

6. Долматов Т. В., Букин В. В., Сахаров К. Ю., Сухов А. В., Гарнов С. В., Терехин В. А. Сверхширокополосный электрооптический преобразователь напряженности импульсного электрического поля // Измерительная техника. 2014. № 10. С. 42—44.

7. Сахаров К. Ю., Туркин В. А., Михеев О. В., Сухов А. В. Измерительная система для определения характеристик радиопоглощающих материалов методом сверхкороткоимпульсного зондирования // Метрология в радиотехнике: Науч. труды IX Всерос. науч.-техн. конф. ВНИИФТРИ, 2014. С. 153—157.

8. Dobrovorsky M. I., Sakharov K. Yu., Mikheev O. V., Turkin V. A., Aleshko A. I., Dnischenko V. N. Measuring Instruments of Powerful UWB EMP Parameters // Proc. 3rd Int. Conf. Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals UWBUSIS-2006. Sevastopol, 2006. P. 373—375.

9. Potapov A. A., Podosenov S. A., Foukzon J., Menkova E. R. New method for calculating pulsed electromagnetic fields from traveling current waves in complex wire structures // Physics Wave Phenomena. 2011. V. 19. N. 2. P. 112—123.

10. Podosenov S. A., Sokolov A. A., Albetkov S. V. Method for Determining the Electric and Magnetic Polarizability for Arbitrarily Shaped Conducting Bodies // IEEE Trans. Electromagn. Compatibility. 1997. V. 39. N. 1. P. 1—10.

11. Сахаров К. Ю., Туркин В. А., Михеев О. В., Доброворский М. И., Сухов А. В. Измерительный преобразователь напряженности импульсного электрического поля пикосекундной длительности // Измерительная техника. 2014. № 2. С. 62—64.

Дата принятия 09.04.2015 г.

550.380

Метод фильтрации сигналов с использованием локальных моделей и функций взвешенного усреднения

В. Г. ГЕТМАНОВ^{1,2}, Р. В. СИДОРОВ¹, Р. А. ДАБАГЯН²

¹Геофизический центр РАН, Москва, Россия, e-mail: v.getmanov@gcras.ru

²Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, Россия

Рассмотрен метод фильтрации с применением последовательностей скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения. Метод использован для фильтрации сигналов координат векторов напряженности геомагнитного поля. Погрешность фильтрации оценена с помощью статистического моделирования.

Ключевые слова: фильтрация, аппроксимация, локальные модели, функции взвешенного усреднения, статистическое моделирование, геомагнитное поле.

A filtration method with application of sequences of sliding local approximating models and functions of the weighed averaging is considered. The results of use of the developed method for filtration of signals observation of coordinates of vectors of geomagnetic field intensity are presented, and by means of statistical modeling, the errors of this offered filtration are calculated.

Key words: filtration, approximation, local models, weighed averaging functions, statistical modeling, geomagnetic field.

Цифровая фильтрация сигналов координат вектора напряженности геомагнитного поля (ГМП) с целью устранения в них шумов — актуальная научно-техническая задача. Для ее решения применяют различные варианты низкочастотных цифровых фильтров (НЦФ): традиционные [1, 2], на основе авторегрессионных моделей со скользящим средним [3], регрессионных моделей [4], с вейвлет-функциями [5, 6] и с регулированием вторых производных и весов [7, 8]. В сигналах ГМП содержатся как низкочастотные составляющие, соответствующие спокойным состояниям поля, так и высокочастотные, возникновение которых связано с магнитными бурями. Поэтому при использовании перечисленных НЦФ для ГМП иногда возникают значительные погрешности

из-за амплитудно-фазовых искажений в исходных сигналах и неточностей задания частоты среза.

В настоящей статье предложен метод фильтрации шумов в сигналах, который усовершенствует подход, описанный в [9—11]. Реализация метода базируется на построении скользящих локальных аппроксимационных моделей (СЛАМ) общего вида и с последующим их сглаживанием функциями взвешенного усреднения (ФВУ). Предлагаемый метод характеризуется малым уровнем амплитудно-фазовых искажений.

Фильтрация на основе локальных аппроксимационных моделей. Рассмотрим постановку задачи фильтрации сигналов с использованием указанных моделей [12, 13].

