

Синтез и анализ радиотехнических систем и устройств

УДК 621.396

Комплексный инерциально-спутниковый алгоритм вторичной обработки на основе метода «unscented» фильтрации

© Авторы, 2013

И.А. Нагин – аспирант, кафедра радиотехнических систем,
Национальный исследовательский университет «МЭИ»

Представлен алгоритм комплексирования навигационной аппаратуры потребителей (НАП) спутниковых радионавигационных систем (СРНС) и инерциальной навигационной системы (ИНС). В алгоритме использован альтернативный подход к оптимальной нелинейной фильтрации – Unscented Kalman Filter. Проведено сравнение с аналогичным алгоритмом комплексирования, но использующим классический подход – расширенный фильтр Калмана (РФК). Приведены результаты моделирования работы обоих алгоритмов при использовании модели ИНС, основанной на микромеханических датчиках.

Ключевые слова: спутниковые радионавигационные системы, интегрированные системы, инерциальные системы, оптимальная фильтрация, расширенный фильтр Калмана.

A GNSS/INS integration algorithm has been introduced. It uses an alternative to classical extended Kalman filter (EKF), known as Unscented Kalman Filter (UKF). UKF algorithm was compared with the similar EKF-based algorithm. Model results for both algorithms were presented for the MEMS-based INS.

Keywords: global navigation satellite systems, integrated systems, inertial systems, optimal filtration, extended Kalman filter, unscented filter.

Введение

Комплексная обработка информации, поступающей от приемника сигналов спутниковых радионавигационных систем и инерциальных навигационных систем – актуальная для многих динамичных объектов задача [1]. До последнего времени синтез комплексных алгоритмов обработки проводился на базе теории оптимальной фильтрации [2]. Применительно к задаче вторичной обработки в навигационной аппаратуре потребителей (НАП) СРНС комплексной обработке подвергаются измерения координат и составляющих вектора скорости, проведенные в НАП, и измерения ускорений и угловых скоростей вращения в ИНС. Так как динамические уравнения, определяющие изменения оцениваемого вектора состояния, описываются нелинейными уравнениями, то для синтеза, как правило, используется гауссовское приближение теории нелинейной оптимальной фильтрации.

Соответствующий алгоритм квазиоптимальной фильтрации часто называют расширенным фильтром Калмана. Применение РФК к задаче комплексной обработки информации, поступающей от НАП СРНС и ИНС рассматривалось, например, в [3]. Использование РФК в существенно нелинейных задачах фильтрации не гарантирует получение хороших характеристик точности фильтрации, что отмечалось в работах многих исследователей, например, в [4]. В связи с этим в последнее десятилетие интенсивно развивались альтернативные подходы к задачам фильтрации при нелинейных моделях динамики изменения процессов и наблюдений. Один из таких подходов получил название Unscented Kalman Filter. Буквальный перевод слова Unscented – «беззапаховый» плохо вписывается в техническую терминологию, поэтому в дальнейшем будем использовать терминологию «Unscented фильтр Калмана» или сокращенно UKF.

В [5] методология UKF применена к задаче вторичной обработки в НАП СРНС, что позволило улучшить точностные характеристики обработки. Цель работы – исследование эффективности использования технологии UKF в задаче комплексной обработки данных НАП и ИНС.

Постановка задачи

Рассмотрим постановку задачи комплексной фильтрации, описанную в [3]. Модель датчиков ИНС – триады гироскопов и акселерометров инерциального измерительного блока (ИИБ) в связанной системе координат (ССК) описываются следующими выражениями:

$$\Omega_{rpy,k} = (\mathbf{I} + \mathbf{m}_{g,k}) \Omega_{rpy,k} + \mathbf{b}_{g,k} + \mathbf{n}_{g,k}, \quad (1)$$

где k – номер отсчета; $\Omega_{rpy,k}$ – истинный вектор угловых скоростей в ССК; $\mathbf{m}_{g,k}$ – матрица перекоса осей и масштабных коэффициентов; $\mathbf{b}_{g,k}$ – вектор смещения нулей гироскопов; $\mathbf{n}_{g,k}$ – вектор независимых белых гауссовских шумов с СКО σ_g ;

$$\mathbf{a}_{rpy,k} = (\mathbf{I} + \mathbf{m}_{a,k}) \mathbf{A}_{rpy,k} + \mathbf{b}_{a,k} + \mathbf{n}_{a,k}, \quad (2)$$

где k – номер отсчета; $\mathbf{A}_{rpy,k}$ – истинное ускорение в ССК; $\mathbf{m}_{a,k}$ – матрица перекоса осей и погрешностей масштабных коэффициентов; $\mathbf{b}_{a,k}$ – вектор смещений нулей акселерометров; $\mathbf{n}_{a,k}$ – вектор независимых белых гауссовских шумов с среднеквадратической ошибкой (СКО) σ_a .

