

СЛЕДЫ ПРИРОДНЫХ КАТАСТРОФ: ГЕОМЕТРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ШИАРЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

А. Г. Марчук¹, А. Г. Зотин², М. А. Курако³, К.В. Симонов⁴

¹ *Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, 630090, Новосибирск*

² *Сибирский государственный университет науки и технологий, 660037, Красноярск*

³ *Сибирский федеральный университет, 660041, Красноярск*

⁴ *Институт вычислительного моделирования СО РАН, 660036, Красноярск*

УДК 550.3

Разработана методика обработки изображений, включающая в себя применение алгоритмов шиарлет-преобразования в сочетании с процедурой контрастирования изображений. На экспериментальном материале показано, что предлагаемая методика является эффективным инструментом для анализа внутренних геометрических черт изучаемых объектов — следов проявлений морских природных катастроф в береговой зоне.

Ключевые слова: обработка изображений, шиарлет-преобразование, следы морских природных катастроф, геометрический анализ, контрастирование.

Введение

В последнее время появляются всё более совершенные и сложные инструментальные комплексы, применяемые в экспериментальных исследованиях в проблеме цунами, в частности, связанных с анализом их проявлений в береговой зоне. При этом известные алгоритмические средства не вполне соответствуют требованиям по быстродействию и качеству обработки сложных визуальных данных, которые регистрируются вновь создаваемыми приборами.

В современной литературе приводятся различные варианты для автоматизации процесса обработки таких изображений. В то же время получаемые результаты не всегда отвечают требованиям современной практики. Успешные методики для эффективного и более точного решения этой задачи могут быть в действительности применены к гораздо более широкому кругу областей, в том числе к визуализации изображений для целей морфологического анализа, применительно к исследованию проявлений морских природных катастроф.

Во многих работах приводятся варианты применения различных вычислительных средств для решения указанных актуальных задач. В то же время применение алгоритмов шиарлет-преобразования в сочетании с предлагаемой методикой контрастирования является новым вычислительным подходом в данной предметной области. Описаны отдельные схемы выполнения конкретных исследований с применением частных специализированных алгоритмов в данных предметных областях при решении указанных задач.

1 Шиарлет-преобразование данных наблюдений

В работах Д. Донохо и Г. Кутинек [1] и Дж. Старка, М. Елада и Д. Донохо [2] описан метод разделения изображений на основе анализа морфологических компонентов. В этом подходе предполагается, что каждое из изображений является линейной комбинацией из нескольких компонентов, которые морфологически различны, например, точки, кривые и текстуры. Успех этого метода основывается на предположении, что каждый из компонентов редко представлен в определённой системе представлений. Донохо и Кутинек [1] разработали математическую основу, в которой понятие успешного разделения строго определяется и может

быть математически доказано в случае разделения точечных и криволинейных структур, которую называли геометрическим разделением.

В работе используются две реализации дискретного шиарлет-преобразования. В [3] представлен алгоритм быстрого дискретного шиарлет-преобразования (FFST — fast finite shearlet transform). В его основу положены дискретное быстрое прямое и обратное преобразования Фурье. В качестве материнского вейвлета используется вейвлет Мейера. Область частот разбивается на четыре конуса и область низких частот. В теории указанный алгоритм применим к изображениям произвольных размеров, однако данная реализация принимает на вход только квадратные изображения, поскольку возникают затруднения при обращении с коэффициентами на диагоналях.

Альтернативный подход к вычислению шиарлет-преобразования (алгоритм ShearLab) описан в работе [4]. Данная реализация основывается на дискретном быстром преобразовании Фурье, однако иным образом интерпретирует область частот. Плоскость, согласно общей схеме, разбивается на конусы, область низких частот и множество точек, оказавшихся на стыках конусов. Затем осуществляется переход к псевдополярным координатам, в которых вычисляется модифицированное преобразование Фурье. Поскольку переход к псевдополярным координатам не является изометрическим отображением, возникает необходимость в восстановлении «плотности» фрагментов, получающихся при дискретизации области частот.

Данная реализация алгоритма шиарлет-преобразования выполняет следующую последовательность действий: классическое преобразование Фурье; замена переменных и переход к псевдополярной системе координат; компенсация радиальной плотности путём домножения на довешивающие функции; разбиение плоскости на прямоугольные фрагменты; обратное преобразование Фурье каждого фрагмента.

