

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ К ЗАДАЧЕ ФИЛЬТРАЦИИ В НЕЛИНЕЙНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Н.П. Деменков
Д.М. Чан

dnp@bmstu.ru
ruxi.tran@gmail.com

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Рассмотрены различные подходы к решению задачи фильтрации в нелинейных динамических системах. Сильный следящий ансцентный фильтр Калмана, разработанный на основе комбинации ансцентного фильтра Калмана и сильного следящего фильтра Калмана, обеспечивает устойчивость к неопределенности модели процесса с помощью матрицы субоптимального коэффициента масштабирования. Коэффициент смягчения, входящий в субоптимальный коэффициент масштабирования для улучшения гладкости оценки состояния системы, определяется эмпирически и включен в весь процесс фильтрации, что приводит к потере точности во временных сегментах, в которых определена модель процесса. Исследован вариант применения нечеткой модели Такаги — Сугено (Т-С модель) для настройки в режиме реального времени коэффициента смягчения при изменении динамики объекта. В результате сравнительного анализа точности исследуемых фильтров для нелинейной модели установлено, что предложенный фильтр с применением нечеткой логической адаптивной системы обладает хорошей гладкостью оценки и наибольшей точностью

Ключевые слова

Ансцентный фильтр, сильный следящий ансцентный фильтр, субоптимальный коэффициент затухания, коэффициент смягчения, нечеткий фильтр, модель Такаги — Сугено

Поступила 14.05.2019

Принята 13.12.2019

© Автор(ы), 2020

Введение. Одним из наиболее распространенных подходов к оценке состояния в нелинейных динамических системах является фильтр Калмана и его разновидности: расширенный фильтр Калмана (РФК) [1, 2], ансцентный фильтр Калмана (АФК) и его модификации [3–7], сильный следящий ансцентный фильтр Калмана (ССАФК) [8–10].

Ансцентный, как и расширенный фильтр Калмана, чувствителен к неопределенности модели системы. Несовершенство модели, неопределенности характеристик шумов и начальных условий, а также изменения

параметров системы приводят к ухудшению устойчивости АФК и РФК, при этом процесс фильтрации может даже расходиться [7, 11, 12].

Для достижения устойчивости к неопределенности модели, способности отслеживания состояния в реальном времени или предотвращения проблемы расхождения предложены различные подходы с использованием матрицы субоптимального коэффициента масштабирования (СКМ) [8, 9]. Матрица СКМ, основанная на принципе ортогональности векторов инноваций в ССАФК, добавляется к матрице ковариации прогнозирования для уменьшения веса предшествующего знания и корректировки матрицы усиления Калмана. Реализации предложенного подхода для решения некоторых задач рассмотрены в [9, 20, 21], в которых коэффициент смягчения, входящий в СКМ, является постоянным, а матрица СКМ включена в течение всего процесса фильтрации. Это приводит к потере точности во временных сегментах, в которых модель процесса определена.

Адаптивная настройка фильтра Калмана с помощью нечеткой логики является одной из многообещающих стратегий в борьбе с расхождением в нелинейных системах с динамическими неопределенностями. Для улучшения оценки ковариационных матриц в [13–16] использован подход на основе оценки инноваций. Нечеткая модель Такаги — Сугено для адаптации ковариационных матриц шума процесса и измерений при проектировании слияния навигационных данных применена в [10, 17, 18]. Общая методология нечеткого моделирования, основанная на РФК, приведена в [19]. Одно и то же значение СКМ на двух каналах при решении двумерной навигационной задачи без учета их разных изменений использовано в работе [10]. Нечеткая модель Такаги — Сугено — Канга к АФК применена в [14, 15] в целях формирования весовых коэффициентов для априорного состояния и априорной оценки измерений и коэффициента усиления каждого фильтра, но матрица СКМ не использовалась. Система нечетких рассуждений построена в [17] для динамического оперативного определения лучших нижних и верхних границ ковариации шума процесса в соответствии с информацией об инновациях без учета неопределенности модели измерений. В перечисленных работах не решена проблема неопределенности модели процесса и модели измерения в целом.

В настоящей работе для своевременного обнаружения динамических изменений и осуществления оперативной настройки коэффициента смягчения в режиме реального времени применяется нечеткая модель Такаги — Сугено, позволяющая настроить СКМ по каналам с учетом его значения расхождения, к ССАФК при исследовании задачи коррекции бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС) для

обеспечения устойчивости и гладкости оценки при возникновении неопределенности модели процесса.

Постановка задачи. Рассмотрим дискретную нелинейную модель динамической системы вида

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, t) + \mathbf{w}_k; \\ \mathbf{z}_{k+1} &= \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, t) + \mathbf{v}_k, \end{aligned} \quad (1)$$

где \mathbf{x} — вектор состояния размерностью $n \times 1$; \mathbf{w} — шум процесса ($n \times 1$); \mathbf{z} — вектор измерения размерностью $m \times 1$; \mathbf{v} — шум измерения ($m \times 1$); $\mathbf{f}(\cdot)$, $\mathbf{h}(\cdot)$ — нелинейные функции модели процесса и измерения. Векторы \mathbf{w} и \mathbf{v} имеют нулевое математическое ожидание и ковариационные матрицы \mathbf{Q}_k и \mathbf{R}_k .

Необходимо в каждый момент времени по результатам всех имеющихся к этому моменту измерений \mathbf{z} получить вектор оценки $\hat{\mathbf{x}}$ состояния процесса.

