализа волновых полей сейсмограммы, содержащих сотни трасс.

2. ЧАСТОТНО-ВРЕМЕННОЙ АНАЛИЗ ПРОЦЕССОВ С МЕНЯЮЩИМИСЯ ВО ВРЕМЕНИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

Фильтрация локализованных помеховых волн – необходимый этап предварительной обработки экспериментальных данных, позволяющий подготовить зарегистрированные сигналы для более детального исследования структуры и выявления информации о меняющихся во времени характе-

ристиках процессов в случае регистрации нестационарных данных. Дальнейший частотно-временной анализ сигналов, очищенных от помех и различных искажений, представляет собой более сложную задачу. Как отмечалось выше, в настоящее время существуют два метода ее решения, которые обладают значительным потенциалом при исследовании структуры сложных, многокомпонентных процессов, а именно, вейвлетный анализ и метод эмпирических мод. Оба метода имеют достоинства и недостатки, и поэтому достаточно проблематично отдать явное предпочтение одному из них.

В пользу применения непрерывного вейвлет-преобразования с комплексной базисной функцией Морле, традиционно используемой для проведения локализованного спектрального анализа процессов с меняющимися во времени характеристиками [5, 7, 13, 15], может свидетельствовать накопленный к настоящему времени 20-летний опыт исследований. Этот математический аппарат изучения структуры сигналов с полным основанием может рассматриваться в качестве стандартного инструментария. Формула непрерывного вейвлет-преобразования сигнала $x(t)$, определенного во временной области $-\infty < t < \infty$ –

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt, \quad (4)$$

напоминает формулу из классического спектрального анализа (для прямого преобразования Фурье), если учесть, что в качестве базисной применяется гармоническая функция, промодулированная по амплитуде

$$\psi(t) = \pi^{-0.25} \exp(j2\pi f_0 t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right). \quad (5)$$

Кроме того, вследствие локализации вейвлета $\psi(t)$ во временной области коэффициенты преобразования $W(a, b)$ зависят от двух параметров – масштаба a (или частоты f_0/a) и момента времени b . Эти особенности вейвлет-преобразования приводят к ряду отличий от классического спектрального анализа, основанного на преобразовании Фурье [5, 8], но они свидетельствуют лишь о том, что вейвлет-анализ является усовершенствованным методом спектрального анализа, который способен устранить ряд принципиальных недостатков классического подхода. Именно по этой причине непрерывное вейвлет-преобразование воспринимается экспериментаторами как естественное развитие методов спектрального анализа процессов с меняющимися во времени характеристиками, которые

позволяют получать результаты, интуитивно понятные специалистам в области радиофизики, например, описание многокомпонентных нестационарных процессов в терминах мгновенных амплитуд, мгновенных частот и фаз ритмических составляющих. Для непрерывного вейвлет-анализа хорошо развитая теория [2–8], позволяющая использовать строгие математические результаты при рассмотрении вопросов спектрального разрешения метода и т.д. Недостатки данного подхода не столь очевидны, и лишь проведение различных тестирований позволяет выявить следующие ограничения вейвлет-анализа:

- 1) существование краевых эффектов [8];
- 2) наличие интерференций, если спектральное разрешение недостаточно для разделения спектральных “пиков” в частотной области, причем этот эффект зависит от степени нестационарности [7];
- 3) возникновение эффектов ложной амплитудной (или частотной) модуляции [27], которое тесно связано с наличием интерференций между боковыми спектральными составляющими модулируемого процесса.

В ряде работ [19, 22, 23] отмечается, что альтернативный метод частотно-временного анализа нестационарных процессов (метод эмпирических мод или преобразование Гильберта–Хуанга) представляет собой более эффективный инструмент исследования, который лишен этих недостатков. В качестве обоснования данного утверждения авторы указанных работ приводят следующие доводы. Метод эмпирических мод не требует выбора базиса и настройки параметров, поэтому его значительно проще реализовать в виде автоматически выполняемой программы. В случае вейвлет-анализа проблема настройки является одной из весьма актуальных. Вейвлет-анализ не случайно называют методом математического микроскопа – задание параметра смещения b аналогично выбору точки фокусировки этого “микроскопа”, выбором параметра масштаба a регулируется увеличение, а задание базисной функции аналогично выбору разрешения объектива. Очевидно, что для того чтобы данным «микроскопом» можно было эффективно пользоваться, необходимо его настроить, и лишь после этого с его помощью удастся рассмотреть нужные детали.

