

## АЛГОРИТМ ПОИСКА ОДНОИМЕННЫХ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ С УЧЕТОМ МАЛОИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ

*Кузнецов А.Е., д.т.н., профессор, зам. директора НИИ «Фотон» Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина, e-mail: foton@rsreu.ru*

*Рыжиков А.С., младший научный сотрудник НИИ «Фотон» Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина, e-mail: foton@rsreu.ru*

## CORRESPONDING OBJECTS SEARCH ALGORITHM IN EARTH REMOTE SENSING IMAGES AWARE OF LOW-INFORMATIVE AREAS

*Kuznetsov A.E., Ryzhikov A.S.*

*Increasing performance of the algorithm for corresponding objects search on analyzed and reference images by preliminary rejection of low-informative areas is investigated. Computationally simple methods for revealing textured homogeneous fragments on image are considered. The results of the experimental use of the modified search algorithm for corresponding objects are presented. Detection of low-informative areas is carried out at the preliminary stage of the algorithm. Recommendations for the practical use of the proposed algorithm are given.*

**Key words:** objects search, analyzed and reference images, rejection of low-informative areas, computationally simple methods for revealing textured homogeneous fragments.

**Ключевые слова:** одноименные объекты, изображения земной поверхности, малоинформативные области, графический и центральный процессоры.

### Введение

Современная тенденция развития средств наземной обработки спутниковых изображений связана с созданием технологии высокоскоростной автоматической обработки материалов съемки. Базовым элементом этой технологии является этап контроля и уточнения геодезической привязки видеоданных, который выполняется на основе координат одноименных объектов, идентифицированных на анализируемом и опорном снимке. Перечень координат одноименных объектов формируется комплексным алгоритмом [1], состоящим из нескольких шагов. На первом шаге анализируемое изображение равномерно разбивается на набор прямоугольных фрагментов  $b_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, I$ , как показано на рис. 1 а, б. Функция  $b_i(x, y)$  определяет код яркости пикселя с координатами  $x \in [0, X_i]$ ,  $y \in [0, Y_i]$  фрагмента с номером  $i$ ,  $b_i \in [0, Q]$ . Разбиение на фрагменты необходимо для организации конвейерных вычислений в условиях ограниченного объема оперативной памяти графического сопроцессора и для снижения вычислительных затрат за счет обработки лишь части фрагментов до достижения требуемого количества координат одноименных объектов. Для каждого фрагмента на опорном снимке определяется область поиска  $b'_i(m, n)$ , размеры которой выбираются с учетом допустимого координатного рассогласования изображений (рис. 1 в). На втором шаге производится детектирование характерных объектов на парных фрагментах  $b_i, b'_i$  и их сопоставление (рис. 2). Далее производится субпиксельное уточнение

*Исследуются вопросы повышения быстродействия алгоритма поиска одноименных объектов на анализируемом и опорном изображениях за счет предварительной отбраковки малоинформативных участков. Рассмотрены вычислительно простые методы выявления на анализируемом изображении текстурно однородных фрагментов. Приведены результаты экспериментального использования модифицированного алгоритма поиска одноименных объектов, на предварительной стадии которого осуществляется детектирование малоинформативных областей. Даны рекомендации по практическому использованию этого алгоритма.*

координат одноименных объектов и фильтрация ложных соответствий.

При значительных объемах обрабатываемых снимков (от 20 до 300 Гбайт) время выполнения этого процесса становится недопустимо большим. В результате не обеспечивается выполнение жестких требований по скорости обработки маршрутов съемки. Один из очевидных вариантов снижения времени поиска заключается в распараллеливании процесса обработки с использованием многоядерного сервера. Однако при обработке маршрутов съемки большой длительности, например, от КА «Ресурс-П», производительности одного сервера оказывается недостаточно. Кроме того, при использовании рабочих станций проблема высокоскоростного поиска одноименных объектов является весьма актуальной.

**Цель работы** – ускорение алгоритма поиска одноименных объектов на спутниковых изображениях за счет предварительной отбраковки малоинформативных областей (МО) и выработка решений по практическому использованию этого алгоритма.

