- Journal of Statistics and Data Science Education, 29(sup1), S132–S144. <https://doi.org/10.1080/10691898.2020.1848485>
13. Çetinkaya-Rundel, M., & Ellison, V. (2021). A Fresh Look at Introductory Data Science. *Journal of Statistics and Data Science Education*, 29(sup1), S16–S26. <https://doi.org/10.1080/10691898.2020.1804497>
 14. Fouché, C., & Bartley, A. (2016). Teaching Data Analysis to the Data-Averse: A Framework for Educators. *Journal of Teaching in Social Work*, 36(1), 70–83. <https://doi.org/10.1080/08841233.2016.1125231>
 15. Иванюшина, В., Александров, Д., & Мусабилов, И. (2016). Структура академической мотивации: Ожидания и субъективные ценности освоения университетского курса. *Voprosy Obrazovaniya*, 4, 229–250. <https://doi.org/10.17323/1814-9545-2016-4-229-250>
 16. Wagaman, A. (2016). Meeting Student Needs for Multivariate Data Analysis: A Case Study in Teaching an Undergraduate Multivariate Data Analysis Course. *The American Statistician*, 70(4), 405–412. <https://doi.org/10.1080/00031305.2016.1201005>
 17. Horton, N. J., & Hardin, J. S. (2021). Integrating Computing in the Statistics and Data Science Curriculum: Creative Structures, Novel Skills and Habits, and Ways to Teach Computational Thinking. *Journal of Statistics and Data Science Education*, 29(sup1), S1–S3. <https://doi.org/10.1080/10691898.2020.1870416>

Лавров В.В., Лучкин Р.С., Немыкин О.И., Прохоров М.Е.

Робастный алгоритм оценки параметров прецессии по совокупности оптических изображений

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

doi: 10.18411/trnio-11-2021-40

Аннотация

Проводится синтез робастного алгоритма определения параметров движения КА в центральном ньютоновском поле сил по совокупности его удалённых снимков, структура которых после обработки одиночных снимков представлена в виде графа леса (совокупности деревьев), восстановленного на этапе обработки последовательности одиночных снимков. Полученные оценки используются для преобразования совокупности снимков в единую объектовую систему координат. Априори предполагается, что распределение сформированной по отдельным снимкам исходной статистики неизвестно и одинаково распределено. Алгоритм основан на поиске М-оценок параметров движения КА как движения твёрдого тела с учетом возможного наличия в исходной статистике «аномальных» замеров. Оценка параметров движения формируется путём последовательного применения алгоритмов, синтезированных с помощью метода наименьших квадратов и поиска медианной оценки на этапе выделения «аномальных» замеров. Приводятся результаты обработки совокупности снимков, полученных при наблюдении КА «Океан-1», при решении задачи оценки параметров регулярной прецессии.

Ключевые слова: М-оценка параметров, медианная оценка, метод наименьших квадратов, модель движения КА, оптическое изображение, регулярная прецессия.

Abstract

A robust algorithm is synthesized for determining the parameters of spacecraft motion in the central Newtonian field of forces from a set of its remote images, the structure of which, after processing single images, is presented in the form of a forest graph (a set of trees) restored at the stage of processing a sequence of single images. The obtained estimates are used to transform the set of images into a single object coordinate system. A priori, it is assumed that the distribution of the initial statistics generated by individual images is unknown and equally distributed. The algorithm is based on the search for M-estimates of the parameters of the spacecraft motion as the motion of a rigid body, taking into account the possible presence of «anomalous» measurements in the initial statistics. The estimation of the motion parameters is formed by the sequential application of algorithms synthesized using the least squares method and the search for the median estimate at the stage of identifying «anomalous» measurements. The results of processing a set of images

obtained during the observation of the Okean-1 spacecraft when solving the problem of estimating the parameters of regular precession are presented.

Keywords: M-estimate of parameters, median estimate, least squares method, model of spacecraft motion, optical image, regular precession.

