

10. DeVoe H. Optical properties of molecular aggregates. I. Classical model of electronic absorption and refraction, *J. Chem. Phys.*, 1964, 41, pp. 393-400.
11. Lakhtakia A. Strong and Weak Forms of the Method of Moments and the Coupled Dipole Method for Scattering of Time-Harmonic Electromagnetic Fields, *International Journal of Modern Physics C*, 1992, 3, pp. 583-603.
12. Alcaraz de la Osa R. et al. Extended discrete dipole approximation and its application to bianisotropic media, *Optics Express*, 2010, 23, pp. 23865-23871.
13. Kahnert F.M. Numerical methods in electromagnetic scattering theory, *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2003, Vol. 79-80, pp. 775-824.
14. Yurkin M.A., Hoekstra A.G. The discrete dipole approximation: an overview and recent developments, *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 2007, Vol. 106, No. 1-3, pp. 558-589.
15. Jackson J.D. Classical Electrodynamics. New York: John Wiley & Sons Inc., 1999, 808 p.
16. Leliak P. Identification and Evaluation of Magnetic-Field Sources of Magnetic Airborne Detector Equipped Aircraft, *IRE Transactions on Aerospace and Navigational Electronics*, 1961, Vol. ANE-8, No. 3, pp. 95-105.
17. Groom R.L., Jia R. and Lo B. Magnetic Compensation of Magnetic Noises Related to Aircraft's Maneuvers in Airborne Survey, *Symposium on the Application of Geophysics to Engineering and Environmental Problems*, 2004, pp. 1-8. DOI: 10.4133/1.2923247.
18. Jia J., Lo B. and Groom R. Final Report on Improved Aeromagnetic Compensation, *Report for Ontario Mineral Exploration Technology Program Project # P02-03-043*, 2004, 65 p. DOI: 10.13140/RG.2.1.2072.0402.
19. Noriega G. Aeromagnetic Compensation in Gradiometry – Performance, Model Stability, and Robustness, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, Vol. 12, No. 1, pp. 117-121.
20. Patella D., Mauriello P., Siniscalchi A. A Sea-to-Ground Magnetovariational Method, *Offshore Technology Conference, Houston, Texas*, 1999, pp. 845-850.

Павлов Борис Викторович – Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук; e-mail: pavlov@ipu.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89168325170; д.т.н.; г.н.с.

Гольдин Дмитрий Алексеевич – Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук; e-mail: goldind@ipu.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89036643884; к.т.н.; с.н.с.

Третьякова Екатерина Алексеевна – Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН); e-mail: ekaterina_tretikova@mail.ru; г. Москва, Россия; тел.: +79379960028; м.н.с.

Pavlov Boris Viktorovich – V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences; e-mail: pavlov@ipu.ru; Moscow, Russia; phone +79168325170; dr. of eng. sc.; chief researcher.

Goldin Dmitry Alekseevich – V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences; e-mail: goldind@ipu.ru; Moscow, Russia; phone: +79036643884; cand. of eng. sc.; senior researcher.

Tretyakova Ekaterina Alekseevna – V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of Russian Academy of Sciences (ICS RAS); e-mail: ekaterina_tretikova@mail.ru; Moscow, Russia; phone: +79379960028; junior researcher.

УДК 621.396

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-229-240

А.А. Черкасова, А.Ю. Шатилов

САМОПОДСТРАИВАЮЩАЯСЯ МНОГОКАНАЛЬНАЯ СИСТЕМА СЛЕЖЕНИЯ ЗА ФАЗОЙ СИГНАЛОВ ГЛОБАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СПУТНИКОВЫХ СИСТЕМ

Спутниковая навигационная аппаратура зачастую работает в условиях априорной неопределенности параметров взаимной динамики между передатчиком и потребителем и отношения сигнал/шум принимаемых сигналов спутниковых радионавигационных систем. Классические оптимальные системы слежения за фазой сигнала в таких условиях оказываются не оптимальны по критерию минимума дисперсии ошибки. Более того, резкое изменение отношения сигнал/шум или

динамики, может приводить в такой системе к срыву слежения. Для работы в подобных условиях синтезирована самоподстраивающаяся многоканальная система слежения за фазой сигнала. Синтез проведен с использованием методов статистической теории синтеза оптимальных радиотехнических систем. Адаптивность к меняющейся мощности принимаемого сигнала достигается за счет включения отношения сигнал/шум [дБГц] в вектор оцениваемых параметров фильтра. Адаптивность к интенсивности динамики изменения фазы достигается за счет применения системы многоканальной фильтрации. Проведено статистическое моделирование самоподстраивающейся многоканальной системы слежения за фазой с комплексным алгоритмом слежения за задержкой огибающей сигнала спутниковых радионавигационных систем. Определена чувствительность слежения за фазой в различных динамических условиях. Самоподстраивающаяся многоканальная система слежения за фазой с комплексным алгоритмом слежения за задержкой огибающей сигнала способна в условиях низкой динамики (обусловленной только динамикой опорного генератора) обрабатывать скачок отношения сигнал/шум с 50 до 10 дБГц и обратно без потери слежения за фазой. Синтезированная система способна сохранять слежение за фазой при скачкообразных переходах динамики между низкой и высокой (обусловленной синусоидальным ускорением 10g и синусоидальным рывком 10 g/s) динамикой при отношении сигнал/шум 24 дБГц. Таким образом, в реальных условиях, когда динамика изменения фазы и отношения сигнал/шум принимаемых сигналов меняются непредсказуемым образом, самоподстраивающаяся многоканальная система слежения за фазой сигнала сохраняет слежение за фазой в гораздо более широком диапазоне условий, чем классическая оптимальная система слежения за фазой сигнала.

Самоподстраивающаяся многоканальная система слежения за фазой; адаптивный подход; слежение за фазой сигналов глобальных навигационных систем; адаптация к отношению сигнал/шум; адаптация к динамике процесса фазы.

