

АНАЛИЗ ХАРАКТЕРИСТИК ФЕДЕРАТИВНОГО ФИЛЬТРА ПРИ КОМПЛЕКСИРОВАНИИ СИГНАЛОВ РЛС, СИСТЕМЫ НАВИГАЦИИ ПО РЕЛЬЕФУ МЕСТНОСТИ, GPS И ИНС

Анализируется основанная на использовании федеративного фильтра без перезапуска децентрализованная схема комплексной обработки данных глобальной системы позиционирования (GPS), радиолокатора с синтезированной апертурой (РСА), системы навигации по рельефу местности (НРМ) и инерциальной навигационной системы (ИНС). Представлена простая модификация такого фильтра. Приводятся результаты моделирования, иллюстрирующие эффективность предложенного алгоритма.

Введение

Федеративный фильтр (ФФ) является подклассом децентрализованных фильтров, разработанных в свое время Н.Карлсоном [1]. Дальнейшие исследования проводились, в том числе в работах В.А.Тупысева [14, 15] и П.Лоренса [3, 4]. Внимание к версии ФФ без перезапуска обусловлено его повышенной отказоустойчивостью и возможностью обнаружения неисправностей, что является очень важным в навигационных системах с многими датчиками. Другими преимуществами ФФ без перезапуска являются усовершенствованные гибкость и модульность.

Федеративный фильтр имеет распределённую структуру, включающую параллельные локальные фильтры Калмана, каждый из которых обрабатывает данные от отдельных датчиков. Основной фильтр периодически объединяет оценки локальных фильтров исходя из метода наименьших квадратов и вырабатывает окончательное навигационное решение. Однако обработка выходных данных локальных фильтров не является оптимальной, так как неизвестны коэффициенты корреляции между их выходными данными, которая возникает вследствие использования в каждом локальном фильтре одной и той же информации от инерциальной навигационной системы (ИНС). Этот факт учитывается благодаря применению хорошо известного принципа совместного использования информации, который отличает ФФ от других децентрализованных схем обработки. Данные ИНС обычно «делятся» поровну между локальными филь-

Майер Андреас. Дипл. инж., аспирант, Технологический институт Карлсруэ (Институт оптимизации систем), Карлсруэ, Германия

Кизель Стефан. Дипл. инж., аспирант, Технологический институт Карлсруэ (Институт оптимизации систем).

Троммер Герт Ф. Профессор, д.т.н., руководитель Института оптимизации систем и декан факультета электротехники и информационной техники. Технологический институт Карлсруэ. Действительный член Академии навигации и управления движением.

Статья по докладу на XVII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам.

рами путем умножения порождающего шума процесса на число локальных фильтров. В общем случае данные ИНС не должны «делиться» поровну между локальными фильтрами, возможны и другие значения коэффициентов совместного использования информации, необходимо лишь, чтобы сумма коэффициентов равнялась единице.

Еще одной причиной неоптимальности ФФ без перезапуска является тот факт, что при его использовании теряется возможность взаимной калибровки разных датчиков. В силу независимости локальных фильтров друг от друга они также не приносят «пользы» друг другу. В то же время в централизованном фильтре (ЦФ) GPS может калибровать систему навигации по рельефу местности, и это ведет к улучшению навигационного решения. Такая способность утрачивается в ФФ без перезапуска. Однако в случае ложных данных от отдельных датчиков этот недостаток превращается в основное преимущество. Ввиду независимости выходных данных локальных фильтров друг от друга необнаруженная неисправность будет влиять только на соответствующий локальный фильтр. Решения от других локальных фильтров не подвергаются негативному влиянию этой неисправности и используются для обнаружения и перезапуска неисправного локального фильтра. Обнаружение неповторяющихся ошибок, например медленно растущих ошибок, и является основным преимуществом ФФ без перезапуска.

Цель настоящей статьи – сравнить по точности централизованный оптимальный фильтр Калмана и федеративный фильтр без перезапуска, чтобы получить более подробную информацию об уровне потерь в точности. Погрешности определения местоположения, скорости и ориентации для фильтров обоих типов сравниваются по результатам имитационного моделирования. В следующих разделах описываются датчики, используемые для обновления данных, хорошо известный ЦФ Калмана. Кроме того, представлена модификация ФФ без перезапуска, позволяющая повысить его эффективность. В заключение приведены результаты моделирования и выводы.

Обзор системы

Рассматриваемая навигационная система включает следующую аппаратуру: опорную инерциальную навигационную систему, GPS, радиолокационный высотомер, радиолокатор с синтезированной апертурой (РСА) и доплеровский измеритель скорости.

