

**КОМПЬЮТЕРНЫЕ СИСТЕМЫ  
АНАЛИЗА И СИНТЕЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ**

УДК 519.23 : 528.727

**В. К. Злобин, В. В. Еремеев, В. М. Васильев**

*(Рязань)*

**СТОХАСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ  
И ЕЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ  
ПРИРОДНЫХ ОБЪЕКТОВ**

Предложена модель спутниковых изображений, основанная на использовании систем стохастических дифференциальных уравнений в качестве компактного способа кодирования статистических свойств объектов наблюдаемой сцены. На основе введенной модели построены алгоритмы определения границ объектов, идентификации типа их текстуры, выделения облачности и объектов гидрографической сети на многозональных космических снимках. Приведены результаты экспериментального исследования алгоритмов применительно к реальной спутниковой информации.

**Введение.** Выделение природных объектов на спутниковых изображениях – исключительно важная научная и практическая задача. В настоящее время наиболее распространенными подходами, применяемыми при выделении объектов, являются кластер-анализ, использование нейронных сетей и статистический подход. Первый подход основан на выделении в признаковом пространстве компактных областей (кластеров) и позволяет в ряде случаев строить простые и эффективные процедуры сегментации. Во втором подходе вначале осуществляется настройка нейронной сети на заранее известные объекты, а затем на основе анализа реакции нейронной сети проводится идентификация объектов. Достоинством этого подхода является возможность решения задач, не поддающихся формализации, и возможность адаптировать его к различным классам объектов. Статистический подход основан на учете вероятностной природы объектов изображения, что дает дополнительные возможности для более качественного решения задачи сегментации. Вероятностная природа объектов учитывается с помощью статистической модели изображения той или иной степени точности. Часто для этой цели используется представление изображения в виде марковского поля [1, 2], которое определяет статистические свойства в окрестности точки с помощью энергетической функции. Для адекватного и качественного описания текстуры изображения в данном случае требуется определить энергетическую функцию по достаточно большой окрестности точки, что ведет к исключительно резкому возрастанию вычислительных затрат. Кроме того, в

соответствии с концепцией зрения нижнего уровня этот подход не приспособлен для решения задач целевого выделения объектов той или иной природы. Поэтому поиск новых адекватных моделей объектов изображений в рамках статистического подхода является принципиально важной задачей.

В данной работе предлагается использовать стохастические дифференциальные уравнения для компактного описания статистических свойств объектов и их текстуры. Стохастическое дифференциальное уравнение рассматривается как качественный признак объекта и применяется при построении алгоритмов классификации и распознавания. В отличие от представления изображения марковским полем, такой подход, использующий одномерную обработку данных, уменьшает время обработки и одновременно увеличивает разнообразие и точность описываемых свойств объектов. В заключительной части работы предложенная модель продемонстрирована на примере решения задач обнаружения облачности и гидрографических объектов.

Прежде чем перейти к изложению принципов построения и использования стохастической модели спутниковых изображений, перечислим соглашения, которых будем придерживаться. Во-первых, изображение считаем непрерывной вектор-функцией яркости от двух координат, определенной на плоскостном прямоугольнике. Во-вторых, все стохастические дифференциальные уравнения записываем в форме Ито, как это принято в фундаментальных работах [3, 4]. В-третьих, математический формализм, например, указание потоков  $\sigma$ -алгебр, относительно которых рассматриваются вероятностные свойства случайных процессов, опускаем, если это не ведет к неясности изложения. В-четвертых, под термином текстура будем понимать не только структурную упорядоченность изображения, но и весь комплекс статистических зависимостей функции яркости в пределах окрестности точки.

**Стохастическая модель изображения.** Будем считать изображение реализацией случайного поля. При этом статистически однородные области, имеющие одну текстуру, порождают похожие в некотором смысле профили (срезы) изображения – функции изменения яркости вдоль прямых линий [5]. Предположим, что профили в пределах одной статистически однородной области являются траекториями случайного процесса, описываемого некоторой системой стохастических дифференциальных уравнений:

$$\begin{cases} d\xi_t = A(t, \xi, \theta)dt + B(t, \xi)dW_1(t), \\ d\theta_t = a(t, \xi, \theta)dt + b_1(t, \xi, \theta)dW_1(t) + b_2(t, \xi, \theta)dW_2(t), \end{cases} \quad (1)$$