A.A. Cherkasova, A.Y. Shatilov

MULTYCHANNEL ADAPTIVE PHASE LOCK LOOP SYSTEM FOR GNSS RECEIVER

Satellite navigation equipment often operates under conditions of a priori uncertainty of the parameters of the mutual dynamics between the transmitter and the consumer and the signal-to-noise ratio of the received signals of satellite radio navigation systems. Classical Bayesian algorithms for Phase lock loop system require a priori knowledge about the parameters of the phase process dynamics and the signal-to-noise ratio (SNR) of the received signals. As a result, the operation of such algorithms under conditions other than that a priori specified is not optimal to the criterion of minimum error variance. Moreover, a sudden change in the signal-to-noise ratio or dynamics can lead to a tracking failure in such a system. The purpose of this work is to develop an optimal phase tracking system that is adaptive to the dynamics of the phase process and the signal-to-noise ratio in order to maintain phase tracking in the widest possible range of operating conditions while tracking global navigation satellite system signal. An adaptive multichannel phase lock loop system has been synthesized as a result of formulation and solution of signal processing problem in terms of the statistical synthesis theory. Adaptivity to the changing power of the received signal is achieved by including the signal-to-noise ratio [дБГц] in the vector of estimated filter parameters. Adaptability to the intensity of the phase change dynamics is achieved through the use of a multi-channel filtration system. Statistical modeling of an adaptive multichannel phase lock loop tracking system with a complex algorithm for tracking the code delay of the signal of satellite radio navigation systems has been carried out. The values of the sensitivity of phase tracking under various dynamic conditions are determined. The adaptive multichannel phase lock loop system is able to withstand an signal-to-noise ratio jump from 50 to 10 дБГц and back without loss of phase tracking in low dynamics conditions (only the drift of the reference quartz oscillator). The AMPLL system is able to withstand abrupt transitions of dynamics between low and high (the sinusoidal acceleration 10g and sinusoidal jerk 10 g/s) without loss of phase tracking under the 24 дБГц signal-to-noise ratio. Thus, in real conditions, when the dynamics of the GNSS receiver and the SNRs of the received signals change in an unpredictable way, the AMPLL system keep tracking in a much wider range of conditions than the non-adaptive PLL.

Adaptive phase lock loop system; global navigation satellite signal; phase tracking; adaptive to the phase process dynamics and the SNR.

Введение. В аппаратуре потребителей спутниковых радионавигационных систем (АП СРНС) для построения следящих систем как правило, не применяются оптимальные байесовские алгоритмы и достаточно редко применяются квазиоптимальные байесовские алгоритмы [1, 2].

Чаще всего для построения следящих систем в АП СРНС применяются адаптивные робастные алгоритмы [3–5], основанные на текущем оценивании энергетики принимаемых сигналов и взаимной динамики передатчика и приемника. Данные алгоритмы не позволяют достичь потенциальных характеристик чувствительности и точности.

Для достижения близких к потенциальным характеристик точности и чувствительности слежения за фазой в условиях отсутствия информации о динамике процесса фазы от других измерителей наиболее эффективен адаптивный подход [8–15].

Цель – используя методы статистической теории синтеза оптимальных радиотехнических систем синтезировать систему слежения за фазой сигналов СРНС, адаптивную к динамике процесса фазы и отношению сигнал/шум (с/ш) для сохранения слежения за фазой в как можно более широком диапазоне условий работы.

Постановка задачи. На вход приемника в дискретном времени поступает реализация наблюдений сигнала, который в интересах упрощения синтеза будем полагать гармоническим.

$$y_{k,i} = s_{k,i} + n_{k,i}, y_k = [y_{k,0} \dots y_{k,N-1}]^T, Y_0^k = [y_0^T, y_1^T \dots y_k^T], \quad (1)$$

$$s_{k,i} = A_k \cos \left\{ 2\pi f_o t_{k,i} + \varphi_k + \omega_k i T_d + v_k (\alpha_{k-1}) \frac{(iT_d)^2}{2} \right\},$$

где $y_{k,i}$ – наблюдения входного сигнала, A_k – амплитуда сигнала, φ_k – фаза [рад], ω_k – частота [рад/с], v_k – ускорение фазы [рад/с²], α_{k-1} – неизвестный переменный параметр интенсивности динамических флуктуаций фазы, который имеет физический смысл среднеквадратического ускорения между передатчиком и приемником и выражен в [м/с²], f_o – несущая частота. Двойная шкала времени $t_{k,i} = kT + iT_d$, $k = 0, 1, \dots$ – индексы моментов редкой шкалы времени с шагом T ; $i = 0, N-1$ – индексы моментов частой шкалы времени с шагом T_d , для описания наблюдений; $N = T/T_d$, $n_{k,i}$ – дискретный белый гауссовский шум (ДБГШ) с нулевым мат. ожиданием (МО) и дисперсией.

Амплитуда сигнала A_k неизвестна и меняется со временем. Т.к. на практике уровень шума приемника известен и поддерживается на постоянном уровне адаптивным квантователем, зная отношение мощности сигнала P_s к односторонней спектральной плотности внутреннего шума приемника N_0 , выраженное в дБГц можно вычислить амплитуду сигнала как

$$A_k = \sqrt{4\sigma_n^2 T 10^{0.1 q_k}}, q_k = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{N_0} \right). \quad (2)$$

В вектор состояния фильтра включено именно отношение с/ш в дБГц, т.к. его можно описать гауссовским марковским процессом. Пусть отношение с/ш представлено винеровским процессом. Тогда модель изменения с/ш имеет вид

$$q_k = q_{k-1} + \zeta_{k-1} T, \quad (3)$$

где ζ_{k-1} – ДБГШ с нулевым МО и известным СКО σ_ζ .

Модель изменения фазы зададим марковским процессом третьего порядка

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + \omega_{k-1} T + \frac{v_{k-1} T^2}{2}, \quad (4)$$

$$\omega_k = \omega_{k-1} + v_{k-1} T + \xi_{\omega,k-1}, v_k = v_{k-1} e^{-\beta T} + \xi_{v,k-1},$$

где ξ_ω – ДБГШ с нулевым МО и известным среднеквадратическим отклонением (СКО) σ_ω – формирующий шум, описывающий нестабильность частоты опорного генератора потребителя и генератора спутника, ξ_v – ДБГШ с нулевыми МО и СКО $\sqrt{1 - e^{-2\beta T}} \sigma_{v,k}$, β [1/с] – ширина спектра флуктуаций компоненты v_k .

Представим $\sigma_{v,k}$ как

$$\sigma_{v,k} = \frac{2\pi f_o}{c} \alpha_{k-1}, \quad (5)$$

где c – скорость света, α_{k-1} [м/с²] – переменный параметр, описывающий интенсивность динамических флуктуаций фазы.

