1. UX PUB [Электронный ресурс] / Принципы дизайна: Закон Хика — быстрое принятие решений — режим доступа: <https://ux.pub/principy-dizajna-zakon-xika-bystroie-prinyatie-reshenij/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)
2. Medium [Электронный ресурс] / режим доступа: <https://medium.com/советы-по-проектированию-интерфейсов/гештальт-принципы-в-дизайне-интерфейсов-76b75ff090ea/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)
3. Детский мир [Электронный ресурс] / Детский мир — режим доступа: <https://www.detmir.ru/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)
4. Эльдorado [Электронный ресурс] / Эльдorado — режим доступа: <https://www.eldorado.ru/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)
5. Google [Электронный ресурс] / Google — режим доступа: <https://www.google.ru/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)
6. Чайная мастерская [Электронный ресурс] / Чайная мастерская — режим доступа: <https://teaworkshop.ru/> (Дата обращения: 18.06.2021)
7. ВTB [Электронный ресурс] / ВTB — режим доступа: <https://www.vtb.ru/>, свободный (Дата обращения: 18.06.2021)

Лавров В.В.¹, Тестов А.В.¹, Рындин К.Ю.², Тюрин В.С.³

Устойчивый алгоритм выделения движущихся космических объектов и оценки их угловых координат на снимке звёздного неба, сформированном в условиях сложной фоновой обстановки

¹ПАО Межгосударственная акционерная корпорация «Вымпел»

²ОАО «Российские космические системы»

³Акционерное общество «Астрономический научный центр»

(Россия, Москва)

doi: 10.18411/lj-07-2021-11

Аннотация

На основе адаптивного байесова подхода синтезирована общая структура алгоритма обнаружения на оптическом изображении (ОИ) звёздного неба треков удалённых движущихся объектов (ДО) с одновременной оценкой их координатных параметров в экранной системе координат. ОИ формируются в наземных телескопах при наличии сложного неоднородного фона, вероятностное описание которого неизвестно. Структура алгоритма адаптируется к реальным условиям регистрации ОИ. Синтезируется робастный алгоритм разбиения исходного ОИ на совокупность ОИ с однородным нормальным распределением интенсивности фона с одновременной оценкой параметров распределения. В каждой выделенной области синтезируются алгоритм выделения ОИ ярких звезд с оценкой структуры однородной функции рассеяния точки (ФРТ) в системе источник-атмосфера-приёмник, а также робастный алгоритм выделения треков ДО с одновременной оценкой их параметров при использовании преобразования Радона. Исходное ОИ представляется совокупностью пороговых булевых матриц. В основу выделения возможных треков положен процесс факторизации значимых элементов булевых матриц и рекуррентная робастная процедура оценки параметров треков. Окончательное решение о выделении трека в локальной области ОИ принимается с использованием критерия минимального значения допустимой вероятности ложного обнаружения трека. Приводится пример обработки ОИ, полученного в реальных условиях.

Ключевые слова: адаптивный байесов подход, булева матрица, оптическое изображение в наземных телескопах, обнаружение и оценка параметров движущегося удалённого объекта, робастные методы обработки информации.

Abstract

On the basis of the adaptive Bayesian approach, the general structure of the algorithm for detecting tracks of distant moving objects (MO) on the optical image (OI) of

the starry sky with simultaneous estimation of their coordinate parameters in the screen coordinate system is synthesized. OI are formed in ground-based telescopes in the presence of a complex inhomogeneous background, the probabilistic description of which is unknown. The structure of the algorithm is adapted to the real conditions for registering the OI. A robust algorithm is synthesized for dividing the initial OI into a set of OI with a uniform normal distribution of the background intensity with a simultaneous estimation of the distribution parameters. In each selected area, an algorithm is synthesized for detecting the OI of bright stars with an estimate of the structure of a uniform point spread function (PSF) in the source-atmosphere-receiver system, as well as a robust algorithm for detecting MO tracks with a simultaneous estimation of their parameters using the Radon transform. The original OI is represented by a set of threshold Boolean matrices. The selection of possible tracks is based on the process of factorization of significant elements of Boolean matrices and a recurrent robust procedure for estimating track parameters. The final decision on the selection of a track in the local area of the OI is made using the criterion of the minimum value of the admissible probability of false track detection. An example of OI processing obtained in real conditions is given.

Keywords: adaptive Bayesian approach, Boolean matrix, optical image in ground-based telescopes, detection and estimation of parameters of a moving distant object, robust information processing methods.

Введение

Задаче выделения тусклых следов околоземных ДО на единичных ОИ звёздного неба с последующим восстановлением по ним орбитальных параметров объектов в настоящее время уделяется большое внимание. Типичная структура такого ОИ, пример которого приведён на рис. 1, указывает на тот факт, что ОИ формируется в условиях сложной фоновой обстановки, параметрическое описание интенсивности её распределения априори неизвестно.

Рис.1. Пример ОИ звёздного неба, сформированного в наземном телескопе в натурных условиях. Слева – фрагмент ОИ в уменьшенном масштабе, содержащий треки двух ДО. Справа ОИ локальных областей двух выделенных объектов.

