

А. АССАД, В. ХАЛАФ, И. ШУАИБ

НОВЫЙ АДАПТИВНЫЙ НЕЧЕТКИЙ ОБОБЩЕННЫЙ ФИЛЬТР КАЛМАНА ДЛЯ ОЦЕНИВАНИЯ ОРИЕНТАЦИИ ПРИ ОТСУТСТВИИ GPS-СИГНАЛОВ

В статье описывается новый адаптивный нечеткий обобщенный фильтр Калмана (НАНОФК), предназначенный для оценки ориентации объекта по выходным данным бесплатформенного инерциально-измерительного модуля (ИИМ, гироскопов и акселерометров) и бесплатформенного магнитометра.

НАНОФК, разработанный на основе обобщенного фильтра Калмана (ОФК) с использованием системы нечеткого логического вывода (СНЛВ), проверен в среде Matlab как на смоделированных траекториях беспилотного летательного аппарата (БЛА), так и на реальных данных, снятых в процессе полета. НАНОФК обеспечивает более точную по сравнению с ОФК оценку ориентации и настройку ковариационной матрицы измерительных шумов. В предлагаемом фильтре в модели измерений присутствует мультипликативная погрешность в уравнениях, описывающих динамику объекта.

Результаты моделирования показывают, что ковариационная матрица оценки измерительных шумов близка к своему истинному значению в крейсерском режиме полета (стационарная фаза), а в нестационарной фазе полета достоверность модели измерений акселерометра оценивается в НАНОФК и измерения акселерометров могут не учитываться.

Ключевые слова: обобщенный фильтр Калмана (ОФК), система нечеткого логического вывода (СНЛВ), оценка ориентации, мультипликативная погрешность измерений.

Ассад Аммар. Инженер, лаборатория навигации, Институт прикладных наук и технологий (HIAST), Дамаск, Сирия.

Халаф Вассим. Начальник лаборатории навигации, HIAST.

Шуаиб Ибрахим. Доктор наук, заместитель по научной работе, HIAST.

Научный редактор перевода к.т.н. А. Б. Торопов.

Гироскопия и навигация. Том 27, № 2 (105), 2019

Введение

Постановка стандартной задачи фильтра Калмана предполагает априорное знание статистики порождающих и измерительных шумов – матриц \mathbf{Q} и \mathbf{R} , но в большинстве случаев в реальных условиях эти матрицы известны неточно. Чтобы получить оптимальные характеристики фильтра, необходимо правильно определить матрицы порождающих и измерительных шумов. Неправильный выбор начальной матрицы ковариации приведет к неточности оценок состояний или к увеличению дисперсии погрешностей. Кроме того, неверная априорная информация может стать причиной расходимости и низкой эффективности фильтра в практических применениях [1].

Адаптивная калмановская фильтрация широко применяется для комплексирования и оценивания данных. Целью использования адаптивного фильтра Калмана является снижение погрешностей в ходе оценивания за счет изменения или адаптации параметров фильтра. Таким образом, разработка адаптивного фильтра порождается наличием недостаточной априорной информации и обеспечивает более высокую эффективность по сравнению с методами без настройки параметров фильтра [2].

Метод нечетких нейронных связей с калмановской фильтрацией был применен в [1] для оценивания ориентации применительно к пешеходной навигации. Линейный фильтр Калмана с нечеткой логикой был испытан на простой линейной системе в [3]. Оценка местоположения мобильного робота с помощью одометра на основе концепции нечетких нейронных связей была апробирована в [4]. Комплексирование GPS/ИНС осуществлялось с помощью этой же концепции с опорой на GPS-данные в [5]. В [6] применялась адаптивная оценка на основе многоальтернативной фильтрации (АОМФ). АОМФ представляет собой банк фильтров Калмана, настроенных на различные модели для повышения точности оценивания.

В работе [7] был разработан новый адаптивный ансамбльный фильтр Калмана (НААФК) для комплексирования показаний датчиков, в том числе для сильно-связанной системы ИНС/GPS. Основная идея фильтра НААФК состоит в использовании статистического оценивания для прогноза погрешностей измерений.

В настоящей статье описывается применение НАНОФК (ОФК с СНЛВ) для оценивания углов ориентации и смещений нуля гироскопа в различных фазах полета в условиях отсутствия сигналов GPS. СНЛВ, входящая в НАНОФК, позволяет настроить ковариационную матрицу \mathbf{R} измерений фильтра и оценить ее, исключив расходимость фильтра в нестационарной фазе полета. Процесс настройки зависит от величины *степени согласованности*, значение которой должно стремиться к нулю в любой фазе полета. Эта величина рассчитывается с использованием измерений датчиков и параметров фильтра в каждой выборке и используется в качестве входных данных для СНЛВ.

Основные результаты разработки НАНОФК:

- 1) оценивание неизвестной матрицы ковариации измерительных шумов;
- 2) повышение точности оценки ориентации при использовании выходных данных ИИМ и магнитометра (без информации от GPS) по сравнению с ОФК;
- 3) повышение точности оценки смещения нуля гироскопа.

Матрица ковариаций шумов измерений может изменяться в зависимости от времени, местоположения и маневрирования. Таким образом, даже если известна точная матрица ковариаций, иногда (в нестационарной фазе) не следует учитывать измерения в фильтре Калмана, поскольку модель измерений в этом случае может не соответствовать реальности. НАНОФК решает эту проблему.

Способ представления ориентации и модель датчиков

В статье используются следующие основные системы координат (СК): i-СК (инерциальная), e-СК (геоцентрическая), n-СК (навигационная), b-СК (связанная с объектом) и СК, связанная с датчиками, как показано на рис. 1. Углы ориентации отсчитываются от b-СК к n-СК. Геоцентрическая СК связана с Землей и вращается вокруг ее оси z .

Начало связанной с объектом b-СК расположено в центре масс объекта, а оси направлены вперед по движению, направо и вертикально вниз соответственно. n-СК (N, E, D) используется для описания навигации объекта [8, 9]. СК датчика жестко связана с объектом и совпадает с b-СК.

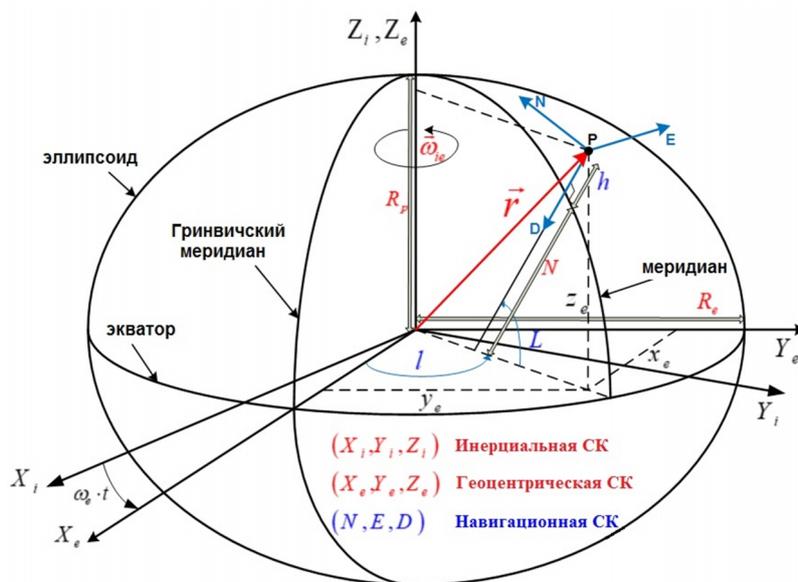


Рис. 1. Инерциальная, геоцентрическая и навигационная СК

Ориентацию объекта можно представить в различных формах, таких как кватернионы ориентации, углы Эйлера, матрица поворота (DCM) и т.п. Чаще всего встречается представление в виде кватернионов, и в этой статье оно будет принято за основу, поскольку их линейная кинематика соответствует уравнению (19) [10]. Точная оценка ориентации является важнейшим условием навигации в широком диапазоне применений, например в беспилотных летательных аппаратах (БЛА), мобильных устройствах, автономных необитаемых подводных аппаратах (АНПА), для отслеживания движений тела человека и т.п. [11].

Способы оценки ориентации зависят от комплексирования данных от разных типов датчиков. В статье используются главным образом данные датчиков угловой скорости, акселерометров и магнитометров.

Датчики угловой скорости (ДУС) измеряют угловое движение объекта [12], в частности вектор угловой скорости (ω_{ib}^b) в СК, связанной с датчиком, относительно i-СК, но полученный в СК датчика. Вектор истинной угловой скорости обозначим как ω^b , а вектор, измеренный датчиками угловой скорости $(\tilde{\omega}_{ib}^b)$, – как $\tilde{\omega}^b$. Будем считать, что

$$\left. \begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{\omega}}^b &= \boldsymbol{\omega}^b + \boldsymbol{\eta}_g + \mathbf{B}_g, & (a) \\ \dot{\mathbf{B}}_g &= \boldsymbol{\eta}_{bg}, & (б) \\ \tilde{\boldsymbol{\omega}}^b &= \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b, \quad \boldsymbol{\omega}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b, \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

где \mathbf{B}_g – трехкомпонентный вектор смещения нуля гироскопа. Он описывается как случайный уход угловой скорости [13].

Акселерометр – датчик, измеряющий кажущееся ускорение (общее линейное ускорение за вычетом ускорения силы тяжести), действующее на центр масс объекта, где расположен ИИМ:

$$\tilde{\mathbf{f}}^b = \mathbf{f}^b + \boldsymbol{\eta}_a, \quad (2)$$

где $\tilde{\mathbf{f}}^b$ – вектор измеренного кажущегося ускорения, а \mathbf{f}^b – вектор истинного кажущегося ускорения.

Магнитометр – прибор, измеряющий плотность магнитного потока \mathbf{M} по осям СК, связанной с датчиками. Вектор измерения магнитометра $\tilde{\mathbf{M}}^b$ описывается следующим образом:

$$\tilde{\mathbf{M}}^b = \mathbf{M}^b + \boldsymbol{\eta}_m, \quad (3)$$

где \mathbf{M}^b – вектор истинного магнитного поля Земли, представленный в b-СК.

Для моделей (1)–(3) $\boldsymbol{\eta}_{g,bg,a,m}$ – трехкомпонентный вектор, каждый элемент которого представляет собой центрированный гауссовский белый шум. Все измерения вышеуказанных датчиков представлены в b-СК.

