

УДК 531.383.001.4

## СРАВНЕНИЕ ПОДХОДОВ К ИДЕНТИФИКАЦИИ НЕИЗВЕСТНЫХ ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛИ УХОДА ГИРОСКОПА

Д.П. Иванов<sup>a,b</sup>, Ю.А. Литвиненко<sup>a,b</sup>, В.А. Тупысев<sup>a,c</sup>

<sup>a</sup> АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», Санкт-Петербург, 197046, Российская Федерация

<sup>b</sup> Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

<sup>c</sup> Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, 190000, Российская Федерация

Адрес для переписки: iPostDima@ya.ru

### Информация о статье

Поступила в редакцию 31.05.18, принята к печати 11.07.18

doi: 10.17586/2226-1494-2018-18-5-887-893

Язык статьи – русский

**Ссылка для цитирования:** Иванов Д.П., Литвиненко Ю.А., Тупысев В.А. Сравнение подходов к идентификации неизвестных параметров модели ухода гироскопа // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2018. Т. 18. № 5. С. 887–893. doi: 10.17586/2226-1494-2018-18-5-887-893

### Аннотация

Предложена модель ухода поплавкового гироскопа, используемого в инерциальной навигационной системе платформенного типа, учитывающая влияние температуры. Рассмотрена задача идентификации неизвестных параметров предложенной модели ухода гироскопа. Предполагается наличие нелинейностей в уравнениях динамики. Предложено решение поставленной задачи идентификации на основе использования фильтра калмановского типа. Отличительной особенностью предлагаемого фильтра является изменение точки линеаризации в процессе решения задачи. Проведено сравнение результатов идентификации неизвестных параметров модели ухода гироскопа, учитывающей изменение температуры, при использовании двух алгоритмов. Первый предлагаемый в работе алгоритм основан на линеаризованном фильтре калмановского типа. Второй алгоритм основан на методе наименьших квадратов. Анализ результатов моделирования показал, что идентификация неизвестных параметров с помощью алгоритма на основе линеаризованного фильтра Калмана сопоставима по точности с алгоритмом на основе метода наименьших квадратов. Однако линеаризованный фильтр Калмана более эффективен для решения задачи идентификации модели погрешности гироскопа, являющейся комбинацией нескольких случайных процессов.

### Ключевые слова

модель погрешности, нелинейная фильтрация, идентификация, поплавковый гироскоп, метод наименьших квадратов, фильтр Калмана

### Благодарности

Работа проводилась при поддержке гранта РФФИ № 18-08-01101А.

## COMPARISON OF APPROACHES TO UNKNOWN PARAMETERS IDENTIFICATION IN GYRO DRIFT MODEL

D.P. Ivanov<sup>a,b</sup>, Yu. A. Litvinenko<sup>a,b</sup>, V.A. Tupysev<sup>a,c</sup>

<sup>a</sup> Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg, 197046, Russian Federation

<sup>b</sup> ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

<sup>c</sup> Saint Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint Petersburg, 190000, Russian Federation

Corresponding author: iPostDima@ya.ru

### Article info

Received 31.05.18, accepted 11.07.18

doi: 10.17586/2226-1494-2018-18-5-887-893

Article in Russian

**For citation:** Ivanov D.P., Litvinenko Yu. A., Tupysev V.A. Comparison of approaches to unknown parameters identification in gyro drift model. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2018, vol. 18, no. 5, pp. 887–893 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2018-18-5-887-893

### Abstract

The paper proposes a model of floated gyro drift, used in a platform-based inertial navigation system, which takes into account temperature effects. We consider a problem of unknown parameters identification in a mathematical model of floated

gyro drift. The presence of nonlinearity in the dynamics equations is expected. It is proposed to solve the formulated identification problem by Kalman-type filter application. This filter is characterized by the linearization point variation in course of solving the problem. The problem is solved for the gyro drift model which takes into account the temperature effect. The results of the model unknown parameters identification are compared using two algorithms. The first proposed algorithm is based on Kalman-like filter and the second one is based on the least squares method. The analysis of simulation results showed that the accuracy of unknown parameters identification by the algorithm based on linearized Kalman filter is commensurable with the algorithm based on the least squares method. However, linearized Kalman filter is efficient in solving the problem of identification of a gyro error model represented by combination of a few random processes.

#### Keywords

error model, nonlinear filtering, identification, floated gyro, least squares method, Kalman filter

#### Acknowledgements

This work was supported by the Russian Foundation for Basic Research (RFFI), grant no. 18-08-01101A.