В частности, решению данной задачи посвящены работы [1 – 4], в которых в рамках статистического подхода предлагаются различные модели вероятностного описания ОИ «полезных» объектов, звезд и фоновой обстановки, учитывающие влияние на оптическое излучение турбулентностей атмосферы. При этом при выборе моделей оцифрованных ОИ ДО и излучения звезд используют модель представления изоплановости системы наблюдения,

В работе [5] задача выделения неизвестных треков решается с использованием быстрого дискретного преобразования Радона (ДПР), которое позволяет обнаруживать

на ОИ параметрически заданные кривые. Показано, что такой подход позволяет существенно увеличить быстродействие алгоритма согласованной фильтрации треков по всем возможным угловым направлениям и существенно снизить порог их обнаружения при заданном уровне ложных тревог. В [6] рассматривается устойчивый метод выделения треков ДО на ОИ, формируемых в барьерном режиме наблюдения (экспозиция при неподвижном зеркале), основанный на процедуре факторизации элементов множества при заданном отношении эквивалентности и использовании преобразовании Радона-Никодима ОИ, представленного совокупностью пороговых битовых матриц.

В данной работе с использованием адаптивного байсового подхода синтезируется общая структура алгоритма обнаружения треков ДО с одновременной оценкой их координатных параметров на ОИ невысокого качества. Структура отдельных частных алгоритмов оценки параметров распределения интенсивности неоднородного фонового излучения и выделения областей ОИ, в которых интенсивность фона можно считать однородной, а также выделения ОИ звёзд и оценкой структуры ФРТ, корректируется с использованием робастных методов обработки данных. Выделение ОИ треков с оценкой их параметров реализуется в рекуррентном алгоритме преобразования Радона-Никодима совокупности пороговых булевых матриц, формируемых по исходному ОИ при последовательном увеличении порогового значения интенсивности.

Структура оптического изображения звёздного неба

Последетекторное оцифрованное однобайтовое ОИ Y , формируемое телескопом в барьерном режиме, представим в виде аддитивной суммы матриц

$$Y = \sum_{i=0}^{H=3} Y_i,$$

где Y_i ($i = \overline{0,3}$) – квадратные матрицы интенсивностей порядка N , отличные от нуля элементы которых сформированы: в Y_0 – только фоновым излучением и внутренними шумами телескопа (далее фона); в Y_1 – фоном и излучением звёзд; в структуре Y_2 дополнительно к фоновому излучению присутствуют изображения ДО, а структура матрицы Y_3 формируется всеми источниками излучения.

Уточним модели представления в ОИ Y отдельных компонент.

Распределение интенсивности локально однородного фонового излучения в области его однородности полагаем нормальным $N(\mu_\phi, \sigma_\phi)$ с неизвестными значениями среднего уровня его интенсивности и дисперсией.

При выборе моделей оцифрованных ОИ движущихся объектов и излучения звезд предполагаем, что соответствующее конкретному наблюдаемому объекту непрерывное ОИ $\hat{s}(r, \beta, H)$ в области его регистрации задаётся выражением [7]

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

где $s(\rho/\beta)$ – неизвестное распределение интенсивности в картинной плоскости, $H(\rho) = H(|r - \rho|)$ – некогерентная функции рассеяния точки, зависящая от модуля невязки координат относительно истинных координат r ; Ω_ρ – поле зрения оптической системы, β -набор дополнительных координатных параметров в плоскости ОИ.

ОИ отдельных звезд задаются соотношением $\hat{s}_{зв}(r, r_u, H) = a_u H(|r - r_u|)$, т. е. $\beta_u = \{a_u, r_u\}$; $u = \overline{1, N_{зв}}$, где a_u – яркость u звезды, а r_u – координаты её центра на ОИ. Общее количество ОИ звезд на снимке $N_{зв}$ неизвестно.

ОИ неизвестного числа $N_{об}$ ДО представляют собой треки [3], ОИ которых аппроксимируются отрезками прямых с координатами концевых точек $[r_1, r_2]$. Следовательно ОИ u ДО можно задать с использованием следующих соотношений:

$$\hat{s}_{об}(r, \beta_u, H) = \hat{s}_u(l) * (\theta(l) - \theta(l-1)) \oplus H(|\Delta r|)$$

где $e(u) = r_2(u) - r_1(u)/|r_2(u) - r_1(u)|$ – единичный вектор в выбранном направлении, а $e_1(u)$ – нормаль к $e(u)$; $l = \langle r - r_1(u) | r_2(u) - r_1(u) \rangle$, при $l \in$

$[0,1]$; Δr – вектор невязки координат текущего вектора r относительно области определения трека $\Omega_r(u)$; $\theta(l)$ – функция Хевисайда; $\hat{s}_i(l)$ – в общем случае функция сглаженных значений флуктуирующей интенсивности движущегося объекта. Здесь введено обозначение $\langle a|b \rangle$ скалярного произведения двух векторов. Таким образом в состав информативных характеристик β_u входят $\beta_u = \{\hat{s}_u(l), r_1(u), r_2(u)\}$, либо $\beta_u = \{\hat{s}_u(l), r_1(u), e(u), |r_2(u) - r_1(u)|\}$.

Рассматривается задача выделения на ОИ неизвестного количества ДО с одновременной оценкой параметров выделенных треков.

