

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПОГРЕШНОСТЕЙ
БЕСПЛАТФОРМЕННОЙ ИНЕРЦИАЛЬНОЙ НАВИГАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ
АВТОНОМНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

С. АЛЬСАЕД*, В. В. ЕФИМОВ, И. В. ФОМИНОВ

Военно-космическая академия им. А. Ф. Можайского, Санкт-Петербург, Россия
*vka@mil.ru

Аннотация. Предложена нейросетевая модель погрешностей бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС), входящей в состав интегрированной инерциально-спутниковой навигационной системы автономного летательного аппарата (АЛА), функционирующего в условиях пропадания сигналов спутникового радионавигационного поля. В модели учитываются основные факторы, обуславливающие погрешности определения навигационных параметров средствами БИНС, в том числе динамичность процесса функционирования АЛА. В качестве существенных параметров, характеризующих динамику режима полета АЛА, предлагается использовать линейное и угловое ускорение, а также изменение их значений на интервале дискретности работы навигационной системы. Представлена функциональная схема инерциально-спутниковой навигационной системы с нейросетевой моделью погрешностей БИНС, приведены рекомендации по ее конкретной реализации.

Ключевые слова: автономный летательный аппарат, бесплатформенная инерциальная навигационная система, модель погрешностей, нейронная сеть, режим функционирования

Ссылка для цитирования: Альсаед С., Ефимов В. В., Фоминов И. В. Нейросетевая модель погрешностей бесплатформенной инерциальной навигационной системы автономного летательного аппарата // Изв. вузов. Приборостроение. 2023. Т. 66, № 6. С. 441—448. DOI: 10.17586/0021-3454-2023-66-6-441-448.

NEURAL NETWORK MODEL OF ERRORS
OF AN AUTONOMOUS AIRCRAFT STRAPDOWN
INERTIAL NAVIGATION SYSTEM

S. Alsayed*, V. V. Efimov, I. V. Fominov

A. F. Mozhaisky Military Space Academy, St. Petersburg, Russia
*vka@mil.ru

Abstract. A neural network model is proposed for a strapdown inertial navigation system (SINS) entering an integrated inertial-satellite navigation system of an autonomous aircraft, operating in the conditions of loss of satellite radio navigation field signals. The model takes into account the main factors that define the errors in navigation parameters estimates by means of the SINS, including the dynamics of the aircraft functioning process. As essential parameters characterizing the autonomous aircraft flight mode dynamics, it is proposed to use linear and angular accelerations, as well as their variations in the discrete interval of the navigation system operation. A functional diagram of the inertial-satellite navigation system with the neural network model of SINS errors is presented, and recommendations are given for its specific implementation.

Keywords: autonomous aircraft, strapdown inertial navigation system, error model, neural network, operating mode

For citation: Alsayed S., Efimov V. V., Fominov I. V. Neural network model of errors of an autonomous aircraft strapdown inertial navigation system. *Journal of Instrument Engineering*. 2023. Vol. 66, N 6. P. 441—448 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2023-66-6-441-448.

Введение. В составе современных автономных летательных аппаратов (АЛА) применяются бортовые комплексы управления, которые строятся на основе совместного использования инерциальных и спутниковых навигационных систем. Эффективность решения широкого класса целевых задач отдельными автономными летательными аппаратами и системами на их основе определяется точностью навигационного обеспечения, которая существенно зависит от доступности информации, формируемой спутниковой радионавигационной системой (СРНС). В условиях пропадания сигналов спутниковой навигации существенно повышаются требования к точности определения навигационных параметров и параметров ориентации АЛА на основе только инерциальных измерений. Основными факторами, определяющими погрешности бесплатформенной инерциальной навигационной системы (БИНС) АЛА, являются:

- погрешности задания начальных значений параметров ориентации объекта, его радиуса-вектора и вектора скорости в базовой системе координат, в которой рассматривается движение АЛА;

- инструментальные и методические погрешности акселерометров и гироскопов (датчиков угловых скоростей), а также несовпадение их осей чувствительности с соответствующими осями связанной системы координат АЛА;

- неточность принятой математической модели гравитационного поля Земли в районе функционирования АЛА;

- вычислительные погрешности реализации алгоритмов БИНС (численного интегрирования основных уравнений инерциальной навигации и кинематических уравнений углового движения объекта).