Модель динамики смещений нулей датчиков описывается винеровскими процессами:

$$\begin{aligned} \mathbf{b}_{a,k} &= \mathbf{b}_{a,k-1} + \sigma_{ba} \cdot \mathbf{n}_{ba,k}, \\ \mathbf{b}_{g,k} &= \mathbf{b}_{g,k-1} + \sigma_{bg} \cdot \mathbf{n}_{bg,k}, \end{aligned} \quad (3)$$

где $\mathbf{n}_{ba,k}, \mathbf{n}_{bg,k}$ – векторы с гауссовскими шумами с нулевыми математическими ожиданием и единичным СКО.

При синтезе алгоритма будем считать погрешности, связанные с перекосами осей и масштабными коэффициентами датчиков ($\mathbf{m}_a, \mathbf{m}_g$), нулевыми. В дальнейшем при моделировании измерений будем использовать полные модели погрешностей датчиков (1), (2).

На выходе НАП СРНС формируются измерения скорости и координат потребителя в прямоугольной связанной системе координат ЕCEF:

$$\mathbf{X}_{gnss,i} = \mathbf{X}_{ecef,i} + \delta_{X,i},$$

$$\mathbf{V}_{gnss,i} = \mathbf{V}_{ecef,i} + \mathbf{n}_{V,i}, \quad (4)$$

где i – номер отсчета; $\mathbf{X}_{ecef,i}$ – вектор истинных координат потребителя; $\delta_{X,i}$ – вектор ошибок по координатам с матрицей ковариаций $\mathbf{R}_{X,i}$; $\mathbf{V}_{ecef,i}$ – истинный вектор скорости; $\mathbf{n}_{V,i}$ – вектор белых гауссовских шумов с матрицей ковариаций $\mathbf{R}_{V,i}$; $\mathbf{R}_{X,i}, \mathbf{R}_{V,i}$ считаются известными по результатам решения приемником СРНС навигационной задачи.

Измерения от ИИБ поступают с гораздо большей частотой, нежели измерения от приемника СРНС, и это учитывается в алгоритме. При моделировании будем полагать, что измерения от гироскопов и акселерометров поступают с частотой 400 Гц, а с выхода приемника СРНС – с частотой 5 Гц.

Введем оцениваемый вектор состояния из следующих компонент

$$\mathbf{x} = \left[\left(\mathbf{V}_{ecef} \right)^T \quad \left(\mathbf{q}_{rpy}^{ecef} \right)^T \quad \left(\mathbf{b}_g \right)^T \quad \left(\mathbf{b}_a \right)^T \right]^T, \quad (5)$$

где \mathbf{q}_{rpy}^{ecef} – кватернион, представляющий собой вращение от ССК к земной геоцентрической системе координат (ЕCEF).

Модель динамики \mathbf{q}_{rpy}^{ecef} описывается уравнениями [1]:

$$\mathbf{q}_{rpy,k}^{ecef} = \Delta_E^* \otimes \mathbf{q}_{rpy,k-1}^{ecef} \otimes \Delta_{RPY,k},$$

$$\Delta_E^* = \begin{bmatrix} \cos(\omega_E T / 2) & 0 & 0 & -\sin(\omega_E T / 2) \end{bmatrix}^T, \quad (6)$$

где $\omega_E = 7,292115E-5$ рад/с – скорость вращения Земли;

$$\Delta_{RPY,k} = \begin{bmatrix} \cos(\|\boldsymbol{\rho}_k\| / 2) \\ \frac{\rho_{1,k}}{\|\boldsymbol{\rho}_k\|} \sin(\|\boldsymbol{\rho}_k\| / 2) \\ \frac{\rho_{2,k}}{\|\boldsymbol{\rho}_k\|} \sin(\|\boldsymbol{\rho}_k\| / 2) \\ \frac{\rho_{3,k}}{\|\boldsymbol{\rho}_k\|} \sin(\|\boldsymbol{\rho}_k\| / 2) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\rho}_k \approx \frac{T}{2} (\Omega_{rpy,k} + \Omega_{rpy,k-1}),$$

$\boldsymbol{\rho}_k$ – вектор вращения.