Введение

В настоящее время при наблюдениях удалённых космических аппаратов (КА) удается получать их оптические изображения (ОИ) как на интервале одного сеанса наблюдения, так и на длительных интервалах времени, сравнимых с длительностью нескольких периодов обращения КА вокруг Земли. При этом для организации совместной обработки накопленной совокупности снимков после независимой обработки одиночных снимков приходится решать две задачи. А именно: преобразование структуры одиночных ОИ в единую объектовую систему координат (ОБСК) и организацию совместной обработки совокупности снимков для восстановления 3D изображения наблюдаемого КА.

Первая из задач связана с оценкой динамических параметров движения КА по информации, полученной в результате взаимодействия информационных объектов (Солнца, Земли и КА) [1, 2, 3] в течение времени наблюдения. Цель решения этой задачи – обеспечить преобразование полученных представлений ОИ КА по результатам обработки исходных снимков алгоритмами полного цикла обработки одиночных ОИ [4] в единую ОБСК.

В данной работе внимание уделено решению именно этой задачи в предположении, что ОИ получены в условиях, когда реализация интенсивности фоновой обстановки в отдельных снимках независима и распределена по одному и тому же неизвестному закону. Задача сводится к оценке параметров движения КА в пространстве как твердого тела в центральном ньютоновском поле сил по измерительной информации невысокого качества, когда в исходной статистике, полученной в результате обработки одиночных снимков, возможны «аномальные» измерения.

Для её решения в достаточно общем виде синтезируется алгоритм поиска М-оценок параметров движения. Данные оценки в частности являются обобщением оценок максимума правдоподобия, нелинейного обобщённого метода наименьших квадратов (НОМНК) и медианных оценок при анализе эмпирических данных и позволяют учесть в исходной статистике наличие «аномальных» измерений (см далее или [5, 6]).

К большому сожалению нами не обнаружены аналоги работ по синтезу алгоритмов в таких условиях. Поэтому перейдем к выбору модели движения КА как твердого тела и предварительному анализу структуры ОИ, используемой при решении задачи.

Модель движения информационных объектов

Совокупность n исходных снимков $\{Y_i, i = \overline{1, n}\}$ в соответствии с результатами работы [4] можно представить в виде групп идентифицированных между собой m деревьев леса $\{FT_j = \bigcup_{i=1}^n B_{ij}, j = \overline{1, m}\}$, сформированных ОИ отдельных объектов на различных снимках и дополнительной статистики $\hat{e} = \{e_{vi}, i = \overline{1, n}\}$ направлений визирования (нормалей к картинным плоскостям) в геоцентрической неподвижной системе координат (ГНСК) при получении последовательности ОИ. Заметим, что согласно [4] в информационную структуру отдельного узла B_{ij} (сегмента ОИ) входят следующие оценки:

- обрамляющий прямоугольник, атрибуты которого включают координаты верхнего левого узла в экранной системе координат (СК) $|r_{\text{л}}|$, ширину w и высоту h ;
- количество включённых в него сегментов более низкого уровня;
- контурное описание сегмента;
- моменты инерции интенсивности сегмента в собственном базисе и угол ориентации его главной оси в экранной СК φ ;
- булева матрица значимых элементов b в векторном представлении.

Приведённая информация в той или иной степени используется при оценке конкретного поведения КА в пространстве и оценке необходимых параметров при решении задачи преобразования совокупности ОИ из экранной СК в ОбСК.

Статистика $\hat{e}$ в процессе наблюдения формируется с использованием информативных объектов в составе Солнца (источник излучения), средства наблюдения (наземный телескоп или телескоп космического сегмента) и наблюдаемого КА. В предположении, что их положение в пространстве определяется поведением материальной точки, с использованием координатных измерений удастся оценить направления визирования центра ОИ КА с $СКО \approx 10''$ (Среднеквадратическим отклонением).

