неполадки. К примеру, в случае проблем со связью: отсутствием видеокамеры, микрофона или устойчивого Интернет-соединения, преподаватель всегда находил выход. Курсанты, у которых не было возможности исправить неполадки, отправляли сделанные работы лично преподавателю, который в процессе занятия консультировал их и помогал исправить ошибки. Для контроля выполнения всех заданий обучающиеся отправляли свои работы преподавателю, которые оценивались и проверялись на самостоятельность.

Вклад информационных технологий в образовательную сферу в условиях пандемии велик. Благодаря цифровой методике удалось не только продолжить образовательный процесс, но и минимизировать риск заболеваний коронавирусной инфекцией COVID-19 среди курсантов и слушателей Московского Университета МВД России имени В. Я. Кикотя, а также профессорско-преподавательского состава. Сегодня, несмотря на снятие ряда ограничений пандемии, информационные технологии уже стали неотъемлемой частью учебной деятельности. К примеру, профессорско-преподавательский состав стал активно разрабатывать материал занятий, перенося его на красочные мультимедиа, которые начали широко использоваться на лекционных парах. Теперь курсанты могут воспринимать информацию не только на слух, но и визуально. Безусловно, информационные технологии внесли колоссальный вклад в организацию образовательного процесса в условиях пандемии, однако, практика их применения требует усовершенствования.

1. Сушкова К. А. Образовательные технологии в профессиональном образовании: задачи, структура, аспекты. 2017, стр. 1-2;
2. А. А. Артюхов, Т. Л. Молоткова. Информационные и коммуникационные технологии в образовании – «Вестник Челябинского государственного университета». 2015. № 26(381). Философия. Социология. Культурология. Вып. 38. С. 58-61.
3. Домрачев, В. Г. Дистанционное обучение: возможности и перспективы // Высшее образование в России. – 1994, № 3. – С. 10-12.
4. Сайт ИНТЕРФАКС: <https://academia.interfax.ru/ru/analytics/research/4491/>.

Лучкин Р.С., Немыкин О.И., Прохоров М.Е., Рындин Ю.Г.

**Устойчивый байесов алгоритм выделения типовых конструктивных элементов
ИСЗ на изображениях невысокого качества**

*ПАО Межгосударственная акционерная корпорация «Вымпел»
(Россия, Москва)*

doi: 10.18411/lj-06-2021-64

Аннотация

При обработке последетекторных однобайтовых оптических изображений (ОИ) неизвестного удалённого космического объекта (КО), формируемых в телескопах наземного базирования, наибольший практический интерес представляет задача выделения на них изображений основных конструктивных элементов. В качестве таких элементов можно рассматривать корпус объекта, габаритные антенны, солнечные панели и т. д. Решение задачи проводится при наличии сложного неоднородного фона, вероятностное описание которого неизвестно.

С математической точки зрения задача заключается в представлении ОИ, заданном в виде функции интенсивности двух переменных, в форме однородных объектов с последующей их идентификацией и является нелинейной. В работе на базе адаптивного байесового подхода при выбранной аддитивной функции потерь синтезируется устойчивый алгоритм выделения конструктивных элементов с использованием представления исходного цифрового изображения в виде совокупности булевых матриц и алгоритмов его обработки, в основу которых

положены аппарат теории множеств и робастные методы обработки данных. Приводится пример обработки ОИ, полученного в натурных условиях.

Ключевые слова: байесов подход, булева матрица, оптическое изображение, робастные методы обработки данных, факторизация, фильтрация.

Abstract

When processing post-detector one-byte optical images (OI) of an unknown remote space object (SO), formed in ground-based telescopes, the problem of extracting images of the main structural elements on them is of greatest practical interest. As such elements can be considered the body of the object, overall antennas, solar panels, etc. The problem is solved in the presence of a complex inhomogeneous background, the probabilistic description of which is unknown. From a mathematical point of view, the problem is to represent the OI, given as a function of the intensity of two variables, in the form of standardized objects with their subsequent identification and is nonlinear. In this work, based on the adaptive Bayesian approach, with the chosen additive loss function, a stable algorithm for identifying structural elements is synthesized using the representation of the original digital image in the form of a set of Boolean matrices and algorithms for its processing, which are based on the apparatus of set theory and robust data processing methods. An example of OI processing obtained in natural conditions is given.

Keywords: Bayesian approach, Boolean matrix, optical image, robust data processing methods, factorization, filtering.