Восстановление исходного изображения из коэффициентов его шиарлет-преобразования выполняется на основе сопряжённых действий в обратном порядке.

Известны следующие результаты, которых можно добиться, применяя к коэффициентам шиарлет-преобразования различные фильтры: выделение контуров объектов на изображениях; шумоподавление; разделение изображений (геометрический анализ).

2 Методика обработки данных

Исходя из описанных выше теоретических и алгоритмических результатов, представлена методика обнаружения закономерностей и спектральной декомпозиции пространственных данных и изображений, которая позволяет решать широкий класс задач аппроксимации выделенных структур-объектов в рамках обработки и анализа изображений проявлений природных катастроф. При этом на основе базовых алгоритмов шиарлет-преобразования решаются следующие задачи: разделение точек и кривых на изображениях, выделение контуров, эффективная визуализация данных (контрастирование).

Исследование алгоритма FFST показало, что контуры объектов можно получить в виде суммы коэффициентов шиарлет-преобразования для фиксированного масштаба и всевозможных значений сдвигов и смещений. В связи с этим предлагается использовать эту особенность при решении указанной задачи аппроксимации:

$$f_{\text{contour}} = \sum_{k=0}^{k_1} \sum_{m=0}^{m_1} sh_{\psi}[f](j^*, k, m),$$

где sh_{ψ} ставит в соответствие исследуемой функции f шиарлет-коэффициенты $sh_{\psi}[f](j^*, k, m)$, полученные для масштаба j^* , сдвига k и смещения m , k_1 — количество сдвигов, m_1 — количество смещений.

Для оценки эффективности работы алгоритмов шиарлет-преобразования использовалось несколько критериев. Один из них — среднее время работы алгоритма на одном изображении. Анализ результатов показал, что алгоритм ShearLab работает быстрее FFST на изображениях больших размеров, в то время как FFST имеет незначительное преимущество на небольших изображениях.

Предлагается следующая методика выполнения контрастирования изображений после применения алгоритмов шиарлет-преобразования:

- преобразования осуществляются поэлементно для выделения интересующих деталей изучаемого объекта;
- выполняется исключение несущественных особенностей на изображении (фон);
- выполняется приведение изображения к виду, который удобен для визуальной интерпретации и дальнейшего анализа;

- выполняется оценка расчётных искоемых параметров (решение задач на выделение контуров и шумоподавление).

3 Процедура контрастирования

Отметим, что алгоритмическая процедура контрастирования — подбора цветов и распределение плотности изолиний на изображении — соответствует известной методике построения упругой карты по пространственным данным [5]. Рассмотрим, следуя [5], алгоритмическое обеспечение для контрастирования изучаемых изображений. Пусть анализируемый объект представляет собой ограниченное двумерное многообразие, вложенное во множество исследуемых данных наблюдений (изучаемое изображение) таким образом, чтобы форма и расположение многообразия отражали основные особенности распределения точек исходных данных на изображении.

Для описания такой карты используется вектор-функция $\vec{r} = \vec{r}(x, y)$ от двух координат x и y , называемых внутренними координатами. Линии, вдоль которых одна из внутренних координат принимает постоянное значение, задают внутреннюю координатную сетку. Каждая точка данных на изображении задаётся, с одной стороны, m «внешними» (исходными) координатами, а с другой стороны, двумя внутренними координатами. При построении вычислительных процедур предполагается, что расчёты выполняются не с многообразием (картой), а с его точечной аппроксимацией, определяемой сеткой узлов. Для описания сетки достаточно $m \cdot p \cdot q$ чисел, где m — размерность пространства, а p и q — количество узлов сетки по каждому измерению. Предполагается также, что длина ребра сетки не велика, поскольку карта аппроксимирует данные и достаточно плотно к ним прилегает. Простейшим способом проецирования является сопоставление каждой точке данных ближайшего узла сетки. Множество данных располагается на поверхности сетки так, чтобы квадрат расстояния от точек данных до ближайшего узла был минимальным.

