

ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ОЦЕНИВАНИЯ ПОГРЕШНОСТЕЙ СИСТЕМ НАВИГАЦИИ С ПОМОЩЬЮ ФИЛЬТРА КАЛМАНА В НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ ГИБРИДНОЙ ПРИРОДЫ

Чжао Сюэтин

chs201718@mail.ru

SPIN-код: 5822-2441

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

Аннотация

Рассмотрены проблемы повышения точности оценивания погрешностей в навигационных системах гибридной природы. Представлены уравнения фильтра Калмана, описывающие динамический объект. Объяснена процедура действия фильтра Калмана. Выявлены преимущества и показана необходимость использования гибридной системы, состоящей из инерциальной и спутниковой навигационных систем (ИНС и СНС). Приведена схема коррекции ИНС от GPS с использованием модели фильтра Калмана. Показан принцип повышения точности навигационных определений. Особое внимание уделено моделированию с помощью программы MATLAB. Выполнено моделирование процесса оценивания погрешностей ИНС в определении скорости, углов отклонения ГСП относительно сопровождающего треугольника и скорости дрейфов ГСП. Проанализированы результаты моделирования и доказана работоспособность данного алгоритмического метода.

Ключевые слова

Фильтр Калмана, алгоритм, точность оценивания, гибридная система, летательный аппарат, математические модели, инерциальная навигационная система, спутниковая навигационная система

Поступила в редакцию 22.03.2019

© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2019

Введение. Задачей настоящей работы является исследование алгоритмического метода повышения точности навигационных систем летательного аппарата (ЛА).

Обычно инерциальные навигационные системы (ИНС) корректируются от внешних измерительных систем: их сигнал подвергается совместной обработке [1–4].

При использовании внешней информации в фильтре Калмана определяются оценочные значения погрешностей инерциальной навигационной системы (ИНС), которые затем алгебраически вычитаются из выходного сигнала системы [5–7].

Фильтр Калмана. Наиболее распространенные методы компенсации погрешностей навигационных систем предполагают использование различных алгоритмов оценивания. Учитывая специфику реализации алгоритмического обеспечения на борту ЛА в условиях дефицита объема машинной памяти, выделим среди многообразия алгоритмов лишь компактные алгоритмы оценивания.

Достаточно высокой точностью и в то же время простотой реализации в бортовой цифровой вычислительной машине отличаются калмановские алгоритмы оценивания, например классический фильтр Калмана.

Рассмотрим дискретное линейное уравнение, описывающее динамический объект, например измерение погрешностей ИНС:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \Phi \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G} \mathbf{W}_{k-1}; \\ M[\mathbf{x}_0 \mathbf{W}_k^T] &= 0; \\ M[\mathbf{x}_0 \mathbf{V}_{k+1}^T] &= 0; \\ J_k &= M[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)] = \min, \end{aligned}$$

где \mathbf{x}_k — n -вектор состояния; $\hat{\mathbf{x}}_k$ — оценка вектора состояния; \mathbf{W}_{k-1} — r -вектор входного возмущения; \mathbf{V}_k — матрица измерительного шума; Φ — $(n \times n)$ -матрица объекта; \mathbf{G} — $n \times r$ -матрица входа; J_k — функционал качества.

Входные возмущения предполагаются r -мерным дискретным аналогом гауссового белого шума с нулевым математическим ожиданием и известной ковариационной матрицей:

$$M[\omega_j \omega_k^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{j,k},$$

где \mathbf{Q}_k — неотрицательно определенная $r \times r$ -матрица; $\delta_{j,k}$ — символ Кронекера, означающий

$$\delta_{j,k} = \begin{cases} 1, & j = k; \\ 0, & j \neq k. \end{cases}$$

Часть вектора состояния определяется как вектор измерений

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k.$$

Здесь \mathbf{z}_k — m -вектор измерений; \mathbf{H} — $m \times n$ -матрица измерений; \mathbf{V}_k — m -вектор погрешностей измерения.

Погрешности измерений предполагаются m -мерным дискретным аналогом гауссового белого шума, для которого $M[\mathbf{W}_{k-1} \mathbf{V}_k^T] = 0$, т. е. измерительный и входной шум не зависят друг от друга. Тогда

$$M[\mathbf{V}_j \mathbf{V}_{k+1}^T] = \mathbf{R}_{k+1} \delta_{j,k+1},$$

где \mathbf{R}_{k+1} — неотрицательно определенная $m \times m$ -матрица.