### Введение

В настоящее время в инерциальных навигационных системах для обработки навигационной информации широкое распространение получили алгоритмы калмановской фильтрации [1–6]. Несмотря на удобное математическое представление таких алгоритмов фильтрации, одной из главных проблем их применения является необходимость точного описания модели погрешности инерциальной системы и процесса измерений [7, 8]. В свою очередь, погрешности инерциальных систем определяются погрешностями их чувствительных элементов – гироскопов и акселерометров. В частности, для инерциальной системы платформенного типа, рассмотренной в [1], наибольшее значение имеют погрешности так называемого азимутального гироскопа – его уход и погрешность масштабного коэффициента, при этом, в силу специфики рассматриваемой системы, наибольшие требования предъявляются к точности описания его модели ухода. Вектор состояния модели погрешности инерциальной системы среднего класса точности, рассмотренной в [1], содержит 35 параметров, включая постоянные и переменные составляющие модели ухода гироскопов. В настоящее время постоянная составляющая описывается случайной константой в пределах  $\pm 0,01^\circ/\text{ч}$ , а переменная составляющая описывается марковским процессом первого порядка.

Известно, что параметры поплавковых гироскопов, используемых в рассматриваемой системе, существенно образом зависят от температуры окружающей среды, что потребовало создания нескольких контуров термостабилизации системы. Используемая в настоящее время модель ухода гироскопа не учитывает возможные изменения температуры окружающей среды. Однако в ряде случаев условия эксплуатации инерциальной системы таковы, что применяемая система термостабилизации не обеспечивает требуемой точности температурной стабильности прибора [9]. В этой связи актуальным является задача уточнения модели ухода гироскопа, с целью учета влияния изменения температуры.

Для создания уточненной модели ухода гироскопа по результатам испытаний прибора необходимо решение двух задач: выбор модели ухода и определение ее параметров. Решение первой задачи может быть основано на изучении особенностей конструкции поплавковых гироскопов [8, 9] и анализе данных испытаний прибора в условиях изменения температуры [10, 11]. Для решения задачи идентификации параметров модели, используемых для настройки фильтров калмановского типа, известны различные методы [12–16], в частности, простой и удобный алгоритм, в основе которого лежит метод наименьших квадратов (МНК) [14]. Однако в рамках этого метода не удастся решить задачу идентификации параметров модели, если она описывается суммой нескольких случайных процессов, что характерно для рассматриваемого типа гироскопа. В этой связи предлагается вариант решения задачи идентификации, основанный на использовании линеаризованного фильтра Калмана (ФК), допускающего описание погрешностей чувствительных элементов суммой случайных процессов.

### Выбор модели

Существует множество работ, в которых исследована температурная компенсация гироскопов различными способами, например [9–11]. Все они подразумевают безынерционную реакцию ухода гироскопа при изменении температуры. В данной работе предполагается рассмотреть модель ухода поплавкового гироскопа, при известной дисперсии  $\sigma_\varepsilon^2$  в виде формирующего фильтра:

$$\dot{\varepsilon}(t) = -\alpha\varepsilon(t) + \beta T(t) + \sqrt{2\alpha\sigma_\varepsilon^2}\xi(t), \quad \varepsilon(0) \in N\{0, \sigma_\varepsilon^2\}, \quad (1)$$

где  $\xi(t)$  – гауссовский белый шум единичной интенсивности, не коррелированный с  $\varepsilon(0)$ ;  $\alpha$  – неизвестный параметр корреляции, подлежащий идентификации;  $\beta$  – неизвестный температурный коэффициент;  $T(t)$  – температура гироскопа, измеряемая встроенным в него датчиком.

Такая модель кажется более оправданной при рассмотрении задач, связанных с изменением температуры окружающей среды.

Предполагается, что задача идентификации параметров  $\alpha$  и  $\beta$  решается по измерениям, проведенным в дискретные моменты времени  $k$  с шагом дискретизации  $\Delta t$ :

$$Y_k = \varepsilon_k + v_k, v_k \in N\{0, R\},$$

где  $v_k$  – ошибка измерений.

Будем также полагать, что параметры  $\alpha$  и  $\beta$  не меняются во времени, и, следовательно, они могут быть описаны случайными константами (удовлетворяющими уравнениям  $\dot{\alpha} = 0$ ,  $\dot{\beta} = 0$ ). Нетрудно заметить, что эта задача может быть решена с помощью методов нелинейной фильтрации [13, 17, 18], тем не менее, в настоящей работе рассмотрены более простые, с точки зрения реализации в вычислителе, алгоритмы.

### Реализация алгоритмов идентификации

При описании ухода конечно-разностным уравнением модель (1) в первом приближении примет следующий вид:

$$\varepsilon(k) = (1 - \alpha\Delta t)\varepsilon(k-1) + \beta\Delta tT + \Delta t\sqrt{2\alpha\sigma_\varepsilon^2}\xi(k).$$

В настоящей работе рассматриваются два алгоритма. Первый из алгоритмов построен с использованием МНК при измерениях, проведенных без ошибок, суть которого описана в [14].

