УДК 621.3

СИНТЕЗ ЦИФРОВОГО НИЗКОЧАСТОТНОГО КВАЗИГАУССОВСКОГО ФИЛЬТРА ДЛЯ СНИЖЕНИЯ ШУМОВ В ПУАССОНОВСКИХ НАБЛЮДЕНИЯХ

© В. Е. Чинкин¹, В. Г. Гетманов^{1,2}, И. И. Яшин^{1,3}

¹ Геофизический центр РАН, 119256, Москва, ул. Молодёжная, 3 ² Институт физики Земли РАН, 123242, Москва, Б. Грузинская ул., 10, стр. 1 ³ Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», 115409, Москва, Каширское шоссе, 31 E-mail: vgetm2015@yandex.ru

Рассмотрен синтез цифрового низкочастотного квазигауссовского фильтра с конечной импульсно-переходной характеристикой, единичным коэффициентом усиления на нулевых частотах и неотрицательными весовыми коэффициентами. Фильтр предназначен для снижения шумов в пуассоновских наблюдениях. Использовалась гауссовская функция для фильтра-прототипа, формировался аппроксимационный функционал. Для синтеза применялась стохастическая глобальная минимизация данного функционала с помощью модифицированного алгоритма имитации «отжига». Квазигауссовский фильтр исследовался на модельных и экспериментальных пуассоновских наблюдениях, подтверждена его эффективность.

Ключевые слова: пуассоновские наблюдения, цифровая фильтрация, квазигауссовский фильтр, алгоритм имитации «отжига», стохастический поиск, глобальная минимизация.

DOI: 10.15372/AUT20210414

Введение. Рассматриваются временные ряды из целых неотрицательных чисел — количеств частиц излучений в общем случае произвольной природы, которые регистрируются приборами-счётчиками. Предполагается, что результаты регистраций являются случайными и распределёнными по пуассоновскому закону, который характеризуется математическим ожиданием (MO) — средним количеством зарегистрированных частиц в единицу времени, и дисперсией, численное значение которой равняется MO. Шумы пуассоновских наблюдений пропорциональны их MO. Информация о процессах, порождающих пуассоновские наблюдения, может содержаться в величинах их MO.

В данной работе произведены: разработка процедуры синтеза низкочастотного КИХфильтра (с конечно-импульсной характеристикой) с единичным коэффициентом усиления на нулевых частотах, который обеспечивает снижение интенсивности высокочастотных шумов для временны́х рядов пуассоновских наблюдений, и неотрицательными весовыми коэффициентами; оценивание эффективности синтезированного КИХ-фильтра. Особенность синтезируемого здесь КИХ-фильтра состоит в обеспечении на его основе распознавания малых по величине и длительности флуктуаций МО в пуассоновских наблюдениях.

Задачи цифровой обработки временны́х рядов пуассоновских наблюдений приборовсчётчиков элементарных частиц альфа-, бета-, гамма-излучений, счётчиков фотонов, медленных нейтронов, мюонов и др. [1] являются актуальными для предметных областей экспериментальной физики и измерительной техники. Однако следует отметить, что в основном существующие подходы к цифровой обработке-фильтрации в рассматриваемых областях оказываются недостаточно эффективными. Так, стандартные КИХ-фильтры [2, 3] не в полной мере являются подходящими, поскольку обычные требования одновременного снижения шумов и обеспечения распознавания указанных флуктуаций МО трудновыполнимы. Технология «count time series» (CTS), созданная для временны́х рядов наблюдений случайных целых неотрицательных чисел для специальных предметных областей [4, 5], не адекватна рассматриваемой в данной работе постановке из-за того, что законы распределения наблюдений CTS существенно отличаются от пуассоновских.

Материалы работы ориентированы на КИХ-фильтрацию наблюдений мюонного годоскопа (МГ) УРАГАН (НИЯУ МИФИ) [6, 7] — компьютеризированного измерительного прибора, который производит оценивание интенсивности мюонных потоков путём подсчёта зарегистрированных в его апертуре мюонов для системы телесных углов с установленным шагом дискретности и формирует МГ-наблюдения.