где  $\xi_t = [\xi_1(t), \xi_2(t), \dots, \xi_n(t)]^T$  – векторный случайный процесс, в котором каждая компонента относится к профилю соответствующего спектрального канала  $n$ -канального изображения;  $\theta_t = [\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_m(t)]^T$  – векторный случайный процесс ненаблюдаемых параметров системы;  $W_1 = [W_{11}(t), W_{12}(t), \dots, W_{1n}(t)]^T$  и  $W_2 = [W_{21}(t), W_{22}(t), \dots, W_{2m}(t)]^T$  – независимые винеровские процессы; матрицы

$$A(t, x, q) = \|A_{ij}(t, x, q)\|_{(n \times n)}, \quad a(t, x, q) = \|a_i(t, x, q)\|_{(m \times 1)}, \quad B(t, x) = \|B_{ij}(t, x)\|_{(n \times n)},$$

$$b_1(t, x, q) = \|b_{ij}^{(1)}(t, x, q)\|_{(m \times n)}, \quad b_2(t, x, q) = \|b_{ij}^{(2)}(t, x, q)\|_{(m \times m)},$$

$x \in X_n, q \in Q_m$ , состоят из неупреждающих функционалов, определенных на функциональных пространствах  $X_n, Q_m, X_n \times Q_m$  вектор-функций, включающих  $n, m, n + m$  компонент соответственно; индексом  $t$  обозначено транспонирование.

Как известно, стохастическое дифференциальное уравнение задает меру в пространстве функций. Поэтому все функциональное пространство как бы разбивается на два класса функций: в первый попадают функции, которые с большой вероятностью описывают профили данного объекта, во второй – все остальные. Использование систем стохастических дифференциальных уравнений в качестве модели объектов изображения позволяет описывать их статистические свойства в широком диапазоне. Однако существенная трудность заключается в том, что на сегодняшний день нет общего подхода к определению вида стохастических дифференциальных систем, достаточно точно описывающих определенные объекты. Тем не менее ниже приводятся варианты таких систем, которые с той или иной точностью описывают объекты, часто встречающиеся на спутниковых изображениях.

**Обнаружение границ объекта с данной текстурой.** Эта задача предполагает знание плоскостных координат внутренней точки объекта и вида стохастической дифференциальной системы (1). При помощи процедуры расширения области может быть определена граница объекта. Если система (1) такова, что позволяет достаточно точно фильтровать ненаблюдаемые параметры  $(\theta_t)$ , то, подставляя их в первое уравнение системы и опуская индекс при винеровском процессе, получим

$$d\xi_t = A(t, \xi)dt + B(t, \xi)dW_t. \quad (2)$$

Очевидно, что граница объекта располагается в некоторой близости от точки на срезе, в которой срез перестает описываться стохастической системой (2). В качестве граничной примем предшествующую точку. Для нахождения точки среза, в которой случайный процесс  $(\xi_t)$  перестает описываться системой (2), предлагается следующий алгоритм.

Преобразуем векторный процесс  $(\xi_t)$  при помощи некоторого оператора, определяемого системой (2), в винеровский процесс  $(\eta_t)$ . Искомой будет точка, в которой винеровость процесса нарушается.

Оператор преобразования процесса  $\xi_t$  в винеровский может существовать как в классе гладких функций, так и в более общем виде – в классе неупреждающих функционалов. Приведем сначала алгоритм поиска оператора преобразования в классе гладких функций. Пусть функция  $f(t, x) = f(t, x_1, x_2, \dots, x_n)$  обладает свойствами гладкости. Тогда процесс  $\zeta_t = f(t, \xi_t)$  описывается стохастическим дифференциальным уравнением

$$d\zeta_t = a_1(t, \xi)dt + b_1(t, \xi)dW_t.$$

Здесь

$$a_1(t, \xi) = \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial t} + \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x} A(t, \xi) + \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \frac{\partial^2 f(t, \xi_t)}{\partial x_i \partial x_j} [B(t, \xi)B^T(t, \xi)]_{i,j}, \quad (3)$$

$$b_1(t, \xi) = \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x} B(t, \xi),$$

где  $\frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x} = \left[ \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(t, \xi_t)}{\partial x_n} \right]$  – вектор-строка размерности  $n$ .