Алгоритм ансцентного фильтра. Алгоритм АФК для нелинейной системы (1) можно описать следующим образом [1–3].

Этап 1. Инициализация $\hat{\mathbf{x}}_0$ и \mathbf{P}_0 .

Этап 2. Прогноз. На этапе 2 осуществляется генерирование $(2n+1)$ сигма-точек, которые помещаются в матрицу ζ_{k-1} по столбцам согласно правилу:

$$\zeta_{i,k-1} = \left[\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \pm \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right)_i^T \right], \quad i = 0, 1, \dots, 2n, \quad (2)$$

и вычисляются весовые коэффициенты

$$\begin{aligned} w_i^{(m)} &= w_i^{(c)} = \frac{1}{2(n+\lambda)}; \\ w_0^{(m)} &= \frac{\lambda}{n+\lambda}; \quad w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1-\alpha^2 + \delta). \end{aligned} \quad (3)$$

В (2) и (3) \mathbf{P}_{k-1} — матрица ковариации (эффективным методом вычисления квадратного корня из матрицы \mathbf{P}_{k-1} является разложение Холецкого); $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$ — параметр масштабирования, κ — вторичный параметр масштабирования; α — величина, определяющая распространение сигма-точек вокруг \mathbf{x} ($10^{-4} \leq \alpha \leq 1$); δ — коэффициент, используемый для включения предварительного знания распределения \mathbf{x} ; $w_i^{(m)}$, $w_i^{(c)}$ — весовые коэффициенты для среднего значения и ковариации i -й сигма-точки.

Сигма-векторы определяются через нелинейную функцию $\mathbf{f}(\cdot)$ модели процесса:

$$\zeta_{k/k-1} = f(\zeta_{k-1}). \quad (4)$$

Вычисляются прогноз оценки состояния и ковариационная матрица

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \zeta_{i,k/k-1};$$

$$P_{xk}^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-) (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-)^m + Q_k. \quad (5)$$

Этап 3. Коррекция. Рассчитываются среднее значение и ковариационная матрица измерений:

$$\gamma_{k/k-1} = h(\zeta_{k-1}); \quad \hat{z}_k^- = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \gamma_{i,k/k-1}; \quad (6)$$

$$P_{z_k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-)^T + R_k. \quad (7)$$

Определяется матрица взаимной ковариации

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-)^T. \quad (8)$$

Кроме того, осуществляется уточнение оценки вектора состояния матрицы ковариации:

$$\mathbf{K}_k = P_{xz} P_{z_k}^{-1};$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{z}_k^-); \quad (9)$$

$$P_k = P_k^- - \mathbf{K}_k P_{z_k} \mathbf{K}_k^T.$$

Алгоритм сильного следящего асимптотического фильтра. Разработанный на основе комбинации АФК и сильного следящего фильтра Калмана ССАФК обеспечивает устойчивость к неопределенности модели процесса с помощью матрицы СКМ \mathbf{S}_k . Матрица \mathbf{S}_k зависит от трех параметров: 1) априорного коэффициента α_i ($\alpha_i \geq 1$); 2) коэффициента затухания ρ ($0 < \rho \leq 1$); 3) коэффициента смягчения β ($1 \leq \beta \leq 5$). Элементы матрицы \mathbf{S}_k определяются следующим образом [8, 9, 21]:

$$S_k = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_m); \quad s_i = \begin{cases} \alpha_i c_k, & \alpha_i c_k > 1, \\ 1, & \alpha_i c_k \leq 1; \end{cases}$$

$$c_k = \frac{\text{tr}[V_k - \beta R_k]}{\text{tr}[\alpha_i P_{z_k}]}; \quad (10)$$

$$V_k = \begin{cases} v_0 v_0^m, & k = 1, \\ \frac{\rho v_{k-1} + v_k v_k^m}{1 + \rho}, & k \geq 2; \quad v_k = z_k - \hat{z}_k^-. \end{cases}$$

Алгоритм ССАФК аналогичен алгоритму АФК с изменениями: новым значениям ковариационных матриц $\mathbf{P}_{x_k}^-$, \mathbf{P}_{z_k} , \mathbf{P}_{xz} необходима модификация, они могут быть получены путем умножения соотношений (5), (7) и (8) на матрицу СКМ \mathbf{S}_k (10):

$$\mathbf{P}_{x_k}^- = \mathbf{S}_k \left\{ \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-)^T + \mathbf{Q}_k \right\}; \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{z_k} = \mathbf{S}_k \left\{ \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{z}}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{z}}_k^-)^T + \mathbf{R}_k \right\}; \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{xz} = \mathbf{S}_k \left\{ \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{x}}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{\mathbf{z}}_k^-)^T \right\}. \quad (13)$$

Алгоритм сильного следящего ансцентного фильтра с применением нечеткой модели. Коэффициент смягчения β , используемый для улучшения гладкости оценки состояния, при реализации ССАФК постоянен и включен в весь процесс фильтрации, что приводит к потере точности в тех временных сегментах, в которых модель процесса известна. Для улучшения эффективности процесса фильтрации в моменты неопределенности модели следует получать коэффициент смягчения β в режиме реального времени.

Применение нечеткой логической адаптивной системы (НЛАС) с нечеткими правилами позволяет в темпе с процессом настраивать коэффициент смягчения β при изменении динамики объекта. Такая схема может адаптировать матрицу СКМ и, следовательно, повысить производительность оценки.