Легко показать, что применительно к рассматриваемой модели (1) с учетом измерений, проведенных без ошибок, вводя в рассмотрение вектор состояния  $\mathbf{X} = [\alpha, \beta]^T$ , можно записать выражение для оценки этого вектора:

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{H}_N^T \times \mathbf{H}_N)^{-1} \times \mathbf{H}_N^T \times \Delta \mathbf{Y}_N,$$

где  $\mathbf{H}_N^T = [h_1, h_2, \dots, h_N]$  – вектор измерений, при этом элементы  $h_k = [-\Delta t Y_k, \Delta t T_k]$ ,  $\Delta \mathbf{Y}_N^T = [\Delta Y_1, \Delta Y_2, \dots, \Delta Y_N]$  – совокупность измерений в матричном виде, где  $\Delta Y_k = Y_k - Y_{k-1}$ .

Рассмотрим второй алгоритм, когда задача оценивания неизвестного параметра  $\alpha$  может быть решена с помощью линеаризованного ФК, на основе разложения входящих в правую часть (1) нелинейных относительно  $\alpha$  и  $\varepsilon$  функции в ряд Тейлор, до второго порядка малости.

Введем обозначения:

$$\varepsilon(t) = \varepsilon_0(t) + \Delta\varepsilon(t), \quad \alpha = \alpha_0 + \Delta\alpha, \quad \beta = \beta_0 + \Delta\beta,$$

где  $\varepsilon(t)$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  – оцениваемые параметры;  $\varepsilon_0(t)$ ,  $\alpha_0$ ,  $\beta_0$  – точки линеаризации;  $\Delta\varepsilon(t)$ ,  $\Delta\alpha$ ,  $\Delta\beta$  – некоторые поправки, подлежащие идентификации.

Тогда модель (1) можно записать в виде суммы:

$$\dot{\varepsilon}_0(t) + \Delta\dot{\varepsilon}(t) = -(\alpha_0 + \Delta\alpha)(\varepsilon_0(t) + \Delta\varepsilon(t)) + (\beta_0 + \Delta\beta)T(t) + \sqrt{2\alpha_0\sigma_\varepsilon^2}\xi(t),$$

из которой, с точностью до членов второго порядка малости, может быть получена следующая система уравнений:

$$\begin{cases} \Delta\dot{\varepsilon}(t) \equiv -\alpha_0\Delta\varepsilon(t) - \Delta\alpha\varepsilon_0(t) + \Delta\beta T(t) + \sqrt{2\alpha_0\sigma_\varepsilon^2}\xi(t) \\ \dot{\varepsilon}_0(t) = -\alpha_0\varepsilon_0(t) + \beta_0 T(t) \end{cases}.$$

Отличительная особенность предлагаемого алгоритма заключается в том, что точка линеаризации зависит от времени. Выбор точки линеаризации  $\varepsilon_0(t)$ ,  $\alpha_0$ ,  $\beta_0$  в момент времени  $t = 0$  может быть проведен произвольным образом, при этом наибольшая эффективность оценивания обеспечивается, когда точки линеаризации находятся в диапазоне  $10^{-4} - 10^4$ . Далее значения  $\alpha_0$  и  $\beta_0$  сохраняются, а точка линеаризации  $\varepsilon_0(t)$  рассчитывается согласно уравнению  $\dot{\varepsilon}_0(t) = -\alpha_0\varepsilon_0(t) + \beta_0 T(t)$ . Отметим, что слагаемое в правой части уравнения  $\beta_0 T(t)$  не позволяет точке линеаризации  $\varepsilon_0(t)$  вырождаться в ноль, что дает возможность оценивать неизвестные поправки в течение всего времени наблюдения за процессом.

Вводится вектор состояния  $\mathbf{X}_p(t) = [\Delta\varepsilon, \Delta\alpha, \Delta\beta]^T$ . Тогда поведение поправок  $\Delta\varepsilon$ ,  $\Delta\alpha$  и  $\Delta\beta$  можно записать как

$$\dot{\mathbf{X}}_p(t) = \begin{bmatrix} \Delta\dot{\varepsilon}(t) \\ \Delta\dot{\alpha}(t) \\ \Delta\dot{\beta}(t) \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} -\alpha_0 & -\varepsilon_0(t) & T(t) \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\varepsilon(t) \\ \Delta\alpha(t) \\ \Delta\beta(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sqrt{2\sigma_\varepsilon^2\alpha_0} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \xi(t),$$

при этом модель измерений для них может быть описана уравнением

$$Y'_k = Y_k - \varepsilon_{0k} = \Delta\varepsilon_k + v_k = H_p X_{pk} + v_k,$$

где  $H_p = [1 \quad 0 \quad 0]$ .

Путем перехода от непрерывного описания поведения вектора состояния к дискретному может быть решена задача оценивания этого вектора состояния с использованием стандартных рекуррентных процедур ФК.

Легко показать, что предложенный алгоритм на основе линеаризованного ФК может быть обобщен на случай описания ухода чувствительных элементов комбинацией нескольких случайных процессов путем включения векторов состояния формирующих фильтров в общий расширенный вектор состояния при соответствующем изменении матрицы измерений.

