

Робастное комплексирование навигационных измерений БЛА

К. С. Колосов

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 20.11.2017

Аннотация—Автономный полет Беспилотного Летательного Аппарата (БЛА) осуществляется в автоматическом режиме без непосредственного вмешательства оператора. Навигационная задача на борту решается средствами бортовых навигационных датчиков и бортового вычислителя при возможном информационном обмене с наземными средствами наблюдения. В контуре управления БЛА выделяется подсистема автоматического взлета и посадки, основной задачей которой является навигационное обеспечение. В условиях автономного полета БЛА к системе автоматического взлета и посадки предъявляются дополнительные требования по точности и надежности бортовых средств навигации БЛА. К таким требованиям относится избыточность навигационных датчиков, автоматическая реконфигурация траекторного фильтра, повышенная точность решения навигационной задачи и автоматическая коррекция траектории или измерений в случае необходимости. Работа направлена на разработку робастного алгоритма траекторной обработки системы автоматического взлета и посадки, способной удовлетворить повышенные требования к надежности.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: БЛА, навигация, робастность, комплексирование, фильтрация

1. ВВЕДЕНИЕ

Рассмотрим классическую архитектуру построения бортового комплекса управления БЛА, где навигационный контур функционально и физически отделяется от контура управления и стабилизации аппарата. В такой архитектуре система автоматического управления (САУ) постоянно получает от бортового вычислителя целеуказание и текущие навигационные параметры. Надежное выполнение заданных маневров возможно только при корректности навигационного обеспечения. Что касается захода на посадку и посадки как таковой, то здесь существенная навигационная ошибка с высокой долей вероятности приведет к повреждению БЛА или его разрушению. Для решения навигационной задачи на борту БЛА предусмотрена установка навигационных датчиков. Современные датчики обладают достаточной точностью для выполнения посадки маломаневренных объектов, к которым относятся БЛА класса Medium-Altitude Long-Endurance (MALE) в соответствии с классификацией, приведенной в [1]. Такими датчиками, например, являются корректируемый спутниковый навигационный приемник в совокупности с баровысотомером или радиовысотомером. Но допущение о безотказной работе всех датчиков навигационной системы является слишком оптимистичным и его принятие может привести к аварийной посадке и потере БЛА, так как опыт практической эксплуатации показывает, что навигационные системы не обладают бесконечной надежностью и подвержены внешним воздействиям различного характера. Отсюда происходит специфика робастного решения навигационной задачи, которую можно разделить на две подзадачи:

1. Определение текущих навигационных параметров БЛА, используя оптимальную обработку для измерений от всех навигационных бортовых датчиков.

2. Обнаружение и изоляция искаженных измерений и навигация с использованием усеченной конфигурации навигационных датчиков.

С учетом этих фактов, построение алгоритмов интегрированных навигационных систем на основе фильтра Калмана, как это предлагается в [1], может снизить надежность системы в целом, если не предусмотреть специальных процедур для решения задач обнаружения и идентификации отказов. В настоящей работе рассматривается один из вариантов алгоритма, позволяющего решить обе задачи, и приводятся результаты его применения на практике.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Основной задачей является навигационное обеспечение БЛА с учетом высокой вероятности событий, называемых отказами навигационных датчиков. Введем понятие отказа (или сбоя) навигационного датчика. Отказы разделяются на два типа:

1. Контролируемые отказы. К контролируемым относятся все типы отказов, где присутствует явная индикация. К ним относятся ситуации, когда устройство или перестает выдавать измерения, или окрашивает их флагом недоверности;
2. Неконтролируемые отказы. В этом случае устройство продолжает выдачу измерений навигационных параметров, но численные значения искажены дополнительными погрешностями, носящими произвольный характер;

Алгоритм комплексирования должен парировать отказы как первого, так и второго рода.

Рассмотрим задачу комплексирования на примере задачи определения текущей высоты полета по измерениям трех типов:

- Геометрическая высота над поверхностью, измеряется радиовысотомерами;
- Барометрическая высота, измеряется датчиками статического давления;
- Высота над земным эллипсоидом, измеряется с помощью спутниковых систем.

Геометрическая высота является кратчайшим расстоянием от поверхности, над которой осуществляется полет, до антенны радиовысотомера. Эти измерения содержат в себе информацию о рельефе местности, что затрудняет их использование для точной навигации при полете над местностью с неизвестным рельефом. Поэтому условимся считать, что измерения геометрической высоты используются только на этапе захода на посадку, когда известно, что в районе аэродрома рельеф представляет собой гладкую поверхность.

