

ИНТЕГРИРОВАННАЯ НАВИГАЦИОННАЯ СИСТЕМА НА ОСНОВЕ МЭМС ДЛЯ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ ПОЛЁТОМ БЕСПИЛОТНОГО АППАРАТА

Рассматривается предназначенная для управления беспилотным летательным аппаратом (БПЛА) интегрированная навигационная система. Приводятся характеристики входящих в нее датчиков, а также их модели, определенные на основе вариации Аллана. Предлагается закон управления БПЛА адаптивный к неопределенностям условий полета и повреждениям исполнительных органов. Приводятся результаты моделирования, подтверждающие эффективность закона управления.

Введение

Полностью автоматический полет БПЛА возможен с использованием общеизвестных линейных методов управления и навигации [2, 15, 29], при этом переход к автономному полету требует применения нелинейного и адаптивного подходов. Для того чтобы осуществить сложные полетные задания БПЛА в условиях неопределенности и при этом обеспечить хорошие летные характеристики, важно иметь надежные и точные навигационные данные. С этой целью инерциальный измерительный модуль (ИИМ) на микроэлектромеханических чувствительных элементах (МЭМС) комплексируется по сильносвязанной схеме с одночастотным GPS-приемником. Таким образом, можно обеспечить высокочастотное (100 Hz) навигационное решение. Для получения стабильной и точной навигационной информации с помощью дешевых датчиков использует-

Фёрсман Петер. Профессор, директор Института аэрокосмических систем Технического университета Брауншвейга (Брауншвейг, Германия).

Кашвих Клаус. Инженер Института аэрокосмических систем.

Крюгер Томас. Инженер Института аэрокосмических систем.

Шнеттер Филипп. Инженер Института аэрокосмических систем.

Вилкенс Клаус-Себастьян. Инженер Института аэрокосмических систем.

Статья по приглашенному докладу на XIX Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам.

Научный редактор перевода д.т.н. Д.А. Кошаев.

ся фильтр Калмана, в котором применяется линейная модель погрешностей [31]. Кроме того, в процессе проектирования и проверки адаптивной системы автоматического управления полетом необходимо реалистичное моделирование ИИМ и шумов его измерений. Для этого проводится анализ зарегистрированных данных ИИМ с использованием вариаций Аллана в целях идентификации параметров шумовых составляющих погрешностей измерения. Использование этих параметров обеспечивает адекватное моделирование инерциальных датчиков, которое выполняется при проектировании системы управления.

Предложенная адаптивная система управления основана на концепции инверсной динамики, которая также называется линеаризацией обратной связи, и обычно реализуется с использованием искусственных нейронных сетей. Этот подход широко обсуждается в последние годы в литературе применительно к управлению полетом [3, 6, 12, 18, 19]. Его основной принцип – реализовать независимую линеаризацию управляемой системы, где погрешности инверсии, вызванные существующими неопределенностями, можно компенсировать, используя нейросеть. С этой целью часто используется расширенный подход к обучению нейронной сети с обратной связью, который добавляет так называемую ϵ -модификацию и робастную составляющую [20, 21]. Дальнейшая возможность значительно улучшить работу алгоритма обратной связи, гарантируя при этом устойчивость и робастность к внешним возмущениям, открывается при использовании скользящего режим обучения в реальном времени. При таком подходе нейросеть рассматривается как управляемая система, где выход сети оптимизирован с использованием контура обратной связи по погрешности обучения. Здесь производится динамическое вычисление скорости обучения и гарантируется устойчивость системы [19, 22].

Результаты, представленные в работе, получены с использованием БПЛА Carolo P200 и P360 и соответствующей среды нелинейного моделирования. Эти два небольших БПЛА имеют взлетную массу 5 и 25 кг и размах крыльев 200 и 360 см соответственно. Подробное описание этих систем представлено в [24]. Помимо моделей интегрированных навигационных систем используются модели органов управления БПЛА, ветра и турбулентности [2] для реалистичного описания условий полета и объекта управления.

Архитектура интегрированной навигационной системы

В связи с ограничениями по габаритам на борту БПЛА используются датчики, изготовленные по технологии МЭМС. Эти дешевые акселерометры и гироскопы характеризуются, как правило, значительным уровнем погрешностей. Чтобы компенсировать этот недостаток, можно использовать измерения одночастотного (L1) приемника GPS, погрешности которого имеют стабильный уровень. Таким образом, можно определить местоположение, скорость и углы ориентации с частотой, на которой вырабатываются данные ИИМ, и с более высокой точностью, чем при использовании одного приемника GPS.

Существуют различные схемы совместной обработки измерений GPS и ИИМ (см. [4]). Самая простая и наиболее часто используемая – слабосвязанная схема обработки. В этих схемах производится комплексирование измерений ИИМ и информации GPS о местоположении и скорости. Недостатком такого подхода является то, что эта схема не работает в случае доступности сигналов менее чем от четырех спутников GPS. В сильносвязанной схеме эта проблема решается посредством совместной обработки измерений ИИМ и «сырых» дан-

ных GPS, то есть псевдодальностей, псевдоскоростей и приращений фазы несущей. В таком случае измерения даже от одного или двух спутников положительно влияют на качество навигационного решения. Ввиду этого для совместной обработки данных ИИМ и GPS используется сильно связанная система с обратной связью. Обратная связь предполагает компенсацию погрешностей акселерометров и гироскопов в ИИМ по оценкам, которые вырабатываются в навигационном фильтре, отвечающем за комплексирование информации.

Навигационное оборудование

БПЛА из семейства Carolo оборудованы миниатюрной интегрированной системой навигации и управления (МИСНУ), показанной на рис. 1. Плата МИСНУ включает ИИМ на основе МЭМС, датчики для статического и полного давления, приемник GPS и бортовой компьютер размером $80 \times 40 \times 15$ мм³. Общая масса вместе с внешней антенной GPS – 45 г. ИИМ, который называется TrIMU (слева на рис.1), включает три ортогональных датчика угловой скорости и два двухосных акселерометра. При этом происходит дублирование измерений ускорения по оси x .