Положим, что для локального интервала заданы моменты времени T_i , $i = 0, 1, \dots, N-1$; определим результат наблюдения $y(T_i)$ для исходного сигнала $x_0(T_i)$ (исходной временной функции):

$$y(T_i) = x_0(T_i) + w(T_i), \quad (1)$$

где $w(T_i)$ — случайные (входные) шумы. Примем, что данным наблюдениям ставится в соответствие локальная аппроксимационная модель общего вида $y_M(c, T_i)$ с вектором параметров $\tilde{n}^T = (c_1, c_2, \dots, c_{m_0})$ размерностью $(m_0, 1)$.

Сформируем функционал $S(\tilde{n}, y)$, результат $y^\circ(T_i)$ фильтрации наблюдений получим с помощью решения задачи минимизации

$$S(c, y) = \sum_{i=0}^{N-1} (y(T_i) - y_M(c, T_i))^2, \\ c^\circ = \arg \left\{ \min_c S(c, y) \right\}, y^\circ(T_i) = y_M(c^\circ, T_i).$$

Очевидно, оценки $y^\circ(T_i)$, $i = 0, 1, \dots, N-1$ должны быть близки к $y(T_i)$. Также будем считать близкими $x_0(T_i)$ и $y_M(c^\circ, T_i)$. Согласование вида модельной функции $y_M(c^\circ, T_i)$ с функциональными особенностями сигнала $x_0(T_i)$ позволит значительно снизить погрешности аппроксимации. Среднее квадратическое значение (СКЗ) погрешности фильтрации определим по формуле, которая служит основой вычисления таких погрешностей с помощью статистического моделирования:

$$\sigma^\circ = \sqrt{\frac{1}{(N-1)} \sum_{i=0}^{N-1} (y_M(c^\circ, T_i) - x_0(T_i))^2}. \quad (2)$$

Для построения линейных локальных аппроксимационных моделей используем соотношения

$$y_M(c, T_i) = \sum_{r=1}^{m_0} c_r \varphi_r(T_i),$$

где $\varphi_r(T_i)$ — система базисных функций; c_r — коэффициенты модели, $r = 1, \dots, m_0$.

Сформируем матрицу A размерностью (m_0, m_0) с коэффициентами α_{rs} , $r, s = 1, \dots, m_0$ и с учетом результатов наблюдений $y(T_i)$, $i = 0, 1, \dots, N-1$ вычислим коэффициенты Фурье b_r , $r = 1, \dots, m_0$. Оптимальные параметры модели $c^\circ = (c_1^\circ, \dots, c_{m_0}^\circ)$ найдем из решения системы линейных уравнений

$$\alpha_{rs} = \sum_{i=0}^{N-1} \varphi_r(T_i) \varphi_s(T_i), \quad r, s = 1, \dots, m_0, \\ b_r = \sum_{i=0}^{N-1} \varphi_r(T_i) y(T_i), \quad r = 1, \dots, m_0, \quad A c^\circ = b. \quad (3)$$

Фильтрация с использованием СЛАМ и ФВУ. Рассмотрим вычисление последовательностей СЛАМ общего вида.

Предположим, что результаты наблюдений $y(T_i)$ заданы на большом временном интервале, $i = 0, 1, \dots, N_f - 1$, на котором образуем последовательность локальных интервалов по N точек, N_{1j} , N_{2j} — их граничные точки; $j = 1, 2, \dots, m$; j, m — номер и число локальных интервалов.

В общем случае для скользящих локальных интервалов с шагом dN_0 (с перекрытием) граничные точки вычислим на основе формул

$$N_{1j} = dN_0(j-1), \quad N_{2j} = N_{1j} + N - 1, \quad j = 1, 2, \dots, m, \\ m = \text{ent}((N_f - N)/(dN_0) + 1,$$

где ent обозначает целую часть. Для состыкованных локальных интервалов без перекрытия граничные точки определим как

$$N_{1j} = N(j-1), \quad N_{2j} = N_{1j} + N - 1, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad m = \text{ent}(N_f/N).$$

Для граничных точек локальных интервалов с единичным шагом скольжения $dN_0 = 1$ получим выражения

$$N_{1j} = j - 1, \quad N_{2j} = N_{1j} + N - 1, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad m = N_f - N.$$