При проведении исследований предполагалось, что приемник GPS, обеспечивает измерения псевдодальностей и их приращений при скорости обновления 1 Гц. Моделируемые значения истинных величин псевдодальностей и их приращений искажались путем добавления ошибок, учитывающих наличие смещения и дрейфа часов GPS, ионосферных и тропосферных составляющих ошибок, эфемеридных ошибок, а также ошибок системы слежения за спутниковыми сигналами. Ионосферные и тропосферные составляющие ошибок моделировались марковскими процессами первого порядка с временем корреляции 1 ч. Измерения GPS обрабатывались с использованием тесно связанной схемы обработки.

Вторым используемым датчиком был радиолокационный высотомер, используемый в системе навигации по рельефу местности. В отличие от GPS сис-

тема навигации по рельефу местности не зависит от внешних источников. Уточнение местоположения осуществляется путем сравнения измерений высоты и опорной карты, например цифровых данных топографической высоты. Существуют различные методы обработки измерений в такой системе. В основном это методы последовательной или пакетной обработки. Различные системы навигации по рельефу местности кратко описываются в работах [7, 8]. Методы пакетной обработки данных обладают преимуществами, связанными с накоплением данных, тогда как при последовательной обработке достигаются хорошие результаты в случае удовлетворительной априорной информации о местоположении объекта. Самое главное преимущество последовательной обработки – это относительно низкая вычислительная нагрузка. В настоящей работе предполагается, что используется алгоритм последовательной обработки. Каждое измерение при этом обрабатывается отдельно. Априорная погрешность определения местоположения при этом не должна превышать нескольких сотен метров, чтобы обеспечить устойчивую оценку местоположения.

РСА использовался как третий датчик обновления данных, он обеспечивает двумерные изображения местности. Измерения РСА вырабатываются путем обнаружения хорошо видимых и однозначных естественных или искусственных ориентиров. Поскольку их положение известно из базы данных опорных ориентиров, в качестве измерений могут быть использованы дальности и радиальные скорости относительно этих ориентиров. Обнаружение ориентиров может быть сделано оператором [5] или специальным алгоритмом обработки изображений. Различные методы согласования изображений РСА с картой и метод выработки измерений дальностей и радиальных скоростей описаны в работах [5, 9, 10]. Ошибки датчика РСА моделировались согласно [5].

И наконец, информация еще от одного датчика – доплеровского измерителя скорости (ДИС), использовалась в централизованном и децентрализованном фильтрах. Для получения скорости радиолокатор передает сигналы в четырех различных направлениях (четырёхлучевая янусова конфигурация), которые отражаются от поверхности Земли. Путем измерения доплеровского сдвига полученных сигналов определяется скорость самолета относительно Земли. Таким образом, обеспечиваются точные измерения скорости в системе координат, связанной с объектом, по отношению к поверхности Земли [12].

Централизованный фильтр Калмана

Наиболее общий метод для использования всей информации в навигационной системе с множеством датчиков – это хорошо известный и широко применяемый ЦФ Калмана, который является оптимальным фильтром. При этом модель процесса и модель измерения должны быть линейными, а их шумы – гауссовскими и независимыми друг от друга. Однако во многих случаях модель процесса и модель измерения нелинейны. В этих случаях применяется обобщенный фильтр Калмана (ОФК). Он не удовлетворяет свойству оптимальности или несмещенности, но, когда нелинейности несущественны, близок к оптимальному фильтру. Таким образом, централизованный ОФК может быть использован при анализе ФФ как инструмент оценки потенциальной точности. На рис. 1 показана структура ЦФ Калмана.

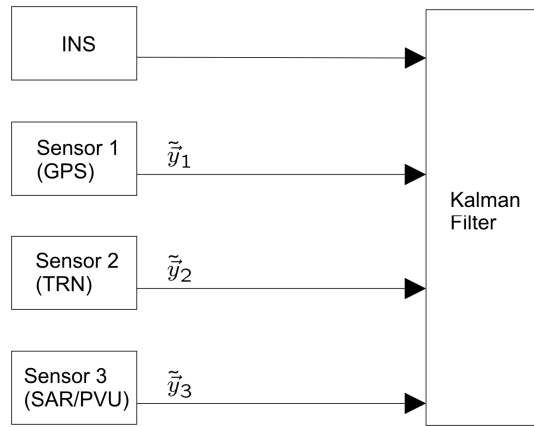


Рис. 1. Централизованный фильтр Калмана:
 sensor 1 (GPS) – датчик 1 (GPS), датчик 2 (НРМ), датчик 3 (РСА/ДИС),
 Kalman Filter – фильтр Калмана

Вектор состояния рассматриваемого ЦФ включает по три составляющие погрешности в определении положения $\Delta\vec{p}$, в определении скорости $\Delta\vec{v}$, в определении пространственного положения $\Delta\vec{\Psi}$; все систематические погрешности инерциальных датчиков $\Delta\vec{b}_a$ и $\Delta\vec{b}_\omega$, смещение и уход часов приемника GPS Δct и Δci , а также три составляющие погрешности монтажа антенны ДИС $\Delta\vec{\Psi}_m$, т.е.