Приведенные рассуждения позволяют сделать следующий вывод – чтобы корректно сравнивать результаты вейвлет-анализа и метода эмпирических мод, сравнение должно проводиться после проведения настройки параметров вейвлет-преобразования, так как в противном случае более качественные результаты частотно-временного разрешения преобразования Гильберта–Хуанга могут являться следствием неудачно выбранных параметров вейвлет-преобразования. Забегая вперед, отметим, что в проводимых нами тестах (после подбора парамет-

ра f_0 функции Морле и перехода от поверхности коэффициентов вейвлет-преобразования к линиям “хребтов”, характеризующих динамику локальных экстремумов данной поверхности [9]) результаты обоих подходов были сопоставимыми с точки зрения ошибки расчетов. Тем не менее возможность автоматизации процедуры разложения сигнала на составляющие (эмпирические моды) представляется весьма привлекательной, позволяющей не принимать во внимание такой субъективный фактор, как опыт исследователя, проводящего частотно-временной анализ экспериментальных данных. В случае вейвлет-анализа такой опыт играет весьма важную роль, так как неудачный выбор параметра f_0 , определяющего компромисс между разрешением вейвлет-преобразования во временных и частотных областях, может существенно повлиять на результаты расчетов.

В соответствии с выводами статьи [19] метод эмпирических мод позволяет анализировать модулированные по амплитуде (или частоте) сигналы даже в том случае, если частоты модулируемого и модулирующего процессов близки (или почти совпадают). Очевидно, что данный случай представляет практический интерес, так как применение вейвлет-преобразования будет приводить к сильной интерференции мгновенных частот соответствующих процессов. Однако из этого не следует, что метод эмпирических мод по всем показателям превосходит вейвлет-анализ. Как любой подход к проведению цифровой обработки сигналов, метод эмпирических мод имеет свои достоинства и недостатки. В числе последних можно отметить то обстоятельство, что физическая интерпретация эмпирических мод, на которые раскладывается анализируемый сигнал (например, хаотический процесс), часто бывает затруднена из-за наличия большого числа идентифицированных мод с близкими частотами. Само разложение на эмпирические моды интуитивно менее понятно по сравнению с частотно-временным анализом в рамках непрерывного вейвлет-преобразования. Поэтому мы считаем, что оба подхода — вейвлет-анализ и метод эмпирических мод — необходимо рассматривать как потенциально мощные и при этом взаимодополняющие инструменты исследования структуры сигналов с меняющимися во времени характеристиками.

Применение метода эмпирических мод к цифровой обработке сигналов менее известно по сравнению с вейвлет-анализом, поэтому рассмотрим кратко его основную идею. Он был предложен для устранения одного из существенных недостатков метода аналитического сигнала, использующего преобразование Гильберта. Если средний уровень сигнала меняется на локальных участках или сигнал характеризуется несимметричностью формы относительно среднего уровня, то это будет приводить к

вариациям мгновенной частоты колебаний, вычисляемой с использованием преобразования Гильберта. Более того, при существенных смещениях среднего уровня возможно получение нефизических результатов — появлению участков отрицательных значений мгновенной частоты [19].