В режиме штатного функционирования КА целесообразно рассматривать его поведение относительно центра масс как движение стабилизированного в той или иной системе координат твёрдого тела (ТТ). С математической точки зрения это поведение можно задать введением связанной с КА выбранной ОбСК (соответствующего ортонормированного базиса) $E^3(t, \beta_v(t))$, где $\beta_v(t)$ – описание поведения координатных осей во времени относительно выбранного начала координат. Относительные координаты любой точки ТТ в выбранном базисе не зависят от времени, поэтому достаточно задать ориентацию выбранного базиса относительно ГНСК в конкретный момент времени с помощью двух углов. Уравнение связи между двумя положениями базиса в два момента времени t_0 и t_1 задаётся соотношением $E^3(t_1, \beta_v(t_1)) = P(t/t_0)E^3(t_0, \beta_v(t_0))|_{t=t_1}$, где $P(t/t_0) = P^{-1}(t_0/t)$ – ортонормированная матрица пересчёта ($\det(P) = \pm 1$), $\beta_v(t)$ – параметры, характеризующие изменение во времени ориентации базиса относительно его предыдущего положения.

В любой момент времени формирование ОИ напрямую зависит от ориентации КА в пространстве. Следовательно, каждое единичное измерение является функцией четырёх углов наблюдения. Эти значения углов должны быть вычислены в единой выбранной системе координат. Такое представление совокупности ОИ позволит унифицировать их дальнейшую обработку в объектовой СК. При этом возможны две ситуации.

За время наблюдения параметры $\beta_v(t) \approx const$ изменяются незначительно по сравнению с изменением направления e_v или их поведение априори известно (в некоторых СК) при известном функциональном назначении. Таких ситуаций относительно немного и для решения задачи преобразования информации в единичную СК можно выбрать наиболее правдоподобную гипотезу.

Изменение параметров $\beta_v(t)$ за время наблюдения позволяют отнести КА к классу вращающихся объектов, причём наиболее общей моделью вращения относительно центра масс динамически осесимметричного объекта является регулярная прецессия, когда тело вращается с постоянной по величине угловой скоростью собственного вращения Ω вокруг оси, жестко связанной с телом, а эта ось вращается с постоянной угловой скоростью ω – скоростью прецессии вокруг неподвижной оси, которая совпадает с ориентацией вектора кинетического момента и определяется сферическими углами θ и φ , угол нутации ϑ между вектором кинетического момента и осью тела постоянен. При этом траектория движения отдельных точек КА достаточно сложная, что показано на рис.1 [7].

Рисунок 1. Иллюстрация модели регулярной прецессии

Таким образом, если сферические координаты некоторой точки объекта в связанной (объектовой) системе координат $b, \vartheta_b, \varphi_b$, то в результате собственного вращения положение

нормированного вектора этой точки относительно начального положения объектовой СК, базисные орты которой n_x, n_y, n_z , определится выражением

$$b_n = \sin \vartheta_b \cos(\Omega t - \varphi_{0b} - \varphi_b) n_x + \sin \vartheta_b \sin(\Omega t - \varphi_{0b} - \varphi_b) n_y + \cos \vartheta_b n_z$$

n_z совпадает с осью симметрии объекта, а n_x, n_y , совпадают с осями связанной с объектом системой координат в начальный момент времени, Ω - угловая скорость и φ_{0b} - начальная фаза собственного вращения КА.

В свою очередь, базисные орты n_x, n_y, n_z в результате прецессионного движения меняются в соответствии с соотношениями

$$n_z = \sin \vartheta \cos(\omega t - \varphi_0) e_x + \sin \vartheta \sin(\omega t - \varphi_0) e_y + \cos \vartheta e_z$$

$$n_y = \cos \vartheta \cos(\omega t - \varphi_0) e_x + \cos \vartheta \sin(\omega t - \varphi_0) e_y - \sin \vartheta e_z$$

$$n_x = \sin(\omega t - \varphi_0) e_x - \cos(\omega t - \varphi_0) e_y$$

e_x, e_y, e_z - орты кинетической системы координат. Она определяется так: орты e_x, e_y, e_z задаются в некоторой опорной системе координат (любая неподвижная система, например, ГНСК). Они определяются через сферические углы θ и φ следующим образом:

$$e_x = \{\sin \theta \cos \varphi, \sin \theta \sin \varphi, \cos \theta\}$$

$$e_y = \{\sin \varphi, -\cos \varphi, 0\}$$

$$e_z = \{\cos \theta \cos \varphi, \cos \theta \sin \varphi, -\sin \theta\}$$

Следовательно, регулярную прецессию определяют следующие основные параметры: постоянная ориентация в опорной СК вектора кинетического момента (θ, φ), постоянный угол нутации ϑ - угол между вектором кинетического момента и осью симметрии объекта, постоянная угловая скорость прецессии ω - скорость вращения оси симметрии объекта вокруг вектора кинетического момента, постоянная угловая скорость собственного вращения КО вокруг его собственной оси симметрии - Ω .