Синтез байесова алгоритма выделения ДО на изображении невысокого качества с оценкой угловых параметров движения.

В основу алгоритма выделения на снимке звёздного неба неизвестного числа априори разрешённых ДО положим адаптивный байесов алгоритм, решающий задачу многоальтернативного распознавания совокупности N объектов с одновременной оценкой их информативных параметров [8, 9]. Алгоритм синтезирован исходя из критерия минимума среднего риска с использованием аддитивной функции потерь в условиях параметрической неопределенности относительно введенного вероятностного описания исходной информации. Функционал представим в виде

$$R(d(*), \hat{\beta}, K) = \arg \min_{d(*), \beta, N_{ог}} \sum_{u=1}^N R_u(d(*), \hat{\beta}, K), \text{ где}$$

$$R_u(d(*), \hat{\beta}, K) = \sum_{k=1}^K \int_{\Omega_r(u) \cup \Omega_\beta} g(k, u, r, d(\Omega_r(u)), \beta_u, \hat{\beta}_u, N) p(r, u, k, \beta_u) dr d\beta_u;$$

$\Omega_r(u)$ и Ω_β – области локализации ОИ u классифицируемого объекта и совокупности информативных параметров; $p(r, u, k, \beta_u)$ – совместная плотность распределения вероятности интенсивности u объекта в точке $r \in \Omega_r(u)$ и параметров β_u для k проверяемой гипотезы; $d(*) = \{d(u, r), u = \overline{1, K}\}$ – совокупность N K -мерных векторов принимаемых решений по обнаруженным объектам на ОИ, компоненты которых представляют собой индикаторные функции; K – количество проверяемых гипотез о структуре выделенного ОИ. В нашем случае к числу проверяемых гипотез относятся: k_1 – ОИ звезды; k_2 – ОИ ДО; k_3 – совместное ОИ ДО и звезды. Модифицируем предложенную в [8, 9] функцию потерь (ФП) $g_u = g(k, u, r, d(\Omega_r(u)), \beta_u, \hat{\beta}_u, N)$, которая является количественной мерой эффективности принятия решения $d(u, r)$ по k -гипотезе u обнаруженного объекта. Введём в её структуру дополнительный множитель $c(j, u, r)$. В результате ФП преобразуется к виду

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

где $a_k(\beta)$ – коэффициент, учитывающий потенциальный ущерб объектов k класса; $d_j(u, r)$ – решение (индикаторная функция) по j классу для u объекта $u = \overline{1, N}$; $g_j(\hat{\beta})$ – затраты на принятие положительного решения по j классу, предположив, что они слабо зависят от значений формируемых оценок параметров ($g_j(\hat{\beta}) \approx \text{const}$); $K_j(|\beta - \hat{\beta}|)$ – нормированная на единицу в максимуме монотонно убывающая чётная функция вектора невязки $\beta - \hat{\beta}$, учитывающая влияние точности оценки значений параметров β на качество принятия решения; δ_{kj} – символ Кронекера.

Значение множителя $c(j, u, r)$ вычисляется с помощью выражения $c(j, u, r) = \min(d_j(u, r), N_j - \sum_{i=1}^N d_j(i, r))$, в котором эффективность принимаемых решений по j классу для u объекта зависит от принятых решений по другим выделенным на ОИ объектам и априорной информации о количестве объектов j класса N_j в исходном ОИ. При отсутствии соответствующей априорной информации полагаем $N_j = N$.

В [8, 9] показано, что при использовании квадратичной функции $K_j(|\beta - \hat{\beta}|)$ 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

$$p_a(j|r, \beta^*) = p(j, r, \beta^*)/p(r, \beta^*)$$

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

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

Отметим, что решающее правило для любого априори разрешённого объекта 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. В частности, применительно к задаче выделения на ОИ треков движущихся объектов принимать решение о наличии в выделенной области объектов выбранного класса вне зависимости от наличия в ней объектов другого класса. С другой стороны, практический интерес представляет только решение задачи выделения на ОИ треков ДО. Однако при формировании решающей статистики используются оценки параметров фона и излучения звёзд. Следовательно, вычислительный алгоритм выделения треков на ОИ должен включать следующие частные алгоритмы: разбиения исходного ОИ на области, в которых интенсивность фонового излучения можно считать локально однородной, и формирования оценок параметров функции распределения интенсивности фона; обнаружения ОИ звёзд с оценкой параметров ФРТ; алгоритм фильтрации ОИ треков с оценкой их параметров и точностных характеристик. На этапе фильтрации требуется задать критерий принадлежности интенсивности отдельных пикселей области определения ОИ трека $f(y_i, y_j)$ $i, j = \overline{1, N^2}$.

В силу существенной априорной неопределённости относительно вероятностного распределения на ОИ интенсивности фона и треков, а также излучения звёзд при адаптации структуры частных алгоритмов к таким условиям в работе использовались устойчивые (робастные) методы и алгоритмы обработки ОИ звёздного неба.

Синтез отдельных (частных) алгоритмов обработки ОИ с использованием робастных методов обработки данных.

