

УДК 681.5:681.3

DOI: 10.18698/2542-1468-2019-4-88-97

ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ СИЛЬНОГО СЛЕДЯЩЕГО АНСЦЕНТНОГО ФИЛЬТРА КАЛМАНА С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

Н.П. Деменков, Чан Динь Минь

МГТУ им. Н.Э. Баумана, 107005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1

dnp@bmstu.ru

Для обеспечения лучшей гладкости оценки состояния в сильном следящем фильтре Калмана предлагается ввести субоптимальный коэффициент затухания, в котором задействован коэффициент смягчения, а для повышения устойчивости фильтра Калмана к неопределенности модели процесса в сильный следящий ансцентный фильтр Калмана, разработанный на основе комбинации ансцентного фильтра Калмана и сильного следящего фильтра Калмана, добавить фактор смягчения. Представлена зависимость матрицы субоптимального коэффициента затухания от трех параметров: априорного коэффициента, коэффициента забывания и коэффициента смягчения. Охарактеризован добавленный фактор смягчения, используемый для улучшения гладкости оценки состояния: чем он больше, тем точнее оценка, а чем меньше значение, тем выше способность отслеживания. В традиционном сильном следящем ансцентном фильтре Калмана коэффициент смягчения определен эмпирически и включен в весь процесс фильтрации, что приводит к потере точности во временных сегментах определения модели процесса. Рекомендуется вариант применения нечеткой модели Такаги — Сугено для настройки в режиме реального времени коэффициента смягчения при изменении динамики объекта. В результате сравнительного анализа точности исследуемых фильтров применительно к нелинейной модели установлено, что фильтр с нечеткой логической адаптивной системой обладает хорошей гладкостью оценки и наибольшей точностью.

Ключевые слова: сильный следящий ансцентный фильтр Калмана, субоптимальный коэффициент затухания, коэффициент смягчения, нечеткий фильтр, T — S -модель

Ссылка для цитирования: Деменков Н.П., Чан Динь Минь. Оценка эффективности сильного следящего ансцентного фильтра Калмана с применением нечеткой модели // Лесной вестник / Forestry Bulletin, 2019. Т. 23. № 4. С. 88–97. DOI: 10.18698/2542-1468-2019-4-88-97

Одним из наиболее распространенных подходов к оценке состояния в нелинейных динамических системах является фильтр Калмана (англ. Kalman Filter) и его разновидности (далее по тексту — ФК). К слаболинейным системам применяется расширенный ФК (Extended) через линеаризацию, однако имеющий два недостатка: 1) необходимость вычисления якобиевых матриц; 2) крайне неточную линеаризованную аппроксимацию, — которые могут приводить к нестабильности фильтра [1–5].

Для исключения недостатков предложен ансцентный ФК (Unscented) [6–8]. Он использует набор сигма-точек посредством детерминированной выборки, что позволяет избежать ошибок, вызванных линеаризацией, как в традиционном расширенном ФК. Однако ансцентный как и расширенный ФК, чувствителен к неопределенности модели системы. При наличии неопределенности модели входные данные не могут отражать реальную модель, и фильтрующее решение ансцентного ФК будет ухудшаться или даже расходиться [6].

Сильный следящий ФК (Strong Tracking) представляет собой, по существу, нелинейный более плавный алгоритм, который использует субоптимальные множители затухания, в которых задействован коэффициент смягчения [9–11]. Он имеет несколько достоинств, в частности сильную устойчивость к неопределенности модели и хорошую способность отслеживания состояния

в реальном времени, даже когда происходит скачок состояния, независимо от того, достигла ли система устойчивого состояния, а также среднюю вычислительную нагрузку.

Сильный следящий ансцентный ФК (Strong Tracking Unscented) разработан на основе комбинации ансцентного и сильного следящего ФК, ключевым параметром которого стала матрица субоптимального коэффициента затухания, зависящая от коэффициентов: априорного, затухания и смягчения. Коэффициент смягчения β используется для улучшения гладкости оценки состояния. Чем больше β , тем лучше точность оценки. Меньшее значение β обеспечивает более высокую способность отслеживания [12, 13].

Традиционный подход сильного следящего ансцентного ФК для определения факторов смягчения в значительной степени зависит от личного опыта или компьютерного моделирования с использованием схемы эвристического поиска. Субоптимальный коэффициент затухания включен в весь процесс фильтрации, что приводит к потере точности во временных сегментах определения модели процесса.

Модель процесса фильтрации зависит от динамических характеристик системы, в том числе неопределенных факторов. Когда проектировщик не владеет достаточной информацией для разработки полной модели или параметры изменяются со временем, может произойти расхождение

в процессе фильтрации. Увеличение размерности вектора состояния и связанных с ним матриц приводит к большой вычислительной нагрузке.

Цель работы

Цель настоящих исследований — применение нечеткой модели для настройки в режиме реального времени коэффициента смягчения при изменении динамики объекта и сравнительном анализе точности исследуемых фильтров для нелинейной модели.

Алгоритмы исследуемых фильтров

Рассмотрим дискретную нелинейную модель динамической системы вида

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f(x_k, t) + w_k, \\ z_k &= h(x_k, t) + v_k, \end{aligned} \quad (1)$$

где x — вектор состояния размерностью $(n \times 1)$; w — шум процесса $(n \times 1)$; z — вектор измерения $(m \times 1)$; v — шум измерения $(m \times 1)$; w и v имеют нулевое математическое ожидание и соответственно ковариационные матрицы Q_k и R_k .