Итак, с помощью приведенных соотношений, как и в случае гипотез о малом изменении параметров ориентации, ориентация выделенных сегментов изображений КО, может быть представлена в опорной СК, где их совокупность объединяется в рамках представленной модели посредством неизвестных параметров прецессии, оценивающихся в процессе обработки. При этом значения начальных фаз вращений не существенны, и могут быть выбраны произвольно наиболее удобным образом, например, равными нулю для первого привязанного по времени фрагмента.

Эта модель охватывает и два частных случая: стабилизацию вращением ($\vartheta=0$) и кувыркание объекта ($\vartheta=90$). Анализ структуры подлежащих оценке неизвестных параметров позволяет сделать вывод о существенной нелинейности модели движения и возможном наличии в исходной статистике «аномальных» замеров.

Общая структура алгоритма вычисления М-оценок параметров при наличии аномальных измерений

Сформированная нами группа идентифицированных сегментов на последовательности ОИ содержит в себе совокупность оценок ИП (информативных параметров) вида $T_n = T(|X_i|, i = \overline{1, n}; |\beta|)$, где $|X_i|$ - M -мерный вектор полученных оценок ИП на i ОИ, n - количество соседних ОИ (далее объектов), информация от которых включена в группу. Оценки $|X_i|$ статистически независимы между собой и одинаково распределены при разных i с функцией распределения F_β , параметрически зависимой от вектора неизвестных параметров $|\beta|$ размерности S . Относительно неизвестной основной функции распределения F_β предполагаем, что она симметрична относительно оцениваемого векторного параметра. $|\beta|$ может входить в статистику в виде независимого аргумента некоторой функции $|\theta_i| = |f_i(\beta)|$. Для решения задачи оценивания вектора параметров $|\beta|$ в таких условиях предложен класс М-оценок [5, 6], которые строятся при решении экстремальной задачи на минимум

$$|\beta^*| = \min_{T_n} \sum_{i=1}^n \rho(\Delta_i(\beta)); \Delta_i(\beta) = ||X_i - \theta_i||$$

где $\rho(\Delta_i(\beta))$ – монотонная невозрастающая функция модуля невязки $\Delta_i(\beta)$, выбор конкретного вида которой достаточно широк.

Нас интересует решение задачи оценки $|\beta^* >$ при возможном наличии в статистике $|X_i >, i = \overline{1, n}$; аномальных измерений. В работе предлагается робастный алгоритм обработки T_n статистики при наличии в ней «аномальных» замеров, диаграмма деятельности которого приведена на следующем рисунке. Кратко остановимся на его реализации.

На начальном этапе в качестве функции $\rho(\Delta_i(\beta))$ выберем квадратичную функцию $\rho(\Delta_i(\beta)) = \langle X_i - \theta_i | W_i | X_i - \theta_i \rangle; i = \overline{1, n}$, где W_i – положительно определённая матрица. Известно, что если распределение $|X_i >$ нормальное, а W_i совпадает с обратной корреляционной матрицей, то статистика $\rho(\Delta_i(\beta))$ является статистикой, соответствующей методу максимума правдоподобия [5] при наличии n независимых наблюдений. Такой выбор позволяет свести задачу поиска предварительной оценки $|\beta >$ к её поиску с использованием алгоритма НОМНК [6] и показывает, что НОМНК является частным алгоритмом поиска М-оценок неизвестного параметра.