Представим ОИ Y совокупностью матриц порядка N . Рассматривая Y как исходное множество, найдём фактор-множество матриц $\tilde{Y}_l \in Y: Y = \bigcup_{l=1}^M (\tilde{Y}_l = lU_l)$, где U_l булева матрица, значимые элементы которой вычисляются с использованием бинарного отношения эквивалентности $U_l(i, j) = \text{true} (1)$ при $Y(i, j) = l$; иначе $\text{false} (0)$; $i, j = \overline{1, N}$. Мощность любой матрицы $\text{card}(\tilde{Y}_l)$ определим количеством её значимых элементов. Дополнительно введём множество пороговых булевых матриц $B = \{B_l\}_{l=1}^M$, структура которых задаётся соотношением $B_{l-1} = B_l \cup U_l, l \in [1, M]$; считая, что $B_M = U_M$. Заметим, что справедливо отношение включения $B_l \in B_{l-1}$, при этом $\text{card}(B_l) = \sum_{m=l}^M \text{card}(U_m)$. Множество матриц B , которое является избыточным по отношению Y , будем рассматривать как граф дерева исходного ОИ. Поэлементное восстановление Y при наличии B реализуется поиском матрицы B_l с максимальным номером, в которой выполняется условие $B_l(i, j) = \text{true}$. Введём обозначения $\hat{Y}_l$ для восстановленного ОИ с использованием статистики $\hat{B}(l) = \{B_k\}_{k=l}^M$.

Известно, что поведение функции двух переменных, отражающее некоторую физическую характеристику наблюдаемого явления (события), можно охарактеризовать тремя интегральными показателями [10]. Они связаны с

информационной, топологической и метрической характеристиками ОИ. В качестве таких показателей применительно к B представлению ОИ в [11] предложены информация по Шеннону $I(\hat{Y}_l)$, усреднённые по уровням пороговой интенсивности l значения количества сегментов $N_l = \bar{N}(\hat{Y}_l)$, значения их интегральных периметров $P_l = \bar{P}(\hat{Y}_l)$. В качестве альтернативы N_l и P_l здесь будем использовать связанный с ними безразмерный показатель компактности γ_l , значение которого вычисляется по формуле $\gamma_l = \sum_{j=1}^{N_l} \gamma(b_{lj})/N_l$, где $\gamma(b_{lj})$ – показатель компактности для отдельной линейно-связной области $b_{lj} \in B_l$, нормированное значение которого пропорционально отношению площади области к квадрату её периметра. Для анализа поведения интегральных показателей качества ОИ как функций уровней пороговой интенсивности введем вектор-столбцы гистограммы интенсивности $|G\rangle$ и значений показателей компактности $|\gamma\rangle$.

Предлагается робастный алгоритм разбиения Y на совокупность K отдельных локальных областей ОИ $Y = \bigcup_{k=1}^K Y(k)$, статистические характеристики регистрируемой интенсивности фона в которых можно считать постоянными.

Пусть исходное ОИ Y априори разбито на совокупность неперекрывающихся квадратных матриц ОИ $Y(i)$, в которых интенсивность фона можно считать однородной и изотропной. Длина стороны квадрата $Y(i)$ $L = 2l_{max}$ выбрана исходя из максимально ожидаемой длины трека ДО на ОИ. Рассмотрим алгоритм оценки параметров распределения интенсивности фона в ОИ звездного неба $Y(i)$ в условиях априорной неопределённости в предположении аппроксимации её распределения нормальным законом $N(\mu_\phi, \sigma_\phi)$ и уточнения структуры областей, в которых изображение фона статистически однородно.

Анализ структуры ОИ Y показывает, что в любой матрице ОИ $Y(i)$ (далее индекс i без ограничения общности опускаем ($Y(i) \equiv Y$)) справедлива модель описания плотности распределения интенсивности в виде $F(Y) = (1 - p_s)N(\mu_\phi, \sigma_\phi) + p_s F(Y_1 \cup Y_2)$. Здесь $p_s = \text{card}(Y_1 \cup Y_2)/\text{card}(Y) \leq o(0.1)$ – априорная вероятность появления на снимке нефоновой ОИ, $F(Y_1 \cup Y_2)$ – неизвестная функция распределения её появления. Найдём робастные оценки μ_ϕ и $S_\phi = \sqrt{\sigma_\phi}$, которые вычисляются с использованием соотношений [12, с.139] $\hat{\mu}_\phi = \text{med}_{i,j} Y(i,j)$; $\hat{S}_\phi = \sqrt{\hat{\sigma}_\phi} = 1.483 \text{ med}_{i,j} |Y(i,j) - \hat{\mu}_\phi|$.

Алгоритм объединения совокупности матриц $Y(i)$ реализуем как алгоритм факторизации Y с использованием бинарного отношения эквивалентности

$$R = R_\phi(N_i(\mu_\phi, \sigma_\phi), N_j(\mu_\phi, \sigma_\phi)) \cap R_{cr}(Y(i), Y(j)),$$

где $R_{cr}(*)$ – транзитивное замыкание бинарного отношения соседства по кресту значимых пикселей на границах матриц $Y(i)$ [13], а бинарное отношение эквивалентности распределения интенсивности фона в двух соседних областях $R_\phi(N_1, N_2)$ справедливо, если выполняется условие [14]

$$I(N_1|N_2) + I(N_2|N_1) - 2 < C$$

Здесь значение $I(N_1|N_2) = \sigma_1^2/\sigma_2^2 + (\Delta\mu)^2/\sigma_2^2$ с точностью несущественного мультипликативного множителя, который можно учесть при выборе порога принятия решения C , совпадает с относительной информацией по Шеннону двух нормальных распределений; $\Delta\mu = \mu_1 - \mu_2$.

