

ДИНАМИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ГЕОМЕТРИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ В СИСТЕМАХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

Егошкин Н.А., к.т.н., в.н.с. НИИ «Фотон» Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: foton@rsreu.ru.

DYNAMIC MODELS OF GEOMETRIC IMAGE PROCESSING IN EARTH REMOTE SENSING SYSTEMS

Egoshkin N.A.

The problem of improving the quality of geometric image processing models in Earth remote sensing systems is considered. It is shown that it is advisable to use analytical models and image analysis data together with reference information. Dynamic geometric models are proposed. Methods of dynamic systems identification are used for the proposed models construction and analysis. Optimal filters of geometric models correction with reference data usage in the cases of real-time and post-processing are constructed. The approach to correcting periodic distortions in geometry by studying the readings of thermal sensors is investigated. The proposed approaches are tested on the data from the geostationary satellite «Electro-L» No. 2.

Key words: remote sensing, geometric models, geodesic binding, dynamic models, system identification.

Ключевые слова: дистанционное зондирование, геометрические модели, геодезическая привязка, динамические модели, идентификация динамических систем.

Введение

Современные системы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) содержат достаточно сложную съёмочную аппаратуру, а формируемые ими изображения земли нуждаются в геометрической обработке перед использованием потребителями. Основу геометрической обработки составляют модели процесса съёмки в виде пары функций

$$\mathbf{z} = \mathbf{F}(\boldsymbol{\mu}), \quad t = T(\boldsymbol{\mu}), \quad (1)$$

которые устанавливают соответствие между координатами пикселей $\boldsymbol{\mu} = (m, n)$ изображений на выходе съёмочной аппаратуры, некими эталонными координатами $\mathbf{z} = (x, y)$ на земной поверхности и моментом времени наблюдения t .

Обычно функция \mathbf{F} строится достаточно сложным многоэтапным образом [1]. Формально можно записать:

$$\mathbf{F}(\boldsymbol{\mu}) = \mathbf{G}(\boldsymbol{\Psi}(t), \mathbf{P}(\boldsymbol{\mu})), \quad (2)$$

где \mathbf{G} – оператор фундаментального описания процесса прохождения излучения от поверхности Земли на трассе спутник-земля, внутри съёмочной аппаратуры и его преобразования в регистрируемый сигнал; $\boldsymbol{\Psi}(t)$ и $\mathbf{P}(\boldsymbol{\mu})$ – вектор-функции, характеризующие работу конкретной системы ДЗЗ, причем $\boldsymbol{\Psi}(t)$ является функцией времени, а $\mathbf{P}(\boldsymbol{\mu})$ – координат $\boldsymbol{\mu}$. Как правило, вектор $\boldsymbol{\Psi}(t)$ включает пространственное положение, кватернионы ориентации спутника и установочные кватернионы [1], а также углы поворота сканирующих зеркал [2]. Вектор $\mathbf{P}(\boldsymbol{\mu})$ описывает элементы внутреннего ориентирования съёмочной аппаратуры, характеристики подстилающей поверхности и трассы прохождения излучения

Рассмотрена задача повышения качества моделей геометрической обработки изображений от систем ДЗЗ. Показано, что целесообразно совместное использование аналитических моделей и данных анализа изображений с привлечением опорной информации. Предложены динамические геометрические модели, для построения и анализа которых использованы методы идентификации динамических систем. Построены оптимальные фильтры для коррекции геометрических моделей с привлечением опоры для случаев реального времени и пост-обработки. Исследован подход к коррекции периодических искажений геометрии путем привлечения показаний термодатчиков. Предложенные подходы апробированы на данных от геостационарного спутника «Электро-Л» №2.

(например, рельеф местности и тропосферные задержки для радиолокационной съёмки).

На процесс съёмки влияет множество факторов, в том числе случайных и трудно предсказуемых, поэтому функции $\boldsymbol{\Psi}(t)$, $\mathbf{P}(\boldsymbol{\mu})$ и \mathbf{F} являются случайными. Обычно под моделью съёмки (1) понимаются описание конкретной реализации.