В большинстве случаев при решении практических задач наиболее существенным фактором считаются именно погрешности измерительных приборов — акселерометров и гироскопов. При этом погрешности анализируются на основе решения уравнений ошибок (отклонений навигационных параметров и параметров ориентации, формируемых БИНС, от их истинных значений). Эти уравнения представляют собой линеаризованные обыкновенные дифференциальные уравнения первого приближения, которые получают в рамках вариационного подхода [1, 2]. При этом модели погрешностей измерительных устройств учитывают систематические смещения нуля акселерометров и дрейфы гироскопов, случайные блуждания выходных сигналов измерителей, представляемые стационарными случайными процессами с нулевыми математическими ожиданиями и известными корреляционными функциями, а также величины линейного ускорения и угловой скорости вращения объекта как по измерительной, так и по перекрестным осям.

Недостатком такого подхода является то, что он позволяет учесть только один из факторов, определяющих погрешности БИНС АЛА. Кроме того, для его реализации необходим большой объем предварительной информации о характере и параметрах отдельных составляющих погрешностей, полнота и достоверность которой в практических задачах зачастую не обеспечивают достижения заданной точности моделирования. Наконец, линейный характер используемых уравнений ошибок не в полной мере отражает особенности влияния совокупности факторов на конечную погрешность БИНС.

Априорная неопределенность и существенная нелинейность зависимости погрешностей БИНС от основных влияющих факторов определили перспективность проводимых в последние годы исследований, нацеленных на применение технологий искусственного интеллекта для построения моделей погрешностей БИНС, в том числе на использование искусственных нейронных сетей (НС) в интересах повышения точности инерциально-спутниковой навигационной системы при отсутствии сигналов спутниковой навигации [3, 4]. При этом либо НС применяются вместо фильтра Калмана, либо дополняют фильтр, работающий в режиме прогнозирования навигационных параметров. В рамках такого подхода предложено целое семей-

ство моделей погрешностей БИНС на основе НС различной архитектуры, использующих в качестве входных и выходных данных разнообразные наборы параметров движения объекта и погрешностей определения его навигационных параметров. Вместе с тем вопрос обоснованного выбора вида нейросетевой модели погрешностей, наилучшим образом соответствующей конкретной задаче определения навигационных параметров АЛА, функционирующего в реальных условиях, остается открытым.

Кроме того, как в классическом, так и в нейросетевом подходе к построению моделей погрешностей БИНС, не в полной мере учитывается влияние динамики (режима) процесса функционирования АЛА, которое, как показали результаты исследований [5—7], существенно.

Целью настоящего исследования является разработка модели погрешностей БИНС, которая учитывает расширенный спектр факторов, определяющих ошибки формирования навигационных параметров инерциальными средствами, в том числе динамические особенности режимов функционирования АЛА. Результаты настоящей статьи являются развитием подхода, предложенного авторами в работах [8, 9].

Постановка задачи. Пусть на борту АЛА установлена интегрированная навигационная система, включающая БИНС и навигационную аппаратуру потребителя (НАП) спутниковой радионавигационной системы. Состояние объекта в каждый момент времени t характеризуется навигационными параметрами — вектором положения центра масс $\mathbf{x}(t)$ в некоторой базовой системе координат и вектором скорости $\mathbf{V}(t)$, а также параметрами ориентации — вектором (или кватернионом) углового положения $\boldsymbol{\varphi}(t)$ и вектором абсолютной угловой скорости $\boldsymbol{\omega}(t)$. Проекция вектора кажущегося ускорения $\mathbf{a}(t)$ и вектора угловой скорости $\boldsymbol{\omega}(t)$ на оси связанной системы координат объекта измеряются входящими в состав БИНС акселерометрами и гироскопами соответственно.