Входами НЛАС являются степень расхождения μ и усредненная величина инноваций ξ :

$$\mu = \frac{\mathbf{v}_k^T \mathbf{v}_k}{m}; \quad \xi = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |v_i|,$$

где $\mathbf{v}_k = [v_1, v_2, \dots, v_k]^T$; m — число измерительных устройств.

Алгоритм нечеткого ССАФК с НЛАС для нелинейной системы (1) можно описать следующим образом.

Этап 1. Инициализация $\hat{\mathbf{x}}_0$ и \mathbf{P}_0 .

Этап 2. Определение набора сигма-точек и весовых коэффициентов (2) и (3).

Этап 3. Вычисление прогноза значения оценки (4) и значений измерений (6).

Этап 4. Определение коэффициента смягчения β с помощью НЛАС.

Этап 5. Определение матрицы СКМ S_k (10).

Этап 6. Определение ковариационных матриц $P_{x_k}^-$, P_{z_k} , P_{xz} по формулам (11)–(13).

Этап 7. Коррекция текущей оценки, матриц усиления и ковариации ошибок (9).

При реализации НЛАС (этап 4) используется нечеткая система Такаги — Сугено (Т-С модель), типичное правило которой имеет вид [10, 22, 23]:

ЕСЛИ вход $x_1 = F_1^1$ и вход $x_2 = F_2^1$ и ... и вход $x_n = F_n^1$, ТО выход $y_k = f_k(x_1, x_2, \dots, x_n) = C_{k0} + C_{k1}x_1 + C_{k2}x_2 + \dots + C_{kn}x_n$, где $F_1^1, F_2^1, \dots, F_n^1$ — нечеткие множества; $C_{k0}, C_{k1}, \dots, C_{kn}$ — константы.

Т-С модель первого порядка для НЛАС имеет два входа μ и ξ и один выход β и реализует приведенные ниже правила.

1. ЕСЛИ μ — Нуль (*Zero*) и ξ — Нуль (*Zero*), ТО $\beta = a_1\mu + b_1\xi + c_1$.
2. ЕСЛИ μ — Нуль (*Zero*) и ξ — Маленький (*Small*), ТО $\beta = a_2\mu + b_2\xi + c_2$.
3. ЕСЛИ μ — Нуль (*Zero*) и ξ — Большой (*Large*), ТО $\beta = a_3\mu + b_3\xi + c_3$.
4. ЕСЛИ μ — Маленький (*Small*) и ξ — Нуль (*Zero*), ТО $\beta = a_4\mu + b_4\xi + c_4$.
5. ЕСЛИ μ — Маленький (*Small*) и ξ — Маленький (*Small*), ТО $\beta = a_5\mu + b_5\xi + c_5$.
6. ЕСЛИ μ — Маленький (*Small*) и ξ — Большой (*Large*), ТО $\beta = a_6\mu + b_6\xi + c_6$.
7. ЕСЛИ μ — Большой (*Large*) и ξ — Нуль (*Zero*), ТО $\beta = a_7\mu + b_7\xi + c_7$.
8. ЕСЛИ μ — Большой (*Large*) и ξ — Маленький (*Small*), ТО $\beta = a_8\mu + b_8\xi + c_8$.
9. ЕСЛИ μ — Большой (*Large*) и ξ — Большой (*Large*), ТО $\beta = a_9\mu + b_9\xi + c_9$.

Коэффициенты a_i, b_i, c_i определяются из условия того, что СКМ каждого канала системы пропорционален его значению расхождения, а именно при малой степени расхождения рекомендуется применять больший коэффициент смягчения β для обеспечения лучшей точности оценки; и наоборот, рекомендуется применять меньший коэффициент смягчения β в целях увеличения возможности отслеживания.

При моделировании использовались имеющиеся в библиотеке *FUZZY TOOLBOX MATLAB* функции нечеткой логики, гауссовы функции принадлежности и метод дефазификации «центр тяжести».

Зависимость коэффициента смягчения β от степени расхождения μ и величины инноваций ξ приведена на рис. 1.

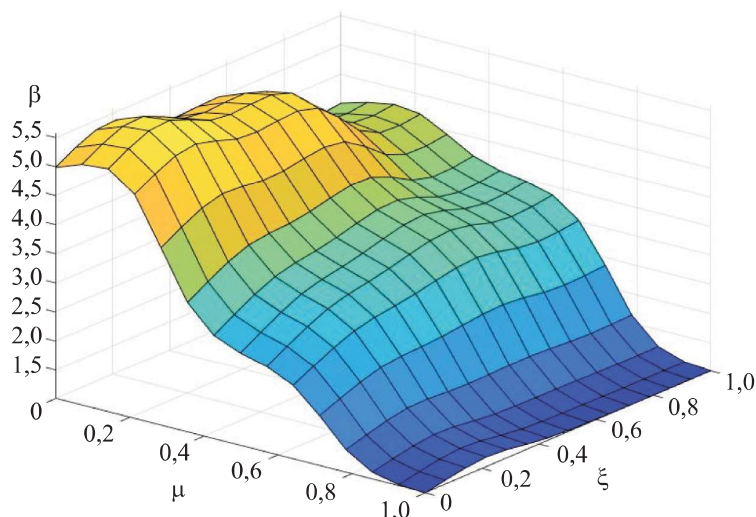


Рис. 1. Зависимость коэффициента смягчения β от степени расхождения μ и величины инноваций ξ (результаты моделирования НЛАС)

Контролируя параметры μ , НЛАС может оперативно настраивать коэффициент смягчения β в соответствии с нечеткими правилами. Предложенный алгоритм также может адаптивно корректировать матрицу СКМ S_k и тем самым повышать эффективность оценки. Когда коэффициент смягчения меньше, улучшается отслеживаемость; когда коэффициент смягчения больше, улучшается точность оценки.