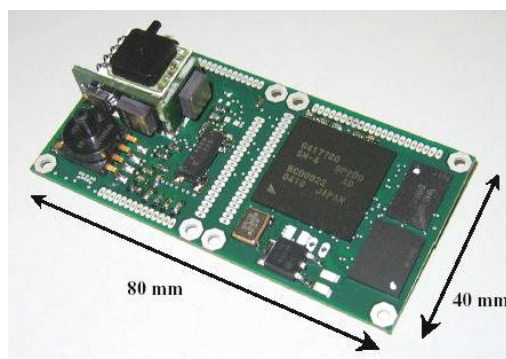


Рис. 1. Схема МИСНУ

Навигационный фильтр

Фильтр Калмана, предложенный в [15], традиционно используется для совместной обработки данных инерциальной и спутниковой навигации. Система МИСНУ реализуется по упомянутой выше сильносвязанной схеме с обратной связью, где применяется фильтр Калмана, оценивающий погрешности ИИМ и GPS на основе заданной для них линейной модели [31]. Такая архитектура позволяет осуществить оценку нелинейного процесса с помощью линейного фильтра. Используемый вектор состояния включает 17 компонентов, в том числе погрешности ИИМ в выработке местоположения, скорости, углов ориентации, а также уходы гироскопов, погрешности акселерометров и погрешности тактового генератора приемника GPS в выработке частоты и времени.

Фильтр Калмана работает в двух режимах – прогноз и коррекция. Прогноз выполняется на частоте выработки измерений датчиков ИИМ – 100 Гц. В ходе прогноза вычисляется навигационное решение с использованием измерений ИИМ. Навигационное решение формируется с использованием так называемого алгоритма идеальной работы бесплатформенной инерциальной навигационной системы, который позволяет обрабатывать показания инерциальных датчиков, установленных непосредственно на корпусе объекта [17,31]. Процесс коррекции начинается с поступлением новых измерений GPS. При этом фильтр использует значения псевдодальностей, псевдоскоростей и приращений фазы несущей для выбранного набора спутников. Преимущество использования приращений фазы несущей вместо измерения полной фазы состоит в том, что исключается необходимость решать проблему неоднозначности фазовых измерений [5].

Для постобработки данных, зарегистрированных в полете, очень важно иметь надежные и точные данные о местоположении и углах ориентации. На борту ЛА вышеупомянутый фильтр Калмана используется для совместной обработки данных ИИМ и GPS. На каждом временном шаге информация от всех предыдущих измерений используется для выработки точного навигационного решения. При постобработке оценки навигационных параметров формируются с использованием измерений, полученных как до, так и после момента времени, для которого выполняется оценивание. С этой целью используется так называемый сглаживающий фильтр Rauch-Tung-Striebel (RTS) [23]. Помимо увеличения точности, применение этого фильтра позволяет уменьшить колебания погрешностей в переходном режиме, который имеет место в начале работы фильтра Калмана, и заполнить пробелы в поступлении сигналов GPS.

Характеристики навигационной системы

Чтобы определить точность навигационной системы, проводились летные испытания с использованием ИИМ на волоконно-оптических гироскопах (ВОГ) (типа iMAR iVRU-FC) в качестве эталона. Погрешности определения углов ориентации во время одного из таких полетов показаны на рис. 2. Соответствующие среднеквадратические ошибки (СКО) приведены в табл. 1. Видно, что, используя ИИМ на основе МЭМС, можно получить достаточно точное навигационное решение. Кроме того, результаты показывают значительное увеличение точности благодаря использованию сглаживающего фильтра RTS.

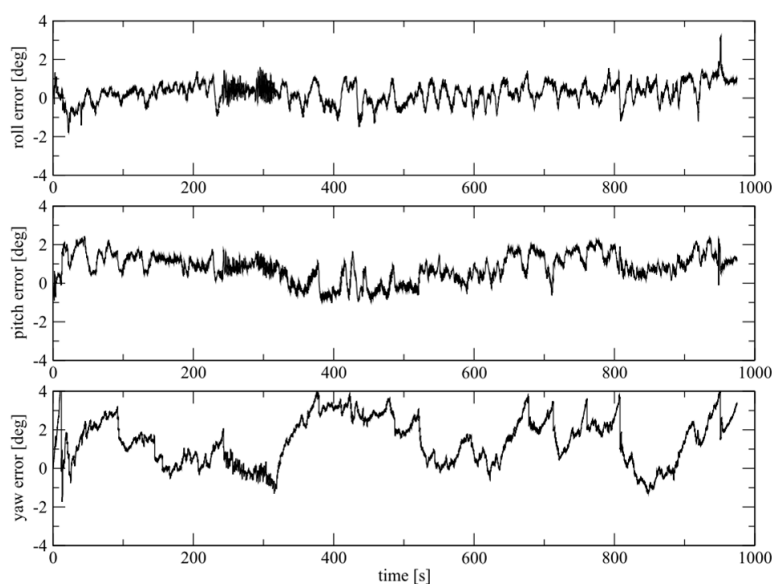


Рис. 2. Погрешности углов крена, тангажа и рыскания, определяемые относительно ИИМ на ВОГ (см. [28])

Таблица 1

СКО определения углов ориентации

Углы	Линейный фильтр Калмана	Сглаживающий фильтр RTS
Угол крена	0,4 °	0,3 °
Угол тангажа	0,4 °	0,3 °
Угол рыскания	0,9 °	0,5 °

Нелинейная фильтрация

Выработка навигационного решения с использованием инерциальных и спутниковых измерений представляет собой существенно нелинейную процедуру. Рассмотренный фильтр используется в схеме с обратной связью и оценивает погрешности уже скорректированного ИИМ, что позволяет преодолеть проблему нелинейности. В данном исследовании применяется обобщенный фильтр Калмана, идея которого состоит в линеаризации нелинейной системы в окрестности оценки прогноза [25]. Другой подход обеспечивается с использованием unscented Kalman filter (UKF), представленного в [14]. Его основная идея – оценить вектор состояния с использованием расположенных определенным образом точек (sigma-точек) [29]. Оценка вектора состояния и ковариационная матрица ее погрешности определяются путем взвешивания значений нелинейных функций в этих sigma-точках [13]. Результаты применения алгоритма UKF представлены в [30].

Моделирование инерциальных измерительных модулей

Чтобы реалистично промоделировать ИИМ, нужно учесть все составляющие погрешностей акселерометров и гироскопов: постоянного смещения нуля b и масштабного коэффициента S , а также шума n_n . Уравнение для показаний инерциальных датчиков $\hat{x}$ имеет вид

$$\hat{x} = Sx + b + n_n, \quad (1)$$

где x – действительное ускорение или угловая скорость.