Метод эмпирических мод позволяет разложить сигнал $x(t)$ на составляющие (“внутренние” моды c_j), для каждой из которых процедура вычисления мгновенной частоты колебаний является корректной. Для идентификации таких мод необходимо выполнение следующих условий. Во-первых, обеспечить равенство нулю локального среднего уровня, который вычисляется путем усреднения двух огибающих функции c_j , проходящих соответственно через локальные максимумы и локальные минимумы. Во-вторых, контролировать соответствие числа локальных максимумов (минимумов) функции c_j и числа пересечений нулевого уровня (данные величины должны отличаться не более чем на 1). Если данные требования выполняются, то при переходе в фазовое пространство (например, путем реализации процедуры реконструкции динамических систем) будет осуществляться вращение фазовой траектории вокруг начала координат, а “выравнивание” локального среднего уровня (а как следствие, и огибающих функции c_j) приведет к корректным оценкам мгновенной частоты колебаний. Последняя не будет демонстрировать ни нежелательных флуктуаций, ни (тем более) участков с нефизическими значениями. Детали процедуры выделения эмпирических мод описаны в работе [19]¹, поэтому мы не будем останавливаться на них подробно. Отметим лишь, что для получения эмпирических мод недостаточно однократного усреднения огибающих и необходима итерационная процедура, в ходе которой идентифицируются последовательно все “внутренние” моды c_j , начиная от высокочастотных и заканчивая низкочастотными. После завершения данной процедуры анализируемый сигнал будет представлен в виде суммы c_j и медленной функции r_n , не демонстрирующей осцилляций во времени и описывающей тренд:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t). \quad (6)$$

Метод, предложенный в работе [13], можно рассматривать как новый подход к задачам анализа структуры сигналов, который расширяет возможности метода аналитического сигнала на случай широкополосных процессов с сосуществующими ритмами колебаний.

¹ Данная работа доступна в сети Интернет (http://ru.wikipedia.org/wiki/Empirical_Mode_Decomposition).

Наряду с проведением расчетов с использованием собственных программ нами была применена программа расчета эмпирических мод, написанная П. Фландриным². Сначала проводили тестирование метода с использованием стандартных вариантов сигналов с меняющимися характеристиками — переключения частоты колебаний и процессов с монотонным изменением частоты (линейных chirпов), на которых ранее уже проводилось тестирование вейвлет-анализа [28]. Результаты, полученные при тщательном подборе параметра f_0 базисной функции Морле и при проведении расчетов методом эмпирических мод, оказались очень похожими и сопоставимыми с точки зрения ошибки вычисления, поэтому дальнейшие расчеты нами проводились для первого из этих подходов, учитывая его преимущества с точки зрения автоматизации процедуры вычисления, т.е. уменьшения роли субъективных факторов, способных повлиять на результаты вычислений. Были проанализированы трассы сейсмограммы общего пункта возбуждения, предварительно отфильтрованные от волн-помех методом, описанным в разделе 1 (см. рис. 2). Данная фильтрация позволила устранить большие по мощности, локализованные в диапазоне от 1 до 1.3 с помехи (поверхностные и звуковые волны), что обеспечивает возможность более детального анализа структуры собственно сейсмического сигнала, без дополнительных искажений. Анализ трассы, изображенной на рис. 2, позволил идентифицировать семь эмпирических мод, частотно-временной анализ каждой из которых может быть проведен с помощью классического преобразования Гильберта. Представление получаемых при этом результатов на плоскости время—частота аналогично рассмотрению “хребтов” энергетического спектра непрерывного вейвлет-преобразования. Для более информативного представления результатов целесообразно изображать соответствующие зависимости оттенками цвета, которые будут отражать информацию о мгновенных амплитудах эмпирических мод, а не только об их мгновенных частотах.

На рис. 3 представлены результаты анализа частотно-временной динамики трассы сейсмограммы общего пункта возбуждения (после проведения предварительной фильтрации) на основе метода эмпирических мод. Данный подход позволяет идентифицировать ряд характерных ритмических процессов в структуре полезного сигнала сейсмограммы, идентифицируя особенности литологического строения земной коры в конкретном пункте приема. Сопоставление структуры сигналов, регистрируемых при проведении сейсморазведочных работ, в разных пунктах позволяет диагностировать и выявлять отличия в строении земной коры. Ис-