Определим локальные модельные функции общего вида:

$$y_{Mj}(T_i) = y_{Mj}(c_j, T_i), \quad N_{1j} \leq i \leq N_{2j}, \\ y_{Mj}(T_i) = y_{Mj}(c_j, T_i) = 0, \quad 0 \leq i < N_{1j}, \quad N_{2j} < i \leq N_f - 1,$$

Сформируем последовательность локальных функционалов на скользящих интервалах:

$$S(c_j, y) = \sum_{i=N_{1j}}^{N_{2j}} (y(T_i) - y_{Mj}(c_j, T_i))^2.$$

Запишем решения последовательности задач минимизации $S(c_j, y)$:

$$c_j^\circ = \arg \left\{ \min_{c_j} S(c_j, y) \right\}, \quad y_{Mj}^\circ(T_i) = y_{Mj}(c_j^\circ, T_i), \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (4)$$

где c_j° — вектор оптимальных параметров, соответствующий локальному интервалу с номером j , $N_{1j} \leq i \leq N_{2j}$; $y_{Mj}^\circ(T_i)$ — локальные модели, $j = 1, 2, \dots, m$. Оптимальные параметры СЛАМ $c_1^\circ, c_2^\circ, \dots, c_m^\circ$ в общем случае находятся на основе нелинейных алгоритмов.

Для последовательностей СЛАМ с перекрытием реализуем сглаживание посредством ФВУ. Пусть скольжение проводится с единичным шагом, тогда $m = N_f - N + 1$. Введем ФВУ $W(i, j)$, определенную в прямоугольнике индексов $i = 0, \dots, N_f - 1$, $j = 1, 2, \dots, m$; результат фильтрации последовательности локальных оценок $y_{Mj}^\circ(T_i)$ из (4) на основе взвешивания представим в общем виде

$$y^\circ(T_i) = \sum_{j=1}^m W(i, j) y_{Mj}^\circ(T_i).$$

Простое усреднение применяется, когда можно допустить, что погрешности локальных аппроксимаций в точке с номером i являются одинаковыми для всех моделей $y_{Mj}^\circ(Ti)$. Тогда формулы вычисления функции простого усреднения $W_E(i, j)$ примут вид для $i = 0, 1, \dots, N-1$:

$$j = 1, \dots, i+1, W_E(i, j) = 1/(i+1); j = i+2, \dots, m, W_E(i, j) = 0;$$

$$\text{для } i = N, \dots, m-1:$$

$$j = 1, \dots, i-N+1, W_E(i, j) = 0; j = i-N+2, \dots, i+1, W_E(i, j) = 1/N; \\ j = i+2, \dots, m, W_E(i, j) = 0;$$

$$\text{для } i = m, \dots, N_f-1:$$

$$j = 1, \dots, m-N, W_E(i, j) = 0; \\ j = m-N+1, \dots, m, W_E(i, j) = (m+N-i)^{-1}.$$

Результат фильтрации с функцией простого усреднения представим как

$$y_E^\circ(Ti) = \sum_{j=1}^m W_E(i, j) y_{Mj}^\circ(Ti), i = 0, \dots, N_f-1. \quad (5)$$

Взвешенное усреднение с функцией $W_P(i, j)$ общего вида применяется, когда можно сделать предположение, что погрешности локальных аппроксимаций в точке с номером i не являются одинаковыми для всех моделей, соответствующих данному номеру.

Введем функцию $\bar{W}_0(s)$, $s = 1, \dots, N$, учитывающую предположение о неодинаковых дисперсиях наблюдений. Приведем эвристические соображения, касающиеся построения этой функции. В основу положим задачу оценивания случайной величины с помощью данных от набора наблюдателей $s = 1, \dots, N$ с дисперсиями σ_s^2 [14]. Сформируем матрицу наблюдений y_{si} , $i = 0, 1, \dots, N-1$, $s = 1, \dots, N$. Оценку x° этой величины с учетом сделанного предположения вычислим на основе минимизации функционала $S(x, y)$, в котором уравняются неравноточные наблюдения:

$$S(x, y) = \sum_{s=1}^N \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(y_{si} - x)^2}{\sigma_s^2}, x^\circ = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{s=1}^N \bar{W}_0(s) y_{si},$$

$$\bar{W}_0(s) = \sigma_s^{-2} / \sum_{r=1}^N \sigma_r^{-2}.$$

Как правило, погрешности аппроксимации больше на концах локального интервала, чем в его центре. В качестве оценки сверху, для неизвестных величин σ_s примем функцию $\sigma_{0s}, \sigma_{0n} = \sigma_{M1} + \sigma_{M2}(n-1)$, $n = 1, \dots, N/2$:

$$\sigma_{0s} = \sigma_{0n}, n = 1, \dots, N/2, s = N/2 + n;$$

$$\sigma_{0s} = \sigma_{0n}, n = 1, \dots, N/2, s = N/2 - n + 1.$$

Параметры σ_{M1}, σ_{M2} выберем таким образом, чтобы выполнялись неравенства $\sigma_s < \sigma_{0s}$, $s = 1, \dots, N$. Окончательно получим

$$W_0(s) = \sigma_{0s}^{-2} / \sum_{r=1}^N \sigma_{0r}^{-2}.$$

Очевидно, что ФВУ $W_P(i, j) = W_E(i, j)$ для всех точек прямоугольника индексов $i = 0, \dots, N_f-1, j = 1, 2, \dots, m$, кроме точек $i = N, \dots, m-1, j = i+s-1, s = 1, \dots, N$, в которых должны выполняться равенства $W_P(i, j) = W_0(s)$, $s = 1, \dots, N$. Результат фильтрации с ФВУ общего вида представится формулой, аналогичной (5):

$$y_P^\circ(Ti) = \sum_{j=1}^m W_P(i, j) y_{Mj}^\circ(Ti), i = 0, \dots, N_f-1. \quad (6)$$

Результаты фильтрации наблюдений ГМП. Шумы в сигналах ГМП устраняли на основе предложенного метода фильтрации. На рис. 1 изображен график секундных наблюдений координаты $H_x(Ti)$ вектора напряженности ГМП, $i = 0, 1, \dots, N_f-1$, полученных от магнитной обсерватории LZH (China) [15]. Наблюдения проводили 09.09.2011 г. с 0:0 до 23:59:59, $T = 1$ с, $N_f = 86400$. На рис. 1 интервал с точками $0 \leq i \leq 40000$ соответствует наблюдениям спокойных ГМП и характеризуется низкочастотными составляющими, а на интервале $40001 \leq i \leq 86399$ под действием магнитной бури появились высокочастотные составляющие.

С использованием СЛАМ и ФВУ разработан алгоритм фильтрации и на его основе — программный MATLAB-модуль. На рис. 2 представлен результат фильтрации сигналов координаты $H_z(Ti)$ вектора напряженности ГМП по (6), выбранный интервал соответствует спокойному ГМП с номерами точек $N_{01} \leq i \leq N_{02}$, $N_{01} = 30100, N_{02} = 30290$; на локальном интервале число точек $N = 8$, шаг скольжения $dN = 1$. Для ФВУ по (6) приняты $\sigma_{M1} = 0,125, \sigma_{M2} = 0,0176$. На рис. 2 кривая $\Delta H_x(Ti)$ определяет разность $H_x(Ti) - H_{01}$, где $H_x(Ti)$ — наблюдения, $H_{01} = 43697$ — смещение для удобства изображения; кривая $\Delta H_x^\circ(Ti)$ представляет разность

$H_x^\circ(Ti) - 43697$, где $H_x^\circ(Ti)$ — результат фильтрации. Таким образом, предложенный фильтр работает в достаточной степени эффективно.

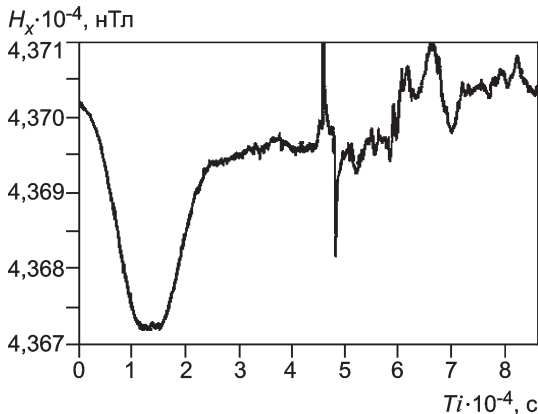


Рис. 1. Секундные наблюдения координаты $H_x(Ti)$ вектора напряженности ГМП

Оценивание погрешностей фильтрации на основе статистического моделирования. В качестве исходных временных функций использовали параболы $x_0(Ti) = c_1 + c_2 Ti + c_3 (Ti)^2$ для точек с номерами i , удовлетворявшими неравенствам $N_{01} \leq i \leq N_{02}$, где N_{01}, N_{02} — задаваемые граничные точки. Построение $x_0(Ti)$ выполняли на основе аппроксимации наблюдений $H_x(Ti)$ ГМП из предыдущего раздела с применением формул (3). Модельные сигналы представляли в виде (1), где $w(Ti)$ — случайные некоррелированные распределенные по нормальному закону числа с нулевым математическим ожиданием и СКЗ имитировали входные шумы.