$$\vec{x}_k^T = \left(\Delta\vec{p}^T \quad \Delta\vec{v}^T \quad \Delta\vec{\Psi}^T \quad \Delta\vec{b}_a^T \quad \Delta\vec{b}_\omega^T \quad \Delta ct \quad \Delta ci \quad \Delta\vec{\Psi}_m^T \right)_k. \quad (1)$$

Централизованный ОФК – это рекуррентный фильтр во временной области, включающий в себя шаг прогноза и шаг обновления. Шаг прогноза для вектора состояния \hat{x}_k^+ и ковариации P_k^+ от k до $k+1$ описывается уравнениями:

$$\hat{x}_{k+1}^- = \vec{f}_k(\hat{x}_k^+, \vec{u}_k); \quad (2)$$

$$P_{k+1}^- = \Phi_k P_k^+ \Phi_k^T + G_k Q_k G_k^T, \quad (3)$$

где \hat{x}_k^+ – текущая оценка состояния; \vec{u}_k – текущий входной сигнал; Φ_k – матрица динамики.

Если измерения какого-либо датчика доступны, реализуется шаг обновления.

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (\vec{y}_k - \vec{h}_k(\hat{x}_k^-)); \quad (4)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1}; \quad (5)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^-, \quad (6)$$

где $\vec{h}_k(\hat{x}_k^-)$ – оценки измерения; K_k – коэффициент усиления фильтра Калмана; H_k – матрица Якоби функции измерения \vec{h}_k .

Федеративный фильтр

Федеративный фильтр – это особый тип децентрализованных фильтров Калмана. В отличие от ЦФ Калмана он имеет структуру распределённого фильтра. ФФ был разработан Н.Карлсоном [1, 2], он отличается от других типов децентрализованных фильтров принципом совместного использования информации и включает нескольких параллельных локальных фильтров и основной фильтр. Локальные фильтры обрабатывают данные отдельных датчиков. Окончательная оценка вычисляется в основном фильтре в виде линейной комбинации выходных сигналов всех локальных фильтров.

В литературе упоминаются в основном четыре типа ФФ, которые могут различаться характером воздействия основного фильтра на локальные фильтры: полная обратная связь, частичная обратная связь, возврат к нулю и ФФ без перезапуска. Федеративный фильтр без перезапуска, как уже отмечалось, обладает улучшенной способностью выявления и изоляции неисправностей, которая была проанализирована в работах [2–4].

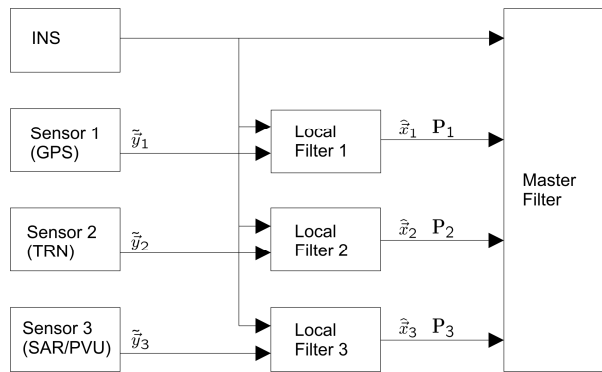


Рис. 2. Федеративный фильтр без перезапуска:
Local Filter – локальный фильтр, Master Filter – основной фильтр

На рис. 2 показана блок-схема ФФ без перезапуска. Измерения каждой подгруппы датчиков объединяются с данными ИНС в одном локальном фильтре. В этом фильтре без перезапуска решение от основного фильтра не возвращается в локальные фильтры. Таким образом, все локальные фильтры не зависят друг от друга, и, как следствие, не получают «пользы» друг от друга, за исключением данных ИИМ.

Векторы состояния локальных фильтров содержат 15 состояний погрешностей ИНС, включая погрешности в определении положения, скорости, пространственного положения и все систематические погрешности инерциальных датчиков. Дополнительно в локальном фильтре 1 моделируются смещение и уход часов приемника GPS. Погрешности монтажа антенны ДИС моделируются в локальном фильтре 3. Вектор состояния основного фильтра содержит только общие компоненты вектора погрешностей ИНС. Таким образом, можно записать

$$\bar{x}_1 = \left(\Delta \bar{p}^T \quad \Delta \bar{v}^T \quad \Delta \bar{\psi}^T \quad \Delta \bar{b}_a^T \quad \Delta \bar{b}_\omega^T \quad ct_u \quad ct_i \right); \quad (7)$$

$$\bar{x}_{2,k} = \left(\Delta \bar{p}^T \quad \Delta \bar{v}^T \quad \Delta \bar{\psi}^T \quad \Delta \bar{b}_a^T \quad \Delta \bar{b}_\omega^T \right)_k; \quad (8)$$

$$\bar{x}_{3,k} = \left(\Delta \bar{p}^T \quad \Delta \bar{v}^T \quad \Delta \bar{\psi}^T \quad \Delta \bar{b}_a^T \quad \Delta \bar{b}_\omega^T \quad \Delta \bar{\psi}_m^T \right)_k; \quad (9)$$

$$\bar{x}_{M,k} = \left(\Delta \bar{p}^T \quad \Delta \bar{v}^T \quad \Delta \bar{\psi}^T \quad \Delta \bar{b}_a^T \quad \Delta \bar{b}_\omega^T \right)_k. \quad (10)$$