1. Постановка задачи. Синтезируемый КИХ-фильтр представляется следующим разностным уравнением:

$$x(k) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s y(k-s), \qquad k = 1, 2, \dots,$$
(1)

где $r_0 = s_0 + 1$ — размерность КИХ-фильтра; $a_s, s = 0, 1, \ldots, s_0$, — весовые коэффициенты; $a^{\top} = (a_0, a_1, \ldots, a_{s_0})$ — вектор параметров; x(k) — выходной временной ряд; y(k) — входной временной ряд наблюдений. Передаточная функция (ПФ) $H(j\omega T, a)$ КИХ-фильтра (1) зависит от ω — частотного параметра и T — шага дискретности:

$$H(j\omega T, a) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s e^{-j2\pi\omega Ts} .$$
 (2)

Для (2) вводится нормированная частота $w, \omega T = w\pi, 0 \leq w \leq 1,0, и$ производятся вычисления её дискретных значений $dw = 1,0/L_0, w_l = dw(l-1), l = 1,...,L, L = L_0 + 1.$ Амплитудно-частотная характеристика (АЧХ) |H(jw,a)| для $w_l, l = 1,...,L$, записывается на основе ПФ (2):

$$H(w_l, a) = |H(jw_l, a)| = (H_1^2(w_l, a) + H_2^2(w_l, a))^{1/2};$$

$$H_1(w_l, a) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s C_s(w_l); \qquad H_2(w_l, a) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s S_s(w_l);$$
(3)

$$C_s(w_l) = \cos(2\pi w_l s), \qquad S_s(w_l) = \sin(2\pi w_l s), \qquad s = 0, 1, \dots, s_0.$$

Частота среза $w_c = w_c(a)$ для АЧХ (3) находится из равенства $H^2(w_c, a) = 0.5$.

Гауссовская функция, обозначаемая как $H_0(w, w_{c0})$ и используемая как АЧХ для синтеза низкочастотного КИХ-фильтра, представляется следующей формулой:

$$H_0(w, w_{c0}) = e^{-(w/w_{c0})^2},$$
(4)

где w_{c0} связывается с частотой среза w_c посредством равенства $H_0^2(w_c, w_{c0}) = 0.5$.

Формируется аппроксимационный функционал $S_0(H_0, a)$ — мера близости функций АЧХ фильтра-прототипа $H_0(w_l, w_c)$ и синтезируемого КИХ-фильтра $H(w_l, a)$:

$$S_0(H_0, a) = \sum_{l=1}^{L} \left[\left(\sum_{s=0}^{s_0} a_s C_s(w_l) \right)^2 + \left(\sum_{s=0}^{s_0} a_s S_s(w_l) \right)^2 - H_0^2(w_l, w_c) \right]^2.$$
(5)

Амплитудно-частотная характеристика $H(w_l, a)$ (3) является полигармонической функцией. Если для АЧХ фильтра-прототипа её производная по частоте подвержена сильным изменениям, то АЧХ синтезируемого фильтра на основе аппроксимации полигармонической функцией будет содержать колебания, обусловленные так называемым эффектом Гиббса. Их уменьшение обычно достигается за счёт выбора достаточно гладкой гауссовской (4) функции АЧХ фильтра-прототипа.

Синтезируемый низкочастотный КИХ-фильтр должен удовлетворять следующим условиям.