Барометрическая высота представляет собой по сути измерение статического давления, которое пересчитывается в высоту в соответствии со стандартной моделью атмосферы по формуле (1):

$$H = \left[1 - \left(\frac{P}{P_0} \right)^{t_{gr} R} \right] \frac{T_0}{t_{gr}}, \quad (1)$$

где H – измеренная абсолютная высота; P_0, T_0, t_{gr} – стандартные значения давления, температуры на уровне моря, и температурного градиента; R – газовая постоянная [2]. Барометрическая высота содержит ошибку, связанную с отличием истинного давления на уровне моря для данной местности от стандартного, принятого равным 760 мм.рт.ст, а также несоответствия истинной температуры и температурного градиента. Эти составляющие ошибки можно считать медленно меняющимися.

Спутниковая высота является основным типом высоты, используемым в задаче навигации БЛА на этапе захода на посадку. Измерения осуществляются с помощью спутниковых навигационных приемников на борту БЛА. При достижении некоторого, заранее заданного порога

высоты над взлетно-посадочной полосой, основным средством навигации в вертикальном канале становится геометрическая высота.

Необходимо разработать такой алгоритм комплексирования указанных типов измерений, который может парировать отказы первого и второго рода любого из датчиков. При этом алгоритм должен сохранять работоспособность также при отказе первого рода всех датчиков одного или двух типов измерений.

3. МЕТОДЫ

Для выполнения требования по парированию отказов первого рода достаточно применить алгоритм оптимальной фильтрации Калмана. Правильное представление пространства состояний позволит оценивать навигационные параметры при любых комбинациях контролируемых отказов. Однако этот алгоритм противоречит требованию отказоустойчивости, т.к. по сути создает единую точку отказа – если хотя бы одно недостоверное измерение попадет в такой фильтр, то это приведет к недостоверности оценки вектора состояния. Выходом из этой ситуации может быть использование дополнительной процедуры обнаружения и изоляции недостоверных измерений. При трехкратном резервировании источников измерений каждого типа задача отказоустойчивого комплексирования является тривиальной: можно применить метод кворумирования по каждому типу измерений отдельно и таким образом изолировать неконтролируемый отказ. Однако вследствие ограниченности ресурсов и стремления к удешевлению конструкции БЛА, такое решение не всегда оказывается доступным. Поэтому рассмотрим более интересный вариант, когда резервирование лишь двукратное. В этом случае задача обнаружения неконтролируемого отказа решается так же просто – в случае расхождения показаний двух однотипных датчиков более чем на пороговое значение формируется сигнал об обнаружении отказа. Но задача идентификации отказа таким простым способом не решается. Поэтому в качестве процедуры идентификации неконтролируемого отказа предлагается использовать метод наименьших модулей. Этот метод использует критерий минимума суммы модулей ошибки, который является более робастным, чем критерий минимума суммы квадратов ошибки, который используется в оптимальном фильтре [3]. Более подробно данный метод будет рассмотрен далее. Структурная схема алгоритма с процедурой идентификации отказов изображена на рисунке 1.

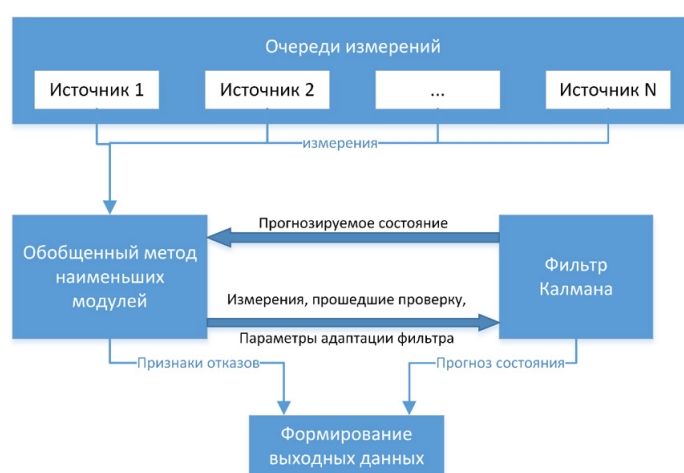


Рис. 1. Структурная схема алгоритма комплексирования

Алгоритм совместного использования ОМНМ и фильтра Калмана состоит из следующих шагов:

- Линейная экстраполяция вектора состояния, расчет ковариационной матрицы экстраполированного вектора состояния;
- Поиск оптимального решения по методу наименьших модулей по всем доступным на данный момент измерениям и экстраполированному вектору состояния;
- Идентификация и изоляция недостоверных измерений;
- Фильтрация достоверных измерений оптимальным фильтром.

Методы ОМНМ и оптимальной фильтрации Калмана оперируют двумя базовыми моделями ? моделью динамики объекта и моделью измерений в виде стохастических дифференциальных уравнений. Такой подход позволяет максимально полно использовать информацию о процессах, происходящих в системе с целью получения оптимальной оценки вектора состояния.