Фильтрация результатов наблюдений спокойных ГМП. Для построения исходной временной функции (см. рис. 1) использовали интервал $N_{01} = 0, N_{02} = 9999$; параболическую функцию $x_{01}(Ti)$ вычисляли с учетом (3). Рассматривали *три варианта* оценивания погрешностей фильтрации модельных наблюдений: с использованием НЦФ Баттерворта; на основе кусочно-параболических СЛАМ для $dN = N$ и $dN = 1$ с простым и взвешенным усреднением.

В первом варианте НЦФ Баттерворта определяли порядком N_{BT} и нормированной частотой среза $w_c = 2\pi/(\omega_c T)$. Погрешности фильтрации по (1) вычисляли в зависимости от частоты среза в диапазоне $w_{c0} < w_c < w_{cf}$. На основе полученных оценок находили оптимальную частоту среза w_c° и минимальное значение σ_{BT1}° , которое принимали за оценку погрешности фильтрации.

Для проведения статистического моделирования задавали последовательность значений частоты среза с помощью соотношения

$$w_c(n) = 0,04 + 0,002n, n = 0, 1, \dots, n_f. \quad (7)$$

Формировали двумерный массив реализаций зашумленных модельных сигналов $y_s(Ti) = x_0(Ti) + w_s(Ti)$, $N_{01} \leq i \leq N_{02}$, $s = 1, \dots, K$; s, K — номер и число реализаций. Реализации из этого массива подавали на вход НЦФ Баттерворта с частотой среза $w_c(n)$ из (7), на его выходе НЦФ формировали двумерный массив результатов фильтрации $y_{BT,s}^\circ(w_c(n), Ti)$, $N_{01} \leq i \leq N_{02}$, $s = 1, \dots, K$. Погрешность фильтрации оценивали на интервале с точками $N_1 \leq i \leq N_2$, $N_{01} \leq N_1 < N_2 \leq N_{02}$, $N_{21} = N_2 - N_1 + 1$, чтобы не учитывать переходные процессы при работе данного НЦФ. Оценки погрешностей фильтрации в виде СКЗ $\sigma_{BT1}^\circ(w_c(n))$, $n = 0, 1, \dots, n_f$ усредняли по аналогии с (2):

$$\sigma_{BT1}^\circ(w_c(n)) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{s=1}^K \frac{1}{(N_{21} - 1)} \sum_{i=N_1}^{N_2} (y_{BT1,s}^\circ(w_c(n), Ti) x_{01}(Ti))^2}.$$

Минимальное СКЗ находили в результате прямого перебора по n ; оптимальную частоту среза и минимальное значение погрешности фильтрации получали по формулам

$$w_c^\circ = w_c(n^\circ), n^\circ = \arg \left\{ \min_{1 \leq n \leq n_f} \sigma_{BT1}^\circ(w_c(n)) \right\}, \sigma_{BT1}^\circ = \sigma_{BT1}^\circ(w_c(n^\circ)).$$

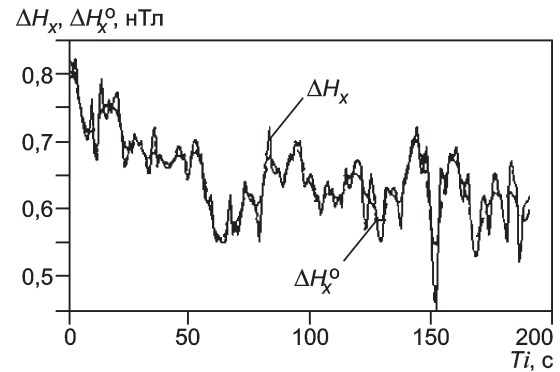


Рис. 2. Результаты фильтрации наблюдений координаты $H_x(Ti)$ вектора напряженности ГМП

Для статистического моделирования использовали параметры $N_{BT} = 8, K = 100, N_1 = 4000, N_2 = 5000, n_f = 50$; для входных шумов принимали $\sigma = 0,5$. Результаты моделирования: $w_c^\circ = 0,05, \sigma_{BT1}^\circ = 0,145$.

