

ЛЭЙ ВАН, ГУЙ ТИН ЯО, ТИН ЛИ, МИН ЮЙ ЧЖАН

**УСОВЕРШЕНСТВОВАННЫЙ АЛГОРИТМ МНОГОАЛЬТЕРНАТИВНОЙ
ФИЛЬТРАЦИИ НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКИХ СЕТЕЙ И ЕГО
ПРИМЕНЕНИЕ В ИНТЕГРИРОВАННОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЕ**

Неопределенность параметров и нестабильность модели интегрированной навигационной системы типичны для неупорядоченной среды. В таких системах большие погрешности оценивания чаще всего возникают тогда, когда для решения навигационных задач используется одна модель. Для устранения этой проблемы предложен алгоритм взаимосвязанной многоальтернативной фильтрации (interacting multimodel – ИММ), усовершенствованный за счет использования байесовских сетей (BNИММ). Алгоритм предусматривает введение параметров движения, определенных с помощью многоальтернативной оценки, и формирование байесовских сетей на основе причинно-следственной связи между переменными и моделью системы. Характеристики байесовской сети используются для модификации вероятностей переключения моделей при многоальтернативном оценивании, что может снизить зависимость распознавания действительной модели от априорной информации, задействуемой в алгоритме ИММ.

Предлагаемый подход позволяет решать такие проблемы, как запаздывание смены модели и вероятное изменение модели в алгоритме ИММ, и повышать адаптивность алгоритма ИММ. Метод BNИММ использовался в качестве локального субфильтра в федеративном фильтре, что дало возможность сформировать архитектуру объединения информации, полученной от интегрированной навигационной системы в составе бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС), глобальной навигационной спутниковой системы (GPS) и одометра. В ходе испытаний выходные данные гироскопа и акселерометра были взяты в качестве характеристических переменных для построения байесовской сети, которая применялась для прогнозирования в динамическом режиме неопределенности в интегрированной навигационной системе. Полевые тесты на дорогах показали, что предложенный федеративный алгоритм BNИММ может значительно повысить стабильность и точность оценки состояния интегрированной навигационной системы.

Ключевые слова: беспилотное транспортное средство, интегрированная навигационная система, многоальтернативная фильтрация, байесовская сеть.

Ван Лэй. Профессор, Колледж радиоэлектроники, Университет Чаоху (Хэфэй, Китай); Аньхойский центр технических исследований по комплексированию информации и управлению интеллектуальными роботами (Уху, Аньхой, Китай). ORCID 0000-0001-7090-8506.

Яо Гуй Тин. Аспирант, Колледж радиоэлектроники, Университет Чаоху. ORCID 0009-0002-4462-5785.

Ли Тин. Преподаватель, Колледж радиоэлектроники, Университет Чаоху. ORCID 0009-0000-1004-8890.

Чжан Мин Юй. Студент, Колледж радиоэлектроники, Университет Чаоху. ORCID 0009-0009-4311-4327.

Научный редактор перевода к.т.н. Ю.А. Литвиненко

1. Введение

Для эксплуатации наземных мобильных роботов, автономных подводных аппаратов, беспилотных воздушных аппаратов технология навигации и позиционирования подвижных объектов в динамической и неупорядоченной среде имеет принципиальное значение. На практике она требует выполнения адаптивного оценивания неопределенностей, обусловленных сложными моделями и шумом с изменяющимися характеристиками. Например, в условиях загруженных городских перекрестков, высотной застройки, а также интенсивного движения пешеходов и автомобилей решение задач навигации транспортных средств будет затруднено. Навигационная система транспортного средства должна определять его местоположение и ориентацию в реальном времени с учетом окружающей среды. В связи с этим необходимо исследовать метод оценки состояния навигационной системы, способной адаптироваться к сложной обстановке. Многоальтернативное оценивание на основе гибридной системы является эффективным адаптивным методом, который особенно подходит для системы, чья структура или параметры изменяются во времени [1, 2]. Широко изучалось применение этого подхода для слежения за маневрирующим объектом, распознавания изображений, диагностики неисправностей, навигации [3–6] и др. Основная идея алгоритма многоальтернативной фильтрации заключается в построении множества моделей для аппроксимации сложного меняющегося во времени или нелинейного процесса, когда математические модели объекта и внешних воздействий не полностью достоверны или модели изменяются, с тем чтобы характеристики системы, проанализированные в условиях моделирования, могли сохраняться или аппроксимироваться до оптимальных [7, 8]. В [9] описывается алгоритм взаимосвязанной многоальтернативной фильтрации с марковским коэффициентом переключения на базе обобщенного псевдобайесовского алгоритма (GPB) – один из наиболее распространенных методов многоальтернативной фильтрации. В методе взаимосвязанной многоальтернативной фильтрации используется технология управления процессом формирования гипотез, что дает преимущество обобщенным псевдобайесовским алгоритмам первого порядка (GPB1) с небольшой вычислительной сложностью и второго порядка (GPB2) с высокой точностью оценки. Алгоритм IMM считается одной из наиболее эффективных гибридных схем оценивания [10].

Разница между ним и традиционными методами оценки стохастических систем состоит в том, что вероятность переключения модели, представляющая ее вес, передается с помощью цепи Маркова. Вероятность перехода модели определяется априорной марковской переходной вероятностью и измерительной информацией. Результирующая оценка вектора состояния формируется перед каждым следующим шагом фильтрации путем вычисления средневзвешенного оценок, полученных с помощью фильтров каждой модели, где веса определяются вероятностью соответствующих моделей. Таким образом каждый фильтр влияет на общий результат оценивания. На практике алгоритм IMM реагирует на изменение режима работы системы с определенной задержкой, обусловленной дискретностью решения задачи фильтрации. В [11] отмечается, что вероятность переключения модели в алгоритме IMM зависит от исходных данных, а не от информации, полученной в текущий момент, а параметры фильтрации, выбранные на основе априорной информации, являются компромиссом между динамичностью переключения режимов и стабильностью при отсутствии

переключений. В [12] рассматривается метод, с помощью которого в реальном времени определяется вероятность перехода модели на основе текущих измерений, что позволяет скомпенсировать недостаточные исходные данные и повысить эффективность алгоритма. В действительности изменение в структуре смешанной системы является фактором причинно-следственной взаимосвязи событий. Обычные методы многоальтернативной фильтрации могут быть описаны с помощью графовой вероятностной модели – байесовской сети (BN). В работе [13] отмечается, что можно представить гибридную систему с более широким набором переменных в виде байесовских сетей, чтобы более четко и наглядно показать взаимосвязь между разнородной информацией и результатом интеграции разноуровневых данных.

В условиях сложной среды, длительной эксплуатации, а также по причине жестких требований к надежности и точности позиционирования беспилотных транспортных средств трудно обеспечить соответствующие характеристики навигационных систем, оснащенных одним датчиком. В целом это подтверждает необходимость сочетать несколько различных навигационных методов [14–16]. Как правило, все параметры фильтра, применяемого в интегрированной навигационной системе, полагаются неизменными [17–22]. Тем не менее трудно точно описать шум из-за помех экранирования, неравномерного изменения окружающей обстановки (тротуары, подъемы) и маневрирования объекта [23–25]. Шум возмущения и шум измерений считаются параметрами модели.

В настоящей работе предложен метод многоальтернативной фильтрации для оценки состояния интегрированной навигационной системы. Выходные данные системы, содержащей три одноосных акселерометра и три одноосных гироскопа, были выбраны в качестве характеристических переменных для построения байесовской сети. Для определения вероятности перехода модели в текущий момент времени в алгоритме многоальтернативной фильтрации использовались параметры сети и априорная информация. В итоге такие проблемы, как задержка переключения режима и снижение точности вычисляемой алгоритмом IMM оценки, вызванные недостаточными исходными данными, были решены, что, в свою очередь, повысило эффективность интегрированной навигационной системы при маневрировании беспилотных транспортных средств.

2. Алгоритм взаимосвязанной многоальтернативной фильтрации на основе BN

2.1. Байесовская сеть

BN, которая также может называться байесовской причинно-следственной сетью, была создана в ходе исследований в области искусственного интеллекта. Это тип статистической модели, представляющей собой набор переменных и их вероятностных зависимостей, выражаемых через направленный ациклический граф. В частности, можно сказать, что BN сочетает в себе теорию вероятностей и теорию графов [26–28] и использует в комбинации качественное и количественное представление, включая конфигурацию сети и ее параметры. С помощью BN можно представить отношения вероятностной зависимости и условной независимости между узлами сети, модель обладает четкими причинно-следственными и независимыми семантическими характеристиками. Параметры сети обозначают условное вероятностное

распределение каждого узла внутри сети, т.е. отображают количественные данные в модели. Количественные показатели зависимости между узлом и узлами-родителями показывают уровень неопределенности узлов в сети.

Определение 1.1. Байесовская сеть [13] – это двоичный массив $(\mathbf{G}, \theta)$, заданный на множестве переменных $U = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, где $\mathbf{G} = \langle V, E \rangle$ – направленный ациклический граф, выражающий вероятностную зависимость между переменными X_i во множестве переменных X ; $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ – условное вероятностное распределение, репрезентирующее каждый узел X_i в сети относительно множества его узлов-родителей $Pa(X_i)$, что является количественным представлением степени вероятностной зависимости между узлами-родителями и дочерними узлами.

Данные в BN представляются с учетом условной независимости переменных. Такой подход позволяет разложить совместное распределение в произведение условных распределений вероятностей, где каждый узел X_i в сети зависит от своих узлов-родителей $Pa(X_i)$. Это существенно уменьшает сложность представления и извлечения данных. Совместное распределение вероятности байесовской сети запишем следующим образом:

$$P(U) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)). \quad (1)$$

С помощью BN можно не только выполнить вероятностное моделирование соотношения зависимостей различных характеристических событий, соответствующих переменным, но и показать соотношение временных последовательностей между параметрами, чтобы объединить результаты наблюдений в единую вероятностную модель. Таким образом, BN очень подходят для сложных систем с временными зависимостями для многокомпонентного моделирования и позволяют точно отслеживать маневренность системы и ее изменчивость во времени.