Векторы состояния \hat{x}_i локальных фильтров объединяются в основном фильтре в общее навигационное решение с использованием метода наименьших квадратов [2]. Матрица ковариации и оценка вектора состояния основного фильтра вычисляются согласно уравнениям (11) и (12):

$$P_M^{-1} = \sum_{i=1}^N P_i^{-1}; \quad (11)$$

$$P_M^{-1} \hat{x}_M = \sum_{i=1}^N P_i^{-1} \hat{x}_i. \quad (12)$$

Матрицы ковариации в этих выражениях интерпретируются как информационные матрицы. Из уравнения (11) видно, что сумма информации от всех локальных фильтров равна информации от основного фильтра. Вектор состояния основного фильтра вычисляется как взвешенная сумма векторов состояния локальных фильтров согласно уравнению (12). В [6] упомянут упрощенный метод, использующий диагональные матрицы или скаляры для взвешивания локальных векторов состояния. Такие методы снижают вычислительную нагрузку при обработке, но, как правило, заметно проигрывают оптимальному алгоритму.

Описанный алгоритм объединения (11) и (12) оптимален при условии, что оценки локальных фильтров некоррелированы. Это предположение не выполняется, так как данные ИИМ обрабатываются каждым локальным фильтром, что ведет к росту взаимных корреляций между выходными данными локальных фильтров при получении оценок прогноза. Шаг прогноза для всех локальных фильтров может быть записан с помощью расширенного вектора состояния, компонентами которого являются состояния локальных фильтров, т.е.

$$\begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \hat{x}_3 \end{pmatrix}_{k+1}^- = \begin{pmatrix} \Phi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_2 & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_3 \end{pmatrix}_k \begin{pmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \hat{x}_3 \end{pmatrix}_k^+ + \begin{pmatrix} G_1 \\ G_2 \\ G_3 \end{pmatrix}_k \tilde{u}_k. \quad (13)$$

Уравнение для соответствующей матрицы ковариации будет иметь вид

$$\begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} \end{pmatrix}_{k+1} = \begin{pmatrix} \Phi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_2 & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_3 \end{pmatrix}_k \begin{pmatrix} P_{11}^+ & 0 & 0 \\ 0 & P_{22}^+ & 0 \\ 0 & 0 & P_{33}^+ \end{pmatrix}_k \begin{pmatrix} \Phi_1 & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_2 & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_3 \end{pmatrix}_k + \begin{pmatrix} G_1 & 0 & 0 \\ 0 & G_2 & 0 \\ 0 & 0 & G_3 \end{pmatrix}_k \begin{pmatrix} Q & Q & Q \\ Q & Q & Q \\ Q & Q & Q \end{pmatrix}_k \begin{pmatrix} G_1 & 0 & 0 \\ 0 & G_2 & 0 \\ 0 & 0 & G_3 \end{pmatrix}_k. \quad (14)$$

Это уравнение составлено с учетом предположения, что в момент времени k отсутствуют взаимные корреляции между состояниями локальных фильтров. Несмотря на это, взаимные корреляции между состояниями локальных фильтров возникают в результате коррелированного характера матрицы шума процесса при реализации алгоритмов. Взаимные корреляции, как правило, устраняются путем аппроксимации матрицы шума расширенной системы согласно уравнениям (15)–(17)

$$\begin{pmatrix} \gamma_1 Q & 0 & 0 \\ 0 & \gamma_2 Q & 0 \\ 0 & 0 & \gamma_3 Q \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} Q & Q & Q \\ Q & Q & Q \\ Q & Q & Q \end{pmatrix}; \quad (15)$$

$$\beta_i = \frac{1}{\gamma_i}; \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^N \beta_i = 1 \text{ и } 0 < \beta_i < 1. \quad (17)$$

Коэффициенты γ_i усиливают шум процесса так, что вся информация от ИИМ «делится» между локальными фильтрами. Объем информации от ИИМ, поступающей на каждый локальный фильтр, передается коэффициентом совместного использования информации β_i , являющимся обратной дробью по отношению к γ_i . Сумма всех коэффициентов совместного использования информации должна равняться единице, так чтобы вся информация от ИИМ была сохранена. Матрица ковариации прогноза для каждого локального фильтра Калмана, подчиняющегося принципу совместного использования информации, определяется в виде

$$P_{k+1,i}^- = \Phi_{k,i} P_{k,i}^+ \Phi_{k,i}^T + G_{k,i} \gamma_i Q_k G_{k,i}^T. \quad (18)$$