### Проверка эффективности

Для оценки эффективности алгоритма предлагается в качестве измерений использовать тестовую реализацию процесса (1) с параметрами моделирования, характерными для навигационных задач. Значения параметра  $\alpha$ : 0,0333 и 0,00055  $\text{с}^{-1}$ , что соответствует интервалам корреляции  $\tau = 1/\alpha$ : 30 с и 30 мин. Значения параметра  $\beta$ : -0,01, -0,001  $^{\circ}/(\text{с} \cdot ^{\circ}\text{C})$  при  $\alpha = 0,0333 \text{ с}^{-1}$  и -0,001, -0,00001  $^{\circ}/(\text{с} \cdot ^{\circ}\text{C})$  при  $\alpha = 0,00055 \text{ с}^{-1}$ . В тестовой реализации температура для всех случаев моделирования менялась в диапазоне от 20 до 45 $^{\circ}\text{C}$ . Время наблюдения за процессом 2000 с, шаг дискретизации  $\Delta t = 1 \text{ с}$ . Температура линейно возрастала от 20 до 45 $^{\circ}\text{C}$  в период 0–500 с, была стационарна на уровне 45 $^{\circ}\text{C}$  в период 500–1000 с и линейно убывала от 45 до 35 $^{\circ}\text{C}$  в период 1000–2000 с.

Далее приводятся результаты математического моделирования для первого случая, когда параметр  $\alpha = 0,0333 \text{ с}^{-1}$  и  $\beta = -0,01 \text{ }^{\circ}/(\text{с} \cdot ^{\circ}\text{C})$ . На рис. 1 и рис. 3 приводятся результаты моделирования при использовании алгоритма идентификации на основе МНК, а на рис. 2 и рис. 4 при использовании линеаризованного ФК. На рис. 1, а, и рис. 2, а, представлены графики оценки параметра  $\alpha$  (сплошная линия) в ковариационном канале (пунктирная линия), соответствующий утроенному значению среднеквадратического отклонения (СКО), рассчитанного в ковариационном канале фильтра. На рис. 1, б, и рис. 2, б, представлены графики абсолютной ошибки оценки, вычисленной как разность  $e = \hat{\alpha} - \alpha$ .

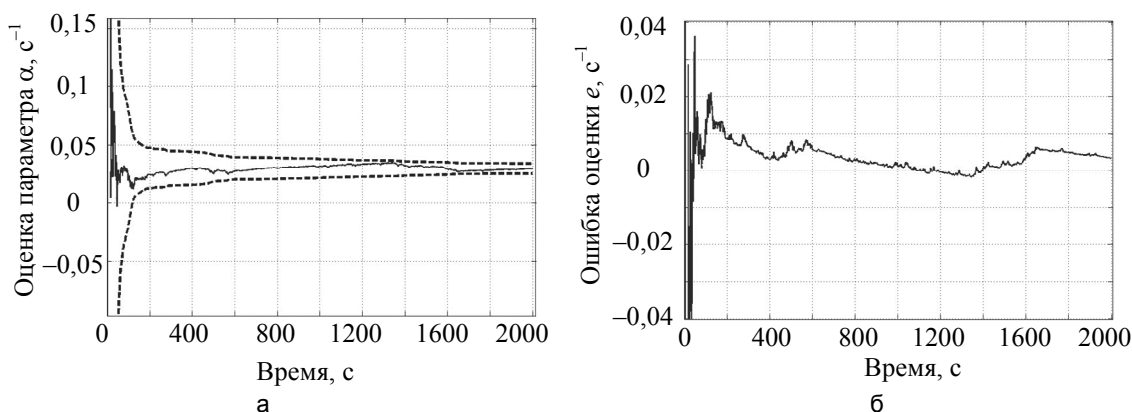


Рис. 1. График оценки  $\alpha$  (а) и график абсолютной ошибки оценки  $e$  (б) при  $\tau = 30 \text{ с}$ ,  $t = 2000 \text{ с}$ ,  $\alpha = 0,0333$ ,  $\hat{\alpha} = 0,0300$  и использовании метода наименьших квадратов