Параметр α_{k-1} имеет физический смысл среднеквадратического ускорения между передатчиком и приемником и выражен в $[м/с^2]$. Примем следующую модель изменения параметра α_{k-1} . Полагаем, что α_{k-1} может принимать одно из конечного числа значений α_{k-1}^j , $j = \overline{1, M}$, а изменение данного параметра во времени описывается марковской цепью с известными вероятностями перехода $P(\alpha_{k-1}^j | \alpha_{k-2}^l)$ от значения l в момент времени $k-2$ к значению j в момент времени $k-1$ и начальными вероятностями $P(\alpha_0^j)$, $j = \overline{1, M}$, $\sum_{j=1}^M P(\alpha_0^j) = 1$.

Рассмотрим задачу фильтрации фазы в тактовые моменты времени $t_{k,0}$, $k = 1, 2, \dots$, принимая во внимание априорную модель для случайных процессов $q_k, \varphi_k, \omega_k, \nu_k$ и марковскую цепь α_{k-1}^j с известными статистическими характеристиками и наблюдения **Ошибка! Источник ссылки не найден.** на фоне белого гауссовского шума.

Исходя из вышесказанного, вектор информативных параметров имеет вид

$$x_k = [q_k \ \varphi_k \ \omega_k \ \nu_k(\alpha_{k-1})]^T. \quad (6)$$

Параметр α_{k-1} (интенсивность динамических флуктуаций фазы) не представляет интереса, поэтому будем его называть *неинформативным* параметром.

Учитывая (4), (3), (6), оцениваемый процесс описывается следующим линейным разностным уравнением

$$x_k = Fx_{k-1} + G(\alpha_{k-1})\xi_{k-1}, \quad (7)$$

где $x_{k=0}$ – векторная гауссовская случайная величина с известным МО x_0 и матрицей дисперсий $D_{x,0}$, ξ_{k-1} – ДБГШ с нулевым МО и единичной корреляционной матрицей $D_\xi = I_{3 \times 3}$. $F, G(\alpha_{k-1})$ – известные матрицы,

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & (1 - \beta T) \end{bmatrix}, \quad G(\alpha_{k-1}) = \begin{bmatrix} T\sigma_\zeta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\omega & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{2\beta T} \frac{2\pi f_0}{c} \alpha_{k-1} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Синтез общего алгоритма самоподстраивающейся многоканальной системы фильтрации фазы. Известно [8, 9, 13] общее байесовское решение задачи оптимальной адаптивной фильтрации векторного марковского процесса x_k при наличии случайного неинформативного параметра α , неизменного во времени ($\alpha_{k-1} = \alpha_k$)

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^M \hat{x}_k(\alpha^j) P(\alpha^j | Y_0^k), \quad p(\alpha^j | Y_0^k) = \frac{p(y_k | Y_0^{k-1}, \alpha^j) p(\alpha^j | Y_0^{k-1})}{\sum_{j=1}^M p(y_k | Y_0^{k-1}, \alpha^j) p(\alpha^j | Y_0^{k-1})}, \quad (9)$$

где $\hat{x}_k(\alpha^j)$ – условная оптимальная оценка вектора x_k при фиксированном значении α^j

$$\hat{x}_k(\alpha^j) = \int_{-\infty}^{\infty} x_k p(x_k | \alpha^j, Y_0^k) dx_k, \quad (10)$$

$$p(x_k | \alpha^j, Y_0^k) = C p(y_k | x_k, \alpha^j) \int_{-\infty}^{\infty} p(x_k | x_{k-1}, \alpha^j) p(x_{k-1} | \alpha^j, Y_0^{k-1}) dx_{k-1},$$

где C – нормировочная константа, $p(y_k | x_k, \alpha^j)$ – одношаговая функция правдоподобия, $p(x_k | x_{k-1}, \alpha^j)$ – плотность вероятности (ПВ) перехода марковского процесса x .

В англоязычной литературе [14] данное решение относится к алгоритмам многоальтернативной фильтрации первого поколения (First Generation Multiple-Model Methods) и получило название Autonomous Multiple Model (AMM) method.

Для решения задачи оптимальной адаптивной фильтрации векторного марковского процесса x_k в случае когда α изменяется во времени ($\alpha_{k-1} \neq \alpha_k$) и является случайным неинформативным параметром, широкое распространение получил подход в англоязычной литературе получивший название Cooperating Multiple Model (CMM) method [14]. Данный подход относится к алгоритмам многоальтернативной фильтрации второго поколения (Second Generation Multiple-Model Methods). В нашей задаче число альтернатив равно M . В этом случае для формирования результирующей оценки $\hat{x}_k$ в момент времени k , опти-

мальный алгоритм СММ, должен сформировать M^k оценок $\hat{x}_k(\alpha_{k-1}^j)$, учитывающих все возможные реализации последовательностей состояний системы за время до k включительно, а также оценить их вероятности. Причем число возможных комбинаций состояний растет во времени экспоненциально. Потому практическая реализация оптимального алгоритма СММ не представляется возможной.

В данной работе использован субоптимальный алгоритм, получивший в английской литературе название Interacting Multiple Model (IMM) [15]. Данный алгоритм предусматривает формирование канальных оценок $\hat{x}_k(\alpha^j)$ (10) вектора состояния при фиксированных, неизменных во времени значениях α^j , а итоговая оценка $\hat{x}_k$ (9) формируется в результате усреднения канальных оценок $\hat{x}_k(\alpha^j)$ с использованием апостериорных вероятностей $P(\alpha^j = \alpha_{k-1}^j | Y_0^k)$, учитывающих случайные изменения параметра α_{k-1}^j в тактовые моменты времени, т.е.

$$\hat{x}_k = \sum_{j=1}^M \hat{x}_k(\alpha^j) P(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k), \quad (11)$$

Для формирования результирующей оценки $\hat{x}_k$ на каждом такте работы, субоптимальный алгоритм IMM, должен сформировать всего M оценок $\hat{x}_k(\alpha^j)$ и оценить их вероятности. Представим результат вывода уравнений для АПВ $P(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k)$

$$P(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k) = \frac{\tilde{P}(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k)}{\sum_{j=1}^M \tilde{P}(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k)}, \quad (12)$$

$$\tilde{P}(\alpha_{k-1}^j | Y_0^k) = p(y_k | Y_0^{k-1}, \alpha^j) \sum_{l=1}^M P(\alpha_{k-1}^j | \alpha_{k-2}^l) P(\alpha_{k-2}^l | Y_0^{k-1}).$$

Уравнения (10)-(12) полностью описывают общий алгоритм многоканальной фильтрации процесса x_k , где в каждом канале формируется условная оценка $\hat{x}_k(\alpha^j)$. Применим их для решения поставленной задачи.