Принцип совместного использования информации приводит к сохранению всей информации от ИИМ после объединения. Однако стабильная настройка локальных фильтров ведет к потере оптимальности. Устаревшая обновленная информация не учитывается. Если предположить, что $\beta_1 = 1$ и $\beta_2 = \beta_3 \rightarrow 0$, то локальный фильтр 1 ведет себя как стандартный фильтр Калмана, тогда как локальные фильтры 2 и 3 сразу же забывают всю устаревшую информацию. Наиболее часто коэффициенты совместного использования информации выбираются равными между собой ($1/\beta_i = \gamma_i = N$). Это означает, что информации от ИИМ «делится» между локальными фильтрами поровну [2].

Модификация федеративного фильтра

Обычно при построении фильтра Калмана предполагается, что измерения некоррелированы. Однако нередко на практике измерения коррелированы по времени. В частности, локальный фильтр GPS/ИНС вырабатывает завышенные расчетные характеристики точности, определяемые диагональными элементами матрицы ковариации, что является следствием коррелированных по времени погрешностей измерения псевдодальностей GPS, например их ионосферных и тропосферных составляющих. В этом смысле можно говорить о «сверхоптимистичном» фильтре, и это значит, что фактическая ошибка оценки состояния значительно больше, чем среднее квадратичное отклонение ожидаемой ошибки, которая для каждой компоненты вектора состояния равна квадратному корню из соответствующего диагонального элемента вычисленной матрицы.

Согласно [13] можно выделить три способа учета коррелированных по времени ошибок измерений.

Простейший способ состоит в увеличении интервала измерения до времени, равного времени корреляции ошибок измерений. При этом может быть увеличен и уровень шума измерения R , чтобы понизить коэффициент усиления

фильтра Калмана K . Однако этот метод увеличивает время сходимости и неопределенность оценки состояния.

Второй метод заключается в моделировании параметров коррелированных по времени атмосферных и тропосферных составляющих погрешностей как дополнительных состояний фильтра Калмана. Однако моделирование таких составляющих может быть проблематичным и увеличивает вычислительную нагрузку при обработке.

Наконец, можно реализовать фильтр Шмидта–Калмана [13], который способен обрабатывать измерения, содержащие коррелированные по времени ошибки, но также значительно увеличивает вычислительную нагрузку по обработке. В отличие от второго метода фильтр Шмидта–Калмана учитывает в ковариационной матрице наличие коррелированного по времени шума, однако его наличие в векторе состояния во внимание не принимается.

Упомянутые методы приводят к более разумному значению вычисленной матрицы ковариации, что в результате дает улучшенное взвешивание выходных данных локальных фильтров в основном фильтре и, следовательно, улучшенную общую оценку состояния. Предлагаемый в настоящей работе метод улучшения взвешивания выходных данных локальных фильтров заключается в простом увеличении матрицы ковариации «сверхоптимистичного» локального фильтра, что делается до момента объединения оценок локальных фильтров. На рис. 3 показана эта процедура.

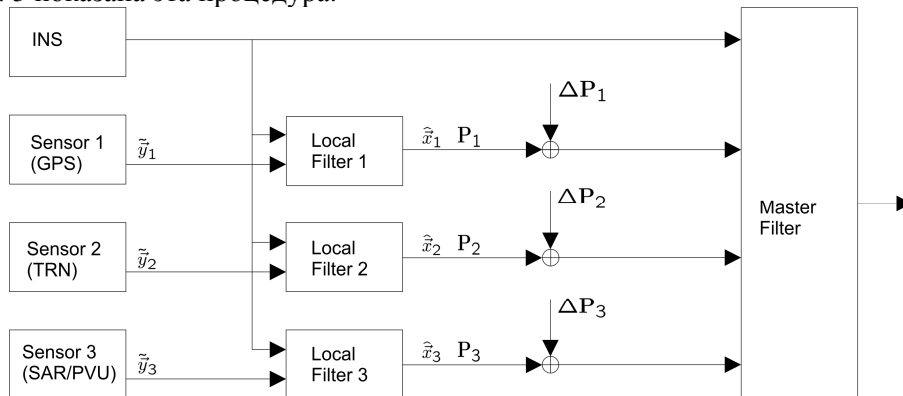


Рис. 3. Корректировка ковариационной матрицы локального фильтра

Сверхоптимистичные малые значения диагональных элементов ковариационной матрицы P_i i -го локального фильтра увеличиваются путем добавления постоянного слагаемого ΔP_i согласно уравнению (19). Результирующая ковариация P_{ci} тогда описывает ковариацию погрешности фактической оценки лучшим образом и используется для вычисления общей ковариационной матрицы, а также общих оценок в соответствии со следующими соотношениями:

$$P_{ci} = P_i + \Delta P_i; \quad (19)$$

$$P_M^{-1} = \sum_{i=1}^N P_{ci}^{-1}; \quad (20)$$

$$P_M^{-1} \hat{x}_M = \sum_{i=1}^N P_{ci}^{-1} \hat{x}_i. \quad (21)$$

Дополнительное слагаемое ΔP отыскивается эмпирически по результатам имитационного моделирования. С этой целью сначала вычисляются средние вариации для проблемных состояний фильтров, а затем дополнительное слагаемое определяется как

$$\Delta P_i^p = \frac{1}{K} \sum_{k=k_0}^{K+k_0-1} (\hat{x}_{k,i}^p - x_{k,i}^p)(\hat{x}_{k,i}^p - x_{k,i}^p)^T - P_{k,i}^p, \quad (22)$$

где $\hat{x}_{k,i}^p, x_{k,i}^p$, – p -е компоненты вектора состояния i -го локального фильтра и действительное значение этой компоненты в k -й момент времени; $P_{k,i}^p$ – p -е диагональные элементы матрицы i -го фильтра в k -й момент времени.

Заниженными элементами матрицы ковариации в рассматриваемой задаче являются элементы локального фильтра GPS/ИНС, соответствующие координатам объекта, что является следствием коррелированных по времени погрешностей измерений псевдодальностей. Так что именно эти элементы и должны быть увеличены. Другие элементы матрицы ковариации локального фильтра GPS/ИНС, а также элементы матрицы ковариации локальных фильтров РСА/ИНС и НРМ/ИНС в корректировке не нуждаются. Следовательно, дополнительные слагаемые ΔP_2 и ΔP_3 являются нулевыми, тогда как матрица ΔP_1 локального фильтра GPS/ИНС содержит ненулевые диагональные элементы матрицы, соответствующие координатам объекта. Суммирование в уравнении (22) ведется по времени, что приводит к постоянной ковариационной матрице ΔP_1 , призванной корректировать «сверхоптимистичную» ковариацию локального фильтра GPS/ИНС. Постоянная ΔP_1 используется для иллюстрации основной идеи модифицированного ФФ. В действительности ΔP_1 зависит от созвездия и условий приема сигнала GPS. Однако это предмет дальнейших исследований. Предложенный метод не приводит к увеличению времени сходимости и очень прост для выполнения. Все локальные фильтры остаются неизменными, а вся дополнительная нагрузка по обработке в этом методе пренебрежимо мала.

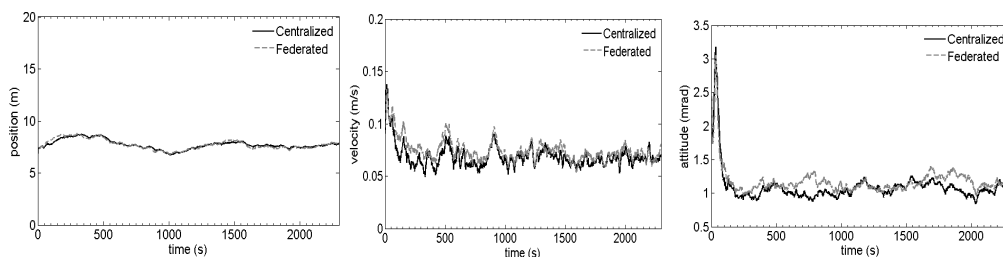
Результаты моделирования

Централизованный фильтр Калмана и ФФ сравнивались в ходе имитационного моделирования, чтобы оценить потерю в точности для ФФ без перезапуска. Вектор состояния реализованного ЦФ содержит 15 состояний погрешностей ИНС, смещение и уход часов приемника GPS и три погрешности монтажа антенны ОТС. Погрешности ИНС содержат по три погрешности в определении положения, в определении скорости и в определении пространственного положения, а также все систематические погрешности инерциальных датчиков. Векторы состояния всех локальных фильтров ФФ также содержат 15 состояний погрешностей ИНС. Вектор состояния локального фильтра GPS/ИНС дополнительно содержит смещение и уход часов приемника GPS и вектор локального фильтра РСА/ИНС содержит три погрешности монтажа антенны ДИС. Основной фильтр включает только 15 общих состояний погрешностей ИНС локальных фильтров.

Цель имитационного моделирования – сравнить работу фильтров обоих типов, описанных в предыдущих разделах. Данные инерциальных датчиков и все обновленные данные остальных датчиков генерируются путем искажения идеальных величин. При получении представленных результатов предполагалось, что в ИНС используется высококачественный инерциальный измерительный модуль тактического класса точности. Начальная погрешность и начальная матрица ковариации существенно влияют на результаты моделирования. Оба типа фильтра устанавливаются в исходное состояние одинаково. Однако из-за принципа совместного использования информации исходные ковариационные матрицы локальных фильтров в 3 раза больше ковариационной матрицы ЦФ. Таким образом, фильтры обоих типов содержат одинаковую общую исходную информацию.