Комплексирование инерциальных и спутниковых измерений в интегрированной навигационной системе реализовано по слабосвязанной схеме на основе расширенного либо сигма-точечного фильтра Калмана [4, 10]. В штатных условиях полета АЛА, когда сигналы СРНС доступны для бортовой НАП, интегрированная навигационная система формирует полный вектор навигационных параметров и параметров углового состояния объекта $\mathbf{X} = (\mathbf{x}^T, \mathbf{V}^T, \boldsymbol{\varphi}^T, \boldsymbol{\omega}^T)^T$ путем комплексирования информации $\mathbf{X}_c$, формируемой НАП СРНС, и навигационных параметров $\mathbf{X}_и$, определяемых БИНС. Значения компонентов вектора $\mathbf{X}(t)$ на выходе инерциально-спутниковой навигационной системы в штатных условиях полета АЛА в рамках настоящей работы принимаются за истинные. Текущие значения погрешностей БИНС определяются разностью вида

$$\Delta_{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{X}_и(t) - \mathbf{X}(t). \quad (1)$$

В состав инерциально-спутниковой навигационной системы наряду с БИНС и НАП СРНС входит набор (банк) нейронных сетей, аппроксимирующих погрешности определения навигационных параметров, сформированных только средствами БИНС [9]. Каждая НС реализует частную модель погрешностей

$$\Delta_{\mathbf{X}_v}(t) = \mathbf{F}_{\text{hcv}}(\mathbf{X}_и(t), t), \quad (2)$$

где $\mathbf{F}_{\text{hcv}}(\cdot)$ — оператор, реализуемый v -й НС, $v \in \overline{1, N}$ — ее условный номер, а N — число НС, входящих в состав интегрированной навигационной системы.

В качестве входных эталонных параметров при обучении НС может использоваться любое подмножество доступных измерению и вычислению параметров состояния объекта $\mathbf{X}_и(t)$. Выходными эталонными параметрами НС в составе обучающей выборки являются значения погрешностей (1), соответствующие эталонным значениям входных параметров НС.

Множество вариантов реализации нейросетевых моделей (2) погрешностей БИНС определяется двумя основными аспектами — архитектурным и параметрическим. Варианты нейросетевых моделей различной архитектуры характеризуются топологией связей, числом слоев и нейронов в каждом слое, видом реализуемых нейроподобными элементами активационных функций, структурой и параметрами используемых алгоритмов обучения.

Наряду с особенностями архитектуры варианты нейросетевых моделей различаются подаваемой на вход НС совокупностью параметров и формируемой на ее выходе совокупностью погрешностей. Таким образом, с помощью одной НС можно моделировать полную совокупность погрешностей навигационных определений БИНС по полному множеству доступных измерению параметров состояния объекта. С другой стороны, для моделирования погрешности каждого навигационного параметра и каждого параметра ориентации может использоваться отдельная НС со своей совокупностью входных параметров.

Каждый конкретный вариант нейросетевой модели $F_{\text{НСV}}(\cdot)$ из множества Ω_F возможных вариантов реализации НС характеризуется точностью, соответствующей данной модели: погрешность $\delta_{\text{НСV}}$ задается нормой в пространстве навигационных параметров и параметров ориентации интегральных оценок отклонения погрешностей, моделируемых совокупностью НС, от фактических значений погрешностей БИНС на временном интервале Δt_T тестирования модели:

$$\delta_{\text{НСV}} = \left\| \int_t^{t+\Delta t_T} \left| F_{\text{НСV}}(X_{\text{и}}(\tau)) - (X_{\text{и}}(\tau) - X(\tau)) \right| d\tau \right\|. \quad (3)$$

Задача построения обобщенной нейросетевой модели БИНС заключается в определении такого оператора $F_{\text{НС*}}(\cdot)$, который доставляет на множестве возможных Ω_F минимум погрешности (3), т.е.

$$F_{\text{НС*}}(X_{\text{и}}(t)) = \arg \min_{F_{\text{НСV}} \in \Omega_F} \left\| \int_t^{t+\Delta t_T} \left| F_{\text{НСV}}(X_{\text{и}}(\tau)) - (X_{\text{и}}(\tau) - X(\tau)) \right| d\tau \right\|. \quad (4)$$

Нейросетевая модель погрешностей БИНС. Задачу построения нейросетевой модели погрешностей БИНС разобьем на ряд подзадач, первой из которых является построение множества Ω_F возможных вариантов реализации НС.