Если функция  $f(t, x)$  такова, что

$$a_1(t, \xi) = 0, \quad b_1(t, \xi) = [g_1, g_2, \dots, g_n], \quad (4)$$

где  $g_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) принимает значение 0 или 1, причем  $\sum_{i=1}^n g_i > 0$ , то она задает искомое преобразование

$$\eta_t = (f(t, \xi_t) - f(0, \xi_0)) / \sum_{i=1}^n g_i.$$

Если система дифференциальных уравнений с частными производными (4) несовместна, то оператор преобразования необходимо искать в классе неупреждающих функционалов. Приведем один из возможных алгоритмов поиска такого функционала. Для этого систему (2) запишем в интегральной форме:

$$\xi_t - \xi_0 = \int_0^t A(s, \xi) ds + \int_0^t B(t, \xi) dW_t. \quad (5)$$

Если второй интеграл привести к виду

$$\int_0^t B(t, \xi) dW_t = CW_t,$$

где  $C$  – матрица размеров  $n \times n$ , имеющая обратную матрицу, то соотношения (5) могут быть записаны как

$$W_t = C^{-1} \left( \xi_t - \xi_0 - \int_0^t A(s, \xi) ds \right).$$

Отсюда находим искомый оператор преобразования

$$\eta_t = C^{-1} \left( \xi_t - \xi_0 - \int_0^t A(s, \xi) ds \right). \quad (6)$$

Алгоритм определения точки, в которой процесс  $\eta_t$  перестает быть винеровским, основан на применении к каждой компоненте этого процесса следующего способа обнаружения сигнала при наблюдении однокомпонентного процесса [3]. Предположим, что процесс  $\eta_t$  состоит из одной компоненты, и выполним проверку гипотез  $H_0: d\eta_t = dW_t, \eta_0 = 0; H_1: d\eta_t = \chi_t dt + dW_t, \eta_0 = 0$ . Пусть  $\bar{\chi}_t = \bar{\chi}_t(\eta) = M_1(\chi_t | \mathfrak{F}_t^\eta)$  – апостериорная оценка параметра  $\chi_t$  в предположении справедливости гипотезы  $H_1$ ;  $\bar{\tau}(\eta)$  и  $\bar{\delta}(\eta)$  – соответственно момент и функция принятия решения о справедливости одной из гипотез (если  $\bar{\delta}(\eta) = 0$ , то принимается  $H_0$ ; если  $\bar{\delta}(\eta) = 1$ , то  $H_1$ );  $\alpha = P_1(\bar{\delta}(\eta) = 0)$  – вероятность ошибки первого рода (вероятность пропуска участка, где  $\chi_t \neq 0$ );  $\beta = P_0(\bar{\delta}(\eta) = 1)$  – вероятность ошибки второго рода (вероятность ложного

определения участка с  $\chi_t \neq 0$ ). Тогда оптимальные оценки для  $\bar{\tau}(\eta)$  и  $\bar{\delta}(\eta)$  определяются следующим образом:

$$\bar{\tau}(\eta) = \inf \{t: \lambda_t(\eta) \notin (A, B)\}, \quad \bar{\delta}(\eta) = \begin{cases} 1, & \lambda_{\bar{\tau}(\eta)}(\eta) \geq B, \\ 0, & \lambda_{\bar{\tau}(\eta)}(\eta) \leq A, \end{cases} \quad (7)$$

где  $\lambda_t = \lambda_t(\eta) = \int_0^t \bar{\chi}_s d\eta_s - \frac{1}{2} \int_0^t \bar{\chi}_s^2 ds$ ,  $A = \ln \frac{\alpha}{1-\beta}$ ,  $B = \ln \frac{1-\alpha}{\beta}$ . Оценку  $\bar{\chi}_t(\eta)$  можно получить, например, на основе решения системы

$$\begin{cases} d\bar{\chi}_t = \bar{\pi}_t dt + \gamma_{11}(d\eta_t - \bar{\chi}_t dt), \\ d\bar{\pi}_t = \gamma_{12}(d\eta_t - \bar{\chi}_t dt), \\ \dot{\gamma}_{11} = 2\gamma_{12} - \gamma_{11}^2 + \sigma_2^2, \\ \dot{\gamma}_{12} = \gamma_{22} - \gamma_{11}\gamma_{12}, \\ \dot{\gamma}_{22} = -\gamma_{12}^2 + \sigma_3^2, \end{cases} \quad (8)$$