GPS измерения псевдодальностей искажались белым шумом и коррелированными по времени погрешностями. Ионосферные и тропосферные ошибки принимались равными 5 м (1σ) и 2 м (1σ). Время корреляции выбиралось 3600 с. Коррелированные по времени погрешности GPS не учитывались в моделях обоих фильтров. Это означает, что оба фильтра не являются оптимальными.

На рис. 4–6 показаны усредненные среднеквадратические погрешности в определении положения, скорости и ориентации ФФ без перезапуска и ЦФ Калмана, полученные по 25 реализациям методом Монте-Карло.



Сплошная линия - централизованный фильтр (Centralized)
 Штриховая линия - федеративный фильтр (Federated)

Рис. 4. Ошибка в определении координат, м

Рис. 5. Ошибка в определении скорости, м/с

Рис. 6. Ошибка в определении ориентации, мрад

Результаты моделирования показали что, погрешности в определении координат для фильтров обоих типов очень похожи и сильно зависят от точности GPS, так как GPS намного точнее, чем НРМ или РСА. Как и ожидалось, точности определения скорости и определения ориентации с использованием ФФ несколько хуже. Усредненная погрешность в определении скорости примерно на 8%, а ориентации – на 9% больше для ФФ.

На рис. 7–9 показаны среднеквадратические погрешности в определении восточной составляющей координаты локальными фильтрами, полученные по 25 реализациям методом Монте-Карло, и среднее квадратичное отклонение ожидаемой восточной составляющей ошибки фильтра, равной квадратному корню из соответствующего элемента ковариационной матрицы. Средние квадратичные отклонения фильтра РСА/ИНС и фильтра НРМ/ИНС хорошо согласуются с погрешностью в определении восточного положения и несколько консервативны из-за настройки локальных фильтров согласно уравнению (18).

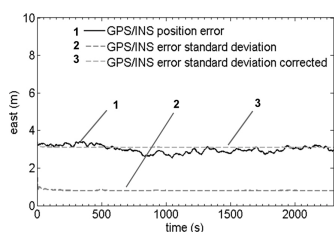


Рис. 7. Восточная ошибка GPS/ИНС:
1 - ошибка координат GPS/ИНС,
2 - среднее квадратичное отклонение ошибки определения координат GPS/ИНС,
3 - откорректированное среднее квадратичное отклонение ошибки положения GPS/ИНС

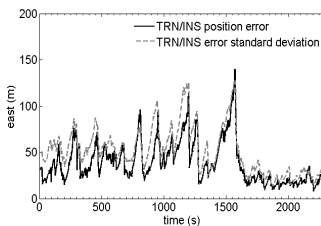


Рис. 8. Восточная ошибка НРМ/ИНС:
сплошная линия - ошибка координат НРМ/ИНС,
штриховая линия - среднее квадратичное отклонение ошибки положения НРМ/ИНС

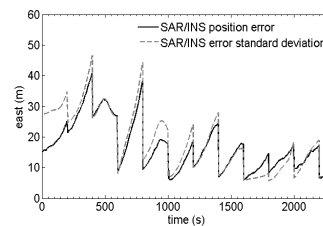


Рис. 9. Восточная ошибка РСА/ИНС:
сплошная линия - ошибка положения РСА/ИНС,
штриховая линия - среднее квадратичное отклонение ошибки положения РСА/ИНС

Однако ошибка координат локального фильтра GPS/ИНС существенно больше, чем ожидалось из-за долговременных коррелированных по времени ионосферных и тропосферных составляющих ошибок измерений псевдодальностей GPS. Среднее квадратичное отклонение не передаёт корректно действительную ошибку положения, что приводит к неоптимальному взвешиванию выходных данных локальных фильтров в основном фильтре. На рис. 7 дополнительно показано откорректированное среднее квадратичное отклонение ошибки модифицированного ФФ, равное квадратному корню из ковариационной матрицы, исправленной согласно уравнению (19). Эта увеличенная ковариация описывает фактическую ошибку положения более корректно.

На рис. 10–12 показаны результаты для обычного и модифицированного ФФ. Оценивание координат модифицированным федеративным фильтром существенно улучшилось.