Сформулируем в соответствии с указанной постановкой задачи критерий оптимальности, в который бы входили не начальные и конечные положения точек (до и после проецирования на карту), а положения узлов карты относительно исходных данных. Это позволит существенно снизить размерность задачи оптимизации.

Рассмотрим двумерную прямоугольную сетку узлов, в которой p узлов по горизонтали и q узлов по вертикали. Перенумеруем узлы этой сетки с помощью двух индексов — y^{ij} , $i = 1, \dots, p$, $j = 1, \dots, q$. Построенная сетка располагается во множестве точек данных так, чтобы каждой точке данных сопоставлялся ближайший узел сетки. Точки данных имеют вид $t_{ij}(x, y, M)$, где (x, y) — её условные координаты, M — интенсивность (цвет), характеризующая особенности изучаемого объекта. Такой способ разбивает множество данных на $p \cdot q$ подмножеств K_{ij} , в пределах каждого из которых точки подмножества окажутся ближе к y^{ij} , чем к любому другому узлу. Определим K_{ij} следующим образом:

$$K_{ij} = \{t \mid t \in P_k, \|y^{ij} - t\|^2 \leq \varepsilon\}.$$

В общем случае сетку можно деформировать двумя способами — растягивать её вдоль и изгибать поперёк. В одном случае она стремится сохранить свою длину, а в другом — свою плоскую форму. Следовательно, сетка должна иметь следующие свойства: свойство растяжения (это свойство обеспечивает равномерность сетки); свойство гладкости; свойство близости к точкам данных.

Чтобы сетка обладала этими свойствами, необходимо в минимизируемый критерий добавить меру суммарного растяжения сетки, меру суммарного изгиба и меру суммарной близости, что достигается следующим функционалом:

$$D = \frac{D_1}{|P_k|} + \lambda \frac{D_2}{pq} + \mu \frac{D_3}{pq} \rightarrow \min,$$

где $|P_k|$ — число точек, λ, μ — коэффициенты упругости, отвечающие за растяжение и изогнутость сетки соответственно, D_1, D_2, D_3 — слагаемые, отвечающие за свойства сетки.

На основе изложенной постановки задачи предложен способ построения упругой карты, учитывающий значения введённого физического признака для исследуемых данных, характеризующего изучаемый объект. Далее представлено краткое описание основных элементов алгоритмического обеспечения разрабатываемой методики анализа и визуализации данных.

Пусть метрика является евклидовой. В этом случае функционал D является квадратичным по положениям узлов y^{ij} . Это значит, что при заданном разбиении множества точек данных на таксоны K_{ij} для его минимизации потребуются решить систему линейных уравнений размера $p \cdot q \times p \cdot q$.

Следовательно, эффективным методом минимизации функционала D окажется такой алгоритм:

Шаг 0. Узлы сетки так или иначе располагаются в пространстве данных;

Шаг 1. При заданных положениях узлов сетки производится разбиение на таксоны K_{ij} ;

Шаг 2. При заданном разбиении множества на таксоны производится минимизация функционала D .

Шаги 1 и 2 повторяются до тех пор, пока функционал D не перестанет изменяться в пределах заданной точности. Процесс сходится, поскольку на каждом этапе минимизации величина D , очевидно, будет уменьшаться; вместе с тем она ограничена снизу нулём. Более того, она сходится за конечное число шагов, так как число вариантов разбиения точек данных на таксоны конечно (хотя и может быть весьма велико).

Ниже показаны возможности применения этой методики для обработки и анализа сложных изображений, в частности, в проблеме цунами и изучении следов катастрофических наводнений в береговой зоне. Представлена общая вычислительная схема модифицированного геометрического анализа при выполнении численных экспериментов с изучаемыми изображениями. Последовательность действий для оценки результатов анализа имеет вид:

- для каждого снимка формируется карта эталонов, в которой пользователь-эксперт выделяет контуры объектов интереса;
- для каждого снимка применяются фильтры с разными настройками (размер ядра и параметры);
- по каждому снимку формируется серия отфильтрованных изображений, к которой применяются методы выделения контуров.

Результат применения фильтров оценивается на основе следующих положений:

- насколько видны объекты интереса — их контуры (в процентном соотношении от эталона);
- сколько лишней информации (в процентах от размеров изображения).