Алгоритм фильтрации в одном канале. Описание наблюдений вида (1) и динамики вектора состояний в виде (6), (7) позволяет записать алгоритм для формирования условной оценки $\hat{x}_k(\alpha^j)$ при фиксированном и неизменном во времени параметре α^j , в виде расширенного фильтра Калмана [8].

Этап экстраполяции:

$$\tilde{x}_k(\alpha^j) = F \cdot \hat{x}_{k-1}(\alpha^j), \tilde{D}_{x,k}(\alpha^j) = F \tilde{D}_{x,k-1}(\alpha^j) F^T + G(\alpha^j) D_\xi G(\alpha^j)^T. \quad (13)$$

Этап коррекции:

$$\hat{D}_{x,k}(\alpha^j) = (\tilde{D}_{x,k}(\alpha^j)^{-1} + W_k)^{-1}, \hat{x}_k(\alpha^j) = \tilde{x}_k(\alpha^j) + \hat{D}_{x,k}(\alpha^j) \cdot u_{d,k}, \quad (14)$$

$u_{d,k}$ – векторный дискриминатор

$$u_{d,k} = \frac{\tilde{A}_k}{\sigma_n^2} \left[\frac{\ln(10^{0.1})}{2} \left[\sum_{i=0}^{N-1} y_{k,i} \tilde{s}_{k,i}^I - \frac{\tilde{A}_k N}{2} \right] - \sum_{i=0}^{N-1} y_{k,i} \tilde{s}_{k,i}^Q - \sum_{i=0}^{N-1} iT_d y_{k,i} \tilde{s}_{k,i}^Q - \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^2}{2} y_{k,i} \tilde{s}_{k,i}^Q \right], \quad (15)$$

где $\tilde{A}_k = \sqrt{4\sigma_n^2 T_d 10^{0.1 \tilde{q}_k}}$,

$$\tilde{s}_{k,i}^I = \cos\{2\pi f_o t_{k,i} + \tilde{\varphi}_k + \tilde{\omega}_k iT_d + \tilde{v}_k \frac{(iT_d)^2}{2}\},$$

$$\tilde{s}_{k,i}^Q = \sin\{2\pi f_o t_{k,i} + \tilde{\varphi}_k + \tilde{\omega}_k iT_d + \tilde{v}_k \frac{(iT_d)^2}{2}\}.$$

W_k – матрица весов наблюдений

$$W_k = \frac{\tilde{A}_k^2}{2\sigma_n^2} \begin{vmatrix} \frac{N(\ln(10^{0.1}))^2}{4} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & N & \sum_{i=0}^{N-1} iT_d & \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^2}{2} \\ 0 & \sum_{i=0}^{N-1} iT_d & \sum_{i=0}^{N-1} (iT_d)^2 & \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^3}{2} \\ 0 & \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^2}{2} & \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^3}{2} & \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(iT_d)^4}{4} \end{vmatrix}. \quad (16)$$

Выражения (8)-(16) описывают работу фильтра в одном канале, который настроен на формирование оценки $\hat{x}_k(\alpha^j)$ при заданном параметре интенсивности динамики фазы α^j .

Расчет канальных весов. Исходной информацией для взвешивания оценок из разных каналов является плотность вероятности $p(y_k|Y_0^{k-1}, \alpha^j)$, играющая ту же роль, что одношаговая функция правдоподобия в уравнении Стратоновича для дискретного времени. Наблюдения y_k не зависят явным образом от Y_0^{k-1} , а зависят только от текущего значения информативного процесса x_k . Но в отличие от одношаговой функции правдоподобия здесь значение информативного процесса x_k неизвестно. Тем не менее, по наблюдениям на предыдущих шагах Y_0^{k-1} и в предположении, что параметр динамики принимает конкретное, неизменное во времени, значение α^j , можно сформировать экстраполированную оценку информативного процесса x_k , которая определена в (13). А по экстраполированной оценке $\tilde{x}_k(\alpha^j)$, вобравшей в себя всю информацию о предыдущих наблюдениях Y_0^{k-1} , можно спрогнозировать y_k через $s_k(\tilde{x}_k(\alpha^j))$. Поэтому ПВ $p(y_k|Y_0^{k-1}, \alpha^j)$ эквивалентна ПВ $p(y_k|\tilde{x}_k, \alpha^j)$, которую можно представить следующим образом

$$p(y_k|\tilde{x}_k, \alpha^j) = \frac{1}{(2\pi \det(D_{y,k}(\alpha^j)))^{N/2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}(y_k - s_k(\tilde{x}_k(\alpha^j)))D_{y,k}(\alpha^j)^{-1}(y_k - s_k(\tilde{x}_k(\alpha^j)))\right\}, \quad (17)$$

где

$$D_{y,k}(\alpha^j) = D_{\zeta,k} + D_n = \frac{\partial s_k(\tilde{x}(\alpha^j))}{\partial x_k} \tilde{D}_{x,k}(\alpha^j) \left(\frac{\partial s_k(\tilde{x}(\alpha^j))}{\partial x_k} \right)^T + D_n. \quad (18)$$

Упрощение расчета канальных весов. Размерность вектора наблюдений y_k равна N , а размерность матрицы $D_{y,k}(\alpha^j)$ составляет $N \times N$. На практике величина N может составлять десятки тысяч. Это ведет к серьезным сложностям при практической реализации алгоритма. Т.к. формирование канальных оценок производится при фиксированном и неизменном во времени параметре α^j , данную проблему можно преодолеть, перейдя к эквивалентной линеаризованной системе фильтрации [16].