Под МО будем понимать участки снимка с облачными объектами, водной поверхностью, полями, пустынями и т.п., которые заведомо приводят к недостоверным

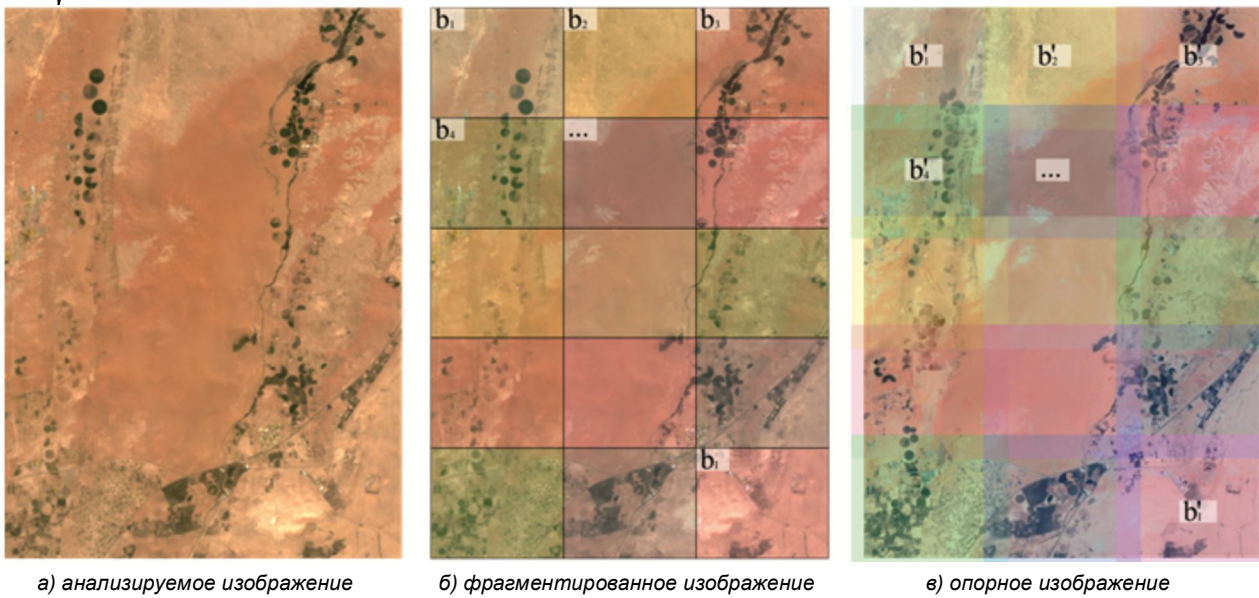


Рис. 1. Схема расположения фрагментов  $b_i(x,y)$  и областей поиска  $b'_i(m,n)$ .

Цветом обозначено соответствие  $b_i$  и  $b'_i$ . Области поиска перекрываются между собой

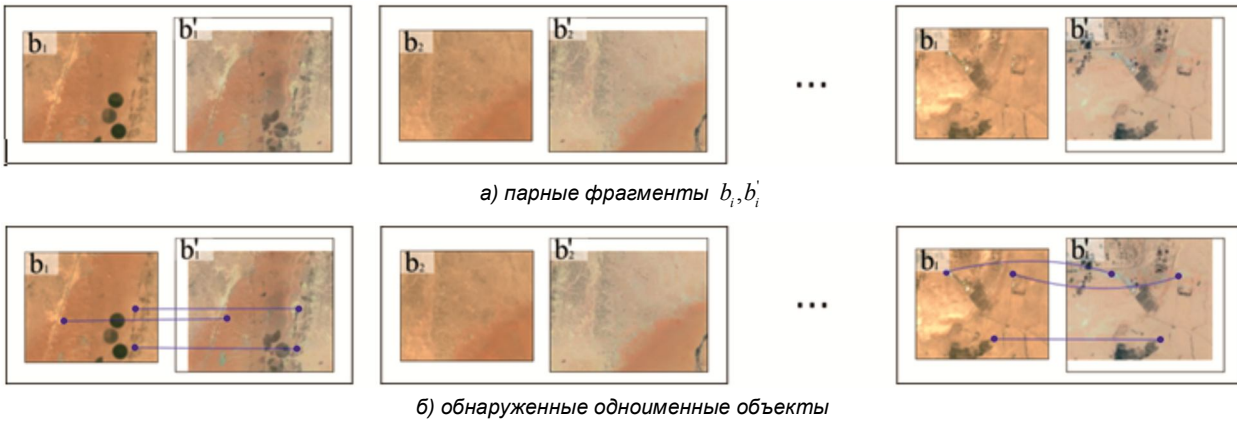


Рис. 2. Иллюстрация процесса поиска одноименных объектов на парных фрагментах  $b_i, b'_i$

сопоставлениям, т.к. на них крайне мало характерных объектов.