ОФК для оценивания ориентации

Кинематика ориентации, как правило, носит нелинейный характер и может быть описана следующей системой нелинейных дискретных уравнений:

$$\left(\begin{array}{l} (a) \text{ Уравнение вектора состояния: } \boxed{\mathbf{x}_k = f(\mathbf{t}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{W}_{k-1})} \\ (б) \text{ Уравнение измерений: } \boxed{\tilde{\mathbf{z}}_k = h(\mathbf{t}_k, \mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k} \end{array} \right). \quad (4)$$

Уравнение (а) описывает динамику вектора состояния; $f(\cdot)$ – нелинейная векторная функция состояния; \mathbf{x}_k – вектор состояния размерности $n \times 1$ в момент времени \mathbf{t}_k ; \mathbf{W}_{k-1} – порождающий шум размерности $n \times 1$ с неизвестной диагональной матрицей ковариации \mathbf{Q}_k . Уравнение (б) – уравнение измерений; $h(\cdot)$ – нелинейная вектор-функция; $\tilde{\mathbf{z}}_k$ – вектор измерений размерности $m \times 1$ в момент времени \mathbf{t}_k ; \mathbf{V}_k – $m \times 1$ аддитивный шум измерений с неизвестной диагональной матрицей ковариации \mathbf{R}_k . При этом $\{\mathbf{x}_0, \mathbf{W}_k, \mathbf{V}_k\}$ считаются некоррелированными между собой.

Обобщенный фильтр Калмана. Уравнения (а) и (б) в (4) представляют нелинейную систему. Фильтр Калмана применяется к нелинейным системам по-разному. Одной из наиболее понятных методик является линеаризация динамики системы и функции измерения в точке $\hat{\mathbf{x}}_k^-$. Эта процедура известна как обобщенная фильтрация Калмана, уравнения реализации которой представлены в табл. 1 [14, 15]. Здесь \mathbf{x}_k – истинное состояние, $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ – прогноз оценки \mathbf{x}_k , $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ – оценка \mathbf{x}_k .

Т а б л и ц а 1

Обобщенный фильтр Калмана

Уравнения вектора состояния	$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{t}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{W}_{k-1})$ $\mathbf{W}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$	(5) (6)
Измерения	$\tilde{\mathbf{z}}_k = h(\mathbf{t}_k, \mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k$ $\mathbf{V}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$	(7) (8)
Прогноз	$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \Phi_{k-1}(\mathbf{t}_{k-1}, \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+)$	(9)
Линеаризация уравнений динамики	$\Phi_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right _{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{t}=\mathbf{t}_{k-1}}$ $\mathbf{G}_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{W}} \right _{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{t}=\mathbf{t}_{k-1}}$	(10)
Матрица ковариаций ошибок прогноза	$\mathbf{P}_k^- = E([\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-][\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-]^T)$ $= \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \Phi_{k-1}^T + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{G}_{k-1}^T$	(11)
Линеаризация измерений	$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right _{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-}$	(12)
Невязка измерений	$\delta \mathbf{z}_k^- = \tilde{\mathbf{z}}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-)$	(13)
Коэффициент усиления фильтра Калмана	$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$	(14)
Оценка вектора состояния	$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \cdot \delta \mathbf{z}_k^-$	(15)
Матрица ковариаций ошибок оценки	$\mathbf{P}_k^+ = (\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \cdot \mathbf{P}_k^- \cdot (\mathbf{I}_{n \times n} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T$ $n = \text{size}(\mathbf{P}_k^-)$	(16)

Модель динамики вектора состояния. Вектор состояния включает 7 переменных, первые 4 из которых – элементы кватерниона $\bar{\mathbf{q}}_n^b = \bar{\mathbf{q}}$, а 3 остальные – смещения нуля гироскопа \mathbf{V}_g . Вектор состояния с 7 переменными для предлагаемого фильтра можно записать следующим образом:

$$\bar{\mathbf{q}} = [\mathbf{e}^T = [q_1, q_2, q_3, q_4]^T \quad \mathbf{V}_g = [b_{gx}, b_{gy}, b_{gz}]^T]^T$$

$$\mathbf{x} = [\bar{\mathbf{q}}^T \quad \mathbf{V}_g^T]^T = [q_1, q_2, q_3, q_4, b_{gx}, b_{gy}, b_{gz}]^T \quad (q_4 \text{ – скаляр}). \quad (17)$$

\mathbf{V}_g – смещения нуля гироскопа (уравнение (1)), записанные в связанной с датчиком СК, которая совпадает с б-СК; $\bar{\mathbf{q}}$ – кватернион поворота между п-СК и б-СК (рис. 1) [9], который определяется как

$$\bar{\mathbf{q}} = \left[\mathbf{e}^T = \sin\left(\frac{\varphi}{2}\right) [\hat{e}_x \quad \hat{e}_y \quad \hat{e}_z] \mid q_4 = \cos\left(\frac{\varphi}{2}\right) \right]^T \quad (18)$$

$$\mathbf{e} = \sin\left(\frac{\varphi}{2}\right) \cdot \hat{\mathbf{e}} \quad \text{where } \hat{\mathbf{e}} = [\hat{e}_x \quad \hat{e}_y \quad \hat{e}_z]^T \quad \text{and } \|\mathbf{e}\| = \sin\left(\frac{\varphi}{2}\right),$$

где $\hat{\mathbf{e}}$ – единичный вектор поворота, φ – угол поворота. Справедливо следующее кинематическое уравнение кватерниона ориентации [16]:

$$\dot{\bar{\mathbf{q}}} = \Omega(\boldsymbol{\omega}_{nb}^b) \bar{\mathbf{q}}, \quad \text{где } \Omega(\boldsymbol{\omega}) = \begin{pmatrix} -[\boldsymbol{\omega} \times] & \boldsymbol{\omega} \\ \boldsymbol{\omega}^T & 0 \end{pmatrix}, \quad (19)$$

$\boldsymbol{\omega}_{nb}^b = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ – вектор угловой скорости b-СК относительно n-СК, представленный в b-СК (величиной $\boldsymbol{\omega}_{in}^b$ можно пренебречь, поскольку шум датчиков превышает эту величину и ее изменения в зависимости от географического положения незначительны);

$$\boldsymbol{\omega}_{nb}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \underbrace{\boldsymbol{\omega}_{in}^b}_{\text{можно пренебречь}} \approx \underbrace{\boldsymbol{\omega}_{ib}^b}_{\text{номинальный выход гироскопа}} \stackrel{\text{по определению}}{=} \boldsymbol{\omega}^b, \quad [\boldsymbol{\omega} \times] \text{ – кососимметричная}$$

матрица, которая определяется как

$$[\boldsymbol{\omega} \times] = \begin{pmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{pmatrix}. \quad (20)$$

В результате уравнение процесса $\dot{\mathbf{x}} = f(t, \mathbf{x}, \mathbf{W})$, где $\mathbf{W} = [\boldsymbol{\eta}_g^T \quad \boldsymbol{\eta}_{bg}^T]^T$, в непрерывном времени выглядит следующим образом:

$$\dot{\mathbf{x}} = \underbrace{\begin{pmatrix} \dot{\bar{\mathbf{q}}} = \Omega(\boldsymbol{\omega}^b) \bar{\mathbf{q}} \\ \dot{\mathbf{B}}_g = \boldsymbol{\eta}_{bg} \end{pmatrix}}_{f(\cdot)}, \quad \boldsymbol{\omega}^b = \tilde{\boldsymbol{\omega}}^b - \boldsymbol{\eta}_g - \mathbf{B}_g$$

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \dot{\bar{\mathbf{q}}} \\ \dot{\mathbf{B}}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \begin{matrix} 0 & (\tilde{\omega}_z^b - (\boldsymbol{\eta}_{gz} + b_{gz})) & -(\tilde{\omega}_y^b - (\boldsymbol{\eta}_{gy} + b_{gy})) & \tilde{\omega}_x^b - (\boldsymbol{\eta}_{gx} + b_{gx}) \\ -(\tilde{\omega}_z^b - (\boldsymbol{\eta}_{gz} + b_{gz})) & 0 & (\tilde{\omega}_x^b - (\boldsymbol{\eta}_{gx} + b_{gx})) & \tilde{\omega}_y^b - (\boldsymbol{\eta}_{gy} + b_{gy}) \\ (\tilde{\omega}_y^b - (\boldsymbol{\eta}_{gy} + b_{gy})) & -(\tilde{\omega}_x^b - (\boldsymbol{\eta}_{gx} + b_{gx})) & 0 & \tilde{\omega}_z^b - (\boldsymbol{\eta}_{gz} + b_{gz}) \\ -(\tilde{\omega}_x^b - (\boldsymbol{\eta}_{gx} + b_{gx})) & -(\tilde{\omega}_y^b - (\boldsymbol{\eta}_{gy} + b_{gy})) & -(\tilde{\omega}_z^b - (\boldsymbol{\eta}_{gz} + b_{gz})) & 0 \end{matrix} \bar{\mathbf{q}} \\ \boldsymbol{\eta}_{bg} \end{pmatrix}.$$

Белый шум $\boldsymbol{\eta}_g$ не присутствует в уравнении динамики в качестве аддитивного шума, уравнения динамики являются линейными по отношению к кватерниону и нелинейными по отношению к смещениям нуля. Поэтому ОФК может быть использован для получения линейной модели уравнений состояния. В дискретном времени модель процесса можно описать следующим образом [18]:

$$\bar{\mathbf{q}}_k = \exp\left(\frac{\Delta t}{2}\Omega(\boldsymbol{\omega}_{k-1}^b)\right)\bar{\mathbf{q}}_{k-1}, \quad (21)$$

где Δt – интервал дискретизации. Будем полагать, что в (1a)

$$\dot{\mathbf{B}}_g = \boldsymbol{\eta}_{bg} \quad (\text{нулевое среднее}), \quad \hat{\mathbf{B}}_{g,k}^- = \hat{\mathbf{B}}_{g,k-1}^+ \quad \text{априорная оценка смещения нуля}. \quad (22)$$

Здесь $\hat{\mathbf{B}}_{g,k}^-$ – прогноз смещения нуля гироскопа на шаге k ; $\hat{\mathbf{B}}_{g,k-1}^+$ – оценка смещения нуля гироскопа на шаге $k-1$.

Первые четыре компонента вектора состояния \mathbf{x} – кватернион ориентации; интуитивно понятно, что погрешность вектора состояния будет иметь вид $\delta\mathbf{x} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$, так что первые четыре составляющие $\delta\mathbf{x}$ будут представлять собой погрешность кватерниона $\Delta\bar{\mathbf{q}} = \bar{\mathbf{q}} - \hat{\bar{\mathbf{q}}}$ ($\hat{\bar{\mathbf{q}}}$ – оценка кватерниона поворота), которая не имеет никакого физического смысла, но вместо нее будет использоваться мультипликативная погрешность кватерниона $\delta\bar{\mathbf{q}}$, описанная в [9, 8] как

$$\delta\bar{\mathbf{q}} = \bar{\mathbf{q}} \otimes \hat{\bar{\mathbf{q}}}^{-1}. \quad (23)$$

Здесь $\delta\bar{\mathbf{q}}$ представляет собой погрешность кватерниона ориентации от СК (\mathbf{b}') к истинной СК (\mathbf{b}), что уменьшает порядок фильтра на единицу, как будет показано ниже.