1. Коэффициент усиления данного фильтра для w = 0 должен равняться единице, чтобы не искажались МО в отфильтрованных наблюдениях. Воспользуемся (3) и получим условие

$$1 = H(0, a) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s, \quad a \in A_1, \quad A_1 = \left\{a: \left(1 = \sum_{s=0}^{s_0} a_s\right)\right\}.$$
 (6)

2. Весовые коэффициенты данного фильтра должны быть неотрицательными, чтобы отфильтрованные пуассоновские наблюдения принимали гарантированно неотрицательные значения. Подобное свойство может быть обеспечено условием

$$a \in A_2, \qquad A_2 = \{a: (a_s \ge 0, \ s = 0, 1, \dots, s_0)\}.$$
 (7)

3. Размерность r_0 и частота среза w_c фильтра должны быть малыми. Малая размерность необходима для обеспечения распознавания малых по длительности флуктуаций МО в наблюдениях, малая величина w_c — для снижения шумов.

Постановка задачи синтеза предполагаемого фильтра состоит в минимизации функционала $S_0(H_0, a)$ с учётом условий 1–3:

$$a^{\circ} = \arg \Big\{ \min_{a \in A_1, \ a \in A_2} S_0(H_0, a) \Big\}.$$
 (8)

Результат синтеза по (8) можно обозначить как квазигауссовский фильтр (КФ). Решение задачи (8) целесообразно осуществлять прямыми минимизационными методами нулевого порядка [8], приспособленными к условиям (6), (7). Однако из-за того, что функционал (5) является многоэкстремальным, традиционные прямые методы не обеспечивают успешной минимизации из-за возможных так называемых «застреваний».

2. Синтез квазигауссовского цифрового фильтра.

Для АЧХ фильтра-прототипа $H_{0r} = H(w, w_{c,r})$ установим значения параметров $w_{c0,r} = 0, 1r, r = 1, \ldots, 4$, с использованием (4) найдём соответствующие частоты среза $w_{c,r} : w_{c,1} = 0,083, w_{c,2} = 0,166, w_{c,3} = 0,249, w_{c,4} = 0,332$, которые примем в качестве задаваемых.

Синтез КФ осуществим на основе стохастической глобальной минимизации функционала (5) с помощью оптимизационного алгоритма имитации «отжига» [9, 10]. Воспользуемся программой simulannealbnd.mat из Global Optimization Toolbox Matlab [11], которую модифицируем для учёта равенства (6) с помощью штрафной функции для (5).

Для (8) будем выполнять итерационные процедуры «отжига» — минимизации с помощью поисковых переходов в пространстве параметров задачи из состояния с номером nв состояние с номером n+1 путём выработки случайных нормально распределённых векторов приращений для переходов с $N(0, \sigma_n^2)$, где σ_n^2 — дисперсия приращений параметров, $\sigma_n^2 = T_n = T_0 (T_f/T_0)^{((n-1)/(N_f-1))}$, T_n — понижающая температура «отжига», $T_0 = 0.01$,



Рис. 1. АЧХ $w_{c,1} = 0,083$ — частота среза фильтра-прототипа: 1 — $H_{01} = |H(w, w_{c,1})|,$ 2 — $H_{g1} = |H(w, w_{cg,1})|,$ 3 — $H_{f1} = |H(w, w_{cf,1})|$

Рис. 2. АЧХ $w_{c,2} = 0,166$ — частота среза фильтра-прототипа: 1 — $H_{02} = |H(w, w_{c,2})|, 2 - H_{g2} = |H(w, w_{cg,2})|, 3 - H_{f2} = |H(w, w_{cf,2})|$

 $T_f=0.01T_0$ — задаваемые начальная и конечная температуры, $N_f=20\,000$ — число итераций.

Минутные МГ-наблюдения, для которых предназначался КФ, были взяты из [7]. Согласно произведённому предварительному анализу данных минимальная длительность интервалов флуктуаций МО составляла $\approx 20{-}30$ мин. Для КФ была принята размерность $r_0 = 8$, которая потенциально позволяла осуществить распознавание флуктуаций с указанной длительностью в рассматриваемых МГ-наблюдениях.