Построение множества вариантов реализации НС. Проанализируем варианты нейросетевых моделей различной архитектуры множества Ω_F согласно работам [3, 10] и представим это множество в виде объединения непересекающихся подмножеств НС следующих типов: $\Omega_{\text{МСП F}}$ — многослойные персептроны; $\Omega_{\text{РБФ F}}$ — сети радиально-базисных функций; $\Omega_{\text{ОРС F}}$ — обобщенно-регрессионные сети; $\Omega_{\text{НАРС F}}$ — нелинейные авторегрессионные сети; $\Omega_{\text{ННС F}}$ — адаптивные нейро-нечеткие сети; $\Omega_{\text{ВНС F}}$ — вейвлет-нейронные сети.

Подмножество $\Omega_{\text{МСП F}}$ содержит многослойные персептроны, различающиеся числом скрытых слоев, количеством нейронов в каждом скрытом слое и видом их активационной функции. В подмножество $\Omega_{\text{РБФ F}}$ включены сети радиально-базисных функций, различающиеся числом нейронов в скрытом слое и параметрами радиальной базисной функции, реализуемой нейронами скрытого слоя. Подмножество $\Omega_{\text{ОРС F}}$ содержит обобщенно-регрессионные нейросети, отличающиеся друг от друга количеством нейронов в первом и

втором скрытом слое, а также параметрами радиальной базисной функции. В подмножество $\Omega_{\text{НАРС F}}$ включены нелинейные авторегрессионные нейросети, которые отличаются друг от друга числом нейронов в скрытом слое, видом реализуемой ими функции активации, размерами лага (количеством учитываемых предыдущих значений аппроксимируемой функции). Подмножество $\Omega_{\text{ННС F}}$ содержит адаптивные нейро-нечеткие сети, различающиеся числом реализуемых нечетких лингвистических правил. Подмножество $\Omega_{\text{ВНС F}}$ включает вейвлет-нейронные сети, различающиеся количеством скрытых слоев, числом нейронов в каждом слое и видом реализуемых функций вейвлет-преобразования. Общими для всех архитектур НС варьируемыми параметрами являются объем обучающей выборки и число эпох обучения.

Если есть несколько вариантов наборов элементов множества Ω_{F} , будем рассматривать НС, входными параметрами которых являются длительность временного интервала с момента пропадания сигналов СРНС, а также измеряемые значения кажущегося ускорения $\mathbf{a}(t)$ и угловой скорости $\boldsymbol{\omega}(t)$. Выходными параметрами НС могут быть как погрешности отдельных компонентов вектора скорости поступательного движения, радиуса-вектора положения и параметров углового положения АЛА, так и полный вектор погрешностей параметров состояния (2).

Выбор конкретной нейросетевой модели погрешностей БИНС. Предлагается решить задачу (4) на основе использования генетического алгоритма в его классической [11] или модифицированной форме [12]. При этом функция приспособленности f_v конкретной особи, соответствующей некоторой v -й частной модели погрешностей $\mathbf{F}_{\text{нс}v}(\cdot)$ из состава Ω_{F} , определяется разностью $f_v = 1 - \delta_{\text{нс}v}$, а вероятность ее выбора в состав нового поколения в процессе селекции вычисляется в соответствии с выражением

