



УДК 519.252:519.654:618.518

Н. А. Первушина, Д. Е. Доновский

Адаптивная методика сглаживания телеметрических измерений с применением нечеткого логического вывода

Приведена методика, позволяющая выполнить сглаживание результатов телеметрических измерений с помощью скользящей кусочно-линейной аппроксимации. Вычисление коэффициентов моделей при сглаживании, а также дисперсий коэффициентов выполнено с помощью метода наименьших квадратов (МНК). Разработан алгоритм адаптации ширины скользящего окна в зависимости от характера расположения исходных данных. Механизм адаптации реализован с помощью системы нечеткого логического вывода, что представляет особый интерес с точки зрения новизны подхода и практического применения при обработке результатов телеметрических измерений.

Ключевые слова: скользящая кусочно-линейная аппроксимация, метод наименьших квадратов, дисперсия коэффициентов модели, ширина окна фильтрации, нечеткий логический вывод, адаптация ширины окна фильтрации, фильтр МНК.

Введение

Адаптивная методика сглаживания результатов телеметрических измерений с применением нечеткого логического вывода разрабатывалась как один из подходов к решению задачи обработки массивов телеметрических измерений траекторных параметров движения беспилотных летательных аппаратов (БЛА).

В основу предлагаемой методики положены два известных подхода. Первый, рассмотренный в работе [1], основан на синтезе метода скользящего среднего и метода разложения оценок единственной случайной реализации путем скользящей кусочно-линейной аппроксимации. В данном способе ширина скользящего окна фильтрации фиксирована и не зависит от характера сглаживаемых данных. Второй – метод построения адаптивной модели для определения ширины окна фильтрации N при сглаживании полиномом 0-й степени решетчатой функции исходных данных рассмотрен в работе [2]. Алгоритм адаптации ширины окна фильтрации в методе [2] основан на принципе работы системы нечеткого логического вывода.

Предлагаемая в настоящей статье методика сочетает в себе указанные выше подходы, что позволяет выполнять сглаживание с помощью скользящей кусочно-линейной аппроксимации полиномом не 0-й, а 1-й степени, т. е. проводить фильтрацию высокочастотной составляющей с помощью фильтра МНК 1-го порядка [3]. Адаптация ширины окна филь-

трации в зависимости от характера исходных данных выполняется с помощью системы нечеткого логического вывода.

Постановка задачи

Исходные данные – это результаты телеметрических измерений, поступившие с датчиков физических параметров и прошедшие предварительную обработку с целью выявить и устранить аномальные результаты измерений.

Задача – разработка методики сглаживания, обеспечивающей подавление высокочастотной составляющей, не нарушая физики процессов.

Результаты измерений представляют собой единственную дискретную реализацию в объеме n -значений:

$$y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n). \quad (1)$$

В окно фильтрации попадает N -измерений из n .

Ширину окна фильтрации определяет шаг дискретизации исходных данных. На рис. 1 схематично показано определение ширины окна фильтрации $N\tau$, если шаг дискретизации – константа τ [4].

При определении ширины скользящего окна фильтрации используем принцип скользящего среднего [3, 5], т. е. N должно иметь нечетное значение $3 \dots 15$, не превышающее половину от количества данных.

При разработке методики закладываем следующие положения.

1. Кусочно-линейная аппроксимация на выбранном окне фильтрации осуществляется

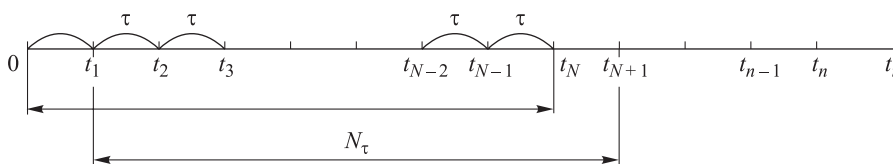


Рис. 1. Определение ширины окна фильтрации, включающего N -измерений, при шаге дискретизации τ

с помощью модели 1-й степени $y_1 = a_0 + a_1 t$ в соответствии с подходом [1].

2. Исходные данные на выбранном окне фильтрации могут иметь такое расположение, что для их описания оптимальной (по МНК) является модель более высокого порядка (2-го) $y_2 = b_0 + b_1 t + b_2 t^2$ в соответствии с подходом [2].

3. Если положение 2 имеет место, то наличие ненулевого квадратичного слагаемого $b_2 t^2$ приведет к тому, что $a_0 \neq b_0$ и $a_1 \neq b_1$, и отличие коэффициентов будет тем более существенно, чем больше величина b_2 . Будем говорить, что происходит смещение значений коэффициентов a_0 и a_1 на некоторые величины δa_0 и δa_1 .

Такие смещения должны быть достаточно малы, чтобы для сглаживания данных использовать линейную модель. Если критерий малости для смещения не выполняется, то ширина окна фильтрации должна быть уменьшена до значения, при котором смещение коэффициентов незначительно и линейную модель можно использовать для сглаживания.