При принятии положительного решения об объединении двух соседних матриц Y_1 и Y_2 , во вновь сформированной матрице $Y_n = Y_1 \cup Y_2$ уточняются параметры фонового распределения с использованием вышеприведённого алгоритма. В результате исходное ОИ разбивается на совокупность неперекрывающихся ОИ, в каждом из которых Y (далее без ограничения общности индекс i в обозначении $Y(i)$ опускаем) фоновое излучение считаем нормальным локально однородным с параметрами распределения $N(\mu, \sigma)$. Преобразуем ОИ в представление $\hat{B} = \{B_l\}_{l=1}^M$, где верхний индекс соответствует уровню порогой интенсивности при допустимой условной

вероятности появления фоновой отметки в одном пикселе ОИ $p_\phi(M)$. Нижний уровень пороговой интенсивности определяется из уравнения $(p_\phi(1))^{L_{min}} = p_0 \approx 0.01$, где L_{min} – минимальная длина трека; p_0 – вероятность выделения трека, сформированного совокупностью фоновых отметок при их независимом появлении в отдельных ячейках; $p_\phi(1)$ – вероятность появления фоновой отметки в одном пикселе ОИ. Она вычисляется с использованием интеграла вероятностей и параметров распределения фона, которые также используются при выборе остальных уровней пороговой интенсивности.

Для выделения ОИ звёзд с оценкой параметров ФРТ с использованием B_M проводим её факторизацию на совокупность отдельных односвязных областей $B_M = \bigcup_{i=1}^{N_M} b_i$ с использованием транзитивного замыкания бинарного отношения соседства R_{cr}^* односвязных интервалов значимых элементов матрицы B_M .

Положительное решение об отнесении b_i к ОИ звёзд принимаем с использованием его значения показателя компактности при справедливости следующего неравенства $\gamma(b_i) \geq C$. Значение порога $C \approx 0.8$ выбрано исходя из предположения, что ОИ ФРТ аппроксимируется кругом. В результате процедуры классификации из дальнейшего анализа структуры $\hat{B}$ будут исключены ложные элементы. Сохраним для оценки оставшегося количества ОИ звёзд обозначение N_M .

Для оценки вектора параметров $|\alpha\rangle$ поведения ФРТ $H(|\Delta r||r_0, |\alpha\rangle)$ при выбранной аппроксимации её функциональной зависимости в области определения $b_i, i = \overline{1, N_M}$ в каждой области b_i находим оценки относительной максимальной яркости звезды в ОИ $l_{max}(i)$ и радиуса ее изображения и формируем статистику $\{\Delta r(l_{max}(i) - I_M)\}_{i=1}^{N_M}$, где I_M – интенсивность ОИ при $l = M$. Методом наименьших квадратов [15] по полученной статистике вычисляем оценку параметров вектора $|\alpha\rangle$, которую используем в частном алгоритме выделения треков ДО на ОИ.

Выделение треков на изображении с использованием преобразования Радона

Одними из эффективных в вычислительном плане алгоритмов выделения на ОИ совокупности треков $tr(l) = \bigcup_{i=1}^{N(l)} tr_i(l, \lambda_i)$, заданных в виде отрезков прямых, являются алгоритмы, в основу которых положено преобразование Радона-Никодима [5]. Рассмотрим их реализацию в ситуации, когда ОИ представлено в виде совокупности булевых пороговых матриц $\hat{B} = \{B_l\}_{l=1}^M$, и наряду с обнаружением флуктуирующего трека ДО необходимо оценить его четыре выбранных параметра λ_i и соответствующую корреляционную матрицу $R(\lambda)$. Возможно два варианта рекуррентной обработки совокупности $\hat{B}$, базирующиеся на последовательном как уменьшении порогового уровня интенсивности l так и его увеличении с последующим поиском окончательной оценки $\hat{tr}$ по совокупности найденных оценок $\{tr(l)\}_{l=l_n}^M$.

Первый вариант алгоритма обработки, в основу которого на каждом уровне пороговой интенсивности положена 4 канальная процедура преобразования Радона булевых матриц $\{B_{l0}, B_{l1}, B_{l2}, B_{l3}\}$, подробно рассмотренная в [6]. Соответствующие матрицы $\{B_{l0}, B_{l1}, B_{l2}, B_{l3}\}$ формируются из исходной матрицы B_l путём её поворота на углы $0; \pm 45$ и 90 градусов относительно исходного направления, и организуется эффективный вычислительный алгоритм выделения треков в диапазоне углов $\varphi = \pm 22.5^\circ$ относительно выбранных направлений.

Здесь рассмотрим вариант реализации алгоритма при последовательном увеличении порогового уровня интенсивности.