Введем классы  $K = \{K_l, K_h\}$ , где  $K_l$  – малоинформативные,  $K_h$  – информативные фрагменты. Обозначим  $f : b_i \rightarrow K$  – классифицирующий критерий.

Время поиска координат одноименных объектов с учетом предложенной модификации составит  $t + \tau$ , где  $\tau$  – время вычисления критерия  $f$  для всех фрагментов,  $t = t_1 + \dots + t_\zeta$  – время обработки  $\zeta$  фрагментов, отнесенных к классу  $K_h$ . Если все фрагменты информативны, то  $\zeta = I$ . На изображениях с МО положительный эффект от классификации будет достигнут в том случае, если временные затраты на вычисление  $f$  малы по сравнению с общим временем поиска одноименных объектов. Поэтому исследуем алгоритмы определения критерия  $f(b_i)$  и выработаем решения по его практическому использованию.

### Алгоритмы определения малоинформативных фрагментов

Традиционно для решения задачи сегментации снимка в соответствии с заданным признаком используются методы кластерного анализа [2]. Однако эти методы весьма затратны по времени и, как правило, требуют наличия данных в нескольких спектральных диапазонах [3], в то время как настоящая работа ориентирована на использование одноканальных изображений. Нейросетевые методы [4] позволяют с высокой точностью сегментировать МО, но характеризуются низким быстродействием даже при использовании современных графических сопроцессоров. Поэтому будем рассматривать вычислительно простые алгоритмы выявления текстурно однородных фрагментов [5].

1. Коэффициент автокорреляционной функции естественным образом определяет степень самоподобия фрагмента. Поэтому сформулируем критерий классификации  $f_{corr} : b_i \rightarrow K$ , основанный на величине автокорреляционной функции  $i$ -го фрагмента:

$$R_i(\delta_x, \delta_y) = \frac{\sum_{xy} b_i(x, y) \cdot b_i(x + \delta_x, y + \delta_y)}{\sqrt{\sum_{xy} b_i(x, y)^2 \cdot \sum_{xy} b_i(x + \delta_x, y + \delta_y)^2}},$$

где  $\sum_{xy} \dots$  – сокращенная форма записи операции суммирования  $\sum_{y=0}^{Y_i} \sum_{x=0}^{X_i} \dots$  в окне  $X_i \times Y_i$ , величины  $\delta_x, \delta_y$

определяют смещение фрагмента относительно самого себя. За меру информативности примем усредненное значение  $\rho(b_i)$  автокорреляционной функции фрагмента, вычисленной для всех смещений  $\delta_x, \delta_y$  в диапазоне  $[-D; D]$ .

$$\rho(b_i) = \frac{\sum_{\delta_y=-D}^D \sum_{\delta_x=-D}^D R_i(\delta_x, \delta_y)}{4D^2},$$

$$f_{cor}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } \rho(b_i) > u_{cor}, \\ K_h, & \text{если } \rho(b_i) \leq u_{cor}, \end{cases}$$

где  $D$  – максимальное смещение (в дальнейших экспериментах принято  $D = 4$ ),  $u_{cor}$  – пороговое значение коэффициента корреляции.

2. При поиске характерных объектов часто выполняется анализ разницы двух копий изображения, сглаженных функцией Гаусса с разными коэффициентами (difference of Gaussians, DoG) [6]. Такое разностное представление фактически является фильтром, повышающим высокие частоты и подчеркивающим характерные объекты средних размеров. Пусть функция  $g_i(\sigma, x, y)$  определяет яркость пикселя сглаженного фрагмента  $b_i$  с величиной среднеквадратического отклонения нормального распределения равной  $\sigma$ . Тогда критерий  $f_{dog}$  можно определить следующим образом:

$$d(b_i) = \frac{1}{Y_i X_i} \sqrt{\sum_{y=0}^{Y_i} \sum_{x=0}^{X_i} (g_i(\sigma_1, x, y) - g_i(\sigma_2, x, y))^2},$$

$$f_{dog}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } d(b_i) > u_{dog}, \\ K_h, & \text{если } d(b_i) \leq u_{dog}, \end{cases}$$

где  $u_{dog}$  – пороговое значение,  $\sigma_1, \sigma_2$  – величины, определяющие степень сглаживания,  $\sigma_1 < \sigma_2$ .