Рисунок 2. Диаграмма деятельности формирования векторных М-оценок информативных признаков и удаления аномальных измерений из исходной статистики

Пусть $\det(W_i) \neq 0, i = \overline{1, n}$. Тогда весовой обработкой статистику $|r_i > = |X_i - \theta_i >$; $i = \overline{1, n}$ можно привести к виду $|\tilde{r}_i > = W_i^{-1/2} |X_i - \theta_i > i = \overline{1, n}$, где $W_i = 1$. В этих переменных алгоритм вычисления оценки $|\beta >$ имеет вид $|\nabla \beta > = -2 \sum_{i=1}^n \tilde{r}_i * \nabla_{\beta} \tilde{r}_i = \sum_{i=1}^n \tilde{r}_i * \nabla_{\beta} \theta_i = |0 >$, где $|\nabla \beta >$ вектор размерности S , для s компоненты $\nabla \beta_s$ которого значение $\nabla_{\beta} \tilde{r}_{is}$ вычисляется по формуле

$$\nabla_{\beta} \tilde{r}_{is} = \sum_{j=1}^M \partial \theta_{ij} / \partial \beta_s$$

Система уравнений для поиска оптимальной оценки $|\beta^* >$ нелинейна. $|\beta^* >$ находится итеративно численными методами. В [8] показано, что требуемая оценка может быть найдена с помощью следующего алгоритма. Введем матрицу H частных производных размера $nM \times S$, значения которой вычислены в точках $i = \overline{1, n}$; $j = \overline{1, M}$ и вектор $|\beta_u >$, полученный на u -й итерации. k -я строка H при u -й итерации, где $k = (i - 1) \times M + (j - 1)$, вычисляется по формуле $H(u) = (\nabla_{\beta} \theta_{i,j}(\beta))|_{\beta=\beta_u}$. Тогда приращение невязок $|\Delta r(u) >$ и $|\Delta \beta(u + 1) >$ вычисляется с помощью следующей системы нормальных линейных уравнений

$$H^T(u)H(u)|\Delta \beta(u + 1) = H^T|\Delta r(u) >.$$

Легко видеть что, если элементы матрицы H постоянны, то мы приходим к оценке линейной модели ОМНК. При найденных оценках параметров $|\beta^* >$ проведём ранжировку $\tilde{r}^2 = \{\tilde{r}_i^2(|\beta^* >) i = \overline{1, n}\}$ по возрастанию их значений. При априори выбранном пороге c_n принимается решение о наличии в исходной статистике аномальных объектов. Значение c_n следует выбирать таким образом, чтобы гарантировать проверку наличия аномальности в статистике $\tilde{r}^2$. Например $c_n = \text{СКО}(\tilde{r}^2)$.

Проверка аномальности реализуется при уточнении оценок $|\beta^* >$ с использованием медианной фильтрации статистики $\beta(n) = \{|\beta_i^* >, i = \overline{1, n}\}$, формируемой методом складного ножа [9]. Здесь оценка $|\beta_i^* >$ получена при исключении из исходной статистики T_n i -о объекта.

По полученной статистике в одномерном случае формируется медианная оценка параметра $\beta_{med}^* = \text{med}(\beta(n))$ и ее СКО абсолютных отклонений статистики $\beta(n)$ от оценки медианы β_{med}^* (MAD оценка) $S_n(\beta_{med}^*) = \sigma_n(\beta_{med}^*) = c(F)\text{med}(|\beta_i^* - \beta_{med}^*|)$, у которой пороговая точка отбраковки $\varepsilon^*(T_n) = 0.5$ [5]. В последнем соотношении коэффициент $c(F)$ зависит от априори известной ожидаемой функции распределения выборки $\beta(n)$. В частности, для нормального распределения имеем $c(F) = 1.483$.

Для нас существенно, что вышеупомянутое свойство пороговой точки сохраняется и в пространстве конечномерных векторных параметров $|\beta >$ для векторной медианы (геометрическая медиана) $|\beta_{med}^* >$ с функцией распределения $F_{|\beta >}$ [5]. При этом справедливо неравенство

$$\forall |e > \langle e|e \rangle = 1: \langle e|V(T, F) - I(|F_{|\beta >} >)|e \rangle \geq 0,$$

где $I(|F_{|\beta >} >)$ – информация по Фишеру для максимально правдоподобных оценок функции распределения $F_{|\beta >}$; $V(T, F) = \int dF(|x >)|IF(|x >; T, F| < IF(|x >; T, F|)$, а компоненты вектора столбца вычисляются по изменениям плотности распределения при изменении отдельных компонент вектора $|\beta >$.