3.1. Модели измерений и динамики БЛА

Динамика БЛА описывается линейными стохастическими дифференциальными уравнениями

$$dx(t) = Ax(t)dt + Bd\omega(t), \quad (2)$$

где $\omega(t)$ – многомерный винеровский случайный процесс; x – вектор состояния системы; матрицы A и B являются постоянными. В дискретном времени уравнения принимают следующий вид:

$$x(t_i) = F(t_{i-1}, t_i)x(t_{i-1}) + n_i, \quad (3)$$

где $F(0, t) = \exp(At)$ – матричная экспонента; n_i – вектор нормально распределенных случайных величин, таких, что

$$\text{cov}(n_i, n_i^T) = \int_0^{t_i - t_{i-1}} F(0, t)BB^T F^T(0, t)dt. \quad (4)$$

Все типы измерений линейны и в общем виде модель измерений имеет следующий вид

$$z(t_i) = Hx(t_i) + \xi_i, \quad (5)$$

где ξ_i – вектор независимых случайных величин, H – постоянная матрица наблюдений.

Представим модель динамики таким образом, чтобы каждый тип измерений был прямым измерением компоненты вектора состояния:

$$x(t) = \begin{bmatrix} \text{спутниковая высота} \\ \text{вертикальная скорость} \\ \text{вертикальное ускорение} \\ \text{баровысота} \\ \text{барометр. скорость} \\ \text{геометрическая высота} \end{bmatrix}.$$

Идея заключается в том, что на случайный процесс второго порядка, который описывает движение центра масс БЛА накладывается случайный процесс, описывающий заранее неизвестную разницу между спутниковой высотой и барометрической. Другой случайный процесс является моделью динамики высоты подстилающей поверхности. Таким образом оцениваются параметры трех случайных процессов, между которыми есть корреляция и состояние которых

измеряется датчиками, ошибки измерений которых независимы. Матрицы динамики системы имеют вид:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; F(0, dt) = \begin{bmatrix} 1 & dt & dt^2/2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & dt & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & dt^2/2 & 1 & dt & 0 \\ 0 & 0 & dt & 0 & 1 & 0 \\ 0 & dt & dt^2/2 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} \sigma_{alt} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_p & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{gnd} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Как говорилось ранее, рассматривается задача для двукратного резервирования. Поэтому вектор измерений состоит из следующих компонент:

$$z = \begin{bmatrix} \text{спутниковая высота 1} \\ \text{спутниковая высота 2} \\ \text{баровысота 1} \\ \text{баровысота 2} \\ \text{геометрическая высота 1} \\ \text{геометрическая высота 2} \end{bmatrix} + \xi_i,$$

где **1** и **2** обозначают первый и второй источник однотипных измерений. Полагается, что вектор случайных величин ξ_i имеет диагональную ковариационную матрицу

$$R = cov(\xi, \xi^T) = \text{diag}(\sigma_{SNS}^2, \sigma_{SNS}^2, \sigma_{bar}^2, \sigma_{bar}^2, \sigma_r^2, \sigma_r^2). \quad (7)$$

Матрица наблюдений для принятых моделей будет иметь вид:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

3.2. Оптимальная фильтрация

Более подробное описание алгоритма оптимальной линейной фильтрации можно найти в [4], поэтому приведем здесь только конечные формулы. Расчет оценки состояния системы в соответствии с рекуррентным алгоритмом Калмана осуществляется в два этапа:

– Прогнозирование:

$$\begin{aligned} x_a(t_i) &= F(t_{i-1}, t_i) \hat{x}(t_{i-1}), \\ P_a(t_i) &= F(t_{i-1}, t_i) \hat{P}(t_{i-1}) F^T(t_{i-1}, t_i) + Q, \end{aligned} \quad (9)$$

где матрица Q рассчитывается в соответствии с (4) с учетом (6).

– Оценка состояния по измерениям:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t_i) &= x_a(t_i) + K(z - Hx_a(t_i)); \\ \hat{P}(t_i) &= (I - KH)P_a; \\ K &= P_a H^T (H P_a H^T + R)^{-1}. \end{aligned} \quad (10)$$

3.3. Метод наименьших модулей

Рассмотрим систему линейных уравнений

$$z = Hx + e; \quad (11)$$

где x – вектор оцениваемых параметров, H – постоянная матрица, z – измерения, e – ошибки измерений. Допустим, что размерность вектора x меньше размерности z , и что ковариационная матрица e является единичной: $cov(e, e^T) = I$. Для такой системы уравнений можно получить оценку \hat{x} по критерию минимума суммы модулей:

$$\begin{aligned} \|e\|_{L1} &\rightarrow \min; \\ \hat{x} &= \underset{x}{\operatorname{argmin}}(L(x)); \\ L(x) &= \sum_{i=0}^N |z_i - h_i x|. \end{aligned} \quad (12)$$