полученной в результате фильтрации стохастической системы

$$\begin{cases} d\eta_t = \chi_t dt + dw_1(t), \\ d\chi_t = \pi_t dt + \sigma_2 dw_2(t), \\ d\pi_t = \sigma_3 dw_3(t), \end{cases}$$

где  $\bar{\pi}_t = M_1(\pi_t | \mathfrak{F}_t^\eta)$ ,  $\gamma_{11} = M_1((\chi_t - \bar{\chi}_t)^2 | \mathfrak{F}_t^\eta)$ ,  $\gamma_{12} = M_1((\pi_t - \bar{\pi}_t)(\chi_t - \bar{\chi}_t) | \mathfrak{F}_t^\eta)$ ,  $\gamma_{22} = M_1((\pi_t - \bar{\pi}_t)^2 | \mathfrak{F}_t^\eta)$ .

**Идентификация типа текстуры.** Пусть объекты изображения описываются системой стохастических дифференциальных уравнений

$$d\xi_t = A_\alpha(t, \xi)dt + B(t, \xi)dW_t,$$

где для каждого типа текстуры  $\alpha$  из множества возможных текстур  $E$  подобран свой функционал  $A_\alpha(t, \xi)$ . Такая стохастическая модель учитывает процесс смены текстуры при движении вдоль среза изображения. Пусть закономерность изменения параметра  $\alpha$  при движении вдоль среза описывается марковским случайным процессом с плотностями вероятностей перехода  $\lambda_{\alpha\beta}(t)$  из текстуры  $\alpha$  в текстуру  $\beta$  в некоторый момент времени  $t$  от начала сканирования среза. Тогда возможно решение задачи определения наиболее вероятной текущей текстуры в пределах некоторой окрестности точки сканируемого среза изображения. Это решение дается теоремой о фильтрации марковских процессов со счетным числом состояний [3]:

$$\pi_\alpha(t) = p_\alpha(0) + \int_0^t L^* \pi_\alpha(u) du + \int_0^t \pi_\alpha(u) \frac{A_\alpha(u, \xi) - \bar{A}(u, \xi)}{B(u, \xi)} d\bar{W}_u, \quad (9)$$

где

$$L^* \pi_\alpha(u) = \sum_{\gamma \in E} \lambda_{\gamma\alpha}(u) \pi_\gamma(u), \quad \bar{A}(u, \xi) = \sum_{\gamma \in E} A_\gamma(u, \xi) \pi_\gamma(u),$$

$$\bar{W}_t = \int_0^t \frac{d\xi_u - \bar{A}(u, \xi) du}{B(u, \xi)}, \quad \alpha \in E.$$

Здесь  $\pi_\alpha(t) = P(\alpha | \mathcal{S}_t)$  – апостериорная вероятность текстуры  $\alpha$ ;  $p_\alpha(0)$  – начальная вероятность текстуры  $\alpha$ . Так можно определять наиболее вероятные типы текстур на протяжении среза, если известны все возможные типы текстур.

В частности, если в пределах рассматриваемого среза не происходит смены текстуры и необходимо установить наиболее вероятный ее тип, то  $\lambda_{\alpha\beta}(t) = 0$  и система (9) принимает вид

$$\pi_\alpha(t) = p_\alpha(0) + \int_0^t \pi_\alpha(u) \frac{A_\alpha(u, \xi) - \bar{A}(u, \xi)}{B(u, \xi)} d\bar{W}_u.$$

**Обнаружение облачности и объектов гидрографии.** Несмотря на внешнюю простоту этой задачи, ее практическое решение связано с трудностями, обусловленными большим разнообразием расположения и формы областей этих объектов в яркостном пространстве, а также отсутствием надежных признаков (особенно для облачности), которые позволяют определять координаты областей.