Параметр L — число дискретных нормированных частот w_l для вычисления функционала (5) в диапазоне $0 \leq w_l \leq 1,0$ — принимался равным 100. Полигармоническая функция АЧХ |H(jw)| (3) была сформирована из составляющих, совершающих $1, 2, \ldots, s_0$ колебаний в диапазоне $0 \leq w_l \leq 1,0$. Для принятого значения L на один период полигармонической составляющей с номером s_0 в (3) приходилось ≈ 15 точек дискретизации частот w_l , $l = 1, \ldots, L$, что обеспечивало достаточно точное вычисление функционала (5).

В результате работы модуля из [11] были вычислены оптимальные векторы коэффициентов синтезированных КФ. Их АЧХ аппроксимировали АЧХ фильтров-прототипов; были определены частоты среза для АЧХ КФ: $w_{cg,r}$, $r = 1, \ldots, 4$: $w_{cg,1} = 0,179$, $w_{cg,2} = 0,202$, $w_{cg,3} = 0,251$, $w_{cg,4} = 0,334$.

В целях сравнения были синтезированы стандартные КИХ-фильтры с помощью программы fir1.mat [3]. Следует отметить, что процедуры синтеза стандартных КИХфильтров с применением методов окна, частотных выборок и обратного преобразования Фурье и т. д. [12, 13] отличаются вариантами реализуемых аппроксимаций.

Для синтеза стандартных КИХ-фильтров по методу окна [3] назначалась размерность r_0 (разд. 2) и их частоты среза принимались равными задаваемым частотам среза фильтра-прототипа. Найденные частоты среза $w_{cf,r}$, $r = 1, \ldots, 4$, принимали значения $w_{cf,1} = 0.255$, $w_{cf,2} = 0.295$, $w_{cf,3} = 0.355$, $w_{cf,4} = 0.422$. На рис. 1–4 показаны АЧХ $H_{0r} = |H(w, w_{c,r})|$, $H_{gr} = |H(w, w_{cg,r})|$, $H_{fr} = |H(w, w_{cf,r})|$ фильтра-прототипа — кривая 1, КФ — кривая 2, КИХ-фильтра — кривая 3.

Анализ результатов синтеза на основе рис. 1–4 позволил заключить, что АЧХ предложенных КФ в случае малых размерностей характеризовались существенно лучшим приближением к АЧХ фильтров-прототипов, чем АЧХ стандартных КИХ-фильтров; благода-



Рис. 3. АЧХ $w_{c,3} = 0,249$ — частота среза фильтра-прототипа: 1 — $H_{03} = |H(w, w_{c,3})|, 2 - H_{g3} = |H(w, w_{cg,3})|, 3 - H_{f3} = |H(w, w_{cf,3})|$

Рис. 4. АЧХ $w_{c,4} = 0,332$ — частота среза фильтра-прототипа: 1 — $H_{04} = |H(w, w_{c,4})|, 2 - H_{g4} = |H(w, w_{cg,4})|, 3 - H_{f4} = |H(w, w_{cf,4})|$

ря данному обстоятельству КФ должны обеспечивать в большей степени снижение шумов в пуассоновских наблюдениях, чем стандартные КИХ-фильтры.

3. Исследование эффективности квазигауссовского фильтра на модельных и экспериментальных нормированных пуассоновских наблюдениях.

Рассматривалось вычисление оценок среднеквадратичных значений (СКЗ) $\sigma_{x,g}^{\circ}$ и $\sigma_{x,f}^{\circ}$ сигналов на выходе из КФ и стандартного КИХ-фильтра в зависимости от математических ожиданий m_{ps} исходных модельных пуассоновских МГ-наблюдений. Сравнивались возможности КФ и стандартных КИХ-фильтров по снижению шумов.

При формировании модельных наблюдений учитывалась существенная конструктивная особенность МГ, которая состояла в том, что исходные МГ-наблюдения создавались на основе подсчёта количеств $y(T_{0k}, Tk)$ зарегистрированных в МГ частиц для интервалов регистрации со случайными длительностями T_{0k} , распределённых по равномерному закону в диапазоне $T_{\min} \leq T_{0k} \leq T_{\max}, T_{\max} \leq T$. Вследствие этого для всех расчётов, в том числе и для КФ, применялись нормированные МГ-наблюдения $\bar{y}(Tk)$, которые представляли собой количества зарегистрированных частиц, приведённых к одной секунде с помощью нелинейного преобразования нормировки $\bar{y}(Tk) = y(T_{0k}, Tk)/T_{0k}$.