2.2. Описание теоретических методов графов для многоальтернативного оценивания

При многоальтернативном оценивании корреляцию между событиями обозначают скрытые узлы в BN. При этом вероятность переключения моделей зависит от причинно-следственной связи между предыдущей и настоящей структурой системы и распространяется на набор параметров BN, посредством которых можно описать не только мутацию структуры системы, но и корреляцию между узлами и их причинно-следственную связь. Таким образом, комбинация BN и метода многоальтернативного оценивания позволяет усовершенствовать процесс обновления вероятностей моделей в алгоритме IMM. Полученная вероятность модели позволяет более четко описать внутреннюю взаимосвязь между преобразованиями моделей.

2.3. Алгоритм BN-IMM

Предположим, что сложная система с переменными параметрами аппроксимируется набором моделей $\mathbf{M}$, содержащим r моделей, и m_k – это текущая достоверная модель в момент времени k . Дискретная форма рассматриваемой системы может быть математически представлена как [11, 29]

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}(\mathbf{m}_k) \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{w}_k(\mathbf{m}_k) \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k(\mathbf{m}_k) \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k(\mathbf{m}_k) \end{cases} \quad (2)$$

При поступлении нового измерения $\mathbf{z}_k$ вектор состояния $\mathbf{x}_k$ получают из одношагового уравнения прогноза на основе вектора состояния для последнего момента $\mathbf{x}_{k-1}$ и переходной матрицы состояния $\mathbf{F}_{k-1}$. Переменная $\mathbf{F}_k$ обозначает матрицу шума возмущения, $\mathbf{H}_k$ – матрицу измерений, $\mathbf{w}_k$ и $\mathbf{v}_k$ – независимые друг от друга шумы возмущения и измерений с гауссовским распределением и нулевым средним.

Алгоритм BN-IMM имеет такую же структуру, что и алгоритм IMM. Разница состоит в том, что в предлагаемом методе вероятность BN вводится в процесс вычисления вероятности модели. Структура BN-IMM показана на рис. 1.

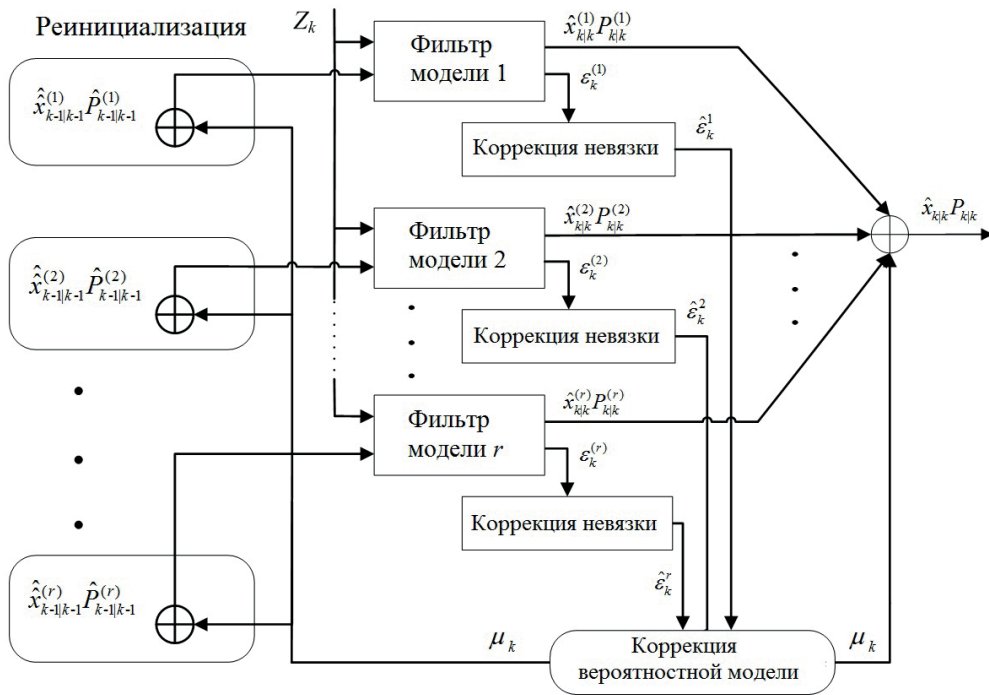


Рис. 1. Структура алгоритма BN-IMM

Алгоритм можно разбить на четыре этапа.

1. Реинициализация. Считается, что оптимальные согласованные модели в моменты времени $k-1$ и k – это m_{k-1}^i и m_k^j соответственно. Начальное состояние в момент k можно получить путем объединения оценок состояния всех фильтров моделей в момент $k-1$, как описано ниже.
 - а) Комбинация вероятностей. Начальная комбинация вероятностей моделей в момент k отражает правдоподобие того, что система находится в определенном состоянии (описываемом соответствующей моделью). Эта комбинация обусловлена знанием конструкции системы и априорным знанием вероятностей всех моделей в момент времени $k-1$. Ее можно вычислить путем умножения вероятности модели в момент $k-1$ на априорную марковскую переходную вероятность π_{ji} .

$$\pi_{ji} = P\{m_k^j | m_{k-1}^i\}, m^i, m^j \in M, \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^r \pi_{ji} = 1, j = 1 \sim r.$$

$$\mu_{k-1|k-1}^{i,j} = \frac{\pi_{ji} \mu_{k-1}^i}{\sum_{j=1}^r \pi_{ji} \mu_{k-1}^i}. \quad (4)$$

б) Смешение моделей. Для $j = 1, 2, \dots r$ моделей реинициализируем матрицу состояний и матрицу ковариаций:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i \mu_{k-1|k-1}^{i,j}, \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^r \mu_{k-1|k-1}^{i,j} \left\{ \mathbf{P}_{k-1|k-1}^i + \left[\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j \right] \left[\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j \right]^T \right\}. \quad (6)$$

2. Фильтрация. После получения нового наблюдения $\mathbf{Z}_k$ оценка состояния корректируется в соответствии с вычисленным на этапе реинициализации вектором состояния и матрицей ковариации.

а) Одношаговый прогноз состояния. Для всех фильтров моделей можно найти соответствующую оценку состояния и ковариации:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1}^j \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j + \mathbf{F}_{k-1}^j \bar{\mathbf{w}}_{k-1}^j, \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^j = \mathbf{F}_{k-1}^j \hat{\mathbf{P}}_{k-1|k-1}^j (\mathbf{F}_{k-1}^j)^T + \mathbf{F}_{k-1}^j \mathbf{Q}_{k-1}^j (\mathbf{F}_{k-1}^j)^T. \quad (8)$$

б) Рассчитаем невязку и матрицу ковариаций невязок для $j=1, 2, \dots r$:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k^j = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k^j \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j, \quad (9)$$

$$\mathbf{S}_k^j = \mathbf{H}_k^j \mathbf{P}_{k|k-1}^j (\mathbf{H}_k^j)^T + \mathbf{R}_k^j. \quad (10)$$

Определим соответствие функции правдоподобия m_k^j :

$$\Lambda_k^j = N[\boldsymbol{\varepsilon}_k^j; 0, \mathbf{S}_k^j] = \left[(2\pi)^n |\mathbf{S}_k^j| \right]^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\boldsymbol{\varepsilon}_k^j)^T (\mathbf{S}_k^j)^{-1} \boldsymbol{\varepsilon}_k^j \right\}. \quad (11)$$

в) Коррекция. Для $j = 1, 2, \dots r$ матрица коэффициентов усиления, корректировка оценки состояния и матрица ковариаций погрешностей оценки состояния могут быть вычислены по формулам:

$$\mathbf{K}_k^j = \mathbf{P}_{k|k-1}^j (\mathbf{H}_k^j)^T (\mathbf{S}_k^j)^{-1}, \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j + \mathbf{K}_k^j \boldsymbol{\varepsilon}_k^j, \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^j = \mathbf{P}_{k|k-1}^j - \mathbf{K}_k^j \mathbf{S}_k^j (\mathbf{K}_k^j)^T. \quad (14)$$

3. Коррекция вероятности модели. Предполагается отдельная коррекция вероятности модели с использованием многоальтернативного метода и байесовской сети. Затем рассчитывается уточненная вероятность модели с использованием взвешенной суммы полученных результатов от многоальтернативного метода и байесовской сети.

- а) Коррекция вероятности модели с использованием многоальтернативного метода. Для этого используются невязка ε_k^j , матрица ковариаций невязок S_k^j , вычисленная на шаге (2), и обобщенная вероятность, полученная на шаге (1):

$$\mu_k^j |_{MM} = P\{m_k^j | z^k\} = \frac{\Lambda_k^j \sum_{j=1}^r \pi_{ji} \mu_{k-1|k-1}^{i,j}}{\sum_{i=1}^r \Lambda_k^j \sum_{j=1}^r \pi_{ji} \mu_{k-1|k-1}^{i,j}}. \quad (15)$$

- б) Коррекция вероятности модели с использованием байесовской сети. Согласно определению 1.1, вероятность байесовских сетей корректируется за счет включения условной вероятности $Pa(X_\tau)$ всех узлов-родителей, связанных с переменной X_τ ($\tau=1, 2, \dots, \varsigma$):

$$\mu_k^j |_{BN} = \prod_{\tau=1}^{\varsigma} P(X_\tau | Pa(X_\tau)). \quad (16)$$

- в) Полученные выше вероятности моделей суммируются заданными весовыми коэффициентами η и нормируются для получения новых уточненных вероятностей моделей:

$$\mu_k^j = \eta \mu_k^j |_{MM} + (1 - \eta) \mu_k^j |_{BN}, \quad (17)$$

$$\mu_k^j = \frac{\mu_k^j}{\sum_{j=1}^r \mu_k^j}. \quad (18)$$

4. Взаимодействие на выходе. Оценки, вычисленные каждым субфильтром, суммируются в соответствии с вероятностями переключения моделей, рассчитанными на шаге (3). Окончательная оценка состояния $\hat{x}_{k|k}$ и матрица ковариации $P_{k|k}$ определяются следующим образом:

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{j=1}^r \hat{x}_{k|k}^j \mu_k^j, \quad (19)$$

$$P_{k|k} = \sum_{j=1}^r \mu_k^j \left[P_{k|k}^j + (\hat{x}_{k|k} - \hat{x}_{k|k}^j)(\hat{x}_{k|k} - \hat{x}_{k|k}^j)^T \right]. \quad (20)$$

3. Применение интегрированной навигационной системы с BN на беспилотных транспортных средствах

На этапе корректировки вероятности модели в алгоритме IMM получаем вероятность переключения моделей, показывающую степень соответствия модели фильтрации и текущего режима. Этот метод идентификации структуры системы отличается сравнительно низким быстродействием, что приводит к задержке переключения моделей и снижает точность оценивания при изменении структуры системы. Таким образом, основываясь на методе многоальтернативной фильтрации, мы рассматриваем введение параметров движения, имеющих причинно-следственную связь с моделью системы и используемых в ее прогнозировании. В интегрированной навигационной системе беспилотного транспортного средства точный прогноз текущего состояния маневрирования полезен для навигации и позиционирования, причем при движении объекта с фиксированной или равномерной скоростью шум датчика невелик. При ускорении или маневре возрастает уровень механических вибраций, электромагнитных помех и погрешности из-за отстояния инерциального

измерительного модуля (ИИМ) от центра масс объекта, что приводит к снижению точности системы. Спровоцированные упомянутыми выше факторами погрешности аппроксимируем гауссовским белым шумом, эквивалентные характеристики которого получим в ходе экспериментов. Параметры маневрирования беспилотного транспортного средства можно использовать для определения частоты оборотов двигателя носителя, изменения крутящего момента и выходных сигналов датчиков.

В бесплатформенной инерциальной навигационной системе (БИНС), оборудованной инерциальным измерительным модулем с тремя одноосными акселерометрами и тремя одноосными гироскопами, выходные сигналы гироскопов и акселерометров привлекаются в качестве переменных X , описанных в определении 1.1. Если выходной сигнал по любой оси акселерометра превышает пороговое значение λ_e , а выходной сигнал гироскопа не достигает порогового значения λ_b , считается, что носитель находится в режиме слабого маневрирования 2. Если выходной сигнал по любой оси гироскопа превышает пороговое значение λ_b , это означает, что носитель находится в режиме сильного маневрирования 3. Если выходной сигнал по каждой оси гироскопа и акселерометра меньше порогового значения, будем полагать, что носитель находится в относительно стабильном состоянии (режим 1). В результате формируется BN (рис. 2), в основном состоящая из пяти узлов, которые содержат выходной сигнал акселерометра, превышающий пороговое значение λ_e (E), выходной сигнал гироскопа, превышающий пороговое значение λ_b (B), режим 1 (M_1), режим 2 (M_2) и режим 3 (M_3). Каждый узел имеет два состояния – 1 и 0, т.е. «да» и «нет» соответственно.

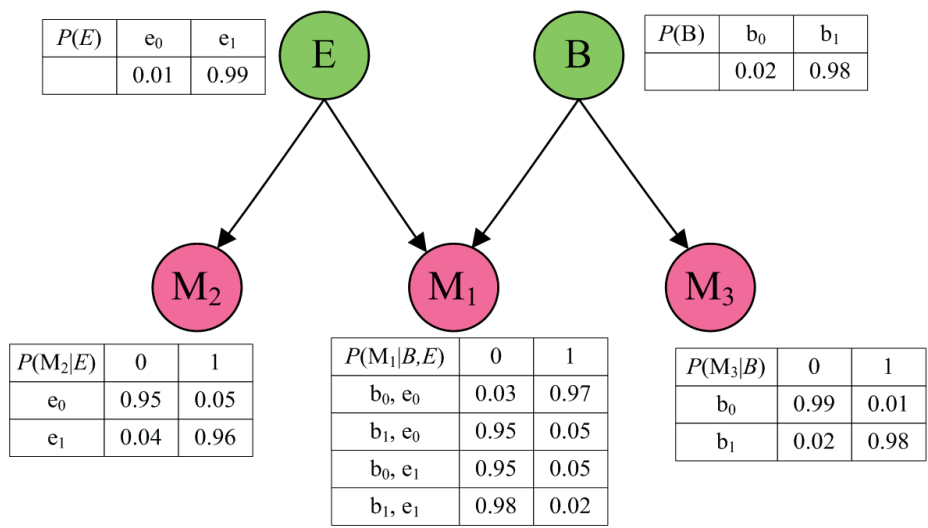


Рис. 2. Байесовские сети для БИНС

BN описывает причинно-следственные связи в интегрированной навигационной системе. Если выходной сигнал по оси акселерометра больше порогового значения λ_e , то вероятность проявления M_2 составляет 0,96. Если выходной сигнал по оси гироскопа выше порогового значения λ_b , то возникает событие B , т.е. вероятность того, что носитель находится в режиме поворота M_3 , равна 0,98. В отсутствие обоих событий – E и B – вероятность того, что носитель находится в стационарном состоянии (режим M_1), была 0,97. В реальной системе для идентификации состояния маневрирования носителя

можно использовать больше переменных, а результат идентификации – это вероятность BN. За счет введения вероятности BN в алгоритм многоальтернативного оценивания в соответствии с методом, описанным в разделе 2.3, и усовершенствования процесса корректировки вероятности модели можно расширить алгоритм многоальтернативного оценивания до обобщенного подхода с использованием BN.

4. Интегрированная навигационная система, состоящая из БИНС, приемника GPS и одометра

БИНС, в состав которой входят гироскопы и акселерометры, закрепляется непосредственно на носителе. Гироскопы измеряют угловую скорость носителя соответственно в инерциальной системе координат. Вычисление матрицы ориентации БИНС эквивалентно моделированию математической платформы, которую можно задействовать в качестве системы отсчета для навигационного решения. На основе этого бортовой компьютер обрабатывает данные об ориентации, скорости и координатах носителя, что позволяет решить навигационную задачу. По мере постепенного накапливания погрешностей измерений акселерометра и гироскопа в ходе интегральных вычислений погрешность определения местоположения с помощью указанного решения также будет постепенно возрастать. Приемники GPS обрабатывают радиоэлектромагнитные сигналы, полученные от нескольких спутников, для обеспечения потребителей высокоточными данными о местоположении и скорости. Для расчета координат обычно необходимо как минимум четыре доступных спутника, однако по причине затенений, например из-за высоких зданий и деревьев, в зоне видимости транспортных средств их оказывается меньше. В связи с этим трудно осуществлять навигацию без сбоев только за счет сигналов GPS.

Одометр с колесным энкодером предназначен для определения относительной скорости транспортного средства. В отличие от БИНС одометр измеряет скорость напрямую и с более высокой точностью, хотя его применение ограничено.

Интегрированная система, состоящая из БИНС, приемника GPS и одометра, сочетает в себе преимущества всех этих устройств, что позволяет ей обеспечивать более точное навигационное решение и позиционирование. На коротких промежутках времени БИНС вырабатывает данные с большей стабильностью, тогда как на длительных интервалах превосходство в этом отношении имеют GPS и одометр. В течение коротких временных периодов для выработки навигационного решения в системе БИНС/GPS/одометр используются высокочастотные выходные данные ИИМ. Когда в определенные моменты поступают данные GPS или одометра, погрешности, возникающие на коротких временных промежутках, компенсируются в ИИМ за счет комплексирования информации от нескольких датчиков.

Федеративный фильтр – это технология распределенной фильтрации, отличающаяся отказоустойчивостью и высокой надежностью. Входящие в его состав локальные субфильтры представляют собой фильтры Калмана [30]. Обобщенный фильтр Калмана и взаимосвязанный многоальтернативный фильтр также используются в качестве субфильтров для федеративного фильтра [31]. Для облегчения интеграции подсистем GPS и одометра и БИНС предлагается новый метод комплексирования данных нескольких датчиков, в основу которого положен принцип работы федеративного фильтра. Схема предложенного алгоритма приведена на рис. 3.

Данные наблюдений для интегрированной навигационной системы содержат выработанные приемником GPS радиусектор PGPS и вектор скорости V_{GPS} , рассчитанные в БИНС радиус-вектор P_{INS} и вектор скорости V_{INS} , а также вычисленный одометром вектор скорости V_{OD} . Данные от GPS и одометра оцениваются по отдельности и сравниваются с данными БИНС. Для объединения этих двух подсистем в федеративную систему комплексирования информации построены два независимых фильтра. Локальные фильтры для комплексирования отдельных измерителей и фильтр для глобального оптимального комплексирования объединяются в двухуровневую структуру, которая обеспечивает точность и надежность интегрированной системы.

Модель погрешности инерциальной навигационной системы рассчитывается на основе модели погрешности гироскопа и акселерометра. В качестве инерциальной (*i*) системы координат (СК) была выбрана геоцентрическая (ГСК), в качестве локальной навигационной СК (*n*) – географические координаты «восток–север–верх» (ВСВ), а в качестве СК, связанной с носителем (*b*), – географические координаты «право–перед–верх» (ППВ). Модель погрешности интегрированной навигационной системы построена в тех же СК.