Здесь h_i i -ая вектор-строка матрицы H . Оценка, полученная в соответствии с этим критерием является оптимальной в случае, когда элементы e являются случайными величинами, распределенными по закону Лапласа. Распределение Лапласа имеет более “тяжелые” хвосты, что делает оптимальную оценку менее чувствительной к “выбросам” в измерениях. В контексте рассматриваемой задачи “выбросы” являются синонимом неконтролируемого отказа. Низкую чувствительность оценки по минимуму суммы модулей можно продемонстрировать на одномерном случае. Допустим, осуществляются три измерения одного и того же полезного сигнала (размерность x равна 1 и размерность z равна 3). При наличии смещения в одном из измерений (допустим, в измерении z_3 и в положительном направлении), оценка будет смещена, т.к. ее значение равно $\max(z_1, z_2)$. Можно дать оценку сверху для распределения такой оценки в виде распределения суммы модулей 2-х измерений, которое является распределением $\chi^2(4)$ [6]. Таким образом, даже если дисперсия “выброса” неограниченна, оценка все равно имеет ограниченную дисперсию.

В следующем разделе будет рассматриваться алгоритм совместного использования метода наименьших модулей и метода оптимальной фильтрации, где в качестве измерений будет рассматриваться прогнозируемое состояние системы с недиагональной ковариационной матрицей. Поэтому необходимо обобщить метод наименьших модулей на случай, когда e имеет произвольную корреляционную матрицу

$$cov(e, e^T) = P.$$

Идея решения заключается в следующем – нужно найти такое линейное преобразование, которое преобразует вектор e в вектор независимых случайных величин той же размерности с единичной корреляционной матрицей. Т.к. корреляционная матрица является неотрицательно определенной матрицей, то для нее можно найти декоррелирующее преобразование в форме матрицы поворота и диагональной матрицы, на диагонали которой расположены квадратные корни собственных чисел, то есть

$$P = LD^2L^T, \quad (13)$$

где L – матрица, столбцы которой составлены из собственных векторов матрицы P . Используя такое разложение можно свести задачу к задаче (11)-(12):

$$\begin{aligned} z_d &= D^{-1}L^T z = D^{-1}L^T Hx + d; \\ d &= D^{-1}L^T e; \\ cov(d, d^T) &= D^{-1}L^T P L D^{-1} = \\ &= D^{-1}L^T L D^2 L^T L D^{-1} = I. \end{aligned} \tag{14}$$

Используя декоррелирующее преобразование в форме матрицы поворота, мы получим систему уравнений с независимыми измерениями, оптимальное решение по критерию минимума суммы модулей может быть найдено в соответствии с (12).

4. ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ МОДУЛЕЙ СОВМЕСТНО С ФИЛЬТРОМ КАЛМАНА

Для достижения свойств отказоустойчивости алгоритма комплексирования в классическую последовательность операций прогнозирование-оценка вносится дополнительная процедура идентификации отказов. Алгоритм будет состоять, как и ранее, сначала из шага прогнозирования, затем решения задачи по методу наименьших модулей, затем из шага оценки. Первый и третий шаг были описаны в разделе 3.2 и остаются без изменений. Но параметры последнего шага – ковариационные матрицы P_a и R – теперь будут определяться результатами второго шага – решения по методу наименьших модулей.

В результате первого шага имеется вектор экстраполированного состояния x_a и его корреляционная матрица P_a , не диагональная в общем случае. Помимо этого, имеется вектор независимых измерений z с диагональной ковариационной матрицей. Экстраполированное состояние на текущий момент можно рассматривать как дополнительные измерения на текущий момент. Тогда составим расширенный вектор измерений:

$$\begin{aligned} z_{ext} &= \begin{bmatrix} R^{-\frac{1}{2}} z \\ D^{-1}L^T x_a \end{bmatrix}; \\ cov(z, z^T) &= R; \\ cov(x_a, x_a^T) &= P_a = L D^2 L^T; \\ cov(z_{ext}, z_{ext}^T) &= I. \end{aligned} \tag{15}$$

Матрица наблюдений для такого вектора измерений:

$$H_{ext} = \begin{bmatrix} R^{-\frac{1}{2}} H \\ D^{-1}L^T I \end{bmatrix} \tag{16}$$

Таким образом задача оптимизации ставится в форме (11)-(12):

$$\begin{aligned} z_{ext} &= H_{ext}x + e; \\ cov(e, e^T) &= I. \end{aligned} \tag{17}$$

Минимизируя функцию вида (12) для z_{ext} и H_{ext} получим оптимальную по критерию минимума суммы модулей ошибку оценку вектора состояния \hat{x} . В пространстве измерений \mathbb{R}^m , где m – размерность z_{ext} , минимизируемая функция вида (12) для z_{ext} и H_{ext} является выпуклой функцией [5]. Т.к. пространство измерений связано с пространством состояний системы линейным преобразованием, то сумма модулей ошибки, определенная над пространством состояний

\mathbb{R}^n будет представлять собой поверхность выпуклого множества в \mathbb{R}^{n+1} . Оптимальное решение будет обязательно находиться в одной из точек пересечения n плоскостей, образованных соответствующей комбинацией из n измерений в уравнении (17), из которых можно получить решение, т.к. в этой точке производная минимизируемой функции (12) не определена, а при переходе через эту точку производная меняет знак.