Если погрешности измерения (иначе измерительный шум) и входные возмущения (иначе входной шум) некоррелированы, то $M[\mathbf{V}_j \mathbf{V}_k^T] = 0$ при любых j и k .

Начальное значение вектора состояния полагаем гауссовым случайным вектором с нулевым математическим ожиданием, не зависящим от входных возмущений погрешностей измерений: $M[\mathbf{x}_0 \mathbf{W}_k^T] = 0$, $M[\mathbf{x}_0 \mathbf{V}_{k+1}^T] = 0$ для любого k .

Ковариационная матрица $M[\mathbf{x}_0 \mathbf{x}_0^T] = \mathbf{P}_0$ представляет собой неотрицательно определенную $n \times n$ -матрицу.

Требуется на основе математического ожидания объекта и априорной информации о статистических характеристиках входных и измерительных шумов и осуществляя измерения части вектора состояния оценить вектор состояния так, чтобы функционал J принимал минимальное значение, т. е.

$$J_k = M[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)] = \min.$$

Оптимальная оценка вектора состояния определяется из уравнения вида

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{v}_{k+1}, \quad (1)$$

где \mathbf{K}_{k+1} — $n \times m$ -матрица усиления фильтра; $\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1,k} \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{x}}_k$ — обновляемая последовательность.

Уравнение (1) имеет следующий физический смысл. На основе оценки вектора состояния и матрицы объекта выполняется прогноз для следующего шага вычисления оценки. Одновременно производится коррекция этого прогноза посредством использования обновляемой последовательности. Обновляемая последовательность представляет собой сумму погрешности прогноза и измерительного шума.

Матрица усиления фильтра определяет вес, с которым обновляемая последовательность входит в оценку вектора состояния. В случае проведения идеальных измерений, т. е. когда измерительный шум отсутствует, матрицу усиления выбирают максимальной. Чем больше измерительный шум, тем с меньшим весом учитывается обновляемая последовательность при формировании оценки вектора состояния. Уравнения фильтра Калмана имеют вид

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k+1} &= \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{v}_{k+1}; \\ \mathbf{P}_{k+1/k} &= \Phi_{k+1,k} \mathbf{P}_k \Phi_{k+1,k}^T + \mathbf{Q}_k; \\ \mathbf{K}_{k+1} &= \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T \left[\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1} \right]^{-1}; \\ \mathbf{P}_{k+1} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1/k}. \end{aligned}$$

Здесь $\mathbf{P}_{k+1/k}$ — априорная ковариационная матрица погрешностей оценивания; \mathbf{P}_{k+1} — апостериорная ковариационная матрица погрешностей оценивания, \mathbf{I} — единичная матрица.

С помощью фильтра Калмана не только осуществляется восстановление всего вектора состояния системы, но и подавляется влияние измерительного шума [8, 9].

Уравнения фильтра Калмана очень удобны для реализации на бортовых цифровых вычислительных машинах, поскольку просты в вычислительном плане и не требуют большого объема машинной памяти.

Фильтр Калмана работает следующим образом. С использованием оценки вектора состояния на предыдущем шаге вычислений предсказывается оценка вектора состояний на текущем шаге. На первом шаге вычислений в качестве начального значения оценки вектора состояния обычно принимается $\hat{\mathbf{x}}_0 = M[\mathbf{x}_0]$. При поступлении измерений z_{k+1} осуществляется формирование обновляемой последовательности.

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1,k} \Phi_{k+1,k} \hat{\mathbf{x}}_k.$$

Следующий этап — формирование априорной ковариационной матрицы погрешностей оценивания. Для того чтобы воспользоваться ее выражением, необходимо задать начальную ковариационную матрицу погрешностей оценивания, как правило,

$$\mathbf{P}_0 = M[\mathbf{x}_0 \mathbf{x}_0^T].$$

На основе априорной ковариационной матрицы погрешностей оценивания $\mathbf{P}_{k+1/k}$ проводится вычисление матрицы усиления фильтра:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T \left[\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1/k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1} \right]^{-1}.$$

Затем матрица усиления фильтра используется для расчета апостериорной ковариационной матрицы погрешностей оценивания, которая необходима на следующем шаге вычислений:

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1/k}.$$

Наконец, при вычислении оценки вектора состояния используется его прогноз на основе оценки с предыдущего шага вычислений $\Phi_{k+1,k}$, $\hat{\mathbf{x}}_k$ и матрица усиления фильтра \mathbf{K}_{k+1} .