Для моделирования необходимо проанализировать реальные данные для того, чтобы получить адекватные характеристики указанных составляющих погрешностей. Благодаря тому, что смещение нуля и масштабный коэффициент в уравнении (1) неизменяемы во времени, их среднеквадратические значения получают прямым вычислением. В противоположность этому шумовая составляющая, которая обычно аппроксимируется как белый шум, моделируется как сумма нескольких стохастических процессов с различными характеристиками. Для определения характеристик стохастических составляющих погрешностей ИИМ широко используется анализ вариаций Аллана. Такой анализ позволяет определить характеристики семи основных типов стохастических процессов, о которых речь пойдет в следующем разделе.

Анализ вариаций Аллана

В 1966 году Дэвид Аллан сформулировал метод анализа вариаций для изучения стабильности осцилляторов [1]. Этот метод широко использовался для определения параметров нестабильности фаз и частоты прецизионных осцилляторов. Он также является частью стандарта Института инженеров по электротехнике и радиоэлектронике (IEEE) [10] для анализа шума линейного одиночного акселерометра и может быть применен для идентификации стохастических составляющих погрешностей инерциальных МЭМС-датчиков [8].

Как упоминалось ранее, анализ вариаций Аллана дает возможность идентифицировать и определить параметры для семи типов стохастических составляющих в данном измерении. Это – шум квантования n_Q , случайное блуждание n_N , коррелированный шум n_C , синусоидальный шум n_S , нестабильность нуля n_{BI} , случайное блуждание скорости n_K и нарастание скорости n_R [9]. Сумма всех этих составляющих дает шумовую составляющую n_n в уравнении (1)

$$n = n_Q + n_N + n_{BI} + n_K + n_R + n_C + n_S. \quad (2)$$

Применение вариаций Аллана к реализации процесса с N дискретными значениями при постоянном интервале дискретности t_0 позволяет сформировать кластеры с различным количеством последовательных точек n (n справедливо для $n < N/2$). Каждый член этих кластеров представляет собой отрезок реализации длительностью $T=nt_0$ [9] (рис.3).

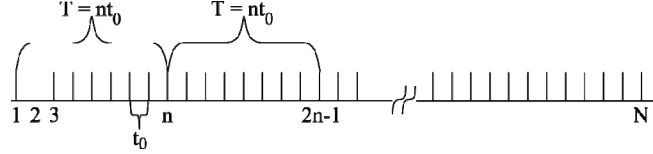


Рис. 3. Структурирование данных для получения вариаций Аллана [9]

Для каждого отрезка реализации определяется средняя скорость изменения процесса $\bar{\Omega}_k(T)$, значения которой для отрезков одной и той же длительности T (одного кластерного времени) определяют вариацию Аллана [26]

$$\sigma^2(T) = \frac{1}{2(N-2n)} \sum_{k=1}^{N-2n} [\bar{\Omega}_{next}(T) - \bar{\Omega}_k(T)]^2. \quad (3)$$

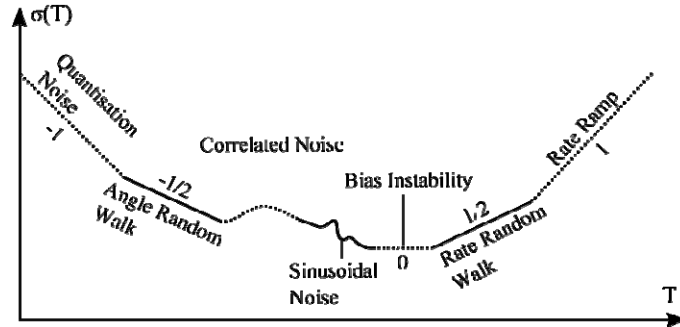


Рис. 4. График вариации Аллана в логарифмическом масштабе [2]

По графику квадратного корня из вариации Аллана, представленному в логарифмическом масштабе по обеим осям, можно идентифицировать несколько стохастических составляющих, которые различаются по наклону кривой (рис. 4). Другим достоинством графика вариации Аллана является возможность найти коэффициенты спектральной плотности различных составляющих исследуемого процесса.

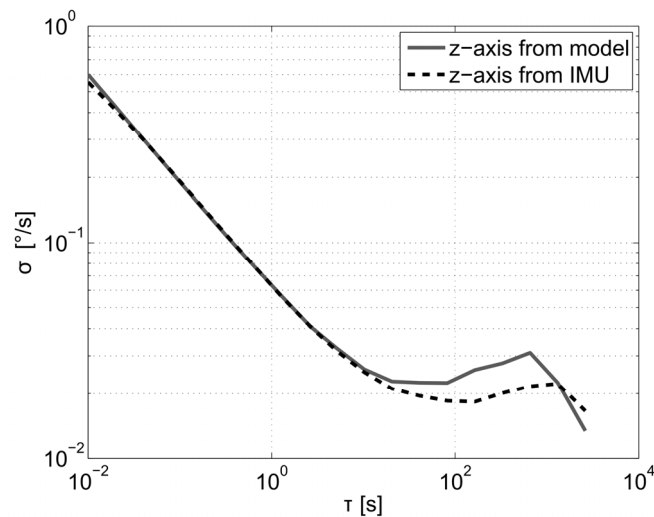
При этом определяется наклон кривой вариации по отношению к оси T кластерного времени. Наклоны для различных составляющих и выражения для их спектральных плотностей приводятся в табл. 2. Здесь $\sigma(1)$ означает значение вариации Аллана при кластерном времени 1, f_0 – частота, соответствующая кластерному времени, при котором график вариации достигает своего минимума и проходит горизонтально (наклон равен нулю). Для кластерного времени T_{max} вариация Аллана имеет локальный максимум со склонами $\pm 1/2$. Синусоидальный шум не показан в таблице, поскольку его нужно рассматривать отдельно, и он не требуется в дальнейшей работе. Более подробно вариации Аллана и спектральные плотности рассматриваются в [9, 10].

Наклоны и значения коэффициентов и спектральные плотности [10, 32]

Тип составляющей	Наклон	Коэффициент	Спектральная плотность
Шум квантования	-1	$Q = \sigma(\sqrt{3})$	$S_{\Omega}(f) = \frac{4Q^2}{T} \sin^2(\pi f T), \quad f < \frac{1}{2T}$
Случайное блуждание	$-\frac{1}{2}$	$N = \sigma(1)$	$S_{\Omega}(f) = N^2$
Коррелированный шум	$+\frac{1}{2}; -\frac{1}{2}$	$T_c = \frac{T_{\max}}{1.89}$ $q_c = \frac{\sigma(T_{\max})}{0.437\sqrt{T_c}}$	$S_{\Omega}(f) = \frac{(q_c T_{\max})^2}{1 + (2\pi f T_{\max})^2}$
Нестабильность нуля	$-\frac{1}{2}$	$B = \frac{\sigma(f_0)}{0.664}$	$S_{\Omega}(f) = \begin{cases} \left(\frac{B^2}{2\pi}\right) \frac{1}{f} & f \leq f_0 \\ 0 & f > f_0 \end{cases}$
Случайное блуждание скорости	$+\frac{1}{2}$	$K = \sigma(3)$	$S_{\Omega}(f) = \left(\frac{K}{2\pi}\right)^2 \frac{1}{f^2}$
Нарастание скорости	1	$R = \sigma(\sqrt{2})$	$S_{\Omega}(f) = \frac{R^2}{(2\pi f)^3}$

Анализ измерений

Чтобы смоделировать ИИМ, нужно знать реальные коэффициенты спектральной плотности. В качестве примера на рис. 5 показана вариация Аллана для 6,5-часового измерения МЭМС-гироскопа по оси z на неподвижном основании.