На борту спутника имеется аппаратура, позволяющая измерять координаты и ориентацию спутника, положение сканирующих зеркал и другие параметры. В результате обработки результатов этих измерений и другой служебной информации со спутника формируются оценки $\hat{\boldsymbol{\Psi}}(t)$ и $\hat{\mathbf{P}}(\boldsymbol{\mu})$, а также оценка функции $t = \hat{T}(\boldsymbol{\mu})$. Подставляя оценки в (2) получаем модель съёмки вида $\hat{\mathbf{z}} = \hat{\mathbf{F}}(\boldsymbol{\mu})$. Нормализация изображений перед выдачей потребителям заключается в трансформации исходного растра $b(m, n)$ в растр $b(\hat{\mathbf{z}})$ по закону $\hat{\mathbf{z}} = \hat{\mathbf{F}}(\boldsymbol{\mu})$.

Качество модели $\hat{\mathbf{F}}(\boldsymbol{\mu})$ и изображения $b(\hat{\mathbf{z}})$ можно охарактеризовать функцией ошибки $\mathbf{s}(\boldsymbol{\mu}) = \hat{\mathbf{F}}(\boldsymbol{\mu}) - \mathbf{F}(\boldsymbol{\mu})$, где $\mathbf{F}(\boldsymbol{\mu})$ – «истинная» модель съёмки. Качество модели зависит от достоверности описания \mathbf{G} и точности оценок $\hat{\boldsymbol{\Psi}}(t)$, $\hat{\mathbf{P}}(\boldsymbol{\mu})$. Если описание \mathbf{G} достаточно точ-

ное, ошибки $s(\mu)$ можно считать следствием погрешностей в оценках «истинных» функций $\Psi(t)$, $P(\mu)$. Это позволяет на основе (2) определять априорное качество моделей через характеристики ошибок оценок $\hat{\Psi}(t)$, $\hat{P}(\mu)$, $\hat{T}(\mu)$. Методы измерений и соответствующая бортовая аппаратура постоянно совершенствуются, ошибки измерений снижаются, и следовательно качество моделей растет. Однако не все важные факторы доступны прямому измерению. Современные знания позволяют неограниченно повышать точность описания G , но при этом возрастает и количество необходимых исходных данных, в том числе не доступных измерению.

Другой путь анализа качества модели – сравнить $b(\hat{z})$ с некоторой опорной информацией, например, картой местности или другими снимкам. Пусть функция $u(\hat{z})$ ставит в соответствие объекту с координатами \hat{z} на изображении $b(\hat{z})$ отклонение u измеренных координат объекта от опорных. Обозначим $u(\mu) = u(\hat{F}(\mu))$.

Тогда

$$u(\mu) = s(\mu) + \Delta u(\mu), \quad (3)$$

где $\Delta u(\mu)$ – ошибка, обусловленная измерения координат и погрешностями опоры.

Привлечение измерений $u(\mu)$ вносит принципиально новый момент в построение геометрических моделей: проявляется возможность улучшить качество модели (и соответственно геометрической обработки) без совершенствования бортовой аппаратуры, для этого достаточно по $u(\mu)$ как можно точнее оценить $s(\mu)$. Конечно, возможности такого улучшения не безграничны (из-за ошибок измерений), кроме того получения измерений $u(\mu)$ достаточно трудоемкая операция. Но вообще на интервале жизненного цикла космической системы фактически невозможно добиться высокого геометрического качества, если не привлекать измерения (3).

Таким образом, возникают следующие вопросы:

- а) Как использовать измерения $u(\mu)$ для повышения качества геометрических моделей;
- б) Как оптимальным образом организовать трудоемкое вычисление $u(\mu)$.