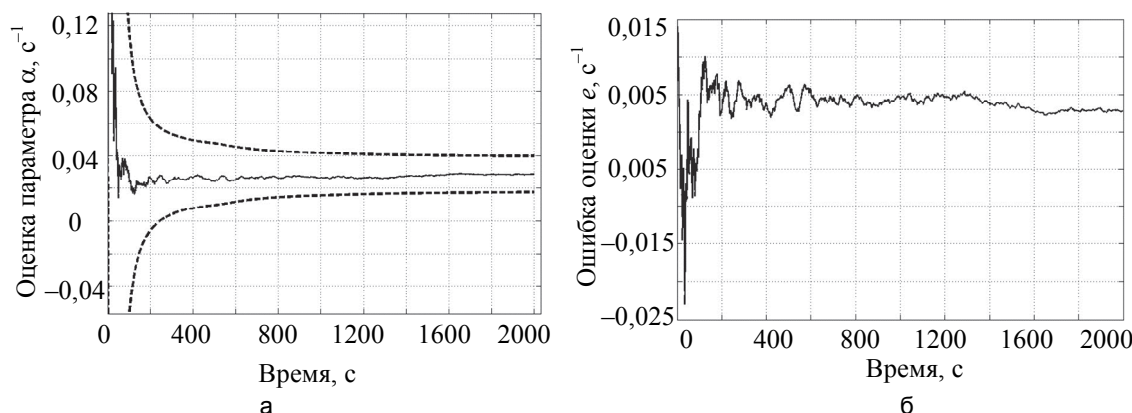


Рис. 2. График оценки  $\alpha$  (а) и график абсолютной ошибки оценки  $e$  (б) при  $\tau = 30 \text{ с}$ ,  $t = 2000 \text{ с}$ ,  $\alpha = 0,0333$ ,  $\hat{\alpha} = 0,0286$  и использовании линеаризованного фильтра Калмана

На рис. 3, а, и рис. 4, а, представлен график оценки параметра  $\beta$  в ковариационном канале, соответствующий утроенному значению СКО. На рис. 3, б, и рис. 4, б, представлены графики абсолютной ошибки оценки, вычисленной как разность  $e = \hat{\beta} - \beta$ .

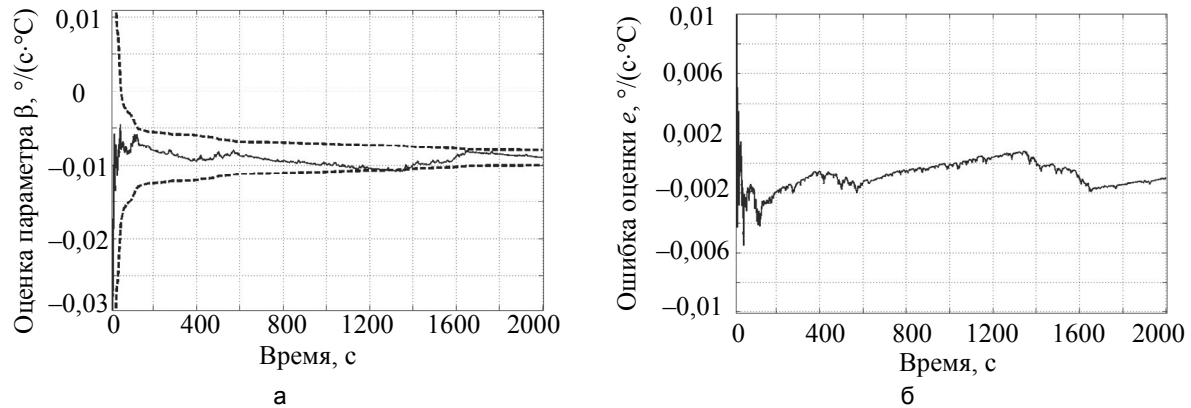


Рис. 3. График оценки  $\beta$  (а) и график абсолютной ошибки оценки  $e$  (б) при  $\tau = 30$  с,  $t = 2000$  с,  $\beta = -0,01$ ,  $\hat{\beta} = -0,009$  и использовании метода наименьших квадратов

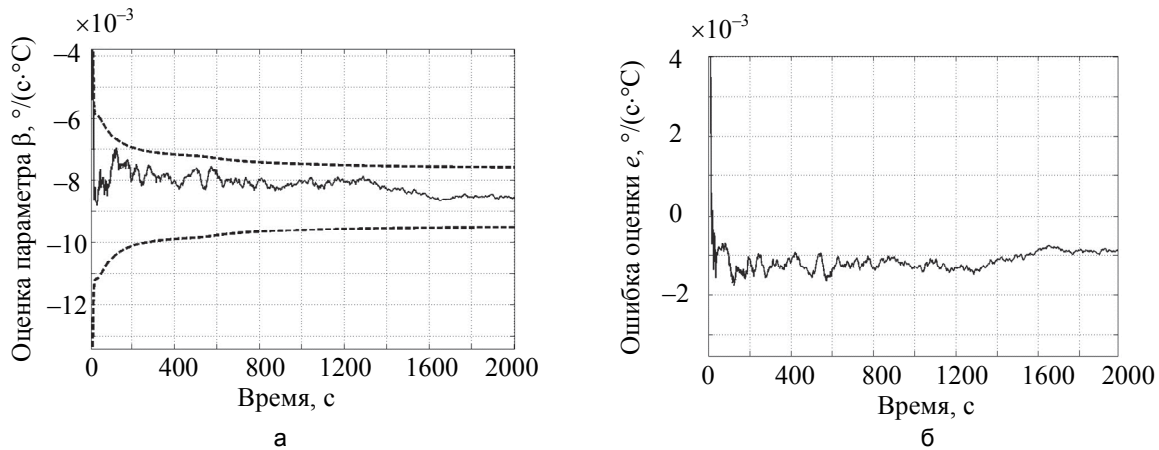


Рис. 4. График оценки  $\beta$  (а) и график абсолютной ошибки оценки  $e$  (б) при  $\tau = 30$  с,  $t = 2000$  с,  $\beta = -0,01$ ,  $\hat{\beta} = -0,0085$  и использовании линейаризованного фильтра Калмана

Для остальных случаев моделирования графики имеют аналогичный вид.

