

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СЕГМЕНТИРОВАННОГО НАВИГАЦИОННОГО ФИЛЬТРА В ЗАДАЧЕ ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ ТРАНСПОРТНОГО СРЕДСТВА В ГОРОДСКИХ УСЛОВИЯХ

Рассматривается концепция применения сегментированного навигационного фильтра Калмана, комплексирующего данные автомобильных датчиков. В предлагаемом методе реализован позиционный фильтр, вырабатывающий данные только о положении, и динамический фильтр, отвечающий за данные о скорости и погрешности датчиков. Данные динамического фильтра корректируются по скорости от одометра или глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС). Данные позиционного фильтра корректируются по спутниковым данным о дальностях.

Оценка качества работы предлагаемого фильтра проводится путем обработки моделируемых и использования реальных данных автомобильных датчиков, записанных во время испытаний при ухудшении качества сигнала ГНСС в городских условиях.

1. Введение

В современных системах обеспечения безопасности дорожного движения, предназначенных для коллективного использования, происходит обработка данных, полученных от бортовых датчиков и принятых от других машин (передача данных от машины к машине). В рамках проекта Ко-PER[6], например, исследуются преимущества такого подхода.

Для систем информационной поддержки водителей, использующих данные от других машин (передатчиков), самыми важными являются данные о своем положении (приемника) и положении передатчика. Данные о положении должны быть надежными (т.е. доступными), робастными (в случае пропадания сигналов ГНСС) и обладать достаточной точностью. Вычисления должны проводиться в реальном времени, методы повторной обработки типа обратной фильтрации не используются. Наибольший интерес представляют районы перекрестков и городской застройки, где доступность и качество ГНСС-сигналов обычно бывают снижены из-за высоты и плотности застройки.

Данные о скорости машины, выработанные одометрами, обеспечивают надежную коррекцию достаточно высокого качества. Обычно данные о скорости, выработанные приемником ГНСС, в меньшей степени подвержены погрешно-

Ванкерль Матиас. Инженер-исследователь Института оптимизации систем, Технологический институт Карлсруэ, Германия.

Троммер Герт. Ф. Профессор, доктор технических наук, руководитель Института оптимизации систем и декан факультета электротехники и информационной техники. Технологический институт Карлсруэ. Действительный член международной общественной организации «Академия навигации и управления движением».

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

Научный редактор перевода к.т.н. Б.С.Ривкин.

стям, чем данные о положении и дальности, вырабатываемые затем.

В районах с неопределенно ослабленным приемом спутниковых сигналов, навигационный фильтр ГНСС/ИНС вырабатывает положение гораздо худшего качества. Это сказывается на всех переменных состояния навигационного фильтра, включая оценки погрешностей датчиков, например смещения нуля инерциальных датчиков. Более того, снижается влияние таких надежных источников данных о скорости, как одометры.

В статье рассматривается концепция сегментированного фильтра Калмана ГНСС/ИНС для автомобильного навигационного фильтра, где происходит комплексирование данных бортовых датчиков и первичных данных ГНСС. Концепция сегментированного фильтра основана на работах Фаррелла [2, 8]

В статье представлены описание и анализ двух видов сегментированных сильносвязанных ГНСС/ИНС-фильтров, различающихся в части модели погрешностей опорного генератора (ОГ) приемника и обработки исходных данных ГНСС. Вначале для оценки производится обработка данных моделируемых датчиков. При этом инерциальные данные вырабатываются профессиональным автомобильным тренажером (CarMaker), гарантирующим возможность моделировать как траектории автомобиля, так и данные датчиков. Затем проводится обработка реальных данных автомобильных датчиков, записанных при испытаниях со сниженным качеством приема сигнала ГНСС. Улучшение качества работы фильтра особенно заметно при испытаниях с низким качеством данных GPS о псевдодальности.

Статья структурирована следующим образом. В разделе 2 описываются автомобильные датчики и приведен обзор используемых концепций и систем. Описание фильтра приводится в разделе 3. Дополнительные настройки для автомобильных приложений обсуждаются в разделе 4. Результаты моделирования и тестовых проездов представлены в разделе 5. В разделе 6 приведены результаты и делаются выводы.

2. Обзор системы и автомобильные датчики

Алгоритмы навигационных фильтров, представленные далее в разделе 3, реализованы и встроены в концепцию ITE C++. Описанные навигационные приложения работают в реальном времени на различных аппаратных платформах и операционных системах. При разработке и оценке апостериорная обработка моделируемых и записанных при тестовых проездах данных производилась при одних и тех же настройках навигационного фильтра.

Моделируемые данные идеальных автомобильных датчиков (инерциальные и одометрические данные, угол разворота колес) и эталонные данные о профиле трека и скорости вырабатываются программным динамическим имитатором CarMaker производства компании IPG Automotive GmbH. Программная среда C++ моделирует соответствующий идеальный космический сегмент для эталонной траектории. Реальные измерения датчиков вырабатываются путем добавления моделей погрешностей к идеальным показаниям датчиков, включающим спутниковые, инерциальные и одометрические данные. Модели погрешностей содержат масштабный коэффициент, смещение нуля, многолучевое распространение сигнала ГНСС, атмосферные погрешности, погрешности ОГ приемника ГНСС и шум. Для моделирования компонентов погрешностей используются марковские процессы. Схема системы моделирования представлена на рис. 1.

Экспериментальные данные тестовых проездов получены из двух источников. Во-первых, используются измерения навигационной системы ГНСС/ИНС ITE Ко-PER (рис.2).

Эта платформа была разработана Институтом оптимизации систем в рамках проекта Ко-PER [6] для определения местоположения транспортных средств. Система вырабатывает навигационное решение в реальном времени и записывает данные датчиков для дальнейшей повторной обработки и оптимизации. Во вторых, компания BMW Forschung und Technik GmbH предоставила экспериментальные данные, записанные во время тестовых проездов BMW 528i. При всех тестовых проездах высокоточные эталонные RTK-системы (Oxford Technical Solutions RT3000, ITE gin2 reference system) обеспечивают наземный контроль данных.