Рис. 5. Вариация Аллана для реальных показаний гироскопа TrIMU и соответствующие модельные данные (для оси z)

Здесь видно, что существуют три преобладающие составляющие. С увеличением T кривая достигает минимума, в котором нестабильность дрейфа нуля является основной составляющей. При $T \geq 10^2$ с преобладает коррелированный шум. После идентификации преобладающего шума можно вычислить коэффициенты N , B , q_c и T_c спектральной плотности (табл. 3).

Т а б л и ц а 3

Параметры составляющих ухода гироскопа по оси z

Тип составляющей	Вид спектральной плотности (f - частота)	Значения коэффициентов
Случайное блуждание	N^2	$N = 6,0 \cdot 10^{-2} \text{ }^\circ/\sqrt{s}$
Нестабильность нуля	$\frac{B^2}{2\pi f}$	$B = 3,1 \cdot 10^{-2} \text{ }^\circ/s$
Коррелированный шум	$\frac{(q_c T_c)^2}{1 + (2\pi f T_c)^2}$	$q_c = 1,9 \cdot 10^{-3} \text{ }^\circ/s^{3/2}$ $T_c = 687 \text{ s}$

Модель погрешностей ИИМ

Реалистично смоделированные погрешности ИИМ имеют решающее значение для точного и надежного проектирования конструкции адаптивных систем управления полетом. Поэтому архитектура модели погрешностей ИИМ была разработана в соответствии с [10]. Кроме того, проектирование модели осуществляется с использованием коэффициентов, определенных исходя из вариаций Аллана для TrIMU. Типичная структура модели погрешности гироскопа по оси z с соответствующими источниками стохастических погрешностей схематически показана на рис. 6. Свойства реального гироскопа TrIMU и соответствующей модели сравнивались с использованием анализа вариаций Аллана. На представленном выше рис. 5 видна согласованность этих процессов.

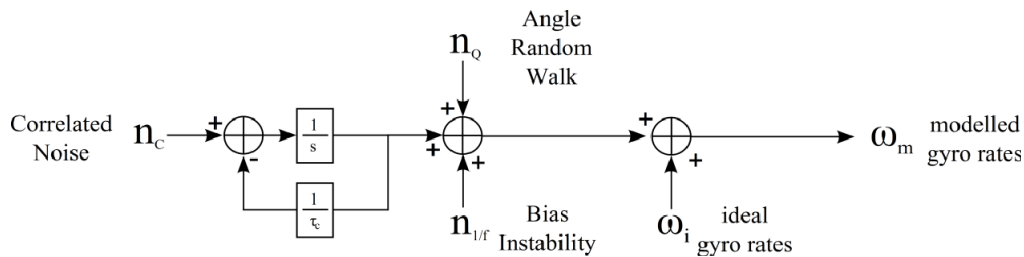


Рис. 6. Модель погрешности гироскопа по одной оси

На рисунке (слева направо): Коррелированный шум. Случайный дрейф.

Нестабильность нуля. Идеальная угловая скорость. Показания модели гироскопа

С помощью этого метода моделирования для остальных гироскопов по осям x и y , а также для акселерометров можно получить формальное описание реального ИИМ. В итоге, полученная модель ИИМ является обязательным компонентом среды моделирования, используемой при проектировании системы управления.

Основы проектирования системы управления

В целях простоты изложения рассмотрим нелинейную систему с одним входом и одним выходом:

$$\begin{aligned}\dot{\vec{x}} &= f(\vec{x}) + g(\vec{x}) \cdot u, \\ y &= h(\vec{x}),\end{aligned}\tag{3}$$

где f и g – вектор-функции, а $\vec{x}$ – вектор состояния системы в некоторой области $D \subset \mathbb{R}^n$; f, g, h – гладкие функции в области D . Основным принцип инверсной динамики – обеспечить линейную взаимосвязь входа и выхода системы, используя нелинейное преобразование вектора состояния, а также обратную связь по состоянию [11]. Предпосылкой является то, что выход y или производная y должны быть непосредственно управляемы входным сигналом u . Используя производную Ли $\partial h / \partial \vec{x} \cdot f(\vec{x}) = L_f h(\vec{x})$, r -ю производную y , где r также называется относительной степенью, можно записать в виде

$$y^{(r)} = L_f^{(r)} h(\vec{x}) + L_g L_f^{r-1} h(\vec{x}) \cdot u.\tag{4}$$

Уравнение (4) показывает, что при использовании обратной связи по состоянию в форме

$$u = \frac{1}{L_g L_f^{r-1} h(\vec{x})} [v - L_f^{(r)} h(\vec{x})],\tag{5}$$

соотношение вход/выход сводится к уравнению $y^{(r)} = v$, которое реализуется линейной цепью интеграторов. Это значит, что здесь можно использовать принципы стандартного линейного управления. Сигнал нового управления v инвертированной системы называется псевдоуправлением. Для системы со многими входами и выходами (4) можно записать

$$\vec{y}^{(r)} = b(\vec{x}) + A(\vec{x}) \cdot \vec{u},\tag{6}$$

где $A(\vec{x})$ и $b(\vec{x})$ содержат соответствующие производные Ли от (3), которые описываются в [11]. Соответственно, обратную связь из (5) можно записать следующим образом

$$\vec{u} = A^{-1}(\vec{x}) \cdot [\vec{v} - b(\vec{x})].\tag{7}$$

Эта обратная связь позволяет развязать независимые каналы системы с одним входом и одним выходом таким образом, что только одно псевдоуправление влияет на один выход, как видно из (8):

$$[y_i^{(r_i)}]_{m \times 1} = \vec{v}_i.\tag{8}$$

Поскольку использованная инверсия может быть не эффективна из-за значительной неопределенности модели, например, неточно определенных аэродинамических параметров или сбоев в работе системы, динамика системы, используемая для инверсии (отмечена индексом $\wedge$) часто не совпадает с характеристиками реальной системы. Учитывая это, можно предположить, что для правой части уравнения для вектора состояния реальной системы и ее модели имеет место неравенство

$$F(\vec{x}, u) \neq \hat{F}(\vec{x}, u), \quad (9)$$

где $F(\vec{x}, u)$ — линеаризованная система, т.е. $A(\vec{x}) \neq \hat{A}(\vec{x})$ и $b(\vec{x}) \neq \hat{b}(\vec{x})$. В сочетании с (6) и (7) это дает

$$\vec{y}^{(r)} = b(\vec{x}) + A(\vec{x}) \cdot \hat{A}^{-1}(\vec{x}) [\hat{v} - \hat{b}(\vec{x})] \neq \vec{y}_R^{(r)}, \quad (10)$$