Требуется в каждый момент времени по результатам всех имеющихся к этому моменту измерений z получить вектор оценки \hat{x} и вектор состояния процесса x с использованием исследуемых фильтров.

Для наглядной демонстрации улучшений, полученных в результате применения предлагаемого метода по сравнению с ансцентным и сильным следящим ансцентным ФК, кратко рассмотрим их концепции.

Алгоритм ансцентного фильтра Калмана.

В ансцентном ФК распределение состояний аппроксимируется гауссовой случайной величиной (ГСВ), которая затем распространяется аналитически через линеаризацию первого порядка нелинейной системы. Исследования показали, что это приведет к большим ошибкам в истинном среднем значении и ковариации трансформированной ГСВ, к неоптимальной производительности, а иногда и к расхождению. Эта проблема решается с помощью ансцентного ФК, при использовании детерминистического подхода к выборке для получения средних значений и ковариационных оценок с минимальным набором точек выборки. Распределение состояний также аппроксимируется ГСВ, но представлено с использованием минимального набора точек выборки, которые тщательно выбирают так, чтобы полностью охватить истинное среднее значение и ковариацию ГСВ. Когда точки выборки распространяются через истинную нелинейную систему, последующие среднее значение и ковариация могут быть точно зафиксированы до 3-го порядка разложения в ряд Тейлора для любой нелинейной системы.

В реализации ансцентного ФК вектор состояния обычно определяется как комбинация состояния и шумовых переменных системы, т. е. $x_k = [x_k, w_k, v_k]^T$. Первым шагом в алгоритме ансцентного ФК является выборка предыдущего распределения состояний, т. е. генерирование сигма-точек посредством ансцентного преобразования (УТ-преобразования). Набор взвешенных выборок, или сигма-точек, детерминированно выбирается таким образом, чтобы они полностью отражали истинное среднее значение и ковариацию случайной величины. Выборки распространяются через истинные нелинейные уравнения, и нет необходимости в линеаризации модели. Для расчета статистики нужны $2n + 1$ сигма-точек, где n — размерность состояния.

Опишем алгоритм ансцентного ФК для нелинейной системы, заданной формулой (1) [7].

Шаг 1. Определение сигма-точек с помощью оценки состояния \hat{x}_{k-1} , ковариационной матрицы ошибок P_{k-1} и взвешенных коэффициентов.

Воспользуемся следующими выражениями:

$$\zeta_{i,k-1} = \hat{x}_{k-1}, \quad i = 0;$$

$$\zeta_{i,k-1} = \hat{x}_{k-1} + \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}} \right)_i^T, \quad i = 1, 2, \dots, n;$$

$$\zeta_{i,k-1} = \hat{x}_{k-1} - \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}} \right)_i^T, \quad i = n+1, n+2, \dots, 2n;$$

$$w_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n+\lambda}; \quad w_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1 - \alpha^2 + \delta);$$

$$w_i^{(m)} = w_i^{(c)} = \frac{\lambda}{2(n+\lambda)}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n,$$

где $\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}}$ — i -я строка матрицы квадратного корня, полученной из нижнетреугольной матрицы факторизации Cholesky; $\lambda = \alpha^2(n+k)$ — n -параметр масштабирования; α — распространение сигма-точек вокруг x (обычно устанавливается на небольшое положительное значение, например, 10^{-3}); k — вторичный параметр масштабирования (обычно равен 0); δ — предварительное знание распределения \bar{x} (для гауссовских распределений $\delta = 2$ является оптимальным).

Шаг 2. Предсказание с помощью УТ-преобразования.

Сигма-векторы распространяются через нелинейную функцию для получения набора преобразованных сигма-точек $\zeta_{k/k-1} = f(\zeta_{k-1})$.

Вычислим среднее значение и прогноз ковариации преобразованных сигма-точек

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

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

Набор сигма-точек для измерения определяется из равенства $\gamma_{k/k-1} = h(\zeta_{k/k-1})$.

Среднее значение и ковариация предсказанных измерений вычисляются как

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

$$P_{z_k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-)^T + R_k. \quad (3)$$

Шаг 3. Обновление.

Определим кросс-ковариацию P_{xz} между предсказанными состояниями и измерениями

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-) (\gamma_{i,k/k-1} - \hat{z}_k^-)^T, \quad (4)$$

и коэффициент усиления

$$K_k = P_{xz} P_{z_k}^{-1}.$$

Оценка состояния \hat{x}_k и ковариационная матрица ошибок P_{x_k} обновляются таким образом:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - \hat{z}_k^-);$$

$$P_{x_k} = P_{x_k}^{-1} - K_k P_{z_k} K_k^T.$$

Реализация ансцентного ФК часто существенно проще: линеаризация не нужна, нет необходимости в вычислении аналитических якобиевых матриц. К тому же ансцентный ФК — превосходный стандартный расширенный ФК для оценок нелинейного состояния и параметров (идентификации) системы. Ансцентный ФК достигает точности оценки до второго порядка, в то время как расширенный ФК является только приближением первого порядка. Однако, как и расширенный ФК, ансцентный ФК чувствителен к неопределенности модели системы, при наличии которой входные данные не могут отражать реальную модель и фильтрация будет ухудшаться или даже расходиться.

Алгоритм сильного следящего ансцентного фильтра. Нелинейным более гладким алгоритмом, по существу, является сильный следящий ФК. В нем для обеспечения лучшей гладкости оценки состояния вводится субоптимальный коэффициент затухания (Suboptimal Fading Factor), в котором задействован коэффициент смягчения β .

