

УДК [004.67+004.9]:[550.3+57.045]

АНАЛИЗ РИТМОВ В ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ СИГНАЛАХ

© 2017 г. А.В. Дещеревский, В.И. Журавлев, А.Н. Никольский, А.Я. Сидорин

Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН, г. Москва, Россия

Сравниваются алгоритмы выделения квазипериодических составляющих сигнала и оценки амплитуды, фазы, устойчивости и других характеристик ритма в скользящем окне при наличии пропусков данных. Каждый алгоритм опирается на собственную модель ритма, поэтому в зависимости от свойств сигнала и целей исследования необходимо использовать разные алгоритмы. Рассмотренный набор алгоритмов и методов реализован в пакете программного обеспечения WinABD, который включает систему управления базой данных временных рядов, мощный исследовательский комплекс и интерактивную среду визуализации данных.

Ключевые слова: ритм, скрытая периодичность, оценка параметров, алгоритм, WinABD.

Введение

Авторы настоящей работы в течение многих лет проводили режимные наблюдения на различных геофизических полигонах и установили, что в большинстве наблюдавшихся процессов присутствовали суточные, сезонные и иные ритмы. Для анализа их характеристик были созданы различные алгоритмы, в том числе терпимо относящиеся к пропускам наблюдений и другим дефектам данных. Все эти методы могут применяться не только в геофизических приложениях, но и в медицине, биологии, экономике и т.д.

Цель настоящей работы – представить некоторые методы анализа ритмов, пригодные для рядов с пропусками, и продемонстрировать особенности их работы на примере экспериментальных сигналов двигательной активности биоиндикаторов, которые проводились на Гармском полигоне в рамках эксперимента по поиску предвестников землетрясений [Сидорин, 1990].

Использованные данные

Для иллюстрации особенностей анализа с помощью рассматриваемых алгоритмов сигналов с разными свойствами из базы данных [Дещеревский, Сидорин, 2002] выбраны два ряда биологической природы с резко отличающимися характеристиками суточной

ритмики. Первый ряд показывает число электрических импульсов рыбки нильский слоник *Gnathonemus leopoldianus* – ряд SLON2M. Для него типичен слабо выраженный, относительно плавный суточный ритм, почти незаметный на фоне других вариаций. Второй ряд показывает число механических импульсов (всплытий на поверхность) для рыбки сомик *Hoplosternum thoracatum* – ряд SOM4. У этого ряда суточный ритм представляет собой кратковременный, очень резкий всплеск активности, амплитуда которого сильно меняется от суток к суткам, а время смещается на 1–2 ч. Возможный спектральный диапазон такого сигнала может быть довольно широким, однако в силу специфики измерений с сильным сглаживанием и осреднением (при наблюдениях подсчитывалось число импульсов за 1 ч), мы рассмотрим только суточный цикл активности.

Оба биообъекта наблюдались в течение нескольких лет. Все расчеты выполнялись по полным рядам, но для большей наглядности на графиках показаны только небольшие фрагменты рядов, что позволяет детально проанализировать и сравнить отфильтрованные сигналы. Для ряда SLON2M показаны данные за 15 сут – с 13 по 27 ноября 1983 г. (см. рис. 1, а, кривая 1), а для ряда SOM4 – за 18 сут – с 13 февраля по 01 марта 1992 г. (см. рис. 1, б, кривая 1). Поскольку ряд SLON2M содержал тренд, из него до анализа были отфильтрованы низкочастотные вариации с периодами более 168 ч.

Алгоритмы выделения ритмов

Необходимость «очистки» ритма перед оценкой его параметров

При анализе ритмов обычно изучаются их фазовые и амплитудные характеристики [Комаров, 1989]. Также может рассматриваться форма ритма, его стабильность и другие параметры [Децеровский, Сидорин, 2003]. Эти и иные характеристики ритма могут оцениваться непосредственно по исходному ряду S , однако реальные экспериментальные сигналы всегда содержат помехи различного рода, из-за чего характеристики ритма будут в таком случае оцениваться с очень большой ошибкой. По этой причине перед оценкой параметров ритма целесообразно выделить ритм в очищенном виде, т.е. отфильтровать его от помех.

Фильтрация сигнала с целью повышения отношения сигнал/шум – это типовой прием обработки сигналов. Чаще всего применяется частотная фильтрация, основанная на различиях спектральных свойств помехи и выделяемого сигнала [Kanasevich, 1981; Хемминг, 1987]. Этот подход эффективен при изучении квазигармонических ритмов, дисперсия которых сосредоточена в ограниченной полосе частот. Однако далеко не всегда ритмы имеют синусоидальную форму [Теребиж, 1992]. Часто отличия от гармонической функции не просто значительны, а составляют наиболее существенную особенность ритма, например асимметрия сезонного хода, биоритмы и др. Для описания таких вариаций и изучения их характеристик более адекватны модели, рассматривающие ритм как периодическую функцию R сложного вида.

Эффективность таких моделей была показана нами при анализе сезонных вариаций электрических параметров на Гармском полигоне [Сидорин, 1990], поэтому для функции ритма R использовалось название «среднесезонная функция» [Децеровский и др., 1996; Децеровский, Сидорин, 1999]. Этот подход позволил обнаружить фликкер-шумовой характер несезонных компонент вариаций рассматриваемых параметров [Децеровский и др., 1997б], а также получить интересные результаты, в частности при анализе сезонных вариаций кажущегося сопротивления [Децеровский и др., 1997а; Descherevsky, Sidorin, 2004].

В некоторых случаях (например, в астрофизике [Теребиж, 1992]) вид функции ритма \mathbf{R} можно задать из априорных соображений. В биологических, геофизических и иных приложениях форму вариации надо, как правило, оценивать эмпирически. Наиболее естественный способ такой оценки основан на методе наложения эпох. Этот метод предполагает, что нам изначально известна только величина периода ритма. Для некоторых видов ритмов можно, в дополнение к этому, предполагать определенную степень гладкости периодической функции или налагать на нее другие ограничения, что позволяет улучшить оценку [Децеровский, Сидорин, 1999].

Зная модельную функцию ритма \mathbf{R} , можно использовать ее для выделения очищенного сигнала $\hat{\mathbf{S}}$. Как правило, сигнал \mathbf{S} аппроксимируется функцией \mathbf{R} в некотором окне. В случае линейной модели аппроксимирующая функция $\hat{\mathbf{S}}$ рассчитывается как

$$\hat{\mathbf{S}} = A \cdot \mathbf{R} + B, \quad (1a)$$

где A и B – коэффициенты модели, которые подбираются так, чтобы минимизировать остаток \mathbf{Z} :

$$\mathbf{S} = \hat{\mathbf{S}} + \mathbf{Z} = A \cdot \mathbf{R} + B + \mathbf{Z}, \quad (1b)$$

Жирным шрифтом в формулах (1) выделены векторные величины, обозначающие соответствующие временные ряды в пределах окна [Децеровский и др., 2016г].

Оценка коэффициентов A и B и вычисление значений аппроксимирующей функции $\hat{\mathbf{S}}$ выполняются заново для каждого положения временного окна. Чем оно шире, тем сильнее подавляется шум и тем устойчивее оцениваются параметры ритма. Однако для улучшения временного разрешения или при сильной изменчивости ритмической составляющей целесообразно выбирать окно небольшой ширины. Чтобы скважность отфильтрованного сигнала соответствовала скважности исходного ряда, окно оценивания на каждом шаге смещается на одну точку [Децеровский и др., 2016б]. Помимо прочего, это позволяет избежать резких скачков значений параметров на границах окна и обеспечить гладкость и непрерывность функции $\hat{\mathbf{S}}$.

В зависимости от решаемой задачи вычисление значения $\hat{\mathbf{S}}$ может выполняться в середине окна (что повышает устойчивость и улучшает выделение ритма) или на его правой границе, что позволяет экстраполировать сигнал $\hat{\mathbf{S}}$ вперед в будущее (за пределы окна) при решении прогнозных задач. Сформировав модельный, или очищенный, ритм $\hat{\mathbf{S}}$, можно затем оценить его амплитуду, фазу, стабильность и другие характеристики. Кроме того, сигнал $\hat{\mathbf{S}}$ может быть использован для заполнения пропусков данных в исходном сигнале, что существенно повышает устойчивость оценивания любых параметров ритма, а также может быть полезен при других вычислениях [Децеровский и др., 2016б].

Методы выделения ритма

Рассмотрим методы, или алгоритмы, использованные нами для выделения очищенного ритма. Для краткости они ниже обозначены как М1-М6.

Алгоритм М1. Полосовая частотная фильтрация. Стандартный алгоритм частотной фильтрации основан на расчете коэффициентов фильтра в соответствии с заданными параметрами АЧХ (обычно задаются границы полосы подавления/пропускания и крутизна среза фильтра) [Kanasewich, 1981; Хемминг, 1987]. Этот алгоритм генерирует знакопеременные фильтрующие последовательности, которые требуют равномерного шага между отсчетами и, следовательно, не допускают наличие пропусков данных. Для рядов с неравномерным шагом по времени возможен расчет специальных фильтрующих последовательностей. Однако пересчет коэффициентов фильтра на каждом шаге с

учетом фактического распределения пропусков в пределах окна потребовал бы несоизмеримых во времени вычислительных затрат. Поэтому мы использовали для частотной фильтрации метод ядерного скользящего сглаживания [Хардле, 1993; Лагутин, 2009] с гауссовым ядром.

Благодаря положительно определенной весовой функции ядра этот алгоритм терпимо относится к пропускам данных. Использование так называемого схлопывания окна позволяет выполнять фильтрацию без уменьшения длины отфильтрованного сигнала не только в начале и конце ряда, но и на границах интервалов пропусков данных [Дещеревский и др., 2016а–г]. Для выделения суточного ритма из сигнала исключались (отфильтровывались) вариации с периодами менее 17 и более 35 ч.

При частотной фильтрации функция \hat{S} строится без использования модели (1).

Алгоритм М2. Аппроксимация синусоидой. В качестве модельного ритма \mathbf{R} в модели (1) используется фрагмент синусоиды с периодом P [Дещеревский и др., 1996]. Степень адаптивности этого алгоритма можно регулировать, варьируя ширину окна аппроксимации, причем она может быть как меньше, так и больше периода P в зависимости от приоритетов – максимального подавления шума или улучшения временного разрешения метода. Учитывая свойства сигналов, при обработке ряда SLON2M использовалось 48-часовое окно, а при обработке ряда SOM4 – 12-часовое.

Алгоритм М3. Аппроксимация средним ритмом с подгонкой амплитуды. В качестве модельного ритма \mathbf{R} используется среднее колебание, оцениваемое наложением эпох [Дещеревский, Сидорин, 1999]:

$$R(t) = (1/N) \cdot \sum(S(t + iP)), \quad (2)$$

где t меняется от 1 до P , а суммирование ведется по всем целым i , при которых момент времени $t + iP$ оказывается в пределах ряда, а N – число суммируемых значений (непропусков). Таким образом, ряд как бы режется по длине периода на некоторое число частей, или эпох, длительностью P , а затем все эти эпохи накладываются друг на друга и усредняются. Далее построенный образ ритма дополнительно сглаживается и когерентно (т.е. с сохранением фазы) размножается (дублируется) на всю ось времени:

$$R(t + iP) \equiv R(t) \quad (3)$$

Фактически это означает, что текущий ритм сравнивается с идеально стабильным реперным ритмом, имеющим фиксированную форму и фазу на всем протяжении оси времени. Таким образом, алгоритм М3 не предполагает возможности изменения фазы ритма и не позволяет оценивать эти изменения, даже если они в действительности имеются. С другой стороны, исключение из модели одной степени свободы (вариативности фазы) повышает устойчивость оценивания амплитуды в том случае, если фаза ритма действительно не меняется.

Для сильно зашумленных ритмов погрешность оценки коэффициентов регрессионной модели (1) можно уменьшить, увеличивая ширину скользящего окна. Если же ритм достаточно четкий, его величину скользящего окна можно уменьшить, что повышает временное разрешение. В любом варианте ширина окна должна быть кратной величине периода P . С учетом этих соображений при обработке ряда SLON2M мы использовали скользящее окно шириной 72 ч, а для ряда SOM4 – 24 ч.

Алгоритмы М4 и М5. Аппроксимация текущим средним ритмом. Оба эти алгоритма основаны на расчете среднего ритма $R(t)$ по формуле (2). Однако в отличие от алгоритма М3 оценка выполняется не по всему ряду, а в скользящем окне, ширина которого выбирается равной нескольким периодам P . Это приводит к тому, что форма

среднего ритма \mathbf{R} (а следовательно, и его фазовые характеристики) может меняться по мере смещения окна.

В алгоритме M4 считается, что полученная функция \mathbf{R} и является очищенным ритмом: $\hat{\mathbf{S}} \equiv \mathbf{R}$, т.е. аппроксимация по модели (1) не используется. Алгоритм M5 отличается от алгоритма M4 тем, что после оценки формы ритма дополнительно выполняется подгонка амплитуды ритма согласно модели (1). При этом обычно считается, что форма ритма меняется медленнее, чем его амплитуда. Поэтому функция \mathbf{R} оценивается в относительно широком окне, а параметры модели (1) – в более узком. Алгоритм M5 отслеживает только достаточно медленные изменения фазы ритма.

Для ряда SLON2M мы оценивали форму ритма по формуле (2) в окне шириной 7 сут, а подстройку амплитуды (формулы (1)–(2)) выполняли в окне шириной 2 сут. Для ряда SOM4 использовались окна шириной 5 и 1 сут.

Алгоритм M6. Аппроксимация методом совмещения эпох. Алгоритм совмещения эпох также основан на использовании модели (1). Однако средний ритм \mathbf{R} , рассчитанный согласно выражению (2), в этом случае движется вместе с окном, т.е., в отличие от алгоритма M3, теперь неподвижен только ряд \mathbf{S} . Тот фрагмент ряда \mathbf{R} , который попал внутрь скользящего окна в его начальной позиции, как бы «вмораживается» в это окно и дальше движется вместе с ним. Таким образом, фаза среднего ритма \mathbf{R} фиксирована не относительно начала сигнала, а относительно начала окна. Если при каком-нибудь положении скользящего окна эталонная вариация хорошо совмещается с фактическим колебанием, корреляция между ними приближается к единице, а коэффициент регрессии показывает точную амплитуду ритма.

Таким образом, этот алгоритм позволяет одновременно учесть вариации и амплитуды и фазы ритма без ограничения на величину сдвига фазы. Ширина скользящего окна при использовании этого алгоритма обычно выбирается равной периоду колебания, что было реализовано в настоящей работе.

Сравнение отфильтрованных ритмов

Результаты выделения суточного ритма разными методами приведены на рис. 1. На рис. 1, *а* видно, что для ряда SLON2M, где амплитуда ритма невелика, различия между отфильтрованными сигналами $\hat{\mathbf{S}}$ очень значительны. Фактически каждая модель по-своему определяет понятие «ритм», что и приводит к столь существенной разнице в результатах. Для ряда SOM4 (см. рис. 1, *б*) также имеются значительные отличия между моделями. Однако в этом случае различия обусловлены тем, что некоторые модели явно не оптимальны, т.е. результаты фильтрации не соответствуют интуитивным представлениям о структуре ритма. Рассмотрим подробнее особенности функционирования описанных алгоритмов.

Ряд SLON2M. На рис. 1, *а* видно, что частотная фильтрация (алгоритм M1, кривая 2) выделяет весьма нестабильный суточный ритм. Аппроксимация ритма синусоидой в окне шириной 48 ч (алгоритм M2, кривая 3) дает близкие результаты, однако в деталях (форма, амплитуда и фаза ритма) имеются существенные отличия. Визуальное сопоставление выделенных ритмов (кривые 2 и 3) с исходным рядом (кривая 1) показывает, что модели, имеющие гармоническую основу, по-видимому, не вполне адекватны характеристикам этого ряда. При аппроксимации средним ритмом с подгонкой амплитуды (алгоритм M3, кривая 4) форма вариации фиксирована, а варьируется только ее амплитуда. Вместе с тем сравнение очищенного ритма с исходным сигналом показывает, что соответствие между ними достаточно грубое.

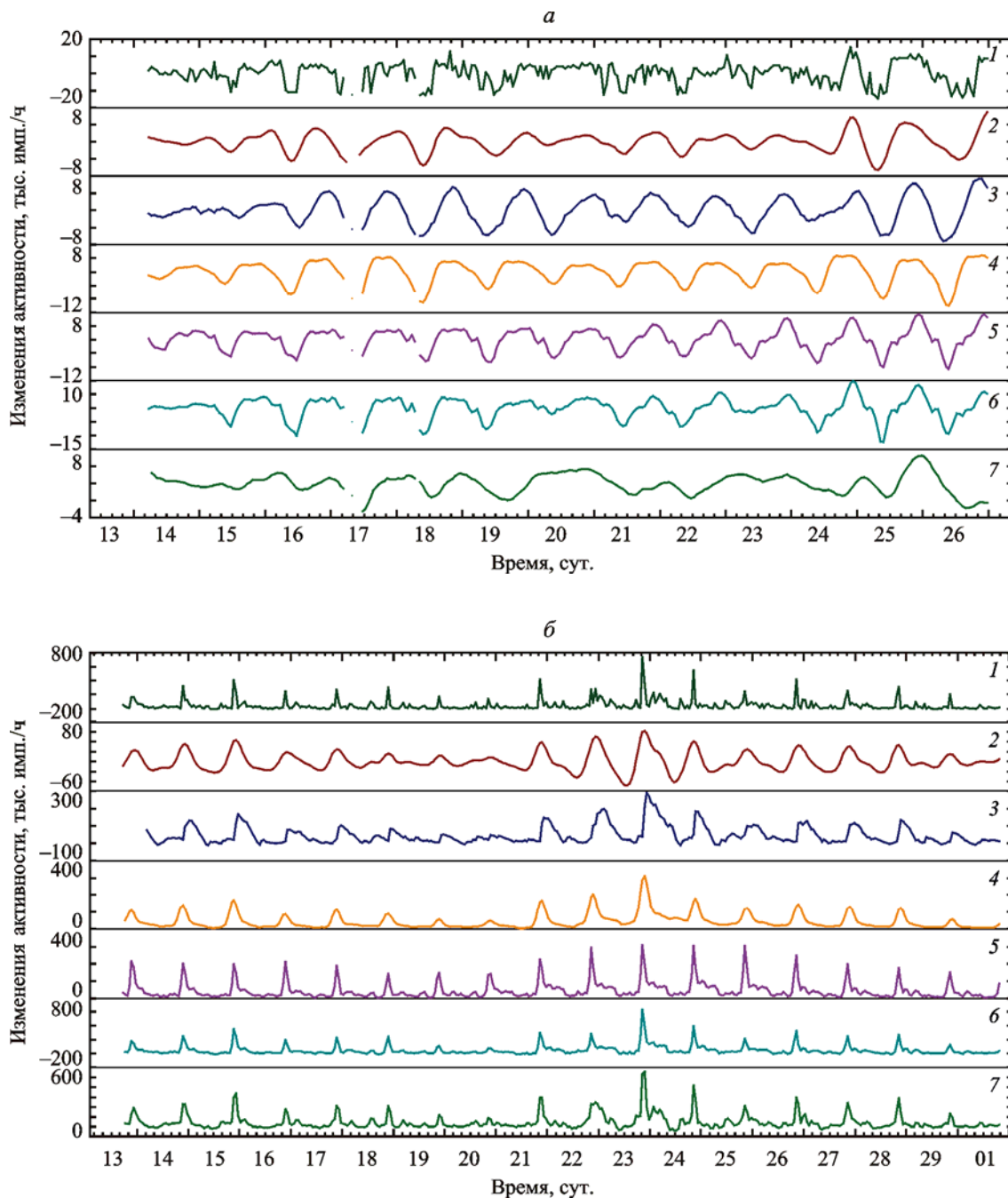


Рис. 1. Выделение суточного ритма разными способами
a – ряд SLON2M (интервал 13–27.11.1983 г.); *б* – ряд SOM4 (интервал 13.02–02.03.1992 г.).
 1 – исходный сигнал; 2–7 – очищенный ритм согласно моделям М1–М6 соответственно

При аппроксимации средним ритмом в скользящем окне (алгоритм М4, кривая 5) форма ритма заметно меняется в пределах рассматриваемого интервала времени. Видно, что в период с 15 по 18 ноября метод довольно успешно моделирует суточный ритм – результаты фильтрации довольно близки к априорному (субъективному) представлению о выделяемом ритме. Однако быстрые изменения характера ритма этот алгоритм не отслеживает. Так, в ночь с 23 на 24 ноября обычный ночной всплеск активности на исходном сигнале отсутствует, что хорошо видно по исходному ряду (кривая 1),

однако на отфильтрованном ритме (кривая 5) аналогичный эффект не заметен. Не передано и изменение формы ритма 25 ноября.

Значительно более точную подстройку к амплитуде ритма обеспечивает алгоритм М5 (кривая 6), хотя с изменением формы ритма 25 ноября не справляется и он. Однако не следует забывать, что этот алгоритм имеет наибольшее число настраиваемых параметров (степеней свободы). Это означает, что при неблагоприятном стечении обстоятельств этот алгоритм может подстраиваться не только к ритму, но и к случайным шумам. Для рассматриваемого сигнала именно этот алгоритм, по-видимому, в наибольшей степени отвечает нашим априорным представлениям о характере ритма.

Ритм, выделяемый алгоритмом М6, пожалуй, в наименьшей степени соответствует интуитивным представлениям о биологическом ритме (см. рис. 1, а, кривая 7). Видно, что алгоритм, допускающий произвольные вариации фазы, обладает значительно худшей избирательностью, чем алгоритмы, рассмотренные выше. Впрочем, вполне возможно, что ошибочна не модель, а наши ожидания. При анализе столь сложно организованного сигнала, как ряд двигательной активности, априорно задать оптимальную модель ритма невозможно, поскольку у нас нет ясного понимания причин и закономерностей изменения двигательной активности рыбки. Можно только предполагать, что суточный ритм активности существует – это подтверждается как анализом спектров сигнала, так и априорными представлениями.

В такой ситуации выбор оптимальной модели ритма может быть сделан только путем экспертной оценки. Каждый из представленных на рис. 1, а очищенных ритмов реализует одну из возможных моделей ритма. Учитывая сложную структуру исходного ряда и низкое отношение сигнал/шум, неудивительно, что модели существенно отличаются. Вместе с тем большинство алгоритмов демонстрируют сходную динамику изменения амплитуды ритма во времени, что указывает на реальность этих изменений.

Ряд SOM4. Этот сигнал являет собой полную противоположность предыдущему. Суточный ритм выделяется очень четко – как правило, в виде всплеска активности очень большой амплитуды (см. рис. 1, б, кривая 1). Однако его фаза непостоянна, а амплитуда в отдельные дни падает почти до нуля. Достаточно часто наряду с основным всплеском активности наблюдаются побочные максимумы меньшей амплитуды. В таком случае задача формализованного описания подобного ритма нетривиальна. Посмотрим, насколько пригодны для ее решения рассматриваемые алгоритмы.

При частотной фильтрации (алгоритм М1) отфильтрованный ритм (см. рис. 1, б, кривая 2) дает определенное представление об относительной величине всплесков, однако в абсолютном выражении амплитуда ритма уменьшилась на порядок. Форма ритма исказилась до неузнаваемости, а фаза испытывает явные смещения каждый раз, когда в исходном сигнале есть дополнительные всплески активности.

При аппроксимации синусоидой (алгоритм М2) ширина окна регрессионной модели (1) была выбрана равной 12 ч, чтобы усилить адаптивные свойства метода (см. рис. 1, б, кривая 3). Уменьшение размера окна ухудшает отношение сигнал/шум у отфильтрованного сигнала, но улучшает временное разрешение. Действительно, амплитуда ритма отслеживается в этом случае чуть лучше, чем при частотной фильтрации (ср. кривые 2 и 3 на рис. 1, б). Однако отфильтрованный ряд сильно зашумлен, а форма экстремума все равно «расплывается» и плохо передает резкие особенности, присущие исходной кривой; заметны и искажения фазы. Подтверждается достаточно очевидный факт, что методы М1 и М2, основанные на гармонической модели, мало пригодны для анализа ритмов с резкими всплесками.

При использовании алгоритма М3 (кривая 4) осредненный ритм \mathbf{R} приходится дополнительно сглаживать, чтобы обеспечить отслеживание всплесков, смещенных по времени относительно среднего положения. Это связано с тем, что данный алгоритм не допускает вариацию фазы. Поэтому ширина локального всплеска в сигнале \mathbf{R} должна быть достаточной, чтобы фактический всплеск активности совмещался с всплеском активности \mathbf{R} даже при небольшом смещении фазы. Если такое совмещение обеспечено (фаза фиксирована), алгоритм М3 достаточно хорошо отслеживает амплитуду ритма.

При аппроксимации средним ритмом в скользящем окне (алгоритм М4, кривая 5) быстрые изменения амплитуды ритма (продолжительность которых меньше окна оценивания функции \mathbf{R}) не отслеживаются. Для ряда SOM4 мы использовали окно шириной 5 сут, что обеспечивает хорошее подавление шума. Однако амплитуда ритма в этом случае соответствует его средней амплитуде за пять периодов. Фактически амплитуда меняется заметно быстрее (с характерным временем 1–2 сут). Поэтому модель М4 для ритма SOM4 не очень подходит. Включение подстройки амплитуды (алгоритм М5, кривая 6) приводит к более реалистичной картине. Однако улучшение разрешения достигается за счет менее эффективного подавления случайного шума.

Довольно неоднозначные результаты получены при использовании алгоритма М6 (см. рис. 1, б, кривая 7). С одной стороны, отфильтрованный ритм достаточно хорошо передает все важные особенности исходного сигнала. С другой стороны, он при этом содержит достаточно много мелких (случайных) особенностей, что можно считать недостатком алгоритма. Впрочем, без ясного представления о критериях оптимальности сравнивать различные модели можно лишь путем экспертных оценок.

Оценка амплитуды ритма

Методы оценки амплитуды ритма

Один из важнейших параметров ритма – его амплитуда A . При мониторинге параметров ритма амплитуду можно измерять разными способами. В простейшем случае она оценивается как разность между максимальным и минимальным значением ряда за период. Условимся обозначать такую амплитуду как $A_{\max-\min}$. Для оценки значения $A_{\max-\min}(t)$ в момент времени t рассматривается отфильтрованный сигнал $\hat{S}(t)$ на интервале времени от $t - P/2$ до $t + P/2$, где P – период. Ищутся максимальное $\text{Max}(\hat{S})$ и минимальное $\text{Min}(\hat{S})$ значения сигнала на указанном интервале. Амплитуда оценивается по формуле:

$$A_{\max-\min}(t) = \text{Max}(\hat{S}) - \text{Min}(\hat{S}). \quad (4)$$

Затем скользящее окно оценивания амплитуды смещается на одну точку. Это позволяет рассчитывать вариации $A_{\max-\min}(t)$ с той же дискретностью, что и у исходного сигнала (а не с шагом P , как это иногда делают). Такой способ построения рядов $A_{\max-\min}(t)$ полезен не столько для детализации временной развертки (использование оконных оценок в любом случае приводят к определенному осреднению-сглаживанию), сколько с точки зрения удобства последующей совместной обработки исходных и параметрических (расчетных) рядов.

Другой метод оценки амплитуды состоит в измерении дисперсии отфильтрованного сигнала \hat{S} в том же самом временном окне $[(t - P/2), (t + P/2)]$. Для практических целей удобнее пользоваться не дисперсией, а стандартным отклонением, так как оно имеет ту же размерность, что и сигнал. Обозначим амплитуду, измеренную таким образом, как A_{σ} . Стоит заметить, что обе оценки $A_{\max-\min}$ и A_{σ} неприменимы для сильно зашумленно-

го сигнала, так как в этом случае измеряется амплитуда выбросов либо стандартное отклонение преимущественно шума, а не сигнала. Однако для отфильтрованного ритма оба эти метода вполне работоспособны.

При использовании регрессионной модели (1) для оценки амплитуды ритма можно анализировать коэффициент A указанной модели. Условимся обозначать амплитуду ритма, измеренную таким способом, как A_{regr} . Эта оценка удобна тем, что она гораздо меньше подвержена влиянию различных случайных факторов, таких как отдельные выбросы или пропуски данных. К сожалению, оценивать амплитуду этим способом можно далеко не всегда. Так, при частотной фильтрации (алгоритм М1) или при аппроксимации сигнала средним ритмом в скользящем окне (алгоритм М4) регрессионная модель не строится и коэффициент A_{regr} не рассчитывается. В случае модели М5 коэффициент регрессии хотя и оценивается, но для измерения амплитуды ритма его еще надо умножить на амплитуду репера R , которая меняется при смещении окна. К сожалению, это обычно приводит к дополнительному зашумлению результирующей кривой, так как случайные особенности двух функций перемножаются. Поэтому на практике применять этот способ оценки амплитуды ритма вряд ли целесообразно.

В алгоритме М6, хотя и используется регрессионная модель, но коэффициент A в этом случае имеет иной смысл и не отражает амплитуду ритма. Дело в том, что в алгоритме М6 репер R как бы «вморожен» в скользящее окно. Поэтому по мере движения окна разность фаз между репером R и изучаемым ритмом циклически пробегает все значения от 0 до 2π и т.д. Поэтому временной ход коэффициента регрессии A в этом случае выглядит как квазипериодическая функция, достигающая максимума при совпадении фазы реперного и фактического ритмов и минимума, когда они находятся в противофазе. В частности, если и изучаемый, и модельный ритм представляют собой две одинаковые синусоиды, график изменения значений коэффициента A также будет синусоидой, значения которой равны $+1$ при совпадении фаз и -1 при сдвиге фазы на π . Фактически амплитуда ритма в этом случае определяется максимальным значением коэффициента A за период. Это позволяет оценивать регрессионную амплитуду лишь с дискретностью (шагом по времени) P , а не с дискретностью исходного сигнала, как в случае других алгоритмов.

Таким образом, оценивать амплитуду ритма можно разными способами. Наиболее универсальны те методы, которые оценивают амплитуду по отфильтрованному сигналу. Альтернативный подход опирается на использование коэффициентов регрессионной модели фильтра. Анализ показывает, что регрессионный способ оценки амплитуды ритма гораздо устойчивее к пропускам данных, а краевые эффекты гораздо слабее, чем при оценке амплитуды ритма по размаху либо стандартному отклонению. Однако регрессионная оценка доступна лишь для некоторых моделей ритма, что существенно ограничивает ее применимость.

Возникает вопрос: насколько согласованы между собой оценки $A_{\text{max-min}}$, A_{σ} и A_{regr} ? На рис. 2 показан отфильтрованный по алгоритму М4 суточный ритм ряда SLON2M, а также его амплитуда, рассчитанная тремя способами. Видно, что наибольшие различия между тремя оценками амплитуды ритма наиболее заметны на границах интервалов с пропущенными наблюдениями. Это, в общем, неудивительно, так как способ обработки пропусков при расчетах этих параметров разный. Стоит заметить, что вычисления проводились при $\eta = 49\%$, т.е. выбраковывались только те массивы данных, где пропусков было больше половины [Дещеревский и др., 2016г]. Если разрешить вычисления только для тех положений окна, где доля пропусков не превышает 25%, различия между кривыми значительно уменьшаются.

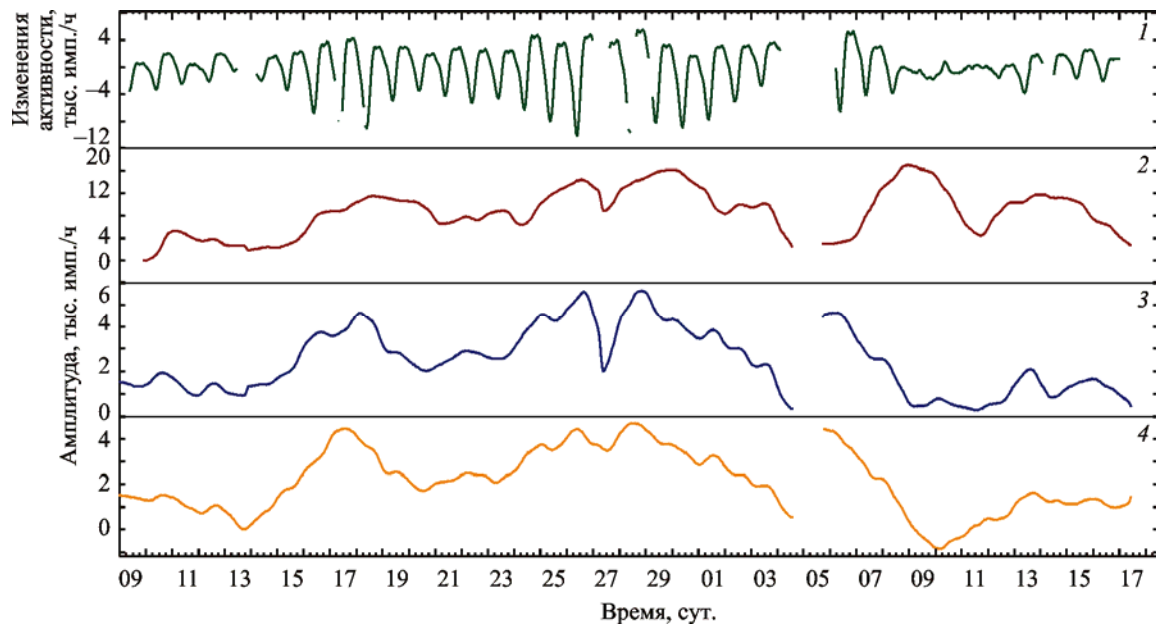


Рис. 2. Амплитуда суточного ритма, отфильтрованного алгоритмом М4 (ряд SLON2M), оцененная тремя способами (интервал 09.11–18.12.1983 г.)

1 – отфильтрованный ритм; 2 – оценка амплитуды по размаху; 3 – оценка амплитуды по стандартному отклонению; 4 – оценка амплитуды по коэффициенту регрессии модели

Для численного измерения степени сходства между оценками мы рассчитали коэффициент корреляции между $A_{\max-\min}$ и A_{σ} для шести вариантов отфильтрованного ритма (алгоритмы М1–М6). Оказалось, что и для ряда SLON2M в целом, и для показанных на рис. 1–2 фрагментов он варьирует в диапазоне 0.96–0.98 и практически никогда не опускается ниже 0.94. Для ряда SOM4 ситуация аналогичная.

Корреляцию между A_{regr} и $A_{\max-\min}$ либо A_{σ} можно оценить только при использовании алгоритмов М2, М3 и М5, причем в последнем случае оценка A_{regr} выполняется по более сложному алгоритму (коэффициент регрессии умножается на амплитуду реперного ритма R , которую также надо оценивать каким-либо способом). Расчеты показывают, что различия между A_{regr} , с одной стороны, и $A_{\max-\min}$ либо A_{σ} , с другой, чуть больше, чем различия между $A_{\max-\min}$ и A_{σ} . Коэффициент корреляции в парах $(A_{\text{regr}}, A_{\max-\min})$ и $(A_{\text{regr}}, A_{\sigma})$ чуть ниже, чем в паре $(A_{\max-\min}, A_{\sigma})$, однако и в этом случае он почти никогда не опускается ниже 0.9. А если уменьшить значение η до 25 %, корреляция еще более увеличивается и достигает 0.98–0.99.

Таким образом, для отфильтрованных ритмов SLON2M и SOM4 все методы оценки амплитуды ритма дают практически идентичные результаты.

Зависимость амплитуды от способа выделения ритма

Рассмотрим теперь вопрос о том, насколько сильно оценка амплитуды зависит от того, каким способом отфильтровывается (выделяется) ритм. На рис. 3 показаны графики временного хода $A_{\max-\min}$ для суточного ритма SOM4, отфильтрованного разными способами (алгоритмы М1–М6).

Как показывают результаты анализа, различия между кривыми довольно заметны, что связано со спецификой моделей ритма. Например, уменьшение амплитуды ритма 16–28 января алгоритм М4 считает практически монотонным, а другие алгоритмы показывают

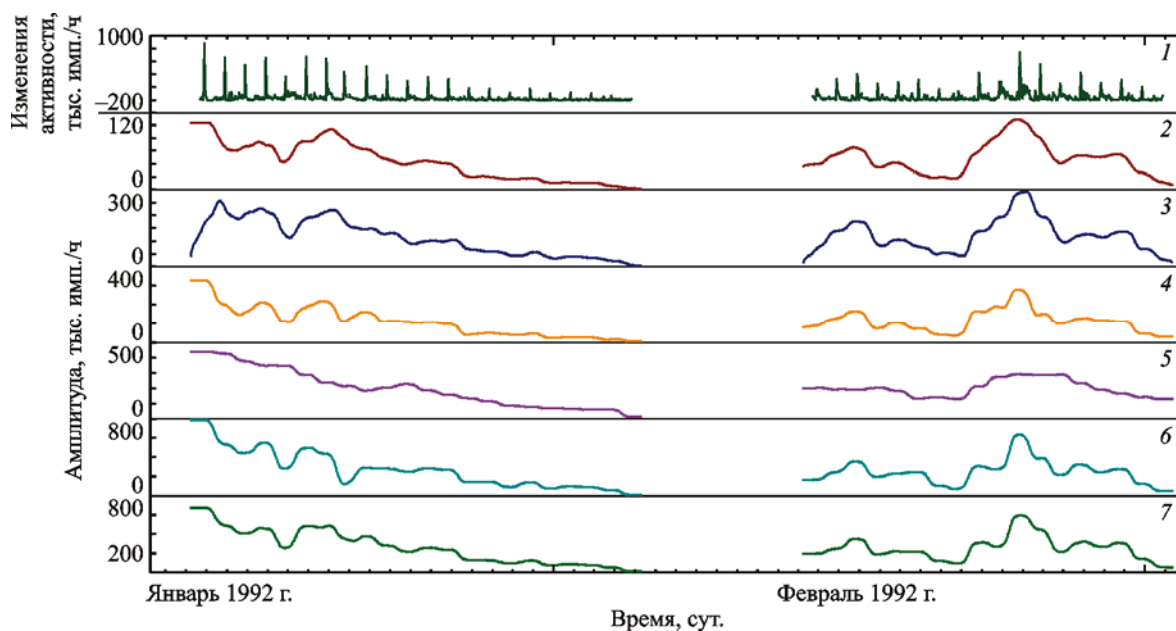


Рис. 3. Оценка амплитуды суточного ритма методом размаха, ряд SOM4 (интервал 12.01–02.03.1992 г.) 1–7 – то же, что на рис. 1

более детализировано. В самом начале интервала есть довольно сильная разница между алгоритмами M1 и M2, а в целом по первому фрагменту сигнала – различия между алгоритмами M1 и M2, с одной стороны, и M3, M5 и M6, с другой. Интересно, что несмотря на очень существенную разницу в моделях ритма M3, M5 и M6, динамика амплитуды ритма отображается ими практически одинаково. По-видимому, это следствие того, что ритм в данном случае очень четкий.

По второму фрагменту сигнала (13–28 февраля) динамика амплитуды ритма оценивается всеми методами практически одинаково. Исключение составляет только метод M4, показывающий более сглаженную динамику, что вполне ожидаемо, исходя из используемой этим методом модели ритма. Напомним, что средний ритм для ряда SOM4 оценивался в скользящем окне шириной 120 ч, что не позволяет реагировать на быстрые изменения амплитуды ритма длительностью менее 2–3 сут. Однако все главные особенности динамики амплитуды вполне отработаны и в этом случае.

При анализе графиков $A_{\max-\min}$ для ряда SLON2M (на рисунках не показаны) результаты примерно аналогичны, хотя есть и специфика, связанная с более низким отношением сигнал/шум для суточного хода SLON2M. Из-за этого различия между ритмами, отфильтрованными с использованием разных моделей ритма, более выражены.

Оценка акрофазы и батифазы

При анализе ритмов часто используются такие характеристики, как акрофаза и батифаза [Комаров, 1989]. Для вычисления акрофазы t_{\max} ищется момент времени t , когда контролируемый показатель S достигает максимального значения за период (S_{\max}). Время t_{\min} достижения минимального значения за период (S_{\min}) принято называть батифазой. При работе с суточным ритмом результаты удобнее всего представлять в часах. При этом следует помнить, что различия между 23 ч и 0 ч составляют всего лишь 1 ч, хотя на графике такое изменение может выглядеть как скачок фазы. В таких случаях для удобства

визуализации целесообразно вводить поправки в фазу, вычитая или прибавляя к ней целое число периодов. На практике это означает, что вместо фазы 23 ч на графике изображается фаза -1 ч, что гораздо удобнее для анализа, хотя, возможно, и несколько непривычно.

На рис. 4 приведены графики статистики t_{\max} , показывающей время максимальной активности ряда SOM4. Специфика активности ряда SOM4 (рис. 4, кривая 1) состоит в том, что акрофаза определяется очень четко даже по исходному, не очищенному от шумов сигналу (кривая 2). Вместе с тем скачки акрофазы 20–21 января и особенно 21–22 февраля выглядят как случайные. Оценка акрофазы по отфильтрованным сигналам (кривые 3–6) показывает, что не все алгоритмы одинаково полезны. Так, очистка ритма по алгоритмам M1 и M2 не только не стабилизирует t_{\max} , но, наоборот, приводит к «дребезгу» акрофазы как в пределах первого, так и второго фрагментов сигнала (см. рис. 4, кривые 3 и 4). Очевидно, это связано с тем, что заложенные в M1 и M2 модели ритма базируются на синусоиде, что совершенно не адекватно реальной форме вариации. Это приводит к смещению фазы при изменении амплитуды ритма. Алгоритм M4 (кривая 5), наоборот, стабилизирует фазу отфильтрованного ритма. В данном случае он, возможно, является оптимальным. Интересно, что алгоритм M6 (кривая 6) оценивает фазу очень устойчиво. Это является следствием специфической формы вариации. Для ритмов с более сложной формой периодичности результаты не всегда настолько же однозначны, как это показывает анализ аналогичных графиков для ряда SLON2M (в статье не приводятся).

Батифаза вычисляется аналогично, однако она анализируется значительно реже. В биологических системах ритм достаточно часто имеет резкий всплеск (как у SOM4), и значительно реже – резкий провал. Например, при анализе ритма SOM4 акрофаза будет оцениваться устойчиво, поскольку сам максимум четко виден, а батифаза – нет (см. рис. 1, б). Для ритма SLON2M, выделенного наложением эпох в скользящем окне (см. рис. 1, а, кривые 5 и 6), акрофаза будет оцениваться неустойчиво в период с 15 по 19 ноября.

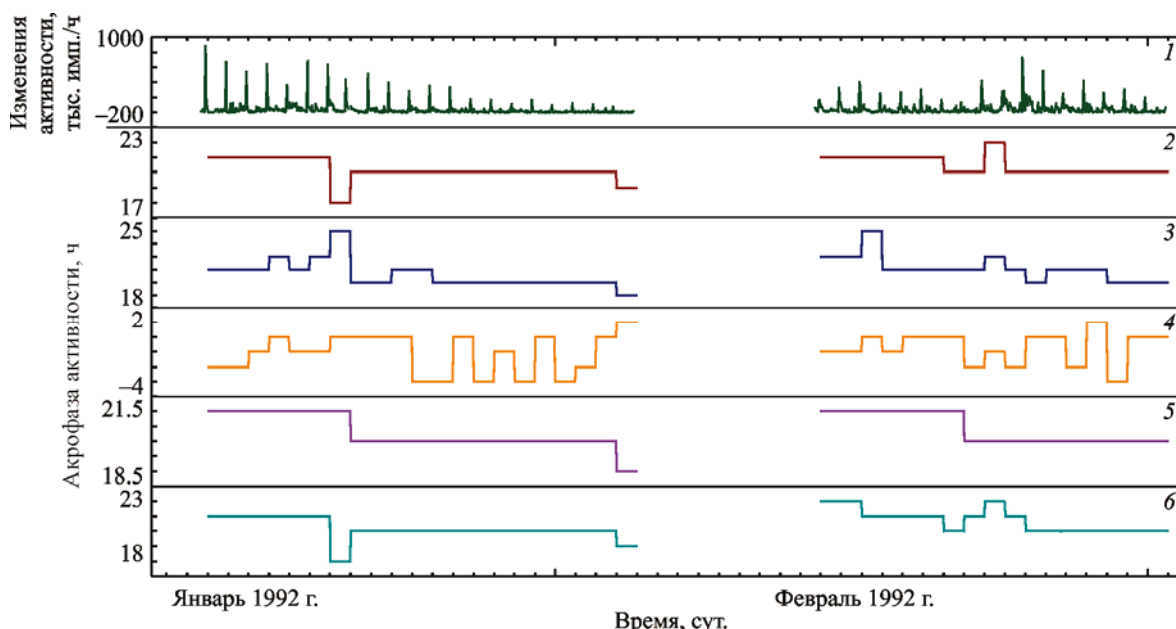


Рис. 4. Акрофаза активности для ряда SOM4 при разных способах выделения ритма (интервал 12.01–02.03.1992 г.)

1 – исходный ряд; 2 – акрофаза оценена по исходному ряду; 3–6 – акрофаза оценена по отфильтрованному ритму: 3, 4 – модели M1 и M2 соответственно; 5 – модель M4; 6 – модель M6

Выше мы отмечали, что при оценке амплитудных характеристик, как это видно из рис. 3, тип модели, которая аппроксимирует ритм, не играет особой роли. При анализе фазовых параметров правильный выбор модели ритма гораздо более важен. Если модель не соответствует фактической вариации, фаза будет оцениваться очень неустойчиво, с большими погрешностями.

Обсуждение результатов

Недостаточность подходов, основанных на спектрально-временном анализе

Для анализа ритмической структуры сигнала при мониторинге используются самые разные подходы и методы. СВАН- и вейвлет-анализ позволяют не только обнаруживать ритмы, но и отслеживать изменения амплитуды и периода ритма во времени. Во многих случаях эти инструменты дают возможность выделить целый спектр гармоник и ритмов даже для сигнала, выглядящего на первый взгляд совершенно случайным. Однако на практике часто оказывается, что такую модель сигнала, представляющую его в виде набора «мерцающих» ритмов, очень трудно интерпретировать в содержательных физических терминах. Поэтому даже при анализе результатов, представленных в виде СВАН-диаграмм, основное внимание обычно уделяется не хаотическим, «мерцающим», ритмам, а более регулярным периодичностям, которые значимо выделяются на общем фоне и существенно определяют структуру процесса.

Однако ритмы с изменяющимися периодами встречаются в природе не так уж часто. В большинстве случаев интерес представляют ритмы, привязанные к регулярным внешним воздействиям, – сезонным, суточным, приливным и др. Такие колебания, привязанные к определенным заранее известным периодам, обычно имеют сложную форму, определяющуюся нелинейностью изучаемой системы и многофакторностью воздействий. На СВАН-диаграмме такой ритм будет «размазан» по целому спектру кратных частот в силу эффекта Гиббса. Представление ритма – фактически цельного объекта (сущности по Оккаму) – в виде пакета независимых колебаний вряд ли является оптимальным подходом.

Дополнительные проблемы возникают при наличии в сигнале любых резких особенностей: ступенек, выбросов, всплесков активности, а также пропусков данных. На СВАН- или вейвлет-диаграмме такие особенности проявляются сразу на многих частотах, что сильно затрудняет интерпретацию, особенно в случае нестационарных процессов. А ведь именно такая ситуация типична при мониторинге.

При обработке данных режимного мониторинга сам факт наличия ритма обычно сомнений не вызывает, а основная задача заключается в отслеживании изменений характеристик ритма во времени. Таким образом, задача обнаружения ритма теряет свою актуальность. Если к тому же период ритма фиксирован, неактуальной становится и задача отслеживания вариаций периода. Ясно, что в методах, с помощью которых пытаются извлечь эту информацию из сигнала, можно это сделать только ценой ухудшения решения при отслеживании других характеристик сигнала (аналог принципа неопределенности Гейзенберга). Включая в модель излишние параметры, мы всегда теряем точность оценивания других параметров, ведь количество информации в экспериментальном сигнале ограничено.

Если факт наличия ритма известен, а его период фиксирован, для отслеживания изменений параметров этого ритма лучше использовать специализированные инструменты, сконструированные для решения именно этой задачи.

Модель ритма как инструмент анализа

В связи с широким применением фурье-анализа под периодичностями часто понимают преимущественно гармонические колебания. Вопрос о периодических процессах более сложного вида исследуется в значительно меньшем количестве работ [Андерсон, 1976; Рытов, 1976; Децеровский, Лукк, 2002]. В рамках этих подходов такая периодичность представляется в виде суперпозиции гармоник с кратными периодами. Действительно, периодическую функцию с разумными свойствами всегда можно с нужной точностью аппроксимировать набором гармоник фурье-разложения, причем их параметры (период, амплитуда, фаза) однозначно определяют характеристики ритма [Андерсон, 1976]. Однако в силу целого ряда причин такое разложение удобно лишь при теоретическом анализе, но весьма непрактично при изучении экспериментальных сигналов. Достаточно упомянуть сложности, возникающие при попытке выделить значимые и незначимые гармоники в фурье-разложении ритма.

Критерии, которые рекомендует теория, применимы лишь при выполнении достаточно сильных условий (стационарность ряда, отсутствие пропусков данных, взаимная независимость значений апериодического (остаточного) компонента и т.п.), что невыполнимо на практике. Но даже если сигнал удастся отфильтровать так, чтобы эти условия выполнялись, то результатом анализа будет лишь многопараметрическое описание строго периодического процесса. Это весьма неудобно при мониторинге, целью которого является отслеживание изменений в контролируемой системе. Допустим, анализ показывает, что фурье-разложение ритма состоит из 15 гармоник, причем амплитуда и фаза каждой гармоники меняются во времени по собственному закону. Как интерпретировать этот результат в физических терминах?

На самом деле, предложить универсальный подход для изучения произвольных ритмов не так-то просто. Встречающиеся на практике ритмы обладают огромным разнообразием и не укладываются в рамки стандартных моделей. Для каждого квазипериодического процесса характерны свои особенности, причем их изучение осложнено неполнотой информации. Как подобрать модель, наилучшим образом описывающую тот или иной ритм, если экспериментальный сигнал зашумлен, имеет ограниченную длину, пропуски наблюдений и другие дефекты?

Один из способов решения этой задачи состоит в том, чтобы аппроксимировать экспериментальный ритм с помощью нескольких различных моделей, например предложенных в настоящей работе. Каждая такая модель фактически предлагает собственное определение понятия «ритм», конкретизирующее и детализирующее общие представления о ритме, как о чем-то повторяющемся (воспроизводящемся) в разных циклах с возможными изменениями от цикла к циклу. После этого проводится неформальный анализ достоинств и недостатков каждой модели с точки зрения решаемой научной задачи и выбирается оптимальная модель ритма. В такой ситуации невозможно предложить формальный критерий, который позволил бы выбрать предпочтительную модель без участия эксперта-исследователя. Вместо этого необходимо рассматривать всю совокупность качеств и характеристик рассмотренных и иных моделей ритма, оценивать их полезность при обработке конкретных сигналов.

Обсуждение рассмотренных моделей ритма

Перейдем теперь к обсуждению алгоритмов, работа которых была продемонстрирована на примере рядов SLON2M и SOM4. Все эти алгоритмы обеспечивают эффективное выделение ритма даже для сильно зашумленных сигналов и позволяют отслеживать из-

менения характеристик ритма во времени. Вместе с тем у каждого из этих алгоритмов имеются свои особенности, позволяющие очертить оптимальную область его применения.

Алгоритм М1, основанный на частотной фильтрации, можно применять для слабо-зашумленных ритмов с плавной, без резких особенностей формой вариации. В таких ситуациях алгоритм М1 обеспечивает эффективное отслеживание изменений как амплитуды, так и фазы ритма. Аналогично работает и алгоритм М2, основанный на аппроксимации ритма синусоидой. В отличие от алгоритма М1, в этом случае можно варьировать степень адаптивности фильтра в соответствии со свойствами ряда. Чем шире окно аппроксимации, тем выше подавление шума и тем хуже разрешение метода во временной области. Как и алгоритм М1, алгоритм М2 наиболее эффективен при плавной, квазигармонической форме вариации.

Алгоритм М3, использующий в качестве модельного ритма \mathbf{R} среднее колебание, обеспечивает хорошую аппроксимацию ритмов со сложной формой и позволяет точно оценивать амплитуду A_{regr} даже в условиях сильного зашумления. Однако этот метод применим лишь при неизменности фазы ритма, что выполняется далеко не всегда. Так, время таяния снега или начала паводка может сильно меняться от года к году, что влечет сдвиг фазы сезонного ритма связанных с ними параметров.

Алгоритм М4 также аппроксимирует ритмический процесс средним колебанием, однако оно рассчитывается не по всему ряду, а только в пределах скользящего окна. Он позволяет отслеживать относительно медленные изменения амплитуды и фазы ритма. Уменьшая ширину окна, можно повысить адаптивные свойства алгоритма, однако одновременно уменьшается степень подавления шума. Поэтому оцененный в скользящем окне средний ритм необходимо сглаживать в соответствии с рекомендациями [Дещевский, Сидорин, 1999]. Алгоритм М4 весьма эффективен, если фаза и форма ритма меняются достаточно плавно (например, годовой ход суточной вариации). Однако, если изменения фазы и формы колебания происходят достаточно быстро, необходимо минимизировать ширину окна оценивания среднего ритма, что автоматически приводит к ухудшению степени подавления шума.

Эту проблему в какой-то степени решает алгоритм М5. В этом случае ритм, рассчитанный в скользящем окне по алгоритму М4, рассматривается как репер \mathbf{R} , который затем подставляется в регрессионную модель (1). Это позволяет гораздо оперативнее реагировать на изменение амплитуды ритма. Однако предположение о медленном (незначительном в пределах окна) изменении формы вариации все равно остается необходимым. Если форма ритма заметно меняется в пределах окна, эти изменения будут рассматриваться, как шум.

Алгоритм М6 позволяет отслеживать изменения как амплитуды, так и фазы ритма, причем форма ритма может быть произвольной – не обязательно гармонической. Это единственный алгоритм из рассмотренных, позволяющий в полной мере реализовать технику захвата фазы, т.е. величина периода корректируется в реальном времени. Однако для корректной работы этого алгоритма необходимо, чтобы форма вариации не менялась, а «эталонный» ритм \mathbf{R} был самоортогонален при любом сдвиге фазы в пределах 2π . Если это условие нарушается, возможен захват побочного максимума. Например, если репер \mathbf{R} состоит из двух похожих полупериодов, высокая корреляция между \mathbf{R} и фактическим сигналом \mathbf{S} будет наблюдаться не только при точном совпадении фаз \mathbf{R} и \mathbf{S} , но и при сдвиге на полпериода¹. Кроме того, алгоритм М6 очень плохо вы-

¹ В такой ситуации для выделения основного максимума можно использовать дополнительное треугольное весовое окно, однако это снижает помехоустойчивость алгоритма.

деляет ритм на фоне помех. Эти ограничения вполне объяснимы, поскольку алгоритм М6 отличается наибольшей степенью адаптивности. Для сильно зашумленного сигнала введение дополнительных степеней свободы в модель приводит к тому, что она становится плохо определенной и ритм вообще перестает выделяться.

Таким образом, все рассмотренные алгоритмы имеют свои достоинства и ограничения. Подчеркнем, что заранее определить наилучший метод, чтобы использовать его при исследовательской работе с данными мониторинга, невозможно, так как не существует априорного критерия оптимальности. В одной ситуации предпочтительным может оказаться критерий минимума дисперсии остатка Z , в другой – точность передачи каких-то особенностей формы ритма, и т.д. Чтобы формализовать этот выбор, необходимо заранее точно знать, что именно мы ищем, т.е. исходить из некоторой модели ритма. Но обычно при поисковых исследованиях такая модель заранее неизвестна. Наоборот, одна из целей эксперимента как раз и состоит в том, чтобы сформулировать такую модель.

Изучение динамики параметров ритма

Ритмы, присутствующие в реальных сигналах, всегда маскируются другими составляющими процесса – как детерминированными, так и случайными, а также шумами. Чтобы отслеживать изменения параметров ритма, его необходимо отфильтровать (очистить от шума). Для этого можно использовать описанные в настоящей работе или другие подобные алгоритмы. После этого по очищенному сигналу оцениваются различные параметры ритма [Дещеревский, Сидорин, 2003]. Для отслеживания вариаций амплитуды ритма хорошо подходят регрессионные методы, весьма устойчивые к наличию пропусков данных. В тех случаях, когда ритм аппроксимируется без использования регрессионной модели, амплитуда может оцениваться по размаху или по дисперсии вариации.

Для контроля изменений фазы можно следить за положением экстремумов ритма и других его характерных особенностей. Но если форма вариации может меняться, то такие оценки не очень устойчивы. Так, для ритма, подобного SOM4, значение батифазы очень плохо определено даже для отфильтрованного сигнала. В такой ситуации для мониторинга фазы можно использовать метод годографов Рэлея–Шустера. Усовершенствованный алгоритм, свободный от некоторых недостатков классического метода, рассмотрен нами в работах [Дещеревский, Сидорин, 2015а, б]. Этот метод может использоваться для любых ритмов, включая и ритмы, аналогичные SOM4. К сожалению, в данной статье мы не смогли проиллюстрировать этот тезис подробнее из-за ограничений по объему.

Еще одна полезная характеристика ритма – коэффициент его изменчивости во времени. Обратный к нему параметр стабильности ритма может быть введен как коэффициент корреляции между S и \hat{S} . При непосредственной оценке \hat{S} наложением эпох или частотной фильтрацией для оценки A в выражение (1) подставляется некоторый средний ритм R , построенный путем осреднения функции \hat{S} за весь срок наблюдений. В зависимости от предметной области, для каждого ритма могут оцениваться и другие параметры, характеризующие изменения сигнала во времени.

Заключение

В работе рассмотрены некоторые модели ритмов, предназначенные для исследования квазипериодических процессов. Каждая такая модель, по сути, представляет собой фильтр (алгоритм), позволяющий выделить изучаемый ритм из сигнала в наиболее чис-

том виде, исключив шумы и помехи. После выделения очищенного ритма появляется возможность детального изучения таких его характеристик, как амплитуда, фаза, форма вариации и т.д. Всего рассмотрено шесть алгоритмов (моделей). Это алгоритм частотной фильтрации с положительно определенной весовой функцией фильтра (что существенно повышает терпимость метода к пропускам данных), а также алгоритмы, аппроксимирующие ритм в скользящем окне синусоидой либо некоторым «эталонным ритмом», который оценивается особо. Все эти алгоритмы обеспечивают эффективное выделение ритма даже для сильно зашумленных сигналов и позволяют отслеживать изменения параметров ритма даже при значительном количестве пропущенных наблюдений.

Работа представленных алгоритмов продемонстрирована на примере двух экспериментальных реализаций, полученных при долговременном мониторинге двигательной активности биоиндикаторов на Гармском геофизическом полигоне. Рассматривался суточный ритм двигательной и электрической активности биоиндикаторов, но, разумеется, все алгоритмы без каких-либо модификаций могут быть использованы и для анализа любых других ритмов с иными периодами.

Показано, что выбор оптимального алгоритма для выделения ритма зависит как от свойств ритма, так и от целей исследования. По этой причине бессмысленно задавать вопрос о том, какая из этих моделей лучше. В каждой конкретной ситуации при решении тех или иных научных задач достоинства и недостатки конкретных моделей могут быть более или менее значимы. Приведенные выше результаты наглядно показывают, что даже алгоритмы, основанные на сходных моделях ритма, часто приводят к заметно отличающимся оценкам динамики параметров ритма. Сравнение результатов, которые могут быть получены с помощью разных моделей, их оценка с точки зрения практической пользы при обработке конкретных сигналов – вот главные критерии для выбора наилучшей модели.

Все рассмотренные в статье алгоритмы реализованы в пакете WinABD [Децеровский и др., 2016б–г].

Литература

- Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов. М.: Мир, 1976. 755 с.
- Децеровский А.В., Лукк А.А. Выделение регулярных составляющих во временных вариациях геофизических параметров методом разложения на негармонические компоненты // Вулканология и сейсмология. 2002. № 5. С. 65–78.
- Децеровский А.В., Сидорин А.Я. Некоторые вопросы методики оценки среднесезонных функций для геофизических данных. М.: ОИФЗ РАН, 1999. 40 с.
- Децеровский А.В., Сидорин А.Я. База данных биологического мониторинга на Гармском полигоне // Геофизические процессы и биосфера. 2002. Т. 1, № 2. С. 3–15.
- Децеровский А.В., Сидорин А.Я. Параметризация временных рядов активности животных для геофизических исследований // Моделирование геофизических процессов. М.: ОИФЗ РАН, 2003. С. 137–155.
- Децеровский А.В., Сидорин А.Я. Повышение робастности и устойчивости оценок параметров годографов Рэлея–Шустера с помощью различных способов нормировки векторов // Сейсмические приборы. 2015а. Т. 51, № 2. С. 56–80.
- Децеровский А.В., Сидорин А.Я. Тестирование метода годографов Рэлея–Шустера на модельных временных рядах и потоках землетрясений // Сейсмические приборы. 2015б. Т. 51, № 3. С. 59–84.

- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Сидорин А.Я. Некоторые алгоритмы фильтрации для геофизических временных рядов // Физика Земли. 1996. № 2. С. 56–67.
- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Сидорин А.Я. Спектрально-временные особенности сезонных изменений кажущегося сопротивления // Физика Земли. 1997а. № 3. С. 53–63.
- Дещеревский А.В., Лукк А.А., Сидорин А.Я. Признаки фликкер-шумовой структуры во временных реализациях геофизических полей // Физика Земли. 1997б. № 7. С. 3–19.
- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Никольский А.Н., Сидорин А.Я. Технологии анализа геофизических рядов. Ч. 1. Требования к программе обработки // Сейсмические приборы. 2016а. Т. 52, № 1. С. 61–82.
- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Никольский А.Н., Сидорин А.Я. Технологии анализа геофизических временных рядов. Ч. 2. WinABD – пакет программ для сопровождения и анализа данных геофизического мониторинга // Сейсмические приборы. 2016б. Т. 52, № 3. С. 51–80.
- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Никольский А.Н., Сидорин А.Я. Программный пакет ABD – универсальный инструмент для анализа данных режимных наблюдений // Наука и технологические разработки. 2016в. Т. 95, № 4. С. 35–48 (Тематический выпуск «Импортозамещение в геофизике». Ч. 2. Аппаратура и программное обеспечение). DOI 10.21455/std2016.4-6.
- Дещеревский А.В., Журавлев В.И., Никольский А.Н., Сидорин А.Я. Проблемы анализа временных рядов с пропусками и методы их решения в программе WinABD // Геофизические процессы и биосфера. 2016г. Т. 15, № 3. С. 5–34.
- Комаров Ф.И. (ред.). Хронобиология и хрономедицина. М.: Медицина, 1989. 400 с.
- Лагутин М.Б. Наглядная математическая статистика. 2-е изд., испр. М.: БИНОМ, 2009. 472 с.
- Рытов С.М. Введение в статистическую радиофизику. Ч. 1. Случайные процессы. М.: Наука; Гл. ред. физ.-мат. лит.-ры, 1976. 484 с.
- Сидорин А.Я. (ред.). Гармский геофизический полигон. М.: ИФЗ АН СССР, 1990. 240 с.
- Теребиж В.Ю. Анализ временных рядов в астрофизике. М.: Наука, 1992. 392 с.
- Хардле В. Прикладная непараметрическая регрессия. М.: Мир, 1993. 349 с.
- Хемминг Р.В. Цифровые фильтры. 2-е изд. М.: Недра, 1987. 221 с.
- Descherevsky A.V., Sidorin A.Ya. Seasonal variations in natural processes and atmospheric precipitation // Ann. Geoph. 2004. V. 47, N 1. P. 72–81.
- Kanasewich E.R. Time sequence analysis in geophysics. Edmonton [Alta.]: Univ. of Alberta Press, 1981. 480 p.

Сведения об авторах

ДЕЩЕРЕВСКИЙ Алексей Владимирович – кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник, Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН. 123242, г. Москва, ул. Большая Грузинская, д. 10, стр. 1. Тел.: +7 (499) 254-90-35. E-mail: adeshere@ifz.ru

ЖУРАВЛЕВ Владимир Ильич – кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник, Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН. 123242, г. Москва, ул. Большая Грузинская, д. 10, стр. 1. Тел.: +7 (499) 254-90-35. E-mail: vzhtvertsa@gmail.ru

НИКОЛЬСКИЙ Александр Николаевич – ведущий инженер, Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН. 123242, г. Москва, ул. Большая Грузинская, д. 10, стр. 1. E-mail: anickol@yahoo.com

СИДОРИН Александр Яковлевич – кандидат физико-математических наук, заведующий лабораторией, Институт физики Земли им. О.Ю. Шмидта РАН. 123242, г. Москва, ул. Большая Грузинская, д. 10, стр. 1. Тел.: +7 (499) 254-42-68. E-mail: al_sidorin@hotmail.com

ANALYSIS OF RHYTHMS IN EXPERIMENTAL SIGNALS

A.V. Desherevskii, V.I. Zhuravlev, A.N. Nikolsky, A.Ya. Sidorin

Schmidt Institute of Physics of the Earth, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Abstract. We compare algorithms designed to extract quasi-periodic signal components and estimate the amplitude, phase, stability, and other characteristics of the rhythm in a sliding window in the presence of data gaps. Each algorithm relies on its own rhythm model, therefore, depending on the research objectives, it is necessary to use different algorithms. The described set of algorithms is implemented in a software package WinABD, which includes a time series database management system, a powerful research complex and an interactive data visualization environment.

Keywords: rhythm, hidden periodicity, parameter estimation, algorithm, WinABD.

About the authors

DESHEREVSKII Alexey V. – cand. of sci. (phys. and mathem.), leading researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth RAS. Moscow, Russia. Tel.: +7 (499) 254-90-35. E-mail: adeshere@ifz.ru

ZHURAVLEV Vladimir I. – cand. of sci. (phys. and mathem.), leading researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth RAS. Moscow, Russia. Tel.: +7 (499) 254-90-35. E-mail: vzhtvertsa@gmail.com

NIKOLSKY Alexander N. – leading researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth RAS. Moscow, Russia. E-mail: anickol@yahoo.com

SIDORIN Alexander Ya. – cand. of sci. (phys. and mathem.), leading researcher, Schmidt Institute of Physics of the Earth RAS. Moscow, Russia. Tel.: +7 (499) 254-42-68. E-mail: al_sidorin@hotmail.com

References

Anderson, T.W., *The Statistical Analysis of Time Series*, New York: Wiley, 1971. Desherevskii, A.V. and Lukk, A.A., Searching of the regular components in temporal variations of geophysical parameters by method of decomposition in non-harmonious components, *Vulkanologiya i seismologiya* (Volcanology and Seismology), 2002, no. 5, pp. 65–78.

Desherevskii, A.V. and Sidorin, A.Ya., *Nekotorye voprosy metodiki otsenki srednenezonnykh funktsii dlya geofizicheskikh dannykh* (Some Problems Regarding the Method of Estimating the Average Seasonal Functions for Geophysical Data), Moscow: Ob"ed. Inst. Fiz. Zemli Ross. Akad. Nauk, 1999, 40 p.

Desherevskii, A.V. and Sidorin, A.Ya., Database of biological monitoring at the Garm polygon, *Geofizicheskie Protsessy i Biosfera* (Geophysical Processes and Biosphere), 2002, vol. 1, no. 2, pp. 3–15.

Desherevskii, A.V. and Sidorin, A.Ya. Parametrization of time series of animal activity for geophysical research, *Modelirovaniye geofizicheskikh protsessov* (Modeling of Geophysical Processes), Moscow: Ob"ed. Inst. Fiz. Zemli Ross. Akad. Nauk, 2003, pp. 137–155.

Descherevsky, A.V., Sidorin, A.Ya. Seasonal variations in natural processes and atmospheric precipitation, *Ann. Geoph.*, 2004, vol. 47, no. 1. pp. 72–81.

- Desherevskii, A.V. and Sidorin, A.Ya. Improvement of robustness and stability in estimating Rayleigh–Schuster’s hodograph parameters using different procedures of vector normalization, *Seismic Instruments*. 2016, vol. 52, no. 1, pp. 79–97, doi: 10.3103/S0747923916010047
- Desherevskii, A.V. and Sidorin, A.Ya. Testing Rayleigh–Schuster hodographs using time series models and earthquake flows, *Seismic Instruments*. 2016, vol. 52, no. 3, pp. 233–252, doi: 10.3103/S074792391603004X
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., and Sidorin, A.Ya., Some filtering algorithms for geophysical temporal series, *Izv., Phys. Solid Earth*, 1996, vol. 32, no. 2, pp. 138–148.
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., and Sidorin, A.Ya., Spectral–temporal features of seasonal variations in apparent resistivity, *Izv., Phys. Solid Earth*, 1997a, vol. 33, no. 3, pp. 217–226.
- Desherevskii, A.V., Lukk, A.A., and Sidorin, A.Ya., Flicker noise structure in the time realizations of geophysical fields, *Izv., Phys. Solid Earth*, 1997b, vol. 33, no. 7, pp. 515–529.
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., Nikolsky, A.N., and Sidorin, A.Ya. Problems in analysis of time series with gaps and their solutions in WinABD software package, *Geofizicheskie Protsessy i Biosfera* (Geophysical Processes and Biosphere) 2016, vol. 15, no. 3, pp. 5–34.
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., Nikolsky, A.N., and Sidorin, A.Ya., ABD software package: universal tool for analysis of monitoring data), *Nauka i Tekhnologicheskkiye Razrabotki, Tematicheskii vypusk «Importozameshcheniye v Geofizike». Chast 2. Apparatura i Programmnoye Obespecheniye* (Science and Technological Developments, Special issue Import Substitution in Geophysics. Part 2. Instruments and Software), 2016, vol. 95, no. 4, pp. 35–48, doi: 10.21455/std2016.4-6
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., Nikolsky, A.N., and Sidorin, A.Ya. Technologies for analyzing geophysical time Series: Part 1. Software requirements, *Seismic Instruments*, 2017, vol. 53, no. 1, pp. 46–59, doi: 10.3103/S0747923917010030
- Desherevskii, A.V., Zhuravlev, V.I., Nikolsky, A.N., and Sidorin, A.Ya., Technologies for analyzing geophysical time Series: Part 2. WinABD – a software package for maintenance and analysis of geophysical monitoring data, *Seismic Instruments*, 2017b, vol. 53, no. 3.
- Hardle, W.K. *Applied Nonparametric Regression*, Cambridge University Press, 1990, 333 p.
- Hemming, R.W. *Digital Filters*, 2nd ed., Prentice-Hall, 1983. 257 p.
- Kanasewich, E.R. *Time Sequence Analysis in Geophysics*. Edmonton [Alta.]: Univ. of Alberta Press, 1981. 480 p.
- Komarov, F.I. (ed.). *Khronobiologiya i khronomeditsina* (Chronobiology and Chronomedecine). Moscow: Meditsina, 1989. 400 p.
- Lagutin, M.B. *Naglyadnaya Matematicheskaya Statistika*, 2-ye izd., ispr. (Visual Mathematical Statistics, 2nd ed., revised), Moscow: BINOM, 2009. 472 p.
- Rytov, S.M. *Vvedeniye v Statisticheskuyu Radiofiziku. Chast 1. Sluchaynyye Protsessy* (Introduction to Statistical Radiophysics. Part 1. Random Processes), Moscow: Nauka, 1976. 484 p.
- Sidorin, A.Ya. (ed.). *Garmskiy Geofizicheskiy Poligon* (Garm Geophysical Testing Area), Moscow: Inst. Fiz. Zemli Ross. Akad. Nauk, 1990. 240 p.
- Terebizh, V.Yu. *Analiz Vremennykh Ryadov v Astrofizike* (Analysis of Time Series in Astrophysics). Moscow: Nauka, 1992, 392 p.