Вычисление рассматриваемых оценок СКЗ на основе определения моментных характеристик для случайных $\bar{y}(Tk)$ приводило бы к использованию достаточно громоздких формул. Для оценивания СКЗ сигналов на выходах указанных фильтров в целях упрощения расчётов был применён метод статистических испытаний [14], базирующийся на моделях нормированных МГ-наблюдений. Применялись программы poissrnd.mat и rand.mat [15] для генерирования случайных пуассоновских чисел $y(T_{0k}, Tk)$ и случайных равномерно распределённых чисел T_{0k} для формирования модельных нормированных реализаций $\bar{y}_m(Tk) = y_m(T_{0k}, Tk)/T_{0k}, \ k = 1, \ldots, k_{f1}, \ m$ — номер реализации, $m = 1, \ldots, M,$ M = 100— число реализаций, $T_{\min} = 57$ с, $T_{\max} = 60$ с, $k_{f1} = 1500$. Математические ожидания исходных модельных пуассоновских МГ-наблюдений принимали значения $m_{ps}(n) = 20/2^{n-1}, \ n = 1, \ldots, 6.$

Реализации $\bar{y}_m(m_{ps}, Tk)$ подавались на входы КФ и стандартного КИХ-фильтра с параметрами $r_0, w_{cg,2}$ и $w_{cf,2}$ (разд. 2). В результате статистических испытаний формировались реализации с выходов КФ и КИХ-фильтра; на их основе по элементарным формулам



Рис. 5. Оценки СКЗ фильтрации $\sigma^{\circ\top} = (\sigma_y^{\circ}, \sigma_{x,f}^{\circ}, \sigma_{x,g}^{\circ})$ в зависимости от нормированных математических ожиданий m_{ps}

статистики [16] вычислялись рассматриваемые оценки СКЗ в зависимости от m_{ps} . Дополнительно вычислялись оценки СКЗ σ_y° нормированных пуассоновских наблюдений на входе фильтров. На рис. 5 представлены результаты оценивания СКЗ в зависимости от m_{ps} : 1 — σ_y° , 2 — $\sigma_{x,f}^{\circ}$, 3 — $\sigma_{x,g}^{\circ}$.

Анализ полученных результатов статистических испытаний позволил сделать вывод, что КФ обеспечивал достаточно удовлетворительное снижение шумов в модельных наблюдениях: в среднем по m_{ps} CK3 $\bar{\sigma}_{x,g}^{\circ}$ для КФ приблизительно на 25–30 % меньше CK3 шумов $\bar{\sigma}_{x,f}^{\circ}$ для стандартного КИХ-фильтра и в среднем по m_{ps} CK3 $\bar{\sigma}_{x,g}^{\circ}$ меньше σ_{y}° в ≈ 2.8 раза.