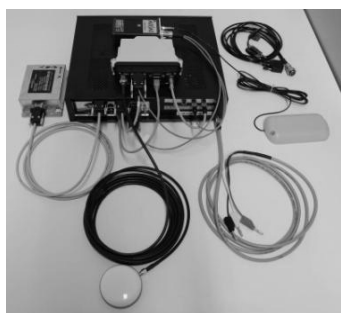


Рис. 2. Система ITE Ко-PER

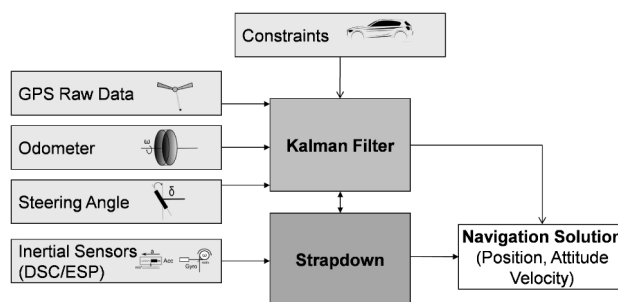


Рис.3. Схема данных датчиков:
 Constraints – ограничения, GPS raw data–исходные GPS-данные, Odometer–одометр, Steering angle–угол разворота колес, Inertial sensors (DSC/ESP) – инерциальные датчики (система контроля курсовой устойчивости DSC/ESP), Kalman filter – фильтр Калмана, Strapdown – бесплатформенная система, Navigation solution (position, velocity, attitude) – навигационное решение (местоположение, скорость, ориентация)

Далее кратко обсуждаются имеющиеся датчики (рис. 3): приемник ГНСС, инерциальный измерительный модуль (ИИМ) и бортовые датчики.

Данные инерциальных датчиков, измерения ускорения и поворотов вырабатываются в системах обеспечения вождения, например в системе контроля динамической устойчивости (DSC). Однако в таких системах обычно не ставится полный ИИМ с шестью степенями свободы из-за его высокой стоимости. Поэтому, кроме инерциальной системы DSC, во всех экспериментальных проездах использовался полный шестистепенный ИИМ (Crossbow 320).

Данные о скорости вращения колес передаются от автомобильных одометров. К данным о скорости автомобиля имеется прямой доступ, оценок вырабатываемых на основе данных о скорости вращения колес не требуется.

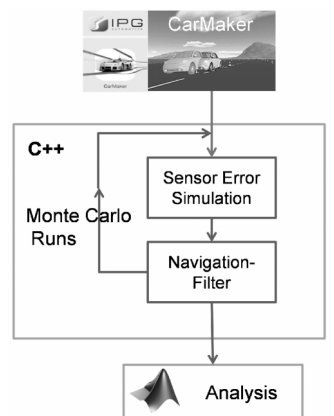


Рис. 1. Схема моделирования:
 Monte Carlo runs – моделирование по методу Монте-Карло, Sensor error simulation – моделирование погрешностей датчиков, Navigation Filter –навигационный фильтр, Analysis – анализ

Угол разворота колес характеризует положение передних колес. Обычно эти данные могут быть использованы как входной параметр для модели динамики автомобиля. В данной статье эта информация используется как дополнительный индикатор для определения траектории.

Используемый ГНСС-приемник вырабатывает исходные ГНСС-данные: псевдодальность и псевдоскорость. В массовой автомобильной промышленности такие приемники еще не нашли широкого применения. Для тестовых проездов мы использовали приемник OEMV Novatel.

3. Сегментированный фильтр Калмана

В статье рассматриваются два вида сегментированных фильтров на основе двух стандартных моделей сильносвязанного ГНСС/ИНС обобщенного фильтра Калмана. В первом фильтре, описанном в подразделе 3.1, используется модель с 17 состояниями, оценивающая погрешность ОГ приемника ГНСС и ее дрейф, представленные как отдельные переменные состояния системы. Оценивание погрешности ОГ позволяет фильтру работать в глубокосвязанной системе, где фильтр обеспечивает непосредственную обратную связь с контурами слежения приемника. В альтернативном подходе, описанном в подразделе 3.2, исключается необходимость использования модели погрешности ОГ приемника за счет применения спутниковых разностей и разностей измерений.

Основная идея сегментированного фильтра, предложенного Дж. Фарреллом в [2, 8] состоит в разделении единой модели системы на динамическую и позиционную. К динамической модели относятся скорость и переменные состояния, описывающие погрешности инерциальных датчиков. На динамический фильтр не оказывают влияние коррекции по измерениям ГНСС-псевдодальности. Это измерение используется только для коррекции модели положения, вырабатываемого в навигационном решении.

Классический алгоритм шестистепенной бесплатформенной ИНС описывает изменения переменных состояния фильтра, вырабатывающего идеальное навигационное решение. Данные о скорости, ориентации и смещении нуля инерциальных датчиков корректируются динамическим фильтром. Данные о положении корректируются по измерениям дальности.

Все обсуждаемые фильтры Калмана используют описание погрешностей системы в соответствии с (1)

$$\Delta \dot{\mathbf{x}} = \Delta \mathbf{x} \mathbf{F}_{Filter} + \mathbf{G} \bar{\mathbf{w}}_{Filter}, \quad (1)$$

где $\mathbf{F}_{Filter}$ – переходная матрица системы, $\Delta \mathbf{x}$ – оцениваемая погрешность системы, $\bar{\mathbf{w}}$ – шум системы, матрица $\mathbf{G}$ отражает влияние шума системы.

В динамическом фильтре независимо от позиционного вырабатывается матрица ковариаций его погрешностей $\mathbf{P}_{dyn}$. Измерения для коррекции данных о скорости, например доплеровские, используются только к этому фильтру. В режиме предсказания позиционный фильтр использует матрицу ковариаций $\mathbf{P}_{dyn}$, которая обеспечивает выработку данных о погрешности вектора скорости $\mathbf{V}(t)$. Это говорит о том, что динамический фильтр оказывает влияние на работу позиционного фильтра. Одновременно работа позиционного фильтра не влияет на динамический фильтр. Общая схема сегментированного фильтра показана на рис. 4.

Переходные матрицы динамического и позиционного фильтров задаются в

соответствии с полной моделью системы, где взаимные корреляции между положением и скоростью не принимаются во внимание.