где $\vec{y}_R^{(r)}$ — r -я производная желаемого опорного сигнала.

На рис. 7 показана структура системы управления, содержащая нейронные сети и метод псевдоуправления уклонением (Pseudo-Control Hedging (PCH), для вращательного движения БПЛА.

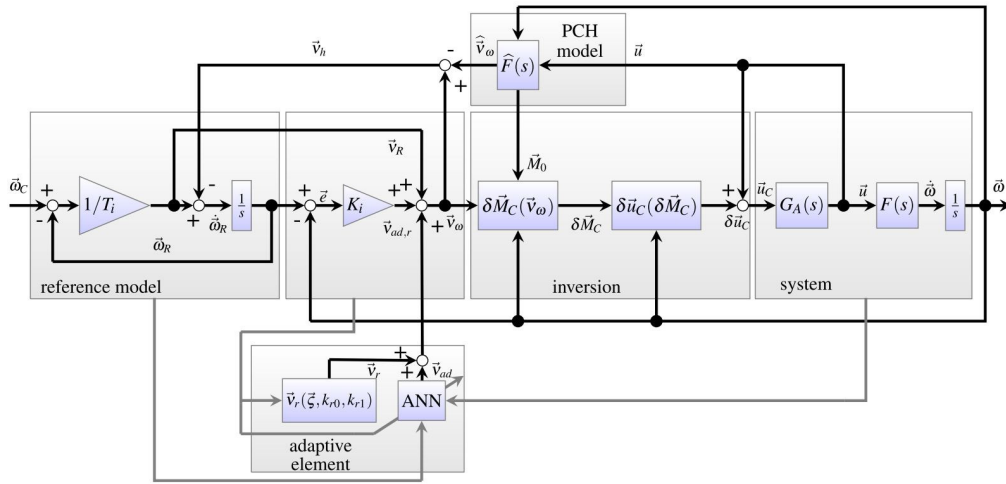


Рис. 7. Схема системы управления для вращательного движения БПЛА

При ограниченной динамике исполнительных органов управления, как для адаптивного, так и для неадаптивного управления требуется защита от нежелательных эффектов, таких как насыщение интегратора или постоянный рост весов нейросети. Один из подходов, позволяющих справиться с этими эффектами, является метод PCH [12, 18]. PCH изменяет эталонную модель за счет снижения ее динамики таким образом, что реальная система может следовать за командным сигналом и больше не достигает ограничений на возможности управления.

Расширение нейронной сети

Чтобы исключить существующие погрешности инверсии, обычно применяют сети с положительной обратной связью с сигмовидной передаточной функцией в скрытом слое и линейными функциями во входном и выходном слоях, соответственно [3, 12, 18]. Шаг прямого распространения таких сетей можно представить в векторной форме как

$$\vec{y} = w^{(2)} \cdot \vec{f}^{(2)}(w^{(1)} \vec{x}), \quad (11)$$

где $\vec{x}$ — входной вектор, $\vec{f}^{(2)}$ — передаточная функция скрытого слоя, $\vec{y}$ — выход сети, а $w^{(1)}$ и $w^{(2)}$ — весовые матрицы сети. Для обновления весов сети обычно

используется алгоритм обратного распространения погрешности обучения [6, 12]. В этом случае скорость обучения нужно выбирать тщательно, так как в противном случае это может вызвать нестабильность в контуре управления. Чтобы устранить погрешности инверсии, используют известные свойства нейросети как универсального нелинейного аппроксиматора [7], при этом имеет место погрешность воспроизведения $\bar{\epsilon}$:

$$\bar{\Delta} = w_*^{(2)} \cdot \bar{f}^{(2)}(w_*^{(1)} \bar{x}) + \bar{\epsilon}(\bar{x}), \quad (12)$$

где $\|\bar{\epsilon}\| < \bar{\epsilon}$ и $\bar{\epsilon}$ – ограниченная, а матрицы $w_*^{(1)}$ и $w_*^{(2)}$ представляют оптимальные веса, где $\bar{\epsilon}$ – минимальное значение. Для системы с одним входом и одним выходом динамику погрешности можно определить, используя (11) для выхода сети v_{ad} .

$$\dot{\bar{x}} = A_E \cdot \bar{x} + b_E (\Delta - v_{ad} - v_r) \quad (13)$$

Здесь так называемый робастный элемент v_r , определение которому дано в [20], важен для устойчивости замкнутой системы по Ляпунову. Кроме того, есть остаточная погрешность аппроксимации, которую нужно оценить для анализа устойчивости системы по Ляпунову [6, 12, 19, 20]. Это позволяет рассмотреть погрешность аппроксимации в динамике из (13) и, наконец, приводит к следующим законам обновления весов:

$$\dot{w}^{(1)} = \Gamma^{(1)} \cdot \left[\bar{x} \cdot \bar{\zeta} \cdot w^{(2)} \cdot f'(w^{(1)} \bar{x}) - \lambda \cdot \|\bar{\zeta}\|_2 \cdot w^{(1)^T} \right], \quad (14)$$

$$\dot{w}^{(2)} = \Gamma^{(2)} \cdot \left[f(w^{(1)} \bar{x}) \cdot \bar{\zeta} - f'(w^{(1)} \bar{x}) \cdot w^{(1)} \bar{x} \cdot \bar{\zeta} - \lambda \cdot \|\bar{\zeta}\|_2 \cdot w^{(2)^T} \right]. \quad (15)$$

где $\Gamma^{(1)}$ и $\Gamma^{(2)}$ – матрицы, содержащие скорости обучения каждого слоя, λ является положительной постоянной – так называемой е-модификацией [21], которая обеспечивает верхние границы весов сети. Для доказательства устойчивости можно выбрать следующую функцию Ляпунова:

$$V(\bar{x}) = \frac{1}{2} \bar{x}^T P_E \bar{x} + \frac{1}{2} \text{trace}[\tilde{w}^{(1)} \Gamma^{(1)-1} \tilde{w}^{(1)^T}] + \frac{1}{2} \text{trace}[\tilde{w}^{(2)} \Gamma^{(2)-1} \tilde{w}^{(2)^T}]. \quad (16)$$

Ограниченность динамики погрешности и весов сети, а также отрицательность $V(\bar{x})$ проверяются в [6] и [12]. Для этого подхода существующую проблему обучения с обратным распространением погрешности, касающуюся эмпирического и консервативного определения скорости обучения, можно избежать, используя концепцию управления со скользящим режимом для обучения сети.