Во втором варианте реализовали скольжение без перекрытия. На рис.3 представлена отдельная реализация результатов фильтрации для интервала с граничными точками $N_1 = 1000, N_2 = 3303$, число точек на локальном интервале $N = 128, \sigma = 0,5$. Штрихпунктирная линия — график $\Delta x_{M1}(Ti) = x_{01}(Ti) - H_{01}$, где $x_{01}(Ti)$ — модель исходной временной функции, $H_{01} = 43694$; сплошная линия — график

$\Delta y_{LM1}^\circ(Ti) = y_{LM1}^\circ(Ti) - H_{01}$, где $y_{LM1}^\circ(Ti)$ — результат фильтрации, полученный с помощью кусочно-параболических СЛАМ без перекрытия.

Статистическое моделирование использовали для оценки погрешности фильтрации $\sigma_{LM1}^\circ(N)$ кусочно-параболическими СЛАМ без перекрытия в зависимости от размера локального интервала, который моделировали степенной функцией

$$N = 2^L, L = L_0, \dots, L_f.$$

Двухмерные массивы результатов фильтрации формировали на последовательности локальных интервалов с использованием локальных моделей $y_{LM1,s}^\circ(N, Ti)$, $s = 1, \dots, K$, функцию $x_{01}(Ti)$ брали из первого варианта:

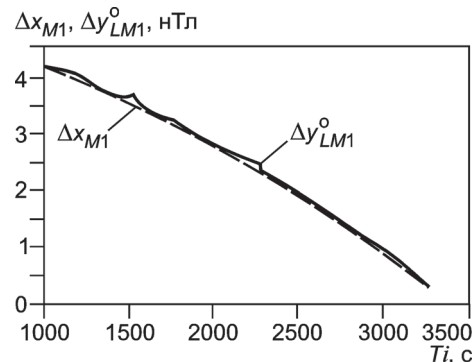


Рис. 3. Результаты фильтрации кусочно-параболическими СЛАМ без перекрытия

$$\sigma_{LM1}^o(N) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{s=1}^K \frac{1}{(N_{21}-1)} \sum_{i=N_1}^{N_2} (y_{LM1,s}^o(N, Ti) - x_{01}(Ti))^2}. \quad (8)$$

Оценки погрешностей фильтрации (8) вычисляли для $L_0 = 3$, $L_f = 9$, $N_1 = 500$, $N_2 = 9000$, $K = 100$ и $\sigma = 0,5$ $\sigma_{LM1}^o(N)$.

В третьем варианте сравнивали оценки погрешностей фильтрации кусочно-параболическими СЛАМ с шагом $dN = 1$ для разных видов усреднений.

Оценки погрешностей $\sigma_{E1}^o(N)$, $\sigma_{P1}^o(N)$, для простого и взвешенного усреднения вычисляли с помощью статистического моделирования для точек $N_1 = 1000$, $N_2 = 9191$ и параметров моделирования $K = 50$, $\sigma = 0,5$. Формировали двумерные массивы результатов фильтрации $y_{E1,s}^o(N, Ti)$,

$y_{P2,s}^o(N, Ti)$, $s = 1, \dots, K$, функцию $x_{01}(Ti)$ брали из первого варианта. При вычислении оценок погрешностей фильтрации для различных значений размеров локальных интервалов N применяли формулу, аналогичную (8).

Фильтрация результатов наблюдений ГМП, возмущенных магнитной бурей. Для построения исходной временной функции использовали интервал с граничными точками $N_{01} = 45900$, $N_{02} = 48500$ (см. рис. 1); были вычислены значения параболической функции $x_{02}(Ti)$ для $N_{01} \leq i \leq N_{02}$; для входных шумов принимали $\sigma = 0,5$. В результате статистического моделирования получили оценки σ_{BT2}^o и зависимости $\sigma_{LM2}^o(N)$, $\sigma_{E2}^o(N)$, $\sigma_{P2}^o(N)$ (рис. 4).