Широко распространенный вариант решения а) состоит в калибровке съёмочной аппаратуры, цель которой – путем анализа $u(\mu)$ повысить точность оценок элементов внутреннего ориентирования и установочных кватернионов [3], [4]. При этом предполагаются, что данные параметры не зависят от времени, и соответственно действие шумов измерений $\Delta u(\mu)$ может быть скомпенсировано за счет использования достаточно представительной статистической выборки. Калибровка очень важна, но таким образом нельзя устранить динамические составляющие погрешностей при формировании отдельных изображений и в ходе жизненного цикла системы ДЗЗ.

Другой часто используемый подход – оценивать поправки к конструктивным углам для каждого изображения независимо [5], [6]. Это позволяет учесть случайное изменение ошибок геометрии во времени, однако

при этом точность моделей становится ограниченной шумами измерений $\Delta u(\mu)$. Иногда для снижения шумов применяют сглаживание измерений $u(\mu)$ по времени или пространству, однако параметры сглаживания выбираются интуитивно авторами алгоритмов.

В данной статье рассматривается подход к оптимальному решению поставленных вопросов за счет более адекватного описания динамической природы ошибок $s(\mu)$, $\Delta u(\mu)$ на основе методов идентификации динамических систем [7].

Динамическая геометрическая модель

Рассмотрим ошибку $s(\mu)$ как функцию координат μ . С другой стороны, если $s(\mu)$ связана только с неправильным оцениванием $D(t)$, то более естественно рассмотреть ошибку как функцию времени $s(t)$. Следовательно, первым делом в соответствии с априорной физической причиной возникновения ошибок следует определиться с выбором некой независимой переменной. Обозначим t как векторную переменную. Её связь с координатами μ однозначна, обозначим её как $t = t(\mu)$. Тогда вместо $s(\mu)$ и $u(\mu)$ можно рассматривать соответствующие $s(t)$ и $u(t)$. Заметим, что если в вектор t входит время, можно единообразным образом рассматривать изображения, формируемые в ходе жизненного цикла космической системы.

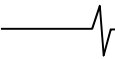
Компоненты вектора $z = (x, y)$ можно считать независимыми, так как механизмы развертки датчика в направлении осей x и y обычно совершенно различны (например, в одном направлении развертка за счет полета спутника, в другом – за счет опроса чувствительных элементов линейки фотоприёмников). Поэтому для простоты далее будем рассматривать независимо отдельные компоненты вектора z , обозначая соответствующие компоненты векторов скалярными символами.

Нахождение $u(\mu)$ удобно производить следующим образом: плоскость μ разбивается регулярным образом на фрагменты одинакового размера и для центра каждого находится значение u [1]. В координатах t этот процесс соответствует дискретному изменению t , следовательно, можно определить $t(\mu)$ так, чтобы $u(t)$ оказалась заданной в узлах целочисленной решетки. Далее считать компоненты t целочисленными.

Пусть необходимые процедуры калибровки съёмочной аппаратуры проведены и отклонения $s(\mu)$ достаточно малы. Как правило, значения $s(\mu)$ сильно коррелированы в пространстве или во времени, т.е. значения $s(t)$ сильно коррелированы для близких значений t . Считая, что переходные процессы после запуска спутника закончились, запишем $s(t)$ в виде стационарного случайного процесса:

$$s(t) = H(t) \otimes e(t), \quad (4)$$

где \otimes – оператор свертки, $e(t)$ – последовательность независимых случайных величин с нулевым математическим ожиданием и одинаковой дисперсией $D[e]$,



$H(t)$ – импульсная характеристика формирующего фильтра. Несмотря на нулевое математическое ожидание $e(t)$, формула (4) позволяет адекватно описывать систематические ошибки модели (1), так как срок активного существования спутника конечен.

Процесс измерений (3) также можно записать как $u(t) = s(t) + I(t) \otimes \varepsilon(t)$, (5)

где $\varepsilon(t)$ – последовательность независимых случайных величин с нулевым математическим ожиданием и одинаковой дисперсией $D[\varepsilon]$, $I(t)$ – импульсная характеристика формирующего фильтра.