$$P_v = \frac{f_v}{\sum_{k=1}^N f_k}, \quad v \in \overline{1, N}.$$

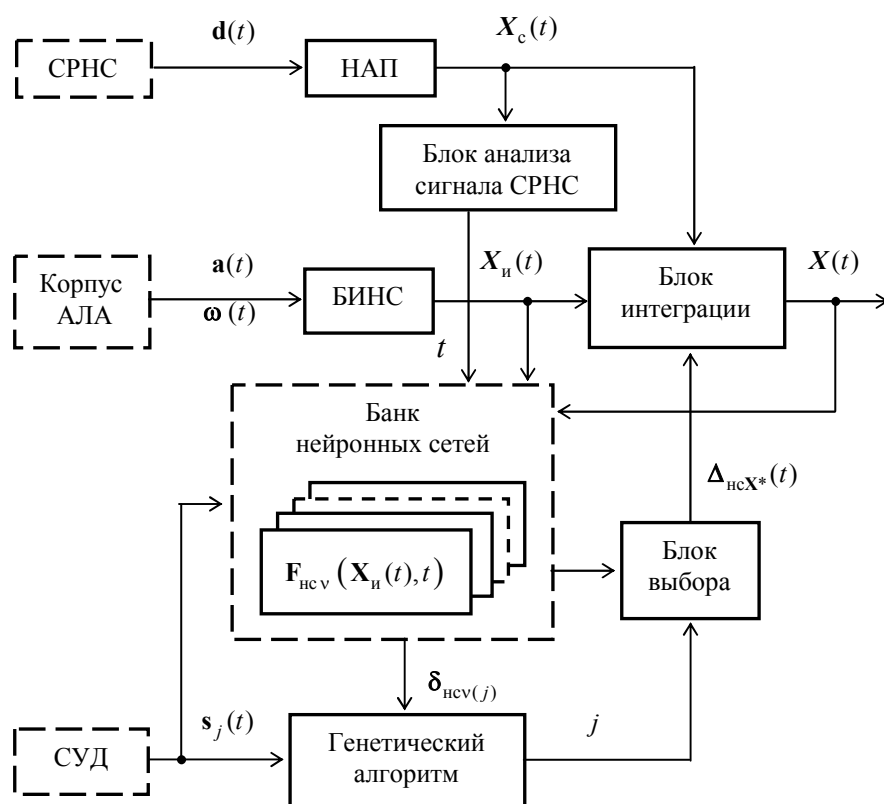
Процесс функционирования АЛА представляет собой последовательность реализаций типовых режимов $s_j(t)$, где $j \in \overline{1, J}$ — номер режима, J — число типовых режимов функционирования АЛА. Режимы функционирования АЛА реализуются его системой управления движением (СУД) и в настоящее время классифицируются по различным признакам [1, 13]*: по участию человека в процессе управления (автономный, ручной); по условиям функционирования (в открытом пространстве, в городской среде); по отношению к земной поверхности (взлет, посадка, маловысотный полет); по геометрическим параметрам траектории полета (прямолинейный полет, облет, обход, барражирование). Перечисленные признаки не в полной мере характеризуют динамику полета АЛА, которая существенно влияет на погрешности БИНС. В этой связи в качестве основных параметров режима функционирования $s_j(t)$, отражающих его динамику, предлагается использовать ускорения поступательного и вращательного движений АЛА, а также их первые производные по времени. С учетом дискретного характера работы навигационной системы производные ускорений заменяются приращениями на интервале дискретности.

В результате реализации генетического алгоритма для каждого режима полета АЛА будет определена наиболее точная нейросетевая модель $\mathbf{F}_{\text{нс}*(j)}(\mathbf{X}_i(t), t)$ погрешностей

* ГОСТ 57258-2016. Системы беспилотные авиационные. Термины и определения. М.: Стандартинформ, 2016. 8 с.

БИНС. Определить такую модель погрешностей БИНС с помощью генетического алгоритма можно в два этапа. Первый из них осуществляется в процессе предварительного обучения НС и выбора наилучшей сети для каждого типового режима функционирования АЛА. Второй этап заключается в дообучении НС и корректировке выбора наиболее точной модели непосредственно при целевом функционировании АЛА в штатном режиме. При пропадании сигналов СРНС по информации о конкретном типовом режиме функционирования, реализуемом на текущем этапе применения АЛА, выбирается нейросетевая модель погрешностей БИНС, характеризующаяся максимальной точностью для данного режима.

На рисунке представлена функциональная схема инерциально-спутниковой навигационной системы АЛА с нейросетевой моделью погрешностей БИНС.



В представленной схеме на этапе штатного функционирования по сигналам $d(t)$ от навигационных спутников СРНС средствами НАП формируется вектор навигационных параметров $X_c(t)$, что обеспечивает штатную работу интегрированной навигационной системы. На этом этапе выполняется обучение всех НС, входящих в состав банка нейронных сетей, и в соответствии с генетическим алгоритмом определяется наиболее точная нейросетевая модель погрешности БИНС для каждого типового режима. Результат работы генетического алгоритма поступает в блок выбора конкретной модели.