На вход эквивалентной линеаризованной системы j -го канального фильтра поступают эквивалентные наблюдения вида $y_{\text{эKB},k} = x_k + n_{\text{эKB},k}$. В такой системе плотности вероятности $p(y_k|\tilde{x}_k, \alpha^j)$ будет соответствовать плотность вероятности $p(y_{\text{эKB},k}|\tilde{x}_k, \alpha^j)$. По аналогии с (17)

$$p(y_{\text{эKB},k}|\tilde{x}_k, \alpha^j) = \frac{1}{(2\pi \det(D_{\text{эKB},k}(\alpha^j)))^{N/2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}(y_{\text{эKB},k} - \tilde{x}_k(\alpha^j))D_{\text{эKB},k}(\alpha^j)^{-1}(y_{\text{эKB},k} - \tilde{x}_k(\alpha^j))\right\} \quad (19)$$

где

$$D_{\text{эKB},k}(\alpha^j) = W_k^{-1} + \tilde{D}_{x,k}(\alpha^j), (y_{\text{эKB},k} - \tilde{x}_k(\alpha^j)) = W_k^{-1}u_{d,k} \quad (20)$$

Размерность вектора эквивалентных наблюдений $y_{\text{эвб},k}$ равна 4, а размерность матрицы дисперсий $D_{\text{эвб},k}(\alpha^j)$ равна 4×4 , поэтому гораздо проще рассчитать $p(y_{\text{эвб},k} | \tilde{x}_k, \alpha^j)$ вместо $p(y_k | Y_0^{k-1}, \alpha^j)$.

Самоподстраивающаяся многоканальная система слежения за фазой с комплексным алгоритмом системы слежения за задержкой сигнала СРНС. Выражения (6), (9), (12), (8)-(16) и (19)-(20) полностью определяют алгоритм самоподстраивающейся многоканальной системы слежения за фазой сигнала (СМССФ). Однако, некорректно рассматривать систему слежения за фазой без учета работы системы слежения за задержкой (ССЗ). В АП СРНС как правило используется комплексный алгоритм слежения за задержкой огибающей, с поддержкой доплеровским смещением частоты радиосигнала от системы слежения за фазой.

Учитывая наличие дальномерного кода, наблюдения сигнала в дискретном виде на входе приемника можно записать следующим образом

$$y_{k,i} = h_{\text{ок}}(t_{k,i} - \tau_k^{\text{code}}) s_{k,i} + n_{k,i}, \quad (21)$$

где $h_{\text{ок}}(t_{k,i} - \tau_k)$ – модуляция дальномерным кодом, τ_k – задержка кода сигнала СРНС.

Выразив приращение задержки на интервале $t_{k-1} \dots t_k$ через приращение фазы на том же интервале, можно представить модель изменения задержки как:

$$\tau_k = \tau_{k-1} - \frac{(\hat{\varphi}_k - \hat{\varphi}_{k-1})}{2\pi f_0} + \xi_{\tau,k-1}, \quad (22)$$

где $\xi_{\tau,k-1} = \delta\varphi_{k-1} - \delta\varphi_k + \Delta_{\text{ион},k}$, $\Delta_{\text{ион},k}$ – поправка, обусловленная влиянием ионосферы, $\delta\varphi_{k-1}$, $\delta\varphi_k$ – ошибки оценивания фазы. Будем приближенно считать, что $\xi_{\tau,k-1}$ – ДБГШ с нулевым МО и СКО σ_{τ} .

Использование модели наблюдений сигнала (21) и модели изменения задержки (22) дает следующий алгоритм слежения за задержкой сигнала

$$\tilde{\tau}_k = \hat{\tau}_{k-1} - \frac{(\hat{\varphi}_k - \hat{\varphi}_{k-1})}{2\pi f_0}, \quad \hat{\tau}_k = \tilde{\tau}_k + K_1 u_{\text{д},\tau,k}, \quad (23)$$

где K_1 – коэффициент фильтра 1-го порядка, $u_{\text{д},\tau,k}$ – сигнал на выходе дискриминатора задержки огибающей.

Дискриминатор задержки огибающей, в случае когерентного приема, сигнала имеет вид, представленный в [20]

$$u_{\text{д},\tau,k} = -2 \cdot \frac{\Delta\tau}{\hat{A}_{kN}} (I_E^{\text{CC3}} - I_L^{\text{CC3}}), \quad (24)$$

где $\Delta\tau$ – расстройка компонент I_E^{CC3} и I_L^{CC3} по задержке,

$$\begin{aligned} I_E^{\text{CC3}} &= \sum_{i=0}^{N-1} y_{k,i} \tilde{A}_k h_{\text{ок}}(t_{k,i} - \tilde{\tau}_k + \Delta\tau) \tilde{s}_{k,i}^I, \\ I_L^{\text{CC3}} &= \sum_{i=0}^{N-1} y_{k,i} \tilde{A}_k h_{\text{ок}}(t_{k,i} - \tilde{\tau}_k - \Delta\tau) \tilde{s}_{k,i}^I. \end{aligned} \quad (25)$$

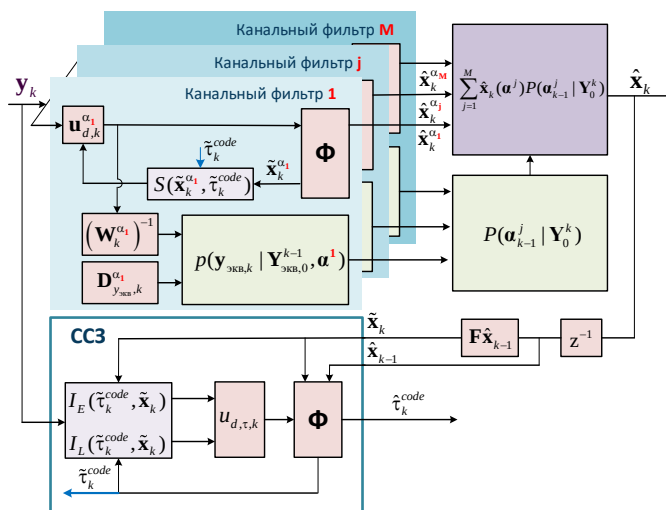
При формировании опорных сигналов для корреляционных сумм I_E и I_L используется экстраполированная оценка задержки, полученная от ССЗ. Экстраполированные оценки амплитуды, фазы, частоты и ускорения фазы в нашем случае получены от СМССФ.

Система СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ с поддержкой скорости изменения кодовой задержки от СМССФ представлена на рис. 1.