Онлайн-обучение со скользящим режимом

Проблема настройки весов всегда сопровождает использование нейронных сетей. Теория систем с переменной структурой предлагает способ нелинейного управления, основанный на рассмотрении нейросети и процедуры настройки ее весов как динамической системы управления. Таким образом, можно вывести новые законы обновления весов. Основная концепция систем с переменной структурой состоит в разделении пространства состояний динамической систе-

мы на различные сегменты с использованием переключающих функций. Всякий раз, когда система пересекает эти переключающие функции в пространстве состояний, контроллер системы меняет структуру, что приводит к управлению по прерывистому закону. Цель управления – воздействовать на траектории состояния динамической системы таким образом, чтобы они перешли в предписанное подпространство, в котором далее можно реализовать так называемый скользящий режим. В этом режиме закон управления сохраняет траектории состояния на некоторой поверхности переключения, которая теперь называется скользящей поверхностью [16, 27]. В этих работах показано, что динамическая система в скользящем режиме глобально асимптотически устойчива, и она становится робастной к внешним воздействиям и изменениям параметров.

Существуют различные подходы к тому, как сочетать нейросеть с управлением в скользящем режиме с помощью изменения возможных функций $\bar{S}$ скользящих поверхностей [22]. Одним из важных требований является правильный выбор переменных состояния, которые характеризуют динамику нейронных сетей и могут быть принудительно переведены в скользящий режим. Определяя погрешность сети ε и ее производную $\dot{\varepsilon}$ как состояния сети и используя переключающую функцию $\bar{S} = \dot{\varepsilon} + \lambda \cdot \varepsilon$, можно показать, что следующее изменение промежуточных весовых коэффициентов приводит к скользящему режиму:

$$\Delta w = \left(\frac{\partial \bar{y}(w, \bar{x}, \bar{y}_t)}{\partial w(t)} \right)^T \cdot \mu \cdot \text{diag}(\text{sign}(\bar{S})) \cdot |\bar{\varepsilon}|. \quad (17)$$

Это является расширением стандартного метода обратного распространения погрешности. Анализ устойчивости и динамического расчета скорости обучения μ получили дальнейшее развитие в [19].

Результаты моделирования

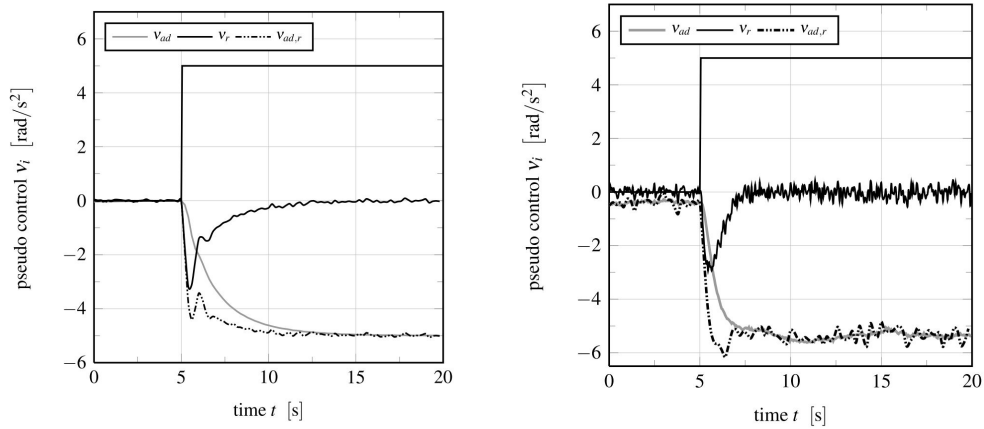


Рис. 8. Изменение частных сигналов управления с использованием обучения на основе управления в скользящем режиме для постоянной погрешности с обратным знаком (слева) и дополнительных параметрических неопределенностей и нарушений в навигационной системе (справа): v_{ad} – выход нейронной сети, v_r – робастный элемент, $v_{ad,r}$ – соответствующая им комбинированная реакция

При моделировании проводится анализ эффективности стратегии управления с использованием тесно связанной интегрированной навигационной схемы и двух различных подходов к обучению для нейронных сетей. Учитывая внешние и внутренние воздействия, при моделировании проигрывались сценарии изменяющихся нарушений, а также изменяющиеся атмосферные условия. Сначала исследовалась реакция нейросети на погрешность в виде константы с обратным знаком величиной $\Delta = 5$ рад/с² и на нарушения в навигационной системе. Поэтому были проведены два эксперимента.

Один эксперимент выполнен с вводом константы с обратным знаком и идеализированной навигационной системой. Второй – с нарушениями в навигационной системе и дополнительными параметрическими неопределенностями. На рис. 8 представлены результаты используемой стратегии управления.

На рис. 8 слева комбинированный сигнал полностью компенсирует погрешность с обратным знаком спустя 5 с. Видно, что сразу же после появления постоянной погрешности с обратным знаком v_r ускоряет, а затем замедляет компенсацию погрешности. На рис. 8 справа видно полное устранение погрешности даже с нарушениями в навигационной системе и параметрическими неопределенностями в пределах выработки сигналов с обратным знаком. Таким образом, можно констатировать, что представленный подход в части обеспечения навигации в сочетании с использованием адаптивной системы управления приводит к надежным результатам моделирования при различных изменяющихся воздействиях.

Для получения экспериментальных характеристик представленной системы использованы данные для малого БПЛА, соответствующие полету по замкнутой траектории, а также подъему и снижению. На рис. 9 показаны вертикальная и горизонтальная проекции траектории полета.