Сравнительный анализ точности оценки различными фильтрами. Рассмотрим модель БИНС, описываемой в навигационной географической системе координат следующими нелинейными уравнениями [11, 24, 25]:

$$\begin{aligned} \dot{V}^n &= f^n + g^n - (2\Omega_{ie}^n + \Omega_{en}^n) V^n; \\ \dot{P} &= A \times V^n; \\ \dot{q} &= \frac{1}{2} [\Omega_1(\omega_{ib}^b) - \Omega_2(\omega_{in}^n)] \times q; \\ \dot{V} &= 0; \\ \dot{\varepsilon} &= 0. \end{aligned} \quad (14)$$

Здесь $\mathbf{V}_{en}^n = [V_E, V_N, V_{Up}]^T$, $\mathbf{P} = (L, \lambda, h)^T$, $\mathbf{f}^n = C_b^n \mathbf{f}_{ib}^b$ — скорость, географические координаты (L — широта; λ — долгота; h — высота) и ускорение в навигационной системе координат; $\mathbf{f}_{ib}^b = [f_x^b, f_y^b, f_z^b]^T$ — показания акселерометров; \mathbf{g}^n — ускорение свободного падения; \mathbf{q} — вектор кватернионов; ∇ — погрешность акселерометров; ε — погрешность датчика угловой скорости (ДУС); Ω_{ie}^n , Ω_{en}^n — кососимметрические матрицы от угловой скорости вращения Земли в n -й системе координат ω_{ie}^n и угловой скорости n -й системы координат относительно e -й системы координаты ω_{en}^n ; n, b, i, e — навигационная, связанная, инерциальная и земная системы координат соответственно.

Матрица перехода из навигационной системы координат в связанную $C_n^b = (C_b^n)^T$ может быть представлена через параметры Родрига — Гамильтона (кватернионы) $\mathbf{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$:

$$C_n^b = \begin{bmatrix} 2q_0^2 + 2q_1^2 - 1 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2q_0^2 + 2q_2^2 - 1 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 2q_0^2 + 2q_3^2 - 1 \end{bmatrix}.$$

Угловые скорости

$$\omega_{ie}^n = [0, \omega_{ie} \cos L, \omega_{ie} \sin L]^T;$$

$$\omega_{en}^n = \left[-\frac{V_N^n}{M+h}, \frac{V_E^n}{N+h}, \frac{V_E^n}{N+h} \operatorname{tg} L \right]^T = [-\dot{L}, \dot{\lambda} \cos L, \dot{\lambda} \sin L]^T,$$

где $\omega_{ie} = 7,292115 \cdot 10^{-5}$ — угловая скорость вращения Земли; $M = \frac{R_e(1-e^2)}{(1-e^2 \sin^2 L)^{3/2}}$ и $N = \frac{R_e}{(1-e^2 \sin^2 L)^{1/2}}$ — радиусы кривизны земного эллипсоида, $R_e = 6378140$ м — радиус Земли; $e = 0,0033528$ — эксцентриситет.

Модель гравитационного ускорения \mathbf{g}^n в n -й системе координат имеет вид

$$\mathbf{g}^n = [0, 0, -g^n], \quad g^n = 9,7803 + 0,519 \sin^2 L - 3,08 \cdot 10^{-6} h.$$

Матрицы \mathbf{A} , $\Omega_1(\boldsymbol{\omega}_{ib}^b)$, $\Omega_2(\boldsymbol{\omega}_{in}^b)$ определяются по формулам

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{M+h} & 0 \\ \frac{1}{(N+h)\cos L} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$\Omega_1(\boldsymbol{\omega}_{ib}^b) = \begin{bmatrix} -\Omega_{ib}^b & \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \\ -(\boldsymbol{\omega}_{ib}^b)^T & 0 \end{bmatrix}; \quad \Omega_2(\boldsymbol{\omega}_{in}^b) = \begin{bmatrix} -\Omega_{in}^b & \boldsymbol{\omega}_{in}^b \\ -(\boldsymbol{\omega}_{in}^b)^T & 0 \end{bmatrix},$$

где $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ — показание ДУС.

Вектор состояния, включающий в себя скорость \mathbf{V}^n , положение \mathbf{P} , кватернионы \mathbf{q} , погрешности акселерометров ∇^b и ДУС $\boldsymbol{\varepsilon}^b$, имеет вид

$$\mathbf{x} = \left[(\mathbf{V}^n)^T, (\mathbf{P})^T, (\mathbf{q})^T, \nabla^b, \boldsymbol{\varepsilon}^b \right]_{16 \times 1}^T.$$

Модель измерений

$$\mathbf{z} = \left[(\mathbf{V}^n)^T, (\mathbf{P})^T \right]_{6 \times 1}^T = \mathbf{H} \times \mathbf{x};$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{10 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{10 \times 3} \end{bmatrix}.$$

Сравнение проведено для трех фильтров:

- 1) фильтр *UKF*: АФК;
- 2) фильтр *STUKF*: ССАФК;
- 3) фильтр *FUZZY*: ССАФК с применением нечеткой модели.