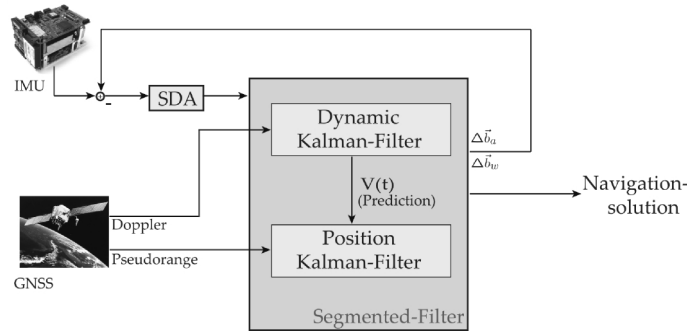


Рис. 4. Схема сегментированного фильтра

IMU – ИИМ, SDA – бесплатформенный алгоритм, Dynamic Kalman filter – динамический фильтр Калмана, Position Kalman filter – позиционный фильтр Калмана, Doppler – псевдоскорость, Pseudorange – псевдодальность, GNSS – ГНСС, Navigation solution – навигационное решение, Segmented filter – сегментированный фильтр, Prediction – предсказание.

3.1. Модель фильтра с 17 состояниями – модель погрешности ОГ

В сильносвязанном ГНСС/ИНС фильтре с 17 переменными состояниями, построенном по схеме [7], как и в [4], используется простейшая модель погрешности ОГ приемника (погрешности его часов), состоящая из погрешности ОГ приемника и ее дрейфа. Оценки можно использовать для доведения схемы фильтра до глубокосвязанного варианта [4]. В настоящей статье, однако, рассматривается только сильносвязанная система без ввода данных от навигационного фильтра в приемник ГНСС. Переменные состояния фильтра задаются следующим образом:

$$\begin{aligned} \Delta \vec{x} = & \underbrace{(\Delta p_n, \Delta p_e, \Delta p_d)}_{\Delta \vec{p}}, \underbrace{(\Delta v_{eb,n}^n, \Delta v_{eb,e}^n, \Delta v_{eb,d}^n)}_{\Delta \vec{v}}, \underbrace{(\Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma)}_{\Delta \vec{\psi}}, \\ & \underbrace{(\Delta b_{a,x}, \Delta b_{a,y}, \Delta b_{a,z})}_{\Delta \vec{b}_a}, \underbrace{(\Delta b_{\omega,x}, \Delta b_{\omega,y}, \Delta b_{\omega,z})}_{\Delta \vec{b}_\omega}, (\Delta c\delta t, \Delta c\delta i)^T, \end{aligned} \quad (2)$$

где $\Delta \vec{p}$ – погрешность положения, $\Delta \vec{v}$ – погрешность скорости, $\Delta \vec{\psi}$ – погрешность ориентации, $\Delta \vec{b}_a$ – погрешность смещения нуля акселерометров, $\Delta \vec{b}_\omega$ – погрешность смещения нуля гироскопов, $\Delta c\delta t$ – погрешность ОГ приемника, $\Delta c\delta i$ – дрейф погрешности ОГ приемника.

Шум системы $\vec{w}_{17}$ полного фильтра с 17-ю состояниями описывается в [11]. Соответствующая матрица G равна единичной матрице

$$\vec{w}_{17} = \left(\vec{n}_p, \vec{n}_v, \vec{n}_\psi, \vec{n}_{b_a}, \vec{n}_{b_\omega}, n_{c\delta t}, n_{c\delta i} \right)^T. \quad (3)$$

Невязка измерений псевдодальности и псевдоскорости полного ГНСС фильтра отображается в переменных состояниях фильтра на этапе коррекции с использованием матриц $H_{\rho,17,i}$ и $H_{dr,17,i}$, где i обозначает определенный спутник, $\vec{e}_{S,i}^{n,T}$ – единичный вектор, $[\hat{I}^n \times]$ – кососимметричная матрица для перехода от

ИИМ к антенне ГНСС в навигационной системе координат, C_b^n – матрица поворота для перехода от связанной системы координат к навигационной, ω_{ib}^b – гироскопическая скорость поворота из связанной в инерциальную систему координат, заданная в связанной системе.

$$H_{\rho,17,i} = \begin{pmatrix} -\vec{e}_{S,i}^{n,T}, & \vec{0}, & \vec{e}_{S,i}^{n,T} [\hat{l}^n \times], & \vec{0}, & \vec{0}, & 1, & 0 \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$H_{dr,17,i} = \begin{pmatrix} \vec{0}, & -\vec{e}_{S,i}^{n,T}, & \vec{e}_{S,i}^{n,T} \hat{C}_b^n [\hat{\omega}_{ib}^b \times] \vec{l}^b, & \vec{0}, & -\vec{e}_{S,i}^{n,T} \cdot \hat{C}_b^n [\vec{l}^b \times], & 0, & 1 \end{pmatrix}. \quad (5)$$

Сегментированный фильтр – модель погрешности ОГ. В сегментированном фильтре переменные состояния $\Delta \vec{x}_{17}$ в (2) разделяются на $\Delta \vec{x}_{dyn1}$ (6) и $\Delta \vec{x}_{pos1}$ (7).

$$\Delta \vec{x}_{dyn1} = \begin{pmatrix} \underbrace{\Delta v_{eb,n}^n, \Delta v_{eb,e}^n, \Delta v_{eb,d}^n}_{\Delta \vec{v}}, \underbrace{\Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma}_{\Delta \vec{\psi}}, \underbrace{\Delta b_{a,x}, \Delta b_{a,y}, \Delta b_{a,z}}_{\Delta \vec{b}_a}, \underbrace{\Delta b_{w,x}, \Delta b_{w,y}, \Delta b_{w,z}}_{\Delta \vec{b}_w}, \Delta c \delta t \end{pmatrix}^T \quad (6)$$

$$\Delta \vec{x}_{pos1} = \begin{pmatrix} \underbrace{\Delta x_n, \Delta x_e, \Delta x_d}_{\Delta \vec{p}}, \Delta c \delta t \end{pmatrix}^T. \quad (7)$$

Матрицы динамики позиционного (8) и динамического (9) фильтров выглядят следующим образом:

$$F_{pos} = \begin{pmatrix} F_{11} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (8)$$

$$F_{dyn} = \begin{pmatrix} F_{22} & F_{23} & -\hat{C}_b^n & 0 & 0 \\ F_{32} & F_{33} & 0 & -\hat{C}_b^n & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \quad (9)$$

Подматрицы F_{xx} (3×3) определены в приложении к настоящей статье. Матрица $\hat{C}_b^n$ (3×3) определяет оценку матрицы направляющих косинусов (матрицу поворота). F_{dyn} связана с переменными состояниями $\Delta \vec{v}, \Delta \vec{\psi}, \Delta \vec{b}_a, \Delta \vec{b}_w, \Delta c \delta t$. F_{pos} относится к состояниям $\Delta \vec{p}, \Delta c \delta t$.