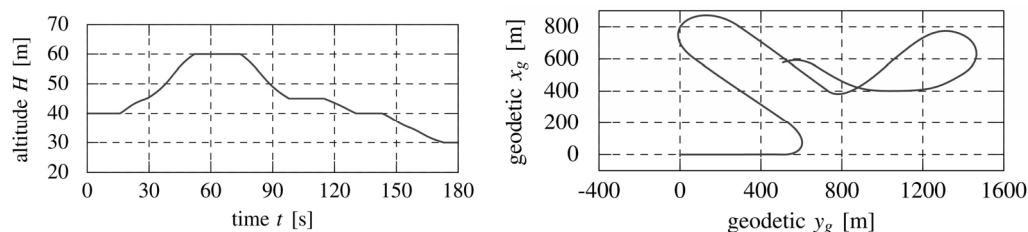


Рис. 9. Вертикальная (слева) и горизонтальная (справа) проекции траектории полета

Поскольку насыщение исполнительного устройства представляет собой серьезную проблему при управлении полетом, следующий анализ посвящен скорости сходимости и робастности обучения на основе метода градиентного спуска и управления со скользящим режимом для случая снижения работоспособности привода. Для этого предельное отрицательное отклонение руля высоты сокращено с исходных -20 до -12° . Результаты этого моделирования, учитывающие воздействия ветра и турбулентности, показаны на рис. 10.

В течение примерно 80 с оба подхода к обучению работают практически аналогично. В этот момент моделирования начинается маневр спуска во время полета по кривой, что приводит к колебаниям в контроллере относительно заданной траектории полета на основе градиентного спуска. При переходе в горизонтальный крейсерский полет на 100 с эти колебания приводят к опрокидыванию, за которым следует крушение самолета. Сочетание атмосферных возму-

щений и снижения работоспособности привода нельзя компенсировать с использованием нейросети с градиентным спуском при данной скорости обучения. Этот вывод подчеркивает требование обоснованного подбора скорости обучения нейросети на основе градиентного спуска. Очень часто этот итерационный процесс ведет к консервативному определению скорости обучения и, таким образом, приводит к снижению скорости сходимости.

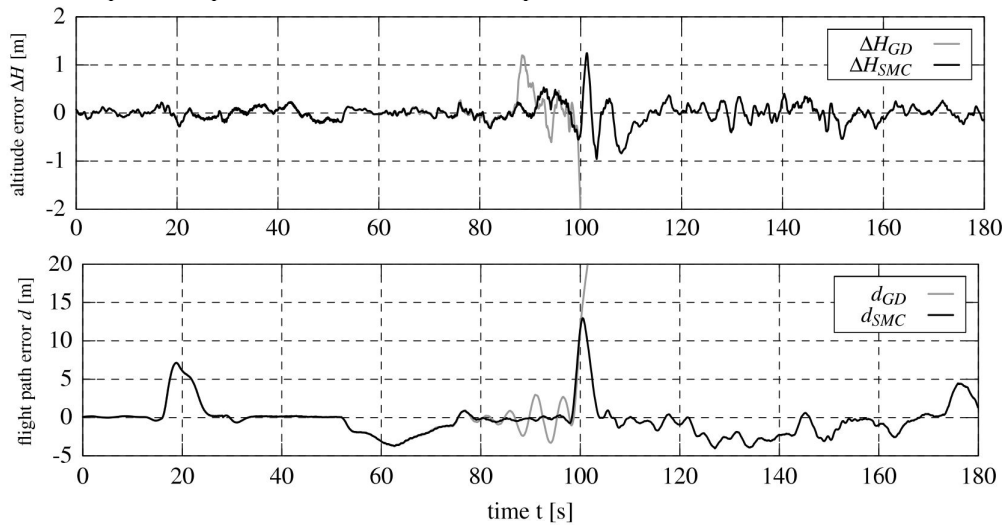


Рис. 10. Сравнение погрешностей по высоте и в плане для двух алгоритмов обучения при ветровых возмущениях, нарушениях датчиков навигационной системы и ограниченной подвижности руля высоты

Контроллер на основе управления со скользящим режимом имеет стабильные и надежные характеристики. Эти результаты показывают, что обучение с применением скользящего режима обеспечивает повышенную устойчивость к внешним воздействиям и отказам системы, таким как снижение работоспособности управляющего привода и нарушения в навигационной системе. Так может быть усовершенствована концепция инверсной динамики для нейросети.

Заключение

Робастное управление полетом БПЛА в условиях неопределенных внешних возмущений или даже при наличии системных сбоев требует точного навигационного решения. Надежную навигационную информацию может обеспечить интегрированная навигационная система, которая сочетает в себе преимущества GPS с ее стабильным уровнем точности и инерциальных датчиков, обеспечивающих высокочастотные измерения динамических параметров. Кроме того, применение МЭМС-датчиков открывает возможность создания миниатюрных сильносвязанных интегрированных навигационных систем для малых БПЛА. Представленный анализ характеристик МЭМС-датчиков позволяет провести нелинейное моделирование навигационной системы, результаты которого можно использовать непосредственно для проектирования системы управления полетом. Проведенное моделирование учитывает связь интегрированной навигационной системы с нелинейной адаптивной системой управления полетом и позволяет всесторонне исследовать усовершенствованные алгоритмы навигации и управления. Представленные результаты подчеркивают эффективность