Здесь было произведено исследование эффективности КФ на экспериментальных нормированных МГ-наблюдениях. Рассмотрены возможности использования КФ для распознавания малых флуктуационных понижений МО. Для минутных экспериментальных нормированных наблюдений $\bar{y}_E(Tk)$ были сформированы понижения МО на основе модельной модулирующей кусочно-постоянной функции $\mu(k)$: $\mu(k) = 1$ для $k = 1, \ldots, k_0$, $\mu(k) = 1 - d\mu$ п $k = k_0 + 1, \ldots, k_0 + \Delta k$, $\mu(k) = 1$ для $k_0 + \Delta k + 1, \ldots, k_{f2}$, $\bar{y}_{E,\mu}(Tk) = \bar{y}_E(Tk)\mu(k)$, $k = 1, \ldots, k_{f2}$, где $d\mu$ — величина модельного понижения, $T\Delta k$ — длительность модельного интервала понижения МО, $k_{f2} = 1440$ (дата наблюдений: 15.07.2015 г.). Для статистических испытаний формировался ряд начальных целочисленных $k_0 = k_{0,m}$, выбранных случайным образом около средней величины $\bar{k}_0 = 300$, $m = 1, \ldots, M$, M = 100 — число реализаций, $\Delta k(l) = 25 \cdot 2^{l-1}$, $l = 1, \ldots, 5$, и $d\mu(n) =$ = 0,02+0,01(n-1), $n = 1, \ldots, 4$. На основе метода статистических испытаний [14] в области без понижений вычислялась оценка $m_{E,y}^{\circ}$, в области понижений вычислялись оценки МО $m_{E,\mu}^{\circ}(l,n)$ и СКЗ $\sigma_{E,\mu}^{\circ}(l,n)$ в зависимости от $\Delta k(l)$, $l = 1, \ldots, 5$, $d\mu(n)$, $n = 1, \ldots, 4$, и на их основе вычислялись оценки коэффициентов распознавания

$$\varepsilon(l,n) = \sigma_{E,\mu}^{\circ}(l,n) / (m_{Ey}^{\circ} - m_{E,\mu}^{\circ}(l,n)), \qquad l = 1, \dots, 5, \quad n = 1, \dots, 4.$$
(9)

На рис. 6 изображены графики расчётов оценок коэффициентов распознавания $\varepsilon(l, n)$ в зависимости от $T\Delta k = T\Delta k(l), l = 1, \ldots, 4$, и понижения МО: $1 - d\mu = 0, 02, 2 - d\mu = 0, 03, 3 - d\mu = 0, 04, 4 - d\mu = 0, 05$. Физический смысл введённых коэффициентов распознавания вполне прозрачен: чем меньше данный коэффициент, тем успешнее возможно распознавание понижения МО. Примем, что успешное распознавание понижения может быть осуществлено при выполнении условия $\varepsilon(l, n) \leq \varepsilon_0, \varepsilon_0 = 0,7-0,8$; пунктиром отмечен порог $\varepsilon_0 = 0,75$. На рис. 6 видно, что распознавание понижения МО с $d\mu = 5$ % достигалось при



Рис. 6. Оценки коэффициентов распознавания $\varepsilon(l, n)$

длине интервала $\Delta k \gtrsim 50$ мин, с $d\mu = 4 \%$ — при $\Delta k \gtrsim 70$ мин. Применение стандартного КИХ-фильтра соответствовало повышению числителя для (9) на 25–30 %, что приводило к ухудшению возможностей распознавания понижений МО. Так, распознавание понижения с $d\mu = 5 \%$ реализовывалось при длине интервала $\Delta k \gtrsim 80$ мин.

Предлагаемый КФ благодаря характеристикам, полученным в результате синтеза, может успешно использоваться для низкочастотной фильтрации в разнообразных информационных и управляющих системах, например для радиолокационных устройств или в системах управления движением летательных аппаратов, описанных в [17, 18].

Заключение. Синтезированный низкочастотный КФ с единичным коэффициентом усиления на нулевых частотах и неотрицательными весовыми коэффициентами для снижения шумов в пуассоновских наблюдениях, основанный на стохастической глобальной минимизации с помощью модифицированного алгоритма имитации «отжига», оказался эффективным.

Исследование КФ на модельных МГ-наблюдениях подтвердило его удовлетворительные возможности по снижению шумов: в среднем величина СКЗ $\bar{\sigma}_{x,g}^{\circ}$ для КФ приблизительно на 25–30 % была меньше СКЗ шумов $\bar{\sigma}_{x,f}^{\circ}$ для стандартного КИХ-фильтра, в среднем величина СКЗ $\bar{\sigma}_{x,g}^{\circ}$ была меньше σ_{y}° в $\approx 2,8$ раза.