При этом под геометрической медианой $|\beta_{med}^* >$ принято понимать медиану Тьюки (центральную точку), заданную соотношением $|\beta_{med}^* > = \text{argmin}_{|y >} \sum_{i=1}^n \|x_i - y\|$ (здесь и далее через x и y обозначены вектора $|\beta >$), где $\|*\|$ – заданная метрика в виде модуля невязок, а рекуррентный алгоритм её поиска задается в виде

$$|y_{j+1} > = (\sum_{i=1}^n |x_i > / \|x_i - y_j\|) / (\sum_{i=1}^n 1 / \|x_i - y_j\|); j = 1, \dots$$

Для оценки корреляционной матрицы в S -мерном пространстве параметров β формируется статистика отклонений $\beta_{отк}(n)$, которые вычисляются по статистике $\beta(n)$ относительно оценки медианы β_{med}^* . По статистике $\beta_{отк}(n)$ строится корреляционная матрица $K_{отк}$ и находятся её инварианты (собственные вектора и числа). В рамках принятой точности проводимых преобразований на найденных собственных направлениях матрицы $K_{отк}$ находятся MAD оценки собственных чисел.

Алгоритм оценки поведения КА относительно центра масс.

В ситуации, когда априори неизвестен характер поведения КА относительно центра масс как твёрдого тела, возникает необходимость проверки соответствующих гипотез, в

частности гипотез о типе стабилизации КА относительно ЦМ или его вращении. Проверку гипотез в соответствии с алгоритмом формирования М-оценок можно организовать по разности оценок параметров, формируемых в соседних или информативных ОИ.

В качестве исходной (анализируемой) статистики можно использовать координаты точек $|r_d(k)| > 0, k = \overline{1, n}$ узлов верхнего уровня деревьев (сегментов) группы, заданных в экранных координатах, либо обрамляющие прямоугольники, построенные в собственном базисе отдельных деревьев группы, либо значения углов ориентации главных направлений максимальных собственных векторов $\varphi(k), k = \overline{1, n}$, где n – количество деревьев в анализируемой группе.

Пусть выполняются условия $\tau \ll T_{\text{вр}}$, где $\tau \geq 0.04$ сек – темп получения ОИ, а $T_{\text{вр}} \geq 1$ сек – период вращения КА. При наличии достаточно длинной последовательности ОИ или двух ОИ, время формирования которых сравнимо с $T_{\text{вр}}$ проверяется гипотеза о вращении КА относительно ЦМ.

Тогда гипотезу о вращении КА относительно ЦМ можно реализовать последовательной проверкой разности совокупности параметров $\varphi(k), k = \overline{1, D}$, полученных в достаточно удалённых ОИ.

Проверку целесообразно проводить по усреднённой разности углов ориентации главных направлений максимальных собственных векторов совокупности выделенных сегментов верхнего уровня с учётом периодичности их значений

$$\hat{\varphi} = (\sum_{k=1}^D \|\varphi_1(k) - \varphi_2(k)\|) / D > \varphi_{\text{п}}$$

где $\varphi_{\text{п}}$ – пороговое значение угловой невязки.

Оценка параметров регулярной прецессии

В качестве примера приведем оценку параметров прецессии объекта, одно из изображений которого представлено на рисунке. При этом для упрощения расчетов исключим из состава оцениваемых параметров скорость собственного вращения и вместо скорости прецессии будем оценивать период $T = 2\pi/\omega$.

Рисунок 3. Изображение ИСЗ «Океан-1»

В качестве исходной статистики было выбрано 8 изображений, на которых ясно прослеживается вращение объекта.

Полученные на начальном этапе анализа значения локальных минимумов исходной статистики и соответствующие им оценки параметров вращения приведены на рис. 4. Оценки получены при априори выбранных интервалах поиска оцениваемых параметров и шагах их изменения, приведенных в табл. 1, и упорядочены по возрастанию соответствующей оценки статистики.

