

Обнаружение и идентификация объектов на многозональных спутниковых изображениях

В.Е. Дементьев¹, Р.Г. Магдеев¹, А.Г. Ташлинский¹

¹Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец 32, Ульяновск, Россия 432027

Аннотация. В данной статье рассматривается обнаружение объектов на временных последовательностях спутниковых многозональных изображений. Построение оптимальных и квазиоптимальных алгоритмов обнаружения осуществляется на основе комбинации нелинейных дважды стохастических фильтров и псевдоградиентных процедур. Выполнен анализ поведения синтезированных алгоритмов при обработке реального спутникового материала в условиях априорной неопределенности относительно параметров деформации эталонного изображения.

1. Введение

Задачи обнаружения объектов (полезных сигналов) и оценивания их параметров на многомерных изображениях представляют особый интерес для целого ряда приложений. Такие задачи возникают, например, при обработке видеопоследовательностей, медицинских изображений, получаемых с помощью компьютерной томографии, спутниковых многозональных снимков земной поверхности и др. [1-5] Классическими примерами такой обработки является обнаружение очагов пожара на спутниковых снимках, новообразований на медицинских изображениях или новых объектов на видеокдрах.

Обычно [1-3] задача, связанная с детектированием объектов, представляется как задача различения двух гипотез о наличии либо отсутствия аномалии в некоторой области изображения. Модель наблюдений, которая чаще всего используется при обнаружении [1,3], представляет собой аддитивную смесь коррелированного сигнала фона, белого шума и отсчетов полезного сигнала. В работах [1,3] показано, что если подобная модель наблюдений справедлива и условные распределения наблюдений при наличии или отсутствии полезного сигнала можно аппроксимировать Гауссовыми, то решающее правило оптимального обнаружителя на фоне многомерного случайного поля принимает вид:

$$L = \sum_{\bar{i} \in G_1} s_{\bar{i}} \Delta_{\bar{i}} \begin{cases} > L_0 - \text{сигнал есть,} \\ < L_0 - \text{сигнала нет.} \end{cases} \quad (1)$$

где $s_{\bar{i}}$ – отсчет полезного сигнала в точке с координатами $\bar{i} = (i_1, \dots, i_N)$; $\Delta_{\bar{i}} = \sum_{\bar{j} \in G_1} V_{\theta \bar{i} \bar{j}}^{-1} (z_{\bar{j}} - \hat{x}_{\bar{j}})$ – погрешность фильтрация в точке \bar{i} , нормированная по дисперсии шума $\theta_{\bar{i}}$; G_1 – область для которой проверяется гипотеза о наличии сигнала; N – число измерений случайного поля (СП).

Непосредственный анализ решающего правила (1) показывает, что его применение связано с необходимостью предварительной фильтрации СП и с наличием априорной информации обо всех отсчетах полезного сигнала. К сожалению, использование обычных линейных фильтров для обработки реальных пространственно неоднородных сигналов, например многозональных

спутниковых изображений, приводит к существенным ошибкам. Выходом здесь может быть использование нелинейной дважды стохастической (ДС) фильтрации [3, 4]. В работе [4] рассмотрено использование тензорных ДС фильтров для обработки временных последовательностей многозональных изображений. Показано, что использование ДС фильтров для таких последовательностей позволяет добиться результатов лучших чем, например, LРА/СІ фильтры или вейвлет фильтры. При этом ДС фильтры вместе с результатами обработки дают возможность получить соответствующие ковариационные функции ошибок фильтрации, что является одним из необходимых условий оценки характеристик эффективности (1).

2. Алгоритм обнаружения объектов

Рассмотрим теперь ситуации, связанные с априорной неизвестностью относительно параметров сигнала $s_{\bar{t}}$. Будем при этом считать, что объект заведомо отсутствует на $(T - 1)$ -м многозональном изображении во временной последовательности, но может присутствовать на $-m$ изображении. Также будем считать, что нам известна форма и структура полезного сигнала, но неизвестен уровень его интенсивности в каждом из спектральных диапазонах s^k , $k = 1, \dots, K$, а также фактический угол поворота объекта φ , его масштаб μ и вектор смещения геометрического центра $\bar{\Delta} = (\Delta_x, \Delta_y)^T$. Для этого случая модель наблюдений при наличии полезного сигнала (гипотеза H_1) запишем в виде:

$$\begin{aligned} z_{i,j}^{k,T} &= x_{i,j}^{k,T} + F(s^k f_{i,j}^k, \Delta_x, \Delta_y, \varphi, \mu) + \theta_{i,j}^{k,T}, k = 1, 2, \dots, N, (i, j) \in G_{F0}^{k,T} \\ z_{i,j}^{k,T} &= x_{i,j}^{k,T} + \theta_{i,j}^{k,T}, k = 1, 2, \dots, N, (i, j) \notin G_0^{k,T}, \\ z_{i,j}^{k,t} &= x_{i,j}^{k,t} + \theta_{i,j}^{k,t}, k = 1, 2, \dots, N, t = 1, \dots, T - 1, \end{aligned} \quad (2)$$

где $f_{i,j}^k$ – отсчеты, определяющие форму и структуру детектируемого объекта, в $-i$ спектральной зоне; $\tilde{G}_0^{k,T} = F(G_0^{k,T}, \Delta_x, \Delta_y, \varphi, \mu)$ – область, которую занимает эталонный объект при его смещении на Δ_x и Δ_y по пространственным координатам, повороте на угол φ и изменении масштаба в μ раз; $F()$ – аффинное преобразование координат [1,2]. Тогда, используя метод модифицированного отношения правдоподобия можем записать следующее решающее правило:

$$L = \frac{\max_{\Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu, s^k} \omega(\{z_{i,j}^k\}, (i, j, k) \in F(G_0^{k,T}, \Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu) | H_1)}{\max_{\Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu, s^k} \omega(\{z_{i,j}^k\}, (i, j, k) \in F(G_0^{k,T}, \Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu) | H_0)} \begin{cases} > L_0 - \text{сигнал есть,} \\ < L_0 - \text{сигнала нет.} \end{cases}$$

Как и ранее, считая распределение наблюдений близким к Гауссову, после несложных, но громоздких выкладок получим следующий обнаружитель

$$L = \max_{\Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu} \left(\sum_{k=1}^N \sum_{i,j \in \tilde{G}_k} f_{i,j}^k \hat{s}^k \tilde{f}_{i,j}^k \Delta_{i,j}^k \right) \begin{cases} > L_0 - \text{сигнал есть,} \\ < L_0 - \text{сигнала нет.} \end{cases} \quad (3)$$

где $\tilde{f}_{i,j}^k = F(f_{i,j}^k, \Delta_x, \Delta_y, \alpha, \mu)$, а уровни \hat{s}^k можно определить из системы линейных уравнений:

$$\sum_{k=1}^N \sum_{i,j \in \tilde{G}_k} \tilde{f}_{i,j}^t \sum_{l,v \in \tilde{G}_k} V_{\theta_{i,j,l,v}^{-1}} \tilde{f}_{l,v}^k = \sum_{k=1}^N \sum_{i,j \in \tilde{G}_k} \tilde{f}_{i,j}^t \sum_{l,v \in \tilde{G}_k} V_{\theta_{i,j,l,v}^{-1}} (z_{i,j}^k - \hat{x}_{i,j}^k), t = 1, 2, \dots, N.$$

В таком варианте задачу обнаружения можно интерпретировать как задачу идентификации изображений объектов по шаблону, которая в свою очередь может быть сведена к поиску пространственного преобразования, которое минимизирует расстояние между искомым изображением и шаблоном в заданном метрическом пространстве. Одним из методов, реализующим такой подход является метод псевдоградиентной идентификации (МПГИ) [6-8], при котором параметры $\bar{\alpha} = \{\Delta_x, \Delta_y, \varphi, \mu\}$ идентификации ищутся рекуррентно при неизменном положении шаблона:

$$\hat{\alpha}_t = \hat{\alpha}_{t-1} - \Lambda_t \bar{\beta}_t,$$

где $\bar{\beta}_t$ - псевдоградиент целевой функции, зависящий от $\hat{\alpha}_{t-1}$ и от номера итерации $t = 0, T$; Λ_t - матрица усиления [6-9].