На следующем шаге вычислений полученная оценка вектора состояния $\hat{\mathbf{x}}_k$ используется для прогнозирования и вся процедура вычислений повторяется.

С помощью фильтра Калмана и его прямых модификаций по измерениям оценивается вектор состояния системы оптимальным образом. Полученные оценки будут использоваться для компенсации погрешностей исходной измерительной системы в выходной информации или в ее структуре.

Гибридная система, состоящая из ИНС и СНС. Метод определения навигационных параметров объекта и управление его движением, основанный на измерении и последующем интегрировании ускорений объекта только бортовыми средствами, действующими на основе законов движения Ньютона, называется инерциальной навигацией.

В настоящее время активно функционируют две спутниковые радионавигационные системы — Глобальная навигационная спутниковая система (ГЛОНАСС, Россия) и Global Positioning System (GPS, США) [10, 11].

Системы, состоящие из ИНС и СНС, обладают множеством преимуществ по сравнению с СНС-системами. Такого рода системы дают возможность определить угловую ориентацию объекта, позволяют работать при отсутствии сигнала от СНС, обеспечивают высокую частоту выдачи навигационной информации. Гибридные системы сочетают в себе высокие точностные и функциональные характеристики, сравнительно невысокую стоимость, небольшие габариты и достаточно высокую надежность [12–14].

Коррекция ИНС от GPS с использованием модели фильтра Калмана.

В практических приложениях часто встречаются случаи, когда внешние измерения недоступны для использования и исходная измерительная система работает в автономном режиме. Такие ситуации возникают при невозможности использования внешних систем по причине возникновения пассивных или активных помех, функционирования объекта, несущего исходную измерительную систему, в зонах, где внешний сигнал недоступен, и др.

При работе грубой измерительной системы в автономном режиме погрешности могут достигать неприемлемых значений, и использовать такие системы не представляется возможным. Компенсацию погрешностей измерительных систем в автономном режиме будем осуществлять с помощью алгоритмов прогноза. Погрешности в автономном режиме прогнозируются и компенсируются в выходной информации или в структуре системы.

Для осуществления прогноза необходимо иметь модель погрешностей исследуемой измерительной системы. В качестве такой модели может быть использована модель погрешностей измерительной системы, аналогичная модели фильтра Калмана. Однако эта модель получена на основе априорной информации и не корректируется в процессе функционирования конкретной измерительной системы.

ИНС имеют погрешности, нарастающие со временем функционирования ЛА. Поэтому в практических приложениях ИНС обычно объединяют с СНС. Схема коррекции ИНС с использованием GPS представлена на рис. 1.

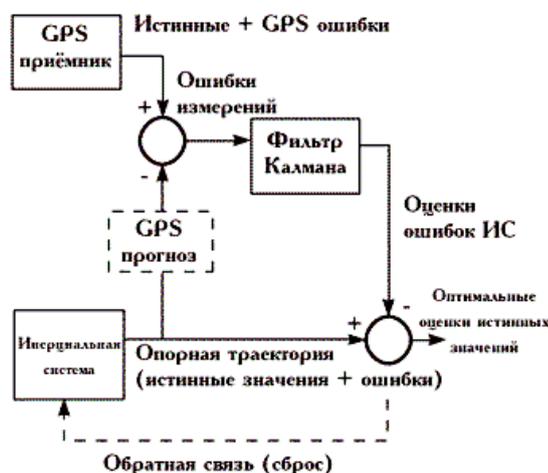


Рис. 1. Схема коррекции ИНС с использованием GPS

Совместная обработка выходных сигналов ИНС и СНС позволяет существенно повысить точность определения навигационных параметров ЛА. Сов-

местная обработка сигналов измерительных систем предполагает применение различных алгоритмов, например алгоритмов оценивания. Наиболее распространенным алгоритмом оценивания погрешностей ИНС является фильтр Калмана. Фильтр Калмана позволяет по разности сигналов ИНС и СНС оценить весь вектор состояния, включающий основные погрешности ИНС.

Сочетание спутниковой и инерциальной навигационных систем совместно с фильтром Калмана позволяет повысить точность навигационных определений. С одной стороны, измерения, полученные инерциальной системой, характеризуются низким уровнем случайных погрешностей, при этом имеет место медленный дрейф нуля-пункта системы; с другой стороны, результаты спутниковых определений не подвержены подобным сдвигам системы координат, однако в большей степени отягощены случайными погрешностями. В этом заключается преимущество гибридной системы: располагая характеристиками инструментальных погрешностей обеих систем, фильтр Калмана сводит к минимуму их влияние на выходные навигационные данные.