Шумы позиционного и динамического фильтров $\vec{w}_{pos}$ (10) и $\vec{w}_{dyn}$ (11) определяются следующим образом: соответствующие матрицы G равны единичной матрице, шум положения $\vec{n}_{p(\vec{n}_v^{D_{dyn}})}$ и шум погрешности ОГ $n_{c\delta t(\vec{n}_{c\delta t}^{D_{dyn}})}$ позиционного фильтра создаются на основе результирующей матрицы ковариации динамического фильтра. Так, например, увеличение неопределенности знания скорости в динамическом фильтре приводит к росту неопределенности знания положения в позиционном фильтре. Уровень шума динамического фильтра выбирается в зависимости от класса ИИМ и его датчиков.

$$\vec{w}_{pos} = \begin{pmatrix} \vec{n}_{p(\vec{n}_v^{D_{dyn}})}, & n_{c\delta t(\vec{n}_{c\delta t}^{D_{dyn}})} \end{pmatrix}^T, \quad (10)$$

$$\vec{w}_{dyn} = \begin{pmatrix} \vec{n}_v, & \vec{n}_\psi, & \vec{n}_{b_a}, & \vec{n}_{b_w}, & n_{c\delta t} \end{pmatrix}^T. \quad (11)$$

Как оказывают результаты, раздельная оценка погрешности ОГ и ее дрейфа и, как следствие, отсутствие кросс-корреляции снижает качество оценки. В следующем разделе рассматривается другой метод, не требующий использования модели погрешностей ОГ.

3.2. Модель фильтра с 15 состояниями – разности спутниковых данных и измерений

Переменные состояния сильносвязанного ГНСС/ИНС фильтра с 15 состояниями, введенные в [8], соответствуют (2), но не учитывают погрешность ОГ и ее дрейф. Модели системы фильтра с 15 и 17 состояниями идентичны в части общих переменных состояния и их корреляций.

При реализации моделей используются одинаковые обобщенные фильтры Калмана, но различные виды обработки наблюдаемых параметров ГНСС (например, псевдодальности). В фильтре используются разности измерений, рассчитанные до подачи на динамический и позиционный фильтры. С этой целью применяются все ГНСС измерения для главного спутника. Матрицы ГНСС измерений псевдодальности и псевдоскорости даны в (12) и (13), где $\vec{e}_{S,main}^{n,T}$ означает единичный вектор, отнесенный к выбранному главному спутнику.

$$H_{p,15,i} = \begin{pmatrix} -(\vec{e}_{S,i}^{n,T} - \vec{e}_{S,main}^{n,T}), & \vec{0}, & (\vec{e}_{S,i}^{n,T} - \vec{e}_{S,main}^{n,T})[\hat{I}^n \times], & \vec{0}, & \vec{0} \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$H_{dr,15,i} = \begin{pmatrix} \vec{0}, & -(\vec{e}_{S,i}^{n,T} - \vec{e}_{S,main}^{n,T}), & (\vec{e}_{S,i}^{n,T} - \vec{e}_{S,main}^{n,T})\hat{C}_b^T[\hat{\omega}_{ib}^b \times] \vec{I}^b, & \vec{0}, & -(\vec{e}_{S,i}^{n,T} - \vec{e}_{S,main}^{n,T})\cdot\hat{C}_b^T[\vec{I}^b \times] \end{pmatrix} \quad (13)$$

Сегментированный фильтр – разности спутниковых данных и измерений (модель погрешностей ОГ не используется). Переменная состояния динамической системы $\Delta\vec{x}_{dyn2}$ задается с использованием равенства (15), позиционной системы $\Delta\vec{x}_{pos2}$ – (14).

$$\Delta\vec{x}_{pos2} = \begin{pmatrix} \Delta x_n, \Delta x_e, \Delta x_d, \\ \Delta \vec{p} \end{pmatrix}^T. \quad (14)$$

$$\Delta\vec{x}_{dyn2} = \begin{pmatrix} \Delta v_{eb,n}^n, \Delta v_{eb,e}^n, \Delta v_{eb,d}^n, \Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma, \Delta b_{a,x}, \Delta b_{a,y}, \Delta b_{a,z}, \Delta b_{w,x}, \Delta b_{w,y}, \Delta b_{w,z}, \\ \Delta \vec{v}, \Delta \vec{\psi}, \Delta \vec{b}_a, \Delta \vec{b}_w \end{pmatrix}^T. \quad (15)$$

Матрицы динамики для F_{dyn} и F_{pos} соответствуют матрицам, введенным в (8) и (9), при этом переменные состояния модели погрешности ОГ проигнорированы.

4. Адаптации для автомобильной навигации

Рассматриваемые ранее сегментированные фильтры используют модель движения системы с 6 степенями свободы. Фильтры рассчитаны на применение в наземных транспортных средствах в целях решения задач автомобильной навигации. Наиболее важны при этом данные о горизонтальном положении, скорости и курсе, поэтому применяются ограничения, например, по псевдоскорости [5].

Ограничения по скорости действуют в связанной системе координат в направлениях z и y , предполагая их нулевые значения (ограничение в направлении

у, естественно, недостоверно при поездках по криволинейным траекториям). Движение по криволинейной траектории определяется путем сравнения показаний датчиков угла разворота колес с заданным порогом. Измерение скорости движения задних колес $\vec{v}_{eW}^W$ для проездов с малой поперечной динамикой можно аппроксимировать следующим образом:

$$\vec{v}_{eW}^W = (v_{odo} \quad 0 \quad 0)^T. \quad (16)$$

Измерение скорости обычно задается равенством

$$\vec{v}_{eW}^b = C_W^b \dot{\vec{v}}_{eW}^W = C_W^b (v_{odo} \quad 0 \quad 0)^T, \quad (17)$$

где C_W^b – матрица направляющих косинусов между связанной системой координат и системой координат, соотнесенной с движением колес. Для задних колес эта матрица примерно равна единичной матрице.