3. Среднеквадратическое отклонение (СКО) значений яркостей фрагмента  $b_i$ :

$$\varsigma(b_i) = \frac{1}{X_i Y_i} \sqrt{\sum_{y=0}^{Y_i} \sum_{x=0}^{X_i} (b_i(x, y) - m(b_i))^2},$$

$$f_{sd}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } \varsigma(b_i) < u_{sd}, \\ K_h, & \text{если } \varsigma(b_i) \geq u_{sd}, \end{cases}$$

где  $m(b_i)$  – среднее значение яркости фрагмента  $b_i$ ,  $u_{sd}$  – пороговое значение СКО.

4. Энтропия определяет степень информативности фрагмента. Выраженная в битах энтропия фрагмента  $b_i$ :

$$\gamma(b_i) = -\sum_{q=0}^Q p(b_i, q) \log_2 p(b_i, q),$$

$$f_{ent}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } \gamma(b_i) < u_{ent}, \\ K_h, & \text{если } \gamma(b_i) \geq u_{ent}, \end{cases}$$

где  $p(b_i, q)$  – доля пикселей с яркостью  $q$  в фрагменте  $b_i$ ,  $p \in [0, 1]$ ,  $u_{ent}$  – пороговое значение величины энтропии.

5. Вариация:

$$v(b_i) = \sum_{q=0}^Q (q - m(b_i))^2 p(b_i, q),$$

$$f_{var}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } v(b_i) > u_{var}, \\ K_h, & \text{если } v(b_i) \leq u_{var}, \end{cases}$$

где  $u_{var}$  – пороговое значение.

Т.к. вероятность успешного отождествления одноименных объектов в МО мала, в качестве эталонного примем критерий:

$$f_{ref}(b_i) = \begin{cases} K_l, & \text{если } \xi(b_i, b'_i) / s(b_i) < u_{ref}, \\ K_h, & \text{если } \xi(b_i, b'_i) / s(b_i) \geq u_{ref}, \end{cases}$$

где  $s(b_i)$  площадь фрагмента  $b_i$  в км<sup>2</sup>,  $\xi(b_i, b'_i)$  – количество верно идентифицированных одноименных объектов на анализируемом и опорном фрагментах без учета МО. Для вычисления значений  $\xi(b_i, b'_i)$  будем использовать программную реализацию решения, предложенного в работе [1] и используемого в настоящее время для уточнения геодезической привязки данных от КА «Ресурс-П», «Канопус-В».

В работе [7] приведены рекомендации по выбору количества детектируемых характерных объектов на единицу площади снимка высокого разрешения. В соответствии с этими рекомендациями принято значение  $u_{ref} = 0,04$ , что соответствует одной точке на 25 км<sup>2</sup>.

Для определения пороговых значений анализируемых критериев  $u_j, j = cor, dog \dots var$ , проведена серия экспериментов на выборке из 30 панхроматических снимков от КА «Ресурс-П» и «Landsat-8», включающей снимки с сезонными изменениями и различными МО. Для каждого критерия  $f_j$  соответствующее значение  $u_j$  выбрано так, чтобы достигался минимум функции  $\psi_j$ , определяющей рассогласований  $f_j$  и  $f_{ref}$ :

$$\psi_j = \sum_{i=1}^I \chi(f_{ref}(b_i), f_j(b_i)),$$

$$\text{где } \chi(f_{ref}(b_i), f_j(b_i)) = \begin{cases} 1, & \text{если } f_{ref}(b_i) \neq f_j(b_i), \\ 0, & \text{если } f_{ref}(b_i) = f_j(b_i). \end{cases}$$

На рис. 3 показаны диаграммы размаха, на которых указаны медиана и распределение значений функции рассогласований  $\psi_j$ , полученных в результате экспериментов по каждому критерию. Из диаграмм следует, что критерии  $f_{ref}(b_i)$  и  $f_{var}(b_i)$  кардинально отличаются от эталонного и не позволяют решить поставленную задачу. Остальные критерии более подробно проанализированы в следующем разделе.