Моделирование. Уравнения погрешностей ИНС для одного горизонтальных информационных каналов будут иметь вид

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi \mathbf{x}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k,$$

$$\text{где } \mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \delta V_k \\ \varphi_k \\ \varepsilon_k \end{bmatrix}; \Phi = \begin{bmatrix} 1 & -gT & 0 \\ T/R & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 - \beta T \end{bmatrix}; \mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} B \\ 0 \\ \omega_k \end{bmatrix}; \mathbf{G} = \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & AT\sqrt{2\beta} \end{bmatrix}.$$

Исходные данные: период дискретизации $T = 1$ мин; средняя частота изменения случайного дрейфа $\beta = 0,02$ мин⁻¹; радиус Земли $R = 6\,370\,000$ м; ускорение свободного падения $g = 35,280$ м/мин². *Начальные значения погрешностей ИНС:* погрешности в определении скорости $\delta V = 100$ м/мин; углы отклонения ГСП $\varphi = 10^{-4}$ °; скорость дрейфа ГСП $\varepsilon = 10^{-5}$ м/мин.

С помощью MATLAB получим результаты моделирования в виде графиков (рис. 2–4).

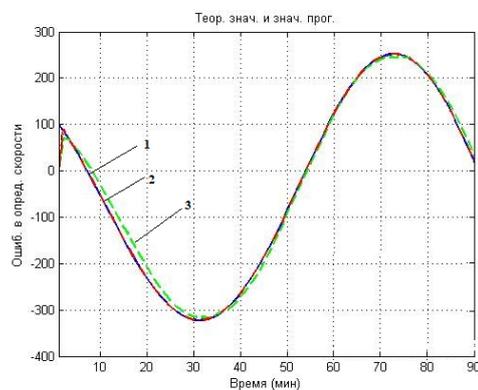


Рис. 2. Оценивание погрешностей инерциальной навигационной системы в определении скорости:

1 — теоретические значения; 2 — значения прогноза, полученные с помощью генетического алгоритма; 3 — значения прогноза, полученные с помощью фильтра Калмана

Рис. 3. Оценивание углов отклонения гиросtabilизирующей платформы относительно сопровождающего трехгранника:

1 — теоретические значения; 2 — значения прогноза, полученные с помощью генетического алгоритма; 3 — значения прогноза, полученные с помощью фильтра Калмана

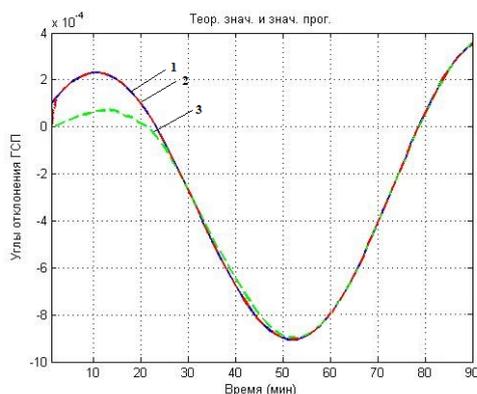
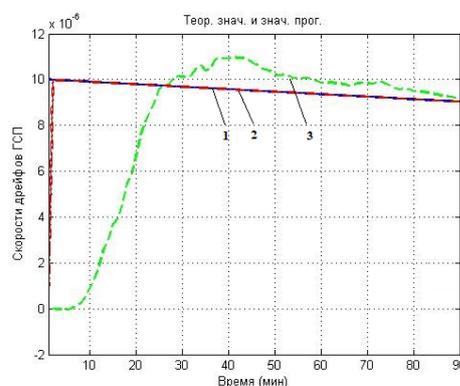


Рис. 4. Оценивание скорости дрейфов гиросtabilизированной платформы:

1 — теоретические значения; 2 — значения прогноза, полученные с помощью генетического алгоритма; 3 — значения прогноза, полученные с помощью фильтра Калмана



Результаты моделирования подтвердили работоспособность фильтра Калмана. Алгоритм позволяет повысить точность определения скорости ИНС в среднем на 80 %, а точность определения скорости дрейфа ГСП — на 60 %.