Введение

При обработке оптических изображений удалённых объектов, получаемых в телескопах наземного базирования, сталкиваются с существенными амплитудными и фазовыми искажениями, обусловленными как случайным влиянием изотропной среды распространения и дополнительным фоновым излучением, так и абберациями телескопа и смазами ОИ в процессе регистрации движущегося объекта. На рис. 1 приведено ОИ внешнего вида ИСЗ глобальной системы космической связи Iridium 31 (международный номер 1997051007; https://space.skyrocket.de/doc_sdat/iridium.htm) и типичного его ОИ, формируемого телескопом.

Рис.1. Внешний вид ИСЗ Iridium 31 (слева) и сформированное телескопом ОИ.

Их сравнительный анализ говорит о возникновении существенных проблем при выделении на снимке основных конструктивных элементов ИСЗ и их идентификации, представляющей наибольший практический интерес при обработке ОИ. Исчерпывающий обзор алгоритмов обработки, в состав которых входят алгоритмы выделения области локализации ОИ на снимке наблюдаемого объекта, его фильтрации и сегментации, а также идентификации с ОИ типовых элементов, приведён в [1].

В данной работе предлагается единый алгоритм решения поставленной задачи с использованием робастных методов обработки ОИ при наличии сложной фоновой обстановки, вероятностное описание которой неизвестно.

Модель исходного оптического изображения

Будем считать, что поступающее на обработку последетекторное оцифрованное однобайтовое ОИ представляет собой квадратную матрицу Y порядка N , неотрицательные элементы которой $Y(i, j) \leq (M = 255)$ – соответствующие уровни интенсивности, а $i, j \in [0, N)$ – текущие индексы элементов матрицы. Y представима в виде суммы матриц

$$Y = S(\theta) + Z,$$

где матрица $S(\theta)$ содержит информацию как о искажённом изображении наблюдаемого объекта, так и о фоновом излучении, а матрица Z – информацию о фоновом излучении, статистические характеристики которого неизвестны. Обобщённый параметр θ включает в себя совокупность подлежащих оценке дополнительных характеристик и параметров.

При выборе модели оцифрованного ОИ информационного объекта в структуре матрицы $S(\theta)$, в обычном представлении изоплановости системы наблюдения, предполагаем, что соответствующее ей непрерывное ОИ в области его регистрации задаётся выражением [1, 2]

$$\hat{s}(r/r_0) = \int_{\Omega_\rho} s(\rho/r_0) H(r - \rho/\varphi(\rho)) d\rho,$$

где $\hat{s}(r/r_0)$ – неизвестное распределение интенсивности наблюдаемого КО $s(r/r_0)$ в отсутствии фазовых искажений в картинной плоскости, r_0 – координаты условного центра КО в картинной плоскости, Ω_ρ – поле зрения оптической системы, $H(r - \rho/\varphi(\rho))$ – некогерентная функция рассеяния точки в системе наблюдения, $\varphi(\rho)$ – дополнение к фазе волны, связанное с остаточными искажениями после коррекции принимаемого волнового фронта. В ситуации, когда $\varphi(\rho)$ отлична от нуля на раскрытие апертуры в структуре $\hat{s}(r/r_0)$ содержатся как мультипликативные, так и аддитивные искажения, вероятностное описание которых априори неизвестно.

Изображение неизвестного объекта $s(r/r_0)$ будем рассматривать как совокупность априори разрешенных изображений его конструктивных элементов

$$s(r/r_0) = \sum_{i=1}^G s_i(r/r_i, k_i), \quad k_i \in (K = \bigcup_{j=1}^O k_j),$$

где $s_i(r/r_i, k_i) \in \Omega_{s_i}$ – случайная непрерывная функция яркости (интенсивности) изображения i конструктивного элемента k_i класса, заданная в области его определения Ω_{s_i} : $\Omega_{s_i} \cap \Omega_{s_j} = \emptyset$ при $i \neq j$, формируемая в неизвестных условиях наблюдения; O – количество эталонных объектов в алфавите. В качестве априори заданных конструктивных элементов множества K , общее количество которых G в ОИ неизвестно, будем рассматривать корпус КО, солнечные панели, крупногабаритные антенны и т. д. Положение центра видимого ОИ i элемента относительно точки r_0 в картинной плоскости задаётся вектором r_i ; $r \in \Omega_s$, $\Omega_s = \bigcup_{i=1}^G \Omega_{s_i}$ – область определения ОИ КО. Оценке подлежат количество конструктивных элементов $\hat{G}$, класс k_i ОИ видимой области Ω_{s_i} каждого из них, оцифрованное ОИ элемента $\hat{S}_i(\theta_i)$ в видимой части области Ω_{s_i} , набор дополнительных параметров $\theta_i, i = \overline{1, \hat{G}}$.

