

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК

СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ

А В Т О М Е Т Р И Я

№ 2

2000

УДК 681.3.01 : 535

Н. К. Бакиров, А. Х. Султанов, С. В. Дыбленко

(Уфа)

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ПОИСКА РАЗЛАДКИ
В ЗАДАЧЕ РАЗЛИЧЕНИЯ СТОХАСТИЧЕСКИХ ТЕКСТУР***

Описывается использование непараметрического метода поиска многомерной разладки случайных процессов для обработки изображений с целью выделения границ аномальных явлений на фоне подстилающей поверхности. В рассматриваемой задаче обнаружения разладки и оценивания момента разладки в последовательной постановке предлагается критериальная статистика, основанная на значениях выборочных характеристических функций. Соответствующий критерий состоятелен в широком классе альтернатив и имеет заданную оценку асимптотического уровня значимости. Предложен алгоритм сегментации текстур для двумерного случая, представляющий собой последовательность операций по обработке значений критериальных статистик, полученных при сканировании изображения последовательно по строкам и столбцам. Приведены результаты тестовых испытаний.

Ряд аномальных явлений (АЯ) на поверхности земли или океана в одной из возможных математических моделей представляется как относительно крупные однородные подобласти текущего изображения на фоне однородной подстилающей текстуры.

Обработка аэрокосмических изображений как двумерных случайных полей может проводиться с использованием последовательных методов поиска разладки (поиск АЯ) [1–3], при этом различие в статистических свойствах АЯ и подстилающей поверхности служит основой для обнаружения или распознавания объектов сцены.

В этих методах производится сканирование изображения «точкой» (тем или иным способом) с параллельной обработкой изображения в пределах фиксированной окрестности текущей «точки» с учетом предыстории. В результате исследователь определяет значения некоторого скалярного параметра (статистики типа среднего, дисперсии, автокорреляции и взаимной корреляции, спектральных коэффициентов и т. д.), по которым далее принимается то или иное решение об АЯ на изображении.

В связи с задачами автоматической обработки изображений представляют интерес непараметрические методы поиска разладки, не требующие адекватности специализированных математических моделей, которые до-

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований и АН РБ (грант № 96-01-00096).

стоверно различали бы (в соответствующем асимптотическом смысле) любые две текстуры (т. е. были бы состоятельными в статистическом смысле). В настоящей работе предлагается такой непараметрический алгоритм поиска разладки в применении к задаче обработки изображений.

В работе [4] предложен новый метод обнаружения разладки случайной последовательности $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots, X \in R^d$.

В последовательном варианте алгоритма решение о разладке принимается, если происходит превышение заданного заранее порога величиной

$$T_n = \sqrt{M} \frac{2U_3 - U_1 - U_2}{U_1 + U_2}, \quad n = M+1, M+2, \dots, \quad (1)$$

где

$$\begin{aligned} U_1 &= \frac{1}{M^2} \sum_{i,j=1}^M |X_{i+n} - X_{j+n}|_d, & U_2 &= \frac{1}{M^2} \sum_{i,j=1}^M |X_{n-i} - X_{n-j}|_d, \\ U_3 &= \frac{1}{M^2} \sum_{i,j=1}^M |X_{i+n} - X_{n-j}|_d. \end{aligned}$$

Здесь $|X|_d$ – евклидова норма d -мерной величины X . Если $X = \|x_{i,j}\|$ – двумерная матрица, то $|X|_d = \sqrt{\sum_{i,j} x_{i,j}^2}$.

Сравнение случайной величины T_n с порогом эквивалентно проверке статистической гипотезы об однородности двух выборок:

$$X_{n-M}, X_{n-M+1}, \dots, X_{n-1} \quad \text{и} \quad X_{n+1}, \dots, X_{n+M-1}, X_{n+M}, \quad (2)$$

а сама величина T_n есть нормированное расстояние между выборочными характеристическими функциями в весовом L_2 -пространстве функций на R^d [4]:

$$T_n = \sqrt{M} \frac{\int_{R^d} \left| f_1^n(t) - f_2^n(t) \right|^2 |t|_d^{-1-d} dt}{\int_{R^d} \left(2 - \left| f_1^n(t) \right|^2 - \left| f_2^n(t) \right|^2 \right) |t|_d^{-1-d} dt},$$

$$f_1^n(t) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \exp\{i(t, X_{n-j})\}, \quad f_2^n(t) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \exp\{i(t, X_{n+j})\}.$$

Здесь $\langle \cdot, \cdot \rangle$ – скалярное произведение в R^d . Таким образом, малые значения величины T_n при больших M свидетельствуют о близости характеристических функций f_1^n и f_2^n , а значит, и о близости вероятностных распределений выборок (2).