Измерения одометра обеспечивают наличие постоянной информации о скорости со стабильной точностью. Динамический фильтр производит комплексирование этих данных со скоростью полученное по данным ГНСС (3). Общая схема измерений, вырабатываемых датчиками, и структура фильтра показана на рис. 5.

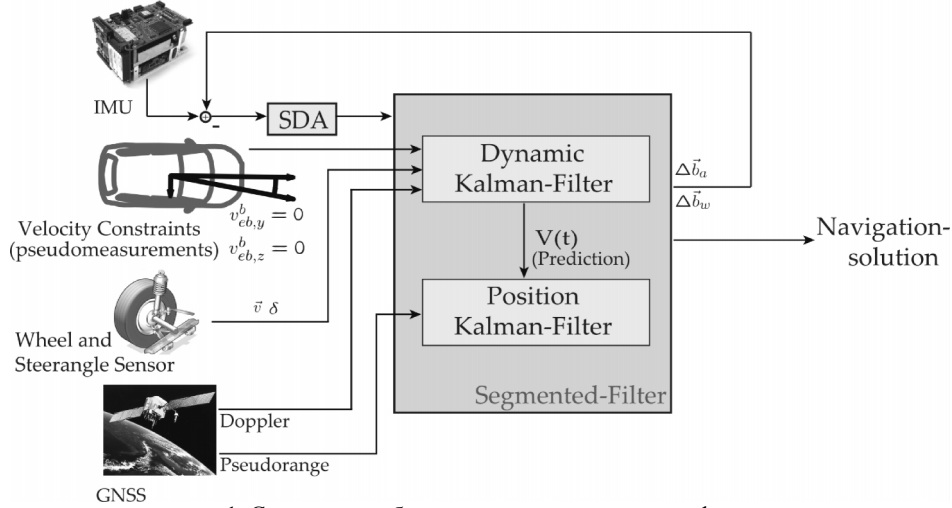


рис. 1. Схема автомобильного сегментированного фильтра

IMU – ИИМ, SDA – бесплатформенный алгоритм, Dynamic Kalman filter – динамический фильтр Калмана, Position Kalman filter – позиционный фильтр Калмана, Doppler – псевдоскорость, Pseudorange – псевдодальность, GNSS – ГНСС, Navigation solution – навигационное решение, Segmented filter – сегментированный фильтр, Prediction – предсказание, velocity constraints (pseudomeasurements) – ограничения скорости (псевдоизмерения), wheel and steer angle sensor – датчик колес и угла поворота.

Матрицы измерений скорости, включая одометрические измерения и ограничения скорости для динамических сегментированных фильтров с 17 и 15 состояниями, даны ниже (18), (19) соответственно):

$$H_{odo,dyn1} = \left(\hat{C}_b^{n,T} (I - [\bar{\Psi} \times]), \quad \hat{C}_b^{n,T} [\bar{v}_{eb}^n \times] - [\bar{I}_R^b \times] \hat{C}_b^{n,T} [\bar{\omega}_{ie}^n \times], \quad \bar{0} \quad [\bar{I}_R^b \times], \quad 0 \right), \quad (18)$$

$$H_{odo,dyn2} = \left(\hat{C}_b^{n,T} (I - [\bar{\Psi} \times]), \quad \hat{C}_b^{n,T} [\bar{v}_{eb}^n \times] - [\bar{I}_R^b \times] \hat{C}_b^{n,T} [\bar{\omega}_{ie}^n \times], \quad \bar{0} \quad [\bar{I}_R^b \times] \right), \quad (19)$$

где $\bar{I}_R^b$ задает пересчет данных с колеса управления на точку размещения ИИМ, $[\bar{\Psi} \times]$ – кососимметричная матрица погрешностей ориентации.

5. Результаты

В данном разделе представлены результаты работы двух видов сегментированных фильтров с использованием смоделированных (подраздел 5.1) и экспериментальных (подраздел 5.2) данных. В подразделе 5.3 дан анализ результатов.

В дальнейшем модель фильтра (2) обозначается Tightly17, а модель фильтра (6) и (7) в разделе 3.1 – SegmentedTightly. Фильтр, описанный в разделе 3.2, обозначается TightlySatDiff15, а сегментированный фильтр с состояниями (14) и (15) – SegmentedSatDiff.

Анализ интегральной функции распределения показывает горизонтальные погрешности положения, скорости и курса (рыскания), обозначенные на графиках а), б) и в) соответственно. Использование интегральной функции распределения позволяет провести быстрый сравнительный анализ погрешностей, независимый от времени.

5.1. Моделирование

Для каждого фильтра использовалось десятикратное моделирование методом Монте-Карло по одному и тому же сценарию. Моделировались инерциальные и спутниковые погрешности, включая случайные эффекты многолучевого распространения, т.е. присутствовали погрешности, не представленные в моделях фильтров. Для визуализации результатов использовалась интегральная функция распределения среднеквадратических погрешностей (СКП) по всем моделированиям методом Монте-Карло.