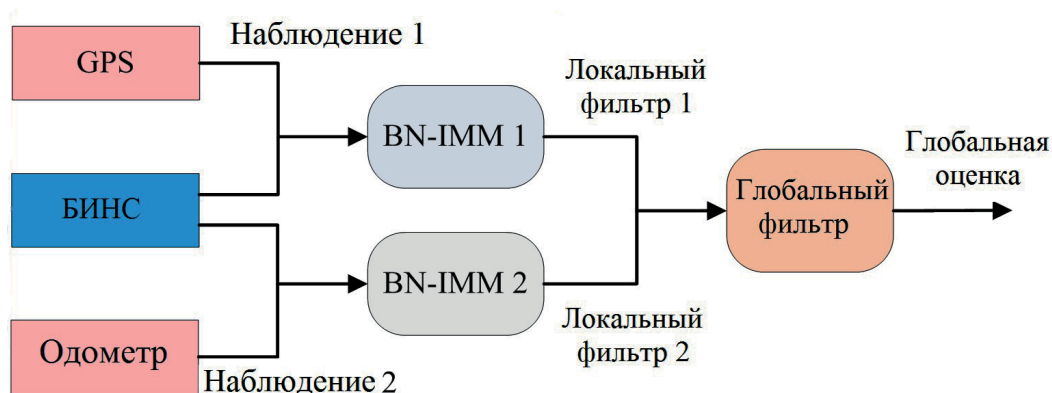


Рис. 3. Схема алгоритма комплексирования данных интегрированной навигационной системы

4.1. Локальная система оценивания БИНС/GPS

А. Модель погрешности системы

Если не учитывать погрешность, обусловленную гравитацией, погрешность определения угла ориентации БИНС полагается малой. Приближенные линейные уравнения погрешности БИНС можно получить путем объединения уравнения погрешностей определения угла ориентации, скорости и координат [32, 33]. Уравнение погрешности определения угла ориентации запишем как

$$\dot{\boldsymbol{\varphi}} = -\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times \boldsymbol{\varphi} + \delta\boldsymbol{\omega}_{in}^n - \delta\boldsymbol{\omega}_{ib}^n, \quad (21)$$

где $\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_E \quad \varphi_N \quad \varphi_U]^T$ – вектор погрешности определения углов ориентации; $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$ – угловая скорость вращения навигационной СК (*n*) относительно инерциальной (*i*);

$\delta\omega_{in}^n$ – погрешность определения угловой скорости вращения навигационной СК;
 $\delta\omega_{ib}^n$ – погрешность измерения гироскопа.

Уравнение погрешности определения скорости имеет вид:

$$\delta\dot{\mathbf{v}}^n = \mathbf{f}^n \times \boldsymbol{\Phi} - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta\mathbf{v}^n + \hat{\mathbf{v}}^n \times (2\delta\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \delta\boldsymbol{\omega}_{en}^n) + \delta\mathbf{f}^n, \quad (22)$$

где $\delta\mathbf{v}^n = [\delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U]^T$ – погрешность определения скорости в навигационной СК; $\hat{\mathbf{v}}^n$ – расчетная скорость; $\mathbf{f}^n$ – кажущееся ускорение носителя в навигационной СК; $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ – угловая скорость вращения Земли в навигационной СК; $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ – угловая скорость вращения навигационной СК относительно Земли; $\delta\mathbf{f}^n$ – проекция на оси навигационной СК рассогласования между кажущимся ускорением, измеренным акселерометром, и истинным.

Уравнение погрешности позиционирования БИНС представим следующим образом:

$$\delta\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \delta\dot{L} \\ \delta\dot{\lambda} \\ \delta\dot{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_M + h} \delta v_N^n - \frac{v_N^n}{(R_M + h)^2} \delta h \\ \frac{\sec L}{R_N + h} \delta v_E^n + \frac{v_E^n \sec L \cdot \tan L}{R_N + h} \delta L - \frac{v_E^n \sec L}{(R_M + h)^2} \delta h \\ \delta v_U^n \end{bmatrix}, \quad (23)$$

где δL , $\delta\lambda$, δh – погрешности позиционирования по широте, долготе и высоте соответственно; R_M – радиус кривизны Земли по меридиану; R_N – радиус кривизны Земли по главному вертикалу. Чтобы упростить процесс вычислений, погрешности, возникающие при калибровке и установке гироскопа и акселерометра, исключаются из расчетов. Кроме того, погрешность измерения ускорения рассматривается как комбинация систематической погрешности и гауссовского белого шума. Аналогичным образом погрешность определения угловой скорости состоит из гауссовского белого шума и погрешности гироскопа, которая является случайно выбранной постоянной величиной. Уравнение состояния системы [34] имеет вид:

$$\dot{\mathbf{X}}_1(t) = \mathbf{F}_1(t) \mathbf{X}_1(t) + \mathbf{W}_1(t), \quad (24)$$

где $\mathbf{X}_1$ – вектор состояния БИНС; $\mathbf{F}_1$ – переходная матрица состояний; $\mathbf{W}_1$ – шум возмущения с $\mathbf{Q}_1$ – соответствующей матрицей ковариаций. Вектор состояния $\mathbf{X}_1$ выразим так:

$$\mathbf{X}_1 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}^T & \delta\mathbf{v}^{nT} & \delta\mathbf{P}^T & \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} & \nabla^{bT} \end{bmatrix}^T, \quad (25)$$

где $\boldsymbol{\varepsilon}$ и ∇ – случайное смещение нуля гироскопа и акселерометра соответственно.

В. Модель погрешности наблюдений

Одна из локальных подсистем построена по слабосвязанной интегрированной схеме БИНС/GPS. Модель погрешности прогноза определяется на основе разницы между навигационным решением БИНС и данными GPS [35]. Модель погрешности измерений слабосвязанной системы БИНС/GPS выразим следующим образом:

$$\mathbf{Z}_1(t) = \begin{bmatrix} v_{SINSE}(t) - v_{GPSE}(t) \\ v_{SINSN}(t) - v_{GPSN}(t) \\ v_{SINSU}(t) - v_{GPSU}(t) \\ L_{SINS}(t) - L_{GPS}(t) \\ \lambda_{SINS}(t) - \lambda_{GPS}(t) \\ h_{SINS}(t) - h_{GPS}(t) \end{bmatrix} = \mathbf{H}_1(t) \mathbf{X}_1(t) + \mathbf{V}_1(t), \quad (26)$$

где матрица наблюдений $\mathbf{H}_1(t)$ может быть представлена в виде

$$\mathbf{H}_1(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{3 \times 6} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \end{bmatrix}.$$

Вектор $([v_{SINSE} \ v_{SINSN} \ v_{SINSU}]^T)$ описывает проекции рассчитанной в БИНС скорости по трем осям в навигационной СК «восток–север–верх», вектор $([v_{GPSE} \ v_{GPSN} \ v_{GPSU}]^T)$ – проекции скорости, измеренной по трем осям приемником GPS. Вектор $([L_{SINS} \ \lambda_{SINS} \ h_{SINS}]^T)$ содержит трехмерные координаты, полученные от БИНС, а $([L_{GPS} \ \lambda_{GPS} \ h_{GPS}]^T)$ – трехмерные координаты, выработанные приемником GPS; $\mathbf{V}_1(t)$ – вектор шумов измерений с матрицей ковариаций $\mathbf{R}_1$.

4.2. Локальная система БИНС/одометр

Альтернативная локальная подсистема состоит из БИНС и одометра и представляет собой систему счисления, которая определяет относительное местоположение транспортного средства с помощью данных ИИМ об ориентации и измерений одометра. В частности, одометр вычисляет расстояние в виде приращений, пройденное движущимся объектом за короткое время. Алгоритм счисления пути позволяет скорректировать данные о местоположении и ориентации. Исходя из того что связанная с корпусом носителя СК (b) принимается как СК одометра, измеренную им скорость объекта можно выразить формулой

$$\mathbf{v}_{D|k}^n = \mathbf{C}_{Db|k}^n [0 \quad \Delta S_k / T_D \quad 0]^T, \quad (27)$$

где $\mathbf{v}_{D|k}^n$ – вектор пространственной скорости в момент времени t_k ; $\mathbf{C}_{Db|k}^n$ – матрица ориентации, связывающая СК носителя с навигационной СК в момент времени t_k ; ΔS_k – приращение расстояния, зафиксированное одометром за период однократной выборки T_D . С учетом погрешностей масштабного коэффициента и матрицы ориентации измеренная скорость $\hat{\mathbf{v}}_D^n$ примет вид:

$$\hat{\mathbf{v}}_D^n = \hat{\mathbf{C}}_{Db}^n \hat{\mathbf{v}}_D^b = \mathbf{C}_n' \mathbf{C}_{Db}^n (1 + \delta k_D) \mathbf{v}_D^b = (\mathbf{I} - (\boldsymbol{\Phi}_D \times)) \mathbf{C}_{Db}^n (1 + \delta k_D) \mathbf{v}_D^b, \quad (28)$$

где $\mathbf{C}_{Db}^n$ – матрица ориентации, вычисляемая в БИНС в реальном времени; $\hat{\mathbf{v}}_D^b$ – скорость, измеренная в СК объекта; $\mathbf{v}_D^b$ – оптимальная скорость в СК объекта; δk_D – погрешность масштабного коэффициента одометра; $\boldsymbol{\Phi}_D \times$ – кососимметричная матрица углов рассогласования в навигационной СК, рассчитанная по данным БИНС. Исключим из уравнения (28) произведение погрешностей, тогда

$$\hat{\mathbf{v}}_D^n = \mathbf{v}_D^n + \delta k_D \mathbf{v}_D^b - (\boldsymbol{\Phi}_D \times) \mathbf{v}_D^b, \quad (29)$$

где $\mathbf{v}_D^n = \mathbf{C}_{Db}^n [0 \quad v_D \quad 0]^T$, v_D – скорость движущегося объекта в СК носителя. Вычитая $\mathbf{v}_D^n$ из обеих частей уравнения (29), получаем

$$\delta \mathbf{v}_D^n = \delta k_D \mathbf{v}_D^n - (\boldsymbol{\phi}_D \times) \mathbf{v}_D^n, \quad (30)$$

где $\delta \mathbf{v}_D^n$ – это $\hat{\mathbf{v}}_D^n - \mathbf{v}_D^n$.