Заключение. В данной работе рассмотрен алгоритмический способ повышения точности ИНС ЛА с помощью компенсации погрешностей в выходном сигнале системы. Задача оценивания в стохастических условиях теоретически может быть решена с помощью фильтра Калмана. В практических приложениях априорные модели исследуемых процессов с течением времени часто становятся неадекватными, что снижает точность оценивания.

Нелинейная модель используется непосредственно в нелинейном фильтре Калмана, а также в качестве эталонной модели для обеспечения адекватности модели фильтра Калмана и реального процесса изменения погрешностей ИНС. Комбинирование нелинейного фильтра Калмана с ГА (генетическим алгоритмом) позволяет проводить адаптивную подстройку модели оцениваемого процесса на основе текущих измерений.

Простота реализации, требующей наличия только адекватных статистических моделей, описывающих поведение системы и ее взаимодействие с внешним миром, способствовала широкому применению алгоритма фильтра Калма-

на в навигационных системах гибридной природы. Алгоритм фильтра предполагает наличие линейных моделей, связывающих переменные состояния системы с измерениями и друг с другом. Поскольку большинство реальных систем (включая инерциальные и спутниковые навигационные системы) и процессов нелинейно, возникает задача линеаризации их моделей.

Литература

- [1] Селезнева М.С. Разработка алгоритмов комплексирования навигационных систем летательных аппаратов. Дисс. ... канд. тех. наук. М., МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2017.
- [2] Селезнева М.С., Оглоблина Ю.С. Построение самоорганизующейся модели с высокой степенью наблюдаемости. *Научный взгляд. Тр. XVIII межд. науч.-практ. конф. Т. 1.* 2015, с. 250–253.
- [3] Astrom K.J., McAvoy T.J. Intelligent control: an overview and evaluation. Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [4] Шашурин В.Д., Селезнева М.С., Неусыпин К.А. Технология формирования акцептора действия навигационного комплекса с использованием динамического системного синтеза. *Автоматизация. Современные технологии*, 2018, т. 72, № 3, с. 121–126.
- [5] Kai S., Selezneva M.S, Neusypin K.A., et al. A novel variable structure measurement system with intelligent components for flight vehicles. *Metrol. Meas. Sys.*, 2017, vol. 24, no. 2, pp. 347–356.
- [6] Noureldin A., Karamat T.B., Georgy J. Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration. Springer, 2013.
- [7] Grewal S.M., Weil L.R., Andrews A.P. Global positioning systems, inertial navigation, and integration. John Wiley & Sons, 2007.
- [8] Kalman R.E., Ho Y.C., Narendra K.S. Controllability of linear dynamical systems. *Contributions to the Theory of Differential Equations*, 1963, vol. 1, no. 2, pp. 189–213.
- [9] Shakhtarin B.I., Shen K., Neusypin K.A. Modification of the nonlinear Kalman filter in a correction scheme of aircraft navigation systems. *J. Commun. Technol. Electron.*, 2016, vol. 61, no. 11, pp. 1252–1258. DOI: 10.1134/S1064226916110115 URL: <https://link.springer.com/article/10.1134%2FS1064226916110115>
- [10] Collinson R.P.G. Introduction to avionics systems. Springer, 2011.
- [11] Parkinson B.W., Spilker J.J., eds. Global Positioning System: theory and applications. Vol 2. Amer. Inst. of Aeronautics, 1996.
- [12] Groves P.D. Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems. Artech House, 2013.
- [13] Proletarsky A.V., Neusypin K.A., Shen K., et al. Development and analysis of the numerical criterion for the degree of observability of state variables in nonlinear systems. *Proc. ITA*, 2017, pp. 150–154. DOI: 10.1109/ITECHA.2017.8101927 URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8101927/>
- [14] Neusypin K.A., Selezneva M.S., Proletarsky A.V., et al. Algorithm for building models of INS/GNSS integrated navigation system using the degree of identifiability. *Proc. ICINS*, 2018, pp. 1–5. DOI: 10.23919/ICINS.2018.8405848 URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8405848>

Чжао Сюетин — студентка кафедры «Технология приборостроения», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Научный руководитель — Неусыпин Константин Авенирович, доктор технических наук, профессор кафедры «Систем автоматического управления», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

**IMPROVING ACCURACY OF ASSESSMENT NAVIGATION SYSTEM
ERRORS WITH THE HELP OF KALMAN FILTER
IN NAVIGATION SYSTEMS OF HYBRID NATURE**