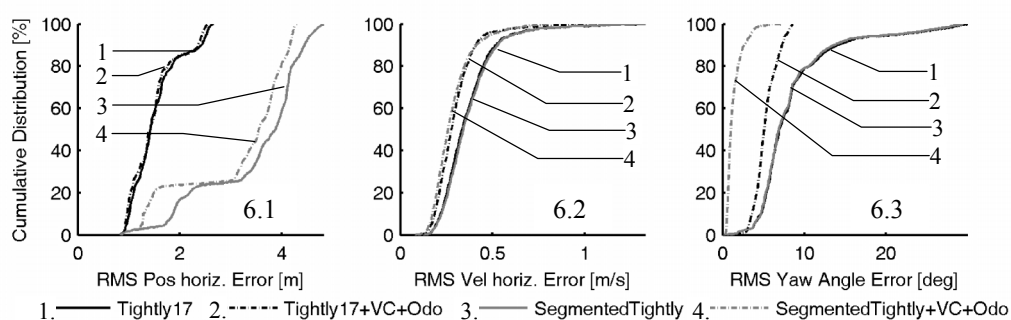


Рис. 2. Моделирование: интегральное распределение горизонтальных СКП. Сравнение сильноосвязанного фильтра с 17 состояниями и его сегментированной версии. Использование одометрических данных и скоростных ограничений: 6.1 – СКП горизонтального положения (м), 6.2 – СКП горизонтальной скорости (м/с), 6.3 – СКП угла рыскания (град)

Результаты работы фильтра с 17 состояниями и его сегментированной версии, представленной в подразделе 3.1, показаны на рис. 6. Позиционный фильтр в сегментированной схеме обеспечивает гораздо менее качественное позиционное решение (рис. 6.1). Результаты решения по скорости (рис. 6.2) и курсу (рис. 6.3) различаются незначительно. Дополнительное комплексирование с измерениями одометра при введении ограничений по скорости улучшают точность полного и сегментированного фильтров. Особенно заметно улучшение курсового решения, также немного улучшаются показатели скорости, но в целом работа данного сегментированного фильтра представляется неудовлетворительной.

Результаты работы фильтра с 15 состояниями и его сегментированной версии, представленной в подразделе 3.2, показаны на рис. 7. Сегментированный фильтр демонстрирует улучшение точности определения горизонтального положения (рис. 7.1), горизонтальной скорости (рис. 7.2) и курса (рис. 7.3). Использование дополнительных одометрических измерений и ограничений скорости улучшает точность горизонтальной скорости и курса. Точность определения положения повышается незначительно.

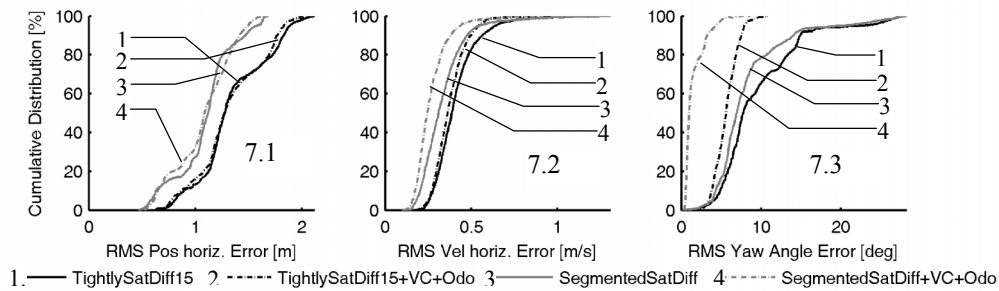


Рис. 7. Моделирование: интегральное распределение горизонтальных СКП. Сравнение сильносвязанного фильтра с 15 состояниями и его сегментированной версии. Использование одометрических данных и скоростных ограничений

Сравнение концепций построения фильтров, использующих оценку погрешностей ОГ или спутниковые разности в разных фильтрах, представлено на рис. 8. Наилучшие результаты принадлежат сегментированному фильтру, использующему спутниковые измерения.

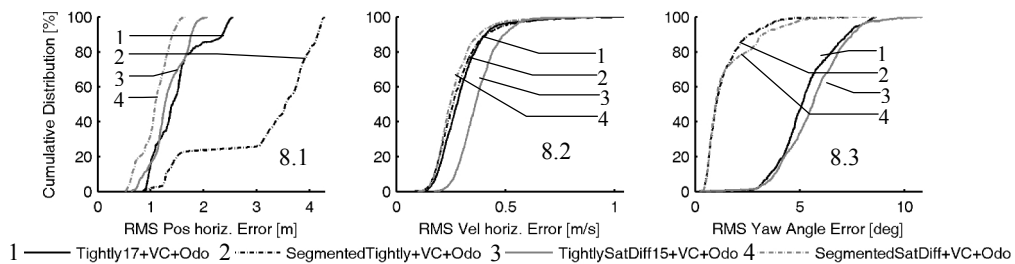


Рис. 8. Моделирование: интегральное распределение горизонтальных СКП. Сравнение сильносвязанного фильтра с 17 состояниями, сильносвязанного фильтра с 15 состояниями и их сегментированных версий; во всех измерениях применяются одометрические данные и скоростные ограничения

5.2. Тестовые испытания

В разделе представлены два тестовых испытания. Проезд А был записан в Карлсруэ с помощью аппаратной спутниково-инерциальной платформы ITE Ко-PER. Показания автомобильных датчиков не используются. Фрагмент с изображением траекторий с привязкой к местности на последней трети маршрута показан на рис. 9.



Рис. 9. Тестовый проезд А. Фрагмент проезда с привязкой к местности. Белым цветом показаны результаты работы сегментированного фильтра с использованием спутниковых разностей, черным – сильносвязанного фильтра с 15 состояниями и использованием спутниковых разностей.

© Кадастровая служба г. Карлсруэ

Горизонтальные СКП в зависимости от времени показаны на рис. 10. Выбросы погрешностей курса вызваны маневрированием при вождении с быстрым и значительным изменением курса. Сглаженное эталонное решение и решение в режиме online демонстрируют небольшое запаздывание по времени. Первая треть тестовых проездов была проведена в условиях хорошего приема сигналов ГНСС. Последняя треть совпала с ухудшенными условиями приема и видимости спутников. Сегментированный динамический фильтр демонстрирует улучшение точности выработки курса и горизонтальной скорости. Качество определения положения для обоих фильтров сопоставимо. В условиях плохого приема и видимости спутников определение положения выигрывает за счет хорошей оценки скорости динамическим фильтром (рис. 10, вторые 2000 с).