Сильный следящий ансцентный ФК разработан, как было указано выше, на основе комбинации ансцентного ФК и сильного следящего ФК. Для повышения устойчивости ансцентного ФК к неопределенности модели процесса в ансцентный ФК непосредственно добавлен коэффициент смягчения, используемый в сильном следящем ФК [10–13].

Матрица субоптимального коэффициента затухания λ_k определяется следующим образом

$$\lambda_{i,k} = \begin{cases} \alpha_i c_k, & \alpha_i c_k > 1, \\ 1, & \alpha_i c_k \leq 1 \end{cases} \quad \lambda_k = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m), \quad (5)$$

где

$$c_k = \frac{\text{tr}[N_k]}{\text{tr}[\alpha M_k]};$$

$$N_k = V_k - \beta R_k - H_k Q_k H_k^T;$$

$$M_k = H_k A_k P_k A_k^T H_k^T;$$

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

Здесь α_i — априорный коэффициент ($\alpha_i \geq 1$), ρ — коэффициент затухания ($0 \leq \rho \leq 1$), β — коэффициент смягчения ($1 \leq \beta \leq 5$).

Алгоритм сильного следящего ансцентного ФК аналогичен алгоритму ансцентного ФК со следующими изменениями. Ковариационную матрицу необходимо обновить, т. е. новые значения $P_{x_k}^-$, P_{z_k} , P_{xz} нуждаются в модификации, а получить их можно путем умножения соотношений (2), (3) и (4) на коэффициент λ_k (5):

$$P_{x_k}^- = \lambda_k \left\{ \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-) (\zeta_{i,k/k-1} - \hat{x}_k^-)^T + Q_k \right\}; \quad (6)$$

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

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

В традиционном сильном следящем ансцентном ФК априорный коэффициент α , коэффициент затухания ρ и коэффициент смягчения β , входящие в матрицу субоптимального коэффициента затухания λ_k , выбираются эмпирически. Субоптимальный коэффициент затухания включен в весь процесс фильтрации, что приводит к потере точности во временных сегментах определения модели процесса. При изменении динамики объекта необходимо получить коэффициент смягчения в режиме реального времени для обеспечения эффективности фильтрации к вариациям параметров системы. Рациональным подходом видится применение нечеткой модели.

Применение нечеткой логической адаптивной системы (НЛАС) с нечеткими правилами позволяет в режиме реального времени настраивать коэффициент смягчения при изменении динамики объекта. Такая схема может адаптировать коэффициент затухания и, следовательно, повышает производительность оценки. Алгоритм сильного следящего ансцентного ФК с применением нечеткой модели дает многообещающие результаты как в отношении точности, так и возможности отслеживания.

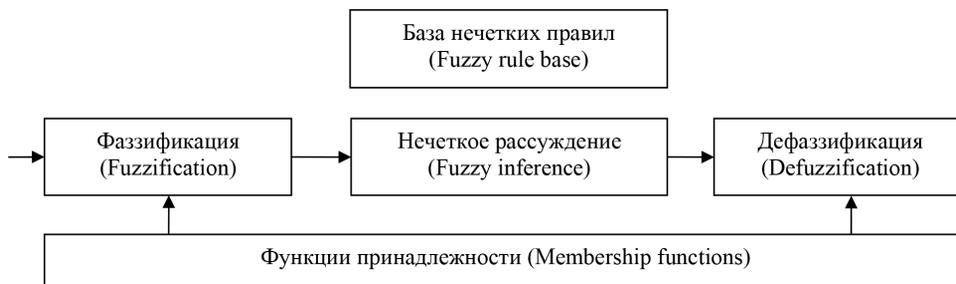


Рис. 1. Типичная нечеткая система
Fig. 1. Typical fuzzy system

Алгоритм сильного следящего ансцентного фильтра с применением нечеткой модели. Типичная нечеткая система состоит из таких компонентов [14, 21], как фаззификация, нечеткое рассуждение (нечеткий вывод) и дефаззификация (рис. 1).

Процесс фаззификации преобразует четкое входное значение в нечеткое значение, нечеткий вывод отвечает за изъятие вычислений из базы правил, а нечеткий процесс дефаззификации превращает нечеткие действия в четкие.

В настоящей статье используется нечеткая система Такаги — Сугено (*T—S*-модель), типичное правило которой имеет вид [15–20]:

ЕСЛИ вход $x_1 = F_1^1$ и вход $x_2 = F_2^1$ и ... и вход $x_n = F_n^1$,
ТО ВЫХОД $y_k = f_k(x_1, x_2, \dots, x_n) = C_{k_0} + C_{k_1}x_1 + C_{k_2}x_2 + \dots + C_{k_n}x_n$,

где $F_1^1, F_2^1, \dots, F_n^1$ — нечеткие множества,

$C_{k_0} + C_{k_1}x_1 + C_{k_2}x_2 + \dots + C_{k_n}$ — константы.

Коэффициент смягчения β в сильном следящем ансцентном ФК имеет постоянное значение и не изменяется несмотря на изменение динамики системы. В нечетком сильном следящем ансцентном ФК β определяется с помощью нечеткой логической адаптивной системы (рис. 2), входами которой являются степень расхождения μ и следы ковариационной матрицы обновления ξ

$$\mu = \frac{v_k^T v_k}{m}, \quad \xi = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |v_i|,$$

где $v_k = [v_1 v_2 \dots v_n]^T$, m — количество измерительных устройств.

Степень расхождения μ , определяемую как усредненную величину обновления в данном периоде, можно использовать для своевременного отражения изменяющейся во времени динамики системы.