Предварительный выбор структуры алгоритма выделения конструктивных элементов на изображении невысокого качества

В основу алгоритма выделения на ОИ отдельных конструктивных элементов (объектов) положим адаптивный байесов алгоритм, решающий задачу многоальтернативного распознавания совокупности G объектов с одновременной оценкой их информативных параметров [3, 4]. Алгоритм синтезирован исходя из критерия минимума среднего риска с использованием аддитивной функции потерь в

условиях параметрической неопределенности относительно введенного вероятностного описания исходной информации

$$R(d(*), \hat{\theta}, K) = \arg \min_{d(*), \theta, G} \sum_{u=1}^G R_u(d(*), \hat{\theta}, K),$$

$$\text{где } R_u(d(*), \hat{\theta}, K) = \sum_{k=1}^O \int_{\Omega_s \cup \Omega_\theta} g(k, u, r, d(i, r), \theta, \hat{\theta}, G) p(r, u, k, \theta) dr d\theta$$

и $p(r, u, k, \theta)$ – совместная плотность распределения вероятности интенсивности ОИ в точке r и обобщенных параметров θ для k класса (конструктивного элемента из алфавита ОИ эталонных объектов) для u классифицируемого объекта; $d(r) = \{d(u, r), u = \overline{1, G}\}$ – совокупность G O -мерных векторов принимаемых решений по обнаруженным на ОИ элементам конструкции, компоненты которых представляют собой индикаторные функции; O – количество проверяемых гипотез (в нашем случае, конструктивных элементов алфавита); $g_u = g(k, u, r, d(r), \theta, \hat{\theta}, G)$ – функция потерь (ФП) – количественная мера, задающая потери от принятия решения $d(u, r)$ по k гипотезе по u элементу конструкции.

Модифицируем её, введя в структуру ФП дополнительный множитель $c(j, u, r)$. В результате ФП преобразуется к виду

$$g_u = a_k(\theta) + \sum_{j=1}^O d_j(u, r) [g_j(\hat{\theta}) - a_j(\theta) K_j(|\theta - \hat{\theta}|) \delta_{kj}] * c(j, u, r),$$

где $a_k(\theta)$ – коэффициент, учитывающий потенциальный ущерб от КО при наличии у него элемента k класса (элемент относится к классу k); $d_j(u, r)$ – решение (индикаторная функция) по j классу для u объекта $u = \overline{1, G}$; $g_j(\hat{\theta})$ – затраты на принятие положительного решения по j классу, которые слабо зависят от значений формируемых оценок параметров ($g_j(\hat{\theta}) \approx \text{const}$); $K_j(|\theta - \hat{\theta}|)$ – нормированная на единицу в максимуме монотонно убывающая чётная функция вектора невязки $\theta - \hat{\theta}$, учитывающая влияние точности оценки значений параметров θ на качество принятия решения; δ_{kj} – символ Кронекера.

Значение множителя $c(j, u, r)$ вычисляется с помощью выражения $c(j, u, r) = \min(d_j(u, r), G_j - \sum_{k=1}^G d_j(k, r))$, в котором учитывается эффективность принимаемых решений по j классу для u объекта с учетом принятых решений по другим элементам, и априорной информации о количестве объектов j класса G_j в исходном ОИ. При её отсутствии полагаем $G_j = G$.

В [3, 4] показано, что, при использовании квадратичной функции $K_j(|\theta - \hat{\theta}|)$ в большинстве представляющих практический интерес случаев справедлив алгоритм принятия решения, в котором решающее правило для u объекта формируется путём сравнения с порогом значения апостериорной вероятности $p_a(j|r, \theta^*) = p(j, r, \theta^*)/p(r, \theta^*)$

$$d_j(u, r) = \begin{cases} 1, & \text{если } p_a(j|r, \theta^*) \geq c_j; \\ 0, & \text{если } p_a(j|r, \theta^*) < c_j; j = \overline{1, O}; u = \overline{1, G}. \end{cases}$$

где в качестве оценки θ^* в практически важных случаях можно использовать оценку максимума правдоподобия $\theta^* = \arg \max_{\theta} p(r, j/\theta)$ при $r \in \Omega_{s_u}$. При этом порог для принятия решения по каждому классу вычисляется независимо от других классов с использованием выражения $c_j = g_j(\theta^*)/(a_j(\theta) K_j(|\theta - \theta^*|))$.