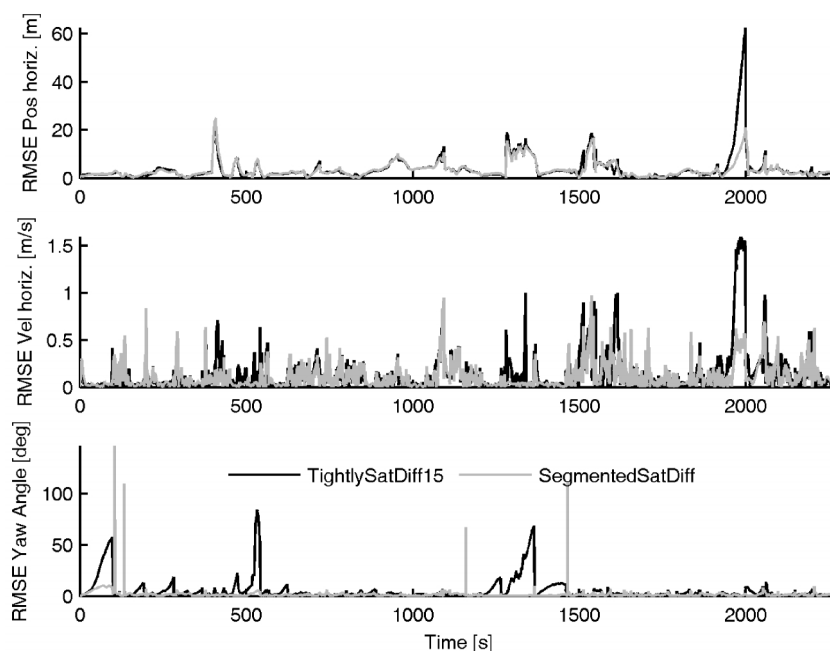


Рис. 10. Тестовый проезд А. СКП горизонтального положения, скорости и курса в зависимости от времени. Сравнение сильносвязанного фильтра с 15 состояниями, использующего спутниковые разности, и соответствующего сегментированного фильтра

На рис. 11 представлено сравнение методов оценки погрешностей ОГ и использования спутниковых разностей для тестового проезда А. В рамках данного испытания метод с использованием спутниковых разностей показал в общем предпочтительный результат. Точность определения положения с использованием сегментированного фильтра, оценивающего погрешность ОГ приемника, снижается (рис. 11.1).

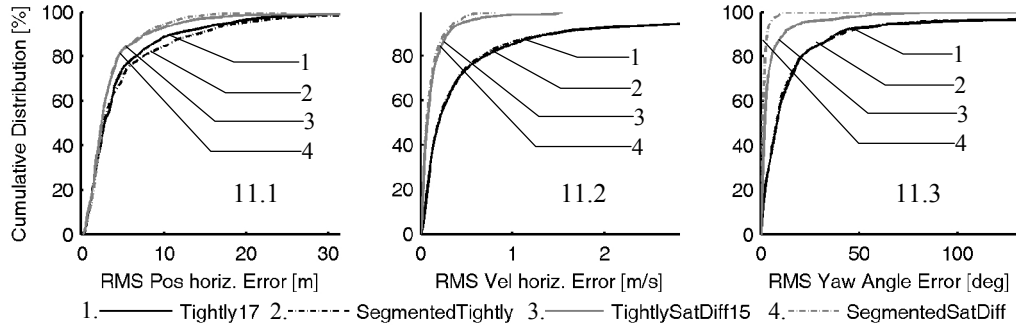


Рис. 11. Тестовый проезд А. Интегральное распределение горизонтальных СКП. Сравнение сильносвязанного фильтра с 17 состояниями, сильносвязанного фильтра с 15 состояниями и соответствующих сегментированных фильтров

Тестовый проезд В, показанный на рис. 12, был записан компанией BMW Forschung und Technik AG в Мюнхене. В этом массиве данных присутствуют и данные автомобильных датчиков. Проезд был проведен в среде плотной городской застройки. Наилучшие результаты показали фильтр с 15 состояниями и его сегментированный вариант.

Динамический фильтр, оценивающий дрейф погрешности ОГ приемника, продемонстрировал гораздо более низкие погрешности, чем полный фильтр с 17 переменными состояниями, однако погрешность определения положения у этого фильтра гораздо больше (рис. 12.1).

Динамический фильтр, использующий спутниковые разности, обеспечил лучшие результаты по скорости и курсу. Однако позиционный фильтр работает несколько хуже в части выработки положения.

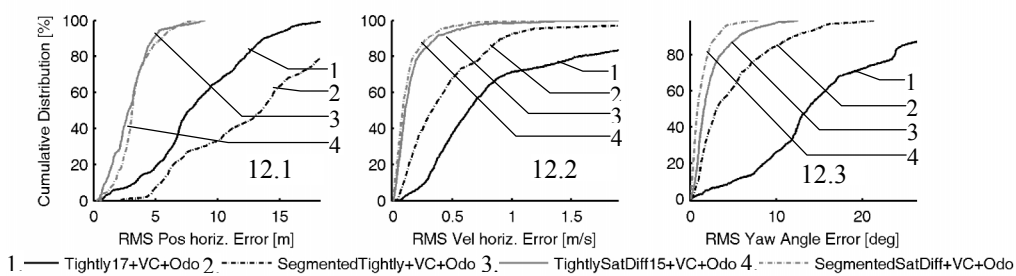


Рис. 12. Тестовый проезд В. Интегральное распределение горизонтальных СКП. Сравнение сильносвязанного фильтра с 17 состояниями, сильносвязанного фильтра с 15 состояниями и соответствующих сегментированных фильтров. Одометрические коррекции и ограничения скорости используются во всех случаях

5.3. Обсуждение результатов

Моделирование и тестовые проезды показали, что разделение на позиционный и динамический фильтры, включая оценку погрешности ОГ приемника, приводят к снижению точности определения положения в сравнении с моделью полного фильтра. Такая конструкция фильтра не обеспечивает стабильную оценку погрешности ОГ, что требуется для интегрирования фильтра в глубоко-связанную систему.

Применение сегментированного фильтра с использованием спутниковых разностей, наоборот, как правило приводит к улучшению точности оценки скорости и курса и другим незначительным улучшениям, в зависимости от сценария испытания, точности положения. Применение дополнительных измерений, например данных одометра или введение ограничений по скорости, значительно повышает точность динамического фильтра. Особенно заметно повышение точности выработки курса в сравнении с полным фильтром.

Метод с использованием спутниковых разностей в общем обеспечивает улучшенное навигационное решение по сравнению со схемой оценки погрешности ОГ. При приемлемых условиях приема спутникового сигнала и применении дополнительных измерений автомобильных датчиков эти два метода дают сопоставимые по точности результаты.