Применяется разработанная методика контрастирования для изображений с выделенными контурами и оцениваются результаты расчётов: цветового выделения, т.е. насколько видны объекты интереса — их контуры (в процентном соотношении от эталона), а также в сравнении с простым выделением контуров; доля незначимых участков; в итоге, формируется заключение о том, какой вариант лучше.

Далее выполняется общая оценка пригодности фильтров для обработки изучаемых снимков. Для наилучшего метода (алгоритмы шпатель-преобразования в сочетании с контрастированием) проводятся дополнительные эксперименты для изображений каждого класса. Формируются искусственно зашумлённые изображения с добавлением шума (5%, 10%, 15%), где представлено следующее распределение шумовых компонентов — 70% аддитивного и 30% импульсного. После этого подготовительного этапа выполняются следующие исследования:

- формируется набор отфильтрованных изображений фильтрами с разными настройками (размер ядра и параметры);
- применяется разработанная методика (шпатель-преобразование и контрастирование);
- выполняется сравнение полученных результатов с результатами, полученными на не зашумлённых изображениях.

В итоге, оцениваются результаты по контрастированным объектам интереса — насколько они близки к тем, что получены на не зашумлённых снимках (в процентном соотношении) и выдаётся заключение о качестве решения задачи различными фильтрами.

Предлагаемые в данной работе авторами подходы к визуализации изображений и методы их обработки позволяют повысить объективность обнаружения и разрешающую способность, а также возможность создания трёхмерно виртуального изображения изучаемого объекта. База данных изображений представляет набор снимков с различными вариантами нарушений в береговой зоне.

Заключение

Применение разработанной методики обработки и анализа визуальных данных на основе алгоритмов шиарлет-преобразования в сочетании с процедурой контрастирования позволяет значительно улучшить результаты описания следов природных катастроф в проблеме цунами. Таким образом, разработанный вычислительный инструмент для анализа внутренних геометрических черт экспериментальных изображений позволяет успешно решать задачу количественного морфологического (геометрического) представления визуальных данных на основе применения алгоритмов шиарлет-преобразований в сочетании с процедурой контрастирования изображений.

Предлагаемая методика позволяет повысить точность выделения квази-круглых структур и линейных структур, а также повысить визуальное качество изображений изучаемых объектов в рамках процедуры контрастирования снимка для адекватной количественной оценки их основных характеристик (длина, ширина, площадь). А также для построения на этой основе отдельных моделей контуров и линий. При решении указанных задач точность оценок повышена в среднем на 25 – 30%.

Таким образом, на экспериментальном материале проведённых исследований в проблеме цунами показано, что разработанная методика является эффективным инструментом для анализа внутренних геометрических черт изучаемых объектов.

Список литературы

- [1] Donoho D, Kutyniok G (2009) Geometric separation using a wavelet-shearlet dictionary. SampTA'09 (Marseille France 2009) Proc.
- [2] Starck J-L, Elad M, Donoho D (2005) Image decomposition via the combination of sparse representation and a variation approach. IEEE Trans. Image Proc. 14: 1570–1582.
- [3] Hauser S (2011) Fast finite shearlet transform: a tutorial. University of Kaiserslautern.
- [4] Lim W-Q (2010) The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet frames. IEEE Trans Imag Proc 19: 1166–1180.
- [5] Горбань А.Н., Зиновьев А.Ю., Питенко А.А. Визуализация данных методом упругих карт // Информационные технологии. — 2000. — № 6. — С. 26–35.

*Андрей Гурьевич Марчук — д.ф.-м.н., вед. науч. сотр. Института
вычислительной математики и математической геофизики СО РАН;
e-mail: mag@omzg.sscs.ru;*

*Александр Геннадьевич Зотин — к.техн.н.; Сибирский государственный университет
науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева;
e-mail: zotin@sibsau.ru;*

*Михаил Александрович Курако — аспирант Сибирского федерального университета;
e-mail: mkurako@sfu-kras.ru;*

*Константин Васильевич Симонов — д.техн.н., вед. науч. сотр. Института
вычислительного моделирования СО РАН ФИЦ КНЦ СО РАН;
e-mail: simonovkv@icm.krasn.ru.*

Дата поступления — 31 мая 2017 г.