Zhao Xueting

chs201718@mail.ru

SPIN-code: 5822-2441

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

In this paper, the author considered the problems of improving the accuracy of estimating errors in the navigation system of hybrid nature. In addition, the author presented Kalman filter equations describing a dynamic object and explained the procedure for Kalman filter. The advantages are revealed and the necessity of using a hybrid system consisting of inertial and satellite navigation system (INS and SNS). A scheme for correcting INS from GPS using Kalman filter model is shown. The principle of increasing the accuracy of navigation definitions is shown. Give special consideration to modeling using MATLAB. A simulation of the process of estimating INS errors in determining the velocity, angles of deviations of GPS with respect to the accompanying triangle and the drift velocity of GSP. The author analyzed the simulation results and proved the efficiency of this algorithmic method.

Keywords

Kalman filter, algorithm, estimation accuracy, hybrid system, aircraft, mathematical models, inertial navigation system, satellite navigation system

Received 22.03.2019

© Bauman Moscow State Technical University, 2019

References

- [1] Selezneva M.S. Razrabotka algoritmov kompleksirovaniya navigatsionnykh sistem letatel'nykh apparatov. Diss. kand. tekhn. nauk [Development of complexing algorithm for aircraft navigation system. Kand. tech. sci. diss.]. Moscow, Bauman MSTU Publ., 2017 (in Russ.).
- [2] Selezneva M.S., Ogloblina Yu.S. [Making self-organizing model with high observability degree]. *Nauchnyy vzglyad. Tr. XVIII mezhd. nauch.-prakt. konf. T. 1* [Proc. XVIII Int. Sci.-Prac. Conf. Vol. 1]. 2015, pp. 250–253 (in Russ.).
- [3] Astrom K.J., McAvoy T.J. Intelligent control: an overview and evaluation. Van Nostrand Reinhold, 1992.
- [4] Shashurin V.D., Selezneva M.S., Neusypin K.A. The formation technology of the navigation complex action acceptor through the use of dynamic system synthesis. *Avtomatizatsiya. Sovremennye tekhnologii*, 2018, vol. 72, no. 3, pp. 121–126 (in Russ.).
- [5] Kai S., Selezneva M.S., Neusypin K.A., et al. A novel variable structure measurement system with intelligent components for flight vehicles. *Metrol. Meas. Sys.*, 2017, vol. 24, no. 2, pp. 347–356.
- [6] Noureldin A., Karamat T.B., Georgy J. Fundamentals of inertial navigation, satellite-based positioning and their integration. Springer, 2013.

- [7] Grewal S.M., Weil L.R., Andrews A.P. Global positioning systems, inertial navigation, and integration. John Wiley & Sons, 2007.
- [8] Kalman R.E., Ho Y.C., Narendra K.S. Controllability of linear dynamical systems. *Contributions to the Theory of Differential Equations*, 1963, vol. 1, no. 2, pp. 189–213.
- [9] Shakhtarin B.I., Shen K., Neusyypin K.A. Modification of the nonlinear Kalman filter in a correction scheme of aircraft navigation systems. *J. Commun. Technol. Electron.*, 2016, vol. 61, no. 11, pp. 1252–1258. DOI: 10.1134/S1064226916110115
URL: <https://link.springer.com/article/10.1134%2FS1064226916110115>
- [10] Collinson R.P.G. Introduction to avionics systems. Springer, 2011.
Parkinson B.W., Spilker J.J., eds. Global Positioning System: theory and applications. Vol. 2. Amer. Inst. of Aeronautics, 1996.
- [11] Groves P.D. Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems. Artech House, 2013.
- [12] Proletarsky A.V., Neusyypin K.A., Shen K., et al. Development and analysis of the numerical criterion for the degree of observability of state variables in nonlinear systems. *Proc. ITA*, 2017, pp. 150–154. DOI: 10.1109/ITECHA.2017.8101927
URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8101927/>
- [13] Neusyypin K.A., Selezneva M.S., Proletarsky A.V., et al. Algorithm for building models of INS/GNSS integrated navigation system using the degree of identifiability. *Proc. ICINS*, 2018, pp. 1–5. DOI: 10.23919/ICINS.2018.8405848
URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8405848>

Zhao Xueting — Student, Department of Technologies of Instrument Making, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Scientific advisor — Neusyypin K.A., Dr. Sc. (Eng.), Professor, Department of Automatic Control System, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.