Для иллюстрации и анализа представленного алгоритма приведем фрагмент спутникового изображения (рисунок 1а) бассейна реки Волга, полученного с космического аппарата Landsat 8 в видимом спектральном диапазоне (2 канал), и разницу между этим фрагментом и результатом совместной дважды стохастической фильтрации этих наблюдений и двух предшествующих по времени многозональных изображений (рисунок 1б). Для удобства отображения изображение на рисунке 1б было подвергнуто процедуре подавления белого шума и растягивания гистограммы.

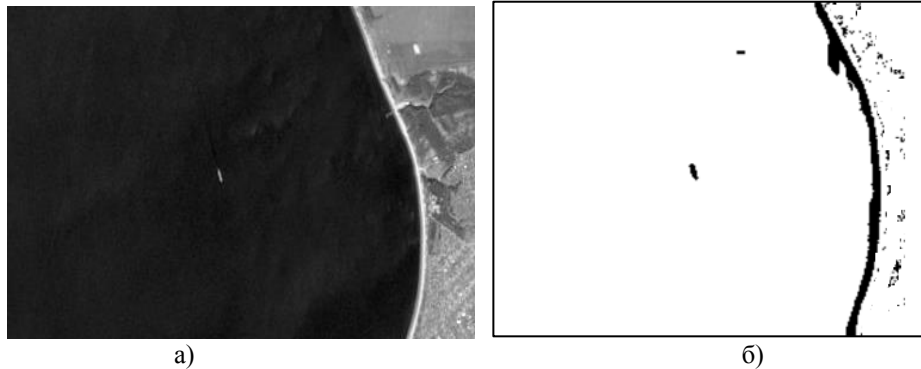


Рисунок 1. Пример спутникового снимка и соответствующего искусственного изображения $\tilde{z}_{i,j}^k$.

На представленном рисунке хорошо заметна береговая линия и объект в центре изображения. Это те области, которые претерпели наибольшие изменения за время регистрации последовательности многозональных изображений. Изменение береговой линии связано с изменением уровня реки, а объектом является судно, зарегистрированное на последнем многозональном изображении. В случае если объектом детектирования является судно и известны примерные его размеры на изображении, то для выделения области его размещения на изображении можно применить алгоритм спектрального рассогласования [5].

На рисунке 2 представлен отдельный искусственный кадр многозонального изображения, полученный наложением на исходный снимок областей, выделенных на этапе анализа спектрального рассогласования.

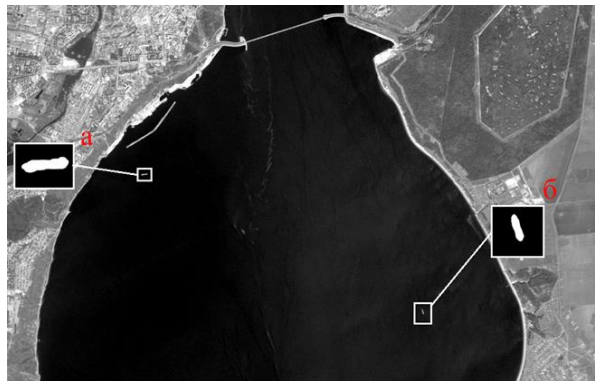


Рисунок 2. Выделенные области на фоне исходного снимка.

Для применения алгоритма (3) и идентификации выделенных объектов была использована библиотека изображений (рисунок 3). Для каждого из шаблонов был определен примерный пространственный размер объекта. В соответствии с этим размером и пространственным разрешением спутникового изображения выбирались предварительные оценки коэффициента масштаба. В соответствии с этими коэффициентами на базе эталонных изображений были сформированы группы шаблонных изображений для перекрытия всего диапазона значений рабочим диапазоном МПГИ. Как показали исследования, по параметру угол поворота достаточно 4 шаблонных изображений типа «плавательные средства» с начальными

параметрами: $\varphi_0 = 0^0$, $\varphi_0 = 90^0$, $\varphi_0 = 180^0$, $\varphi_0 = 270^0$. Для повышения скорости сходимости оценок и расширения рабочего диапазона МПГИ к полученным шаблонным изображениям была применена низкочастотная фильтрация Гаусса [6, 7].