Для использования свойства нечувствительности оптимального решения к выбросам в отдельных измерениях необходимо проанализировать избыточность системы уравнений. Найдем в пространстве состояний такое направление для которого избыточность минимальна. Под избыточностью здесь будем понимать величину, равную максимальному отношению веса одного из измерений к сумме весов всех измерений в проекции на заданный орт-вектор в пространстве состояний:

$$\vec{e}_{worst} = \underset{\{\vec{e}\}, \|\vec{e}\|=1}{arg\ max} \left[\max_j \left(\frac{|\vec{h}_j \cdot \vec{e}|}{\sum_{i=0}^N |\vec{h}_i \cdot \vec{e}|} \right) \right] \quad (18)$$

Здесь h_j – вектор, полученный из j -й транспонированной строки матрицы H_{ext} . Задача максимизации по \vec{e} может быть решена с помощью метода множителей Лагранжа для каждого h_j . Если максимум (18) имеет значение более 0.5, это означает, что оценка будет всегда совпадать с j -м измерением, которому соответствует максимум, то есть система не обладает достаточной избыточностью. Действительно, если взять такое значение x , для которого обращается в ноль j -я составляющая минимизируемой функции L в (12):

$$x_0 : |z_j - h_j x_0| = 0, \quad (19)$$

то приращение функции L при приращении аргумента $x - x_0 = \Delta \cdot \vec{e}$ равно

$$\begin{aligned} \Delta L &= -\Delta \vec{h}_j \cdot \vec{e} + s, \text{ если } z_j - h_j x > 0; \\ \Delta L &= \Delta \vec{h}_j \cdot \vec{e} + s, \text{ если } z_j - h_j x < 0; \end{aligned} \quad (20)$$

где s – это приращения за счет других членов суммы. Отсюда видно, что производная функции L при переходе через точку x_0 в направлении \vec{e} изменяет значение на величину $2|\vec{h}_j \cdot \vec{e}|$. При этом производная за счет остальных членов суммы не может по модулю превышать значения

$$\max(|\Delta s / \Delta|) = \sum_{i=0, i \neq j}^N |\vec{h}_i \cdot \vec{e}|. \quad (21)$$

Отсюда можно сделать вывод, что если

$$|\vec{h}_j \cdot \vec{e}| > \max(|\Delta s / \Delta|), \quad (22)$$

то производная оптимизируемой функции L при переходе через x_0 в направлении \vec{e} изменяет свой знак, а, значит, в этой точке достигается минимум (т.к. L - непрерывна). Таким образом, при выполнении условия (22), оптимальное решение всегда будет соответствовать измерению j и если в этом измерении содержится аномальная ошибка с неограниченной дисперсией, дисперсия ошибки решения также будет неограниченной.

Одним из возможных подходов для идентификации неконтролируемого отказа является сравнение невязки измерений по отношению к найденному оптимальному решению с пороговым значением. При превышении порогового значения для соответствующего измерения

рассчитывается весовой коэффициент, пропорциональный абсолютному значению невязки:

$$\begin{aligned} & \text{если} \\ & |z_i - h_i \hat{x}| > \sigma_i \Delta_{TH} \\ & \text{то} \\ & R_{i,i} = |z_i - h_i \hat{x}| \frac{\sigma_i}{2}. \end{aligned} \tag{23}$$

Если же измерение находится внутри порогового интервала, вес измерения остается номинальным, то есть значение $R_{i,i}$ остается неизменным и равным σ_i^2 . Измерения с рассчитанными таким образом весами далее можно использовать в алгоритме фильтрации.

Изложенный подход также позволяет идентифицировать ошибки модели динамики. В случае, когда отклонение экстраполированного вектора состояния от решения по МНМ превышает пороговое значение, дисперсию прогноза можно увеличить пропорционально отклонению, что приведет к увеличению коэффициента усиления K в формуле (10) и уменьшению времени переходного процесса. Для этого ковариационная матрица прогноза домножается на коэффициент, вычисляемый в соответствии со следующим алгоритмом:

$$\begin{aligned} P_n &= k P_a; \\ k &= \max \left[\max_i \left(\frac{|z_{ext,i} - h_{ext,i} \hat{x}|}{\Delta_{TH}} \right), 1.0 \right] \text{ для } i > 6. \end{aligned} \tag{24}$$

Условие $i > 6$ в последней формуле связано с тем, что в соответствии с (15) только последние шесть элементов относятся к прогнозируемому вектору состояния. Далее матрица P_n используется в фильтре Калмана в качестве ковариационной матрицы априорной оценки вектора состояния x_a .

5. ЧИСЛЕННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Моделирование динамики системы и измерений было произведено по трем сценариям:

1. Динамика системы соответствует принятой в алгоритме модели, измерения также соответствуют принятой модели. Таким образом в основе динамики лежит винеровский случайный процесс, а ошибки измерений независимы и распределены по нормальному закону с нулевым матожиданием и заданной дисперсией. Параметры динамики системы (значение элементов матрицы B в выражении (6)):

$$\sigma_{alt}^2 = 0.1; \sigma_p^2 = 0.001; \sigma_{gnd}^2 = 1.$$

Дисперсия измерений (7):

$$\sigma_{NS}^2 = 25; \sigma_{bar}^2 = 0.5; \sigma_r^2 = 1.$$

2. Динамика системы соответствует принятой модели, но в измерениях по одному из источников содержатся ошибки с неограниченной дисперсией. Фактические параметры соответствуют предыдущему сценарию, но для одного из измерений моделируется распределение ошибки $\sim Cauchy(0, 1)$.
3. Фактический динамический шум системы значительно больше, чем принятый в модели. Данный сценарий позволяет проверить адаптивные свойства алгоритма. Фактическая динамика:

$$\sigma_{alt}^2 = 10.0; \sigma_p^2 = 0.001; \sigma_{gnd}^2 = 1;$$

или

$$\sigma_{alt}^2 = 0.1; \sigma_p^2 = 10; \sigma_{gnd}^2 = 1.$$

При этом используемая в расчетах модель динамики и модель измерений остается неизменной, как в первом сценарии.

Частота дискретизации измерений моделировалась равной 10Гц. Значение ΔT_H в формуле (23) принято равным 2. На рисунках 2-6 показаны гистограммы ошибок оценок спутниковой высоты для разных сценариев.

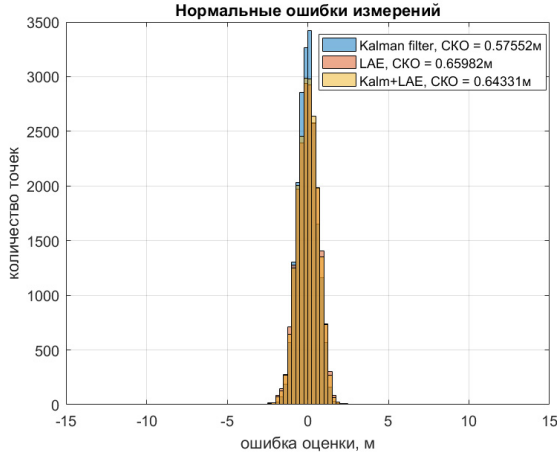


Рис. 2. Распределение ошибки оценок спутниковой высоты. Сценарий 1. LAE – решение по методу наименьших модулей. Kalm+LAE – ошибка решения по робастному алгоритму комплексирования.

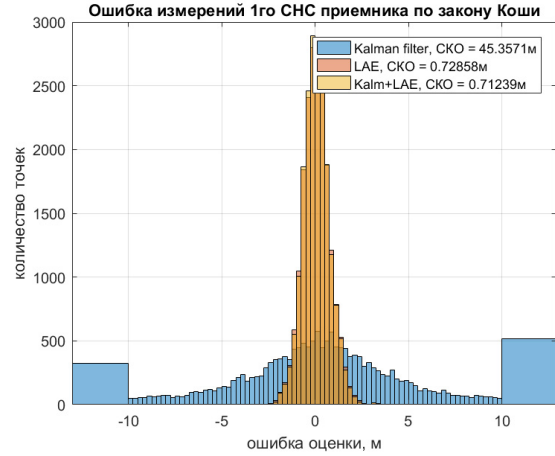


Рис. 3. Распределение ошибки оценок спутниковой высоты. Сценарий 2. Ошибка измерений одного из спутниковых измерений соответствует $\sim Cauchy(0, 1)$.

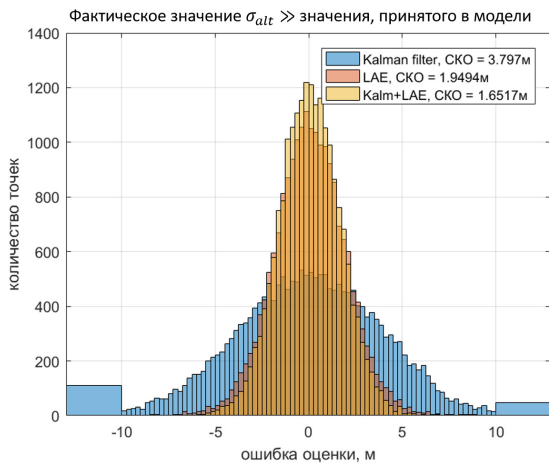


Рис. 4. Распределение ошибки оценок спутниковой высоты. Сценарий 3, фактическая дисперсия шума динамики $\sigma_{alt}^2 = 10$, при этом шум динамики в модели остается номинальным $\sigma_{alt}^2 = 0.1$.