Уточним местоположение объекта, определенное с использованием одометра, в трехмерной СК:

$$\begin{cases} L_{D|k} = L_{D|k-1} + \frac{\Delta S_{DN|k}}{R_M + h_{D|k}}, \\ \lambda_{D|k} = \lambda_{D|k-1} + \frac{\Delta S_{DE|k} \sec L_{D|k-1}}{R_N + h_{D|k-1}}, \\ h_{D|k} = h_{D|k-1} + \Delta S_{DU|k}, \end{cases} \quad (31)$$

где $L_{D|k}$, $\lambda_{D|k}$ и $h_{D|k}$ – координаты в трехмерной СК, вычисленные с помощью алгоритма счисления пути в момент времени k ; $\Delta S_{DE|k}$, $\Delta S_{DN|k}$ и $\Delta S_{DU|k}$ – приращение расстояния по данным одометра в восточном, северном и вертикальном направлениях соответственно. Уравнение погрешности определения координат в системе счисления пути по данным одометра имеет вид:

$$\delta \dot{\mathbf{P}}_D = \mathbf{M}_{D1} (\mathbf{v}_D^n \times) \boldsymbol{\phi}_D + \mathbf{M}_{D2} \delta \mathbf{P}_D + \mathbf{M}_{D1} \mathbf{v}_D^n \delta k_D, \quad (32)$$

где

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_D^n &= [v_{DE} \quad v_{DN} \quad v_{DU}]^T, \\ \delta \mathbf{P}_D &= [\delta L_D \quad \delta \lambda_D \quad \delta h_D]^T. \end{aligned}$$

Матрицы $\mathbf{M}_{D1}$ и $\mathbf{M}_{D2}$ можно рассчитать по формулам:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{D1} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 / (R_M + h_D) & 0 \\ \sec L_D / (R_N + h_D) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{M}_{D2} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & -v_{DN} / (R_M + h_D)^2 \\ v_{DE} \sec L_D \tan L_D / (R_N + h_D) & 0 & -v_{DE} \sec L_D / (R_N + h_D)^2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Уравнение погрешности определения ориентации системой счисления пути одометра выводится из уравнения погрешности определения ориентации БИНС:

$$\dot{\boldsymbol{\phi}}_D = [\mathbf{M}_{D3} (\mathbf{v}_D^n \times) - (\boldsymbol{\omega}_m^n \times)] \boldsymbol{\phi}_D + \mathbf{M}_{D4} \delta \mathbf{P}_D + \mathbf{M}_{D3} \mathbf{v}_D^n \delta k_D - \mathbf{C}_{Db}^n \boldsymbol{\varepsilon}^b, \quad (33)$$

где $\boldsymbol{\varepsilon}^b$ – постоянная погрешность смещения нуля гироскопа. Матрицы $\mathbf{M}_{D3}$ и $\mathbf{M}_{D4}$ вычислим из соотношений:

$$\mathbf{M}_{D3} = \begin{bmatrix} 0 & -1/(R_M + h_D) & 0 \\ 1/(R_N + h_D) & 0 & 0 \\ \tan L_D / (R_N + h_D) & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{M}_{D4} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & v_{DN} / (R_M + h_D)^2 \\ -\omega_{ie} \sin L_D & 0 & -v_{DE} / (R_N + h_D)^2 \\ \omega_{ie} \cos L_D + v_{DE} \sec^2 L_D / (R_N + h_D) & 0 & -v_{DE} \tan L_D / (R_N + h_D)^2 \end{bmatrix}.$$

Учитывая вышеуказанное уравнение погрешности счисления (31) и уравнение погрешности БИНС, приведенное в разделе 4.1.А, модель локальной системы оценивания, комбинирующей данные БИНС и одометра, может быть представлена в виде матрицы

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}_2(t) = \mathbf{F}_2(t) \mathbf{X}_2(t) + \mathbf{W}_2(t) \\ \mathbf{Z}_2(t) = \mathbf{H}_2(t) \mathbf{X}_2(t) + \mathbf{V}_2(t) \end{cases} \quad (34)$$

где $\mathbf{F}_2(t)$ – переходная матрица состояния; $\mathbf{W}_2(t)$ и $\mathbf{V}_2(t)$ – векторы шума возмущения и шума измерений; $\mathbf{Q}_2$ и $\mathbf{R}_2$ – их матрицы ковариации; $\mathbf{X}_2$ – вектор состояния второй локальной подсистемы, который может быть записан как

$$\mathbf{X}_2 = [\delta \mathbf{P}^T \quad \delta \mathbf{v}^{nT} \quad \boldsymbol{\phi}^T \quad \boldsymbol{\varepsilon}^{bT} \quad \nabla^{bT} \quad \delta \mathbf{P}_D^T \quad \boldsymbol{\phi}_D^T \quad \delta k_D]^T. \quad (35)$$

Матрицу наблюдения $\mathbf{H}_2(t)$ выразим следующим образом:

$$\mathbf{H}_2(t) = \begin{bmatrix} 0 & v_{DU} & -v_{DN} & -v_{DE} \\ 0_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & 0_{3 \times 12} & -v_{DU} & 0 & v_{DE} & -v_{DN} \\ & & & v_{DN} & -v_{DE} & 0 & -v_{DU} \end{bmatrix}.$$

Параметры $\delta \mathbf{P}$, $\delta \mathbf{v}$ и $\boldsymbol{\phi}$ – погрешности БИНС при определении местоположения, скорости и ориентации соответственно; $\boldsymbol{\varepsilon}^b$ и ∇^b – постоянное смещение нуля гироскопа и акселерометра; $\delta \mathbf{P}_D^T$ и $\boldsymbol{\phi}_D^T$ – погрешности определения местоположения и ориентации системой счисления пути; δk_D – масштабный коэффициент одометра.

Разница между выработанными БИНС и одометром значениями скорости используется в уравнении измерений:

$$\mathbf{Z}_2 = [v_{SE} - v_{DE} \quad v_{SN} - v_{DN} \quad v_{SU} - v_{DU}]^T. \quad (36)$$

Вектор $[v_{SE} \quad v_{SN} \quad v_{SU}]^T$ обозначает скорость, вычисленную БИНС, а вектор $[v_{DE} \quad v_{DN} \quad v_{DU}]^T$ – скорость, измеренную одометром. Все величины определяются в навигационной СК, где нижние индексы E , N и U – это проекции по осям направлений на восток, север и вверх соответственно.

4.3. Комплексирование глобальной информации

Как было описано в разделе 2, обе подсистемы – БИНС/GPS и БИНС/одометр – используют выходные данные БИНС в качестве эталонных, поэтому выходные данные гироскопа и акселерометра в составе БИНС служат переменными, с помощью

которых определяется текущее состояние маневра движущегося объекта. Посредством алгоритма BN-IMM оцениваются обе подсистемы, после чего полученные оценки комплексируются в общем фильтре. Хотя этот общий федеративный фильтр и не позволяет получить оптимальную оценку, он обеспечивает стабильность даже в случае отказа системы GPS или одометра. Настройки локальных фильтров дают возможность минимизировать потерю точности при общем оценивании [36].

Одинаковые компоненты $\hat{X}_{ilk}^{com} = [\varphi_i^T \quad \delta v_i^{nT} \quad \delta P_i^T \quad \varepsilon_i^{bT} \quad \nabla_i^{bT}]^T$ ($i=1,2$) оценок состояния $\hat{X}_1$ и $\hat{X}_2$ в двух локальных фильтрах взвешиваются и комплексируются. Вес каждого компонента уточняется в соответствии с диагональными элементами p_{iilk} ($i=1,2$) в матрицах дисперсии погрешности P_{ilk} ($i=1,2$) двух локальных фильтров таким образом, чтобы получить общую оценку $\hat{X}_{gk}^{com}$, благодаря чему непрерывно поддерживается стабильность [37]:

$$\hat{X}_{gk}^{com} = P_{gk} \sum_{i=1}^2 P_{iilk}^{-1} \hat{X}_{ilk}^{com}, \quad (37)$$

$$P_{gk} = \left(\sum_{i=1}^2 P_{iilk}^{-1} \right)^{-1}. \quad (38)$$

В режиме работы без перезапуска федеративного фильтра Калмана общий фильтр не предназначен для сохранения информации о состоянии подсистемы, а локальный фильтр поддерживает всеохватывающую локальную информацию для соответствующих подсистем. Такого рода федеративный фильтр характеризуется заметной отказоустойчивостью, что позволяет эффективно обнаруживать и устранять неисправности благодаря независимой работе локальных фильтров. При наличии сигналов GPS для калибровки ИИМ и одометра задействуется процедура комплексирования. Если же сигналы GPS отсутствуют, первый локальный фильтр отключается и навигация осуществляется в инерциальном режиме с опорой на данные одометра до тех пор, пока не восстановится связь с системой GPS.

5. Эксперименты и результаты

Чтобы оценить эффективность предложенной схемы, была построена и испытана интегрированная навигационная система, состоящая из БИНС, приемника GPS и одометра (рис. 4).



Рис. 4. Натурные испытания системы, установленной на автомобиле

Недорогой ИИМ был размещен в центре движущегося объекта (автомобиля), антенна и приемник GPS – на крыше, а оптический одометр – в задней части. Установленная в середине автомобиля интегрированная система БИНС/GPS навигационно-

го класса точности обеспечивала выработку точных контрольных данных. Частота выработки данных в ИИМ составляла 200 Гц. Измерения скорости одометром, информация о координатах и скорости, полученные от устройств GPS, а также контрольные значения координат, скорости и углового положения, поступающие от системы БИНС/GPS навигационного класса точности, сохранялись в файл с частотой выборки 1 Гц для удобства последующего анализа и обработки полученных данных.

Исходные данные инерциальной навигации, собранные от двух ИИМ, были предварительно обработаны в MATLAB. Натурные эксперименты проводились в соответствии с указанными настройками на дорогах в пригороде Пекина. В ходе испытаний автомобиль выполнял различные маневры: повороты, ускорение и замедление движения. Из-за сложных условий городской среды рабочие характеристики приемника GPS существенно ухудшились, главным образом по причине переотражений от зданий спутниковых сигналов, а также из-за их пропадания в высотной застройке. Далее результаты натурных испытаний сравнивались с данными, полученными с использованием федеративного обобщенного фильтра Калмана (ОФК), федеративного алгоритма IMM и предложенного авторами этой статьи федеративного метода BN-IMM.