Блок анализа сигнала СРНС определяет момент нарушения спутникового радионавигационного поля и формирует сигналы времени t функционирования системы в нештатном режиме. С этого момента процесс обучения НС и работа генетического алгоритма прекращаются, банк нейронных сетей формирует соответствующие текущему режиму нейросетевые модели, среди которых с помощью блока выбора наиболее точно моделируемая погрешность БИНС поступает на блок интеграции.

Закключение. Дополнительное введение функционального замыкания нейросетевой модели погрешностей БИНС контуром, несущим информацию о режиме полета АЛА, обеспечивает наиболее полный учет влияния основных факторов, определяющих величину и характер

изменения ошибок навигационных измерений. Это открывает возможность увеличения времени автономного функционирования АЛА в условиях пропадания сигналов спутниковой навигации путем коррекции погрешностей БИНС по построенной с использованием предварительного обучения нейросетевой модели, корректируемой на этапе штатного функционирования инерциально-спутниковой навигационной системы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Современные информационные технологии в задачах навигации и наведения автономных маневренных летательных аппаратов / Под ред. М. Н. Красильщикова, Г. Г. Себрякова. М.: Физматлит, 2009. 556 с.
2. Матвеев В. В., Распопов В. Я. Основы построения бесплатформенных инерциальных навигационных систем / Под общ. ред. В. Я. Распопова. СПб: ЦНИИ „Электроприбор“, 2009. 280 с.
3. Аль Битар Н., Гаврилов А. И., Хадаф В. Методы на основе искусственного интеллекта для повышения точности интегрированной навигационной системы при отсутствии сигнала ГНСС. Аналитический обзор // Гиропсия и навигация. 2019. № 4. С. 3—28. DOI: 10.17285/0869-7035.0014.
4. Аль Битар Н., Гаврилов А. И. Компенсация погрешностей интегрированной навигационной системы с использованием искусственных нейронных сетей // Вестн. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2020. № 2. С. 4—25. DOI: 10.18698/0236-3933-2020-2-4-26.
5. Доронин Д. В., Донченко А. А., Шевцов С. Н. Функционирование математической модели ошибок бесплатформенной инерциальной навигационной систем при одновременной навигации, динамическом построении и обработке данных многоструктурных систем управления в рамках разработки алгоритмов интегрированной системы навигации летательного аппарата с использованием GPS/ГЛОНАСС технологий // Изв. Самарского научного центра РАН. 2012. Т. 14, № 4(5). С. 1363—1367.
6. Кузнецов А. Г., Портнов Б. И., Измайлов Е. А. Современные бесплатформенные инерциальные навигационные системы двух классов точности // Тр. МИЭА. Навигация и управление летательными аппаратами. 2014. № 8. С. 24—32.
7. Голован А. А., Мишин В. Ю., Молчанов А. В., Чиркин М. В. Метод анализа влияния погрешностей гироскопического канала бесплатформенной инерциальной навигационной системы на погрешности инерциального счисления // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2021. № 4. С. 130—141. DOI:10.31857/S0002338821040041.
8. Ефимов В. В., Пасталака В. В. Повышение автономности интегрированной навигационной системы космического аппарата на основе нейросетевого подхода // Изв. вузов. Приборостроение. 2005. № 1. С. 12—19.
9. Альсаед С., Ефимов В. В. Метод коррекции бесплатформенной инерциальной навигационной системы автономного летательного аппарата на основе нейросетевой аппроксимации погрешностей навигационных измерений // Тр. ВКА им. А.Ф. Можайского. 2021. Вып. 679. С. 45—51.
10. Аль Битар Н., Гаврилов А. И. Сравнительный анализ алгоритмов комплексирования в слабосвязанной инерциально-спутниковой системе на основе обработки реальных данных // Гиропсия и навигация. 2019. № 3. С. 31—52. DOI: 10.17285/0869-7035.0001.
11. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: Учеб. пособие. М.: Физматлит, 2006. 320 с.
12. Соболевский В. А. Автоматизированная система генерации, обучения и использования искусственных нейронных сетей // Информатизация и связь. 2019. № 3. С. 100—107.
13. Моисеев В. С. Прикладная теория управления беспилотными летательными аппаратами. Казань, 2013. 768 с.