Сегментированный фильтр, с одной стороны, выигрывает за счет отсутствия корреляции между измерениями положения и скорости (измерения псевдодальности не снижают качества определения скорости). Неизвестные и не использовавшиеся при моделировании погрешности ГНСС типа эффектов многолучевого распространения оказывают меньшее воздействие на оценку динамическим фильтром скорости и курса. С другой стороны, позиционный фильтр при этом не может напрямую воспользоваться преимуществами коррекции по скорости.

6. Выводы

В статье проанализировано использование двух видов сегментированного фильтра Калмана для автомобильной навигации. Показано, что сегментированный фильтр ($\Delta\vec{x}_{dyn2}$, $\Delta\vec{x}_{pos2}$), использующий спутниковые измерения и не производящий оценку погрешностей ОГ, обеспечивает лучшие результаты в сравнении с полным фильтром в условиях плохого приема сигналов ГНСС. В сценариях со стандартным и хорошим приемом сигналов сегментированный фильтр обеспечивает точность положения, сравнимую с качеством решения при использовании полной модели с улучшенной точностью оценивания скорости и ориентации.

Что касается сегментированного фильтра, производного от схемы фильтра с оценкой погрешности ОГ ($\Delta\vec{x}_{dyn1}$, $\Delta\vec{x}_{pos1}$), то он не показывает улучшения результатов, поэтому его применение не рекомендуется. Использование такого фильтра в глубокосвязанной системе с обратной связью с контурами слежения приемника ГНСС не приносит никаких преимуществ.

Благодарности

Институт оптимизации систем благодарит компанию IPG Automotive GmbH за возможность использовать динамический автомобильный тренажер Car-Maker.

Отдельная благодарность компании BMW Forschung und Technik AG за поддержку и подготовку экспериментальных данных для нескольких тестовых проездов.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Lu, B.**, Development of a Segmented GPS/INS Kalman Filter for Vehicle Localization, Master thesis, Karlsruhe Institute of Technology, October 2012.
2. **Farrell, J.L.**, GPS/INS-Streamlined, Bd. 49, USA, Navigation, Journal of the Institute of Navigation, 2002-2003.
3. **Gao, J.**, Development of Precise GPS/INS/Wheel Speed Sensor/Yaw Rate Sensor Integrated Vehicular Positioning System, University of Calgary, 2006.
4. **Groves, P.D.**, Principles of GNSS, Inertial and Multisensor Integrated Navigations Systems, Artech House, 2008.
5. **Wanklerl, M., Popp, M., and Trommer, G.F.**, Robustness improvements and comparisons of automotive GPS-INS navigation filters in suburban scenarios fusing automotive on-board sensors, Proceedings of Inertial Sensors and Systems – Symposium Gyro Technology, Karlsruhe, 2012.
6. **Ko-PER, 2013**, [online], available: <http://ko-fas.de/english/ko-per---cooperative-perception.html>.
7. **Wendel, J.**, Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation, Oldenburg, 2007
8. **Farrell, J.L.**, Carrier phase processing without integers, Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Institute of Navigation, Albuquerque, 2001.

Приложение

Матрицы F_{xx} являются подматрицами динамических матриц, введенных в (8) и (9). Ниже дано разъяснение символов:

n, e, d	–	навигационная система координат Север-Восток-вниз
n, e, i	–	навигационная, земная, инерциальная системы координат
h	–	высота над эллипсоидом WGS84 [м]
v	–	скорость [м/с]
a	–	ускорение [м/с ²]
φ	–	географическая долгота [рад]
Ω	–	скорость вращения Земли [рад/с]
R_n, R_e	–	радиус кривизны в направлении Север-Восток
x_{sk}^r	–	x : величина, r : текущая система координат x , система координат k относительно системы координат s

$$F_{11} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{v_{eb,n}^n}{(R_n - h)} \\ \frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_n - h} & 0 & \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, F_{23} = \begin{pmatrix} 0 & \hat{a}_{ib,z}^n & -\hat{a}_{ib,y}^n \\ -\hat{a}_{ib,z}^n & 0 & \hat{a}_{ib,x}^n \\ \hat{a}_{ib,y}^n & -\hat{a}_{ib,x}^n & 0 \end{pmatrix},$$

$$F_{32} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{R_e - h} & 0 \\ -\frac{1}{R_n - h} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\tan \varphi}{R_e - h} & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{F}_{22} = \begin{pmatrix} \frac{v_{eb,d}^n}{R_n - h} & -2\Omega \sin \varphi - 2 \frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_e - h} & \frac{v_{eb,n}^n}{R_n - h} \\ 2\Omega \sin \varphi + \frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_e - h} & \frac{v_{eb,n}^n \tan \varphi}{R_e - h} + \frac{v_{eb,d}^n}{R_e - h} & 2\Omega \cos \varphi + \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} \\ -2 \frac{v_{eb,n}^n}{R_n - h} & -2\Omega \cos \varphi - 2 \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{F}_{33} = \begin{pmatrix} 0 & -\Omega \sin \varphi - \frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_e - h} & \\ \Omega \sin \varphi + \frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_e - h} & 0 & \Omega \cos \varphi + \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} \\ -\frac{v_{eb,n}^n}{R_n - h} & -\Omega \cos \varphi - \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} & 0 \end{pmatrix},$$

Abstract. Advanced road safety automotive applications require reliable (available) and robust (e.g. GNSS outages) position, velocity and heading information. The velocity information generated by a GNSS receiver, in general, is affected by less errors than the further generated position and ranges. Determination of the measurement weighting for the range information is not in all cases appropriate. Unidentified multipath effects may reduce the quality but do not affect the signal to noise ratio. This paper explores the concept of a segmented Kalman navigation for a vehicle navigation filter which fuses automotive onboard sensor data. A position filter providing only position information and a dynamic filter covering velocity and sensor error information are implemented in this approach. The dynamic filter is only aided by velocity information provided either by odometer or GNSS. The position filter is aided by the GNSS range information. The evaluation covers the processing of simulated sensor data and the usage of real time automotive sensor data recorded in scenarios with reduced GNSS quality in

Key words: tightly coupled, gnss, inertial, segmented kalman filter, vehicle localization urban area