Контролируя параметры μ , нечеткая логическая адаптивная система может оперативно настраивать коэффициент смягчения β в соответствии с нечеткими правилами. Впоследствии эта схема может адаптивно корректировать коэффициент затухания λ_k , причем повышается эффективность оценки. При уменьшении коэффи-

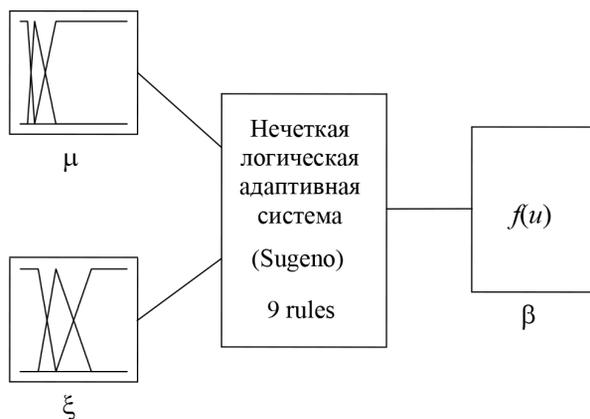


Рис. 2. Структура нечеткой логической адаптивной системы
Fig. 2. The structure of the fuzzy logical adaptive system

циента смягчения улучшается отслеживаемость сильного следящего ансцентного ФК, при его увеличении улучшается точность оценки. Нечеткая логическая адаптивная система используется для настройки коэффициента смягчения в соответствии с информацией обновления, что приводит к общему повышению производительности как с точки зрения возможности отслеживания, так и точности оценки.

Представляем описание алгоритма (рис. 3) сильного следящего ансцентного ФК с нечеткой логической адаптивной системой для нелинейной системы, заданной формулой (1):

Шаг 1. Инициализация \hat{x}_0 и P_0^- .

Шаг 2. Определение сигма-точек с помощью оценки состояния \hat{x}_{k-1} , ковариационной матрицы ошибок P_{k-1} и взвешенных коэффициентов.

Шаг 3. Вычисление среднего значения оценки и среднего значения измерений с помощью УТ-преобразования.

Шаг 4. Определение коэффициента смягчения β с помощью НЛАС.

Шаг 5. Определение субоптимального коэффициента масштабирования λ_k .

Шаг 6. Определение ковариационных матриц $P_{x_k}^-, P_{z_k}^-, P_{xz}^-$ (6)–(8).

Шаг 7. Корректировка матрицы усиления, текущей оценки и матрицы ковариации ошибок.