Результаты идентификации неизвестных параметров  $\alpha$  и  $\beta$  при использовании МНК приведены в табл. 1. Результаты идентификации неизвестных параметров  $\alpha$  и  $\beta$  при использовании линейаризованного ФК приведены в табл. 2. Относительная ошибка оценки для параметров  $\alpha$  и  $\beta$  определяется известными выражениями:  $\Delta\alpha_{\text{отн}} = (\hat{\alpha} - \alpha) / \alpha$  и  $\Delta\beta_{\text{отн}} = (\hat{\beta} - \beta) / \beta$  соответственно.

Параметр $\alpha$			Параметр $\beta$		
$\alpha$ , с <sup>-1</sup>	$\hat{\alpha}$ , с <sup>-1</sup>	$\Delta\alpha_{\text{отн}}$ , %	$\beta$ , °/(с·°C)	$\hat{\beta}$ , °/(с·°C)	$\Delta\beta_{\text{отн}}$ , %
0,0333	0,0300	9,9	-0,01	-0,00900	10,9
	0,0297	10,9	-0,001	-0,00088	12,8
0,00055	0,00067	18,2	-0,001	-0,00108	7,7
	0,00152	63,9	-0,00001	-0,000009	10,0

Таблица 1. Результаты идентификации при использовании МНК

Сравнивая результаты оценивания, можно сделать вывод, что идентификация неизвестных параметров с помощью алгоритма на основе линейаризованного ФК сопоставима по точности с алгоритмом на основе МНК. Однако, как было отмечено ранее, линейаризованный ФК может быть обобщен на случай описания поведения ошибок чувствительных элементов комбинацией нескольких случайных процессов, что характерно для навигационных приложений.

Параметр $\alpha$			Параметр $\beta$		
$\alpha, \text{с}^{-1}$	$\hat{\alpha}, \text{с}^{-1}$	$\Delta\alpha_{\text{отн}}, \%$	$\beta, \text{°/(с·°C)}$	$\hat{\beta}, \text{°/(с·°C)}$	$\Delta\beta_{\text{отн}}, \%$
0,0333	0,0286	9,9	-0,01	-0,0085	15,0
	0,0363	10,9	-0,001	-0,0011	10,0
0,00055	0,00041	18,2	-0,001	-0,0011	10,0
	0,00032	41,8	-0,00001	-0,000009	10,0

Таблица 2. Результаты идентификации при использовании линеаризованного ФК

### Заключение

Предложена новая модель ухода поплавкового гироскопа, которая учитывает изменение температуры окружающей среды. Изложен алгоритм идентификации неизвестных параметров модели ухода гироскопа, сводящийся к нелинейной задаче фильтрации. Предложено решение поставленной задачи на основе использования фильтра калмановского типа с линеаризацией уравнений динамики, описывающих поведение погрешностей гироскопа, отличительной особенностью которого является изменение точки линеаризации в процессе решения задачи. Результаты моделирования показали эффективность применением предложенного алгоритма для рассмотренной задачи идентификации неизвестных параметров модели ухода гироскопа, учитывающей влияние температуры.