Предположим, что $\delta\varphi$ – малый угол поворота между истинной b-СК и оцененной \mathbf{b}' -СК, тогда, согласно уравнению (18), $\delta\bar{\mathbf{q}}$ между этими двумя СК можно записать в виде:

$$\delta\varphi \ll 1 \Rightarrow \delta\bar{\mathbf{q}} = \begin{pmatrix} \delta\mathbf{e} = \sin\left(\frac{\delta\varphi}{2}\right) [\delta\hat{e}_x \quad \delta\hat{e}_y \quad \delta\hat{e}_z]^T \\ \delta q_4 = \cos\left(\frac{\delta\varphi}{2}\right) \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} \frac{\delta\varphi}{2} [\delta\hat{e}_x \quad \delta\hat{e}_y \quad \delta\hat{e}_z]^T \\ 1 \end{pmatrix}.$$

Итак, $\delta q_4 \approx 1$; тогда вектор состояния можно сократить до 6 переменных [9, 8]. Взяв производную от (23), получим $\dot{\delta\bar{\mathbf{q}}} = \dot{\bar{\mathbf{q}}} \otimes \hat{\bar{\mathbf{q}}}^{-1} + \bar{\mathbf{q}} \otimes \dot{\hat{\bar{\mathbf{q}}}^{-1}}$.

Уравнение (19) можно записать в альтернативном виде:

$$\dot{\bar{\mathbf{q}}} = \Omega(\boldsymbol{\omega}^b) \bar{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} \bar{\boldsymbol{\omega}}^b \otimes \bar{\mathbf{q}},$$

где $\bar{\boldsymbol{\omega}}^b$ – кватернион, соответствующий вектору $\boldsymbol{\omega}^b$ и определенный в виде:

$$\bar{\boldsymbol{\omega}}^b = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\omega}^b \\ 0 \end{pmatrix} = (\omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z \quad 0)^T.$$

Вычислим выражение $\dot{\hat{\mathbf{q}}}^{-1}$ и восстановим кинематику кватерниона:

$$\boxed{\dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} \bar{\omega}^b \otimes \bar{\mathbf{q}}}$$

$\bar{\omega}^b$: кватернион, соответствующий истинной угловой скорости ω^b

$$\dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} \bar{\omega}^b \otimes \hat{\mathbf{q}}$$

$\bar{\omega}^b$: кватернион, соответствующий измеренной угловой скорости $\tilde{\omega}^b$

Производная выражения $\hat{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$:

$\hat{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} + \hat{\mathbf{q}} \otimes \dot{\hat{\mathbf{q}}}^{-1} = \mathbf{0}_{4 \times 1}$. Умножив левую и правую части на $\hat{\mathbf{q}}^{-1}$, получим

$$\hat{\mathbf{q}}^{-1} \otimes \dot{\hat{\mathbf{q}}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} + \hat{\mathbf{q}}^{-1} \otimes \hat{\mathbf{q}} \otimes \dot{\hat{\mathbf{q}}}^{-1} = \mathbf{0}_{4 \times 1}, \quad \hat{\mathbf{q}}^{-1} \otimes \frac{1}{2} \bar{\omega}^b \otimes \hat{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} + \dot{\hat{\mathbf{q}}}^{-1} = \mathbf{0}_{4 \times 1} \quad \Rightarrow \quad \boxed{\dot{\hat{\mathbf{q}}}^{-1} = -\frac{1}{2} \hat{\mathbf{q}}^{-1} \otimes \bar{\omega}^b}$$

Подставив выражения в рамках в $\delta \dot{\hat{\mathbf{q}}}$, получим:

$$\delta \dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} \bar{\omega}^b \otimes \bar{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{q}} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1} \otimes \bar{\omega}^b,$$

$$\delta \dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} (\bar{\omega}^b \otimes \delta \bar{\mathbf{q}} - \delta \bar{\mathbf{q}} \otimes \bar{\omega}^b).$$

Предположим, что $\tilde{\omega}^b = \omega^b + \delta \omega^b$, тогда

$$\delta \dot{\hat{\mathbf{q}}} = \frac{1}{2} (\bar{\omega}^b \otimes \delta \bar{\mathbf{q}} - \delta \bar{\mathbf{q}} \otimes \bar{\omega}^b - \delta \bar{\mathbf{q}} \otimes \delta \bar{\omega}^b),$$

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} \delta \mathbf{e} \\ \delta q_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -[\omega^b \times] & \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta \mathbf{e} \\ \delta q_4 \end{pmatrix} - \frac{1}{2} \begin{pmatrix} [\delta \omega^b \times] & \delta \omega^b \\ -(\delta \omega^b)^T & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta \mathbf{e} \\ \delta q_4 \end{pmatrix}.$$

Полагая, что оценка кватерниона $\hat{\mathbf{q}}$ близка к истинному значению $\bar{\mathbf{q}}$, имеем $\|\delta \mathbf{e}\| \ll 1$ и $\delta q_4 \approx 1$, в силу чего $[\delta \omega^b \times] \cdot \delta \mathbf{e}$ и $(\delta \omega^b)^T \cdot \delta \mathbf{e}$ являются членами второго порядка малости, получим:

$$\delta \dot{\mathbf{e}} = -\frac{1}{2} [\omega^b \times] \delta \mathbf{e} - \frac{1}{2} \delta \omega^b \tag{24}$$

$$\delta \dot{q}_4 = \frac{1}{2} (\delta \omega^b)^T \delta \mathbf{e} = 0$$

Поскольку $\delta \dot{q}_4 = 0$, четырехкомпонентный вектор $\bar{\mathbf{q}}$ можно сократить до трехкомпонентного. Пусть $\delta \mathbf{x}_r$ – вектор состояния приведенной погрешности, его кинематику в дискретном времени можно описать следующим образом:

$$\delta \mathbf{x}_{r,k} = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{e}_k^T & \delta \mathbf{B}_{g,k}^T \end{bmatrix}^T = \mathbf{F}_{k-1} \delta \mathbf{x}_{r,k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{W}_{k-1} \quad \text{при} \quad \mathbf{W} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_g^T & \boldsymbol{\eta}_{bg}^T \end{bmatrix}^T. \tag{25}$$

Здесь $\delta \mathbf{B}_g = \mathbf{B}_g - \hat{\mathbf{B}}_g$ – трехкомпонентный вектор погрешности смещения нуля гироскопа; \mathbf{W} – шестикомпонентный вектор, состоящий из двух трехкомпонентных векторов $(\boldsymbol{\eta}_g \ \boldsymbol{\eta}_{bg})$, которые были определены выше в (1). Значения $\mathbf{F}_{k-1}, \mathbf{G}_{k-1}$ следуют из уравнений (22) и (24):

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_{k-1} &= \Delta t \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{O}_{3 \times 3} \\ \mathbf{O}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{pmatrix}, \\ \mathbf{F}_{k-1} &= \exp \begin{pmatrix} -\left(\frac{\Delta t}{2} \left[(\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{k-1}^b - \hat{\mathbf{B}}_{g,k-1}^+) \times \right] \right) & -\frac{\Delta t}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{O}_{3 \times 3} & \mathbf{O}_{3 \times 3} \end{pmatrix} n, \end{aligned} \quad (26)$$

где $\mathbf{O}_{n \times m}$ – нулевая матрица из n строк и m столбцов.

Модель измерений. Вектор измерений $\tilde{\mathbf{z}}_k$ для фильтра Калмана состоит из измерений акселерометров $\tilde{\mathbf{f}}^b$ и измерений магнетометров $\tilde{\mathbf{M}}^b$:

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = \left[\left(\tilde{\mathbf{f}}_k^b \right)^T, \left(\tilde{\mathbf{M}}_k^b \right)^T \right]^T, \text{ где } \left(\tilde{\mathbf{f}}_k^b \right)^T = \left[\tilde{f}_x, \tilde{f}_y, \tilde{f}_z \right]_k, \left(\tilde{\mathbf{M}}_k^b \right)^T = \left[\tilde{M}_x, \tilde{M}_y, \tilde{M}_z \right]_k. \quad (27)$$

Для того чтобы трансформировать эти два вектора в п-СК, необходимо найти DCM-матрицу поворота \mathbf{C}_n^b , которую можно рассчитать по четырем компонентам $\bar{\mathbf{q}}$ следующим образом [8]:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_n^b &= \mathbf{I}_{3 \times 3} + 2[\mathbf{e} \times]^2 - 2q_4 [\mathbf{e} \times], \\ \mathbf{C}_n^b &= \begin{pmatrix} 1 - 2q_2^2 - 2q_3^2 & 2q_1q_2 + 2q_3q_4 & 2q_1q_3 - 2q_2q_4 \\ 2q_1q_2 - 2q_3q_4 & 1 - 2q_1^2 - 2q_3^2 & 2q_1q_4 + 2q_2q_3 \\ 2q_1q_3 + 2q_2q_4 & 2q_1q_4 - 2q_2q_3 & 1 - 2q_1^2 - 2q_2^2 \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (28)$$

Модель измерений будет иметь вид:

$$\tilde{\mathbf{z}}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_k^b \\ \mathbf{M}_k^b \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_n^b \mathbf{f}^n \\ \mathbf{C}_n^b \mathbf{M}^n \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k, \quad (29)$$

где $h(\mathbf{x}) = \left[\left(\mathbf{C}_n^b \mathbf{f}^n \right)^T \left(\mathbf{C}_n^b \mathbf{M}^n \right)^T \right]^T$ – нелинейная вектор-функция с аргументом вектора состояния \mathbf{x} ; \mathbf{M}^n – значение магнитного поля Земли, точно известное в соответствии со всемирной магнитной моделью WMM [17]; \mathbf{f}^n – кажущееся ускорение, которое может быть успешно аппроксимировано величиной вектора силы тяжести $\mathbf{g}^n = [0 \ 0 \ g]^T$, взятой с обратным знаком при движении без маневрирования (т.е. $\mathbf{f}^n = -\mathbf{g}^n = [0 \ 0 \ -g]^T$). Погрешность оценки измерений можно рассчитать следующим образом:

$$\begin{aligned}
 \delta \mathbf{z}_k^- &= \tilde{\mathbf{z}}_k - \hat{\mathbf{z}}_k^- = \tilde{\mathbf{z}}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \\
 &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_n^b \mathbf{f}^n \\ \mathbf{C}_n^b \mathbf{M}^n \end{bmatrix}_k + \mathbf{V}_k - \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{f}^n \\ \hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{M}^n \end{bmatrix}_k \\
 &= \begin{bmatrix} \delta \mathbf{C}_n^b \mathbf{f}^n \\ \delta \mathbf{C}_n^b \mathbf{M}^n \end{bmatrix}_k + \mathbf{V}_k, \text{ где } \delta \mathbf{C}_n^b = \mathbf{C}_n^b - \hat{\mathbf{C}}_n^{b-}.
 \end{aligned} \tag{30}$$