Если $H(t)$, $I(t)$, $D[e]$, $D[\varepsilon]$ известны, то наилучшая оценка в плане минимума среднеквадратической ошибки обеспечивается фильтром Винера:

$$\hat{s}(t) = W(t) \otimes u(t),$$

$$W(\omega) = \frac{|H(\omega)|^2 D[e]}{|H(\omega)|^2 D[e] + |I(\omega)|^2 D[\varepsilon]}, \quad (6)$$

где $W(t)$ – импульсная характеристика фильтра Винера, $W(\omega)$, $H(\omega)$, $I(\omega)$ – спектры Фурье одноименных функций аргумента t .

Для использования (6) должны быть известны $H(t)$, $I(t)$, $D[e]$, $D[\varepsilon]$, а кроме того фильтр $W(t)$ непричинный, что может затруднить обработку данных в реальном времени. Рассмотрим далее задачу оценивания исходных для (6) данных и проблему обработки в реальном времени.

Предсказатели и идентификация передаточных характеристик

Пофрагментное вычисление $u(t)$ предполагает наличие определенного порядка обработки фрагментов. Вообще выбор порядка достаточно произволен. Однако если данные поступают в реальном времени, свобода в выборе порядка снижается, так как целесообразно обрабатывать информацию по мере её поступления. Так или иначе, значения t оказываются неким образом упорядоченными.

Для определенности зададим на t словарное упорядочивание: $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots) > \mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots) \Leftrightarrow t_i > r_i$, $t_{i+1} = r_{i+1}$, $t_{i+2} = r_{i+2}$, ... Это соответствует последовательной обработке фрагментов вдоль одной из координат, например, вдоль строки. После полной обработки строки осуществляют переход к следующей строке и так далее. Такое упорядочивание также легко согласуется с обработкой в реальном времени, если вектор $\mathbf{t} = (t_1, t_2, \dots, t)$ содержит время t в последней компоненте.

Обычно для вычисления $u(t)$ для каждого t по порядку полезно иметь некоторое максимально точное начальное приближение $v(t)$. Поставим задачу рассчитать его только по «предыдущим» значениям $u(t')$, $t' < t$. Простейший вариант организации такого прогнозирования – использовать линейный пространственно-

инвариантный причинный фильтр:

$$v(t) = \sum_{\mathbf{d} > \mathbf{0}} P(\mathbf{d}) u(\mathbf{t} - \mathbf{d}), \quad (7)$$

где $P(\mathbf{d})$ – импульсная характеристика фильтра, $\mathbf{0} = (0, 0, \dots, 0)$.

Будем считать импульсный отклик $P(\mathbf{d})$ конечным. Тогда по методу наименьших квадратов легко найти оценку отклика из условия $\sum_{t \in \Theta} |u(t) - v(t)|^2 = \min$, где суммирование осуществляется в пределах области Θ , в которой уже известны значения $u(t)$, а $v(t)$ задана в соответствии с (7). Это процесс идентификации динамической системы.

Как только характеристика фильтра $P(\mathbf{d})$ оценена, можно эффективным образом использовать прогноз (7) для максимального эффективного определения $u(t)$.

На рис. 1 показаны измеренные отклонения координат $u(t)$ для геостационарного спутника «Электро-Л» № 2 (инфракрасный модуль, пространственное разрешение 4 км): сверху отклонение с запада на восток, снизу отклонение с юга на север в км. В качестве опоры использовались контурные точки диска Земли [8]. По оси абсцисс – переменная t , в качестве которой выбран номер сеанса съёмки, которые следуют периодически каждые 30 минут.