### Литература

### References

1. Вайсгант И.Б., Литвиненко Ю.А. Погрешности выработки навигационных параметров платформенными инерциальными системами среднего класса точности в зависимости от широты места // Известия вузов. Приборостроение. 2002. № 9.
2. Степанов О.А., Кошаев Д.А. Универсальные Matlab программы анализа потенциальной точности и чувствительности алгоритмов линейной нестационарной фильтрации // Гироскопия и навигация. 2004. № 2(45). С. 81–93.
3. Stepanov O.A. Optimal and sub-optimal filtering in integrated navigation systems / In: Aerospace Navigation Systems. NY: John Wiley & Sons, 2016. P. 244–298. doi: 10.1002/9781119163060.ch8
4. Markley F.L., Crassidis J.L. Fundamentals of Spacecraft Attitude Determination and Control. NY: Springer, 2014. 486 p.
5. Grewal M.S., Andrews A.P., Bartone C.G. Global Navigation Satellite Systems, Inertial Navigation, and Integration. 3<sup>rd</sup> ed. NY: John Wiley & Sons, Inc., 2013. 608 p.
6. Степанов О.А. Применение теории нелинейной фильтрации в задачах обработки навигационной информации. Изд. 3-е. СПб.: ЦНИИ «Электронприбор», 2003. 370 с.
7. Tupysev V.A., Stepanov O.A., Loparev A.V., Litvinenko Y.A. Guaranteed estimation in the problems of navigation information processing // Proc. IEEE Int. Conf. on Control Applications. St. Petersburg, Russia, 2009. P. 1672–1677. doi: 10.1109/CCA.2009.5281081
8. Polushkin A.V., Nazarov I.A., Slistin I.V., Chernov S.A., Borchaninov D.G., Nakhov S.F., Kazakov A.S., Vinogradov I.E., Plotnikov P.K., Zakharov Yu. A. Automatic rotary device for verification of the accuracy characteristics of platformless inertial navigation system // Proc. 25<sup>th</sup> St. Petersburg Int. Conf. on Integrated Navigation System. St. Petersburg, Russia, 2018. P. 432–437. doi: 10.23919/icins.2018.8405922
9. Громов Д.С. Тепловой режим двухстепенного поплавкового гироскопа // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2012. № 3 (79). С. 119–123.
10. Драницына Е.В. Калибровка измерительного модуля прецизионной БИНС на волоконно-оптических гироскопах: дис. ... канд. техн. наук. СПб., 2016. 89 с.
11. Есипенко И.А., Лыков Д.А. Математическая модель теплового дрейфа волоконно-оптического гироскопа и ее экспериментальная верификация // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2017. № 5. С. 31–46. doi: 10.18698/0236-3933-2017-5-31-46
12. Степанов О.А., Долнакова А.С., Соколов А.И. Анализ потенциальной точности оценивания параметров случайных процессов в задачах обработки навигационной информации // Материалы XII Всероссийского совещания по проблемам управления. М.: ИПУ им. В.А. Трапезникова
1. Vaisgant I.B., Litvinenko Yu.A. Errors in the development of navigation parameters by platform inertial systems of the middle class of accuracy, depending on the latitude of the place. *Izvestiya vuzov. Priborostroyeniye*, 2002, no. 9. (in Russian)
2. Stepanov O.A., Koshaev D.A. Universal MATLAB programs for investigating a potential accuracy and sensitivity of linear nonstationary filtering algorithms. *Gyroscopy and Navigation*, 2004, no. 2, pp. 81–93. (in Russian)
3. Stepanov O.A. Optimal and sub-optimal filtering in integrated navigation systems. In *Aerospace Navigation Systems*. NY: John Wiley & Sons, 2016, pp. 244–298. doi: 10.1002/9781119163060.ch8
4. Markley F.L., Crassidis J.L. *Fundamentals of Spacecraft Attitude Determination and Control*. NY, Springer, 2014, 486 p.
5. Grewal M.S., Andrews A.P., Bartone C.G. *Global Navigation Satellite Systems, Inertial Navigation, and Integration*. 3<sup>rd</sup> ed. NY, John Wiley & Sons, Inc., 2013, 608 p.
6. Stepanov O.A. *Application of the Theory of Nonlinear Filtering in Problems of Processing Navigation Information*. 3<sup>rd</sup> ed. St. Petersburg, TsNII Electropribor, 2003, 370 p. (in Russian)
7. Tupysev V.A., Stepanov O.A., Loparev A.V., Litvinenko Y.A. Guaranteed estimation in the problems of navigation information processing. *Proc. IEEE Int. Conf. on Control Applications*. St. Petersburg, Russia, 2009, pp. 1672–1677. doi: 10.1109/CCA.2009.5281081
8. Polushkin A.V., Nazarov I.A., Slistin I.V., Chernov S.A., Borchaninov D.G., Nakhov S.F., Kazakov A.S., Vinogradov I.E., Plotnikov P.K., Zakharov Yu. A. Automatic rotary device for verification of the accuracy characteristics of platformless inertial navigation system. *Proc. 25<sup>th</sup> St. Petersburg Int. Conf. on Integrated Navigation System*. St. Petersburg, Russia, 2018, pp. 432–437. doi: 10.23919/icins.2018.8405922
9. Gromov D.S. Thermal mode of a two-rane floating gyro. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2012, no. 3, pp. 119–123. (in Russian)
10. Dranitsyna E.V. *Calibration of the Precision SINS Measuring Module on Fiber Optic Gyroscopes*. Dis. PhD Tech. Sci. St. Petersburg, 2016, 89 p. (in Russian)
11. Esipenko I.A., Lykov D.A. Mathematical model of thermal drift of a fiber-optic gyroscope and its experimental verification. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Series Instrument Engineering*, 2017, no. 5, pp. 31–46. (in Russian) doi: 10.18698/0236-3933-2017-5-31-46
12. Stepanov O.A., Dolnakova A.S., Sokolov A.I. Analysis of the potential accuracy of estimating the parameters of random processes in problems of navigation data processing. *Proc.*