Здесь $\hat{\mathbf{C}}_n^{b-}$ – матрица перехода, связанная с прогнозом кватерниона $\hat{\mathbf{q}}_k^-$. Предположим, что $\mathbf{T}(\bar{\mathbf{q}}_k)$ – матрица перехода, соответствующая $\bar{\mathbf{q}}_k$, и, следовательно, представляющая собой матрицу направляющих косинусов \mathbf{C}_n^b . Тогда, используя (23), запишем:

$$\mathbf{T}(\bar{\mathbf{q}}_k) = \mathbf{T}(\delta \bar{\mathbf{q}}) \mathbf{T}(\hat{\mathbf{q}}_k^-) \Leftrightarrow \mathbf{C}_n^b = \mathbf{T}(\delta \bar{\mathbf{q}}) \hat{\mathbf{C}}_n^{b-}. \tag{31}$$

$\mathbf{T}(\delta \bar{\mathbf{q}})$ можно выразить через $\delta \bar{\mathbf{q}}$ следующим образом:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{T}(\delta \bar{\mathbf{q}}) &= \mathbf{I}_{3 \times 3} + 2[\delta \mathbf{e} \times]^2 - 2\delta q_4 [\delta \mathbf{e} \times] \\
 &\approx \mathbf{I}_{3 \times 3} - 2[\delta \mathbf{e} \times]
 \end{aligned} \tag{32}$$

Уравнение (32) было получено при допущении, что оценка $\hat{\mathbf{q}}_k^-$ близка к его истинному значению $\bar{\mathbf{q}}_k$. Тогда выражение (31) можно переписать в виде

$$\mathbf{C}_n^b = (\mathbf{I}_{3 \times 3} - 2[\delta \mathbf{e} \times]) \hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \Rightarrow \boxed{\delta \mathbf{C}_n^b = -2[\delta \mathbf{e} \times] \hat{\mathbf{C}}_n^{b-}}. \tag{33}$$

Подставив последнее выражение в (30), получим модель измерений ОФК:

$$\left\{ \begin{aligned}
 \delta \mathbf{z}_k^- &= \begin{bmatrix} -2[\delta \mathbf{e} \times] \hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{f}^n \\ -2[\delta \mathbf{e} \times] \hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{M}^n \end{bmatrix}_k + \mathbf{V}_k = 2 \begin{bmatrix} [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{f}^n) \times] \delta \mathbf{e} \\ [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{M}^n) \times] \delta \mathbf{e} \end{bmatrix}_k + \mathbf{V}_k \Rightarrow \\
 \mathbf{H}_k &= \begin{pmatrix} 2 [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{f}^n) \times] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \\ 2 [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{M}^n) \times] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \end{pmatrix}_k = \begin{pmatrix} 2 [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot [0 \ 0 \ -g]^T) \times] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \\ 2 [(\hat{\mathbf{C}}_n^{b-} \cdot \mathbf{M}^n) \times] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \end{pmatrix}_k.
 \end{aligned} \right. \tag{34}$$

Уравнение (29) представляет собой нелинейное уравнение измерений, а (34) – линеаризованное уравнение измерений. В результате линеаризации уравнения (а) и (б) в (4) были преобразованы в уравнения (26) и (34). Таким образом, оценка вектора состояния приведенной погрешности $\delta \mathbf{x}_{r,k}^+$ будет иметь вид:

$$\delta \mathbf{x}_{r,k}^+ = \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{z}}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-)) = \mathbf{K}_k \delta \mathbf{z}_k^-.$$

При этом оценка вектора состояния выглядит следующим образом:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^+ = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{q}}^+ \\ \hat{\mathbf{B}}_{g,k}^+ \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{q}}_k^- + \Xi(\hat{\mathbf{q}}_k^-) \delta \mathbf{x}_{r,k[1,2,3]}^+ \\ \hat{\mathbf{B}}_{g,k}^- + \delta \mathbf{x}_{r,k[4,5,6]}^+ \end{bmatrix} \text{ при } \Xi(\bar{\mathbf{q}}) = \begin{pmatrix} q_4 \mathbf{I}_{3 \times 3} + [\mathbf{e} \times] \\ -\mathbf{e}^T \end{pmatrix},$$

где $\hat{\mathbf{q}}^+$ – оценка $\bar{\mathbf{q}}$, а $\hat{\mathbf{q}}^-$ – прогноз $\bar{\mathbf{q}}$.

Модель измерений для акселерометров справедлива только в установившемся режиме полета, при этом неизвестна матрица \mathbf{R} , и на модель оказывают влияние условия полета для акселерометров (неустановившийся режим полета). В неустановившемся режиме полета ОФК может расходиться, даже если матрица \mathbf{R} хорошо известна. Если в таком случае использовать процедуры адаптации, то предлагаемый метод позволяет решить указанные проблемы.

Адаптивный нечеткий ОФК

Предлагаемый фильтр состоит из описанного выше основного фильтра ОФК, вырабатывающего параметры ориентации, и вторичного блока (адаптивной части), в котором элементом адаптации является СНЛВ. Предлагаемый фильтр представлен на рис. 2.

В каждый дискретный момент времени НАНОФК параметры ориентации рассчитываются с помощью ОФК, а степень согласованности СНЛВ – с использованием измерений и выходных данных ОФК. На выходе СНЛВ получаем коэффициент ΔR_k ; S_k и C_{Inn} – величины, которые вычисляются для получения степени согласованности.

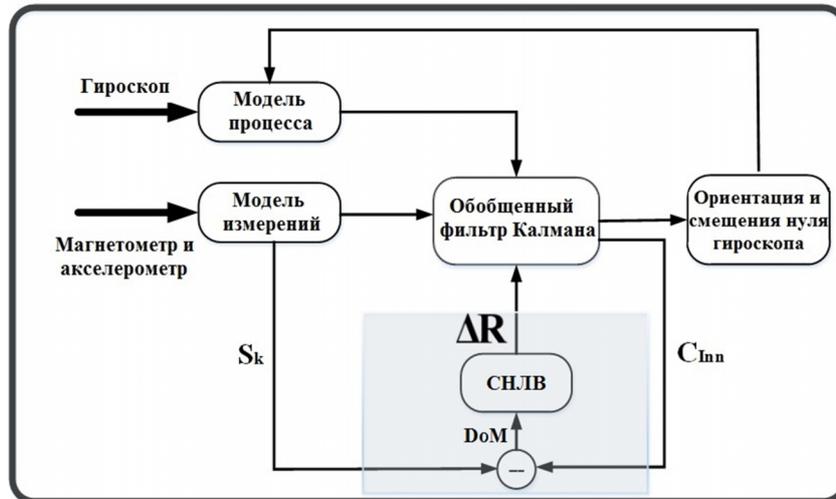


Рис. 2. Схема НАНОФК

Система нечеткого логического вывода

СНЛВ представляет собой вычислительную процедуру, в основе которой лежат принципы нечеткой логики. СНЛВ способствует представлению, обработке и реализации эвристических знаний человека о том, как управлять систе-

мой. Основная структура СНЛВ состоит из пяти функциональных частей, имеющих следующие функции [19, 20, 21] (более подробно СНЛВ описана в [20]):

- *нечеткие правила* – содержит ряд нечетких правил «если..., то...»;
- *функции принадлежности* – кривые, которые определяют, каким образом преобразуется каждая точка;
- *блок принятия решений* – выполняет операции логического вывода;
- *интерфейс фаззификации* – преобразует входные данные в подходящие лингвистические величины;
- *интерфейс дефаззификации* – преобразует нечеткие результаты логического вывода в величину.

Формирование НАНОФК

Определим величину \mathbf{Inn}_k следующим образом:

$$\mathbf{Inn}_k = \delta \mathbf{z}_k^- = \tilde{\mathbf{z}}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (35)$$

Использование величины \mathbf{Inn}_k позволяет улучшить текущие характеристики фильтра путем адаптивного оценивания матриц \mathbf{Q} и/или \mathbf{R} (в данной статье только \mathbf{R}) [2]. \mathbf{Inn}_k содержит дополнительную информацию, которая может быть использована в фильтре, в том числе для выявления недостоверных данных, проявляющихся прежде всего в величине \mathbf{Inn}_k . Таким образом, благодаря \mathbf{Inn}_k можно зафиксировать расхождение между спрогнозированным и реальным измерением.

Рассчитаем \mathbf{S}_k – ковариацию \mathbf{Inn}_k , которая является суммой двух независимых векторов $\mathbf{Inn}_k = \delta \mathbf{z}_k^- = \mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_{r,k} + \mathbf{V}_k$. Поскольку \mathbf{V}_k является центрированным шумом измерений, не коррелированным с $\delta \mathbf{x}_{r,k}$, то получаем:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_k &= \text{cov}(\delta \mathbf{z}_k^-) = \text{cov}(\mathbf{H}_k \delta \mathbf{x}_{r,k}) + \text{cov}(\mathbf{V}_k), \\ \mathbf{S}_k &= (\mathbf{H}_k) \text{cov}(\delta \mathbf{x}_{r,k}) (\mathbf{H}_k)^T + \mathbf{R}_k, \\ \mathbf{S}_k &= (\mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{H}_k)^T + \mathbf{R}_k, \end{aligned} \quad (36)$$

где $\text{cov}(\lambda) = E[(\lambda - E[\lambda]) \cdot (\lambda - E[\lambda])^T]$.

\mathbf{S}_k можно рассчитать статистически в режиме реального времени с помощью уравнения, которое будет обозначено как \mathbf{C}_{Inn_k} :

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{C}_{Inn_k} &= \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k (\tilde{\mathbf{z}}_i - h(\hat{\mathbf{x}}_i^-)) (\tilde{\mathbf{z}}_i - h(\hat{\mathbf{x}}_i^-))^T \\ \mathbf{C}_{Inn_k} &\approx \text{cov}(\delta \mathbf{z}_k^-) \end{aligned} \right\} \quad (37)$$

Поскольку предполагается, что $\delta \mathbf{z}_k^-$ обладает свойством эргодичности, то \mathbf{C}_{Inn_k} равна арифметической ковариации. Арифметическая ковариация используется в основном для выявления быстрых изменений дисперсии (в случае маневрирования). С учетом того что маневрирование происходит слишком быстро, арифметическая ковариация рассчитывается в пределах интервала \mathbf{M} , и при этом для определения оптимальных значений \mathbf{M} и параметров функции принад-

лжности СНЛВ применяется генетический алгоритм, приведенный ниже. Интервал \mathbf{M} должен быть короче времени маневра, при использовании длительного интервала \mathbf{M} маневры будет невозможно распознать.