² <http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flanrin/emd.html>

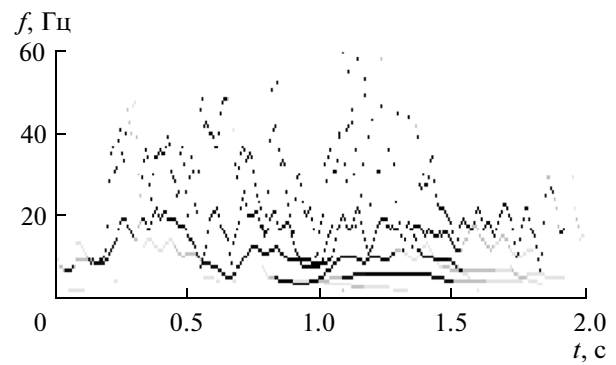


Рис. 3. Результаты частотно-временного анализа трассы сейсмограммы после вейвлет-фильтрации помех на основе метода эмпирических мод.

пользование высокоточных инструментов исследования нестационарных зашумленных сигналов, таких как вейвлет-анализ или метод Гильберта—Хуанга, позволяет повысить качество расшифровки информации из экспериментальных данных, регистрируемых при проведении сейсморазведочных работ.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе обсуждалась проблема цифровой фильтрации и частотно-временного анализа процессов с меняющимися во времени характеристиками на примере данных геофизических сейсморазведочных исследований. Отметим, что именно изучение сложных процессов в геофизике, биологии и медицине является мощным стимулом к развитию и совершенствованию методов цифровой обработки экспериментальных данных. Фактически, большинство новых инструментов анализа временных рядов, активно вовлеченных в научные исследования за последние десятилетия, появилось в результате исследования данных натуральных экспериментов в этих областях. Например, первые работы, в которых применялась концепция вейвлетов [1, 6], появились в ходе изучения геофизических процессов. Метод анализа флуктуаций относительно тренда [29], ставший одним из новых методов корреляционного анализа нестационарных процессов, впервые был предложен в качестве инструмента диагностики сердечно-сосудистых патологий. Метод мультифрактального анализа, использующий вейвлет-преобразование [30, 31], рассматриваемый в настоящее время в качестве, возможно, наиболее мощного инструмента статистического анализа неоднородных процессов, приобрел значительную популярность только после появления работ по анализу последовательностей кардиоинтервалов [32], и почти не применялся в задачах цифровой обработки экспериментальных данных.

Данные сейсморазведки представляют собой один из тех примеров, когда задача извлечения максимально возможной информации о структуре земной коры является стимулом к развитию и совершенствованию методов цифровой обработки сигналов.