Условия статистического моделирования. Синтезированная СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ – сложная многомерная система. Основным методом исследования такого рода систем это статистическое моделирование.

При моделировании выбраны следующие параметры. Входной сигнал моделируется в частой шкале времени с периодом дискретизации $T_d = 100$ мкс. Оценка параметров сигнала в модели производится в более редкой шкале времени с шагом дискретизации $T = 20$ мс.

Ширина спектра флуктуаций ускорения фазы ν_k принята равной $\beta = 1 \text{ с}^{-1}$. СКО формирующего шума для отношения с/ш принято равным $\sigma_{\zeta} = 20$ дБГц/с.



Сравнение систем проводится в стационарных условиях низкой и высокой динамики, а также в нестационарных условиях. Под **низкой динамикой** подразумевается динамика фазы, обусловленная только динамикой ОГ. Под **высокой динамикой** подразумевается динамика, обусловленная динамикой ОГ и синусоидальным ускорением вдоль линии визирования амплитудой 10g и периодом 6,3 секунды, что дает амплитуду производной ускорения 10 g/c.

Сравниваются следующие характеристики систем:

- ♦ **Чувствительность** слежения за фазой при воздействии низкой динамики.
- ♦ **Чувствительность** слежения за фазой при воздействии высокой динамики.

Под чувствительностью слежения за фазой здесь будем понимать минимальное отношение сигнал/шум при котором вероятность срыва слежения за фазой в течении 100 секунд работы не более 0,5. Под срывом слежения за фазой будем понимать выход ошибки оценки фазы за пределы $\pm\pi$ рад.

Для определения чувствительности слежения за фазой набиралась статистика из 100 реализаций ошибок оценок фазы. Для каждой реализации отношение с/ш первые 5 секунд задается $c/\pi_{\max}$, далее резко снижается до $c/\pi_{\min}$ и остается на этом уровне 100 секунд. В конце реализации принимается решение о том, происходили ли срывы слежения за фазой или нет в течение последних 100 секунд. По 100 реализациям формируется вероятность срыва слежения за фазой.

В табл. 1 (колонка «Низкая динамика») представлены результаты, полученные в условиях низкой динамики при $c/\pi_{\max} = 15$ дБГц и $c/\pi_{\min} = 9,10,11$ дБГц.

Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что **чувствительность** слежения за фазой в условиях динамики опорного генератора составила около **9 дБГц** для СМССФ и около **10 дБГц** для СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ. Влияние ССЗ отразилось на чувствительности, она уменьшилась на 1 дБ.

В табл. 1 (колонка «Высокая динамика») представлены результаты, полученные в условиях высокой динамики при $c/\pi_{\max} = 25$ дБГц и $c/\pi_{\min} = 23,24,25$ дБГц.

Из представленных результатов можно сделать вывод о том, что **чувствительность** слежения за фазой в условиях высокой динамики составила около **24 дБГц** для СМССФ и для СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ. Влияние ССЗ не отразилось на чувствительности, она осталась на прежнем уровне, по сравнению.

Таблица 1

Вероятность срыва фазы в СМССФ и СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ

Вероятность срыва фазы					
Низкая динамика			Высокая динамика		
$c/\pi_{\min}$, дБГц	СМССФ с ССЗ	СМССФ	$c/\pi_{\min}$, дБГц	СМССФ с ССЗ	СМССФ
11	0.19	0.14	25	0.11	0.10
10	0.40	0.31	24	0.41	0.41
9	0.70	0.47	23	0.90	0.89

Работа СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ в нестационарных условиях. СМССФ разработана для обеспечения оптимальных характеристик слежения за фазой в нестационарных условиях как по отношению сигнал/шум, так и по динамике процесса фазы. В сценарии моделирования будем менять СКО ускорения фазы и отношение сигнал/шум скачкообразным образом. Известно, что в таких условиях алгоритмы слежения за фазой, оптимальные для априорно известной динамики и отношения сигнал/шум, не только не позволяют достичь потенциальных характеристик чувствительности и точности, но и не способны сохранить слежение за фазой.

Определяется возможность слежения за фазой в СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ в нестационарных условиях. Разработан сценарий моделирования со скачкообразным изменением отношения с/ш и динамики, что на практике, например, может соответствовать разгонам/торможениям автомобиля с приемной антенной (при движении в городе) и проездам под мостами и между высотными зданиями.

Таблица 2

Сценарий изменения отношения с/ш и СКО ускорения фазы

Время, сек	Отношение с/ш, дБГц	Динамика
0-2	50	Низкая динамика Только динамика ОГ.
2-12	10	
12-14	50	
14-15	24	
15-25	24	Высокая динамика синусоидальное ускорение 10g и синусоидальный рывок 10 g/s.
25-26	50	
26-34	24	
34-37	24	Низкая динамика Только динамика ОГ.
37-41	10	

Результаты работы СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ представлены на рис. 2.

Видно, что в СМССФ удалось сохранить слежение за фазой в условиях скачкообразно изменяющегося СКО ускорения фазы и отношения с/ш

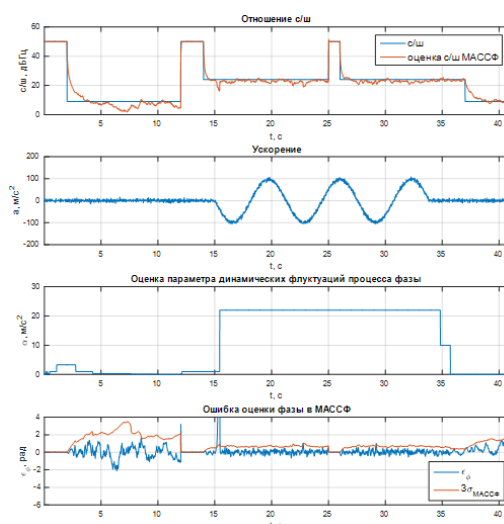


Рис. 2. Результаты работы СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ в нестационарных условиях

Закключение. Показано, что СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ способна обрабатывать скачок отношения сигнал/шум с 50 до 10 дБГц и обратно без потери слежения за фазой (в условиях низкой динамики). СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ способна сохранять слежение за фазой при скачкообразных переходах динамики между низкой (обусловленной только динамикой опорного генератора) и высокой (синусоидальное ускорение амплитудой 10g и синусоидальный рывок амплитудой 10 g/s) при отношении сигнал/шум 24 дБГц.