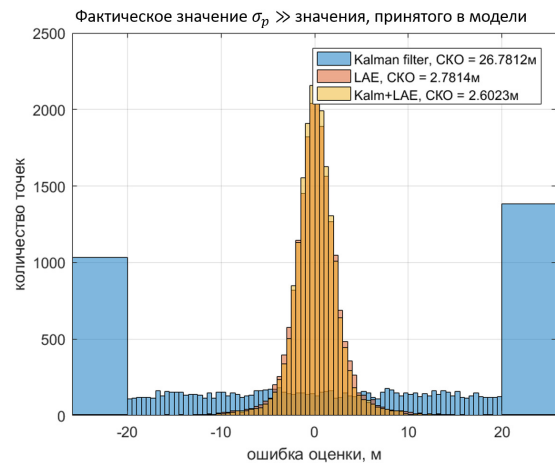


Рис. 5. Распределение ошибки оценок спутниковой высоты. Сценарий 3, фактическая дисперсия шума динамики $\sigma_p^2 = 10$, при этом шум динамики в модели остается номинальным $\sigma_p^2 = 0.001$.

В таблицах 1–5 приведены дисперсии оценок, полученных оптимальным фильтром и оценок, полученных по робастному алгоритму. Результаты моделирования показывают, что оценки по робастному алгоритму обладают незначительно большей дисперсией, чем по алгоритму оптимальной фильтрации. Эффективность алгоритма робастной фильтрации значительно бо-

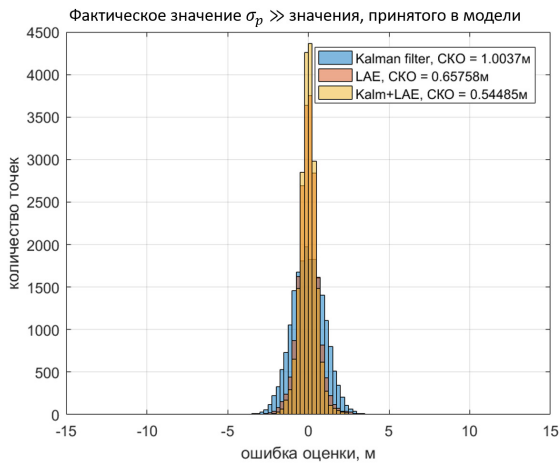


Рис. 6. Распределение ошибки оценок барометрической высоты. Сценарий 3, фактическая дисперсия шума динамики $\sigma_p^2 = 10$, при этом шум динамики в модели остается номинальным $\sigma_p^2 = 0.001$.

лее эффективен при отклонении характеристик динамики системы и измерений от номинальных.

Таблица 1. SKO ошибок оценок спутниковой высоты. Сценарий 1. Фактические характеристики совпадают с принятой моделью.

Алгоритм	SKO, м
Фильтр Калмана	0.575
Апост. оценка по МНМ	0.66
ОМНМ+фильтр Калмана	0.64

Таблица 2. SKO ошибок оценок спутниковой высоты. Сценарий 2. Аномальные ошибки в измерениях спутниковой высоты.

Алгоритм	SKO, м
Фильтр Калмана	45.3
Апост. оценка по МНМ	0.73
ОМНМ+фильтр Калмана	0.71

Таблица 3. SKO ошибок оценок спутниковой высоты. Сценарий 3. Фактический шум динамики системы σ_{alt} больше принятого в модели значения в 10 раз.

Алгоритм	SKO, м
Фильтр Калмана	3.8
Апост. оценка по МНМ	1.9
ОМНМ+фильтр Калмана	1.6

Таблица 4. SKO ошибок оценок спутниковой высоты. Сценарий 3. Фактический шум динамики системы в отношении барометрической высоты σ_p больше принятого в модели значения в 100 раз.

Алгоритм	SKO, м
Фильтр Калмана	26.8
Апост. оценка по МНМ	2.8
ОМНМ+фильтр Калмана	2.6

Таблица 5. SKO ошибок оценок барометрической высоты. Сценарий 3. Фактический шум динамики системы в отношении барометрической высоты σ_p^2 больше принятого в модели в 100 раз.

Алгоритм	SKO, м
Фильтр Калмана	1.0
Апост. оценка по МНМ	0.66
ОМНМ+фильтр Калмана	0.54

6. АПРОБАЦИЯ НА РЕАЛЬНЫХ ИЗМЕРЕНИЯХ

Алгоритм был реализован на языке C++ и включен в состав ПО бортовой вычислительной системы. В ходе летных испытаний наблюдались неоднократные неконтролируемые отказы в измерениях спутниковых навигационных приемников и радиовысотометров. На рисунке 7 показаны измерения геометрической высоты на коротком участке полета, где наблюдается увеличенный шум в измерениях. На рисунке 8 показаны результаты робастной фильтрации и измерения спутниковых навигационных приемников, по одному из которых наблюдаются аномальные измерения.