При экспериментальном исследовании свойств профилей данных в мультиспектральных изображениях установлено, что облачность и объекты гидрографии довольно точно описываются системой

$$\begin{cases} d\xi_1(t) = \theta_1 dt + \sigma_1 dW_1(t), \\ \dots \\ d\xi_n(t) = \theta_n dt + \sigma_n dW_n(t), \end{cases} \quad (10)$$

где процесс  $\theta_i$  один на все  $i$  компонент процесса  $\xi_i$ , что можно интерпретировать как наличие примерно одинаковой производной в каждом спектральном канале.

На рис. 1 приведены типичные соотношения профилей в двух спектральных каналах:  $a$  – примерно равные производные;  $b$  – примерно равные по модулю, но противоположные по знаку производные;  $c$  – зависимости между производными не существует. Экспериментально установлено, что облачность и объекты гидрографии в различных спектральных каналах имеют соотношения профилей только типа  $a$ , что формально выражено в системе (10).

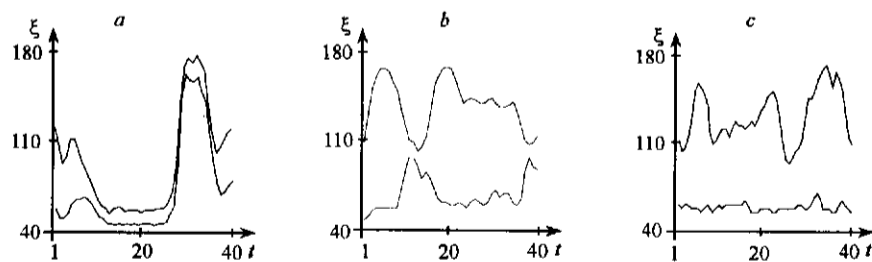


Рис. 1. Типичные соотношения профилей в двух спектральных каналах

Физически это соответствует факту примерно одной и той же интенсивности излучения во всех спектральных каналах для облачности, которая, как известно, отражает белый свет, и для объектов гидрографии, которые поглощают большую долю падающего на них белого света.

Процесс выделения основан на построении в яркостном пространстве области, содержащей только точки суши. Если исходить из того, что найденная область и только она содержит точки суши, то все точки вне ее следует отнести к облачности и объектам гидрографии, при этом первые располагаются в более освещенной части, вторые – в менее освещенной. Алгоритм выделения облачности и объектов гидрографии состоит из двух этапов. На первом этапе изображение построчно сканируется и определяется область яркостного пространства, в которой находятся точки суши, т. е. происходит самообучение системы. На втором этапе проводится повторное сканирование изображения и определяются точки искомым объектов по их положению в яркостном пространстве относительно найденной области.

Рассмотрим детальную схему алгоритма. Сначала приведем оценки параметров системы (10). Несмотря на то, что процесс  $\theta_i$  должен быть один во всех уравнениях системы, будем оценивать его для каждого уравнения отдельно. При этом для каждого спектрального канала (т. е. каждого уравнения) он будет оцениваться как производная от некоторого другого спектрального канала, которая, в свою очередь, может быть представлена как функция приращений яркости (здесь используется дискретность отсчетов).

Параметры  $\sigma_i$  оцениваются усреднением по некоторой апертуре  $T$  абсолютных значений функции приращений яркости в каждом спектральном канале:

$$\sigma_i(t) \approx \begin{cases} kS_i(t), & S_i(t) > S_{\min}, \\ kS_{\min}, & S_i(t) \leq S_{\min}, \end{cases} \quad S_i(t) = \frac{1}{T} \int_{t-T/2}^{t+T/2} |\xi'_i(s)| ds, \quad i=1, \dots, n,$$

где  $\xi'_i(t)$  – функция приращений яркости,  $k$  – некоторый коэффициент. Для обеспечения малого изменения  $\sigma_i$ , апертура  $T$  должна быть порядка 50 (см. ниже). Параметр  $S_{\min}$  имеет смысл уровня шума. Он определяет порядок приращений, которые могут интерпретироваться как шум, и существен при учете коэффициентов усиления, при которых проводилась съемка.