Отметим, что решающее правило для каждого априори разрешённого элемента сводится к независимому принятию решения по каждой гипотезе, что позволяет формировать неоднозначные решения с последующим отбором наиболее правдоподобных с учетом априорной информации о максимально возможном количестве объектов данного класса.

С другой стороны, такая структура решающего правила и вид ФП позволяют проводить группировку количества проверяемых гипотез и организовать иерархический процесс принятия решения. В частности, на первом этапе обработки

выделить всю область локализации ОИ информационного объекта с последующей детализацией её структуры.

Адаптируя структуру рассмотренного алгоритма для выделения на ОИ отдельных конструктивных элементов, строго говоря, необходимо синтезировать алгоритм оценки структуры видимых локальных областей Ω_{s_i} с использованием аппарата функционального дифференцирования. Поскольку Y априори оцифровано и неотрицательна, то его можно с одной стороны рассматривать в качестве (ненормированной) эмпирической функции плотности, а с другой реализовать вычислительный алгоритм непосредственной обработки Y , решающей частные задачи выбора плотности распределения фонового излучения и оценки её параметров, выделение области локализации на снимке ОИ наблюдаемого объекта Ω_s (детектирование), ее фильтрации и сегментации Y с последующим распознаванием выделенных сегментов (идентификацией их с ОИ эталонами). При этом этапе сегментации требуется задать критерий $f(y_i, y_j) \quad i, j = \overline{1, N^2}$, определяющий условие принадлежности отдельных пикселей ОИ к области локализации ОИ определённого элемента конструкции Ω_{s_i} .

Практика показала, что выбор плотностей распределения $p(x, u, k, \theta)$, позволяющих решать рассматриваемую задачу с требуемым качеством, приходится осуществлять в некотором непараметрическом пространстве вероятностных распределений [5], и, как следствие, использовать робастные методы и алгоритмы обработки информации.

Устойчивое представление изображения

Представим ОИ Y в виде совокупности булевых матриц U_l , i, j элементы которых вычисляются по правилу

$U_l(i, j) = \text{true}$ (1) при $Y(i, j) = l$; иначе $U_l(i, j) = \text{false}$ (0), где l – выбранный уровень интенсивности. Имеем $Y = \bigcup_{l=1}^M l U_l$ при справедливости соотношения $U_l \cap U_m = \emptyset$ при $l \neq m$. Будем рассматривать их как элементы некоторого множества, мощность которых $\text{card}(U_l)$ равна количеству значимых элементов U_l .

Дополнительно введём множество пороговых булевых матриц $B = \{B_l\}_{l=1}^M$, структура которых задаётся соотношением $B_{l-1} = B_l \cup U_l, l \in [1, M]$; при $B_M = U_M$. Заметим, что справедливо отношение включения $B_l \in B_{l-1}$, при этом $\text{card}(B_l) = \sum_{l=1}^M \text{card}(U_l)$. Множество B будем рассматривать как граф дерева исходного ОИ Y , которое является избыточным по отношению Y . Поэлементное восстановление Y реализуется с использованием соотношения $Y(i, j) = l^*$, где $l^* = \max_l (B_l(i, j) = \text{true})$. Введём обозначения $\hat{Y}_l$ для восстановленного ОИ по B_l с использованием для порога $l_i \geq l$ и $\hat{B}(l) = \{B_k\}_{k=l}^M$.

Известно, что поведение функции двух переменных, отражающее некоторую физическую характеристику наблюдаемого явления (события), можно охарактеризовать тремя интегральными показателями [6]. Они связаны с информационной, топологической и метрической характеристиками. В качестве таких показателей применительно к B представлению ОИ в [7] предложены информация по Шеннону $I(\hat{Y}_l)$, усреднённые значения по уровням пороговой интенсивности l количества сегментов $N_l = \bar{N}(\hat{Y}_l)$, их интегральных периметров $T_l = \bar{T}(\hat{Y}_l)$ и показатели компактности $\gamma_l = \bar{\gamma}(\hat{Y}_l)$, а также поведение их отдельных значений при выбранных уровнях пороговой интенсивности в виде векторов-столбцов $|G \rangle, |N \rangle, |T \rangle, |\gamma \rangle$ (информационная компонента $|G \rangle$ задается в форме традиционной гистограммы). Значение параметра γ_l вычисляется как нормированное отношение мощности ОИ к квадрату суммарного периметра [7], и рассматривается в качестве альтернативы значению T_l в силу безразмерности первого (см. далее). Заметим, что при выбранном уровне пороговой интенсивности l значение суммарного периметра $T(l)$ вычисляется по

формуле $T(l) = \text{card}(B(l)) + n(B(l)) + iC(B(l))$, где $n(B(l))$ – общее количество односвязных интервалов на строках матрицы $B(l)$, а $iC(B(l))$ – количество связных значимых пикселей на её последовательных строках.