Модель динамики \mathbf{V}_{ecef} следует из основного уравнения навигации [1], которое запишем в дискретном виде

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_{ecef,k} = & (\mathbf{I} - 2T\Omega_{EX})\mathbf{V}_{ecef,k-1} + \\ & + \mathbf{g}(\hat{\mathbf{X}}_{ecef,k})T + \mathbf{C}(\mathbf{q}_{rpy,k-1}^{ecef}) \cdot \mathbf{A}_{rpy,k-1}T, \end{aligned} \quad (8)$$

где \mathbf{A}_{rpy} – ускорение в ССК; $\mathbf{C}(\mathbf{q}_{rpy}^{ecef})$ – матрица вращения от ССК к ЕCEF системе координат, собранная из компонент кватерниона \mathbf{q}_{rpy}^{ecef} [1]:

$$\mathbf{C}(\mathbf{q}) = \begin{vmatrix} q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 - q_4^2 & 2(q_2q_3 - q_1q_4) & 2(q_1q_3 + q_2q_4) \\ 2(q_2q_3 + q_1q_4) & q_1^2 + q_3^2 - q_2^2 - q_4^2 & 2(q_3q_4 - q_1q_2) \\ 2(q_2q_4 - q_1q_3) & 2(q_1q_2 + q_3q_4) & q_1^2 + q_4^2 - q_3^2 - q_2^2 \end{vmatrix}. \quad (9)$$

$\mathbf{g}(\mathbf{X}_{ecef}(t))$ – «кажущееся» ускорение (учитывающее центростремительное ускорение из-за вращения Земли) в ЕCEF системе координат;

$$\Omega_{EX} = \begin{vmatrix} 0 & -\omega_E & 0 \\ \omega_E & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} \quad (10)$$

– матричное представление вектора вращения Земли.

Вектор гравитации $\mathbf{g}(\mathbf{X}_{ecef})$ меняется медленно и его можно считать известной функцией.

Ставится задача оценки вектора состояния (5) по наблюдениям (1), (2), (4).

В [3] при синтезе комплексного алгоритма фильтрации использовался модифицированный метод комплексирования [2], суть которого в рассматриваемой задаче сводится к тому, что наблюдения (1), (2) полагаются известными функциями времени, а переменные $\Omega_{rpy,k}$, $\mathbf{A}_{rpy,k}$, входящие в данные наблюдения, выражаются из (1), (2) в виде

$$\Omega_{rpy,k} = (\omega_{rpy,k} - \mathbf{b}_{g,k} - \mathbf{n}_{g,k}), \quad (11)$$

$$\mathbf{A}_{rpy,k} = (\mathbf{a}_{rpy,k} - \mathbf{b}_{a,k} - \mathbf{n}_{a,k}). \quad (12)$$

Соотношения (11), (12) совместно с (6)–(10) описывают динамику изменения вектора состояния (5).

Таким образом, динамика изменения вектора состояния в итоге описывается уравнениями (6), (7), (9), (10)–(12).

Так как наблюдения (1), (2) вошли в уравнения динамики (11)–(12), то при дальнейшем синте-

зе вектор наблюдений \mathbf{y}_k представляет собой измерения скорости в НАП СРНС (4), т.е.

$$\mathbf{y}_k \equiv \mathbf{V}_{gnss,i} = \mathbf{V}_{ecef,i} + \mathbf{n}_{V,i}. \quad (13)$$

Комплексный алгоритм UKF

Структура фильтра UKF в общем виде задается следующими уравнениями [4]:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \tilde{\mathbf{y}}_k), \quad (14)$$

$$\mathbf{K}_k = \tilde{\mathbf{P}}_{yy,k} (\tilde{\mathbf{P}}_{yy,k})^{-1}, \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_k = \tilde{\mathbf{P}}_{xx,k} - \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{P}}_{yy,k} = \tilde{\mathbf{P}}_{xx,k} - \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{P}}_{yy,k} \mathbf{K}_k^T, \quad (16)$$

в которых используются только математические ожидания вектора состояния (5) $\hat{\mathbf{x}}_k$, $\tilde{\mathbf{x}}_k$ и матрицы дисперсий тех или иных плотностей вероятностей (ПВ), которые определяют весовую матрицу \mathbf{K}_k .