При выделенных на начальном этапе ($l=1$) обработки матриц $B_1 = \{B_{10}, B_{11}, B_{12}, B_{13}\}$ [6] возможных прямоугольных областях локализации треков $\Omega_1 = \bigcup_{u=1}^U \Omega_1(u)$ в каждой области $\Omega_1(u)$ по значимым элементам $N(u)$ выбираем начало локальной системы координат в точке выборочного среднего $|\hat{r}(u)\rangle = 1/N(u)(\sum_{i=1}^{N(u)} |r_i(u)\rangle)$, в которой вычисляем корреляционную матрицу

$$R(u) = 1/(N(u) - 1)(\sum_{i=1}^{N(u)} (|r_i(u) - \hat{r}(u)\rangle \langle r_i(u) - \hat{r}(u)|)).$$

Оценку углового направления трека $\hat{\varphi}$ находим с использованием функционала $\hat{\varphi} = \arg \max_{\varphi} P(\varphi)R(u)$; где $P(\varphi) = |e(\varphi) \rangle \langle e(\varphi)|$, а положения крайних точек выделенного трека $tr(u) = \{ |r \rangle \in [|r_{min} \rangle, |r_{max} \rangle] | u \}$ совпадают с границами интервала на найденном направлении $\hat{\varphi}$, содержащего в себе проекции значимых элементов из $\Omega_1(u)$.

Введем статистику, характеризующую качество найденной оценки трека

$$f_1(tr(u)) = (1/N(u)) \sum_{i=1}^{N(u)} |g_{\Omega_1(u)}(i|u) - g_{tr}(i|u)|$$

где $g_{\Omega_1(u)}(i|u)$ и $g_{tr}(i|u)$ – функции, равные 1 только в области значимых значений $\Omega_1(u)$ и в области определения трека соответственно.

При переходе к анализу структуры выделенных областей локализации треков на следующем уровне пороговой интенсивности Ω_l справедливо условие включения для каждой $\Omega_l \in \Omega_{l-1}$, что позволяет использовать на l шаге обработки следующий алгоритм.

Для каждой локальной области $\Omega_{l-1}(u)$ уточнить структуру её значимых элементов в B_l .

При наличии в $\Omega_l(u)$ количества значимых элементов $N(u|l) \leq L_{min}$ полученные на предыдущем шаге оценки параметров трека используются в качестве окончательных.

В противном случае с использованием приведённого на первом шаге алгоритма поиска оценок параметров трека уточнить оценки $\hat{\varphi}$ и $tr(u) = \{ |r \rangle \in [|r_{min} \rangle, |r_{max} \rangle] | u \}$ с учётом отнесённым на предыдущем шаге к треку значимых элементов в выделенной области, скорректировав значение $N(u|l)$.

Вычислить значение $f_l(tr(u))$. При выполнении условия $f_l(tr(u)) > f_{l-1}(tr(u))$ за параметры трека выбрать параметры, полученные на предыдущем этапе обработки. В противном случае повторить вычисление на следующем пороговом уровне интенсивности.

Для оценки корреляционной матрицы оценок положения граничных точек треков используется приведённый в [16] метод складного ножа.

Результаты обработки изображения, полученного в реальных условиях

Переходя к анализу результатов обработки ОИ, полученных с использованием программной реализации предложенного алгоритма, оставим в стороне технические вопросы, в частности оценки параметров выделенных треков, примеры которых приведены в [6]. Подчеркнем, что качество решения задачи выделения треков в условиях существенной априорной неопределённости зависит от адаптивного выбора порога для принятия положительного решения, который зависит от формируемых оценок вероятностей правильного обнаружения треков и ложной тревоги с последующей оценкой параметров выделенных треков. В частности, в столбцах табл. 1 приведены оценки параметров нормальной функции распределения фона, значения относительного информационного отклонения ΔI от опорного варианта и значения оценок вероятностей выделения в бинарных ОИ фоновой отметки в одном пикселе, сформированных при их теоретическом значении, равном $p_{лт}=10^{-2}$. В 1 строке данные относятся к оценкам, полученным в области, содержащей ОИ 2 треков, во 2 – к локальной области, содержащей ОИ яркого трека, в 3 – к локальной области, содержащей ОИ тусклого трека.

Таблица 1

Оценки параметров распределения фона и уровня ожидаемой вероятности ложной тревоги при выбранном пороге

№	Среднее	СКО	ΔI_1	ΔI_2	ΔI_3	$p_{лт}$
1	99	21	0	2,082	0,42	0,01
2	95	11	2,08	0	2,83	0,018
3	105	23	0,42	2,83	0	0,014

Анализ приведенных в таблице данных показывает, что оценка структуры фона в выделенных локальных областях существенно отличается. Следовательно, реализацию процедуру обнаружения в них треков необходимо скорректировать. Это подтверждается приведенными на рис. 2 ОИ, сформированными при выбранных значениях вероятности появления в отдельных ячейках фоновой отметки, равными 0.5 (слева) и $p_{\text{лт}}=10^{-2}$ (справа)

Рис.2. Сформированные пороговые ОИ отдельных областей при выбранных вероятностях появления фоновой отметки в одной ячейке. (Вверху – в области, содержащей ОИ двух треков; в середине – в области локализации ОИ яркого трека; внизу – в области локализации ОИ тусклого трека).