Чтобы распознать шум с неизвестными или случайными статистическими характеристиками в реальной среде, очень важно задать в алгоритме фильтрации начальные значения матрицы ковариации шума возмущения, матрицы шума измерений и вероятности перехода модели. Вес каждой модели определяется по марковской переходной матрице в федеративном алгоритме фильтрации и алгоритме многоальтернативной фильтрации. Чем больше вес модели, тем она ближе к реальному сценарию и наоборот. Марковская переходная матрица уточняется по мере эволюции системы. Начальная вероятность марковского преобразования π_{ji} описывается следующим образом:

$$\pi_{ji} = \begin{cases} 0,95, i = j \\ (1-0,95)/2, i \neq j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, 3).$$

В федеративных фильтрах матрицы ковариации шума возмущения $\mathbf{Q}_1$ и $\mathbf{Q}_2$ считаются постоянными, а матрицы измерительного шума $\mathbf{R}_1$ и $\mathbf{R}_2$ – динамическими. В частности, в локальном фильтре БИНС/GPS установлена начальная матрица измерительного шума $\mathbf{R}_1 = \text{diag}[0,05 \text{ м/с } 0,05 \text{ м/с } 0,05 \text{ м/с } 10 \text{ м } 10 \text{ м } 10 \text{ м}]^2$. Кроме того, матрицы измерительного шума индивидуально задаются в трех параллельных субфильтрах в виде $\mathbf{R}_1$, $9\mathbf{R}_1$ и $25\mathbf{R}_1$. В локальном фильтре системы БИНС/одометр начальная матрица измерительного шума определена как

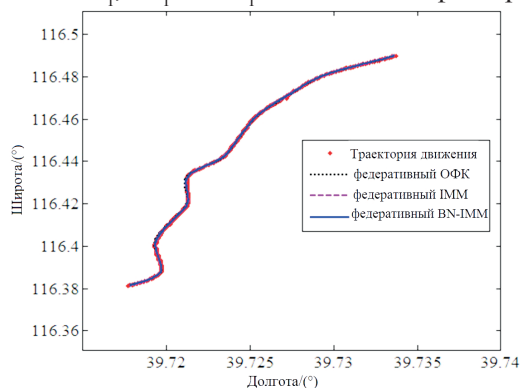


Рис. 5. Траектория движения в ходе натурных испытаний

как $\mathbf{R}_2 = \text{diag}[0,05 \text{ м/с } 0,05 \text{ м/с } 0,05 \text{ м/с}]^2$, а матрицы измерительного шума в трех параллельных субфильтрах – как $\mathbf{R}_2$, $4\mathbf{R}_2$ и $8\mathbf{R}_2$ соответственно. Для корректности сравнения с фильтром IMM в федеративный фильтр BN-IMM вводятся аналогичные условия. В федеративном ОФК матрицы измерительного шума для обоих фильтров заданы соответственно как $\mathbf{R}_1$ и $\mathbf{R}_2$.

На рис. 5 показаны траектория движения во время натурных испытаний и оценки местоположения, полученные с помощью

федеративного ОФК и федеративных алгоритмов IMM и BN-IMM. Выбранные данные представляют собой навигационные данные автомобиля, непрерывно движущегося по дороге в течение 600 с. На рис. 6 сопоставлены погрешности определения ориентации при помощи трех алгоритмов, на рис. 7 – погрешности определения скорости, а на рис. 8 – погрешности определения местоположения.

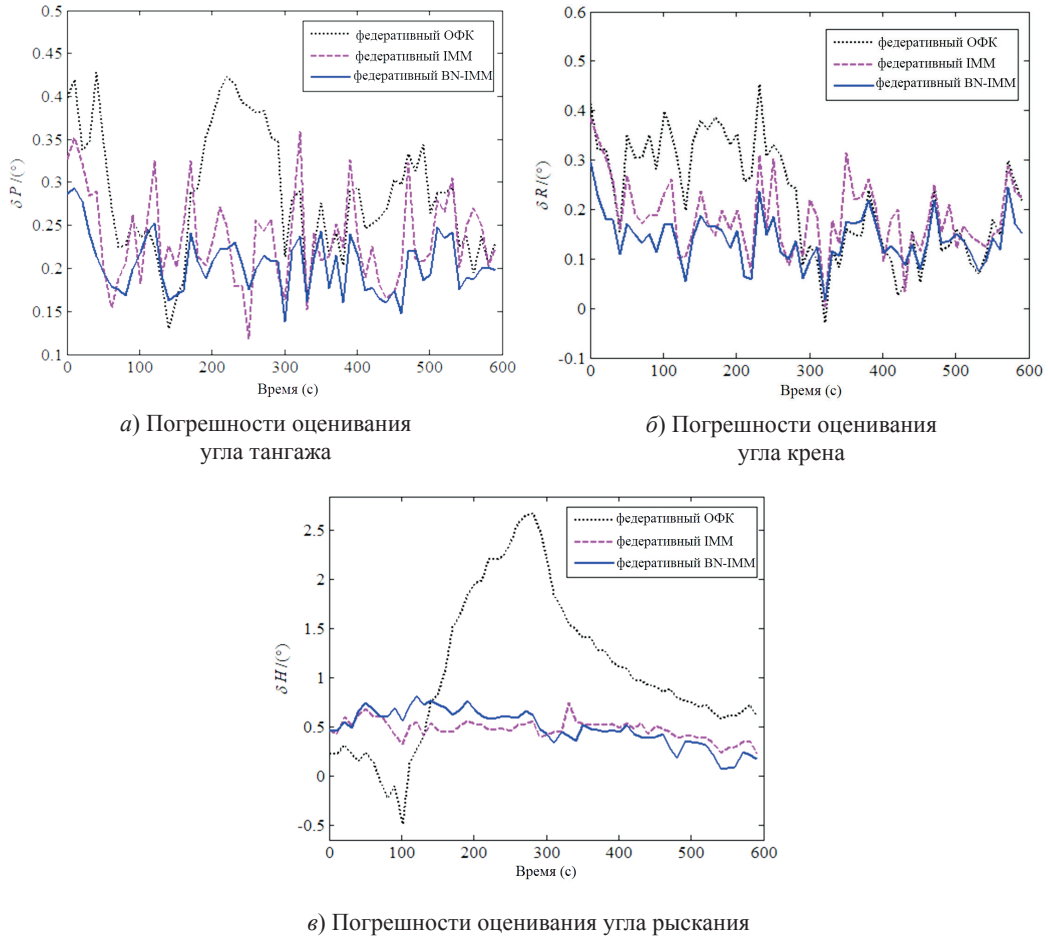


Рис. 6. Графики погрешности оценивания углов ориентации с помощью трех алгоритмов

Как следует из рис. 6, погрешности определения углов тангажа (рис. 6, а) и крена (рис. 6, б) быстро сходятся, при этом амплитуда значений погрешностей невелика и составляет около $0,2^\circ$. Погрешности оценивания угла тангажа посредством федеративного ОФК сравнительно большие и варьируются от 170 до 280 с. На рис. 6, в хорошо видно, что погрешность оценивания угла рыскания при использовании федеративного IMM и федеративного BN-IMM на основе алгоритма многоальтернативной фильтрации для локального фильтра намного меньше, чем в случае алгоритма с федеративным ОФК. Амплитуда погрешности оценивания угла рыскания федеративными алгоритмами IMM и BN-IMM составила около $0,5^\circ$, а разброс погрешностей оценивания этого же угла алгоритмом с федеративным ОФК был значительным – от 60 до 400 с при максимальной погрешности $2,68^\circ$. При сравнении результатов оценивания

ориентации становится очевидно, что локальный фильтр с многоальтернативным оцениванием может адаптироваться к изменениям в наблюдаемом шуме системы и имеет более высокую устойчивость, чем федеративный ОФК для одиночной модели.

Как показано на рис. 7, погрешности определения скорости как в восточном, так и в северном направлении сходятся с опорным значением, равным нулю, для всех трех алгоритмов. Тем не менее среднеквадратическая погрешность оценивания скорости алгоритмом с федеративным ОФК существенно выше, чем при задействовании двух других подходов. Погрешности оценивания скорости при помощи предложенного федеративного фильтра BN-IMM и федеративного фильтра IMM находятся в определенных пределах. Очевидно, что федеративный фильтр, в котором используется несколько моделей, обеспечивает более точную и достоверную оценку состояния по сравнению с фильтрами, работающими только с одной моделью.

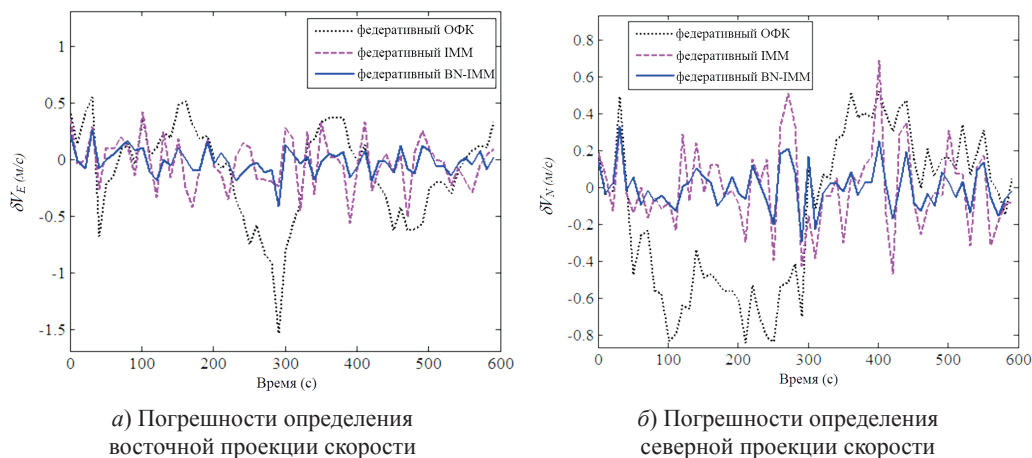


Рис. 7. Графики погрешности оценивания скорости с помощью трех алгоритмов

Графически погрешности определения местоположения представлены на рис. 8. Из рисунка видно, что предложенный федеративный алгоритм BN-IMM имеет более высокую точность, чем федеративный алгоритм IMM, при этом применение обоих этих алгоритмов позволяет существенно снизить погрешность по сравнению с федеративным алгоритмом ОФК.