предложенной стратегии адаптивного управления полетом, а также преимущества нейросетевых алгоритмов управления. Благодаря бесперебойному поступлению навигационных данных можно управлять поврежденным самолетом даже при наличии внешних возмущений, не прибегая при этом к идеализации динамических свойств подсистем БПЛА.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Allan, D. W.**, Statistics of Atomic Frequency Standards, Proceedings of IEEE, 1966, vol. 54, no. 2, pp. 221--230.
2. **Brockhaus, R., Alles, W., and Luckner, R.**, Flugregelung, Berlin: Springer Verlag, 2011, ISBN: 978-3-642-01442-0.
3. **Calise, A., Lee, S., and Sharma, M.**, Development of a Reconfigurable Flight Control Law for the X-36 Tailles Fighter Aircraft, AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Denver, CO, 2000, AIAA 2000-3940.
4. **Farrell, J. L. and Barth, M.**, The Global Positioning System and Inertial Navigation, New York: McGraw-Hill, 1999.
5. **Farrell, J. L.**, Carrier Phase Processing Without Integers, Proceedings of Institute of Navigation 57th Annual Meeting/CIGTF 20th Biennial Guidance Test Symposium, Albuquerque, New Mexico, USA, 2001, pp. 423--428.
6. **Holzapfel, F.**, Nichtlineare adaptive Regelung eines unbemannten Fluggerätes, Ph.D. thesis, Lehrstuhl für Flugmechanik und Flugregelung, Technische Universität München, 2004.
7. **Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H.**, Multilayer Feedforward Networks Are Universal Approximators, Neural Networks 2, 1989, pp. 359--366.
8. **Hou, H. and El-Sheimy, N.**, Inertial Sensors Errors Modeling Using Allan Variance, ION GPS/GNSS 2003 Proceedings, 2003, pp. 2860--2867.
9. **Hou, H.**, Modeling Inertial Sensors Errors Using Allan Variance, Master Thesis, University of Calgary, 2004.
10. **IEEE Standard Specification Format Guide and Test Procedure for Single-Axis Interferometric Fiber Optic Gyros**, IEEE Std.952 – 1997.
11. **Isidori, A.**, Nonlinear Control Systems, Berlin: Springer Verlag, 1996.
12. **Johnson, E. N.**, Limited Authority Adaptive Flight Control, Ph.D. thesis, Georgia Institute of Technology, 2000.
13. **Julier, S. J. and Uhlmann, J. K.**, A General Method for Approximating Nonlinear Transformation of Probability Distributions, Technical report, Department of Engineering Science, University of Oxford, Oxford, OX1 3PJ UK, 1996.
14. **Julier, S. J., Uhlmann, J. K. and Durrant-Whyte, H. F.**, A New Approach for Filtering Nonlinear Systems, Proceedings of the American Control Conference, 1995, pp. 1628--1632.
15. **Kálmán, R. E.**, A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Transaction of SME – Journal of Basic Engineering, 1960, no. 82(2), pp. 35--45.
16. **Kaynak, O., Erbatur, K., and Ertugrul, M.**, The Fusion of Computationally Intelligent Methodologies and Sliding-Mode Control – A Survey, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2001, no. 48 (1), pp. 4--17.
17. **Kayton, M. and Fried, W. R.**, Avionics Navigation Systems, Second Edition, New York: John Wiley & Sons, Inc., 1997.
18. **Kim, N.**, Improved Methods in Neural Network-Based Adaptive Output Feedback Control with Applications to Flight Control, Ph.D. thesis, School of Aerospace Engineering, Georgia Institute of Technology, 2003.
19. **Krüger, T., Schnetter, P., Placzek, R., and Vörsmann, P.**, Fault-Tolerant Nonlinear Adaptive Flight Control Using Sliding Mode Online Learning, in: Neural Networks, 2012, DOI 10.1016/j.neunet.2012.02.025.
20. **Lewis, F. L., Yegildirekt, A., and Liu, K.**, Multilayer Neural-Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance, IEEE Transactions on Neural Networks, 1996, no. 7(2), pp. 388--399. Doi:10.1109/72.485674.
21. **Narendra, K. and Annaswamy, A.**, A New Adaptive Law for Robust Adaption without Persistent Excitation, IEEE Transactions on Automatic Control, 1987, no. 32(2), pp. 134-145. Doi:10.1109/TAC.1987.1104543.

22. **Nied, A., Seleme, S.I., Parma, G.G., and Menezes, B. R.**, On-line Neural Training Algorithm with Sliding Mode Control and Adaptive Learning Rate, *Neurocomputing* 70, 2007, pp. 2687--2691.
23. **Rauch, H.E., Tung, F., and Striebel, C.T.**, Maximum Likelihood Estimates of Linear Dynamic Systems, *AIAA Journal*, 1965, no. 3(8), pp. 1445--1450.
24. **Scholtz, A., Krüger, T., Wilkens, C.-S., Krüger T., Hiraki, K., and Vörsmann P.**, Scientific Application and Design of Small Unmanned Aircraft Systems, in: 14th Australian international aerospace congress, Melbourne, Australia, Paper no 58.00.
25. **Simon, D.**, *Optimal State Estimation*, Hoboken: John Wiley & Sons, 2006.
26. **Tehrani, M. M.**, Ring Laser Gyro Data Analysis with Cluster Sampling Technique, *Proceedings SPIE*, 1983, vol. 412, pp. 207--220.
27. **Utkin, V.**, *Sliding Modes in Control and Optimization*, Berlin: Springer Verlag, 1992.
28. **Van den Kroonenberg, A. C., Bange, J., Buschmann, M., Martin, T. and Vörsmann, P.**, Measuring the Wind Vector Using the Autonomous Mini Aerial Vehicle M²AV, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1969--1982, 47(11).
29. **Wendel, J.**, *Integrierte Navigationssysteme – Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation*, Second edition, Munich: Oldenbourg Verlag, 2011.
30. **Wilkens, C.-S. and Vörsmann, P.**, An Approach to Sensor Data Fusion of GPS, INS, and Air Data, *Proceedings of the European Navigation Conference (ENC)*, London, United Kingdom, November 29 - December 01, 2011.
31. **Winkler, S. and Vörsmann, P.**, Multi-Sensor Data Fusion for Small Autonomous Unmanned Aircraft, *European Journal of Navigation*, 2007, no. 5(2), pp. 32--41.
32. **Zhang, X., Li, Y., Mumford, P. and Rizos, C.**, Allan Variance Analysis on Error Characters of MEMS Inertial Sensors for an FPGA-based GPS/INS System, 2008.

Abstract. The current development process especially of small unmanned aircraft systems from automatic to semi-autonomous or even fully autonomous behaviour demands for reliable and precise navigation solutions as well as robust control strategies. For a truly autonomous system adequate as well as secure reactions towards nonlinearities arising for example from unknown environmental conditions or system damages are a prerequisite. An adaptive flight control system, which has to cancel the undesirable effects of such disturbances depends on constantly available accurate navigation data. To satisfy these boundary conditions, it is sensible to stronger intertwine the development process of miniaturised navigation systems and adaptive flight controllers. As the controller design and its validation is based on nonlinear simulations, it is advisable to model the integrated navigation system and its low-cost components in a detailed way, so that its distinct dynamic properties can already be taken into account during the development process of the controller. In this context, a tightly coupled integrated navigation scheme is presented, where the characteristics of the sensor components are identified and modelled using the Allan variance analysis. This information can be used during the validation process of the proposed adaptive flight control system, which is based on the concept of nonlinear dynamic inversion combined with artificial neural networks. This paper gives an overview on how miniaturised navigation systems can be modelled and utilised for adaptive flight control schemes of small unmanned aircraft.

Key words: integrated navigation, GPS, INS, MEMS, adaptive flight control, unmanned aircraft