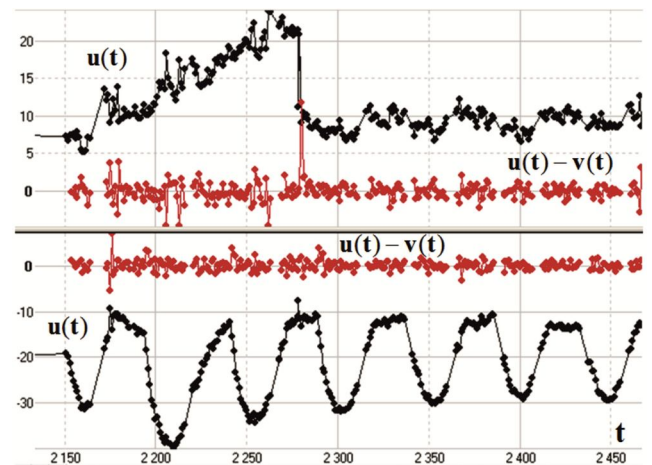


Рис. 1. Измеренные отклонение координат для спутника «Электро-Л» №2 и ошибка предсказания

Можно видеть, что отклонения координат $u(t)$ значительны (десятки километров) и сильно коррелированы по времени, а в направлении юг-север имеется периодичность, очевидно связанная с периодом обращения спутника. Также на рис. 1 показаны графики ошибки предсказания $u(t) - v(t)$. Их величина значительно меньше, что позволяет сократить время геодезической привязки и повысить её точность.

Согласно [7], из (4) и (5) следует, что ошибка предсказания

$$\Delta u(t) = u(t) - v(t) = e(t) + \varepsilon(t). \quad (8)$$

Пусть $I(t) = \delta(t)$, где $\delta(t)$ – дельта-функция, т.е. ошибки измерений $u(t)$ не коррелированы. Это выпол-

няется, если например фрагменты при корреляционно-экстремальном отождествлении не перекрываются. Тогда $u(\mathbf{t}) = s(\mathbf{t}) + \varepsilon(\mathbf{t})$. Можно показать, что $v(\mathbf{t}) = s(\mathbf{t}) - e(\mathbf{t})$. Поэтому оптимальная в плане минимума дисперсии оценка

$$\hat{s}(\mathbf{t}) = \alpha v(\mathbf{t}) + (1 - \alpha) u(\mathbf{t}), \quad \alpha = D[\varepsilon] / (D[e] + D[\varepsilon]). \quad (9)$$

Формула (9) позволяет осуществлять уточнение геометрической модели в реальном времени. Из (8) и независимости $e(\mathbf{t})$ и $\varepsilon(\mathbf{t})$ следует $D[e] + D[\varepsilon] = D[\Delta u]$. Поэтому необходимую для использования (9) оценку $D[e] + D[\varepsilon]$ легко получить анализом невязок $\Delta u(\mathbf{t})$. Что касается $D[\varepsilon]$, то её нельзя выделить из исходных данных: с использованием только опорной информации принципиально невозможно различить ошибки геометрической модели и ошибки опоры. На практике можно принять $D[\varepsilon]$ равной ошибке корреляционного отождествления (около 0.3 пикселя без использования методов субпиксельного уточнения [1]).

Из (4) и (5) следует, что $u(\mathbf{t}) = H(\mathbf{t}) \otimes e(\mathbf{t}) + I(\mathbf{t}) \otimes \varepsilon(\mathbf{t})$. Можно показать, что существует фильтр с импульсной характеристикой $L(t)$, такой что $u(\mathbf{t}) = L(\mathbf{t}) \otimes \xi(\mathbf{t})$, где $\xi(\mathbf{t})$ – последовательность случайных величин с нулевым математическим ожиданием и известной дисперсией $D[\xi] = D[e] + D[\varepsilon]$.