**Экспериментальные исследования модифицированного алгоритма поиска одноименных объектов**

На базе штатного ПО уточнения геодезической привязки создана экспериментальная версия, в которой на первом этапе осуществлялась идентификация МО по выбранному критерию. Далее производился поиск одноименных объектов только в информативных областях.

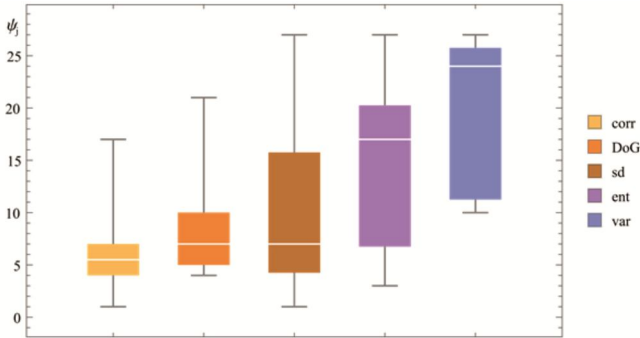


Рис. 3. Рассогласования анализируемых критериев с эталонным (зафиксированы  $u_j$ , минимизирующие  $\psi_j$ ). Каждая диаграмма размаха соответствует распределению рассогласований одного критерия в соответствии с легендой справа

Все эксперименты проводились на ЭВМ CPU Intel Xeon 2.4 GHz × 36, GPU NVIDIA Tesla k20c (706 MHz × × 2496). Анализируемые изображения содержали малоинформативные объекты разного рода (не включая облачность), доля которых составляла 0, 30, 50, 80 и 100 %.

В первом эксперименте выполнена оценка времени работы штатного ПО и экспериментальной версии, дополненной оценкой информативности фрагментов и выполняющей поиск только в информативных областях. Результаты приведены на рис. 4. На изображениях без МО штатный алгоритм анализирует лишь часть фрагментов до нахождения достаточного количества координат одноименных объектов. С ростом доли МО число анализируемых фрагментов и время обработки растет. Время работы экспериментальных версий, напротив, уменьшается по закону, близкому к линейному. При этом затраты времени на вычисление автокорреляционного критерия велики. Расчет корреляционной функции не удалось существенно ускорить с привлечением мощности GPU из-за паттерна обращений к ОП, схожего при вычислении коэффициента корреляции как в пространственной, так и в частотной области с применением БПФ. Ограничивающим фактором при выполнении на GPU является кэш, в связи с чем значительная часть вычислительных ядер простаивает.

Применение размытия по Гауссу при расчете критерия DoG эквивалентно свертке изображения с ядром размером  $W = 6\sigma$ , , причем фильтр линейно делим. Это означает, что эффект от применения двумерной матрицы также может быть достигнут путём применения серии одномерных матриц в горизонтальном направлении с последующим повторением процесса в вертикальном направлении. С вычислительной точки зрения

это полезное свойство, так как расчёт выполняется за время  $O(W \cdot X_i \cdot Y_i)$  вместо  $O(W^2 \cdot X_i \cdot Y_i)$  при использовании неразделимого ядра.

Вычисление DoG достаточно быстро с точки зрения решаемой задачи выполняется на CPU, кроме того, хорошо проработан вопрос его эффективной параллельной реализации на GPU. При построении маски МО с помощью DoG на GPU основная часть времени тратится на инициализацию GPU и передачу изображений между CPU и GPU.

Во втором эксперименте выполнена оценка корректности отнесения объектов к МО по каждому из критериев. Выделено 4 группы изображений: городской ландшафт, лесные территории, степи/полупустыни, горная местность. Каждая группа содержит от 12 до 30 изображений. В ходе эксперимента рассчитано, какая доля одноименных объектов, идентифицируемых штатным алгоритмом, отбраковывается модифицированным из-за отнесения содержащего их фрагмента к МО. Результаты изображены на рис. 5.