Анализ результатов статистического моделирования позволяет сделать следующие выводы. Рассматриваемый НЦФ Баттерворта снижает СКЗ погрешностей фильтрации до определенного предела. Если сравнивать с $\sigma = 0,5$, то можно заключить, что $\delta_{BT1} = (1 - \sigma_{BT1}^o)/\sigma$ уменьшается на 71 %, а δ_{BT2} на 60 %; различие обусловлено тем, что во втором случае среднее значение производной для исходной временной функции в несколько раз больше. Дальнейшее снижение погрешностей достигается с применением предлагаемой фильтрации на основе СЛАМ и ФВУ, эффективность

которой практически не зависит от значений производных в исходных временных функциях. Поэтому кривые $\sigma_{LM2}^o(N)$, $\sigma_{E2}^o(N)$, $\sigma_{P2}^o(N)$ на рис. 4 не приведены.

Для $N \geq 32$ применение фильтрации на основе вариантов СЛАМ и ФВУ дает меньшие значения погрешностей, чем для традиционных НЦФ. Использование кусочно-параболических СЛАМ и ФВУ позволяет снизить погрешности в среднем на 95 % относительно СКЗ входных шумов. Фильтрация с предложенной ФВУ обеспечивает значительно большее снижение СКЗ погрешности, чем в случае простого усреднения. Об эффективности фильтрации можно судить на основе вычисления коэффициентов относительного снижения СКЗ

$\delta_{P1}(N) = (\sigma_{E1}^o - \sigma_{P1}^o(N))/\sigma_{E1}^o$. Из результатов статистического моделирования, приведенных на рис. 4, можно получить $\delta_{P1}(64) = 5,1; 7,7; 10,4; 12,5$ % соответственно для $N = 64; 128; 256; 512$ или в среднем $\bar{\delta}_{P1} \approx 8,9$ %.

Заключение. По результатам статистического моделирования с последующим опробованием на наблюдениях спокойных и возмущенных геомагнитных полей разработанный метод интеллектуального анализа данных показал эффективность разделения результатов составляющих геомагнитных наблюдений в обсерваториях. Данный метод реализует фильтрацию сигналов с использованием локальных моделей и функций взвешенного усреднения и направлен на устранение шумовых составляющих во временных наблюдениях ГМП. Это позволяет его применять к задачам детектирования экстремальных геомагнитных явлений по наземным и спутниковым данным.

Работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ (соглашение № 14.607.21.0058).

Литература

1. Воронин А. А. Идентификация геомагнитных пульсаций РС-5 в точке стояния метеорологического геостационарного спутника «Электро» // Гелиогеофизические исследования. 2013. Вып. 3. С. 12—18.
2. Клейменова Н. Г., Зелинский Н. Р., Козырева О. В., Малышева Л. М., Соловьев А. А., Богоутдинов Ш. Р. Геомагнитные пульсации РС3 на приэкваториальных широтах в начальную фазу магнитной бури 5 апреля 2010 г. // Геомагнетизм и аэронавигация. 2013. Т. 53. № 3. С. 330—336.
3. Vassiliadis D., Klimas A. D. On the uniqueness of linear moving-average filters for the solar wind-auroral geomagnetic activity coupling // J. Geophys. Res. 1995. V. 100. N. A4. P. 5637—5641.
4. Кузичкин О. Р. Применение регрессионного анализа при обработке сигналов в системе мониторинга импульсных геомагнитных источников // Методы и средства передачи и обработки информации. М.: Радиотехника, 2007. Вып. 9. С. 39—43.
5. Мандрикова О. В., Соловьев И. С. Вейвлет-технология обработки и анализа вариаций магнитного поля Земли // Информационные технологии. 2011. № 1. С. 34—38.
6. Kovacs P., Carbone V., Voros Z. Wavelet based filtering of intermittent events from geomagnetic time-series // Planetary and Space Sci. 2001. V. 49. N. 12. P. 1219—1231.