Суть работы фильтра UKF состоит в следующем. Пусть в момент времени $k-1$ имеем математическое ожидание и матрицу дисперсий ПВ $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_1^{k-1})$, т.е. $\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = M[\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_1^{k-1}]$ и $\mathbf{P}_{k-1} = M[(\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1})(\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1})^T | \mathbf{Y}_1^{k-1}]$. Тогда для реализации алгоритма фильтрации (5) необходимо прежде всего вычислить экстраполированные оценки $\tilde{\mathbf{x}}_k$ и $\tilde{\mathbf{y}}_k$, а также матрицы дисперсий $\tilde{\mathbf{P}}_{yy,k}$, $\tilde{\mathbf{P}}_{xx,k}$. Другими словами, необходимо вычислить математические ожидания и матрицы дисперсий двух плотностей вероятностей $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y}_1^{k-1})$ и $p(\mathbf{y}_k | \mathbf{Y}_1^{k-1})$, располагая математическим ожиданием и матрицей дисперсий ПВ $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Y}_1^{k-1})$ и известными зависимостями нелинейных преобразований $\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1})$, $\mathbf{y}_k = \mathbf{S}_k(\mathbf{x}_k)$.

Для решения этой задачи в [6] предложен следующий подход, получивший название Unscented Transformation (UT).

Пусть \mathbf{x} – n -мерный случайный вектор с ПВ, характеризующейся математическим ожиданием $\bar{\mathbf{x}}$ и матрицей дисперсий \mathbf{P}_{xx} . Рассматривается нелинейное преобразование $y = f(x)$ и ставится задача нахождения математического ожидания и матрицы дисперсий случайного вектора y .

Суть Unscented Transformation заключается в следующем:

1) в выборе набора фиксированных $2n+1$ значений (S -точек) вектора $\mathbf{x}^{(i)}$ (которые обозна-

чим $\chi_0, \dots, \chi_i, \dots, \chi_{2n+1}$), так чтобы их выборочные средние значения и матрица дисперсий были равны \bar{x} и P_{xx} соответственно:

$$\begin{aligned} \chi_0 &= \bar{x}, \quad W_0 = \lambda / (n + \lambda), \\ \chi_i &= \bar{x} + \left(\sqrt{(n + \lambda) P_{xx}} \right), \\ W_i &= 1 / [2(n + \lambda)], \quad i = \overline{1, n}, \\ \chi_{i+n} &= \bar{x} - \left(\sqrt{(n + \lambda) P_{xx}} \right), \\ W_{i+n} &= 1 / [2(n + \lambda)], \quad i = \overline{1, n}; \\ \sum_{i=0}^{2n+1} W_i &= 1; \end{aligned} \quad (17)$$

2) для каждого значения χ_i , $i = \overline{0, 2n}$, вычисляется

$$\eta_i = f(\chi_i); \quad (18)$$

3) вычисляется взвешенное среднее значение случайных величин η_i

$$\bar{\eta} = \sum_{i=0}^{2n+1} W_i \eta_i; \quad (19)$$

4) вычисляется взвешенная матрица дисперсий случайных величин η_i

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n+1} W_i (\eta_i - \bar{\eta})(\eta_i - \bar{\eta})^T \quad (20)$$

Для вычисления матрицы весовых коэффициентов в соответствии с (15), (16) необходимо вычислить матрицу взаимных дисперсий $\tilde{P}_{xy,k}$, для которой определяется следующее выражение:

$$\tilde{P}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n+1} W_i (\eta_{i,k} - \tilde{x}_k)(\gamma_{i,k} - \tilde{y}_k)^T. \quad (21)$$

Параметр λ в весовых коэффициентах выбирается из дополнительных соображений снижения итоговой ошибки аппроксимации. В частности показано, что для гауссовского вектора x рекомендуемое значение $n + \lambda = 3$ [6].

Применительно к рассматриваемой задаче алгоритм UKF с использованием описанного выше UT преобразования имеет следующий вид.