Оператор преобразования в винеровский процесс в данном случае можно найти, используя любую из вышерассмотренных процедур в предположении, что параметры  $\sigma_i$ ,  $i=1, \dots, n$ , не изменяются или почти не изменяются во времени. Найдем этот оператор, используя формулу Ито (3), (4) отдельно по отношению к каждому уравнению системы (10):

$$\begin{cases} \frac{\partial f_i(t, x)}{\partial t} + \frac{\partial f_i(t, x)}{\partial x} \theta_i + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f_i(t, x)}{\partial x^2} \sigma_i^2 = \hat{u}_i, \\ \frac{\partial f_i(t, x)}{\partial x} \sigma_i = 1. \end{cases}$$

Отсюда  $\frac{\partial f_i(t, x)}{\partial x} = \frac{1}{\sigma_i}$ ,  $\frac{\partial^2 f_i(t, x)}{\partial x^2} = \hat{u}_i$ ,  $\frac{\partial f_i(t, x)}{\partial t} = -\frac{\hat{u}_i}{\sigma_i}$ . В силу независимости пара-

метров  $\sigma$ , от времени система совместна. Ее решением является

$$f_i(t, x) = \frac{1}{\sigma_i} \left( x - \int_0^t \theta_s ds \right).$$

Таким образом, оператор преобразования в винеровский процесс для первого спектрального канала имеет вид

$$\eta_1(t, \xi_1(t)) = \frac{1}{\sigma_1} \left( \xi_1(t) - \xi_1(0) - \int_0^t \theta_s ds \right). \quad (11)$$

С учетом физического смысла параметра  $\theta_t$  заменим интеграл разностью значений функции яркости в соответствующем спектральном канале. Например, если для первого уравнения параметр  $\theta_t$  рассчитывается по второму спектральному каналу, то соотношение (11) принимает вид

$$\eta_1(t, \xi_1(t)) = \frac{1}{\sigma_1} (\xi_1(t) - \xi_1(0) - (\xi_2(t) - \xi_2(0))). \quad (12)$$

Целью этапа обучения является построение области, соответствующей точкам суши. Сканируя изображение по строкам, на основе соотношений (7), (8), (12) определим точки, не принадлежащие ни облачности, ни объектам гидрографии: это будут точки  $n$ -мерного яркостного пространства, принадлежащие объектам суши. Далее определим характеристики эллипсоида, аппроксимирующего эту область. Центр эллипсоида оценим как средние яркости по спектральным каналам. Ориентацию осей эллипсоида определим с помощью нахождения линейного ортогонального преобразования, приводящего корреляционную матрицу многоспектральной выборки к диагональному виду. Такая матрица состоит из собственных векторов корреляционной матрицы. Полуоси эллипсоида оцениваются как средние квадратические отклонения по спектральным каналам для выборки, полученной из исходной с помощью найденного ортогонального преобразования.

На втором этапе используется следующее решающее правило. Точка считается принадлежащей облачности или объекту гидрографии, если она не попадает в построенный эллипсоид. При этом она считается точкой облачности, если ее яркости по всем спектральным каналам больше яркостей центра эллипсоида. Если же яркости по всем спектральным каналам меньше яркостей центра эллипсоида, считается, что рассматриваемая точка принадлежит объекту гидрографии.

Для обеспечения эффективной работы алгоритма необходимо выполнение нескольких условий.

Во-первых, идентифицируемые объекты должны адекватно описываться стохастической системой (10). Для этого необходимы видеоданные от нескольких спектральных каналов, предварительно очищенные от различного рода помех: структурных, импульсных, полосовых и др.

Во-вторых, количество точек суши должно быть достаточным для построения эллипсоида. В противном случае невозможно определение области суши, т. е. невозможно обучение.



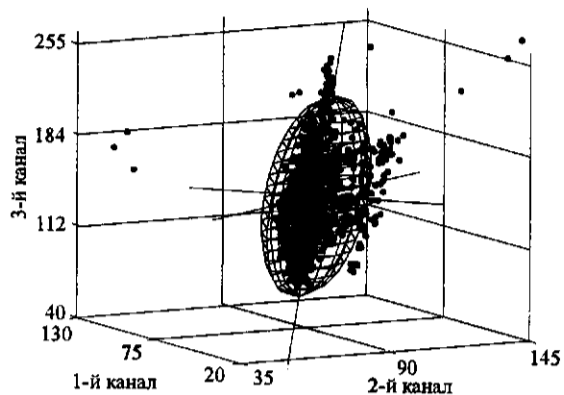


Рис. 2. Построение эллипсоида по выборке суши

В-третьих, аппроксимация области суши эллипсоидом должна быть достаточно точной. В некоторой степени это достигается путем разбивки протяженного спутникового изображения на небольшие зоны, в пределах которых нет качественных изменений функции распределения яркости точек суши. Тем не менее не всегда область точно описывается эллипсоидом, что ведет к ухудшению качества выделения объектов.