Структура частных алгоритмов и архитектура их программной реализации

В силу закона больших чисел расчёт среднего значения μ_Φ и дисперсии σ_Φ интенсивности нормального распределения фона $N(\mu_\Phi, \sigma_\Phi)$ в гистограмме распределения $|G|$ реализован с использованием робастных алгоритмов оценки [5]:

$$\mu_\Phi = \text{med}_{i,j} Y(i,j); S_\Phi = \sqrt{\sigma_\Phi} = 1.483 \text{med}_{i,j} |Y(i,j) - \mu_\Phi|;$$

в предположении справедливости модели распределения интенсивности ОИ $F(Y) = (1 - p_s)N(\mu_\Phi, \sigma_\Phi) + p_s F(\hat{s}(r/r_0))$. Здесь $p_s \leq O(0.1)$ – априорная вероятность появления изображения наблюдаемого объекта на снимке, $F(\hat{s}(r/r_0))$ – неизвестная функция распределения его интенсивности.

Выделение области локализации ОИ наблюдаемого объекта в B с учётом пространственной корреляции фонового излучения реализовано в трёхканальном параллельном алгоритме обработки путём поиска в каждом канале после медианной обработки ОИ $M(B_l|n)$ порогового уровня интенсивности l_n , связанного со вторым максимальным значением показателя компактности $\gamma_n(l) = \max 2_l(\gamma(M(B_l|n)))$. Поиск максимума реализован путём последовательного увеличения уровня пороговой интенсивности, а индекс $n \in \{3, 5, 7\}$ указывает на порядок медианного фильтра в текущем канале. Окончательное значение порогового уровня интенсивности определяется выражением $l_0 = \arg(\max_{n \in \{3, 5, 7\}} \gamma_n(l_n))$, с использованием которого формируется ОИ $\hat{B}(l_0)$ и оценка вероятности $p_s = \text{card}(B(l_0))/\text{card}(B(1))$.

Перейдем к описанию алгоритмов фильтрации и сегментации найденного ОИ $\hat{B}(l_0)$.

В условиях отсутствия априорной информации о интенсивности ОИ и пространственной структуре наблюдаемого объекта на этапе выделения в ОИ матрицы $\hat{B}(l_0)$ представляется разумным использовать алгоритмы бинарной ранговой фильтрации (процентильные фильтры) $R(\hat{B}(l_0)|k, n)$. Структура фильтра $r(i|k, n)$ при выбранном уровне интенсивности $l \in [l_0, M)$ задаётся в виде булевых матриц, содержащих линейно-связную область n значимых элементов. Вновь формируемое значение интенсивности y_i в i анализируемом элементе $B(l)$ вычисляется с использованием выражения.

$$y_i = \{true \text{ при } k_i > k \text{ иначе } false\}$$

где k_i – мощность выделенной локальной матрицы относительно анализируемого i элемента $B(l)$, k – пороговое значение фильтра для принятия положительного значения.

Известно, что процентильные фильтры обладают рядом свойств бинарных морфологических фильтров, реализующих в зависимости от отношения k/n сжимающие (при $k > N_0$) и расширяющие (при $k < N_0$) преобразования ОИ [8], где N_0 – положение медианы в отсортированных по убыванию значениях элементов в выбранной локальной области. Поскольку распределения значимых элементов (отметок) матриц $B(l)$ неизвестны, введем оценки вероятности появления истинных отметок при выбранных пороговых значениях интенсивности $p_i(l) = \text{card}(B_l)/\text{card}(B(l_0)), l \in [l_0, M)$. Соответственно, число фоновых отметок при выбранной аппроксимации распределения их интенсивности можно оценить с использованием выражения $p_\Phi(l) = \text{card}(B_1) * (1 - \Phi((l - \mu_\Phi)/\sigma_\Phi))$. Предлагается алгоритм одношаговой ранговой фильтрации ОИ в представлении $\hat{B}(l_0)$, в котором порог принятия решения k определяется адаптивным образом с использованием

априори заданной функциональной зависимости $k = f(p_i(l), p_\phi(l))$. В частности, в работе выбрана следующая функция

$$f(x, y) = \begin{cases} N_0(2 - \alpha), & \text{где } \alpha = p_i(l)/p_i(N_0) \text{ при } l \geq N_0; \\ n^2 - n_\phi, & \text{где } n_\phi = p_\phi(l) * \text{card}(B_1); \\ & \text{иначе } N_0. \end{cases}$$

Здесь $x = p_i(l), y = p_\phi(l)$.