Инициализация. Вектор состояния фильтра \hat{x} и матрицу дисперсий оценок D_x необходимо инициализировать до начала работы алгоритма. Инициализация вектора состояния производится следующими величинами:

$$\hat{x}_0 = \begin{bmatrix} (\mathbf{V}_{gnss,i})^T & (\mathbf{q}_{rpy}^{ecef}(R_0, P_0, Y_0))^T & 0 \dots 0 \end{bmatrix}^T,$$

где $\mathbf{V}_{gnss,i}$ – текущее измерение скорости приемником СНС, $\mathbf{q}_{rpy}^{ecef}(R_0, P_0, Y_0)$ – кватернион ориентации, который может быть получен при начальной выставке ИНС (гиромагнитометрировании) и координаты \mathbf{X}_{gnss} , измеренных приемником СНС.

Если ориентация неизвестна, то кватернион должен быть инициализирован следующим вектором: $\mathbf{q}_{rpy}^{ecef}(R_0, P_0, Y_0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$.

Начальные значения для матрицы ковариаций (записаны блоками):

$$\begin{aligned} D_{x,0}(1\dots 3, 1\dots 3) &= R_{V,i}, \\ D_{x,0}(4\dots 7, 4\dots 7) &= \sigma_{iq}^2 \cdot I_4, \\ D_{x,0}(8\dots 10, 8\dots 10) &= \sigma_{ibg}^2 \cdot I_3, \\ D_{x,0}(11\dots 13, 11\dots 13) &= \sigma_{iba}^2 \cdot I_3, \\ D_{x,0}(\text{все остальные}) &= 0, \end{aligned}$$

где $R_{V,i}$ – матрица ковариаций скорости по СРНС;

I_N – единичная матрица размером $N \times N$; σ_{iq} – погрешность выставки, СКО, равная 1, если ориентация неизвестна, или $\sigma_{iq} \approx$ (погрешность начальной выставки в радианах); σ_{ibg} – нестабильность смещения нуля от запуска к запуску (СКО) в рад/с; σ_{iba} – нестабильность смещения нуля от запуска к запуску (СКО) в м/с².

Экстраполяция вектора состояния и матрицы дисперсий. Экстраполяция производится согласно:

$$[\tilde{x}_k, \tilde{D}_{x,k}] = F_UT(\hat{x}_{k-1}, \hat{D}_{x,k-1}, G),$$

где $F_UT()$ – UT преобразование с функцией $F(x)$, выполняемое согласно (17)–(19). Функция $F(x)$ описывает динамику вектора состояния и определяется соотношениями (6), (7), (9) – (12).

Этап корректировки UKF. При отсутствии измерений приемника СРНС на текущий такт работы алгоритма корректировка не происходит, т.е. $\hat{x}_k = \tilde{x}_k$, $\hat{D}_{x,k} = \tilde{D}_{x,k}$.

При наличии измерений приемника СРНС ($\mathbf{V}_{gnss,k}$, $\mathbf{X}_{gnss,k}$) производится корректировка UKF. Вычисляется прогноз измерений

$$[\tilde{V}_{ecef,k}, \tilde{D}_{V,k}] = S_UT(\tilde{x}_k, \tilde{D}_{x,k}, R_{V,k}),$$

где $S_{UT}()$ – UT преобразование с функцией $S(x)$, выполняемое согласно (17)–(19). Функция $S(x)$ описывает связь вектора измерений (13) с вектором состояний и равна $S(x) = \left| \left(\tilde{V}_{ecef,k} \right)^T \right|$.

Вычисляются взаимная матрица дисперсий $\tilde{D}_{XY,k}$ согласно (21), коэффициент усиления фильтра

$$K_k = \tilde{D}_{XY,k} \cdot \left(\tilde{D}_{V,k} \right)^{-1},$$

и оцениваются вектор состояния и матрица дисперсий:

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + K_k (V_{gnss,k} - \tilde{V}_{ecef,k}),$$

$$\tilde{D}_{x,k} = \tilde{D}_{x,k} - K_k \left(\tilde{D}_{XY,k} \right)^T.$$

Результаты моделирования

Описанный алгоритм комплексного UKF фильтра моделировался на ЭВМ. Одновременно с этим фильтром моделировался комплексный фильтр, полученный по методологии [3]. Параметры моделирования следующие: максимальное ускорение – 5 м/с^2 , максимальная скорость – 10 м/с .

Измерения инерциальных датчиков моделировались согласно (1), (2). Использованные параметры погрешностей для гироскопов и акселерометров следующие:

$$m_g = I_3 + \begin{bmatrix} 0.005 & 0 & 0 \\ 9e-4 & 0.005 & 9e-4 \\ 9e-4 & 9e-4 & 0.005 \end{bmatrix},$$

$$b_g = \begin{bmatrix} 0.05 \\ 0.05 \\ 0.05 \end{bmatrix} \text{ рад}, \sigma_g = 0.016 \text{ рад}.$$

$$m_a = I_3 + \begin{bmatrix} 0.0063 & 0 & 0 \\ 0.0035 & 0.0063 & 9e-4 \\ 0.0035 & 0.0035 & 0.0035 \end{bmatrix},$$

$$b_a = \begin{bmatrix} 0.49 \\ 0.49 \\ 0.49 \end{bmatrix} \frac{\text{м}}{\text{с}^2}, \sigma_a = 0.088 \frac{\text{м}}{\text{с}^2}.$$

Данные параметры соответствуют датчикам MEMS класса (IMU ADIS16400);

Модель ошибок измерений скорости приемником СРНС – аддитивный БГШ с вектором дисперсий:

$$R_{V,k} = \begin{vmatrix} 0.1^2 & 0.1^2 & 0.1^2 \end{vmatrix} [\text{м}^2/\text{с}^2].$$

Компоненты матрицы формирующих шумов:
 $\sigma_v^2 = (1 \cdot 10^{-8})^2 (\text{м/с})^2, \sigma_q^2 = (1 \cdot 10^{-5})^2,$
 $\sigma_{bg}^2 = (2 \cdot 10^{-6})^2 \cdot T (\text{рад})^2,$
 $\sigma_{ba}^2 = (2 \cdot 10^{-6})^2 \cdot T (\text{м/с}^2)^2.$

На рис. 1 и 2 приведены реализации ошибок оценивания углов ориентации в UKF и РФК соответственно, а на рис. 3 и 4 – реализации ошибок оценивания составляющих скорости в UKF и РФК соответственно.

В таблице представлены сравнительные характеристики СКО оценивания скоростей и углов в РФК и UKF (поле «СКО оценки»).

Параметры	СКО оценки РФК	СКО оценки UKF
Углы крена, угл. мин.	9,1	9,9
Углы тангенса, угл. мин.	8,6	7,2
Углы курса, угл. мин.	10,1	10,8
Скорость V_x , м/с	0,046	0,052
Скорость V_y , м/с	0,053	0,055
Скорость V_z , м/с	0,049	0,063