В условиях низкой динамики чувствительность слежения за фазой в СМССФ составила около **9 дБГц**. Влияние ССЗ отразилось на чувствительности СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ, уменьшилась на 1 дБ и составила **10 дБГц**. В условиях высокой динамики чувствительность слежения за фазой составила около **24 дБГц** как для СМССФ так и для СМССФ с комплексным алгоритмом ССЗ.

Таким образом, в реальных условиях, когда динамика объекта и отношения с/ш принимаемых сигналов меняются непредсказуемым образом, СМССФ сохраняет слежение за фазой в гораздо более широком диапазоне условий, чем неадаптивная система слежения за фазой.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Шаврин В.В., Тисленко В.И., Лебедев В.Ю., Конаков А.С., Филимонов В.А., Кравец А.П. Квази-оптимальная оценка параметров сигналов ГНСС в режиме когерентного приёма с использованием алгоритма сигма-точечного фильтра Калмана // *Гироскопия и навигация*. – 2016. – № 3 (94). – С. 26-37.
2. Шаврин В.В., Тисленко В.И., Лебедев В.Ю., Филимонов В.А., Конаков А.С. Сигма-точечный алгоритм фильтра Калмана в задаче оценки параметров сигналов ГНСС в некогерентном режиме слежения в аппаратуре автономной навигации космических аппаратов // *Гироскопия и навигация*. – 2018. – Т. 26, № 3. – С. 23-39.
3. Jong-Hoon Won and Bernd Eissfeller. A Tuning Method Based on Signal-to-Noise Power Ratio for Adaptive PLL and its Relationship with Equivalent Noise Bandwidth // *IEEE Communications Letters*. – February 2013. – Vol. 17, No. 2. – P. 393-396.
4. Jong-Hoon Won. A Novel Adaptive Digital Phase-Lock-Loop с комплексным алгоритмом CCЗ в нестационарных с комплексным алгоритмом CCЗ в нестационарных p for Modern Digital GNSS Receivers // *IEEE Communications Letters*. – January 2014. – Vol. 18, No. 1. – P. 46-49.
5. Dah-Jing Jwo and Sheng-Hung Wang. Adaptive Fuzzy Strong Tracking Extended Kalman Filtering for GPS Navigation // *IEEE Sensors Journal*. – May 2007. – Vol. 7, No. 5. – P. 778-789.
6. Jordi Vilà-Valls, Pau Closas, Carles Fernández-Prades, Jose A. López-Salcedo, and Gonzalo Seco-Granados. Adaptive GNSS Carrier Tracking Under Ionospheric Scintillation: Estimation vs. Mitigation // *IEEE Communications letters*. – June 2015. – Vol. 19, No. 6. – P. 961-964.
7. Emanuela Falletti, Marco Pini, Letizia Lo Presti. Low Complexity Carrier-to-Noise Ratio Estimators for GNSS Digital Receivers // *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*. – January 2011. – Vol. 47, No. 1. – P. 420-437.
8. Перов А.И. Статистическая теория радиотехнических систем: учеб. пособие. – 2-е изд. перераб. и доп. – М.: Радиотехника, 2022. – 840 с.
9. Demetrios G. Lainiotis. Partitioning: A Unifying framework for adaptive systems, I: Estimation // *IEEE*. – August 1976. – Vol. 64, No. 8. – P. 1126-1143.
10. Перов А.И. Адаптивная фильтрация сообщений с неизвестными статистическими характеристиками // *Известия вузов СССР. Серия: Радиоэлектроника*. – 1980. – Т. 23, № 4. – С. 40-45.
11. Перов А.И. Адаптация линейных систем фильтрации // *Радиотехника и электроника*. – 1987. – Т. 33, № 8. – С. 40-45.
12. Первачев С.В., Перов А.И. Адаптивная фильтрация сообщений. – М.: Радио и связь, 1991. – 160 с.
13. Magill D.T. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes // *IEEE Transactions on Automatic Control*. – 1965. – AC-10. – P. 434-439.
14. Rong Li and V. Jilkov. Survey of maneuvering target tracking. Part V. multiple-model methods // *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. – 2005. – Vol. 41, No. 4. – P. 1255-1321.
15. Sebastian Dinger. State estimation with the Interacting Multiple Model (IMM) method. – <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.04875> – июль 2022 г.
16. Перов А.И., Замолодчиков В.Н., Чиликин В.М. Радиоавтоматика: учебник для вузов. – М.: Радиотехника, 2014. – 320 с.
17. Understanding GPS: Principles and Applications / ed. by E.D. Kaplan. – Artech House, Inc., Norwood, Massachusetts, 1996. – P. 86-92.
18. Шатилов А.Ю. Использование критерия срыва слежения при оценке помехоустойчивости следящих систем // *Радиотехника*. – 2010. – № 11. – С. 25-33.
19. Шатилов А.Ю. Исследование кратковременных нестабильностей кварцевых опорных генераторов для применения в НАП // *Радионавигационные технологии*. – 2013. – № 3. – С. 86-92.
20. Бакитько Р.В., Дворкин В.В., Карутин С.Н., Корогодин И.В., Нагин И.А., Перов А.И., Поваляев А.А., Фаткулин Р.Ф., Шатилов А.Ю. ГЛОНАСС. Модернизация и перспективы развития: монография / под ред. А.И. Перова. – М.: Радиотехника, 2020. – 1072 с.

REFERENCES

1. Shavrin V.V., Tislenko V.I., Lebedev V.Yu., Konakov A.S., Filimonov V.A., Kravets A.P. Kvazi-optimal'naya otsenka parametrov signalov GNSS v rezhime kogerentnogo priema s ispol'zovaniem algoritma sigma-tochechnogo fil'tra Kalmana [Quasi-optimal estimation of GNSS signal parameters in coherent reception mode using the Kalman sigma-point filter algorithm], *Giroskopiya i navigatsiya* [Gyroscopy and Navigation], 2016, No. 3 (94), pp. 26-37.
2. Shavrin V.V., Tislenko V.I., Lebedev V.Yu., Filimonov V.A., Konakov A.S. Sigma-tochechnyy algoritm fil'tra Kalmana v zadache otsenki parametrov signalov GNSS v nekogerentnom rezhime slezheniya v apparature avtonomnoy navigatsii kosmicheskikh apparatov [Sigma-point Kalman filter algorithm in the problem of estimating GNSS signal parameters in incoherent tracking mode in autonomous navigation equipment of spacecraft], *Giroskopiya i navigatsiya* [Gyroscopy and Navigation], 2018, Vol. 26, No. 3, pp. 23-39.