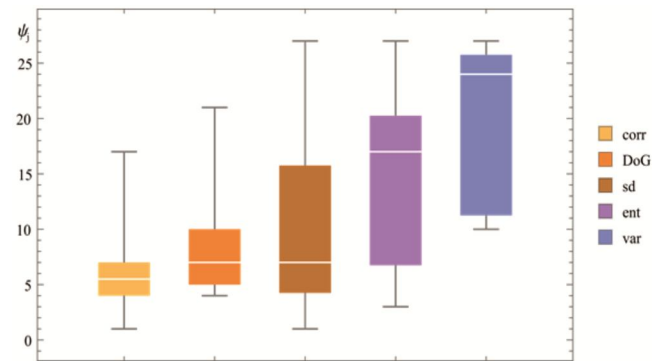


Рис. 4. Быстродействие реализаций анализируемых алгоритмов в зависимости от доли облачности

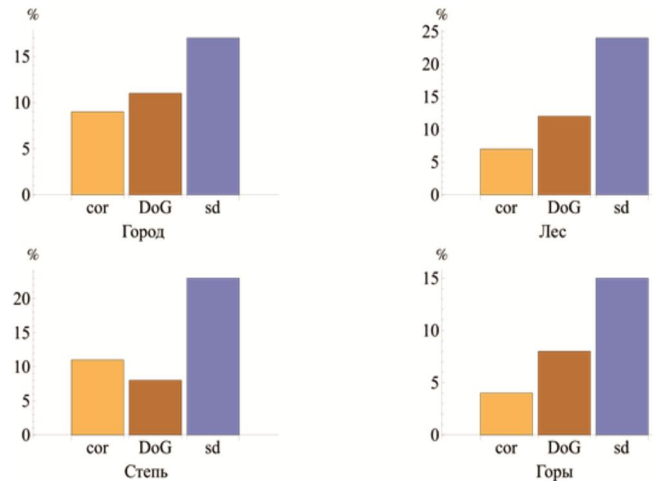


Рис. 5. Доля отбракованных одноименных объектов на различных сюжетах

С точки зрения соотношения скорость вычисления/доля избыточно отбракованных одноименных объектов оптимальным оказался алгоритм построения маски МО на основе DoG. Объем выборки успешно идентифицируемых одноименных объектов в большинстве случаев достаточен для решения поставленной задачи и сравним со штатным алгоритмом при существенно лучшем быстродействии.



К сожалению, все рассмотренные алгоритмы определения МО показали неудовлетворительные результаты в задаче детектирования облачных объектов. Дополнительно проведенные эксперименты показали, что изображения кучевой и перистой облачности характеризуются сложной текстурой с резкими перепадами яркости. Рассмотренные выше алгоритмы относят от 70 до 100 % облачных объектов этого типа к информативным областям. В связи с этим для детектирования облачных объектов рекомендуется использовать специализированные решения.

### **Заключение**

На большинстве натуральных изображений модифицированный алгоритм демонстрирует линейное (относительно доли МО) ускорение по сравнению с оригинальным. При практическом использовании предложенного алгоритма важен выбор оптимального критерия отнесения к МО. Для достижения высокого быстродействия с одновременным сохранением надежности и объема результирующей выборки координат одноименных объектов рекомендуется использовать критерий на основе разности Гауссиан. Следует учитывать, что все рассмотренные в работе критерии отнесения к МО оказались неэффективными в задаче детектирования облачных объектов со сложной текстурой. Вопрос быстрой отбраковки облачных объектов планируется рассмотреть в следующей работе.

### **Литература**

1. Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И., Рыжиков А.С. Технология автоматического контроля точности геопривязки спутниковых изображений по опорным снимкам от КА «Landsat-8» // Цифровая обработка сигналов, 2015, № 3, С. 37-42.
2. Асмус В.В., Бунчев А.А., Пяткин В.П. Кластерный анализ в обработке данных дистанционного зондирования Земли // Интерэкспо ГЕО-Сибирь, 2015, С. 71-78.
3. Ветров А.А., Кузнецов А.Е. Автоматическая сегментация облачных объектов на снимках земной поверхности высокого пространственного разрешения // Исследования Земли из космоса, 2014, С. 27-34.
4. Астафуров В.Г., Скороходов А.В. Сегментация спутниковых снимков облачности по текстурным признакам на основе нейросетевых технологий // Исследование Земли из космоса, 2011, № 6, С. 10–20.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. –Техносфера, 2000, 1072 с.
6. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features / Lecture Notes in Computer Science, 2006, vol. 3951. Springer, Berlin, Heidelberg.
7. Chandelier L., Coeurdeve L., Bosc S., Favé P., Gachet R., Orsoni A., Tilak T., Barot A. A worldwide 3d GCP database inherited from 20 years of massive multi-satellite observations // ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., Vol. 2-2020, pp. 15-23.