Таблица 1

Начальные условия для поиска локальных минимумов функционала

Параметры вращения	$\theta, ^\circ$	$\varphi, ^\circ$	$\varphi_0, ^\circ$	$T, \text{сек}$	$\vartheta, ^\circ$
начальные значения	0	0	0	28	85
конечные значения	180	180	360	33	90
шаг	2	10	10	0,1	0,1

Рисунок 4. Значения статистики ρ (а) и соответствующих значений параметров вращения КА: периода T (б), угла θ (в), угла φ (г), угла ϑ (д), начальной фазы φ_0 (е) в локальных минимумах ρ (а) (n – номер локального минимума)

Анализ представленных на рис. 4 результатов показывает, что значение ряда оцениваемых параметров (θ, ϑ) изменяется в широком диапазоне в области минимального значения статистики.

Значение минимума и полученная при этом оценка параметров вращения в процессе уточнения (значения окрестности уточняемой точки указаны в таблице 2) приведены в табл. 3.

Таблица 2

Начальные условия для уточнения точки минимума функционала

Параметры вращения	$\theta, ^\circ$	$\varphi, ^\circ$	$\varphi_0, ^\circ$	T,сек	$\vartheta, ^\circ$
начальные значения	65	75	345	30	85
конечные значения	75	90	360	33	90
шаг	1	1	1	0,1	0,1

Таблица 3

Значение оценок параметров вращения в точке уточненного минимума функционала в «идеальном» случае локализации изображений и соответствующие дисперсии СК-оценок

	$\theta, ^\circ$	$\varphi, ^\circ$	$\varphi_0, ^\circ$	T,сек	$\vartheta, ^\circ$	Значение статистики
Оценки параметров	70	81	358	32,2	89	0,00025
Дисперсии оценок	0	0,0667	0,2667	0	0,017	

Диагональные элементы корреляционной матрицы (дисперсии) оценок параметров вращения представлены в табл. 3, а адаптивные нормированные оценки статистики на фоне значения, вычисленного по полной статистике (8 кадров) на рис. 5.

Рисунок 5. Нормированные оценки значения статистики r_i/r (кривая 3) на фоне значения (прямая 1), полученного по полной статистике. Прямая 2 – нормированное среднее значение оценок статистики $\langle r \rangle / r$. Прямые 4 – нормированные границы $(\langle r \rangle \pm c\sigma)/r$ для проверки гипотезы на «аномальность» изображения ($c=3$)

Для сравнения с «идеальным» случаем и подтверждения применимости метода для выделения «аномального» положения изображения, был проведен анализ исходной статистики, в которую было преднамеренно внесено изменение временного положения одного (7-ого) кадра. Для данного варианта анализа соответствующие «оптимальные» оценки параметров представлены в табл. 4. Отмечается существенное увеличение значения статистики (на два порядка величины) и сдвиг оценок параметров вращения по сравнению с данными, приведёнными в табл. 3.

Таблица 4

Значение оценок параметров вращения в точке уточненного минимума функционала в «аномальном» случае локализации кадра и соответствующие дисперсии оценок параметров

	$\theta, ^\circ$	$\varphi, ^\circ$	$\varphi_0, ^\circ$	$T, \text{сек}$	$\vartheta, ^\circ$	Значение статистики
Оценки параметров	75	77	345	31,9	90	0,011178
Дисперсии оценок	1,6667	1,8381	13	0,006	0,0664	

Диагональные элементы корреляционной матрицы (дисперсии) оценок параметров вращения в рассматриваемом случае приведены в табл. 4. Адаптивные нормированные оценки функционала на фоне значения функционала, вычисленного по полной статистике (8 кадров) представлены на рис. 6.

Из приведенных результатов видно, что оценки значения статистики, полученные при наличии в статистике «аномального» измерения, связанного с временным положением 7-го кадра, существенно превышают оценку, полученную при его удалении из исходной статистики. Следовательно, корректная оценка параметров регулярной прецессии должна быть сформирована без учета данных, связанных с этим направлением.