Для оценки точности при применении трех фильтров к рассматриваемой задаче введены значения погрешности по каналам (долгота, широта, высота) и сферической погрешности, которые задаются расстоянием между истинными координатами и оцененными координатами с помощью фильтра по формулам

$$dLat = x_{ист} - x_{\phi}; \quad dLon = y_{ист} - y_{\phi}; \quad dAlt = z_{ист} - z_{\phi};$$

$$E_{xyz} = \sqrt{dLat^2 + dLon^2 + dAlt^2},$$

где $dLat$, $dLon$, $dAlt$ — погрешности по долготе, широте и высоте; $x_{ист}$, $y_{ист}$, $z_{ист}$ — истинные координаты по каналам; x_{ϕ} , y_{ϕ} , z_{ϕ} — оцененные с помощью фильтра координаты.

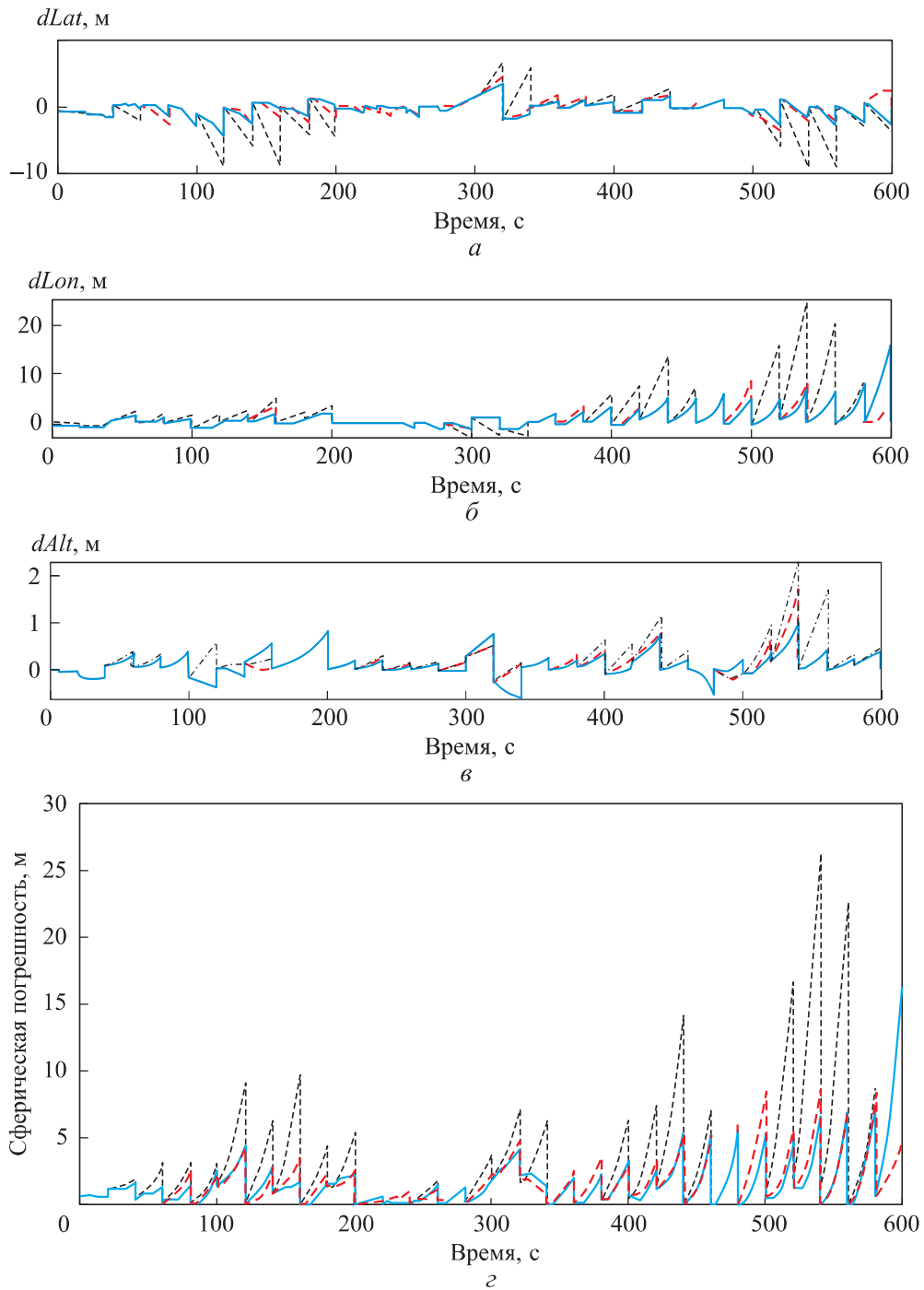


Рис. 2. Погрешности по широте (а), долготе (б) и высоте (в) и сферические (г) погрешности:
 штрихпунктирными линиями обозначены результаты работы фильтра *UKF*,
 штриховыми — *STUKF*, сплошными — *FUZZY*

Погрешности географических координат по трем каналам приведены на рис. 2, *a–в*, сферические погрешности при фильтрации с использованием трех фильтров — на рис. 2, *г*.