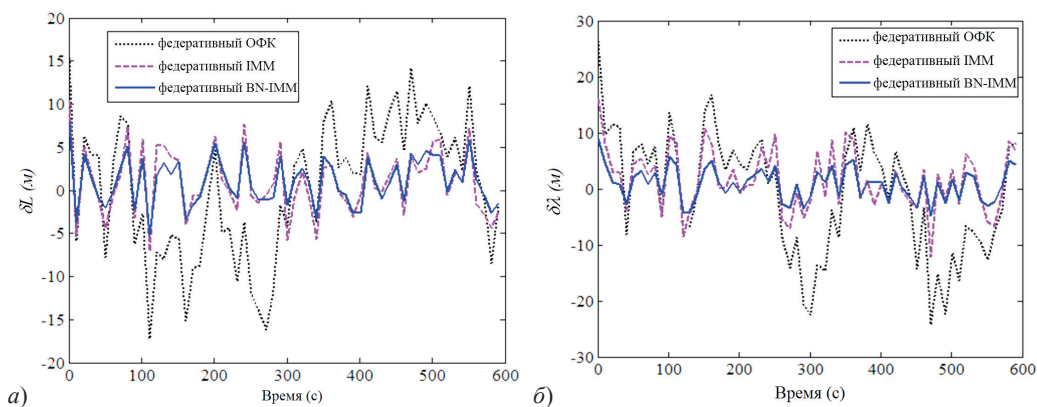


Рис. 8. Погрешности определения широты (а) и долготы (б)

На рис. 9 показано изменение уточненной вероятности модели в локальном фильтре 1 BN-IMM, обусловленное вероятностью модели многоальтернативного оценивания и вероятностью байесовской сети. В некоторый момент времени, если вероятность перехода к уточненной модели возрастает, последняя приближается к реальной модели системы. В отличие от алгоритма IMM алгоритм BN-IMM лучше работает в реальном времени благодаря учету вероятности байесовской сети, что позволяет устранить проблему задержки изменения вероятности модели в IMM.

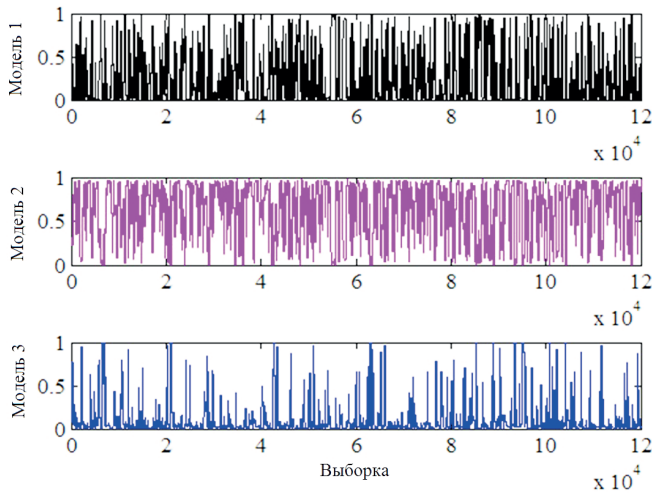


Рис. 9. Вероятность моделей в алгоритме BN-IMM

Чтобы получить более наглядное представление о погрешностях определения местоположения с помощью трех схем, среднеквадратическая погрешность принимается в качестве метрики для непосредственного оценивания этих погрешностей по горизонтальной оси и имеет вид:

$$RMSE_{pos} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t_k=1}^T (err_L(t_k)^2 + err_\lambda(t_k)^2)},$$

где err_L и err_λ – погрешности оценивания долготы и широты соответственно; T – временной интервал съема навигационных данных. Были выбраны пять различных наборов данных, которые обрабатывались с помощью федеративного ОФК и федеративных алгоритмов IMM и BN-IMM. Среднеквадратические погрешности определения координат показаны на диаграмме на рис. 10.

Как видно из рис. 10, наибольшую среднеквадратическую погрешность имеют оценки горизонтальных координат, вычисленные с помощью федеративного ОФК, близкую за ней – результаты, полученные посредством федеративного алгоритма IMM. Среднеквадратическая погрешность федеративного алгоритма BN-IMM, напротив, самая низкая по сравнению с двумя другими подходами. Для выбранных пяти групп тестовых данных среднее значение среднеквадратической погрешности при использовании федеративного ОФК составило 14,12 м, федеративного IMM – 11,23 м, предложенного федеративного алгоритма BN-IMM – 8,55 м.

На основании натурных экспериментов можно сделать вывод о том, что федеративный метод фильтрации на основе нескольких моделей более эффективен, чем простой федеративный ОФК.

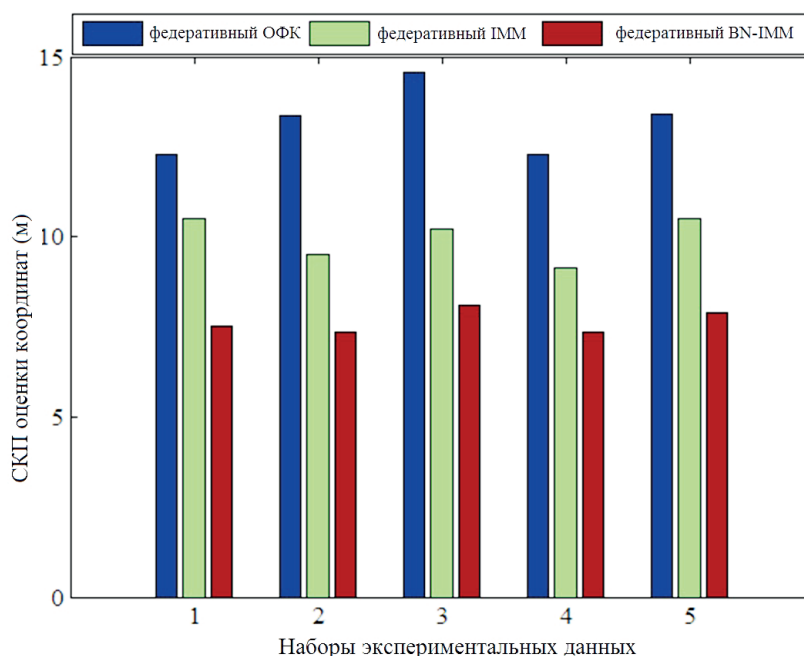


Рис. 10. Среднеквадратические погрешности, полученные при обработке пяти наборов данных

Полученные результаты подтвердили, что, как мы и ожидали, федеративный алгоритм BN-IMM позволяет определить координаты с более высокой точностью, чем федеративный алгоритм IMM. Из рис. 5–8 видно, что при нестабильном сигнале GPS или во время маневрирования автомобиля погрешности оценивания местоположения, скорости и ориентации посредством федеративного ОФК существенно возрастают. При этом для множества моделей благодаря привлечению двух федеративных фильтров погрешности либо остаются стабильными, либо незначительно увеличиваются. С помощью байесовских сетей для каждого параллельного локального фильтра можно получить более точную оценку состояния. Следовательно, алгоритм интегрированной навигации, основанный на более эффективном методе взаимосвязанной многоальтернативной фильтрации, оказывается лучше традиционного метода IMM.

6. Заключение

Система навигации и позиционирования беспилотных транспортных средств в неструктурированной внешней среде должна обладать высокой точностью и надежностью с учетом сложного окружения и длительного срока службы. Как правило, при построении фильтра для интегрированной навигационной системы параметры считаются постоянными, однако шум сложно определяется или легко изменяется во времени из-за пропадания сигнала, меняющихся условий на дороге и маневрирования несущего объекта. В настоящей статье шум возмущения и наблюдаемый шум принимаются в качестве параметров модели, и для оценивания состояния и изменения шумов интегрированной навигационной системы задействуется концепция множества моделей. Выходные данные гироскопов и акселерометров используются

в качестве переменных, с помощью которых формируется ВН, а сетевые параметры и априорные данные – для определения вероятности перехода модели в текущий момент времени в алгоритме многоальтернативной фильтрации.

Такой подход позволяет устранить проблему задержки переключения режимов системы и снижения точности оценивания, связанную с недостаточными априорными данными, и повысить эффективность алгоритма при определении навигационных параметров во время маневрирования беспилотного транспорта. Предложенная схема была протестирована в реальных дорожных условиях и продемонстрировала свою применимость и удовлетворительные рабочие характеристики, особенно в сценариях со слабыми сигналами GPS и неблагоприятными условиями маневрирования. Предварительные результаты полевых экспериментов на движущемся объекте также подтверждают эффективность описанной в статье стратегии.

Работа выполнена при финансовой поддержке Естественнонаучного фонда провинции Аньхой (№ 2208085MF169), Фонда Аньхойский центр технических исследований по комплексированию информации и управлению интеллектуальными роботами (Foundation of Anhui Engineering Research Center on Information Fusion and Control of Intelligent Robot) (№ IFCIR2024020), Инновационной программы взаимодействия университетов провинции Аньхой (University Synergy Innovation Program of Anhui Province) (№ GXXT2023010), Ключевого научно-исследовательского проекта развития естественных наук в университетах провинции Аньхой (Key Scientific Research Project of Natural Science in Universities of Anhui Province) (№ 2024AH051329) и Фонда пилотных исследовательских проектов Университета Чаоху (Research Launch Fund Project of Chaohu University) (№ KYQD2023038).

ЛИТЕРАТУРА

1. Lu, H., Wang, P., Qu, T., Chen, H., Zhang, L., and Hu Y., Moving horizon estimation with variable structure interacting multiple model for surrounding vehicle states in complex environments, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, vol. 25(12), pp. 19943–19961, <https://doi.org/10.1109/TITS.2024.3467042>.
2. Lei, W., Shicheng, X., Hengliu, X., Shuangxi, L., and Le, W., Robust visual inertial odometry estimation based on adaptive interacting multiple model algorithm, *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2022, vol. 20, pp. 3335–3346, <https://doi.org/10.1007/s1255502007812>.
3. Goma, M. A. K., De Silva, O., Jayasiri, A., and Mann, G.K.I., Towards consistent visualinertial navigation for unmanned aerial vehicles using depth information, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, vol. 57, pp. 1423–1442, <https://doi.org/10.1109/CCECE49351.2022.9918398>.
4. Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., Latif, Y., Scaramuzza, D., and Neira, J., Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robustperception age, *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, vol. 32, pp. 1309–1332, <https://doi.org/10.1109/TRO.2016.2624754>.
5. Choi, J. and Maurer, M., Local volumetric hybridmapbased simultaneous localization and mapping with moving object tracking, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, vol. 17, pp. 2440–2455, <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2519536>.
6. Yong, H. K., Min, J. C., Eung, J. K., and Jin, W. S., Magnetic map matching aided pedestrian navigation using outlier mitigation based on multiple sensors and roughness weighting, *Sensors*, 2019, vol. 19(21), p. 4782, <https://doi.org/10.3390/s19214782>.
7. Lei, W. and Shuangxi, L., Enhanced multisensor data fusion methodology based on multiple model estimation for integrated navigation system, *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2018, vol. 16, pp. 295–305, <https://doi.org/10.1007/s125550160200x>.
8. Johnstone, L.A., Krishnamurthy, V., An improvement to the interacting multiple model (IMM) algorithm, *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, vol. 49(12), pp. 2909–2923, <https://doi.org/10.1109/78.969500>.