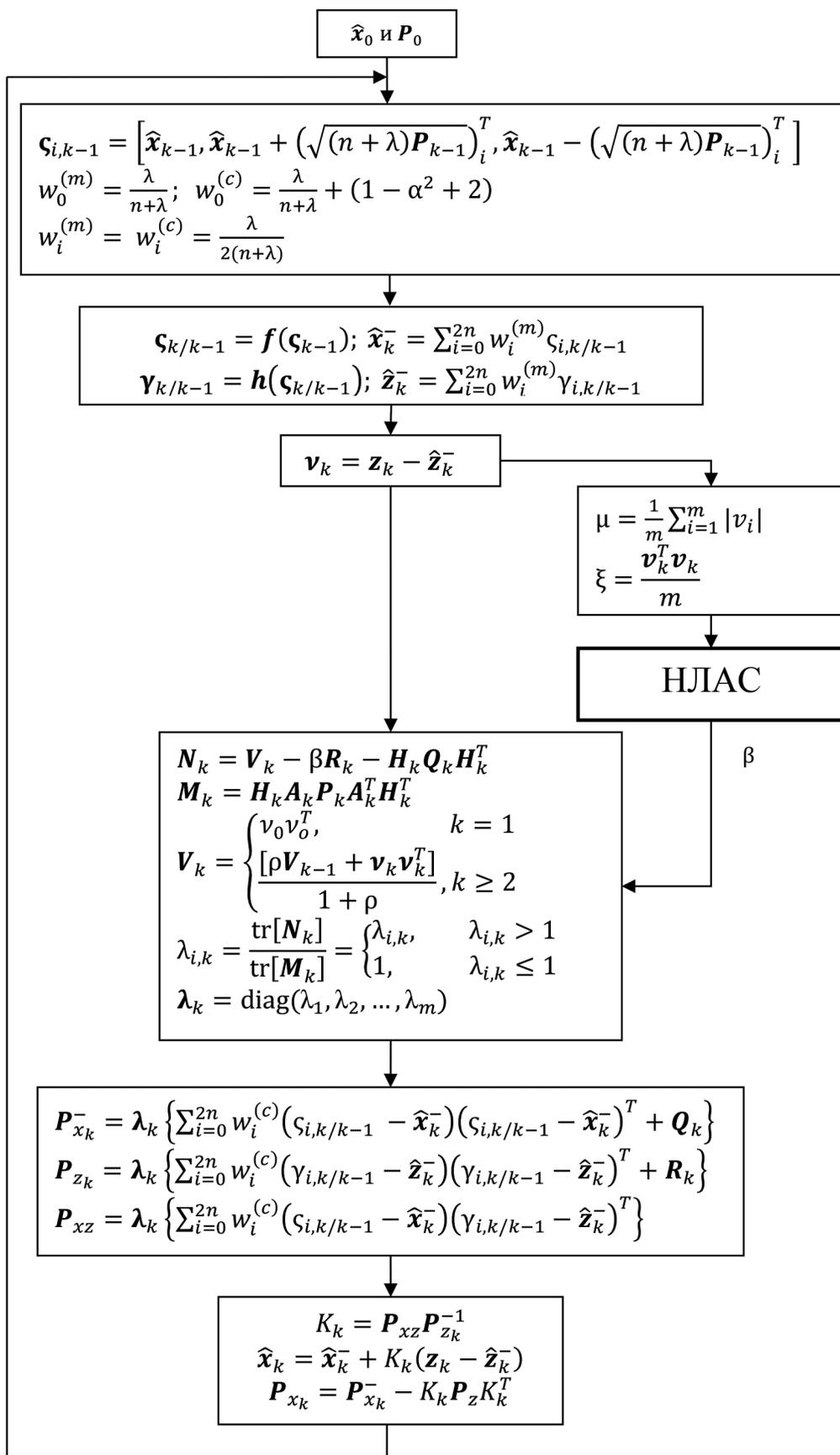


Рис. 3. Алгоритм сильного следящего ансцентного фильтра Калмана с применением нечеткой модели
 Fig. 3. Algorithm of a strong tracking Kalman filter with the use of a fuzzy model

Сравнительный анализ точности оценки различными фильтрами

Реализация нечеткой логической адаптивной системы. Для реализации применяется пакет прикладных программ MATLAB с FUZZY TOOLBOX для построения функции нечеткой логики.

Основная идея определения базы нечетких правил системы нечеткой логической адаптивной системы заключается в следующем:

Для случая, когда параметр расхождения μ невелик, необходимо получить результаты с лучшей точностью оценки, применяя больший коэффициент смягчения β .

Для случая, когда параметр μ увеличен, необходимо увеличить возможности отслеживания, применяя меньший коэффициент смягчения β .

$T - S$ -модель первого порядка для нечеткой логической адаптивной системы имеет два входа (μ и ξ), один выход (β) со следующими правилами:

ЕСЛИ μ — нуль (zero) и ξ — нуль (zero),
ТО $\beta = 3\mu + 3\xi + 5$ (9);

ЕСЛИ μ — нуль (zero) и ξ — маленький (small), ТО $\beta = 3\mu + 2\xi + 4$;

ЕСЛИ μ — нуль (zero) и ξ — большой (large), ТО $\beta = \mu + \xi + 3$;

ЕСЛИ μ — маленький (small) и ξ — zero, ТО $\beta = \mu + 3\xi + 2$;

ЕСЛИ μ — маленький (small) и ξ — маленький (small), ТО $\beta = \mu + 2\xi + 2$;

ЕСЛИ μ — маленький (small) и ξ — большой (large), ТО $\beta = \mu + \xi + 2$;

ЕСЛИ μ — большой (large) и ξ — нуль (zero), ТО $\beta = \xi + 1$;

ЕСЛИ μ — большой (large) и ξ — маленький (small), ТО $\beta = 1$;

ЕСЛИ μ — большой (large) и ξ — большой (large), ТО $\beta = 1$.

В процессе фазификации входных данных использовались имеющиеся в библиотеке пакета MATLAB гауссовские функции принадлежности (рис. 4). По оси абсцисс отложены значения параметра расхождения μ , а по оси ординат — их степень принадлежности, за которую принимается значение от 0...1.

Известны различные методы дефазификации: метод центра тяжести (Center of gravity — COG); метод последнего максимума (Last of Maxima Method — LOM); метод медианы (Bisector of Area Method — BOA); метод среднего значения максимума (Mean of Maxima Method — MOM) [21]. В настоящей работе используется метод центра тяжести.

На рис. 5 представлена зависимость коэффициента смягчения $\beta(\mu, \xi)$ от динамики системы на основе вышеуказанных нечетких правил (9) с методом дефазификации COG.

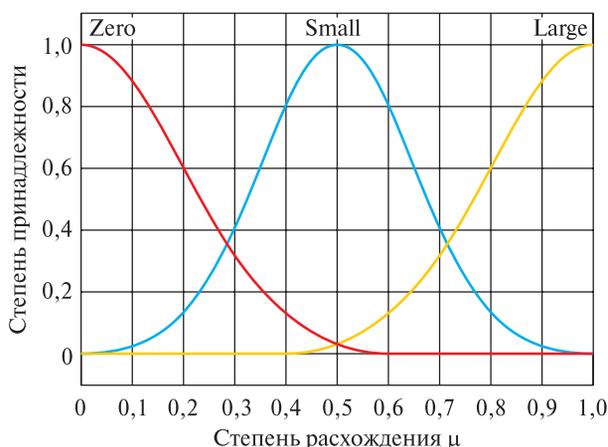


Рис. 4. Функции принадлежности параметра расхождения μ
Fig. 4. Membership functions of the divergence parameter μ

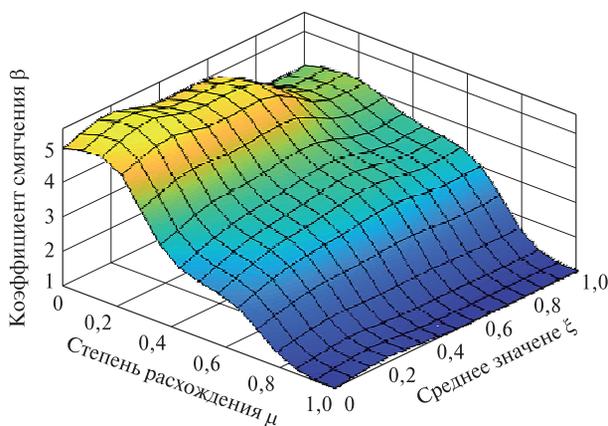


Рис. 5. Моделирование нечеткой логической адаптивной системы
Fig. 5. Modeling a fuzzy logical adaptive system

Коэффициент смягчения β , определяемый с помощью нечеткой логической адаптивной системы, плавно изменяется с изменением динамики системы. Когда коэффициент β меньше, способность отслеживания нечеткого фильтра сильного следящего ансцентного ФК лучше, когда коэффициент смягчения больше, его точность отслеживания еще более улучшается.