Рассчитаны также значения среднеквадратического отклонения (СКО) погрешностей для трех каналов перечисленных выше фильтров (таблица).

Значения СКО точности оценки фильтров

Канал	<i>UKF</i>	<i>STUKF</i>	<i>FUZZY</i>
Долгота	5,1692	1,2978	1,0896
Широта	8,4196	3,1078	2,9024
Высота	1,1455	0,703	0,604

Согласно полученным результатам расчетов, фильтр *FUZZY* дает наименьшую погрешность по всем каналам, а также минимальную сферическую погрешность.

Заключение. Рассмотрены различные подходы к решению задачи фильтрации в нелинейных динамических системах на основе АФК и ССАФК.

Показано, что применение НЛАС для настройки коэффициента смягчения в соответствии с информацией обновления позволяет в режиме реального времени настраивать коэффициент смягчения при изменении динамики объекта, что приводит к общему повышению производительности как с позиции возможности отслеживания, так и точности оценки.

Полученные результаты моделирования на примере решения задачи БИНС для модели 16-го порядка показали, что ССАФК с применением нечеткой адаптивной модели обладает хорошей гладкостью оценки и наибольшей точностью.

Дальнейшие исследования предполагают исследование возможностей ССАФК с применением нечеткой адаптивной модели для решения задачи БИНС и задачи управления в реальных условиях.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Куликова М.В., Куликов Г.Ю. Численные методы нелинейной фильтрации для обработки сигналов и измерений. *Вычислительные технологии*, 2016, т. 21, № 4, с. 64–98.
- [2] Аль Битар Н., Гаврилов А.И. Сравнительный анализ алгоритмов комплексирования в слабосвязанной инерциально-спутниковой системе на основе обработки реальных данных. *Гироскопия и навигация*, 2019, т. 27, № 3 (106), с. 31–52. DOI: <https://doi.org/10.17285/0869-7035.0004>

- [3] Кудрявцева И.А. Анализ эффективности расширенного фильтра Калмана, сигма-точечного фильтра Калмана и сигма-точечного фильтра частиц. *Научный вестник МГТУ ГА*, 2016, № 224 (2), с. 43–51.
- [4] Куликов Р.С. Сравнение точностей нелинейной фильтрации в расширенном фильтре Калмана и в ансамблевом фильтре. *Радиотехника*, 2016, № 9, с. 135–140.
- [5] Шаврин В.В., Тисленко В.И., Лебедев В.Ю. и др. Квазиоптимальная оценка параметров сигналов ГНСС в режиме когерентного приема с использованием алгоритма сигма-точечного фильтра Калмана. *Гироскопия и навигация*, 2016, № 3 (94), с. 26–37.
- [6] Sudheesh P., Jayakumar M. Nonlinear tracking using unscented. *Proc. SIRS-2017*, 2018, vol. 678, pp. 38–46.
- [7] Xu L., Ma K., Fan H. Unscented Kalman filtering for nonlinear state estimation with correlated noises and missing measurements. *Int. J. Control Autom. Syst.*, 2018, vol. 16, iss. 3, pp. 1011–1020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12555-017-0495-2>
- [8] Hu G., Gao S., Zhong Y., et al. Modified strong tracking unscented Kalman filter for nonlinear state estimation with process model uncertainty. *Int. J. Adapt. Control Signal Process*, 2015, vol. 29, iss. 12, pp. 1561–1577. DOI: <https://doi.org/10.1002/acs.2572>
- [9] Narasimhappa M., Sabat S.L., Nayak J. Adaptive sampling strong tracking scaled unscented Kalman filter for denoising the fibre optic gyroscope drift signal. *IET Sci. Meas. Technol.*, 2015, vol. 9, iss. 3, pp. 241–249. DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2014.0001>
- [10] Jwo D.-J., Lai S.-Y. Navigation integration using the fuzzy Strong Tracking Unscented Kalman. *J. Navigation*, 2009, vol. 62, iss. 2, pp. 303–322. DOI: <https://doi.org/10.1017/S037346330800516X>
- [11] Crassidis J.L. Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2006, vol. 42, iss. 2, pp. 750–756. DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2006.1642588>
- [12] Julier S.J., Uhlmann J.K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proc. IEEE*, 2004, vol. 92, iss. 3, pp. 401–422. DOI: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141>
- [13] Hu G., Wang W., Zhong Y., et al. A new direct filtering approach to INS/GNSS integration. *Aerospace Sci. Technol.*, 2018, vol. 77, pp. 755–764. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2018.03.040>
- [14] Feng Y., Li X., Zhang X. An adaptive compensation algorithm for temperature drift of micro-electro-mechanical systems gyroscopes using a Strong Tracking Kalman filter. *Sensors*, 2015, vol. 15, pp. 11222–11238. DOI: <https://doi.org/10.3390/s150511222>
- [15] Arghavani N., Almobaied M., Guzelkaya M., et al. On-line rule weighting for PID-type fuzzy logic controllers using Extended Kalman filter. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, vol. 50, iss. 1, pp. 6946–6951. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1221>