Таким образом, левая часть предыдущего уравнения (37) представляет собой матрицу ковариации погрешностей оценки измерений, поэтому зададим

$$\mathbf{DoM} = \mathbf{C}_{Inn_k} - \mathbf{S}_k, \quad (38)$$

где \mathbf{DoM} – степень согласованности двух величин $(\mathbf{C}_{Inn_k}, \mathbf{S}_k)$, которая в идеале должна быть равна нулю. Следовательно, предлагаемая процедура адаптации основана на такой настройке, которая сохраняла бы значение параметра \mathbf{DoM} как можно ближе к нулю.

Учитывая уравнение (36), нельзя не отметить, что ковариация погрешности измерений напрямую влияет на величину \mathbf{DoM} :

$$\mathbf{DoM} = \mathbf{C}_{Inn_k} - \left((\mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{H}_k)^T + \mathbf{R}_k \right).$$

\mathbf{R}_k настраивается таким образом, чтобы значение \mathbf{DoM} находилось как можно ближе к нулю на каждом шаге:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_k &= \mathbf{R}_{k-1}^+ \\ \rightarrow \mathbf{DoM} &= \mathbf{C}_{Inn_k} - \left((\mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{H}_k)^T + \mathbf{R}_k \right) \\ \rightarrow \mathbf{DoM} &\rightarrow \boxed{\text{FIS}} \rightarrow \Delta \mathbf{R}_k \\ \rightarrow \mathbf{R}_k^+ &= \mathbf{R}_k + \Delta \mathbf{R}_k, \end{aligned} \quad (39)$$

где \mathbf{R}_k^+ – скорректированная матрица ковариации погрешности измерений на отсчете k . СНЛВ применяется на каждом шаге для непрерывного расчета $\Delta \mathbf{R}_k$, причем входными данными для СНЛВ являются значения \mathbf{DoM} , полученные на каждом шаге ОФК. Значение \mathbf{R}_k корректируется после расчета $\Delta \mathbf{R}_k$ следующим образом [5]:

$$\mathbf{R}_k^+ = \mathbf{R}_k + \Delta \mathbf{R}_k. \quad (40)$$

В уравнении (39) \mathbf{H}_k в дальнейшем будет заменено на величину \mathbf{H}_k^+ , которая является ее наилучшей оценкой и рассчитывается после корректировки вектора состояния следующим образом:

$$\mathbf{H}_k^+ = \begin{pmatrix} 2 \left[(\hat{\mathbf{C}}_n^{b+} \cdot \mathbf{f}^n) \times \right] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \\ 2 \left[(\hat{\mathbf{C}}_n^{b+} \cdot \mathbf{M}^n) \times \right] & \mathbf{O}_{3 \times 3} \end{pmatrix}_k. \quad (41)$$

Здесь $\hat{\mathbf{C}}_n^{b+}$ – матрица перехода, рассчитанная с использованием $\hat{\mathbf{q}}_k^+$. На рис. 3 изображена схема предлагаемого подхода.

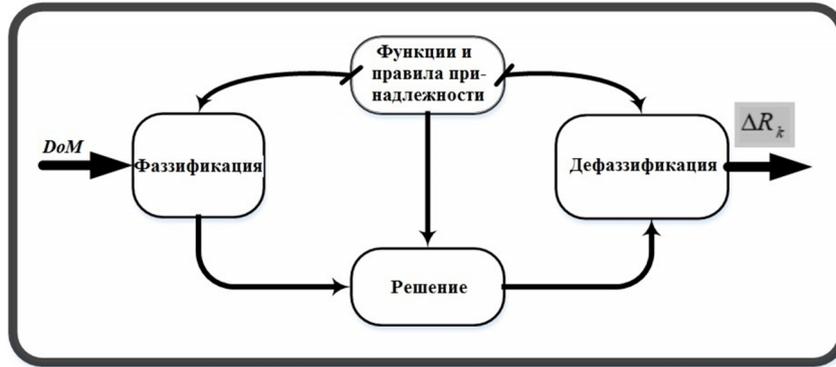


Рис. 3. СНЛВ для оценки R_k

Результаты моделирования

Для оценки характеристик применения НАНОФК в сравнении с обычным ОФК было выполнено численное моделирование с использованием программы Matlab. НАНОФК был апробирован на смоделированных, а затем на реальных данных, полученных во время полета БЛА.

СНЛВ. Реализованная СНЛВ имеет три набора данных (N – отрицательный, P – положительный, Z – нулевой) как для параметра DoM , так и для ΔR_k . Наборы данных показаны на рис. 4 и 5. Функции принадлежности являются гауссовскими функциями с различными средними.

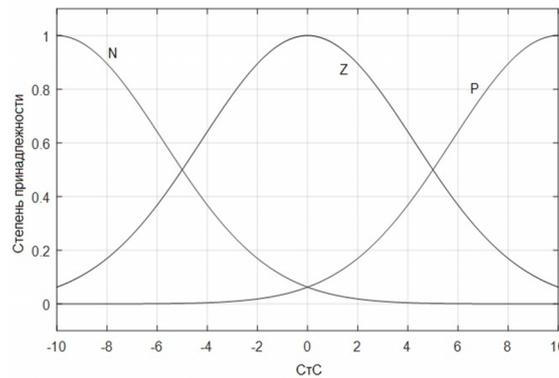


Рис. 4. СНЛВ для DoM

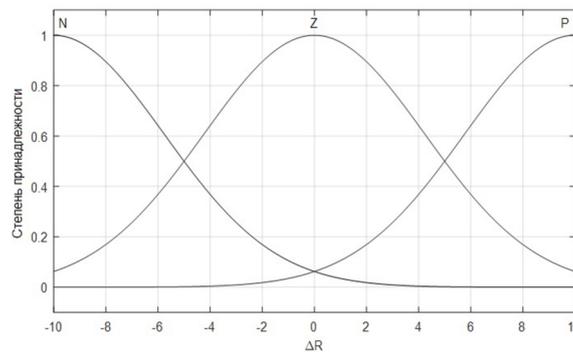


Рис. 5. СНЛВ для ΔR_k

Правила выглядят следующим образом:

- 1) если $(DoM = N)$, то $(\Delta R_k = P)$;
- 2) если $(DoM = Z)$, то $(\Delta R_k = Z)$;
- 3) если $(DoM = P)$, то $(\Delta R_k = N)$.

Параметры СНЛВ. СКО гауссовских функций было выбрано с помощью генетического алгоритма, а другие параметры были подобраны эвристически. В приведенных ниже тестах СКО=4,643, размер интервала $M=5$.

Первый тест: траектория смоделированного полета показана на рис. 6.

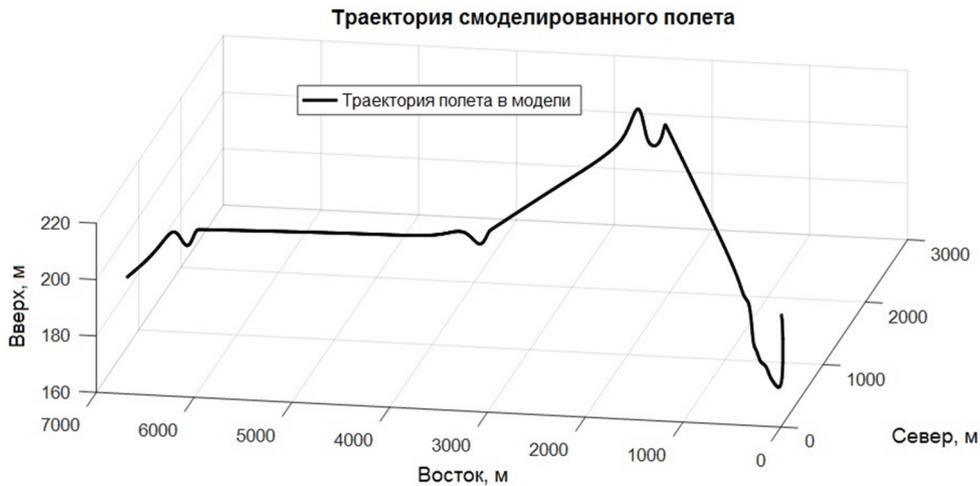


Рис. 6. Траектория смоделированного полета (3D)

Исходные данные для моделирования представлены в табл. 2.

Т а б л и ц а 2

Данные смоделированного полета

Параметр	Величина	Размерность
VRW (Акселерометр)	$2,122 \times 10^{-4}$	$[(m/c)/\sqrt{ч}]$
Уровень шума (Магнетометр)	$1,998 \times 10^{-3}$	$[\%/\sqrt{Гц}]^*$
Постоянное смещение нуля гироскопа по оси x	+250	$[град./ч]$
Постоянное смещение нуля гироскопа по оси y	-250	$[град./ч]$
Постоянное смещение нуля гироскопа по оси z	+500	$[град./ч]$

Результаты, полученные для ОФК, показаны на рисунках ниже.

*Уровень шума на магнетометрах $(\%/\sqrt{Гц})$ от величины магнитного поля Земли в начальном положении.