Перечислим некоторые свойства указанного метода [4]:

- 1) алгоритм непараметрический в смысле отсутствия опоры на те или иные математические модели данных X_i ;
- 2) сдвигомасштабная инвариантность величины T_n , а также ее инвариантность ко всем ортогональным преобразованиям исходных данных;
- 3) вычислительная простота реализации алгоритма, его универсальность;
- 4) состоятельность критерия проверки гипотезы о статистической однородности выборок (2) на основе статистики T_n против всех альтернатив при $M \rightarrow \infty$ (если выборки повторные, то по поводу стационарного случая см. [4]), наличие достаточно простой оценки сверху асимптотического уровня значимости (при этом оценка зависит только от порога и не зависит от размерности и функций распределения данных), мощность критерия экспоненциально быстро стремится к 1 при $M \rightarrow \infty$.

Отметим, что в многомерном случае для аналогов традиционных алгоритмов обнаружения разладки, удовлетворяющих пп. 1–4, становится нетривиальной проблема оценки вероятности ложной тревоги в зависимости от порога.

В работе [4] приведена также оценка вероятности ложной тревоги для последовательного варианта алгоритма. Эта оценка (в так называемой групповой форме) может быть улучшена на основании результатов работы [5], так что при отсутствии разладки

$$\limsup_{C \rightarrow \infty} \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{2}{C^2} \log P \left\{ \sup_{n \leq M} (T_n \geq C) \right\} \leq -1,$$

кроме того, при наличии разладки с вероятностью единица

$$\limsup_{M \rightarrow \infty} \frac{\tau_M - m}{|\ln \alpha|} < \infty,$$

где α – вероятность ложной тревоги; τ_M – момент, в который алгоритм сигнализирует о разладке; m – истинное значение момента разладки (по предположению содержащееся в интервале $[M\theta_1, M\theta_2]$, $0 < \theta_1 < \theta_2 < \infty$) [4].

Отметим, что размерность изображения легко учитывается в (1), так что, например, возможен учет всей гаммы цветов изображения.

При работе с алгоритмом (1) на примере нескольких моделей текстур оказалось, что выделение границ текстур заметно лучше (в смысле отклонения границы от ее оценки в метрике Хаусдорфа), если дополнительно на (1) накладывать слаживающую процедуру. Теоретическое обоснование этого обстоятельства, по-видимому, возможно только на основе метода Монте – Карло ввиду существенной нелинейности используемых статистик.

Сегментация АЯ на изображении осуществляется следующим образом.

Производится сканирование исходного изображения по столбцам и строкам с шагом в H_1 пикселов. Сканирование каждого столбца (аналогично строки) сводится к вычислению массива $\{T_n\}, n=1, N$, по формуле (1) с входными данными (2), где X_i – подматрицы исходного изображения размером $Q \times Q$ с центром в пикселе с координатами (iH_2, p) , здесь p – номер текущего

столбца; iH_2 – номер текущей строки; H_2 – шаг, с которым производится «вырезание» подматриц X_i .

Далее к массиву $\{T_n\}$ применяется следующая процедура обработки.