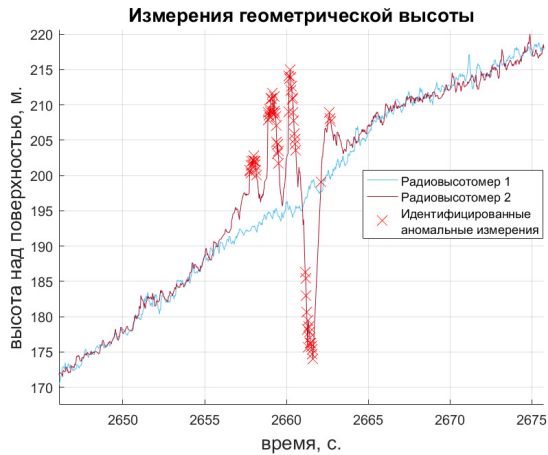


Рис. 7. Измерения геометрической высоты, полученные в ходе испытательного полета. Красными символами "x" помечены обнаруженные аномальные измерения



Рис. 8. Измерения спутниковой высоты и ее оценка, полученные в ходе испытательного полета. Красными символами "x" помечены обнаруженные аномальные измерения

В таблице 6 представлены статистические характеристики измерений и оценок спутниковой высоты.

Таблица 6. Ошибка оценки и измерений спутниковой высоты.

Источник	Макс. ошибка, м	Квантиль 0.997, м	Квантиль 0.95, м
СНС 1	7.02	7.0	4
СНС 2	99.2	32.3	5.9
ОМНМ+фильтр Калмана	7.8	6.7	3.8

7. ВЫВОДЫ

Использование обобщенного метода наименьших модулей совместно с оптимальным алгоритмом фильтрации позволяет достичь одновременно свойств отказоустойчивости и адаптивности траекторного фильтра. СКО ошибки оценки при этом возрастает по отношению к СКО ошибки оптимальной оценки, но это замечание справедливо только для случая нормального распределения ошибки измерений. В то же время алгоритм показывает значительно большую эффективность для случаев, когда в измерениях содержится аномальная ошибка, моделью которой является распределение Коши. Проблемной частью алгоритма остается критерий выбора пороговых значений. Строгий вывод распределений для ошибки оценки по методу наименьших модулей затруднителен, что пока не позволяет рассчитать пороговые значения для

общего случая при заданных вероятностях ложной тревоги и пропуска тревоги. Пороговые значения необходимо рассчитывать для каждой конкретной рассматриваемой системы путем численного моделирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Времеенко К.К., Желтов С.Ю., Ким Н.В., Козорез Д.А., Красильщиков М.Н., Себряков Г.Г., Сыпало К.И., Черноморский А.И., Современные информационные технологии в задачах навигации и наведения беспилотных маневренных летательных аппаратов, 2009, Москва, ФИЗМАТЛИТ
2. Мамаев В. Я., Синяков А. Н., Петров К. К., Горбунов Д. А. Воздушная навигация и элементы самолетовождения, учебное пособие, СПбГУАП. СПб., 2002, 256с.: ил. ISBN 5-8088-077-3
3. Huber, Peter J. Robust statistics, Wiley series in probability and mathematical statistics, 1981, ISBN 0-47141805-6
4. Липцер Р. Ш., Ширяев А. Н., Статистика случайных процессов, 1974, изд-во Наука
5. Tuncer Can Aysal, Kenneth E. Barner, Generalized Mean-Median Filtering for Robust Frequency-Selective Applications, MARCH 2007, IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 55, NO. 3
6. Samuel Kotz, Tomasz J. Kozubowski, Krzysztof Podgorski, The Laplace Distribution and Generalizations, 2001, Springer, ISBN: 0-8176-4166-1

Robust complex processing of UAV navigation measurements

K. S. Kolosov

Autonomous flight of the Unmanned Aerial Vehicle (UAV) is carried out in automatic mode without direct operator intervention. The navigation task is solved by the means of on-board navigation sensors and the on-board flight computer with possibility of information exchange with ground tracking facilities. In the control loop of the UAV, a subsystem of automatic take-off and landing is allocated, which main task is navigation support. In conditions of an autonomous flight additional requirements to the system of automatic take-off and landing are placed on the accuracy and reliability of the on-board navigation aids of the UAV. Such requirements include redundancy of navigation sensors, automatic reconfiguration of the trajectory filter, increased accuracy of the navigation task solution and automatic correction of the trajectory or measurements, if necessary. The work is aimed at developing of a robust trajectory processing algorithm for automatic take-off and landing system, which can meet the increased requirements for reliability.

KEY WORDS: UAV, navigation, robust, complex processing, filtration