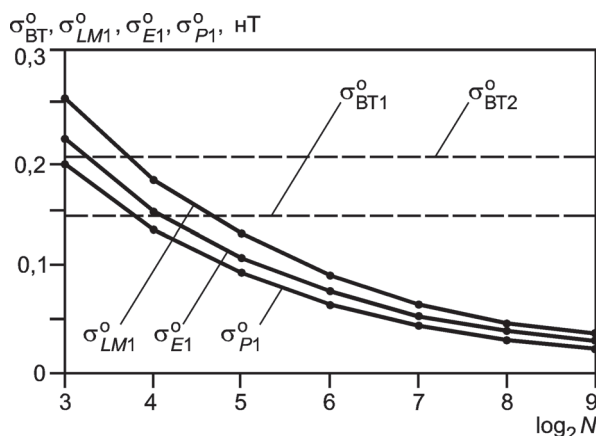


Рис. 4. Вычисленные оценки погрешностей фильтрации

7. Nowozynski K., Ernst T., Jankowski J. Adaptive smoothing method for derivation of K-indices // Geophys. J. Int. 1991. V. 104. P. 85—93.

8. Гвишиани А. Д., Агаян С. М., Богоутдинов Ш. Р., Каган А. И. Гравитационное сглаживание временных рядов // Труды Института математики и механики УрО РАН. 2011. Т. 17. № 2. С. 62—70.

9. Марчук В. И., Румянцев К. Е., Шерстобитов А. И. Фильтрация низкочастотных процессов при ограниченном объеме результатов измерений // Радиотехника. 2006. № 8. С. 3—7.

10. Первушина Н. А., Доновский Д. Е. Методика скользящей кусочно-линейной аппроксимации с адаптацией ширины окна фильтрации // Материалы XII Всерос. Совец. по проблемам управления (ВСПУ–2014). М., 2014. С. 8444—8455.

11. Баскаков С. И. Радиотехнические цепи и сигналы: Учебник для вузов. М.: Высшая школа, 2000.

12. Katkovnik V., Egiazarian K., Astola J. Local Approximation in Signal and Image Processing. N.Y.: SPIE Publ, 2006.

13. Гетманов В. Г. Цифровая обработка нестационарных колебательных сигналов на основе локальных и сплайновых моделей. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ, 2011.

14. Дунин-Барковский И. В., Смирнов Н. В. Теория вероятностей и математическая статистика в технике. М.: Наука, 1969.

15. Bureau Central de Magnetisme Terrestre. [Официальный сайт] <http://www.bcmt.fr> (дата обращения 10.12.2014 г.)

Дата принятия 16.04.2015 г.

519.27

Орбитальная калибровка магнитометров микроспутника на основе линейного фильтра Калмана

Ч. М. ГАДЖИЕВ

Стамбульский технический университет, Стамбул, Турция, e-mail: cingiz@itu.edu.tr

Оценено смещение нуля магнитометра с помощью линейного фильтра Калмана. Предложен алгоритм калибровки магнитометра с использованием параметров, характеризующих динамику вращательного движения пикоспутника.

Ключевые слова: магнитометр, калибровка, фильтр Калмана, микроспутник.

The magnetometer zero drift is estimated by means of linear Kalman filter. An algorithm of magnetometer calibration with use of parameters characterizing the picosatellite rotary motion is suggested.

Key words: magnetometer, calibration, Kalman filter, microsatellite.

В последнее десятилетие значительно возросла популярность микроспутников, что привело к разработке легких и точных датчиков. Одним из таких датчиков является трехосный магнитометр. Его преимущества — возможность непрерывных измерений ориентации спутника по двум осям, относительно низкие стоимость и энергопотребление. В начале полета спутника магнитометры играют важную роль в системе определения и контроля его ориентации, однако из-за смещения нуля, погрешностей масштабирования и юстировки можно получить ошибочную информацию. Калибровка магнитометра позволяет повысить точность ориентации спутника и управлять ею. Разработка простых и мало-затратных в вычислительном плане алгоритмов полетной калибровки магнитометра очень важна для пико- и наноспутников.

Ниже на основе линейного фильтра Калмана предложен

алгоритм калибровки смещения нуля магнитометра на орбите. При этом предполагается знание ориентации спутника, которая определяется, например, с помощью GPS, звездных датчиков и т. д., причем динамика космического аппарата не принимается во внимание. Вычислительные затраты предложенного алгоритма калибровки малы. Алгоритм предназначен для пико- и наноспутников, которые имеют три магнитометра датчиков измерений при ограниченных возможностях обработки информации компьютером системы ориентации.

Модель измерения магнитометром. При движении спутника по орбите вектор магнитного поля изменяется вместе с орбитальными параметрами. Если эти параметры известны, то составляющие вектора индукции магнитного поля можно представить аналитически в виде функции времени в орбитальной системе координат [10]: