

УДК 596.5.58:004.93

Методы и алгоритмы обработки изображений и сигналов для выделения и оценки временных маркеров в биологических слоистых структурах

В.П. Васильков*

Владивостокский Государственный Университет Экономики и Сервиса, Владивосток, Приморский край, 690990, Россия

Аннотация. В работе развивается применение анализа цифровых изображений, профилей яркости, спектрального анализа, адаптивной фильтрации для оценивания слоев роста в биологических структурах. Алгоритмы и методы тестированы на более чем 15 видах морских организмов. Приводятся рекомендации для преодоления проблемы гетерогенности и вариабельности образцов.

Ключевые слова: *методы, анализ временных рядов, обработка изображений, биологические слоистые структуры*

ВВЕДЕНИЕ

Биологические слоистые структуры, такие как позвонки, чешуя, отолиты рыб, раковины моллюсков, кораллы, зубы млекопитающих, деревья и др., содержат многочисленные ростовые слои. Замедление роста, ухудшение условий питания, нерест, изменения температуры среды и другие воздействия экологических факторов сопровождаются отложением микрослоёв разной оптической плотности и размера. Все это регистрируется в характеристиках слоев или полос, встречающихся в этих структурах, почему их иногда еще называют регистрирующие структуры (р.с.). Некоторые из них, такие как отолиты, статолиты (органы равновесия у рыб) или раковины моллюсков являются кальцифицированными структурами, их тонкие срезы могут быть прозрачными, и слои могут наблюдаться под микроскопом.

Регистрирующие структуры – ценнейший источник информации об истории жизни организмов, по ним также может реконструироваться история изменений окружающей среды. Использование регистрирующих структур в их многочисленных применениях основывается на наличии в них временных маркеров благодаря тому, что в таких структурах имеются слои, кольца роста, которые образуются ежегодно и даже ежедневно. Благодаря этому регистрирующие структуры рыб, например, широко используются в промышленном мониторинге для оценки возраста рыб.

В последние 10–15 лет начали разрабатываться и применяться компьютеризированные техники для анализа регистрирующих структур, сопровождаемые в последнее время современными методами и системами анализа изображений. Было показано [1], что компьютерные технологии обладают рядом преимуществ по сравнению с традиционными методами и способны разрешать проблемы возраста и приносить новые возможности, не доступные традиционным методам. Эти технологии основываются на таких областях прикладной математики как анализ временных рядов, обработка и фильтрация сигналов и изображений, распознавание образов и др. Соответственно возникает необходимость в обосновании и разработке соответствующих методов и алгоритмов применительно к анализу слоистых ростовых

*Valeriy.vasilkov@vvsu.ru

структур. Публикуемые ниже результаты исследований относятся в большей мере к кальцифицированным регистрирующим структурам рыб и водных беспозвоночных.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ СВОЙСТВ СЛОИСТЫХ СТРУКТУР

При разработке методов и алгоритмов анализа слоев на регистрирующих структурах важно иметь представление о характере и причинах образования слоев на изображениях этих структур, их особенностях как математических и статистических объектов.

Определенные исследования [2, 3] по регистрирующим структурам рыб различных видов и регионов показали, что характерной особенностью этих слоев является мультипериодичность и детерминированный характер периодик. Так, были обнаружены периодичности (ритмы) с длиной волны около 365; 176; 126; 88; 63; 52; 40; 29; 22; 15; 7; 1 суток. Ритмы, обнаруживаемые в росте рыб и других водных организмов, связывают с внешними (экзогенными) и часто с гидрологическими факторами, внутренними (эндогенными) факторами, или с их совместными воздействиями. Так, по мнению Panella [2], обнаруженные им на отолитах тропических рыб Атлантики суточные и 2-недельные слои связаны с соответствующими приливно-отливными явлениями, а месячные слои – либо также с приливами, либо с циклами размножения. Сезонную и другую периодичность роста рыб объясняют отчасти существованием «внутренних биологических часов» (околосуточный ритм), а отчасти – периодическим действием внешних факторов, к которым подстраиваются функциональные ритмы организма. Таким образом, существенным фактом в отношении регистрирующих структур является возможность наличия множества вполне детерминированных и разных по периоду ритмов, присутствующих в модуляции элементарных (околосуточных) ритмов и соответственно слоев разной периодичности и интенсивности на изображениях р.с.

Глобальными и первичными источниками периодичности в океане и на земле считаются астрофизические циклы солнца и луны, биения оси вращения Земли и др.

Один из важных выводов, полученный в другой работе [4], состоял также в том, что ритмы, выявляемые по регистрирующим структурам, являются модулированными по частоте и амплитуде.

Для иллюстрации некоторых особенностей полос на цифровых изображениях р.с. рассмотрим фрагмент отолита атлантической трески (рис. 1).

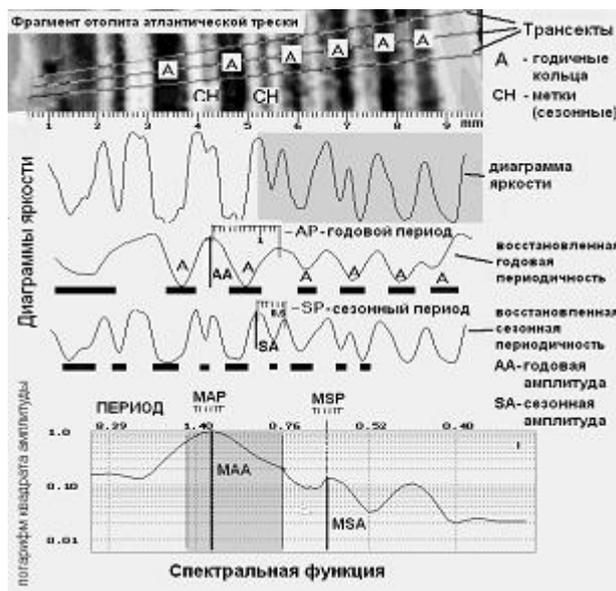


Рис. 1. Наложение различных периодичностей на профилях яркости.

На рисунке показан образец изображения отолита трески и спектральный анализ профиля яркости поперек полос в направлении трансект. Полосы являются результатом наложения годовой периодичности и сезонной периодичности. На диаграммах яркости (в середине) показано выделение чистой годовой периодичности и сезонной компоненты из общей диаграммы яркости. На диаграмме внизу показана спектральная функция профиля яркости, а также соответствие периодов и амплитуд во временном (AP, SP; AA, SA) и в частотном (MAP, MSP; MAA, MSA) представлениях.

Из рисунка 1 можно сделать некоторые выводы о свойствах анализируемого процесса. Во-первых, общая диаграмма яркости содержит смесь нескольких периодик. На рисунке с фрагментом отолита показаны метки годовой (A) и сезонной (CH) периодичности. Смесь разных периодик придаёт моделируемому процессу свойство мультипериодичности. Диаграммы яркости (как общая, так и годовая и сезонная) не являются чисто периодическими. Рассматриваемый процесс обладает еще одним важным свойством – нестационарностью. Действительно, любые регистрирующие структуры, и отолиты в том числе, постоянно растут, и толщина слоёв становится меньше с каждым новым слоем в связи с уменьшением темпа роста организма с каждым годом. Эту особенность можно заметить и на диаграммах яркости в уменьшении длины волны и амплитуды периодичности. Иначе говоря, имеет место тренд по периоду и амплитуде – некоторая тенденция уменьшения периода (расстояния между полосами) и перепада яркости светлых и темных участков на изображении отолита. Такой ростовой тренд в [5] рассматривается как ростовая модуляция годовой и других периодичностей.

Кроме того, артефакты также могут присутствовать на изображении. На изображении могут быть пятна и полосы, трещины самого материала, не имеющие отношения к изучаемым процессам. Кроме того, в процессе оцифровки изображения р.с. могут вноситься ошибки оцифровки, связанные с дискретизацией аналогового сигнала [6]. На диаграммах яркости можно наблюдать некоторые скачки, возникающие из-за артефактов или ошибок. Итак, моделируемый процесс обладает еще свойством стохастичности.

РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ И АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ МАРКЕРОВ

Обработка изображений

Изображения р.с. обычно получают с помощью аналоговой или цифровой видеокамеры или фотокамеры, смонтированной на микроскоп. В компьютере мы уже имеем дело с оцифрованным, цифровым изображением. Процедура обработки изображений сводится к выполнению комплекса операций с целью либо улучшения визуального восприятия изображения, либо преобразования его в форму, более удобную для визуального или машинного анализа. В системах улучшения изображений не делается попытки приблизить воспроизводимое изображение к некоторому идеализированному оригиналу (такая задача решается при реставрации изображений). Известный случай, когда искаженное изображение субъективно воспринимается лучше, чем неискаженный оригинал. Примером может служить изображение с подчеркнутыми границами (контурами).

При машинной обработке улучшение изображения тесно связано с задачей извлечения информации. В настоящее время мы не располагаем общей теорией улучшения изображений. Это объясняется тем, что до сих пор еще не выработан общепринятый стандарт качества изображения, который мог бы послужить критерием при проектировании систем улучшения изображений. Поэтому те или иные методы подбираются экспериментально.

Слабый контраст – наиболее распространенный дефект фотографических и телевизионных изображений, обусловленный ограниченностью диапазона воспроизводимых яркостей, нередко сочетающейся с нелинейностью характеристики передачи уровней. Во многих случаях контраст можно повысить, изменяя яркость каждого элемента изображения. Диапазон яркостей выходного изображения, подвергнутого цифровой обработке, может отличаться от диапазона яркостей исходного изображения – он будет шире (гистограммная растяжка).

Гистограмма распределения яркостей типичного изображения естественного происхождения, подвергнутого линейному квантованию, обычно имеет ярко выраженный перекокс в сторону малых уровней; яркость большинства элементов изображения ниже средней. На темных участках подобных изображений детали часто оказываются неразличимыми. Одним из методов улучшения таких изображений является видоизменение гистограммы.

Применительно к обработке р.с. использовались такие преобразования гистограмм как экспоненциальное, логарифмическое, корень квадратный.

Применение выше описанных методов иллюстрируют несколько примеров.

Человеческий глаз не различает более 64 градаций, или оттенков серого. Гистограммные растяжки позволяют полезную часть изображения представить в большем числе градаций – 128 и более, так что мелкие детали становятся заметными, а контрастность полос и колец существенно повышается [7].

Так, на рис. 2 показано изображение отолита горбуши с термометками после подобной обработки.

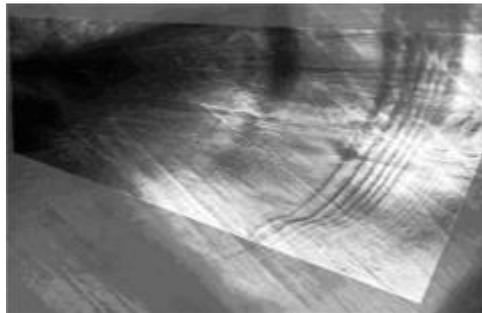


Рис. 2. Контрастирование изображения малоконтрастных термометок на отолите горбуши (секторная область).

Обработка изображения позволяет улучшить контраст (секторная область изображения), термометки начинают выделяться значительно четче. При этой обработке использовалась операция эквализации, т.е. автоматическая растяжка гистограммы. О значительных возможностях улучшения изображений там, где, казалось бы, однотонные участки, свидетельствует и рис. 3 с образцом тонкого среза зуба морского котика, который был очень прозрачным, однако совместное применение эквализации с преобразованием гистограммы и высокочастотной фильтрации позволило достаточно отчетливо убедиться в наличии возрастных слоев.

Влияние артефактов и ошибок квантования (шумы) можно минимизировать, пользуясь классическими методами статистической фильтрации. Другой возможный подход основан на использовании эвристических методов пространственной обработки.

Шумы видеодатчиков или ошибки в канале передачи обычно проявляются на изображении как разрозненные изменения изолированных элементов, не обладающие пространственной корреляцией. Искаженные элементы часто весьма заметно отличаются от соседних элементов. Это наблюдение послужило основой для многих алгоритмов, обеспечивающих подавление шума.



Рис. 3. Повышение контрастности годовых слоев на изображении тонкого среза зуба морского котика с помощью операций эквализации и в/ч фильтрации в программе обработки ИМ. Исходное изображение в рамке слева, контрастированное – справа. Колонка надписей справа – операции обработки изображений.

Поскольку шум пространственно декоррелирован, в его спектре, как правило, содержатся более высокие пространственные частоты, чем в спектре обычного изображения. Следовательно, простая низкочастотная пространственная фильтрация может служить эффективным средством сглаживания шумов. В соответствии с методами, массив Q размера $M \times M$ выходного изображения формируется путем дискретной свертки массива F размера $N \times N$ исходного изображения со сглаживающим массивом H размера $I \times J$ согласно формуле

$$Q(m_1, m_2) = \sum_{n_1} \sum_{n_2} F(n_1, n_2) H(m_1 - n_1 + 1, m_2 - n_2 + 1). \quad (1)$$

Сглаживание шума обеспечивается низкочастотной фильтрацией массива с положительными элементами. Ниже приведен сглаживающий массив, часто называемый шумоподавляющей маской:

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Этот массив нормирован для получения единичного коэффициента передачи, чтобы процедура подавления шума не вызывала смещения средней яркости обработанного изображения. Если требуемое подавление шума сопряжено с использованием массивов большого размера, целесообразно выполнять свертку косвенным образом, применяя преобразование Фурье, так как обычно это дает выигрыш в объеме вычислений.

Высокочастотная фильтрация согласно [6] выполняется с использованием дифференцирующей маски такой же размерности.

Как показывают наши и другие исследования [7, 8] оба вида фильтрации могут давать существенный эффект при обработке изображений р.с.

Как указывается в монографии [6], оптическое изображение под микроскопом всегда содержит дефекты освещения, преломления и др., которые искажают истинную картину объекта. Для освещения отолитов часто применяется направленный источник, такой как оптические световоды, позволяющие увеличить плотность светового потока, однако это создает существенный перепад в освещении разных частей отолита. На изображении появляется составляющая яркости «тренд», где яркость уменьшается от одного края отолита к другому, и, благодаря ее высокому уровню, эта составляющая скрывает более мелкие перепады яркости, связанные с возрастными кольцами. «Тренд» может создавать не

только световод, но и любой направленный источник освещения. Благодаря цифровой обработке можно существенно уменьшить маскирующее влияние «тренда», засветок, убрать дефекты изображения, вызванные этим, и «проявить» полосы, кольца там, где они не видны на исходном изображении.

Для подавления таких трендов может применяться скользящая оконная высокочастотная фильтрация преобразования отсчетов выходного изображения по входному изображению согласно:

$$G_{jk} = S + (F_{jk} - T_{jk}) \times \{1 + A \times [(D - D_{jk}) / D_{jk}]\} \quad (3)$$

где S , D – среднее и средне квадратичное отклонение по всему изображению, F_{jk} , G_{jk} – отсчеты входного и выходного изображений, T_{jk} , D_{jk} – скользящие средние по окну $(2L+1)(2L+1)$ исходного изображения (тренд) и среднего квадратичного отклонения, $(L$ – ширина окна). Член в $\{\}$ определяет степень выравнивания дисперсии. При $A = 0$ нет выравнивания, при $A = 1$ максимальное выравнивание.

На рис. 4 показано применение операции устранения тренда на срезе отолита атлантической трески. Полированный слом отолита освещался двумя гибкими световодами, направленными в центр, что создавало засветку центра, из-за чего кольца почти не были видны (картина В, левый фрагмент – исходное изображение), но после вычитания засветки («тренд») и применения высокочастотной фильтрации они хорошо проявились (фрагмент справа).

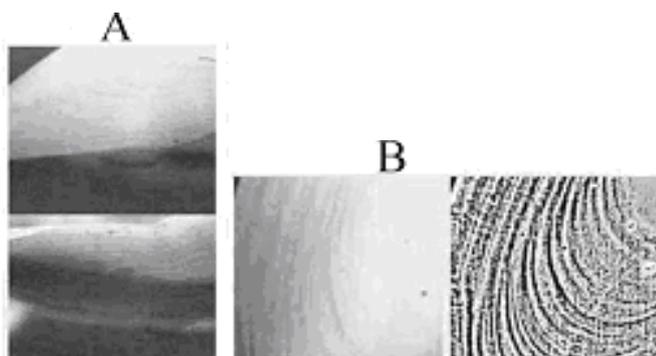


Рис. 4. Компьютерная технология подсчета годовых колец на сломе отолита трески: А – эффект затенения изображения (внизу, исходный отолит показан выше); В – эффект улучшения изображения (справа, использован отраженный свет).

Относительно устойчивости алгоритмов улучшения изображений для различных образцов можно отметить, что здесь большую роль играет соблюдение стандартизации при получении цифровых изображений и вариабельность характеристик препаратов. Алгоритм, подобранный на небольшой выборке 3–10 экземпляров, при соблюдении стандартизации давал приемлемые результаты для 90–95% образцов большой выборки. Однако имелись и аномальные образцы, где тот же алгоритм не срабатывал.

Получение и обработка профилей яркости

Для получения диаграмм яркости (профилей) по изображениям используется метод трансект. В простейшем случае трансекта это прямая линия, прокладываемая на изображении в каком либо направлении, по пути следования которой измеряются значения яркости. Профили яркости затем строятся как графики, где значениями функции берутся последовательные яркости, а аргументом будет последовательный номер точки яркости.

Особенность метода трансект, или профилей, в нашем случае заключалась в следующем. Некоторые исследования [1, 5] показали, что одиночные трансекты не давали для полос представительных профилей яркости из-за наличия артефактов и ошибок. Поэтому в нашем случае прокладывались вееры трансект на изображении

поперек колец, а их направление и количество, начало и конец задавались пользователем на изображении или программой автоматически, а значения яркости с одинаковыми номерами осреднялись. Рис. 5 иллюстрирует направление осреднения яркостей для прямоугольной фигуры покрытия трансектами отолита. В итоге получаем более представительный профиль яркости, лучше улавливающий полосы.

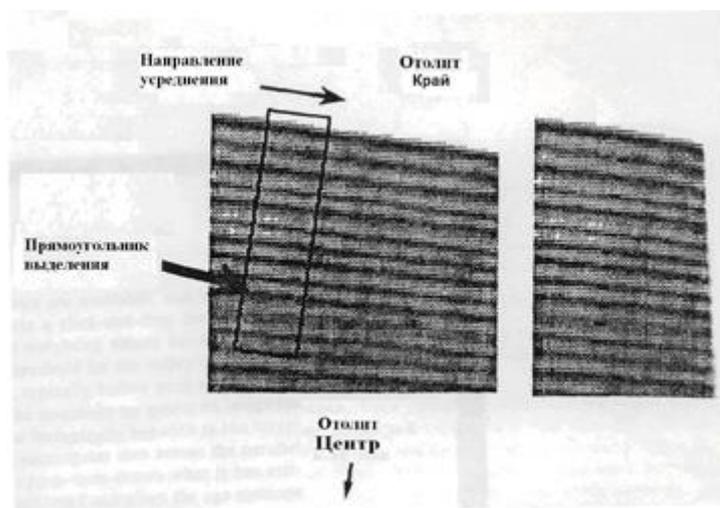


Рис. 5. Прямоугольное покрытие изображения отолита для прокладки трансект.

Однако прямоугольное покрытие хорошо работает для прямых полос, а в случае криволинейных полос, например для колец, это не подходит. Поэтому применялись и другие фигуры сканирования, такие как сектор, трапеция и др., подбираемые для конкретного случая. Кроме того, вследствие изменения направления роста полос на р.с. пришлось ввести использование кусочного покрытия или сплайнов, когда вся площадь покрывалась несколькими фигурами разной формы и направления. Поэтому составные профили включали несколько фигур трансект от разных участков изображения, чтобы учесть изменяющееся направление, кривизну колец. Это иллюстрирует рис.6 по отолисту палтуса, где были использованы 2 фигуры покрытия – сектор и трапеция с изменяющейся кривизной линией осреднения, подстраивающейся к кривизне колец на изображении для получения итогового профиля яркости.

Такой подход в получении профилей можно назвать кусочно-адаптивным покрытием с адаптацией линий осреднения к кривизне полос. Как показало применение этого подхода к различным р.с. [8], он в большей степени соответствует особенностям пространственного распределения и форме полос на р.с.

Диаграммы яркости, полученные по р.с., с некоторыми допущениями могут рассматриваться как временные ряды. Действительно, временным рядом принято считать данные, представленные в виде последовательностей измерений, упорядоченных в неслучайные моменты времени. Анализ временных рядов основывается на предположении, что последовательные значения в файле данных наблюдаются через равные промежутки времени.

В нашем случае значения яркости на изображении соответствуют определенным точкам (пикселям), и если рассматривать яркости как функцию последовательных номеров пикселей в направлении роста регистрирующей структуры во времени, то профиль яркости в этом направлении (массив значений яркости) можно рассматривать как временной ряд. Это означает, что к профилю яркости могут быть применимы методы анализа и моделирования временных рядов. Однако особенность такого ряда в том, что нельзя утверждать, что равенство промежутков времени соблюдается на протяжении всего длительного ряда, хотя равенство пиксельных отсчетов соблюдается.

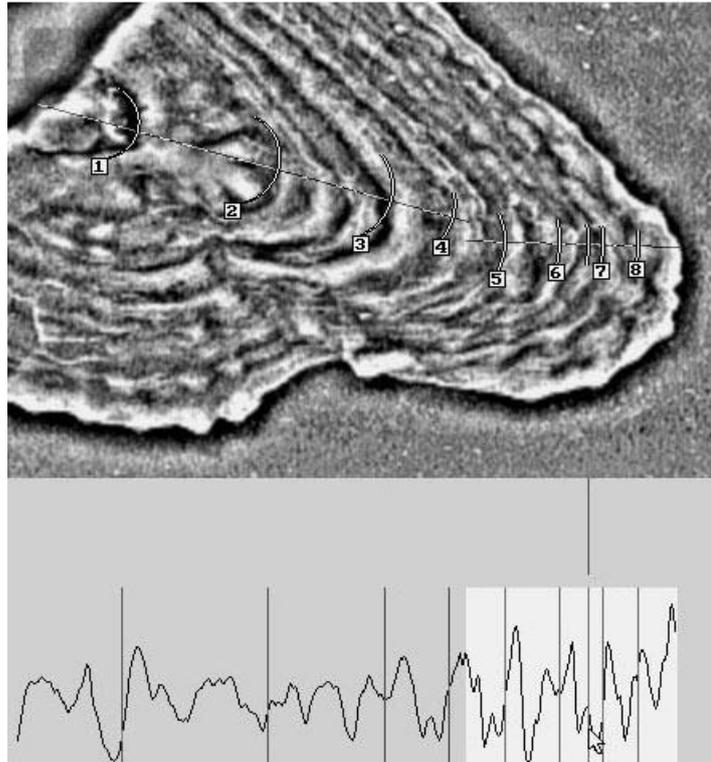


Рис. 6. Кусочное покрытие изображения отолита с адаптацией линий осреднения к кривизне полос (колец). Первый сплайн – маркеры с № 1 по 4, второй – с № 5 по 8. Кривизна линий осреднения показана дугами при номерах. Суммарная диаграмма яркости, полученная по двум сплайнам, представлена внизу.

Как и большинство других видов анализа, анализ временных рядов предполагает, что данные содержат систематическую составляющую (обычно включающую несколько компонент) и случайный шум (ошибку), который затрудняет обнаружение регулярных компонент.

Большинство регулярных составляющих временных рядов принадлежит к двум классам: они являются либо трендом, либо сезонной составляющей. Тренд представляет собой общую систематическую линейную или нелинейную компоненту, которая может изменяться во времени. Периодическая и сезонная зависимость (сезонность) представляет собой другой общий тип компонент временного ряда. Оба эти вида регулярных компонент часто присутствуют в ряде одновременно. Периодическая зависимость может быть измерена с помощью автокорреляции (то есть корреляции между самими членами ряда).

В статистике имеется несколько оценок автокорреляционной функции, их свойства в деталях рассмотрены в [9]. Там сделан вывод, что наиболее удовлетворительной оценкой автокорреляции p_R при задержке R является

$$p_R = c_R / c_0, \quad (4)$$

где

$$c_R = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-R} (z_t - \bar{z})(z_{t+R} - \bar{z}), \quad R = 0, 1, 2, \dots, K$$

выборочная оценка автоковариации, а \bar{z} – среднее значение временного ряда, K – максимальная задержка.

Методы анализа временных рядов, в том числе спектральный анализ, как было обосновано в ряде работ [3, 5], при некоторой модификации подходят для анализа и моделирования диаграмм яркости регистрирующих структур.

Для полноты мы кратко обсудим ниже понятия спектра и спектральной плотности. Применение этих важных понятий более полно описано в [10].

Выборочный спектр. При определении периодограммы [10] предполагается, что частоты $f_i = i/N$ являются гармониками основной частоты $1/N$. Вводя спектр, мы ослабляем это предположение и позволяем частоте f изменяться непрерывно в диапазоне 0–0,5 Гц. Подобно периодограмме, он может быть использован для обнаружения и оценки амплитуд синусоидальной компоненты неизвестной частоты f , скрытой в шуме, и действительно это даже удобнее, если только не известно, что частота связана гармонически с длиной ряда, т.е. $f = i/N$. Более того, он является отправным пунктом для теории спектрального анализа, использующей важное соотношение, которое устанавливает связь выборочного спектра $I(f)$ и оценок c_R (4) автоковариационной функции:

$$I(f) = 2 \left(c_0 + 2 \sum_{R=1}^{N-1} c_R \cos 2\pi f R \right), \quad 0 \leq f \leq \frac{1}{2}. \quad (5)$$

Таким образом, выборочный спектр – это косинус-преобразование Фурье выборочной автоковариационной функции.

Периодограмма и выборочный спектр согласно (5) – удобные понятия анализа временных рядов, образованных смесью синусоид и косинусоид с постоянными частотами, скрытыми в шуме. Однако временные ряды такого типа, как описанные выше, характеризуются случайными и неслучайными изменениями частоты, амплитуды и фазы. В случае с регистрирующими структурами мы имеем постоянное изменение частоты и амплитуды периодических компонент, связанное с модуляцией и стохастичностью. Периодограммы профилей яркости показывали множество компонент и сильно варьировали от образца к образцу, были неустойчивы, а оценки числа полос по периодограммам не давали разумных данных. Для таких рядов выборочный спектр $I(f)$ сильно флуктуирует и не допускает какой-либо разумной интерпретации. Отсюда ясно, что периодограмма, выборочный спектр не могут быть адекватным методом для моделирования диаграмм яркости рассматриваемых слоистых структур.

Предположим, однако, что выборочный спектр был вычислен для временного ряда из N наблюдений, являющегося реализацией стационарного стохастического процесса. Такой процесс не имеет никаких детерминированных синусоидальных или косинусоидальных компонент, но мы можем формально провести анализ Фурье для любой частоты f .

Следовательно, так же как периодограмма показывает, каким образом дисперсия ряда, состоящего из смеси синусоид и косинусоид, распределена между различными гармоническими компонентами, спектр $p(f)$ показывает, как дисперсия стохастического процесса распределена в непрерывном диапазоне частот. Можно интерпретировать $p(f)df$ как приближенное значение дисперсии процесса в частотном диапазоне от f до $f + df$.

Нормированный спектр. Иногда более удобно определять спектр при помощи автокорреляций p_R , а не автоковариаций c_R (4). Результирующая функция

$$g(f) = p(f) / \sigma_z^2 = 2 \left\{ 1 + 2 \sum_{R=1}^{\infty} p_R \cos 2\pi f R \right\}, \quad 0 < f < 1/2 \quad (6)$$

называется *нормированным спектром*. Эта функция имеет свойство

$$\int_0^{1/2} g(f) df = 1. \quad (7)$$

Поскольку $g(f)$ положительна, она обладает теми же свойствами, что и обычные плотности вероятности. В этом случае мы имеем дело уже со спектральной плотностью или спектральной мощностью. Аналогия распространяется и на оценивание этих двух функций, к обсуждению которого мы переходим.

Можно показать [10], что выборочный спектр стационарного временного ряда сильно флуктуирует вокруг теоретического спектра. Интуитивное объяснение этого факта заключается в том, что выборочный спектр соответствует использованию слишком узкого интервала в частотной области. Используя модифицированную, или *сглаженную*, оценку

$$\rho(f) = 2 \left\{ c_0 + 2 \sum_{R=1}^{N-1} \lambda_R c_R \cos 2\pi f R \right\}, \quad (8)$$

где λ_R – специально подобранные веса, называемые *корреляционным окном*, можно увеличить «ширину полосы» оценки и получить сглаженную оценку спектра. Использование корреляционного окна делает такой вид анализа более подходящим в нашем случае с модулированными полосчатыми структурами.

Известно несколько типов окон с разной формой. Прямоугольное окно Бартлетта хуже нелинейных окон Тьюки и Парзена, поскольку барлеттское окно дает большие ложные осцилляции в среднем сглаженном спектре [10].

Согласно [10], не существует теоретического метода определения оптимальной ширины полосы частот или, что эквивалентно, его точки отсечения, это находится эмпирически в исследовании спектров при разных окнах.

Оконный спектральный анализ. Проблемы спектрального анализа и синтеза сигналов, ограниченных во времени, частично решаются переходом к так называемому кратковременному или оконному преобразованию Фурье. Идея этого преобразования очень проста – временной интервал разбивается на ряд промежутков – временных окон. В каждом промежутке вычисляется свой спектр. Если в каком-то окне существовали частотные составляющие некоторого сигнала, то они будут присутствовать в спектре, а если нет – будут отсутствовать. Таким образом, можно перейти к частотно-временному представлению сигналов, которое является особым разделом техники обработки сигналов.

Идея оконного анализа также позволяет приблизить применение спектров для нестационарных сигналов в нашем случае. Действительно, если разбивать весь ряд на небольшие участки, то на них изменение частоты будет относительно невелико, и затем можно объединять результаты для множества участков.

На регистрирующих структурах нами были апробированы разные варианты спектрального анализа с разными параметрами, и в результате были найдены наиболее подходящие модификации со следующими характеристиками. Используются логарифмы нормированных спектральных плотностей согласно (6, 8), вычисляемые по автокорреляционной функции, с использованием сглаживающего окна Тьюки (см. формулу (9) ниже) для получения более устойчивых оценок, а ширина окна берется равной половине максимального сдвига автокорреляционной функции. Причем шаг по частоте вычислений оценок спектра в низкочастотном диапазоне был уменьшен в два раза, чтобы увеличить точность оценок. Для учета возрастной нестационарности используется алгоритм нахождения средней частоты по нескольким пикам в диапазоне частот, заданном оператором или программой, а средняя частота уже использовалась для оценки возраста. Оценка возраста (числа годовых полос) получается как отношение длины профиля яркости к периоду. Рис. 7 ниже иллюстрирует получение оценки возраста моллюска с применением описанных методов получения спектров и вычисления числа полос по средней частоте.

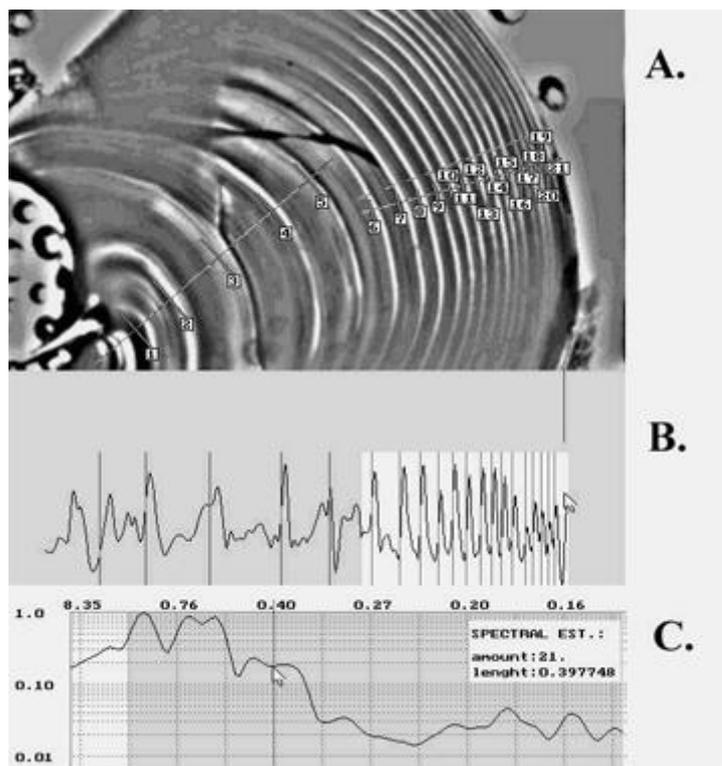


Рис. 7. Компьютерное оценивание числа колец на тонком срезе раковины моллюска *guaduck*: А - Улучшенное цифровое изображение с пронумерованными кольцами и кусочно-адаптивными трансектами; В – Объединенная диаграмма яркости; С – Спектральная плотность, спектральные пики учитываемые в расчетах закрашены серым, найденная средняя частота (период) обозначена вертикальной полосой, оценка числа колец в белом прямоугольнике (равная 21) эквивалентна ручному счету (цифровая маркировка на изображении) в А.

Другим распространенным подходом в обработке временных рядов является фильтрация. Поскольку характеристики возрастных маркеров изменяются, речь в нашем случае может идти только об адаптивной фильтрации.

Адаптивные фильтры [11] – в них используется программируемый фильтр, частотная характеристика или передаточная функция которого изменяется, или адаптируется, таким образом, чтобы пропустить без искажения полезные составляющие сигнала и ослабить нежелательные сигналы или помехи, т.е. уменьшить любые искажения входного сигнала.

В адаптивной системе необходим минимальный объем исходной информации о поступающем сигнале. Адаптивный фильтр действует по принципу оценивания статистических параметров поступающего сигнала и подстройки собственной переходной характеристики таким образом, чтобы минимизировать некоторую функцию стоимости. Такие адаптивные фильтры часто используются для восстановления на выходах каналов сигналов с изменяющимися во времени характеристиками.

Рассмотрим интерпретацию адаптивной фильтрации применительно к задаче выделения и оценки полос в регистрирующих структурах в условиях нестационарности. Как было показано выше, в этом случае мы имеем дело с нестационарностью средней ширины полосы искомого возрастного маркера, причем имеет место тренд ширины в сторону уменьшения, а также могут быть помехи и стохастичность. Кроме того, могут быть полосы и другого масштаба, соответствующие другим частотам сигнала, или мультипериодичность. В таком случае для выделения искомой частоты фильтр должен быть полосовым, подстраиваться к тренду частоты, быть помехоустойчивым и учитывать стохастичность. Поскольку частота сильно варьирует от образца к образцу, то целесообразно задавать некоторое начальное

значение масштаба полос для конкретного образца, а программа будет уже настраиваться на него и отслеживать последующие изменения. Для реализации полосового фильтра можно воспользоваться сглаживанием высокочастотных составляющих, превышающих по частоте детектируемую частоту, затем получить сглаженные значения еще раз при параметрах, обеспечивающих сглаживание детектируемого сигнала (уровень) и путем вычитания из значений уровня предыдущих освобожденных от высокочастотной компоненты значений получить отклонения сигнала в искомом диапазоне частот.

Полезно также отображать найденные полосы на изображении для сравнения и корректировки параметров в случае неверного их детектирования. Для этой цели хорошо подходит бинарный профиль только из двух значений сигнала, где одному из значений можно поставить в соответствие наличие полосы. Бинарный профиль может быть получен из исходного по результатам детектирования.

Общая схема такого адаптивного фильтра представлена ниже.

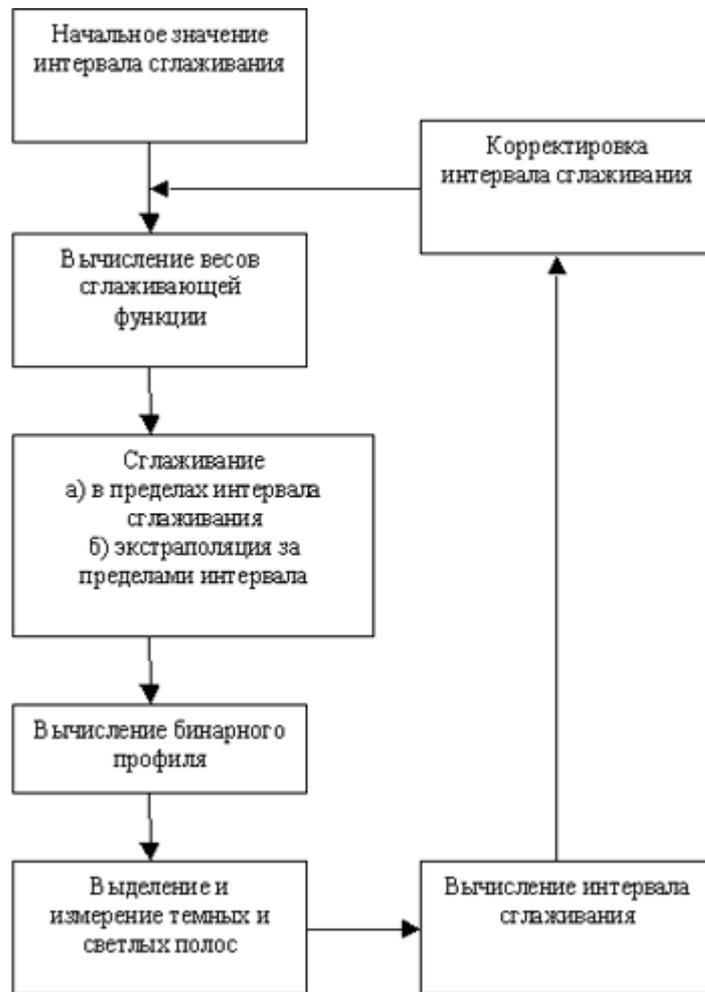


Рис. 8. Алгоритм выделения темных и светлых полос (локальных впадин и подъемов) по профилям яркости с адаптивной подстройкой уровня и интервала сглаживания

Вычисление весов для сглаживания профиля (уровень) может быть получено из сглаживающего окна Тьюки

$$W_k = \left(1 + \cos \left(\pi \cdot \frac{K}{L} \right) \right) / 2, \quad (9)$$

где W_k – значение веса, L – полуинтервал сглаживания, K – сдвиг, $K = 1 \dots L$.

Сглаживание профиля (получение уровня) в пределах интервала сглаживания, т.е. точек профиля, для которых полуинтервал сглаживания не выходит за пределы первой и последней точки профиля, получим по следующей формуле

$$U_i = \left(Z_i + \sum_{k=1}^{L-1} W_k (Z_{i+k} + Z_{i-k}) \right) / L, \quad (10)$$

где U_i – сглаженные значения профиля (уровень), Z_i – исходные значения профиля, i – порядковый номер точки профиля, L – полуинтервал сглаживания.

Нахождение уровня за пределами интервала сглаживания (краевые точки) путем экстраполяции осуществляется простым приравнением ближайших сглаженных значений точек этим краевым точкам.

Вычисление бинарного профиля сводится к преобразованию значений профиля в последовательность 0 и 1, при этом если значение точки профиля превышает значение уровня на некоторую пороговую величину, то ему будет соответствовать 1 в бинарном профиле, а если значение профиля меньше уровня на некоторую пороговую величину либо равно уровню, то ему будет соответствовать 0 в бинарном профиле.

$$B_i = \begin{cases} 1, & Z_i > U_i + h, \\ 0, & Z_i \leq U_i - h, \end{cases} \quad (11)$$

где B_i – бинарный профиль, i – порядковый номер точки профиля, h – величина порога, U_i – уровень.

Введение порога h по глубине перепадов в (11) необходимо для борьбы с шумом, для исключения влияния мелких скачков яркости порожденных разными факторами.

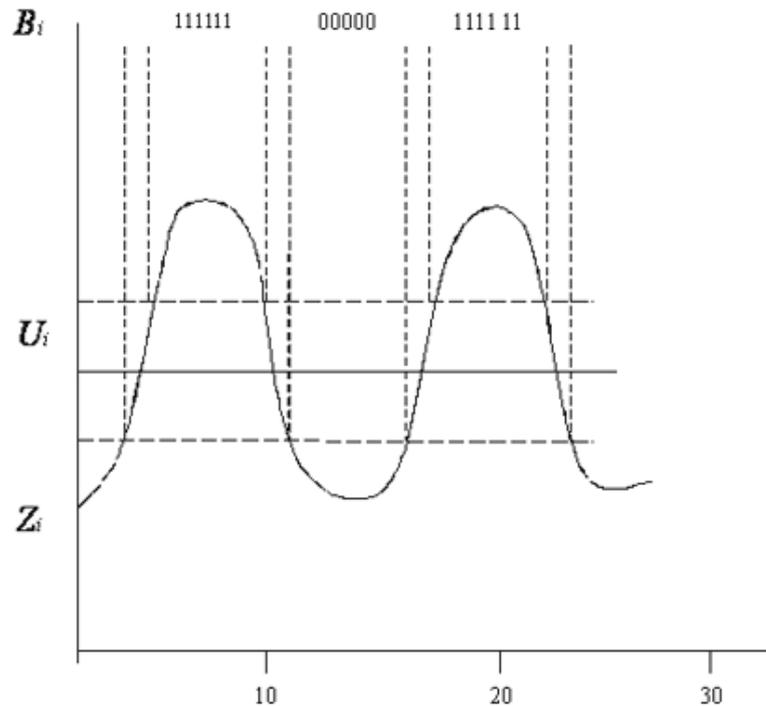


Рис. 9. Получение бинарного профиля из профиля яркости по р.с.

Переход к бинарному профилю значительно облегчает подсчет и измерение темных и светлых полос. Подсчет числа светлых полос сводится к элементарному определению числа изменений значений бинарного профиля, где 0 меняется на 1, а 1 на 0, а для темных полос наоборот. Измерение размера полос сводится к подсчету количества единиц и нулей для соответствующего перехода.

Корректировка интервала сглаживания предназначена для того, чтобы учитывать изменения размера темных и светлых полос, и в соответствии с этим увеличивать

интервал при увеличении размера полос или уменьшать при уменьшении, сохраняя его оптимальным.

Для устранения высокочастотных компонент, шумов принят постоянный интервал сглаживания по трем значениям профиля яркости.

Интервал сглаживания при вычислении уровня принят равным сумме размеров трех последовательных полос. В итеративной процедуре обработки профиля, когда находится не менее трех полос, вычисляется новое значение интервала сглаживания по этим полосам, а в последующем при нахождении новой очередной полосы интервал вычисляется по трем последним полосам.

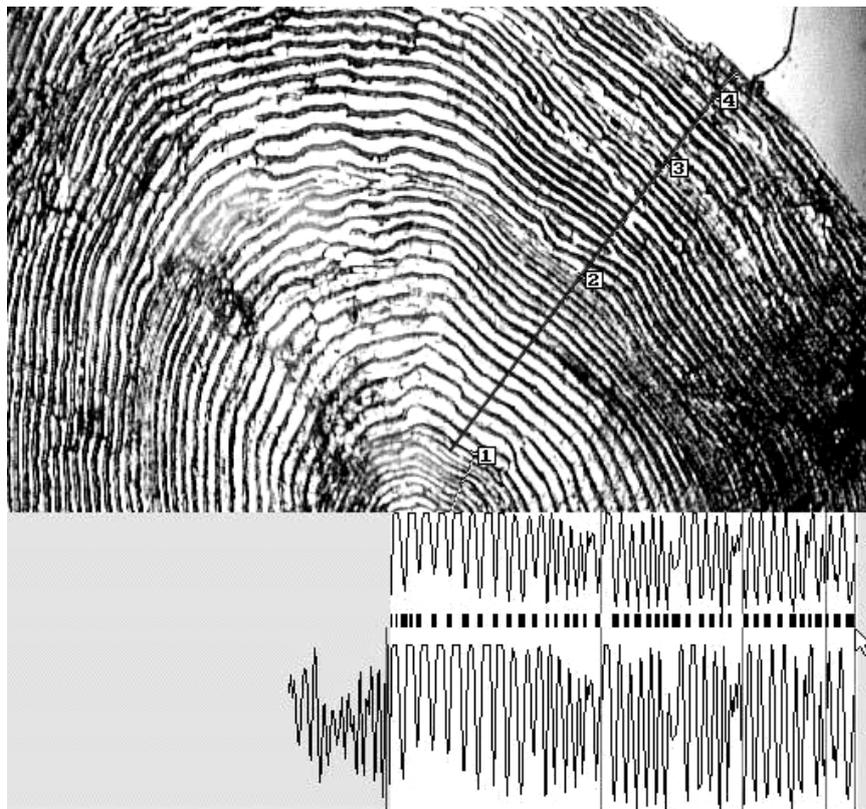


Рис. 10. Выделение и измерение полос (склеритов) на чешуе нерки с помощью адаптивного порогового детектора. Линия с № 1–4 показывает направление трансект. Диаграмма внизу – исходная диаграмма яркости; диаграмма под изображением получена в итоге полосовой адаптивной фильтрации; черные полосы между диаграммами – бинарный профиль (идентифицированные и измеренные склериты).

Проверка описанного алгоритма по чешуе лососей показала его неплохую работоспособность, коэффициент корреляции компьютерных оценок числа полос и ручного подсчета полос составлял 0,96. Однако некоторые ошибки возникали при резком изменении ширины полос или прерывании полос. На равномерном участке с плавным изменением ширины полос алгоритм работал хорошо.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Обширная проверка выше описанных алгоритмов и методов была предпринята нами и другими учеными в исследованиях на более чем 15 видах морских организмов с различными р.с. и из разных регионов, и опубликована в [1, 5, 8, 12]. Обобщая результаты тестирований, можно заметить следующее.

Эффективность применения алгоритмов и методов обработки временных рядов на каждом этапе зависит как от особенностей самих регистрирующих структур, так и от

результатов обработки на предыдущих этапах, от настройки параметров алгоритмов, соответствия образцов допустимым условиям работоспособности алгоритмов и др.

Так, например, пороговый детектор достаточно чувствителен к контрастности колец, а спектральная функция хорошо работает на длинных профилях яркости без резких скачкообразных изменений длины периода маркеров. Во многих случаях перед их использованием полезно улучшение изображений, устранение трендов яркости. Использование адаптивных, кусочных профилей и оконного спектрального анализа также полезно для борьбы с нестационарностью и неоднородностью образцов. Все результаты отчетливо показывают необходимость адаптивных подходов анализа временных рядов, как и обработки изображений.

Биологические структуры отличаются большой гетерогенностью, вариабельностью от образца к образцу. Потому важным вопросом является приемлемость одних и тех же алгоритмов, методов к разным образцам выборок р.с. В целом, только совокупность различных методов с подстройкой параметров и адаптивный подход, как показывают результаты, могут охватить разнообразие ситуаций. Для автоматизации анализов полезным оказывается разбиение выборок на однородные группы, в пределах которых могут быть работоспособными одни и те же алгоритмы. Однако отдельные образцы требуют индивидуального, ручного анализа, так как их параметры могут выходить за допустимые пределы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Cailliet G.M., Botsford L.M., Brittnacher J.B., Ford G., Matsubayashi M., King A., Watters D.L., Kope R.G. Development of a computer-aided age determination system: evaluation based on otoliths of bank rockfish off California. *Transaction Amer. Fish. Soc.* 1996. V. 125. P. 874–888.
2. Panella G. Otolith growth patterns: an aid in age determination in temperature and tropical fishes. In: "Ageing of fish". Proceedings of an international symposium. The Gresham Press, Old Working, Surrey, England. 1974. P. 28-39.
3. Васильков В.П. Значение, характер и вероятные причины ритмичности в росте рыб. *Вопросы ихтиологии.* 1979. Т. 19. Вып. 4. С. 639–647.
4. Васильков В.П. Регистрационные свойства чешуи Новозеландского джакаса *Cheilodactylus macropterus* (Bloch and Shneider) и их использование для получения информации о ритмах роста. *Вопросы ихтиологии.* 1977. Т. 17. Вып. 3.
5. Troadec H. Frequency demodulation on otolith numerical images for the automation of fish age estimation. *Aquat. Living Res.* 1991. V. 4. P. 207–219.
6. Прэнт У. *Цифровая обработка изображений.* М.: Мир, 1982. Т. 2.
7. Estep K.W., Nedreaas K.H., MacInture F. Computer image enhancement and presentations of otoliths. In: *Recent Developments in Fish Otolith Research.* Columbia: University of South Carolina Press, 1995. P. 150–181.
8. Васильков В.П. *Анализ цифровых изображений кальцифицированных структур для оценки возрастных маркеров.* Владивосток: ВГУЭС, 2006. 226 с.
9. Бокс Д., Дженкинс Г. *Анализ временных рядов, Прогноз и управление.* М.: Мир, 1974. 406 с.
10. Дженкинс Г., Ваттс Д. *Спектральный анализ и его приложения.* М.: Мир, 1972. Т. 2.
11. *Адаптивные фильтры.* Пер. с англ. Под ред. Коуэна Ф.Н., Гранта П.М. М.: Мир, 1988. 392 с.
12. Васильков В.П., Левада Т.П. Опыт машинного определения возраста у рыб Тихого океана. *Экспресс-информация ЦНИИТЭИРХ.* 1977. Вып. 7. С. 12–17.

Материал поступил в редакцию 28.01.2009, опубликован 11.03.2009