1. Производится фильтрация $\{T_i\}$:

$$J_k = \sum_{i=1}^L \left((T_{k+i-1} - T_k)S_i - \frac{1}{2} S_i^2 \right), \quad k = \overline{1, N-L}, \quad (3)$$

где

$$S_i = \begin{cases} \frac{h(i-1)}{\lfloor L/2 \rfloor}, & i \equiv 1 \pmod{2}, \quad i \leq \left[\frac{L}{2} \right] + 1; \\ \frac{h(L-i)}{\lfloor L/2 \rfloor}, & i \equiv 1 \pmod{2}, \quad i > \left[\frac{L}{2} \right] + 1; \\ \frac{h(i-1)}{\lfloor L/2 \rfloor - 1}, & i \equiv 0 \pmod{2}, \quad i \leq \left[\frac{L}{2} \right]; \\ \frac{h(L-i)}{\lfloor L/2 \rfloor - 1}, & i \equiv 0 \pmod{2}, \quad i > \left[\frac{L}{2} \right]. \end{cases} \quad (4)$$

Здесь $[A]$ – целая часть числа A ; $h = \max(0, T_{k+\lfloor L/2 \rfloor} - T_k)$; $L = \left[\frac{2(M-1)H_2}{H_1} \right] + 1$.

Формула (4) фактически определяет равнобедренный треугольник высотой h и основанием L , если L нечетно, или равнобокую трапецию высотой h , нижним основанием L и верхним основанием, равным 2, если L четно.

Выбор $\{S_i\}$ обусловлен следующим соображением. Реакцией функционала T_n (его график) на проход границы двух однотонных областей является равнобедренный треугольник основанием L и высотой, зависящей от параметров статистики и значений элементов изображения до и после границы, при этом середина основания треугольника совпадает с границей.

Формула (3) в известном смысле аналогична статистике оптимального критерия обнаружения сигнала (в данном случае имеющего треугольную форму) на фоне белого шума [6].

2. Из последовательности J_k выбираются все локальные максимумы A_j , при этом $A_j = J_k : \max(J_{k-1}, J_{k+1}) < J_k$. Далее производится повторная фильтрация $\{A_j\} \rightarrow \{A'_k\}$, которая отбирает локальные максимумы A'_k в последовательности A_1, A_2, \dots .

3. Решение о разладке принимается, если $A'_k < \Lambda$, где Λ – порог, либо задаваемый заранее, либо подбираемый непосредственно в диалоге «человек – машина» при визуальном контроле результатов сегментации.

4. После этого производится пересчет индекса k в реальную координату точки разладки на исходном изображении в текущем столбце (строке).

Описанная процедура применяется для каждого столбца и строки исходного изображения (с шагом H_1).

Перечислим некоторые естественные рекомендации для практической реализации алгоритма:

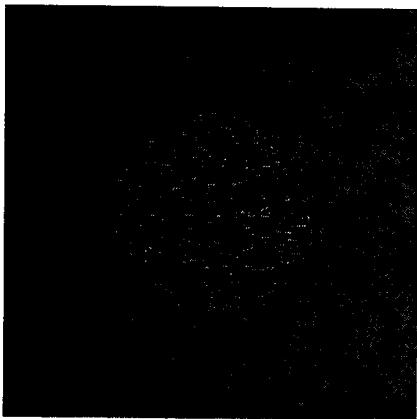


Рис. 1

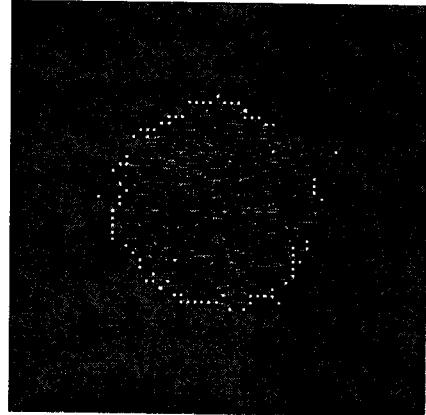


Рис. 2

- 1) подматрицы X , должны включать в себя, по крайней мере, несколько характерных элементов текстуры;
- 2) алгоритм работает тем лучше, чем больше количество слагаемых в суммах (1);
- 3) аномальные зоны должны быть достаточно велики и иметь достаточно гладкую границу, по меньшей мере, должны полностью вмещать в себя крест, захватываемый всеми подматрицами X , в формуле (1) для фиксированного n .

На экране размером $N_1 \times N_2$ пикселов моделируются две текстуры: условно говоря, АЯ (например, нефтяное пятно) и фон (взволнованная поверхность океана) (рис. 1). Фон моделируется как объединение случайно разбросанных (равномерно) квадратов со случайной стороной (равномерно распределенной в задаваемом интервале).