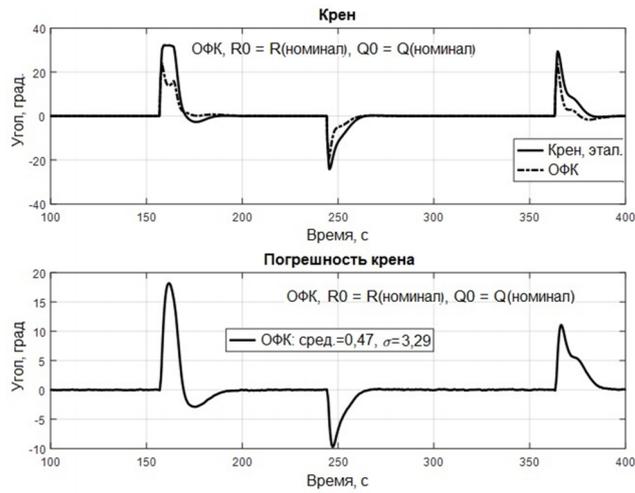


Рис. 7. Угол крена и погрешность крена имитируемого полета с ОФК

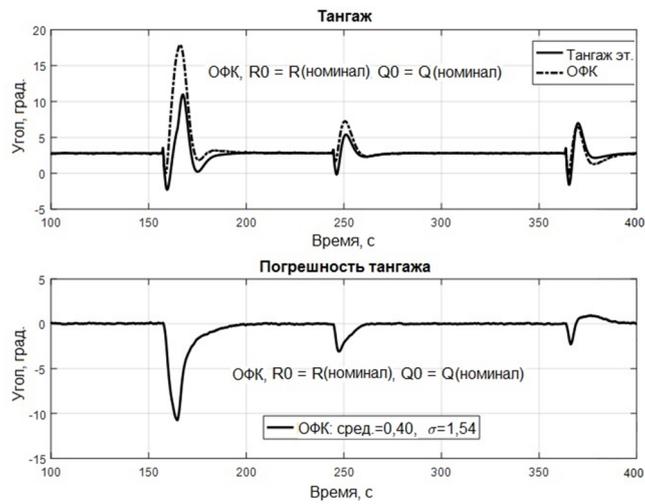


Рис. 8. Угол тангажа и погрешность тангажа имитируемого полета с ОФК

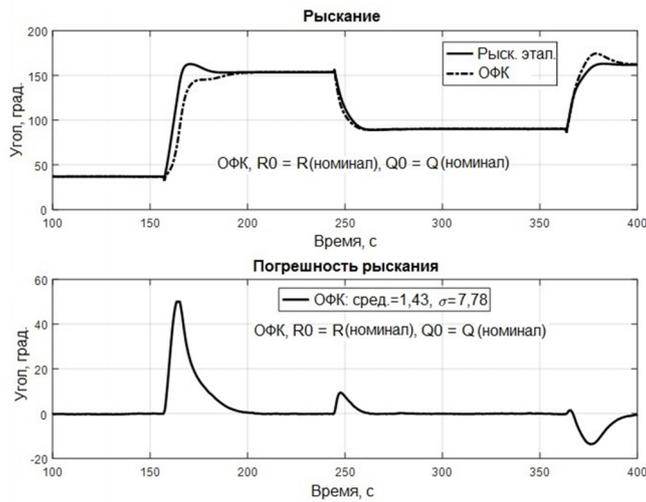


Рис. 9. Угол рыскания и погрешность рыскания имитируемого полета с ОФК

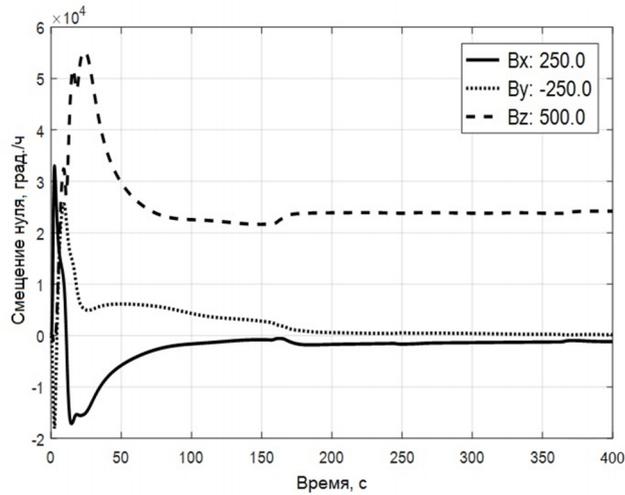


Рис. 10. Оценка смещения нуля для имитируемого полета с ОФК

Как следует из приведенных рисунков, при маневрировании оценки углов объекта имели недопустимые погрешности [22]. С целью преодоления этого явления был применен НАНОФК. Результаты показаны на рисунках ниже.

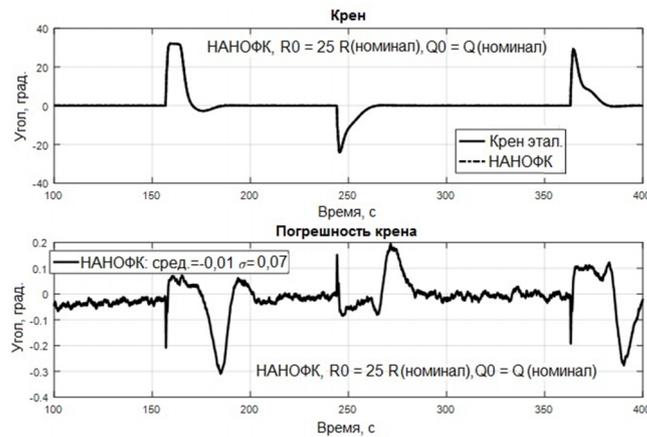


Рис. 11. Угол крена и погрешность крена имитируемого полета с НАНОФК

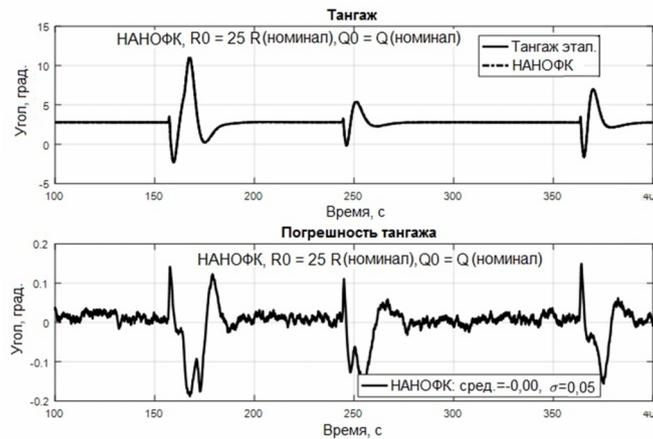


Рис. 12. Угол тангажа и погрешность тангажа имитируемого полета с НАНОФК

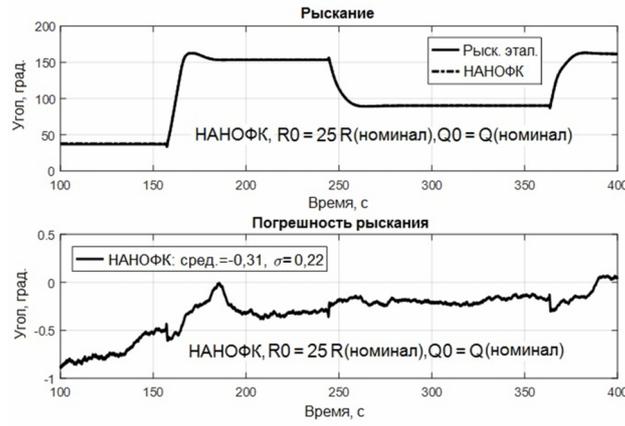


Рис. 13. Угол рыскания и погрешность рыскания имитируемого полета с НАНОФК

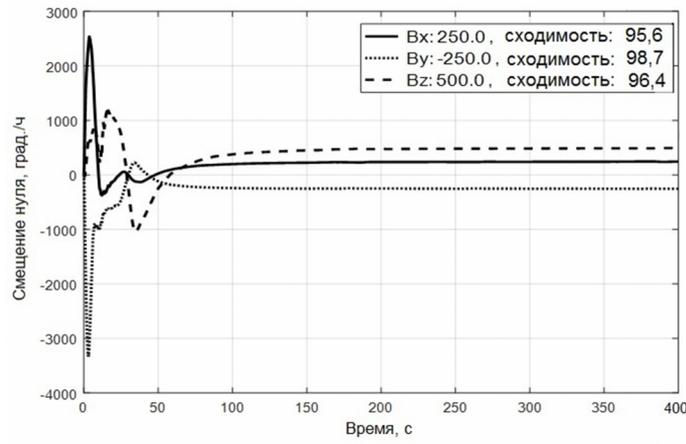


Рис. 14. Оценка смещения нуля для имитируемого полета с НАНОФК

Помимо ориентации при полете с маневрированием оценивалась матрица R (см. рис. 15).

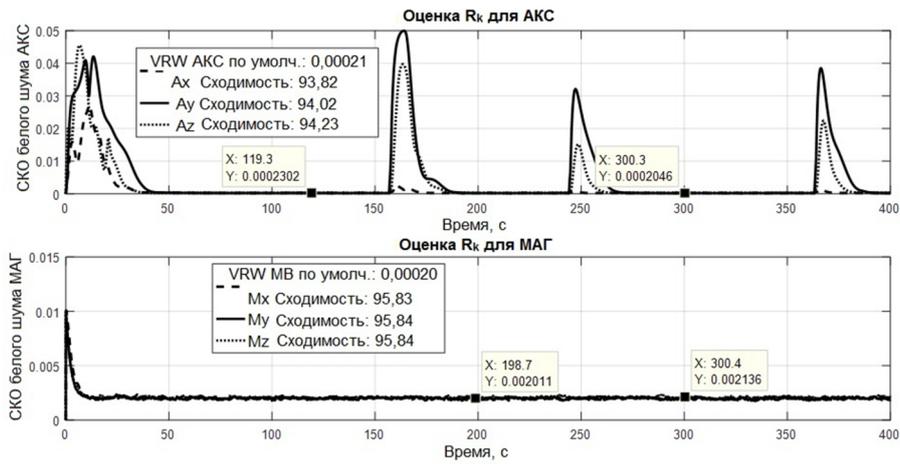


Рис. 15. Оценка ковариации погрешностей измерений для смоделированного полета с использованием НАНОФК

Как видно из приведенных рисунков, матрицы ковариации погрешностей измерений для магнетометров в НАНОФК и для акселерометров оцениваются в режиме полета без маневрирования, а при маневрировании фильтр НАНОФК настраивает матрицу **R**. Таким образом, НАНОФК классифицирует режимы полета и использует измерения, когда модель измерений достоверна (стационарна), но пренебрегает измерениями акселерометров в нестационарных режимах полета. Сводные данные испытаний приведены в табл. 3.

Согласно данным табл. 3, НАНОФК позволил повысить точность оценивания и найти **R**. Результаты моделирования полета свидетельствуют о достоверности оценки ориентации при использовании НАНОФК.

Т а б л и ц а 3

Данные имитированного полета

Имитируемый полет (погрешности)	Крен (град.)		Тангаж (град.)		Рыскание (град.)		Смещение нуля (град./ч)			Матрица R RoC (%)
	Средн	СКО	Средн	СКО	Средн	СКО	RoC * (%)			
ОФК	0,47	3,29	-0,4	1,54	1,43	7,78	Нет конвергенции			Не оценены
НАНОФК	-0,01	0,07	0,00	0,05	-0,31	0,22	95,6	98,7	96,4	АКС : [95.83, 95.84, 95.84]
										МАГ : [93.82, 94.02, 94.24]

Второй тест: траектория показана на рис. 16. В табл. 4 указаны составляющие шума в выходных данных инерциальных датчиков. Определение эталонных угловых положений в этом тесте осуществлялось с использованием системы GPS-ИНС с точностью 0,05° по крену и тангажу и 0,1secφ(шир)° по курсу.