3. Jong-Hoon Won and Bernd Eissfeller. A Tuning Method Based on Signal-to-Noise Power Ratio for Adaptive PLL and its Relationship with Equivalent Noise Bandwidth, *IEEE Communications Letters*, February 2013, Vol. 17, No. 2, pp. 393-396.
4. Jong-Hoon Won. Novel Adaptive Digital Phase-Lock-Loop s kompleksnym algoritmom SSZ v nestatsionarnykh s kompleksnym algoritmom SSZ v nestatsionarnykh p for Modern Digital GNSS Receivers [Novel Adaptive Digital Phase-Lock-Loop with Complex Algorithm for Non-Stationary Phase-Lock-Loop with Complex Algorithm for Non-Stationary Phase-Lock-Loop p for Modern Digital GNSS Receivers], *IEEE Communications Letters*, January 2014, Vol. 18, No. 1, pp. 46-49.
5. Dah-Jing Jwo and Sheng-Hung Wang. Adaptive Fuzzy Strong Tracking Extended Kalman Filtering for GPS Navigation, *IEEE Sensors Journal*, May 2007, Vol. 7, No. 5, pp. 778-789.
6. Jordi Vilà-Valls, Pau Closas, Carles Fernández-Prades, Jose A. López-Salcedo, and Gonzalo Seco-Granados. Adaptive GNSS Carrier Tracking Under Ionospheric Scintillation: Estimation vs. Mitigation, *IEEE Communications letters*, June 2015, Vol. 19, No. 6, pp. 961-964.
7. Emanuela Falletti, Marco Pini, Letizia Lo Presti. Low Complexity Carrier-to-Noise Ratio Estimators for GNSS Digital Receivers, *IEEE Transactions on aerospace and electronic systems*, January 2011, Vol. 47, No. 1, pp. 420-437.
8. Perov A.I. Statisticheskaya teoriya radiotekhnicheskikh sistem: ucheb. posobie [Statistical theory of radio engineering systems: a tutorial]. 2nd ed. Moscow: Radiotekhnika, 2022, 840 p.
9. Demetrios G. Lainiotis. Partitioning: A Unifying framework for adaptive systems, I: Estimation, *IEEE*, August 1976, Vol. 64, No. 8, pp. 1126-1143.
10. Perov A.I. Adaptivnaya fil'tratsiya soobshcheniya s neizvestnymi statisticheskimi kharakteristikami [Adaptive filtering of messages with unknown statistical characteristics], *Izvestiya vuzov SSSR. Seriya: Radioelektronika* [News of USSR Universities. Series: Radio Electronics], 1980, Vol. 23, No. 4, pp. 40-45.
11. Perov A.I. Adaptatsiya lineynykh sistem fil'tratsii [Adaptation of linear filtering systems], *Radiotekhnika i elektronika* [Radio Engineering and Electronics], 1987, Vol. 33, No. 8, pp. 40-45.
12. Pervachev S.V., Perov A.I. Adaptivnaya fil'tratsiya soobshcheniy [Adaptive filtering of messages]. Moscow: Radio i svyaz', 1991, 160 p.
13. Magill D.T. Optimal adaptive estimation of sampled stochastic processes, *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1965, AC-10, pp. 434-439.
14. Rong Li and V. Jilkov. Survey of maneuvering target tracking. Part V. multiple-model methods, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, Vol. 41, No. 4, pp. 1255-1321.
15. Sebastian Dinger. State estimation with the Interacting Multiple Model (IMM) method. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.04875> – July 2022.
16. Perov A.I., Zamolodchikov V.N., Chilikin V.M. Radioavtomatika: uchebnik dlya vuzov [Radioautomation: a textbook for universities]. Moscow: Radiotekhnika, 2014, 320 p.
17. Understanding GPS: Principles and Applications, ed. by E.D. Kaplan. Artech House, Inc., Norwood, Massachusetts, 1996, pp. 86-92.
18. Shatilov A.Yu. Ispol'zovanie kriteriya sryva slezheniya pri otsenke pomekhoustoychivosti sledyashchikh sistem [Using the tracking failure criterion to assess the noise immunity of tracking systems], *Radiotekhnika* [Radio engineering], 2010, No. 11, pp. 25-33.
19. Shatilov A.Yu. Issledovanie kratkovremennykh nestabil'nostey kvartsevykh opornykh generatorov dlya primeneniya v NAP [Study of short-term instabilities of quartz reference oscillators for use in NAP], *Radionavigatsionnye tekhnologii* [Radio navigation technologies], 2013, No. 3, pp. 86-92.
20. Bakit'ko R.V., Dvorkin V.V., Karutin S.N., Korogodin I.V., Nagin I.A., Perov A.I., Povalyaev A.A., Fatkulin R.F., Shatilov A.Yu. GLONASS. Modernizatsiya i perspektivy razvitiya: monografiya [GLONASS. Modernization and development prospects: monograph], red. by A.I. Perova. Moscow: Radiotekhnika, 2020, 1072 p.

Черкасова Анастасия Алексеевна – Акционерное общество «Конструкторское бюро навигационных систем»; e-mail: PotrikeeveAA@mpei.ru; г. Москва, Россия; тел.: 84956656148; инженер-программист 1 кат.; аспирант («Научно-исследовательский институт «Московский энергетический университет»).

Шатилов Александр Юрьевич – Акционерное общество «Конструкторское бюро навигационных систем»; e-mail: shatilov@navis.ru; г. Москва, Россия; тел.: 84956656148; начальник отделения базовых технологий ИНС; к.т.н.

Cherkasova Anastasia Alekseevna – Joint Stock Company “KB NAVIS”; e-mail: PotrikeeveAA@mpei.ru; Moscow, Russia; phone: +74956656148; Software engineer 1st cat., graduate student («National Research Institute «Moscow Power Engendering Institute»).

Shatilov Alexander Yurievich – Joint Stock Company “KB NAVIS”; e-mail: shatilov@navis.ru; Moscow, Russia; phone: +74956656148; head of the Department of Basic Technologies of INS; cand. of eng. sc.