Сведения об авторах

Саед Альсаед

— адъюнкт; ВКА им. А.Ф. Можайского, кафедра автономных систем управления; E-mail: saeedalsayed@mail.ru

Владимир Васильевич Ефимов

— д-р техн. наук, профессор; ВКА им. А.Ф. Можайского, кафедра автономных систем управления; E-mail: v.v_efimov@mail.ru

Иван Вячеславович Фоминов

— д-р техн. наук, профессор; ВКА им. А.Ф. Можайского, кафедра автономных систем управления; начальник кафедры; E-mail: i.v.fominov@gmail.com

Поступила в редакцию 07.03.2023; одобрена после рецензирования 15.03.2023; принята к публикации 27.04.2023.

REFERENCES

1. Krasilshchikov M.N., Sebyakov G.G. ed. *Sovremennyye informatsionnyye tekhnologii v zadachakh navigatsii i navedeniya avtonomnykh manevrennykh letatel'nykh apparatov* (Modern Information Technologies in the Tasks of Navigation and Guidance of Autonomous Maneuverable Aircraft), Moscow, 2009, 556 p. (in Russ.)
2. Matveev V.V., Raspopov V.Ya. *Osnovy postroyeniya besplatformennykh inertzial'nykh navigatsionnykh system* (Basics of Building Strapdown Inertial Navigation Systems), St. Petersburg, 2009, 280 p. (in Russ.)
3. Al Bitar N., Gavrilov A.I. *Gyroscopy and Navigation*, 2019, no. 4(10), pp. 231–244.
4. Al Bitar N., Gavrilov A.I. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series Instrument Engineering*, 2020, no. 2, pp. 4–25, DOI: 10.18698/0236-3933-2020-2-4-26. (in Russ.)
5. Doronin D., Donchenko A., Shevtsov S. *Izvestia of Samara Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*, 2012, no. 4(5), pp. 1363–1367. (in Russ.)
6. Kuznetsov A.G., Portnov B.I., Izmailov E.A. *Proceedings of the Moscow Institute of Electromechanics and Automatics*, 2014, no. 8, pp. 24–32. (in Russ.)
7. Golovan A.A., Mishin V.Y., Chirkin M.V., Molchanov A.V. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2021, no. 4, pp. 627–638.
8. Efimov V.V., Pastalaka V.V. *Journal of Instrument Engineering*, 2005, no. 1, pp. 12–19. (in Russ.)
9. Alsaed S., Efimov V.V. *Proceedings of the Mozhaisky Military Space Academy*, 2021, no. 679, pp. 45–51. (in Russ.)
10. Al Bitar N., Gavrilov A.I. *Gyroscopy and Navigation*, 2019, no. 3, pp. 31–52, DOI: 10.17285/0869-7035.0001. (in Russ.)
11. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. *Geneticheskiye algoritmy* (Genetic Algorithms), Moscow, 2006, 320 p. (in Russ.)
12. Sobolevsky V.A. *Informatization and communication*, 2019, no. 3, pp. 100–107. (in Russ.)
13. Moiseev V.S. *Prikladnaya teoriya upravleniya bespilotnymi letatel'nyimi apparatami* (Applied Control Theory for Unmanned Aerial Vehicles), Kazan, 2013, 768 p. (in Russ.)

Data on authors

Saeed Alsayed	—	Adjunct; A. F. Mozhaisky Military Space Academy, Department of Autonomous Control Systems; E-mail: saeedalsayed@mail.ru
Vladimir V. Efimov	—	Dr. Sci., Professor; A. F. Mozhaisky Military Space Academy, Department of Autonomous Control Systems; E-mail: v.v_efimov@mail.ru
Ivan V. Fominov	—	Dr. Sci., Professor; A. F. Mozhaisky Military Space Academy, Department of Autonomous Control Systems; Head of the Department; E-mail: i.v.fominov@gmail.com

Received 07.03.2023; approved after reviewing 15.03.2023; accepted for publication 27.04.2023.