Исследование КФ на экспериментальных наблюдениях позволило сделать вывод о его удовлетворительных возможностях по распознаванию малых по величине и длительности флуктуаций МО. Распознавание понижений МО с $d\mu = 5$ % достигалось при длине интервала $\Delta k \gtrsim 50$ мин, $d\mu = 4$ % — при $\Delta k \gtrsim 70$ мин; применение стандартного КИХ-фильтра приводило к ухудшению возможностей распознаваний понижений МО. Так, распознавание понижений с $d\mu = 5$ % реализовывалось при $\Delta k \gtrsim 80$ мин.

Предлагаемый КФ имеет благоприятную перспективу использования в многочисленных приложениях, таких как оценивание интенсивностей потоков мюонов для мюонных телескопов и цифровая обработка информации счётчиков частиц для экспериментальной физики и измерительной техники.

Финансирование. Работа выполнена при поддержке Российского научного фонда (грант № 17-17-01215-П).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Grupen C., Shwartz B. Particle Detectors. 2-nd ed. Cambridge University Press, 2008. 676 p.

2. Taylor F. J. Digital Filters: Principles and Applications. New-York: J. Wiley & Sons, 2011. 312 p.

- 3. Filter Design Matlab Toolbox. URL: http://matlab.exponenta.ru (дата обращения: 23.10.2020).
- Manolacis D., Bosowski N., Ingle V. K. Count Time-Series Analysis: A signal processing perspective // IEEE Signal Processing Magazine. 36, N 3. 2019. P. 64–81.
- 5. Cameron A. C., Trivedi P. K. Regression Analysis of Count Data. Cambridge U.K.: Cambridge Univ. Press, 2013. 556 p.
- Yashin I. I., Astapov I. I., Barbashina N. S. et al. Real-time data of muon hodoscope URAGAN // Advances in Space Research. 2015. 56, Iss. 12. P. 2693–2705.
- 7. NEVOD COMPLEX. National Research Nuclear University MEPhI. URL: http://www.nevod.mephi.ru (дата обращения: 23.10.2020).
- 8. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир, 1975. 535 с.
- 9. Пантелеев А. В., Скавинская Д. В. Метаэвристические алгоритмы глобальной оптимизации. М.: Вузовская книга, 2019. 332 с.
- 10. Ingber L., Oliveira E. H., Petraglia Jr. A. L. et al. Stochastic global optimization and its applications with fuzzy adaptive simulated annealing. Springer, 2012. 207 p.
- 11. Global Optimization Matlab Toolbox. URL: http://matlab.exponenta.ru (дата обращения: 23.10.2020).
- 12. Сергиенко А. Б. Цифровая обработка сигналов. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. 768 с.
- 13. Гетманов В. Г. Цифровая обработка сигналов. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ, 2010. 232 с.
- 14. Михайлов Г. А., Войтишек А. В. Численное статистическое моделирование. Метод Монте-Карло. М.: Изд-во Юрайт, 2018. 371 с.
- 15. Statistic Matlab Toolbox. URL: http://matlab.exponenta.ru (дата обращения: 23.10.2020).
- 16. Справочник по прикладной статистике / Под ред. Э. Ллойд, У. Ледерман. Т. 1. М.: Финансы и статистика, 1989. 510 с.
- 17. Зима Д. Н., Спектор А. А. Пространственно-временная обработка широкополосных сигналов в радиолокационных системах с линейной цифровой антенной решёткой в присутствии активных помех // Автометрия. 2021. 57, № 2. С. 4–12. DOI: 10.15372/AUT20210201.
- 18. Котов К. Ю., Мальцев А. С., Нестеров А. А. и др. Алгоритмы и архитектура системы управления траекторным движением мультимоторного летательного аппарата // Автометрия. 2020. 56, № 3. С. 20–28. DOI: 10.15372/AUT20200303.

Поступила в редакцию 23.10.2020 После доработки 19.05.2021 Принята к публикации 07.06.2021