Сравнительный анализ точности оценки различными фильтрами. В качестве примера рассмотрим следующую нелинейную систему

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = f(x) = \begin{bmatrix} x_2 \\ x_3 \\ 0,03x_1(x_2 + x_3) \end{bmatrix} + w(t),$$

$$z = f(x) = x_1 + v(t).$$

Начальные условия: $x_0 = [0; 0; 1]$, $P_0 = \text{diag}[1, 1, 1]$, время моделирования $t = [0, 100]$ с. Заданы ковариационные матрицы Q_k и R_k шумов процесса и измерения: $Q_1 = \text{diag}[0,01, 0,01, 0,01]$, $R_1 = 0,01$.

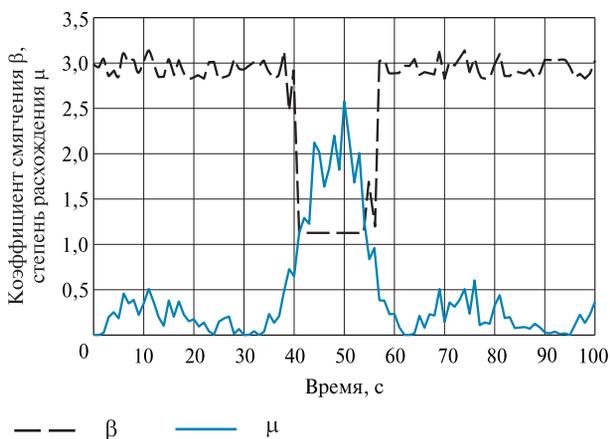


Рис. 6. Изменение коэффициента смягчения и степени расхождения во времени
Fig. 6. Change in mitigation coefficient and degree of discrepancy in time

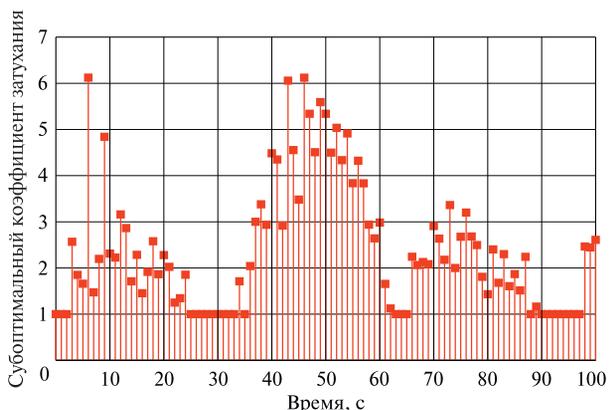


Рис. 7. Изменение субоптимального коэффициента затухания во времени
Fig. 7. Change in suboptimal attenuation coefficient over time

Среднеквадратическое отклонение точности оценки фильтров

Standard deviation of filter estimation accuracy

Коэффициент смягчения β	Среднеквадратическое отклонение σ		
	x_1	x_2	x_3
2	0,0781	0,0768	0,0903
5	0,0610	0,0602	0,0695
Определяемый с помощью НЛАС	0,0636	0,0629	0,0716

Моделирование проводилось с различными коэффициентами смягчения: $\beta_1 = 2$, $\beta_2 = 5$ и β_3 , определяемым с помощью нечеткой логической адаптивной системы.

На рис. 6 представлено изменение коэффициента смягчения и степени расхождения во времени. Видно, что коэффициент смягчения меняется

при изменении степени расхождения по нечетким правилам, т. е. он регулируется по динамике системы. Это позволяет настроить матрицу субоптимального коэффициента затухания в режиме реального времени (рис. 7).

На рис. 7 представлено изменение коэффициента смягчения β и параметра расхождения μ во времени: β меняется с изменением μ по нечетким правилам.

Для сравнения точности оценки указанных фильтров используется параметр среднеквадратического отклонения σ (таблица):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2},$$

где \hat{x}_i — оценка состояния; x_i — его фактическое значение; N — количество наблюдений.

Сильный следящий ансцентный ФК с большим значением коэффициента смягчения $\beta = 5$ обеспечивает хорошую точность, с меньшим значением коэффициента смягчения $\beta = 2$ — лучшую отслеживаемость, а с применением нечеткой логической адаптивной системы обладает хорошими свойствами для этих обоих случаев, т. е. как для возможности отслеживания, так и для точности оценки.

Выводы

1. В ходе проведенных исследований предложен алгоритм сильного следящего ансцентного ФК с применением нечеткой модели Такаги — Сугено ($T-S$ -модель) для настройки в режиме реального времени коэффициента смягчения при изменении динамики объекта.

2. В результате сравнительного анализа точности исследуемых фильтров относительно нелинейной модели установлено, что сильный следящий ансцентный ФК с применением нечеткой логической адаптивной системы обладает хорошей гладкостью оценки и наибольшей точностью.