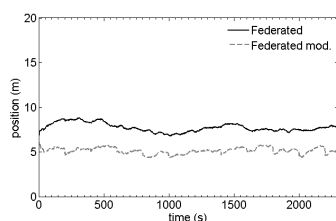


Рис. 10. Погрешность в определении координат, м

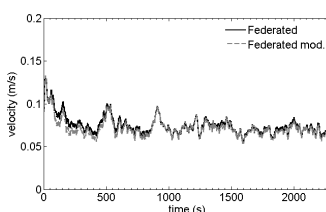


Рис. 11. Ошибка в определении скорости, м/с

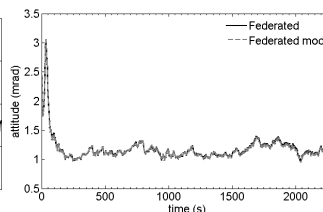


Рис. 12. Ошибка в определении ориентации, мрад

Сплошная линия - централизованный фильтр (Centralized)
Штриховая линия - федеративный фильтра (Federated)

Оценивание координат модифицированным ФФ не только зависит от точности GPS, но также извлекает большую выгоду из локального фильтра РСА/ИНС и НРМ/ИНС для улучшения общего оценивания положения. Фильтр GPS/ИНС является наиболее точным локальным фильтром и имеет большой коэффициент при взвешивании. Точность оценивания скорости также несколько повысилась. Погрешность в определении ориентации почти не изменилась.

Выводы

Результаты моделирования показали, что погрешности определения местоположения фильтров обоих типов сравнимы и зависят главным образом от точности GPS. Погрешности в определении скорости, а также его погрешности в определении ориентации несколько больше для ФФ из-за неизвестных взаимных корреляций между выходными данными локальных фильтров и невозможности осуществления взаимной калибровки. Оценивание координат федеративным фильтром улучшено путем простой коррекции ковариационной матрицы без изменения структуры локального фильтра, не вызывая увеличения вычислительной нагрузки при обработке. Хотя процедура коррекции матрицы ковариации довольно проста, результаты показывают значительное улучшение в оценивании местоположения при её использовании.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Carlson, Neil A.**, "Federated Filter for Distributed Navigation and Tracking Applications," Proceedings of the ION 58th Annual Meeting, June 2002, pp. 340-353.
2. **Carlson, Neil A.**, "Federated Filter for Fault-Tolerant Integrated Navigation Systems," IEEE Position Location and Navigation Symposium, December 1988, pp. 110-119.
3. **Lawrence, Paul J. and Berarducci Michael P.**, "Navigation Sensor, Filter, and Failure Mode Simulation Results Using the Distributed Kalman Filter Simulator (DKFSIM)," IEEE Position Location and Navigation Symposium, April 1996, pp. 697-710.
4. **Lawrence, Paul J. and Berarducci Michael P.**, "Comparison of Federated and Centralized Kalman Filters with Fault Detection Considerations," IEEE Position Location and Navigation Symposium, April 1994, pp. 703-710.
5. **Layne, Jeff R. and Paschall Randall N.** "Performance Analysis of an Integrated SAR/GPS/INS Targeting and Navigation System," Proceedings of the ION 50th Annual Meeting, June 1994.
6. **Deng, Zi-Li; Gao, Yuan; Mao, Lin; Li, Yun; Hao, Gang.** "New approach to information fusion steady-state Kalman filtering," Automatica 2005, vol. 41, no 10, pp. 1695-1707.
7. **Metzger, Jürgen; Maier, Andreas and Trommer, Gert F.** Comparison of Modular and Central Terrain Referenced Navigation Filters, 13th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems, May 2006
8. **Metzger, Jürgen; Maier, Andreas and Trommer, Gert F.** "Non-linear stochastic filters for terrain referenced navigation using directional distance measurements," European Navigation Conference, May 2006
9. **Caves, Ronald G; Harley, Peter J. and Quegan, Shaun.** "Matching Map Features to Synthetic Aperture Radar (SAR) Images Using Template Matching," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, July 1992, pp. 680-685.
10. **Li, Yang; Xin, Yuan and ShuHua, Wang.** "Fast SAR image matching algorithm in navigation system," IEEE Aerospace Conference, 2003 Proceedings, March 2003, pp. 4_1639-4_1645.
11. **Paik, B.S. and Oh, J.H.** "Gain fusion algorithm for decentralized parallel Kalman filters," IEE Proceedings - Control Theory and Applications, IEE Proceedings, January 2000, pp. 07-103.
12. **Fried, W.R.; Buell, H. and Hager, J.R.** "Doppler and Altimeter Radars", in Avionics Navigation Systems, 2nd edition, Kayton M. and Fried W.R., New York: Wiley, 1997, pp. 449-502.
13. **Groves, P.D.** Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems, Artec House, 2008.
14. **Tupysev, V.A.** A Generalized Approach to the Problem of Distributed Kalman Filtering, Proc. of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, Boston, 1998, pp.1097-1116.
15. **Tupysev, V.A.; Stepanov, O.A.; Loparev, A.V.; Litvinenko, J.A.** Guaranteed Estimation in the Problems of Navigation Information Processing, III IEEE Multi-conference on System and Control, 2009, St. Petersburg, Russia , pp. 1672-1677.