В выбранном представлении ОИ $\hat{B}(l_0)$ алгоритм сегментации отдельных матриц B_l на совокупность линейно связанных подматриц $B_l = \bigcup_{k=0}^{K(l)} B_l(k)$ реализован с использованием процедуры факторизации, основанной на транзитивном замыкании бинарного отношения связности по квадрату двух односвязных интервалов b_1 и b_2 значимых элементов на соседних строках B_l , т. е. справедливо соотношение $b_1 \cap b_2 \neq \emptyset$ [9].

В соответствии с отношением включения в процессе факторизации должно выполняться условие

$$\forall B_l(k) \ l \in [l_0 + 1, M): \exists B_{l-1}(t) \rightarrow B_{l-1}(t) \cap B_l(k) = B_l(k),$$

проверка которого в вычислительном процессе в рамках объектно-ориентированного программирования может быть реализована с использованием объектов класса булевых матриц. Анализируя структуру частных алгоритмов фильтрации и сегментации, приходим к следующему выводу. Корректная реализация требуемого условия в процессе обработки возможна только путем сравнения результатов, полученных частными алгоритмами фильтрации и сегментации. Нами реализована архитектура программной реализации алгоритмов совместной фильтрации и сегментации ОИ $\hat{B}(l_0)$, базирующаяся как на последовательном увеличении, так и уменьшении порогового уровня интенсивности l при представлении $\hat{B}(l_0)$. Эти алгоритмы условимся называть устойчивыми адаптивными байсовыми алгоритмами выделения сегментов на ОИ в представлении $\hat{B}(l_0)$. В результате обработки отдельных элементов $\hat{B}(l_0)$ и объединения выделенных сегментов $B_l(k)$ с учётом их отношения включения формируется ориентированный по уровням возрастания значения пороговой интенсивности граф леса $\hat{B}(l_0)$ в $FG(\hat{B}(l_0)) = \bigcup_{i=1}^D TG_i(l_0)$, корнями деревьев которого являются линейно связанные сегменты матрицы $\hat{B}(l_0)$. Структура любого узла $TG_i(l)$ i дерева $B_l(i)$ (в том числе условного корня и листьев графа [10]) задаётся соотношением $TG_i(l) = B_l(i) \cap FG(\hat{B}(l+1))$. Нетрудно заметить узел $TG_i(l)$ включает в себя либо один, либо несколько сегментов матрицы $\hat{B}(l+1)$.

В основу программной реализации алгоритма идентификации (распознавания) характерных структур графа дерева с ОИ эталонных элементов конструкции с использованием совокупности информативных признаков распознавания (ПР) положен предложенный в [4] алгоритм принятия решения, основные положения которого приведены ранее в статье. Остановимся на двух моментах его реализации.

Процедура анализа структуры ветви графа $TG(l_1, l_2)$ (здесь индексами l_1, l_2 обозначены нижнее и верхнее значения пороговой интенсивности), каждый узел которой включает только один элемент. Находим $(j^*, l^*) = \max_{j=\overline{1, T}, l \in (l_1, l_2)} p_a(j | \theta^*, l)$. В окончательной структуре дерева сохраняем ОИ B_l с индексами l_1, l^*, l_2 .

Процедура анализа структуры ветви графа $TG(l)$, включающего несколько элементов $B_{l+1} = \bigcup_{k=0}^{K(l+1)} B_{l+1}(k=1)$. По каждому элементу формируем значение решающей статистики $p_a(j | \theta^*, k)$, а также $p_a(j | \theta^*, l)$. В окончательную структуру графа включаем элементы, удовлетворяющие условию $p_a(j | \theta^*, k) \geq p_a(j | \theta^*, l)$. В заключении заметим, что ввиду разных условий формирования ОИ в качестве информативных ПР для принятия окончательного решения в их состав следует включать ПР, значения которых инвариантны к выбранным уровням интенсивности и аффинным

преобразованиям ОИ на плоскости. В частности в их состав можно включить показатель компактности, информативность сегмента в обрамляющем прямоугольнике, значение главных моментов инерции, суммарное значение которых нормировано к двум, порядок внешнего контура и его норму.

Пример обработки изображения, полученного в реальных условиях

Приведём полученные на отдельных этапах обработки результаты приведённого на рис. 2 ОИ предлагаемым алгоритмом, уделим основное внимание интерпретации их визуального представления.

В таблице 1 приведены интегральные показатели обработанных ОИ B_l с использованием медианных фильтров различного порядка, формируемых на этапе детектирования ОИ наблюдаемого объекта, в точках определения 1 и 2 максимумов γ_l в отдельных каналах фильтра и расположенного между ними минимума. В таблице под количеством сегментов понимается количество односвязных интервалов, выделенных на отдельных строках матрицы B_l .

Таблица 1

Параметры, характеризующие алгоритм детектирования ОИ

Этап обработки	Порядок фильтра	Пороговая интенсивность	Мощность	Периметр	Количество сегментов	Компактность
Первый максимум μ	n=3	l=44	68929	59988	14680	3.064E-4
	n=5	l=44	51217	32914	7963	7.564E-4
	n=7	l=44	36937	16364	3980	0.0022
Минимум μ	n=3	l=61	2503	886	161	0.0514
	n=5	l=51	6931	1538	295	0.0575
	n=7	l=48	10736	1372	278	0.0956
Второй максимум μ	n=3	l=70	507	308	120	0.0875
	n=5	l=56	4787	1120	217	0.0612
	n=7	l=51	8780	1212	245	0.1025

На рис. 2 приведены формируемые в точках локальных максимумов $\gamma(l)$ при использовании медианных фильтров порядков $n=\{3,5,7\}$ (слева направо).

Рис.2. Формируемые в процессе выделения области локализации ОИ B_l наблюдаемого ИСЗ (вверху – в точке первого максимума γ_1 ; внизу – в точке второго максимума).

Наблюдаемая картина обусловлена пороговым свойством медианного фильтра порядка n , в соответствии с которым он убирает отдельные области Ω значимых

элементов, удовлетворяющих условию $card(\Omega) < (n^2) \ll 1$, и полностью заполняет значимыми элементами относительно разрежённую область в обратном случае. На рис. 3 приведёно ОИ, которое выделено в результате детектирования и используется на этапе фильтрации и сегментации. В левой части приведены зависимости показателей ОИ как функций уровней интенсивности. Здесь синим цветом приведено количество линейно связанных сегментов, красным – нормированная диаграмма, зелёным – значение суммарного периметра выделенных областей, а фиолетовым – показатель компактности. Заметим, что при оценке количества сегментов используется алгоритм сегментации, который отсекает видимые на ОИ сегменты по критерию $card(\Omega) \leq 25$ в силу их неинформативности в задаче идентификации. Соответствующие интегральные показатели ОИ равны $I(\hat{Y}_l) = 4,47$; $N = 2,77$; $T = 497,55$; $\gamma = 0,1648$

Рис.3. Выделенное ОИ наблюдаемого объекта (справа) и характеристики поведения его показателей как функций уровней интенсивности.

На рис. 4 приведены структуры формируемых графов дерева ОИ (в левой части рисунка), получаемые на этапах завершения совместной фильтрации и сегментации выделенного ОИ (в верхней части рисунка), а также автоматического сжатия структуры графа при распознавании конструктивных элементов. С правой стороны рисунка приведены формируемые ОИ в черно/белом представлении и псевдоцвете. В результате обработки удаётся выделить ОИ в составе 4 разрешённых конструктивных элементов, формируемых при втором пороговом уровне интенсивности. Трудности возникают на этапе их идентификации в автоматическом режиме, решение частично достигается в процессе адаптивного повышения порога l на $\hat{B}(l)$ представлении ОИ. Соответствующие примеры формируемых ОИ приведены на рис. 5, с использованием которых в автоматическом режиме удаётся идентифицировать ОИ корпуса (правое ОИ одиночного объекта). Гипотезы о наличии у объекта других конструктивных элементов в составе солнечных панелей и антенн передачи и приема радиоизлучения удаётся выдвинуть в автоматизированном режиме с приведением априорного изображения КО (см. рис.1).

Рис. 4. Сформированные графы леса (слева) и ОИ (чернобелые и в псевдоцвете), полученные на этапах совместной сегментации и фильтрации ОИ (вверху) и его распознавания.

Рис. 5. ОИ отдельных разрешённых элементов, формируемых при разных пороговых уровнях интенсивности

Заключение

На базе адаптивного байесового подхода синтезирован робастный алгоритм обработки последетекторных однобайтовых оптических изображений неизвестного удалённого космического объекта, решающий задачу выделения на ОИ его типовых конструктивных элементов. ОИ формируется при наличии сложной фоновой остановки, вероятностное описание которой неизвестно. При этом пространство вероятностных распределений является полной окрестностью выбранной параметрической модели.

Предложено устойчивое представление исходного ОИ с использованием аппарата булевых матриц и проведена разработка следующих частных алгоритмов обработки ОИ невысокого качества.

Трёхканального алгоритма выделения на исходном ОИ области локализации ОИ наблюдаемого объекта при наличии сложного пространственного фона.

Устойчивого адаптивного алгоритма совместной фильтрации и сегментации выделенного ОИ с использованием ранговых алгоритмов обработки с адаптивным выбором порога и использованием вероятностей получения ложных и истинных отметок значимых элементов булевых пороговых матриц.

Алгоритма идентификации выделенных сегментов с ОИ эталонных конструктивных элементов с использованием процедуры проверки дуальтернативных гипотез с возможностью принятия неоднозначных решений.

Приведён пример обработки полученного в натурных условиях ОИ.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) (проект № 19-07-00197А).

1. Новые методы обработки изображений Под ред. А. А. Потапова, М.; Физматлит, 2008, 496с., ISBN 978-5-9221-0844-6.
2. Свиридов К. Н. Технологии достижения высокого углового разрешения оптических систем атмосферного видения. – М.: Изд. “Знание”, 2005, 452 с., ISBN 5-07-002998-3.
3. Тартаковский, Г. П. Теория информационных систем. – М.: Физматкнига, 2005 – 304 с.
4. Рындин Ю. Г., Тартаковский Г. П., Тюрин В. С. Распознавание объектов, одновременно принадлежащих нескольким классам «Радиотехника и электроника» – 2004., т.49, №9, стр. 1066-1072.
5. Хампель Ф., Рончетти Э., Рауссеу П., Штаэль В. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния; пер. с англ. М.: Мир, 1989, 512с., ISBN 5-03-001003-3.
6. О. П. Милокова, П. А. Чочиа. Об оценке сложности изображений с помощью двумерных вариаций. Информационные процессы, 2012, том 12, № 4, с. 362 – 371.
7. Лавров В. В., Лучкин Р. С., Немыкин О. И., Прохоров М. Е., Рындин Ю. Г., Тюрин В. С. Методы и алгоритмы полного цикла обработки последетекторного мало контрастного оптического изображения, Вопросы радиоэлектроники 2018 №3 с. 99 – 107 DOI 10.21778/2218-5453-2018-3-99-107.
8. Пытьев Ю. П., Чуличков А. И. Методы морфологического анализа изображений М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010. – 336 с.
9. Lavrov V. V., Luchkin R. S., Prokhorov M. E., Ryndin Yu. G., Testov A. V. Architecture of an object-oriented software implementation of algorithms for a full cycle of optical images of an unknown object processing. Radio industry (Russia), 2020, vol. 30, no. 4, pp. 23 – 34. (In Russian). DOI: 10.21778/2413-9599-2020-30-4-23-34.
10. Герб В. Я., Лавров В. В., Прохоров М. Е., Рындин Ю. Г. Алгоритм выделения конструктивных элементов на представленном в форме графа леса сегментированном изображении, Национальная Ассоциация Ученых. Проблемы Технические наук. 2019.12.27; 50(3):33 – 37. 10.31618/nas.2413-5291.2019.3.50.126.

Мамсуров Б., Сидорук Д., Гулякин Д.В.
Информационные системы в строительной сфере

*Кубанский государственный технологический университет
(Россия, Краснодар)*

doi: 10.18411/lj-06-2021-65

Аннотация

В статье рассмотрены информационные системы, а именно их роль и применение в строительной сфере. Факторы, определяющие важность и целесообразность применения новых информационных систем в строительной сфере.

Ключевые слова: информационные системы, информация, строительство.

Abstract

The article discusses information systems, namely their role and application in the construction industry. Factors determining the importance and feasibility of using new information systems in the construction sector.

Keywords: information systems, information, construction.