Еще более актуальной является задача исследования структуры отфильтрованных сигналов. Так как полевые работы являются наиболее дорогостоящими этапами сейсмогеологических исследований, необходимо решать задачу прогнозирования литологического состава изучаемого участка недр путем максимально детальной и качественной обработки и интерпретации данных экспериментов. Рассмотренный в данной работе метод эмпирических мод является новым инструментом исследования, который ранее не применялся для решения подобного рода задач. Этот метод представляет несомненный интерес как перспективный инструмент получения новой информации о литографической структуре земной коры, позволяющий эффективнее анализировать структуру данных сейсморазведки. Одновременно, данные задачи и исследования являются стимулом для дальнейшего совершенствования методов и подходов к цифровой обработке сложных нестационарных данных.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации (федеральная целевая программа “Научные и научно-педагогические кадры инновационной России” на 2009–2013 годы).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Grossman A., Morlet J.* // SIAM J. Math. Anal. 1984. V. 15. № 4. P. 273.
2. *Daubechies I.* Ten lectures on wavelets. Philadelphia: SIAM, 1992.
3. *Meyer Y.* Wavelets: Algorithms and Applications. Philadelphia: SIAM, 1993.
4. *Meyer Y.* Wavelets and operators. Cambridge: Cambridge University Press, 1993.
5. *Короновский А.А., Храмов А.Е.* Непрерывный вейвлетный анализ и его приложения. М.: Физматлит, 2003.
6. *Morlet J., Arens G., Fourgeau I., Giard D.* // Geophysics. 1982. V. 47. № 2. P. 203.
7. *Mallat S.G.* A wavelet tour of signal processing. N. Y.: Academic Press, 1998.
8. *Addison P.S.* The illustrated wavelet transform handbook: applications in science, engineering, medicine and finance. Philadelphia: IOP Publishing, 2002.
9. *Wavelets in Physics* / Ed. J.C. Van den Berg Cambridge: Cambridge University. Press, 1993.
10. *Wavelets in geophysics* / Eds. E. Foufoula-Georgiou, P. Kumar N. Y.: Academic Press, 1994.
11. *Aldroubi A., Unser M.* Wavelets in Medicine and Biology. Boca Raton: CRC-Press, 1996.
12. *Астафьева Н.М.* // Усп. физ. наук. 1996. Т. 166. № 11. С. 1145.
13. *Анфиногентов В.Г., Короновский А.А., Храмов А.Е.* // Изв. РАН. Сер. физ. 2000. Т. 64. № 12. С. 2383.
14. *Короновский А.А., Пономаренко В.И., Прохоров М.Д., Храмов А.Е.* // РЭ. 2007. Т. 52. № 5. С. 581.
15. *Simikova E., Hramov A.E., Koronovskii A.A., Luijtelaar G.* // J. Neurosci. Methods. 2009. V. 180. № 2. P. 304.
16. *Hramov A.E., Koronovskii A.A., Ponomarenko V.I., Prokhorov M.D.* // Phys. Rev. E. 2007. V. 75. № 5. P. 056207.
17. *Короновский А.А., Пономаренко В.И., Прохоров М.Д., Храмов А.Е.* // ЖТФ. 2007. Т. 77. № 9. С. 6.
18. *Бендат Дж., Пирсол А.* Прикладной анализ случайных данных. М.: Мир, 1989.
19. *Huang N. E., Shen Z., Long S.R. et al.* // Proc. R. Soc., Ser. A. 1998. V. 454. № 1971. P. 903.
20. *Souza Neto E.P., Custaud M.A., Cejka J.C. et al.* // Method. Inform. Med. 2004. V. 43. № 1. P. 60.
21. *Wu Z., Huang N.E.* // Proc. R. Soc. London, Ser. A. 2004. V. 460. № 2046. P. 1597.
22. *Huang N.E., Shen Z., Long S.R.* // Annu. Rev. Fluid Mech. 1999. V. 31. P. 417.
23. *Flandrin P., Goncalvés P.* // Int. J. Wavelets Multiresolut. Inform. Process. 2004. V. 2. № 4. P. 477.
24. *Филатова А.Е., Артемьев А.Е., Короновский А.А. и др.* // Изв. вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2010. Т. 18. № 3. С. 3.
25. *Филатова А.Е., Овчинников А.А., Короновский А.А., Храмов А.Е.* // Вестник ТГУ. Сер. естеств. технич. науки. 2010. Т. 15. № 2. С. 524.
26. *Дремин И.М., Иванов О.В., Нечитайло В.А.* // Успехи физ. наук. 2001. Т. 171. № 5. С. 465.
27. *Pavlov A.N., Makarov V.A., Mosekilde E., Sosnovtseva O.V.* // Briefings in Bioinformatics. 2006. V. 7. № 4. P. 375.
28. *Sosnovtseva O.V., Pavlov A.N., Mosekilde E. et al.* // Am. J. Physiol. Renal Physiol. 2007. V. 293. P. F1545.
29. *Peng C.-K., Havlin S., Stanley H.E., Goldberger A.L.* // Chaos. 1995. V. 5. № 1. P. 82.
30. *Muzy J.F., Bacry E., Arneodo A.* // Int. J. Bifurcation and Chaos. 1994. V. 4. № 2. P. 245.
31. *Павлов А.Н., Анищенко В.С.* // Успехи физ. наук. 2007. Т. 177. № 8. С. 859.
32. *Ivanov P.Ch., Nunes Amaral L.A., Goldberger A.L. et al.* // Nature. 1999. V. 399. № 6734. P. 461.