Согласно [7], оптимальный предсказатель имеет вид $P = 1 - L^{-1}$ и, соответственно, $L = (1 - P)^{-1}$, где операции обращения определены в частотной области, т.е. например $L^{-1}(\omega) = (L(\omega))^{-1}$. Легко показать, что частотная характеристика удовлетворяет $|L(\omega)|^2 D[\xi] = |H(\omega)|^2 D[e] + |I(\omega)|^2 D[\varepsilon]$. Это выражение – знаменатель в (6). Для нахождения числителя (6) достаточно положить $|I(\omega)|^2 = 1$ и задать некоторую априорную величину $D[\varepsilon]$. В результате не причинный фильтр Винера (6) оказывается полностью определенным. Его целесообразно использовать для обработки полностью доступных изображений, например, от низкоорбитальных спутников (данные от которых, как правило, становятся доступными с большой задержкой из-за необходимости ожидания пролета над центром приёма).

Заметим, что спектр $|L(\omega)|^2$ можно было бы оценить непосредственно по данным $u(\mathbf{t})$ стандартными методами спектрального оценивания [7] без построения предсказателя P . Однако, во-первых, предсказатель необходим для более эффективного нахождения $u(\mathbf{t})$. Во-вторых, представление через предсказатель оказывается более экономным в ряде важных для практики случаев, например, когда в спектре $L(\omega)$ присутствует ряд резонансных частот (соответствующих периодами вращения сканирующих зеркал, спутника по орбите и прочее). В-третьих, согласно [7], предсказатель является даже более фундаментальным описанием динамической системы, чем модели (4), (5).

На практике для отдельных \mathbf{t} измерения $u(\mathbf{t})$ могут отсутствовать, например, если сюжет оказался не информативен (облачность, недостаточная освещенность солнцем) или съёмка не велась. В этом случае для простоты прогнозирования можно получить отсутствующие измерения интерполяцией. Другой вариант – по аналогии с (7) построить семейство предсказателей, которые не используют отсутствующие данные, и применять в каждом случае наиболее подходящий предсказатель. При фильтрации в реальном времени по (9) при отсутствии измерения $u(\mathbf{t})$ принимается $\alpha = 1$, т.е. $\hat{s}(\mathbf{t}) = v(\mathbf{t})$.

Пример на рис. 1 показывает, что если в спектре H имеется выраженная резонансная частота, то может быть полезным разбить время t на две компоненты: номер периода и время в пределах периода. Соответственно вектор \mathbf{t} становится двухмерным. Тогда прогнозирование может оказаться более эффективным, если двухмерная импульсная характеристика P окажется более компактной, чем у одномерного предсказателя.

Наличие периодичности может свидетельствовать о влиянии на геометрию дополнительного фактора, не учтенного в G . Например, этим фактором может быть изменение теплового режима работы съёмочной аппаратуры, зависящего от взаимного положения спутника, Земли и Солнца. Если у аппаратуры имеются термодатчики (ТД), то их показания целесообразно использовать для прогнозирования. Для этого достаточно на вход фильтра P подать показания температур наряду с «предшествующими» значениям $u(\mathbf{t})$.

На рис. 2 показан пример использования термодатчиков для коррекции суточных колебаний геометрической модели спутника «Электро-Л» №2. На двух графиках сверху показаны компоненты $u(\mathbf{t})$ и $v(\mathbf{t})$. Нижний график – показания термодатчиков (всего их более 16). Для предсказания использовались температуры одного из термодатчиков.

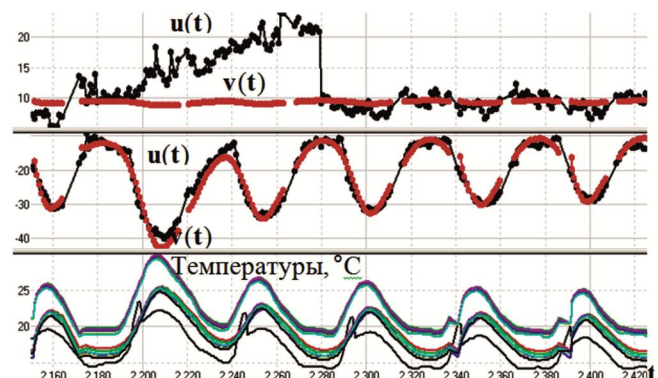


Рис. 2. Измеренные отклонение координат для спутника «Электро-Л» №2, температуры и предсказание с использованием одного термодатчика

Можно видеть, что использование показаний термодатчиков позволяет в значительной степени предсказать отклонения геометрии, однако не полностью. В табл. 1 показаны среднеквадратического отклонения (СКО) предсказания для различных вариантов построения фильтра P . Оценка СКО выполнялась на выборке более чем из 1500 изображений.