В-четвертых, необходимо, чтобы найденная область и только она содержала точки суши. Это условие выполняется, если в яркостном пространстве нет пересечения областей, определяющих разные объекты. Такие объекты, как лед, снег, песок, карьеры и пляжи, соляные месторождения, имеют примерно такую же яркость и цвет, что и объекты облачности. В результате область суши разбивается на два и более эллипсоида, что может привести к ложным выделениям объектов.

**Основные результаты.** В основу предложенной модели спутниковых изображений положена идея описания статистических свойств изображений с помощью соответствующих систем стохастических дифференциальных уравнений. На базе этой модели рассмотрены задачи выделения границ объ-

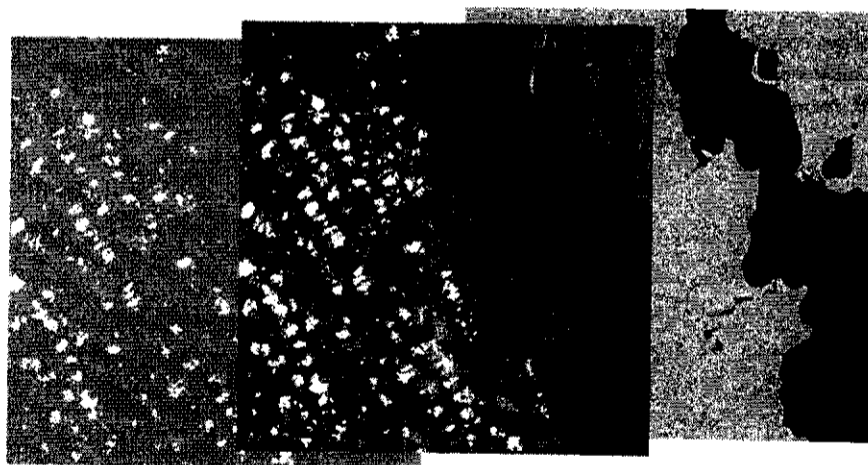


Рис. 3. Выделение облачности и объектов гидрографии

ектов и идентификации типов текстур. При практическом использовании модели центральным вопросом является нахождение конкретных видов систем стохастических дифференциальных уравнений, адекватно описывающих вполне определенные объекты.

На основе стохастической модели разработан алгоритм выделения облачности и объектов гидрографии. Экспериментальное исследование алгоритма выполнено по серии многозональных спутниковых изображений от космических аппаратов серии «Ресурс-О1». Установлена достаточно высокая его эффективность, которая оценивалась по качеству выделения объектов, реально присутствующих на изображениях, и частоте ложной идентификации. Однако по сравнению с облачностью объекты гидрографической сети выделяются менее уверенно, что объясняется большей компактностью областей, соответствующих объектам гидрографии.

На рис. 2 приведены типичная выборка точек суши и соответствующий ей эллипсоид. По осям отложены яркости в трех спектральных каналах. На рис. 3 представлен результат выделения облачности и объектов гидрографии на небольшом фрагменте изображения.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Geman S., Geman D.** Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images // IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1984. 6. P. 721.
2. **Kato Z., Berthod M., Zerubia J.** A hierarchical Markov random field model and multi-temperature annealing for parallel image classification // IEEE Trans. Graphical Models and Image Processing. 1996. 58(1). P. 18.
3. **Липцер Р. Ш., Ширяев А. Н.** Статистика случайных процессов. М.: Наука, 1974.
4. **Гихман И. И., Скороход А. В.** Стохастические дифференциальные уравнения. Киев: Наук. думка, 1968.
5. **Злобин В. К., Еремеев В. В., Васильев В. М.** Фильтрация статистически однородных областей на спутниковых изображениях // Тр. 1-й Междунар. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применение». М., 1998. Т. 3. С. 245.

*Рязанская государственная  
радиотехническая академия,  
E-mail: rector@rgta.ryazan.su*

*Поступила в редакцию  
18 апреля 2000 г.*