Список литературы

[1] Куликов Р.С. Сравнение точностей нелинейной фильтрации в расширенном фильтре Калмана и в ансцентном фильтре // Радиотехника, 2016. № 9. С. 135–140.
 [2] Кудрявцева И.А. Анализ эффективности расширенного фильтра Калмана, сигма-точечного фильтра Калмана и сигма-точечного фильтра частиц // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации, 2016. № 224 (2). С. 43–51.
 [3] Дмитриев С.П., Степанов О.А., Шепель С.В. Применение методов нелинейной фильтрации в калибровке ИНС // IEEE Труды. Аэрокосмические и электронные системы, 1997. Вып. 33 (1). С. 260–271.
 [4] Дегтярев А.А., Тайль Ш. Элементы теории адаптивного фильтра Калмана. М.: Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, 2003. 35 с.
 [5] Sage A.P., Melse J.L. Estimation theory with application to communication and control. N.Y.: McGraw-Hill, 1972. 496 p.

- [6] Merwe R.V.D. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models. Ph.D thesis, OGI school of science & engineering at Oregon Health & Science Uni, 2004.
- [7] Julier S.J., Uhlmann J.K. Unscented filtering and nonlinear estimation // Proc. of IEEE, 2004, v. 3, pp. 401–422.
- [8] Sudheesh P., Jayakumar M. Nonlinear tracking using unscented // Advances in Intelligent Systems and Computing, 2018, v. 678, pp. 38–46.
- [9] Zhang Z., Zhang J. A strong tracking nonlinear robust filter for eye tracking // J. Control Theory Appl, 2010, v. 8(4), pp. 503–508.
- [10] Zhou H., Frank P. M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with coloured noise // Application to parameter estimation and empirical robustness analysis, International Journal of Control, 1996, v. 65 (2), pp. 295–307.
- [11] 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, v. 15, pp. 11222–11238.
- [12] Narasimhappa1 M., Sabat S.L., Nayak J. Adaptive sampling strong tracking scaled unscented Kalman filter for denoising the fibre optic gyroscope drift signal // IET Science, Measurement & Technology, 2015, v. 9, iss. 3, pp. 241–249.
- [13] Jwo D.J., Lai S.Y. Navigation integration using the fuzzy strong tracking unscented Kalman // Journal of Navigation, 2009, v. 62, pp. 303–322.
- [14] Деменков Н.П. Нечеткое управление в технических системах. М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. 200 с.
- [15] Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1985, v. 15(1), pp. 116–132.
- [16] Barragán, A.J., Al-Hadithi, B.M., Jiménez, A., Andújar, J.M. A general methodology for online TS fuzzy modeling by the extended Kalman filter // Applied Soft Computing, 2014, v. 18, pp. 277–289.
- [17] Jwo D.J., Wang S.H. Adaptive fuzzy strong tracking extended Kalman filtering for GPS navigation // IEEE Sensors, 2007, v. 7(5–6), pp. 778–789.
- [18] Arghavani N., Almobaied M., Guzelkaya M., Eksin I. On-line rule weighting for PID-type fuzzy logic controllers using extended Kalman filter // IFAC-Papers OnLine, 2017, v. 50, iss. 1, pp. 6946–6951.
- [19] Sasiadek J.Z., Wang Q., Zeremba M.B. Fuzzy adaptive Kalman filtering for INS/GPS data fusion // Proc. 15th IEEE Int. Symp. on Intelligent Control, Rio, Patras, Greece, 2000, pp. 181–186.
- [20] Chien-Hao Tseng, Chih-Wen Chang and Dah-Jing Jwo. Fuzzy adaptive interacting multiple model nonlinear filter for integrated navigation sensor fusion // Sensors, 2011, v. 11, pp. 2090–2111.
- [21] Пигат А. Нечеткое моделирование и управление. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. 798 с.

Сведения об авторах

Деменков Николай Петрович — канд. техн. наук, доцент кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана, dnp@bmstu.ru.

Чан Динь Минь — аспирант кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана, ruxi.tran@gmail.com.

Поступила в редакцию 19.04.2019.

Принята к публикации 15.07.2019.

ESTIMATE OF STRONG TRACKING UNSCENTED KALMAN FILTER EFFICIENCY USING A FUZZY MODEL

N.P. Demenkov, Chan Din' Min'

BMSTU, 5, 2nd Baumanskaya st., 107005, Moscow, Russia

dnp@bmstu.ru

Unscented Kalman Filter (UKF) using a set of sigma points by means of deterministic sampling, makes it possible to avoid errors caused by linearization, as in the traditional Extended Kalman filter (EKF). However, like the EKF filter, the UKF filter is sensitive to the uncertainty of the system model. In the presence of model uncertainty, the input data cannot reflect the real model and filtering will deteriorate or even diverge. In a Strong Tracking Kalman Filter (STKF), in order to provide better smoothness of state estimation, a suboptimal fading factor is introduced, in which the softening coefficient is used. In Strong Tracking Unscented Kalman Filter (STUKF), developed based on the combination of the UKF and STKF, to increase the stability of the UKF, the softening factor used in the STKF on the UKF is directly added to the uncertainty of the process model. The key parameter in the STUKF is the matrix of the suboptimal fading factor, which depends on three parameters: a priori coefficient; forgetting coefficient and softening factor. The softening factor is used to improve the smoothness of the state assessment. The larger it is, the better the accuracy of the estimate, and the lower the value, the higher the tracking ability. In the traditional STUKF, the softening 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. In this paper, we consider the option of applying the Takagi — Sugeno fuzzy model ($T — S$ -model) to adjust the online softening coefficient when the object dynamics changes. As a result of a comparative analysis of the accuracy of the studied filters to the nonlinear model, it was found that the STUKF using a fuzzy logical adaptive system has a good smoothness of evaluation and the greatest accuracy.