Таблица 1. Сравнение эффективности различных предсказателей

Число входов предсказателя	СКО предсказания, км	
	запад-восток	юг-север
–	2.4	8.2
1	0.8	1.2
2	0.8	1.0
3	0.8	0.9
1 на ТД	1.5	1.7
16 на ТД	1.5	1.1
1 + 16 на ТД	0.8	0.7

Анализа табл. 1 показывает, что в данном случае даже самый простой предсказатель оказывается достаточно эффективным. Использование показаний термодатчиков также полезно. Но лучше всего использовать комбинированный предсказатель – как на основе предыдущих значений, так и учитывающих температуры.

Заключение

По результатам выполненных исследований можно сделать следующие выводы.

1. Для повышения качества геометрических моделей целесообразно опираться на анализ изображений с привлечением опорной информации. При этом необходимо учитывать динамическую природу ошибок и применять методы идентификации динамических систем для их оптимальной компенсации.

2. Целесообразно ввести упорядочивание исходных данных по времени или в пространстве с учетом возможных физических причин появления динамики. Это позволяет использовать предсказатель как наиболее общее описание динамической системы и позволяет при необходимости вести обработку данных в реальном времени.

3. Построены оптимальные фильтры коррекции геометрических моделей для реального и не реального времени, основанные на идентификации передаточной функции предсказателя.

4. Показано, что периодическое изменение температурного режима спутника целесообразно учитывать в гео-

метрических моделях, используя показания термодатчиков в качестве исходных данных для предсказателя.

5. Предложенные подходы апробированы на данных от геостационарного спутника «Электро-Л» № 2. В результате скорость анализа инфракрасных изображений увеличилась в 8 раз, а точность геодезической привязки – в 3 раза.

Литература

1. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / Под. ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит. 2015. – 460 с.

2. Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Москвитин А.Э. Повышение точности коррекции изображений на основе фильтрации измерений углового положения сканирующего зеркала глобального наблюдения земли // Вестник РГРТУ. 2010. №3. – С. 7-11.

3. Gektin U.M., Egoshkin N.A., Eremeev V.V., Kuznetsov A.E., Kochergin A.M. Prelaunch photogrammetric calibration of russian satellite Elektro-I imagery instruments // «The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences». Prague, Czech Republic, 2016. vol. XLI-B6.

4. Ахметов Р.Н., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Мятлов Г.Н., Пошехонов В.И., Стратилатов Н.Р. Высокоточная геодезическая привязка изображений земной поверхности от КА «Ресурс-П» // Исследование земли из космоса. 2017. №1. – С. 44-53.

5. Воронин А.А., Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Москвитин И.В. Геометрическая обработка данных космических систем глобального наблюдения земли // Вестник РГРТУ. 2009. №1.

6. Гектин Ю.М., Егошкин Н.А., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Москвитин И.В., Смелянский М.Б. Базовое геометрическое обеспечение систем наблюдения земли с геостационарных и высокоэллиптических орбит // Исследование Земли из космоса. 2016. №6. – С. 68-81.

7. Льюинг Л. Идентификация систем. Теория для пользователя. М.: Наука, 1999. – 432 с.

8. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Москвитин А.Э. Координатная привязка изображений от геостационарных спутников по контурным точкам диска Земли // Вестник РГРТУ. 2007. № 22. – С. 10-17.