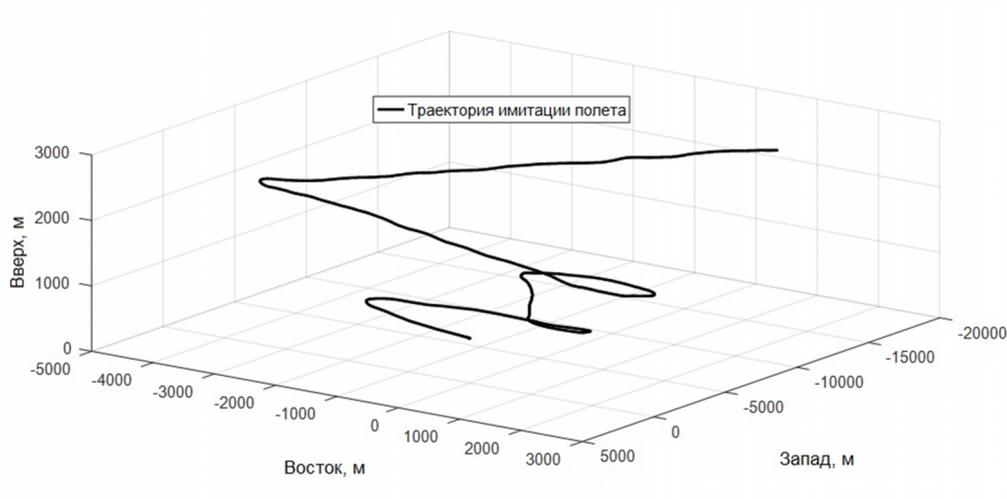


Рис. 16. Траектория реального полета (3D)

* **RoC** – Скорость сходимости.

Т а б л и ц а 4

Характеристики инерциальных датчиков

Параметры гироскопов	Значение	Единицы	Параметры акселерометров и магнетометров	Значение	Единицы
Фиксированный диапазон дрейфа	± 250	[град./ч]	Случайный уход скорости	0,125	$[(\text{м/с})/\sqrt{\text{ч}}]$
Случайный уход угла	0,45	$[\text{град.}/\sqrt{\text{ч}}]$	Случайный уход ускорения	21,15	$[(\text{м/с})/\text{ч}^{3/2}]$
Случайный уход угловой скорости	9,40	$[\text{град.}/\text{ч}^{3/2}]$	Уровень шума (магнетометр): $(0,2\%/\sqrt{\text{Гц}})$		

Результаты, полученные для обычного ОФК, показаны на рисунках ниже.

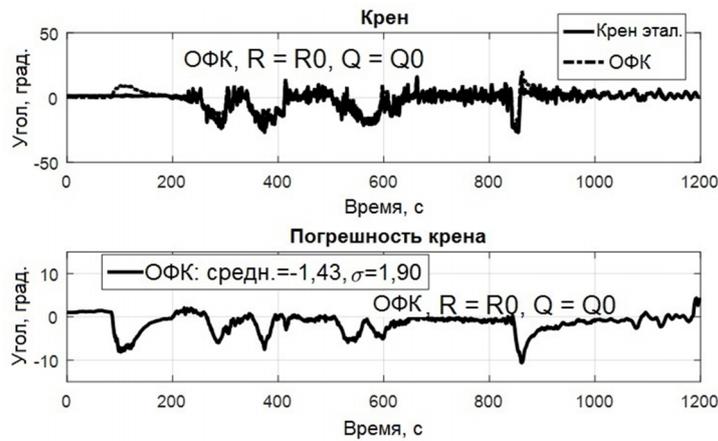


Рис. 17. Угол крена и погрешность крена в реальном полете с ОФК

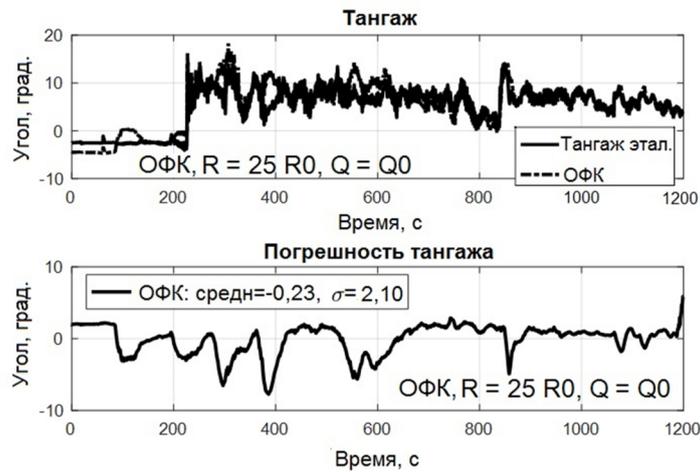


Рис. 18. Угол тангажа и погрешность тангажа в реальном полете с ОФК

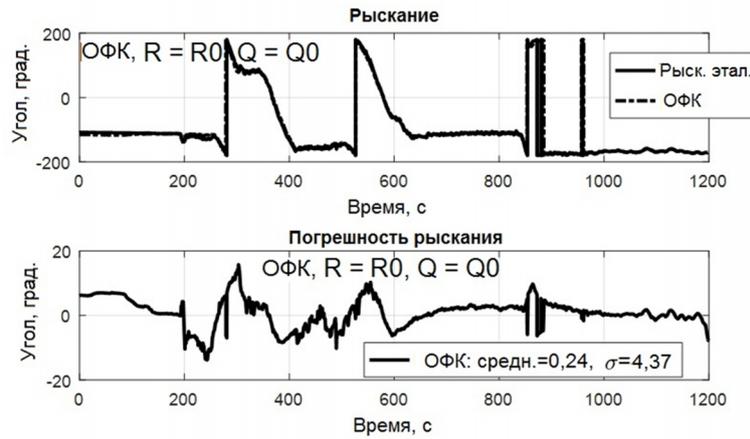


Рис. 19. Угол рыскания и погрешность рыскания в реальном полете с ОФК

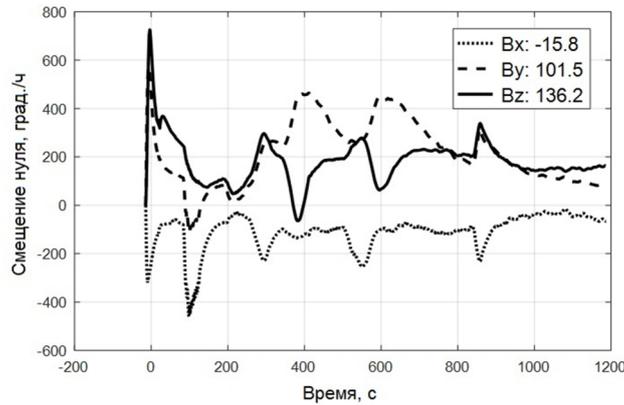


Рис. 20. Оценка смещения нуля в реальном полете с ОФК

Реальный полет проходил с маневрированием. Интенсивность маневров была ниже, чем в режиме имитации полета. Начальные значения R_0 и Q_0 взяты из паспортов используемых датчиков. Результаты, полученные для НАНОФК, представлены на следующих рисунках.

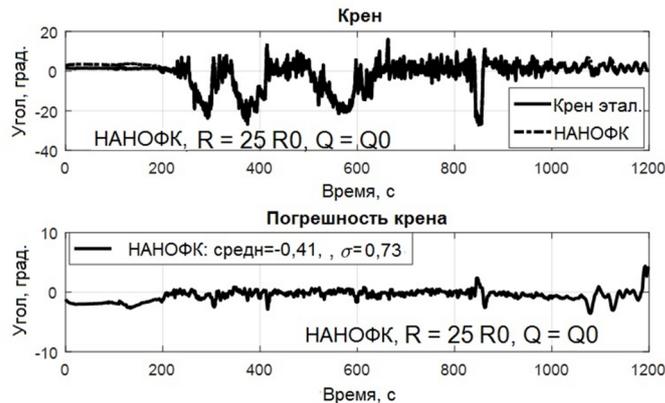


Рис. 21. Угол крена и погрешность крена в реальном полете с НАНОФК

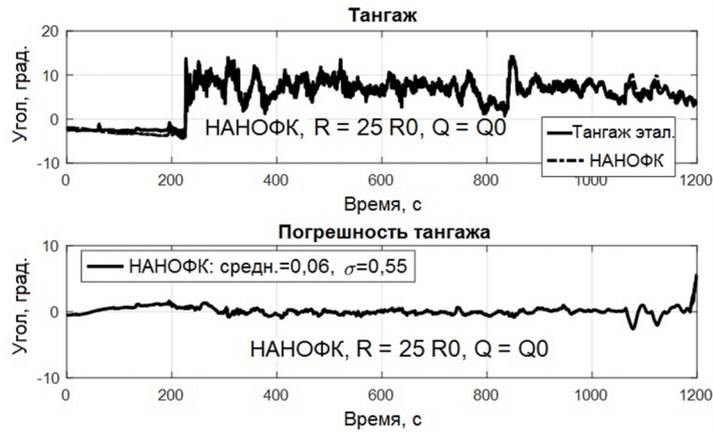


Рис. 22. Угол тангажа и погрешность тангажа в реальном полете с НАНОФК

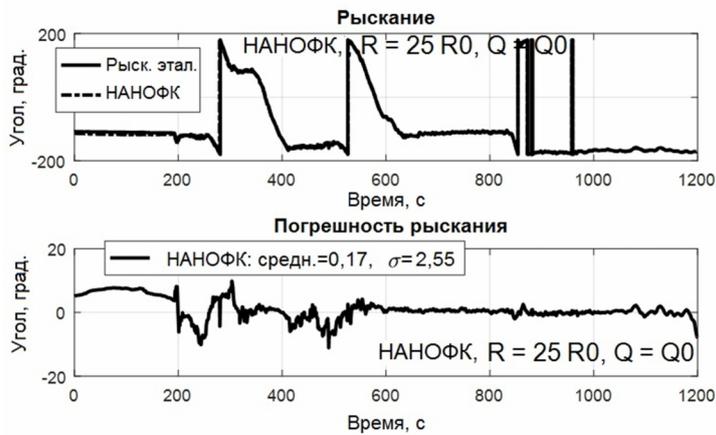


Рис. 23. Угол рыскания и погрешность рыскания в реальном полете с НАНОФК

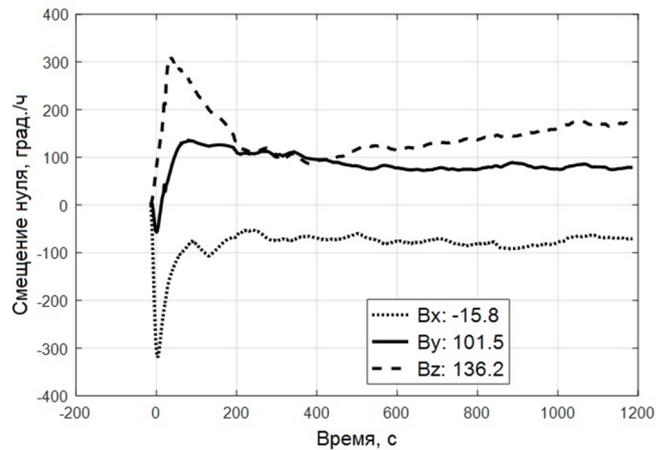


Рис. 24. Оценка смещения нуля в реальном полете с НАНОФК

На следующем рисунке показана оценка для матрицы **R**.