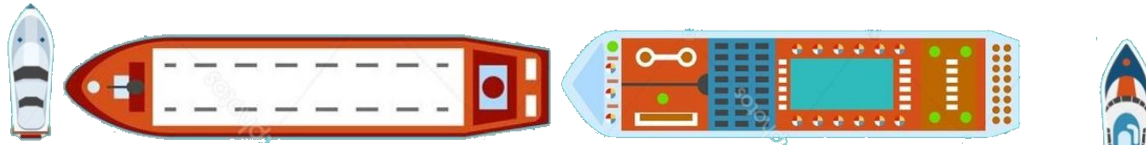


Рисунок 3. Шаблоны объектов.

В результате идентификации исследуемых объектов «а» и «б» методом МПГИ были получены следующие значения. Объект «а» является плавательным средством типа «Баржа» (корреляция 95,9%). Азимут направления исследуемого объекта -17^0 . Объект «б» является плавательным средством типа «Сухогруз» (корреляция 91,4%). Азимут направления исследуемого объекта 74^0 . На рисунке 4 представлены зависимости оценок математического ожидания $m_{\Delta z} = \frac{1}{\text{mes}G_{F_0}^{k,T}} \sum_{i,j,k \in G_0^{k,T}} (\tilde{z}_{i,j}^k - \hat{\tilde{z}}_{i,j}^k)$ от номера итерации реализуемой ПГ процедуры.

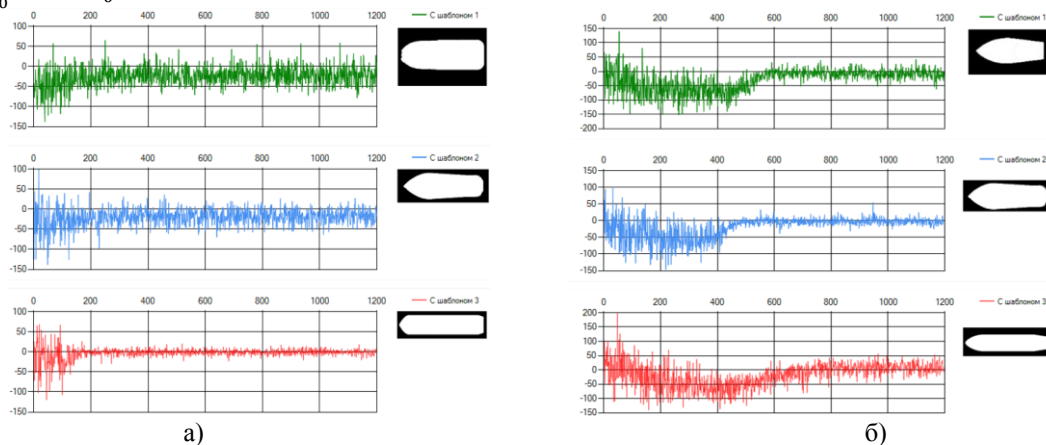


Рисунок 4. Исследование процесса сходимости для объекта «а» и «б» соответственно

Для оценки количественных характеристик эффективности предлагаемого алгоритма рассмотрим некоторые ситуации, которые могут произойти при обнаружении объекта «а». В первой ситуации будем предполагать, что нам известны все параметры детектируемого объекта $\bar{\alpha} = \{\Delta_x, \Delta_y, \varphi, \mu\}$ за исключением его яркости s^k . Во второй ситуации будем считать, что имеющаяся информация относительно угла поворота объекта φ неверна. Для определенности будем считать, что истинное значение φ и его используемая оценка различаются на 90^0 . В третьей ситуации будем дополнительно считать, что неверными являются сведения о расположении, а именно оценки $\hat{\Delta}_x, \hat{\Delta}_y$ отличаются от истинных значений на 3 пикселя каждый. На рисунке б приведены зависимости вероятности правильного обнаружения от среднего коэффициента яркости объекта на всех кадрах многозонального изображения для указанных ситуаций при использовании алгоритма (3). Во всех случаях вероятность ложной тревоги $P_F = 0.0001$.