Keywords: strong tracking unscented Kalman filter, suboptimal fading factor, softening coefficient, fuzzy filter, $T — S$ -model

Suggested citation: Demenkov N.P., Chan Din' Min' *Otsenka effektivnosti sil'nogo sledyashchego anstsentnogo fil'tra Kalmana s primeneniem nechetkoy modeli* [Estimate of strong tracking unscented Kalman Filter efficiency using a fuzzy model]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2019, vol. 23, no. 4, pp. 88–97. DOI: 10.18698/2542-1468-2019-4-88-97

References

- [1] Kulikov R.S. *Sravnenie tochnostey nelineynoy fil'tratsii v rasshirennom fil'tre Kalmana i v anstsentnom fil'tre* [Comparison of the accuracy of nonlinear filtering in the expanded Kalman filter and in the extension filter] *Radiotekhnika*, 2016, no. 9, pp. 135–140.
- [2] Kudryavtseva I.A. *Analiz effektivnosti rasshirennogo fil'tra Kalmana, sigma-tochechnogo fil'tra Kalmana i sigma-tochechnogo fil'tra chastits* [Analysis of the effectiveness of the extended Kalman filter, Kalman sigma point filter and sigma point particle filter] *Nauchnyy vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta grazhdanskoy aviatsii* [Scientific Herald of the Moscow State Technical University of Civil Aviation], 2016, no. 224 (2), pp. 43–51.
- [3] Dmitriev S.P., Stepanov O.A., Shepel' S.V. *Primenenie metodov nelineynoy fil'tratsii v kalibrovke INS* [Application of nonlinear filtering methods in INS calibration] *IEEE Proc. Aerospace and electronic systems*, 1997, v. 33 (1), pp. 260–271.
- [4] Degtyarev A.A., Tayl S. *Elements of the theory of the adaptive Kalman filter*. M.: Institute of Applied Mathematics. Mv Keldysh RAS, 2003. 35 p.
- [5] Sage A.P., Melse J.L. *Estimation theory with application to communication and control*. N.Y.: McGraw-Hill, 1972. 496 p.
- [6] Merwe R.V.D. *Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models*. Ph.D thesis, OGI school of science & engineering at Oregon Health & Science Uni, 2004.
- [7] Julier S.J., Uhlmann J.K. *Unscented filtering and nonlinear estimation* // *Proc. of IEEE*, 2004, v. 3, pp. 401–422.
- [8] Sudheesh P., Jayakumar M. *Nonlinear tracking using unscented* // *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2018, v. 678, pp. 38–46.
- [9] Zhang Z., Zhang J. *A strong tracking nonlinear robust filter for eye tracking* // *J. Control Theory Appl*, 2010, v. 8(4), pp. 503–508.
- [10] Zhou H., Frank P. M. *Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with coloured noise* // *Application to parameter estimation and empirical robustness analysis*, *International Journal of Control*, 1996, v. 65 (2), pp. 295–307.
- [11] 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, v. 15, pp. 11222–11238.
- [12] Narasimhappa1 M., Sabat S.L., Nayak J. *Adaptive sampling strong tracking scaled unscented Kalman filter for denoising the fibre optic gyroscope drift signal* // *IET Science, Measurement & Technology*, 2015, v. 9, iss. 3, pp. 241–249.
- [13] Jwo D.J., Lai S.Y. *Navigation integration using the fuzzy strong tracking unscented Kalman* // *Journal of Navigation*, 2009, v. 62, pp. 303–322.
- [14] Degtyarev A.A., Tayl' Sh. *Elementy teorii adaptivnogo fil'tra Kalmana* [Fuzzy control in technical systems]. Moscow: BMSTU, 2005, 200 p.
- [15] Takagi T., Sugeno M. *Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control* // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1985, v. 15(1), pp. 116–132.
- [16] Barragán, A.J., Al-Hadithi, B.M., Jiménez, A., Andújar, J.M. *A general methodology for online TS fuzzy modeling by the extended Kalman filter* // *Applied Soft Computing*, 2014, v. 18, pp. 277–289.

- [17] Jwo D.J., Wang S.H. Adaptive fuzzy strong tracking extended Kalman filtering for GPS navigation // IEEE Sensors, 2007, v. 7(5–6), pp. 778–789.
- [18] Arghavani N., Almobaied M., Guzelkaya M., Eksin I. On-line rule weighting for PID-type fuzzy logic controllers using extended Kalman filter // IFAC-Papers OnLine, 2017, v. 50, iss. 1, pp. 6946–6951.
- [19] Sasiadek J.Z., Wang Q., Zeremba M.B. Fuzzy adaptive Kalman filtering for INS/GPS data fusion // Proc. 15th IEEE Int. Symp. on Intelligent Control, Rio, Patras, Greece, 2000, pp. 181–186.
- [20] Chien-Hao Tseng, Chih-Wen Chang and Dah-Jing Jwo. Fuzzy adaptive interacting multiple model nonlinear filter for integrated navigation sensor fusion // Sensors, 2011, v. 11, pp. 2090–2111.
- [21] Pigat A. *Nechetkoe modelirovanie i upravlenie* [Fuzzy modeling and control]. Moscow: BINOM. Laboratoriya znaniy, 2013, 798 p.

Authors' information

Demenev Nikolay Petrovich — Cand. Sci. (Tech.), Associated Professor of the Department of Control System BMSTU, dnp@bmstu.ru

Chan Din' Min' — Pg., Department of Control System BMSTU, ruxi.tran@gmail.com.

Received 19.04.2019.

Accepted for publication 15.07.2019.