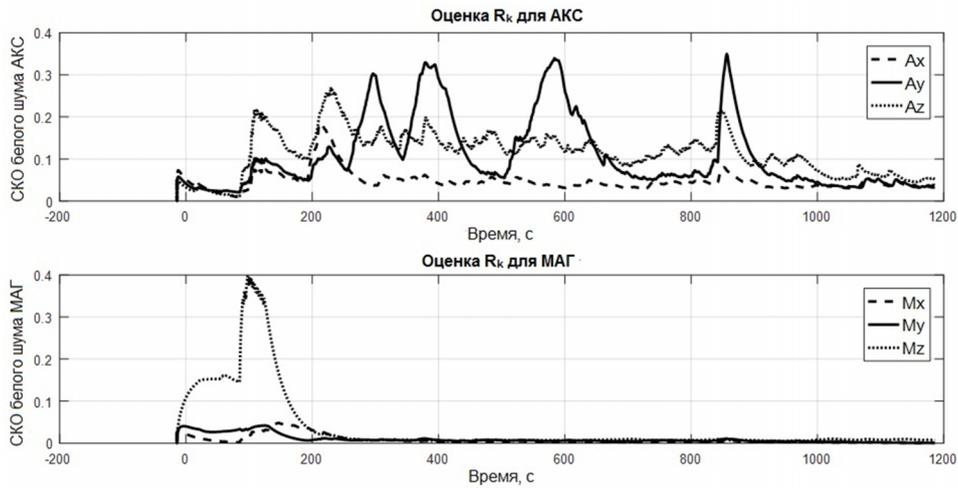


Рис. 25. Оценка ковариации погрешности измерений в реальном полете с НАНОФК

Т а б л и ц а 5

Результаты обработки данных реального полета

Данные реального полета	Крен (град)		Тангаж (град)		Рыскание (град)		Смещение нуля (град/час)	Матрица R
	Средн	СКО	Средн	СКО	Средн	СКО		
ОФК	-1,43	1,9	-0,23	2,10	0,24	4,37	Вне диапазона, нестабильно	Не оценена
НАНОФК	-0,41	0,73	0,06	0,55	0,17	2,55	В диапазоне, стабильно	Оценена

Исходя из табл. 5, углы пространственного положения (ориентации) были оценены со следующими СКО для НАНОФК (0,73, 0,55, 2,55 [град.]) и для ОФК (1,9, 2,10, 4,37 [град.]), при этом можно отметить, что **смещение нуля** достаточно точно оценивалось в диапазоне известных технических характеристик датчиков (табл. 4). Истинные значения параметров погрешностей датчиков отсутствуют в данных по реальному полету. НАНОФК позволил оценить матрицу **R** в различных режимах полета и повысить точность оценивания углов ориентации.

Применение процедуры СНЛВ к оцениванию ориентации в условиях отсутствия данных GPS позволило значительно повысить точность оценивания по сравнению с ОФК. В дальнейшем предполагается сравнить результаты, полученные для НАНОФК, с другими адаптивными подходами, в частности описанными в [7], которые использовались для повышения характеристик сильносвязанной интегрированной системы ИНС/GPS, однако этот подход можно адаптировать только для оценивания углов ориентации.

Заключение

Описан новый адаптивный нечеткий фильтр НАНОФК на основе СНЛВ и обобщенной фильтрации Калмана, предназначенный для оценивания углов

ориентации объекта. Разработанный фильтр был апробирован на смоделированных и реальных траекториях. Результаты моделирования показали, что оценивание ориентации с применением НАНОФК дает лучшие результаты, чем при использовании ОФК. Помимо углов ориентации, фильтр позволяет оценить смещение нуля гироскопа и матрицу ковариаций шумов измерений. При этом в предлагаемом подходе выполняется анализ достоверности модели измерений, чтобы в фазах маневрирования можно было пренебречь выходными данными акселерометров в случае их недостоверности.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Bonilla, M.N.I.**, Pedestrian Dead Reckoning: a neuro-fuzzy approach with inertial measurements fusion based on Kalman filter and DWT, *M. Sc Dissertation*, Instituto Nacional de Astrofisica, Óptica y Electrónica (Mexico), 2015, p. 45.
2. **Escamilla-Ambrosio, P.J. and Mort, N.**, Adaptive Kalman filtering through fuzzy logic, *Proc. of the 7th UK Workshop On Fuzzy Systems, Recent Advances and Practical Applications of Fuzzy, Neuro-Fuzzy, and Genetic Algorithm-Based Fuzzy Systems*, Sheffield, U.K., 2000, pp. 67–73.
3. **Escamilla-Ambrosio, P.J. and Mort, N.**, Development of a fuzzy logic-based adaptive Kalman filter, *Proc. European Control Conference (ECC)*, IEEE, 2001, pp. 1768–1773.
4. **Havangi, R., Nekoui, M.A. and Teshnehlab, M.**, Adaptive neuro-fuzzy extended Kaiman filtering for robot localization, *Proc. 14th International Power Electronics and Motion Control Conference (EPE/PEMC)*, IEEE, 2010, pp. T5–130.
5. **Wang, J.J., Ding, W. and Wang, J.**, Improving adaptive Kalman Filter in GPS/SDINS integration with neural network, *Proc. ION GNSS*, 2007, pp. 571–578.
6. **Yang, Y. and Gao, W.**, An optimal adaptive Kalman filter, *Journal of Geodesy*, 2006, vol. 80, no. 4, pp. 177–183.
7. **Khalaf, C.W., Chouaib, A.I. and Wainakh, B.M.**, Novel adaptive UKF for tightly-coupled INS/GPS integration with experimental validation on an UAV, *Gyroscopy and Navigation*, 2017, vol. 8, no. 4, pp. 259–269.
8. **Chouaib, A.I., Wainakh, B.M. and Khalaf, C.W.**, Robust self-corrective initial alignment algorithm for strap-down INS, *Proc. 10th Asian Control Conference (ASCC)*, IEEE, 2015, pp. 1–6.
9. **Jekeli, C.**, Inertial Navigation Systems with Geodetic Applications, Berlin: Walter de Gruyter, 2012.
10. **Casey, R.T., Karpenko, M., Curry, R. and Elkaim, G.**, Attitude representation and kinematic propagation for low-cost UAVs, *Proc. AIAA Guidance, Navigation, and Control (GNC) Conference*, 2013, p. 4615.
11. **Feng, K., Li, J., Zhang, X., Shen, C., Bi, Y., Zheng, T. and Liu, J.**, A new quaternion-based Kalman filter for real-time attitude estimation using the two-step geometrically-intuitive correction algorithm, *Sensors*, 2017, vol. 17, no. 9, p. 2146.
12. **Passaro, V., Cuccovillo, A., Vaiani, L., De Carlo, M. and Campanella, C.E.**, Gyroscope technology and applications: A review in the industrial perspective, *Sensors*, 2017, vol. 17, no. 10, p. 2284.
13. **Crassidis, J.L. and Markley, F.L.**, Three-axis attitude estimation using rate-integrating gyroscopes, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2016, vol. 39, no. 7, pp. 1513–1526.
14. **Grewal, M.S. and Andrews, A.P.**, Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB, New York: Wiley-Interscience, 2001.
15. **Crassidis, J.L. and Junkins, J.L.**, Optimal Estimation of Dynamic Systems, Chapman and Hall/CRC, 2011.
16. **Quan, W., Li, J., Gong, X. and Fang, J.**, INS/CNS/GNSS Integrated Navigation Technology, Berlin: Springer, 2015.
17. <https://www.ngdc.noaa.gov/geomag/WMM/DoDWMM.shtml>
18. **Trawny, N. and Roumeliotis, S.I.**, Indirect Kalman Filter for 3D Attitude Estimation, Minneapolis: University of Minnesota, USA, 2005.
19. **Jang, J.S.**, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1993, vol. 23, no. 3, pp. 665–685.
20. **Bai, Y. and Wang, D.**, Fundamentals of fuzzy logic control—fuzzy sets, fuzzy rules and defuzzifications, in *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications*, London: Springer, 2006, pp. 17–36.

21. **Aengchuan, P. and Phruksaphanrat, B.**, Comparison of fuzzy inference system (FIS), FIS with artificial neural networks (FIS+ ANN) and FIS with adaptive neuro-fuzzy inference system (FIS+ ANFIS) for inventory control, *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2018, vol. 29, no. 4, pp. 905–923.
22. **Teague, H.**, Comparison of Attitude Estimation Techniques for Low-cost Unmanned Aerial Vehicles, 2016, www.arXiv.org, preprint arXiv:1602.07733.

Assad, A., Khalaf, W., Chouaib, I. (Department of Electronic & Mechanical Systems, Higher Institute for Applied Sciences and Technology (HIAST), Damascus, Syria)
Novel Adaptive Fuzzy Extended Kalman Filter for Attitude Estimation in GPS-Denied Environment, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2019, vol. 27, no. 2 (105), pp. 3–27

Abstract. This paper presents a Novel Adaptive Fuzzy Extended Kalman Filter namely (NAFEKF) which has been developed and applied for attitude estimation using only the outputs of strap-down IMU (Gyroscopes and Accelerometers) and strap-down magnetometer.

The NAFEKF, which is based on EKF (Extended Kalman Filter) aided by FIS (Fuzzy Inference System), is validated in Matlab environment on simulated trip data and real data acquired during an UAV's trip. Accuracy of estimated attitude is increased using NAFEKF compared to typical EKF and in addition the measurement noise covariance matrix is tuned, the proposed filter uses multiplicative error for quaternion.

Simulation results show that estimated measurement noise covariance matrix is closed to its true value in cruise phase of flight (stationary phase), while in nonstationary phase it refers to the validity of accelerometer measurement model in the filter in NAFEKF; it neglects measurements from accelerometers in this case.

Key words: Extended Kalman Filter (EKF), Fuzzy Inference System (FIS), Attitude Estimation, multiplicative quaternion.

Материал поступил 03.10.2018