Результат применения предлагаемого алгоритма приведен на рис. 2.

Наращивание фона ведется до определенного процента заполнения площади. Объект (АЯ) моделируется как система равномерно случайно разбросанных отрезков случайной длины (равномерно распределенной в заданном интервале). Допускаются случайные отклонения направления отрезков, равномерно распределенные в заданном интервале, симметрично расположенным относительно горизонтали. Наращивание текстуры-объекта ведется до определенного процента заполнения площади.

Параметры алгоритма для данной задачи следующие: $M = 5$, $Q = 25$ (пикселов), $H_1 = H_2 = 8$, $N_1 = N_2 = 480$, $\Lambda = 0,205$.

Оценка границы представлена в виде укрупненных точек с повышенной яркостью.

На рис. 3 приведено трехмерное представление функционала T , вычисленного по строкам изображения (см. рис. 1), для иллюстрации реакции алгоритма на границу между текстурами.

В заключение отметим, что в работе рассмотрен новый непараметрический алгоритм обнаружения и сегментации аномального явления на фоне подстилающей текстуры, который может применяться для обработки моно- и многозональных аэрокосмических изображений, трехмерных сейсмологических карт и т. д. Алгоритм содержит в себе однотипные операции с матри-

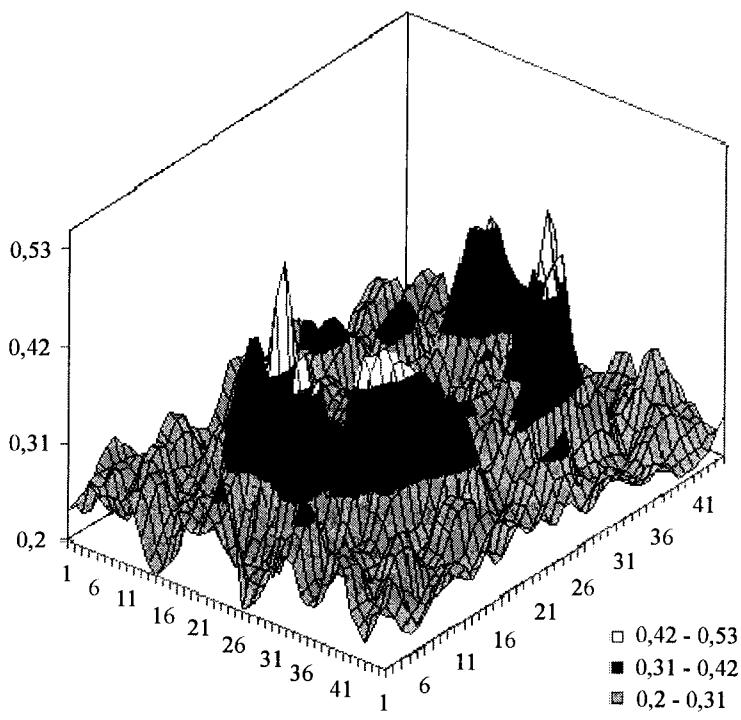


Рис. 3

цами фиксированного размера, что позволяет эффективно реализовать его на базе конвейерных векторных многопроцессорных вычислительных систем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Агорянян О. Сегментация двумерных случайных полей на основе оптимальной обработки // Статистические проблемы управления. Вильнюс: ИМиКАН ЛитССР, 1988. Вып. 83.
2. Морозов В. Идентифицируемость разладки случайного поля // Там же.
3. Моттель В., Мучник И. Сегментация и оценивание параметров случайных полей со скачкообразно изменяющимися вероятностными свойствами // Там же.
4. Бакиров Н. К., Султанов А. Х. Непараметрический метод поиска многомерной разладки // АиТ. 1997. № 8. С. 80.
5. Либшиц М. А. Гауссовские случайные системы. Киев: ТВ1МС, 1995.
6. Липцер Р. Ш., Ширяев А. Н. Статистика случайных процессов. М.: Наука, 1974.

Уфимский государственный
авиационный технический университет,
E-mail: sultanov@tc.ugatu.ac.ru

Поступила в редакцию
31 марта 1997 г.