Анализ структуры представленных ОИ показывает, что выделение ярких треков (вероятность их правильного обнаружения близка к единице) можно реализовать с использованием адаптивной пороговой обработки. ОИ формируемого трека чётко просматривается на центральном ОИ в среднем ряду, в котором справа дополнительно приведено ОИ трека, формируемого четырёх канальным алгоритмом преобразования Радона-Никодима бинарных ОИ [6]. При наличии на снимке ОИ тусклых треков (см. левое ОИ в нижней строке) процедура их выделения усложняется, поскольку при допустимой вероятности появления ложных отметок высока вероятность пропуска $p_{\text{лр}}$ на ОИ принадлежащих треку флуктуирующих отметок (см. правое ОИ на строке). На следующем рисунке приведены результаты выделения структуры ОИ такого трека с использованием предложенного в [6] алгоритма с учетом предлагаемой его модификации в данной работе.

Рис. 3. Совокупность ОИ, формируемых при выделении ОИ флуктуирующего тусклого трека. В верхней строке ОИ, формируемые в выделенном канале обработки алгоритмом Радона-Никодима (ОИ слева направо: исходное повернутое и при $p_{\text{лт}} \in \{0,5; 10^{-2}\}$). В нижней строке слева направо выделенные ОИ треков предложенным алгоритмом, соответствующие вероятностям $p_{\text{лт}} \in \{0,3; 0,5; 0,6; ,0,7\}$.

Полученный результат можно интерпретировать следующим образом. Максимум плотности распределения интенсивности неизвестного одномодального трека локализован в области максимума плотности распределения фона $N(\mu_{\text{ф}}, \sigma_{\text{ф}})$. При этом изменение порога при формировании битового ОИ приводит к чувствительным изменениям как $p_{\text{пр}}$, так и $p_{\text{лт}}$, что может приводить к неоднозначному ОИ трека. Выбор окончательного решения с использованием введенного в работе критерия показывает, что за оценку окончательной структуры трека в данном случае следует выбрать ОИ, полученное при $p_{\text{лт}}=0.6$.

Заключение

На базе адаптивного байсового подхода синтезирована базовая структура алгоритма выделения изображения тусклых треков в виде отрезков прямых с одновременной оценкой их информативных параметров на оптических изображениях звездного неба.

С использованием робастных методов анализа данных и теории множеств разработан устойчивый вариант базового алгоритма в условиях наличия неоднородного фонового излучения, статистические характеристики распределения интенсивности которого априори неизвестны, в составе следующих частных алгоритмов.

Алгоритм разбиения исходного ОИ на совокупность областей, в которых параметры фонового излучения можно считать локально однородными, с использованием симметричного информационного критерия и аппроксимации истинного распределения нормальным, его параметры восстанавливаются робастным алгоритмом.

Алгоритм представления исходного ОИ совокупностью пороговых булевых матриц без потери информации, содержащейся в исходном ОИ.

Алгоритм выделения ОИ ярких звезд с оценкой параметров однородной функции рассеяния точки в системе источник – атмосфера – телескоп.

Алгоритм выделения на ОИ тусклых флуктуирующих треков с одновременной оценкой их экранных параметров в составе положения центра трека и краевых точек (пикселей), а также его углового направления в экранной системе координат с использованием преобразования Радона-Никодима. Предложена четырёхканальная процедура выделения треков восходящая по уровням пороговой интенсивности обработки ОИ в представлении совокупности пороговых булевых матриц с одновременной оценкой их параметров. Выделение максимально правдоподобного трека из числа возможных в локальной области реализовано с использованием

критерия минимума ошибочного решения на текущем шаге обработки с учётом полученного решения на предыдущем шаге.

Приведён пример обработки ОИ, полученного в реальных условиях. Анализ представленных данных позволяет сделать вывод о достаточно качественном решении задачи выделения ОИ тусклых флуктуирующих треков на ОИ звездного неба, формируемых в наземных телескопах в барьерном режиме.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) (проекты № 19-07-00225А и 20-07-00122А)