- [16] Tehrani M., Nariman-zadeh N., Masoumnezhad M. Adaptive fuzzy hybrid unscented/H-infinity filter for state estimation of nonlinear dynamics problems. *Trans. Inst. Meas. Control*, 2018, vol. 41, iss. 6.
DOI: <https://doi.org/10.1177/0142331218787607>
- [17] Jwo D.-J., Chung F.-C. Fuzzy adaptive unscented Kalman filter for ultra-tight GPS/INS integration. *IEEE Int. Symp. Comp. Intel. Design*, 2010, pp. 229–235.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ISCID.2010.148>
- [18] An J., Yu Y., Tang J., et al. Fuzzy-based hybrid location algorithm for vehicle position in VANETs via fuzzy Kalman filtering approach. *Adv. Fuzzy Syst.*, 2019, vol. 2019, art. 5142937. DOI: <https://doi.org/10.1155/2019/5142937>
- [19] Tseng C.-H., Chang C.-W., Jwo D.-J. Fuzzy adaptive interacting multiple model nonlinear filter for integrated navigation sensor fusion. *Sensors*, 2011, vol. 11, iss. 2, pp. 2090–2111. DOI: <https://doi.org/10.3390/s110202090>
- [20] Yazdkhasti S., Sasiadek S.Z., Ulrich S. Performance enhancement for GPS/INS fusion by using a fuzzy adaptive unscented Kalman filter. *21st MMAR*, 2016, pp. 1194–1199. DOI: <https://doi.org/10.1109/MMAR.2016.7575308>
- [21] Pires D.S., Serra G.L.d.O. Methodology for evolving fuzzy Kalman filter identification. *Int. J. Control Autom. Syst.*, 2019, vol. 17, iss. 3, pp. 793–800.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s12555-017-0503-6>
- [22] Пигат А. Нечеткое моделирование и управление. М., БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013.
- [23] Barragán A.J., Al-Hadithi B.M., Jiménez A., et al. A general methodology for online TS fuzzy modeling by the extended Kalman filter. *Appl. Soft Comput.*, 2014, vol. 18, pp. 277–289. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.09.005>
- [24] Матвеев В.В., Распопов В.Я. Основы построения бесплатформенных инерциальных навигационных систем. СПб., Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2009.
- [25] Salychev O.S. Verified approaches to inertial navigation. М., Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2017.

Деменков Николай Петрович — канд. техн. наук, доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Чан Динь Минь — аспирант кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана (Российская Федерация, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр. 1).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Деменков Н.П., Чан Д.М. Применение нечеткой модели к задаче фильтрации в нелинейных динамических системах. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение*, 2020, № 1 (130), с. 85–100.

DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2020-1-85-100>

APPLICATION OF A FUZZY MODEL TO THE TASK OF FILTERING IN NONLINEAR DYNAMIC SYSTEMS

N.P. Demenkov
D.M. Tran

dnp@bmstu.ru
ruxi.tran@gmail.com

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

In this paper, we consider various approaches to the problem of filtering in nonlinear dynamic systems and their algorithms. The Strong Tracking Unscented Kalman Filter, based on the combination of Unscented Kalman Filter and Strong Tracking Kalman Filter, provides stability to the uncertainty of the process model directly using a suboptimal scaling factor (SSF). The softening coefficient is part of the SSF and it improves the smoothness of the system state assessment. The coefficient is determined empirically and is included in the entire filtering process, which leads to a loss of accuracy in the time segments in which the process model is defined. The paper explores the use of Takagi — Sugeno fuzzy model (T-S model) to adjust in real time the softening coefficient when the object's dynamics changes. As a result of a comparative analysis of the accuracy of the studied filters for the nonlinear model, it was found that the new filter using a fuzzy logical adaptive system possesses good smoothness of assessment and the greatest accuracy

Keywords

Unscented Kalman Filter, Strong Tracking Unscented Kalman filter, suboptimal scaling factor, softening coefficient, fuzzy filter, T-S model

Received 14.05.2019

Accepted 13.12.2019

© Author(s), 2020

REFERENCES

- [1] Kulikova M.V., Kulikov G.Yu. Numerical methods for nonlinear filtering of signals and measurements. *Vychislitel'nye tekhnologii* [Computational Technologies], 2016, vol. 21, no. 4, pp. 64–98 (in Russ.).
- [2] Al Bitar N., Gavrilov A.I. Comparative analysis of integration algorithms in a loosely coupled inertial-satellite system based on real data processing. *Giroscopy Navig.*, 2019, vol. 27, no. 3 (106), pp. 31–52 (in Russ.).
DOI: <https://doi.org/10.17285/0869-7035.0004>
- [3] Kudryavtseva I.A. Efficiency analysis of extended Kalman filtering, unscented Kalman filtering and unscented particle filtering. *Nauchnyy vestnik MGTU GA* [Civil Aviation High Technologies], 2016, no. 224 (2), pp. 43–51 (in Russ.).