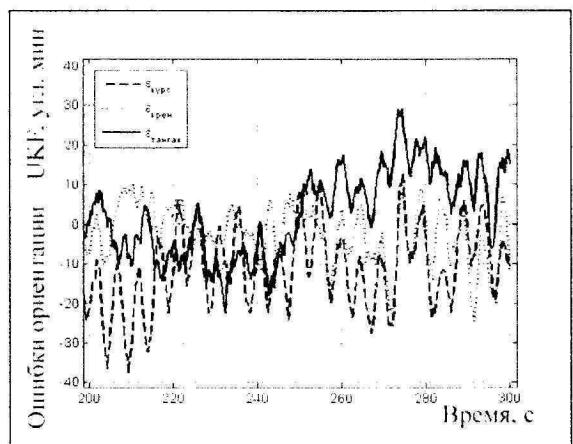


Рис. 1

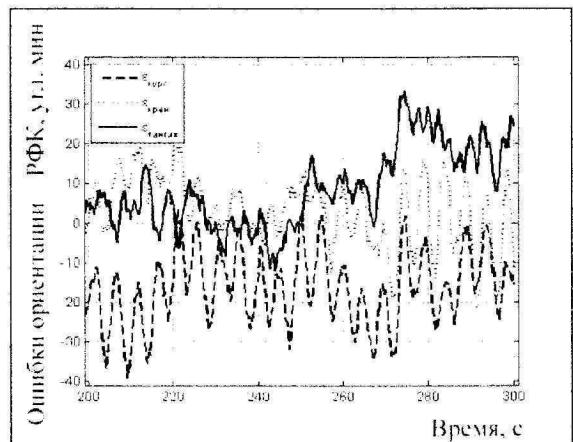


Рис. 2

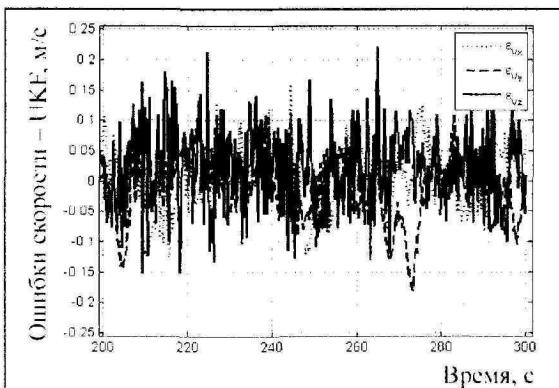


Рис. 3

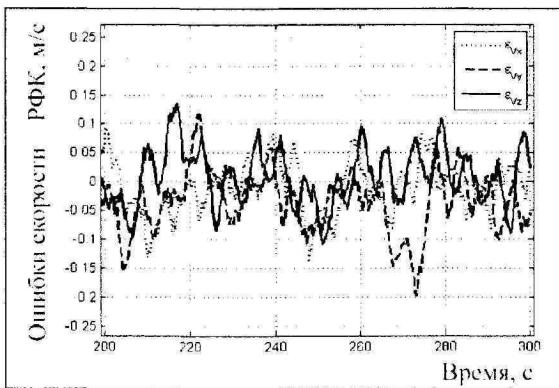


Рис. 4

По результатам моделирования работы двух систем можно сделать следующие выводы: СКО оценивания углов ориентации в обоих алгоритмах одинаковы; СКО оценивания составляющих скорости в РФК несколько ниже.

- Разработан алгоритм комплексной фильтрации данных, поступающих навигационной аппаратуры потребителей СРНС и инерциальной навигационной системы, основанный на технологии UKF. В алгоритме оцениваются погрешности инерциальных датчиков – смещения нулей гироскопов и акселерометров.

Проведено моделирование комплексного алгоритма фильтрации и сравнение его характеристик с аналогичными характеристиками комплексного фильтра, построенного по методологии РФК. Показано, что среднеквадратические ошибки оценивания углов ориентации в обоих алгоритмах примерно одинаковы, а среднеквадратические ошибки оценивания составляющих скорости в расширенном фильтре Калмана несколько меньше. При этом следует отметить, что реализация алгоритма с UKF значительно более ресурсоемка, чем реализация с РФК.

Статья подготовлена при проведении НИР в рамках реализации ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009–2013 годы.

Литература

- ГЛОНАСС. Принципы построения и функционирования / под ред. А.И. Перова, В.Н. Харисова. М.: Радиотехника. 2010.
- Перов А.И. Статистический синтез радиотехнических систем. М.: Радиотехника. 2003.
- Шатилов А.Ю., Нагин И.А. Тесносвязанный алгоритм комплексирования НАП СРНС и многоцелевой ИНС // Радиотехника. 2012. № 6.
- Ristic B., Arulampalam S., Gordon N. Beyond the Kalman Filter. Artech House. 2004.
- Capua R., Bottaro A. Implementation of the Unscented Kalman Filter and a simple Augmentation System for GNSS SDR receivers // 5th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation. Nashville TN. 2012.
- Julier S.J., Uhlmann J.K. and Durrant-Whyte H.F. A New Approach for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Linear Filters // IEEE Transactions on Automatic Control. Accepted for publication as a Technical Note. 1996.

Поступила 11 апреля 2013 г.

GNSS/IMU Unscented Integration Algorithm

© Authors, 2013

I.A. Nagin

GNSS/IMU integration is the typical solution for highly dynamic objects navigation. However, the use of a Gaussian approximation of the theory of optimal filtering (leading to EKF) in an highly nonlinear problems does not guarantee a good performance. Therefore, in the last decade intensively developed alternative approaches to the problem of filtration of system process and/or observations described by highly nonlinear models. One of these approaches is named as the Unscented Kalman Filter (UKF). In this paper we investigate the efficiency of the UKF approach in the integration problem by comparing it with the classical EKF algorithm.