1. А. Е. Колесса, В. Г. Репин Робастный адаптивный алгоритм выделения отметок от целей в цифровом изображении Межгосударственная акционерная корпорация «Вымпел» [Электронный ресурс] <https://docplayer.ru/51026878-Robastnyy-adaptivnyy-algoritm-vydeleniya-otmetok-ot-celey-v-cifrovomizobrazhenii.html>.
2. M. Uney, B. Mulgrew, D Clark, — Maximum Likelihood Signal Parameter Estimation via Track Before Detect, Conference: Sensor Signal Processing for Defence, At Edinburgh, Volume: 1, 2015.
3. Gural P.S. Matched Filter Processing for Asteroid Detection P. S. Gural, J. A. Larsen, A. E. Gleason The Astronomical Journal, 130: 1951-1960, 2005
4. G. Tartakovsky, A. E. Kolessa, A. P. Ivanov, A. P. Lukyanov, and V. A. Radchenko, — Efficient Estimation and Decision-Making Methods for Short Track Identification and Orbit Determination, Proceedings of the 1st NEO and Debris Detection Conference, Darmstadt, Germany, 22-24 January 2019, published by the ESA Space Safety Programme Office, Ed. T. Flohrer, R. Jehn, F. Schmitz (<http://neosst-conference.sdo.esoc.esa.int>, January 2019, pp. 1-10).
5. P. Hickson, A fast algorithm for the detection of faint orbital debris tracks in optical images, preprint, 2018. [Электронный ресурс] https://www.researchgate.net/publication/327434972_A_fast_algorithm_for_the_detection_of_faint_orbital_debris_tracks_in_optical_images.
6. Лавров В.В., Лучкина М.В., Маричева О.Д., Неманов С.Г., Рындин К.Ю., Тюрин В.С. Метод обнаружения движущихся удалённых объектов с неизвестными орбитами на снимке звёздного неба при наличии сложного неоднородного фона Рецензируемый научный журнал «Тенденции развития науки и образования». Декабрь 2020 г. №68, Часть 1 Изд. НИЦ «ЛЖурнал», 2020. с 41–53.
7. Новые методы обработки изображений. Под ред. А.А. Потапова. – М.; Физматлит, 2008. – 496с. – ISBN 978-5-9221-0844-6.
8. Тартаковский, Г.П. Теория информационных систем/ Г.П. Тарковский.- М.: Физматкнига, 2005. – 304 с.
9. 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.
10. О. П. Милукова, П. А. Чочиа. Об оценке сложности изображений с помощью двумерных вариаций// Информационные процессы.- 2012.- Том 12. № 4. с. 362–371.
11. Лавров В. В., Лучкин Р. С., Немыкин О. И., Прохоров М. Е., Рындин Ю. Г., Методы и алгоритмы полного цикла обработки последетекторного малококонтрастного оптического изображения. Вопросы радиоэлектроники 2018 № 3 с. 99–107. DOI 10.21778/2218-5453-2018-3-99-107
12. Хампель, Ф. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния; пер. с англ./ Ф. Хампель, Э. Рончетти, П. Рауссеу, В. Штаэль. -М.: Мир, 1989. 512с. - ISBN 5-03-001003-3.
13. Башмаков Д.А., Прохожев Н.Н., Михайличенко О.В., Сивачев А.В. Применение матриц соседства пикселей для улучшения точности стеганоанализа неподвижных цифровых изображений с однородным фоном. Кибернетика и программирование. 2018. № 1. с. 64 – 72. DOI: 10.25136/2306-4196.2018.1.24919. URL: https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=24919
14. "Системный анализ в проектировании и управлении", международная научная и учебно-практическая конференция (24; 2020; Санкт-Петербург). Системный анализ в проектировании и управлении. Ч. 2: сборник научных трудов XXIV Международной научной и учебно-практической конференции, 13–14 октября 2020 года: [в 3 частях] Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого [и др.]; [под общей редакцией В. Н. Козлова, А. Н. Фирсова]. Санкт-Петербург: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2020. 1 файл (5,86 Мб). — Загл. с титул. экрана. — Электронная версия печатной публикации 2020 г. Рез. и ключевые сл. на англ. яз. URL:<http://elbib.spbstu.ru/dl/2/i20-211.pdf>. DOI 10.18720/SPBPU/2/i20-211. Текст: электронный
15. Бард, Й. Нелинейное оценивание параметров. - М.: Статистика, 1979. 349 с.

16. Эфрон, Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа. М.: Финансы и статистика, 1988. 263 с. ISBN 5-279-00277-11.

Одинцова М.А.

Учебный вопрос «Классификация информационных систем»

*РТУ МИРЭА
(Россия, Москва)*

doi: 10.18411/lj-07-2021-12

Аннотация

В статье рассматриваются особенности изучения учащимся вузов классификации информационных систем. Сегодня многие дисциплины, связанные с информационными системами и технологиями, включают вопрос о классификации информационных систем. Однако при изучении данного вопроса у учащихся возникают определенные сложности. В статье определены аспекты, на которые следует обратить внимание преподавателям при изложении материала, а учащимся — при его освоении.

Ключевые слова: предметно-ориентированные информационные системы, классификация информационных систем, MRP, MRP II, ERP.

Abstract

The article deals with the peculiarities of studying information systems by students of universities. Today, many disciplines related to information systems and technology include the question of the classification of information systems. However, when studying this issue, students have problems of complexity. The article discusses aspects that should be paid attention to teachers when presenting the material, and students — when mastering it.

Keywords: subject-oriented information systems, classification of information systems, MRP, MRP II, ERP.

Сегодня в высших учебных заведениях существует большое количество дисциплин, направленных на изучение информационных систем (ИС) и технологий. Среди таких дисциплин можно назвать: «Информационные системы в экономике», «Информационные системы и технологии», «Предметно-ориентированные информационные системы», «Основы информационных систем» и др. При этом одним из ключевых вопросов является классификация информационных систем. Действительно, не раскрыв классификации, дальнейшее всестороннее и комплексное изучение информационных систем не представляется возможным.

При изложении данного вопроса авторы учебников и пособий [1, 6] отмечают, что на сегодняшний день единой общепринятой и исчерпывающей классификации информационных систем не существует. Однако есть ряд признаков, позволяющих в целом выделить отдельные группы. Среди таких признаков, как правило, выделяют [1, 6, 7]:

- тип используемых данных (фактографические и документальные системы);
- степень автоматизации (ручные, автоматизированные, автоматические ИС);
- тип задач, для решения которых создаются информационные системы (ИС, предназначенные для решения структурированных задач; ИС, предназначенные для решения частично структурированных задач);