Рисунок 6. Нормированные оценки значения функционала ρ_i/ρ (кривая 3) на фоне значения функционала (прямая 1), полученного по полной статистике. Прямая 2 – нормированное среднее значение СК-оценок статистики $\langle \rho \rangle / \rho$. Прямые 4 – нормированные границы $(\langle \rho \rangle \pm c\sigma)/\rho$ для проверки гипотезы на «аномальность» положения кадра ($c=3$)

Это полностью согласуется с условием преднамеренного искажения положения 7-ого кадра, что свидетельствует о корректности предлагаемого метода поиска аномальных измерений в исходной статистике.

Заключение

Рассмотрена задача определения движения в пространстве относительно центра масс наблюдаемого удалённого объекта по последовательности оптических изображений невысокого качества, вероятностное описание интенсивности фонового излучения на которых априори неизвестно.

Синтезирован робастный алгоритм формирования оценок параметров движения объекта относительно центра масс в таких условиях с использованием совокупности алгоритмов формирования М-оценок в составе нелинейных обобщённых оценок

наименьших квадратов и медианных оценок в пространстве векторных параметров при наличии в исходной статистике «аномальных» замеров.

Приведены примеры формирования оценок параметров движения объекта относительно центра масс как для стабилизированных так и вращающихся объектов с использованием синтезированного алгоритма. Подробно рассмотрен случай регулярной прецессии относительно центра масс динамически осесимметричного объекта, когда тело прецессирует с постоянной по величине угловой скоростью. Приведён пример обработки последовательности полученных в натурных условиях снимков для решения данной задачи.

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

1. Михельсон Н. Н.: Оптические телескопы (теория и конструкция): Москва, "Наука" 1976, 512 с.
2. Жданюк Б.Ф. Основы статистической обработки траекторных измерений. – М.: Сов. радио, 1978. – 384 с.
3. Белецкий, В.В. Движение искусственного спутника относительно центра масс. – М.: Наука, 2012., 414 с.
4. Лучкин Р.С., Немыкин О.И., Прохоров М.Е., Рындин Ю.Г. Устойчивый байесов алгоритм выделения типовых конструктивных элементов ИСЗ на изображениях невысокого качества. Рецензируемый научный журнал «Тенденции развития науки и образования». Июнь 2021 г. № 74, Часть 2 Изд. НИЦ «Л-Журнал», 2021. – 164 с.
5. Хампель, Ф. Робастность в статистике. Подход на основе функций влияния; пер. с англ. Ф. Хампель, Э. Ронchetti, П. Рауссеу, В. Штаэль. – М.: Мир, 1989. – 512с. – ISBN 5-03-001003-3.
6. Шуленин В. П. Робастные методы математической статистики. – Томск: Изд-во НТЛ, 2016. – 260 с.
7. Бутиков Е. И. Прецессия и нутация гироскопа <http://butikov.faculty.ifmo.ru/Applets/GyroscopeR.pdf>
8. Электронный ресурс https://ru.abcdef.wiki/wiki/Non-linear_least_squares
9. Эфрон, Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа. Б. Эфрон. - М.: Финансы и статистика, 1988.- 263 с. - ISBN 5-279-00277-11.

Параскевов А.В., Иванцова Е.А., Кожара Р.О.
Микропроцессорная техника в транспорте

*Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина
 (Россия, Краснодар)*

doi: 10.18411/trnio-11-2021-41

Аннотация

Цель статьи заключается в рассмотрении особенности управления микропроцессорной техники в транспорте. Особое внимание было обращено на влияние Искусственного интеллекта в конструировании современного транспорта, его безопасность и практичность в использовании. Также были учтены и разобраны случаи ложноположительных и ложноотрицательных решений микропроцессорной техники.

Ключевые слова: искусственный интеллект, транспорт, анализ данных, машинное обучение, безопасность в транспорте.

Abstract

The purpose of the article is to consider the peculiarities microprocessor technology control in transport. Particular attention was paid to the influence of Artificial Intelligence in the design of modern transport, its safety and practicality in use. Cases of false positive and false negative decisions of microprocessor technology were also considered and analyzed.

Keywords: artificial Intelligence, vehicle, data science, machine learning, transport safety.

Автомобилизация в обществе началась задолго до появления компьютеров и в начале своего пути автомобиль воспринимался как элемент роскоши. Позднее, вследствие