- РАН, 2014. С. 3730–3740.
13. Степанов О.А., Моторин А.В. Сравнение методов идентификации моделей ошибок датчиков, основанных на вариациях Аллана и алгоритмах нелинейной фильтрации // Материалы XXI Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам. СПб.: ЦНИИ «Электронприбор», 2014. С. 98–103.
  14. Тупысев В.А., Круглова Н.Д., Моторин А.В. Субоптимальные алгоритмы идентификации погрешностей навигационных датчиков, описываемых марковским процессом // Гироскопия и навигация. 2016. Т. 24. № 3(94). С. 55–62. doi: 10.17285/0869-7035.2016.24.2.056-067
  15. Hernandez-Gonzalez M., Basin M., Stepanov O. Discrete-time state estimation for stochastic polynomial systems over polynomial observations // International Journal of General Systems. 2018. V. 47. N 5. P. 512–528. doi: 10.1080/03081079.2018.1461098
  16. Емельянцева Г.И., Степанов А.П. Интегрированные инерциально-спутниковые системы ориентации и навигации. СПб.: Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», 2016. 394 с.
  17. Sarkka S. Bayesian Filtering and Smoothing. Cambridge University Press, 2013. 252 p.
  18. Иванов Д.П., Литвиненко Ю.А. Сравнение субоптимальных алгоритмов определения неизвестных параметров модели ухода гироскопа // Материалы юбилейной XX конференции молодых ученых «Навигация и управление движением». СПб.: Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», 2018. 394 p.
  - 12<sup>th</sup> All-Russian Meeting on Control Problems. Moscow, 2014, pp. 3730–3740. (in Russian)
  13. Stepanov O.A., Motorin A.V. A comparison of identification methods for the error models of sensors based on Allan variations and nonlinear filtering algorithms. *Proc. 21<sup>st</sup> St. Petersburg Conf. Integrated Navigation Systems*. St. Petersburg, 2014, pp. 98–103. (in Russian)
  14. Tupysev V.A., Kruglova N.D., Motorin A.V. Suboptimal algorithms identifying the navigation sensor errors described by Markov process. *Gyroscopy and Navigation*, 2016, vol. 24, no. 3, pp. 55–62. (in Russian) doi: 10.17285/0869-7035.2016.24.2.056-067
  15. Hernandez-Gonzalez M., Basin M., Stepanov O. Discrete-time state estimation for stochastic polynomial systems over polynomial observations. *International Journal of General Systems*, 2018, vol. 47, no. 5, pp. 512–528. doi: 10.1080/03081079.2018.1461098
  16. Emel'yantsev G.I., Stepanov A.P. *Integrated Inertial-Satellite Systems of Orientation and Navigation*. St. Petersburg, TsNII Elektropribor, 2016, 294 p. (in Russian)
  17. Sarkka S. *Bayesian Filtering and Smoothing*. Cambridge University Press, 2013, 252 p.
  18. Ivanov D.P., Litvinenko Yu.A. Comparison of suboptimal algorithms for determining unknown parameters of the gyroscope escape model. *Proc. 20<sup>th</sup> Conf. of Young Scientists Navigation and Traffic Control*. St. Petersburg, Russia, TsNII Elektropribor, 2018, 394 p.

## Авторы

**Иванов Дмитрий Павлович** – инженер, АО «Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», Санкт-Петербург, 197046, Российская Федерация; студент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, ORCID ID: 0000-0002-0076-3679, iPostDima@ya.ru

**Литвиненко Юлия Александровна** – кандидат технических наук, доцент, начальник аспирантуры, АО «Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», Санкт-Петербург, 197046, Российская Федерация; доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, Scopus ID: 35339487400, ORCID ID: 0000-0001-5438-2911, Julia\_lit@rambler.ru

**Тупысев Виктор Авенирович** – доктор технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник, АО «Концерн «ЦНИИ «Электронприбор», Санкт-Петербург, 197046, Российская Федерация; профессор, Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, 190000, Российская Федерация, Scopus ID: 6507076320, ORCID ID: 0000-0002-0893-2684, viktortupysev@yandex.ru

## Authors

**Dmitriy P. Ivanov** – engineer, Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg, 197046, Russian Federation; student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, ORCID ID: 0000-0002-0076-3679, iPostDima@ya.ru

**Yulia A. Litvinenko** – PhD, Associate Professor, Head of Postgraduate Courses, Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg, 197046, Russian Federation; Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, Scopus ID: 35339487400, ORCID ID: 0000-0001-5438-2911, Julia\_lit@rambler.ru

**Victor A. Tupysev** – D.Sc, Associate Professor, Leading Researcher, Concern CSRI Elektropribor, JSC, Saint Petersburg, 197046, Russian Federation; Professor, Saint Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint Petersburg, 190000, Russian Federation, Scopus ID: 6507076320, ORCID ID: 0000-0002-0893-2684, viktortupysev@yandex.ru