- [4] Kulikov R.S. Comparing of accuracy of nonlinear filtering in extended Kalman filter and in unscented filter. *Radiotekhnika* [Radioengineering], 2016, no. 9, pp. 135–140 (in Russ.).
- [5] Shavrin V.V., Tislenko V.I., Lebedev V.Yu., et al. Quasioptimal estimation of GNSS signal parameters in coherent reception mode using sigma-point Kalman filter. *Gyroscopy Navig.*, 2017, vol. 8, iss. 1, pp. 24–30.
DOI: <https://doi.org/10.1134/S2075108717010060>
- [6] Sudheesh P., Jayakumar M. Nonlinear tracking using unscented. *SIRS-2017*, 2018, vol. 678, pp. 38–46.
- [7] Xu L., Ma K., Fan H. Unscented Kalman filtering for nonlinear state estimation with correlated noises and missing measurements. *Int. J. Control Autom. Syst.*, 2018, vol. 16, iss. 3, pp. 1011–1020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12555-017-0495-2>
- [8] Hu G., Gao S., Zhong Y., et al. Modified strong tracking unscented Kalman filter for nonlinear state estimation with process model uncertainty. *Int. J. Adapt. Control Signal Process*, 2015, vol. 29, iss. 12, pp. 1561–1577.
DOI: <https://doi.org/10.1002/acs.2572>
- [9] Narasimhappa M., Sabat S.L., Nayak J. Adaptive sampling strong tracking scaled unscented Kalman filter for denoising the fibre optic gyroscope drift signal. *IET Sci. Meas. Technol.*, 2015, vol. 9, iss. 3, pp. 241–249.
DOI: <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2014.0001>
- [10] Jwo D.-J., Lai S.-Y. Navigation integration using the fuzzy Strong Tracking Unscented Kalman. *J. Navigation*, 2009, vol. 62, iss. 2, pp. 303–322.
DOI: <https://doi.org/10.1017/S037346330800516X>
- [11] Crassidis J.L. Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2006, vol. 42, iss. 2, pp. 750–756.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2006.1642588>
- [12] Julier S.J., Uhlmann J.K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proc. IEEE*, 2004, vol. 92, iss. 3, pp. 401–422. DOI: <https://doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141>
- [13] Hu G., Wang W., Zhong Y., et al. A new direct filtering approach to INS/GNSS integration. *Aerospace Sci. Technol.*, 2018, vol. 77, pp. 755–764.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2018.03.040>
- [14] Feng Y., Li X., Zhang X. An adaptive compensation algorithm for temperature drift of micro-electro-mechanical systems gyroscopes using a Strong Tracking Kalman filter. *Sensors*, 2015, vol. 15, pp. 11222–11238. DOI: <https://doi.org/10.3390/s150511222>
- [15] Arghavani N., Almobaied M., Guzelkaya M., et al. On-line rule weighting for PID-type fuzzy logic controllers using Extended Kalman filter. *IFAC-PapersOnLine*, 2017, vol. 50, iss. 1, pp. 6946–6951. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1221>
- [16] Tehrani M., Nariman-zadeh N., Masoumnezhad M. Adaptive fuzzy hybrid unscented/H-infinity filter for state estimation of nonlinear dynamics problems. *Trans. Inst. Meas. Control*, 2018, vol. 41, iss. 6.
DOI: <https://doi.org/10.1177/0142331218787607>

- [17] Jwo D.-J., Chung F.-C. Fuzzy Adaptive Unscented Kalman filter for ultra-tight GPS/INS integration. *IEEE Int. Symp. Comp. Intel. Design*, 2010, pp. 229–235.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ISCID.2010.148>
- [18] An J., Yu Y., Tang J., et al. Fuzzy-based hybrid location algorithm for vehicle position in VANETs via fuzzy Kalman filtering approach. *Adv. Fuzzy Syst.*, 2019, vol. 2019, art. 5142937. DOI: <https://doi.org/10.1155/2019/5142937>
- [19] Tseng C.-H., Chang C.-W., Jwo D.-J. Fuzzy adaptive interacting multiple model non-linear filter for integrated navigation sensor fusion. *Sensors*, 2011, vol. 11, iss. 2, pp. 2090–2111. DOI: <https://doi.org/10.3390/s110202090>
- [20] Yazdkhasti S., Sasiadek S.Z., Ulrich S. Performance enhancement for GPS/INS fusion by using a fuzzy adaptive Unscented Kalman filter. *21st MMAR*, 2016, pp. 1194–1199. DOI: <https://doi.org/10.1109/MMAR.2016.7575308>
- [21] Pires D.S., Serra G.L.d.O. Methodology for evolving fuzzy Kalman filter identification. *Int. J. Control Autom. Syst.*, 2019, vol. 17, iss. 3, pp. 793–800.
DOI: <https://doi.org/10.1007/s12555-017-0503-6>
- [22] Piegat A. Fuzzy modeling and control. Heidelberg, Physica-Verlag, 2001.
- [23] Barragán A.J., Al-Hadithi B.M., Jiménez A., et al. A general methodology for online TS fuzzy modeling by the extended Kalman filter. *Appl. Soft Comput.*, 2014, vol. 18, pp. 277–289. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2013.09.005>
- [24] Matveev V.V., Raspopov V.Ya. Osnovy postroeniya besplatformennykh inertsi-al'nykh navigatsionnykh system [Basics of engineering strapdown inertial navigation systems]. St. Petersburg, Kontsern “TsNII “Elektropribor” Publ., 2009.
- [25] Salychev O.S. Verified approaches to inertial navigation. Moscow, BMSTU Publ., 2017.

Demenkov N.P. — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Control System, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Tran Dinh Minh — Post-Graduate Student, Department of Control System, Bauman Moscow State Technical University (2-ya Baumanskaya ul. 5, str. 1, Moscow, 105005 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Demenkov N.P., Tran D.M. Application of a fuzzy model to the task of filtering in nonlinear dynamic systems. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Instrument Engineering*, 2020, no. 1 (130), pp. 85–100 (in Russ.).
DOI: <https://doi.org/10.18698/0236-3933-2020-1-85-100>