3. Заключение

Полученные результаты свидетельствуют о близости характеристик синтезированного обнаружителя (3), действующего в условиях априорной неопределенности относительно вектора параметров $\bar{\alpha} = \{\Delta_x, \Delta_y, \varphi, \mu\}$, и алгоритма (1), в ситуации, когда информация о параметрах $\bar{\alpha}$ априорно известна. В случае если часть этой информации оказывается неизвестной или неверной, то алгоритм (3) является более предпочтительным. Так, при вероятности правильного обнаружения $P_d = 0.5$ в случае неверной информации относительно

угла поворота и центра объекта выигрыш по уровню полезного сигнала у обнаружителя (3) составил примерно 73%.

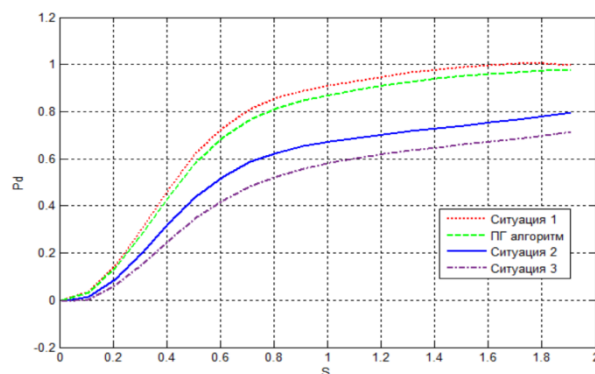


Рисунок 6. Сравнение эффективности алгоритмов обнаружения в разных ситуациях.

4. Литература

- [1] Васильев, К.К. Оптимальная обработка сигналов в дискретном времени. – Москва: Радиотехника, 2016. – 282 с.
- [2] Васильев, К.К. Представление и обработка спутниковых многозональных изображений / К.К. Васильев, В.Е. Дементьев. – Ульяновск, 2017. – 247 с.
- [3] Dementev, V.E. Application of mixed models for solving the problems on restoring and estimating image parameters / V.E. Dementev, K.K. Vasiljev, N.A. Andriyanov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2016. – Т. 26, № 1. – С. 240.
- [4] Vasiliev, K. Representation and processing of multispectral satellite images and sequences / K. Vasiliev, V. Dementiev, N. Andriyanov // Procedia Computer Science. – 2018. – Vol. 126. – P. 49-58.
- [5] Денисова, А.Ю. Обнаружение аномалий на гиперспектральных изображениях / А.Ю. Денисова, В.В. Мясников // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 2. – С. 287-296.
- [6] Magdeev, R.G. A comparative analysis of the efficiency of the stochastic gradient approach to the identification of objects in binary images / R.G. Magdeev, A.G. Tashlinskii // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2014. – Vol. 24(4). – P. 535-541.
- [7] Магдеев, Р.Г. Эффективность идентификации объектов на бинарных изображениях с использованием процедур псевдоградиентной адаптации / Р.Г. Магдеев, А.Г. Ташлинский // Радиотехника. – 2014. – Т. 7. – С. 96-102.
- [8] Ташлинский, А.Г. Эффективность идентификации объектов на бинарных изображениях / А.Г. Ташлинский, Р.Г. Магдеев // Сборник трудов IV международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2018). – Самара: Новая техника, 2018. – С. 874-881.
- [9] Tashlinskii, A.G. Pseudogradient Estimation of Digital Images Interframe Geometrical Deformations // Vision Systems: Segmentation & Pattern Recognition. – 2007. – P. 465-494. DOI: 10.5772/4975.

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Ульяновской области в рамках научных проектов № 18-47-730009 и № 18-41-730006.

Detection and identification of objects on multispectral satellite images

V.E. Dementiev¹, R.G. Magdeev¹, A.G. Tashlinskii¹

¹Ulyanovsk State Technical University, Severnii Venetz 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

Abstract. This paper deals with the detection of objects on time sequences of satellite multispectral images. The optimal and quasi-optimal detection algorithms are constructed on the basis of a combination of pre-nonlinear twice stochastic filtering and pseudo-gradient algorithms. The behavior of the synthesized algorithms in the processing of real satellite material under a priori uncertainty about the deformation parameters of the reference image is analyzed. The results obtained in the work testify to the proximity of the effectiveness of a quasi-optimal detector operating under conditions of a priori uncertainty about the parameters of an object, and an optimal algorithm that assumes the availability of complete information about the parameters of the object.