9. Blom, H. A. P and BarShalom, Y., The interacting multiple model algorithm for systems with Markov switching coefficients, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1988, vol. 33, pp. 780–783, <https://doi.org/10.1109/9.1299>.
10. Li, X. R., Jilkov, V. P., Ru, J. F., and Bashi, A., Multiplemodel estimation with variable structure. Part VI: expectedmode augmentation, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, vol. 41, pp. 853–867, <https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1541435>.
11. Hwang, I., Seah, C. E., and Lee, S., A study on stability of the interacting multiple model algorithm, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2017, vol. 62(2), pp. 901–906, <https://doi.org/10.1109/TAC.2016.2558156>.
12. Luo, X. B., Wang, H. Q., and Li, X., Interacting multiple model algorithm with adaptive Markov transition probabilities, *Journal of Electronics and Information Technology*, 2005, vol. 27, pp. 1539–1541, <https://doi.org/10.1081/CEH200044273>.
13. Liang, Y., Zhou, D. H., and Pan, Q., Multiple model estimation represented by Bayesian networks, *Proc. Fourth World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA'04)*, Shanghai, 2002, pp. 863–866, <https://doi.org/10.1109/WCICA.2002.1020696>.
14. Yang, Y., Liu, X., Liu, X., Guo, Y., and Zhang, W., Modelfree integrated navigation of small fixedwing UAVs full state estimation in wind disturbance, *IEEE Sensors Journal*, 2022, vol. 22, pp. 2771–2781, <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3139842>.
15. Shi, W., Xu, J., He, H., Li, D., Tang, H., and Lin, E., Faulttolerant SINS/HSB/DVL underwater integrated navigation system based on variational Bayesian robust adaptive Kalman filter and adaptive information sharing factor, *Measurement*, 2022, vol. 10, pp. 196–225, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111225>.
16. Beauvisage, A., Ahiska, K. and Aouf, N., Robust multispectral visualinertial navigation with visual odometry failure recovery, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, vol. 7, pp. 9089–9101, <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3090675>.
17. Chang, T., Zhao, L., Zeng, Q., Hu, Y., Tao, X., and Ji, X., Variational Bayesianbased adaptive errorstate Kalman filter with application on LiDARinertial integrated navigation system, *IEEE Sensors Journal*, 2024, vol. 24(13), pp. 21331–21338, <https://doi.org/10.1109/JSEN.2024.3402313>.
18. Wang, Z., Li, X., Zhu, Y., Li, Q., and Fang, K., Integrity monitoring of global navigation satellite system/inertial navigation system integrated navigation system based on dynamic fading filter optimization, *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2022, vol. 16, pp. 515–530, <https://doi.org/10.1049/rsn2.12199>.
19. Hosseini, S.M., Ranjbar, N.A., and Sadati, R.S.J., Integrated navigation system (INS/auxiliary sensor) based on adaptive robust Kalman filter with partial measurements, *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2023, vol. 45, pp. 316–330, <https://doi.org/10.1177/01423312221112192>.
20. Du, S., Huang, Y., Lin, B., Qian, J., and Zhang, Y., A lie group manifoldbased nonlinear estimation algorithm and its application to lowaccuracy SINS/GNSS integrated navigation, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, vol. 71, pp. 2927–2954, <https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3159950>.
21. Taghizadeh, S., Nezhadshahbodaghi, M., Safabakhsh, R., and Mosavi, M.R., A lowcost integrated navigation system based on factor graph nonlinear optimization for autonomous flight, *GPS Solutions*, 2022, vol. 26, pp. 78–93, <https://doi.org/10.1007/s10291022012659>.
22. Xiao, Y., Luo, H., Zhao, F., Wu, F., Gao, X., Wang, Q., and Cui, L., Residual attention network-based confidence estimation algorithm for nonholonomic constraint in GNSS/INS integrated navigation system, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, vol. 70, pp. 11404–11418, <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3113500>.
23. Khalife, J. and Kassas, Z.M., A static reducedorder multiplemodel adaptive estimator for noise identification, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, vol. 6, p. 114, <https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3234523>.
24. Yang, Y., Liu, X., Liu, X., Guo, Y., and Zhang, W., Variational adaptive LMIEKF for full state navigation system of wind disturbance and observability analysis, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, vol. 71, p. 112, <https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3191713>.
25. Zhang, X., He, B., Gao, S., Mu, P., Xu, J., and Zhai, N., Multiple model AUV navigation methodology with adaptivity and robustness, *Ocean Engineering*, 2022, vol. 254, p. 111258, <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.111258>.
26. Thanh, L. H., Phung, S. L., and Bouzerdoun, A., Bayesian Gabor network with uncertainty estimation for pedestrian lane detection in assistive navigation, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, vol. 32, pp. 5331–5345, <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2022.3144184>.

27. Liu, X., Liu, X., Yang, Y., Guo, Y., and Zhang, W., Variational Bayesianbased robust cubature Kalman filter with application on SINS/GPS integrated navigation system, *IEEE Sensors Journal*, 2022, vol. 22, pp. 489–500, <https://doi.org/10.1109/JSEN.2021.3127191>.
28. Mumuni, F. and Mumuni, A., Bayesian cue integration of structure from motion and CNNbased monocular depth estimation for autonomous robot navigation, *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 2022, vol. 6, pp. 191–206, <https://doi.org/10.1007/s41315022002262>.
29. Hu, Y., He, X., Zhang, L., and Sun, C., IMM fusion estimation with multiple asynchronous sensors, *Signal Processing*, 2014, vol. 102, pp. 46–57, <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2014.02.019>.
30. Carlson, N.A., Federated filter for faulttolerant integrated navigation systems, *Position Location and Navigation Symposium (PLANS '88)*, Orlando, 1988, <https://doi.org/10.1109/plans.1988.195473>.
31. Lyu, W., Cheng, X., and Wang, J., Adaptive federated IMM filter for AUV integrated navigation systems, *Sensors*, 2020, vol. 20(23), pp. 6806–6830, <https://doi.org/10.3390/s20236806>.
32. Savage, P.G., Strapdown inertial navigation integration algorithm design. Part 1: Attitude algorithms, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1998, vol. 21(1), pp. 19–28, <https://doi.org/10.2514/2.4242>.
33. Savage, P.G., Strapdown inertial navigation integration algorithm design. Part 2: Velocity and position algorithms, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1998, vol. 21(2), pp. 208–221, <https://doi.org/10.2514/2.4242>.
34. Seo, J., Lee, J. G., Park, C.G., Lever arm compensation for integrated navigation system of land vehicles, *Proc. IEEE Conference on Control Applications*, Toronto, 2005, pp. 523–528, <https://doi.org/10.1109/CCA.2005.1507179>.
35. Hide, C., Moore, T., and Smith, M., Adaptive Kalman filtering for lowcost INS/GPS, *Journal of Navigation*, 2003, vol. 56(1), pp. 143–152, <https://doi.org/10.1017/S0373463302002151>.
36. Tupysev, V.A. and Litvinenko, Yu.A., The effect of the local filter adjustment on the accuracy of federated filters, *Proc. First Modelling Identification and Control of Nonlinear Systems (MICNON 2015)*, Saint Petersburg, 2015, pp. 349–354, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.09.208>.
37. Gao, S., Zhong, Y., Zhang, X., and Shirinzadeh, B., Multisensor optimal data fusion for INS/GPS/SAR integrated navigation system, *Aerospace Science and Technology*, 2009, vol. 13(45), pp. 232–237, <https://doi.org/10.1016/j.ast.2009.04.006>.

Wang Lei (School of electronic engineering, Chaohu University, Hefei, China; Anhui Engineering Research Center on Information Fusion and Control of Intelligent Robot, Wuhu, Anhui, China), **Yao Guiting**, **Li Ting**, and **Zhang Mingyu** (School of electronic engineering, Chaohu University)
 Bayesian Network Enhanced Multi-model Algorithm and its Application in Integrated Navigation System, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2025, vol. 33, no. 2 (129), pp. 48–71.

Abstract. The uncertainty of the model parameters of integrated navigation system and the instability of the system model are characteristic of unstructured environment. For these systems, large estimation errors are likely to occur if a fixed single model is used for navigation solutions. To solve this problem, a Bayesian network enhanced interacting multiple model (BN-IMM) filtering algorithm is proposed. In the proposed algorithm, certain motion characteristic variables are introduced on the basis of multi-model estimation, and Bayesian networks are established according to the causal relationship between variables and the system model. Bayesian network parameters are used to modify the model switching probability in multi-model estimation, which can reduce the dependence of real model recognition on prior knowledge in multi-model algorithm. The proposed algorithm can solve the problems such as model conversion lag and model probability mutation in the interacting multi-model (IMM) algorithm, and enhance the adaptive ability of the multi-model algorithm. The proposed BN-IMM was utilized as a local sub-filter within a federated filter, establishing an information fusion algorithm architecture for the

strapdown inertial navigation system (SINS)/global positioning system (GPS)/odometer integrated navigation system. In the test, the output of gyro and accelerometer was taken as characteristic variables to build a Bayesian network. The established Bayesian network was used to dynamically predict the uncertainties in the integrated navigation system. The actual road tests demonstrate that the proposed federated BN-IMM algorithm can significantly enhance the stability and accuracy of state estimation in the integrated navigation system.

Key words: unmanned vehicle, integrated navigation, Multiple Model, Bayesian Network.

Материал поступил 22.01.2025