Для того чтобы методика позволяла выполнять скользящую кусочно-линейную аппроксимацию дискретной реализации с адаптацией ширины окна фильтрации в зависимости от характера исходных данных, требуется:

а) сформулировать *предположение 1* о том, что модель 1-го порядка может использоваться для аппроксимации данных при ширине окна фильтрации $N\tau$, а также *предположение 2* о том, что в соответствии с характером расположения данных для аппроксимации должна использоваться модель более высокого порядка (2-го);

б) с помощью МНК получить оценку смещения коэффициентов модели 1-го порядка (*предположение 1*) от соответствующих коэффициентов модели 2-го порядка (*пред-*

положение 2) в зависимости от ширины окна фильтрации с учетом влияния квадратичного слагаемого модели 2-го порядка;

в) выдвинуть критерий оценки степени малости смещений коэффициентов модели 1-го порядка, тем самым определив условие, выполнение которого необходимо для подтверждения правильности выбора ширины окна фильтрации, и получить возможность подтверждения или опровержения *предположения 1* и *2* (см. п. 1) в соответствии с методом [2];

г) на основе полученного условия (в) сформулировать правила нечеткого логического вывода и построить систему, позволяющую оценивать ширину окна фильтрации в зависимости от характера исходных данных.

Итак, в соответствии с принципами подхода [2] полагаем, что для аппроксимации дискретного ряда (1) используется матричная модель 1-го порядка

$$\bar{Y}_1 = a_0 \cdot \bar{X}_0 + a_1 \cdot \bar{X}_1 + \xi, \quad (2)$$

где \bar{Y}_1 – вектор-столбец ($N \times 1$) откликов модели 1-го порядка;

a_0 – свободный коэффициент модели (2);

\bar{X}_0 – вектор-столбец ($N \times 1$) базисных функций при a_0 : $\bar{X}_0 = (1 \ 1 \ \dots \ 1)^T$;

a_1 – коэффициент при первой степени t модели (2);

\bar{X}_1 – вектор-столбец ($N \times 1$) базисных функций при коэффициенте a_1 : $\bar{X}_1 = (t_1 \ t_2 \ \dots \ t_N)^T$;

ξ – случайное возмущение с нулевым математическим ожиданием ($M(\xi) = 0$) и известной дисперсией (σ^2).

В действительности окно фильтрации имеет такой размер $N\tau$, что для аппроксимации должна использоваться модель более высокого порядка (2-го):



$$\bar{Y}_2 = b_0 \cdot \bar{X}_0 + b_1 \cdot \bar{X}_1 + b_2 \cdot \bar{X}_2 + \xi, \quad (3)$$

где \bar{Y}_2 – вектор-столбец ($N \times 1$) откликов модели 2-го порядка;

b_0 – свободный коэффициент модели (3);

b_1 – коэффициент при 1-й степени t модели (3);

b_2 – коэффициент при 2-й степени t модели 2-го порядка (3).

\bar{X}_2 – вектор-столбец ($N \times 1$) базисных функций при коэффициенте b_2 :

$$\bar{X}_2 = (t_1^2 \quad t_2^2 \quad \dots \quad t_N^2)^T.$$

Введем обозначения:

- вектор оценок коэффициентов модели (2)

$$\hat{A}_1 = (a_0 \quad a_1)^T; \quad (4)$$

- вектор оценок коэффициентов модели (3)

$$\hat{A}_2 = (b_0 \quad b_1 \quad b_2)^T; \quad (5)$$

- матрица наблюдений для модели (2)

$$X_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ t_1 & t_2 & t_3 & \dots & t_N \end{pmatrix}^T; \quad (6)$$

- матрица наблюдений для модели (3)

$$X_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ t_1 & t_2 & t_3 & \dots & t_N \\ t_1^2 & t_2^2 & t_3^2 & \dots & t_N^2 \end{pmatrix}. \quad (7)$$

Критерий аппроксимации полиномом 1-й степени при заданной ширине окна фильтрации $N\tau$

Смещения коэффициентов модели (2) должны быть незначительны или малы, чтобы при заданной ширине окна $N\tau$ аппроксимацию проводить полиномом 1-й степени.

Для оценки степени малости используем интервал для каждого из коэффициентов модели (2) $\pm k \cdot \text{СКО}$, где СКО – среднеквадратическое отклонение. Этот подход согласуется с известным статистическим подходом, если имеются сведения о выборочной дисперсии в предположении, что исходные данные (в нашем случае – оценки коэффициентов модели a_i , $i = 0, 1$) распределены нормально [4]:

$$a_i \pm k \cdot \text{СКО}, \quad (8)$$

где k – коэффициент, определяющий ширину доверительного интервала 1...3.

Тогда интервалы для оценки степени малости в соответствии с формулой (8) имеют вид:

$$\begin{aligned} a_0 - k\gamma_0 &\leq \tilde{a}_0 \leq a_0 + k\gamma_0, \\ a_1 - k\gamma_1 &\leq \tilde{a}_1 \leq a_1 + k\gamma_1, \end{aligned} \quad (9)$$

где \tilde{a}_i – реальное значение коэффициента модели;

a_i – оценка коэффициента модели по МНК;

γ_i – СКО i -го коэффициента модели.

Если ширина окна фильтрации выбрана правильно, смещения коэффициентов не должны существенно менять значение оценок коэффициентов по МНК, т. е. величина

$$a_i \pm \delta a_i \quad (i = 0, 1), \quad (10)$$

представляющая собой оценку со смещением, не должна выходить за границы интервала (9).

Из вышесказанного следует, что условие выбора ширины окна фильтрации следующее:

$$a_i - k\gamma_i \leq a_i \pm \delta a_i \leq a_i + k\gamma_i. \quad (11)$$

Исключая из соотношения (11) величину a_i , получим окончательно:

$$|\delta a_i| \leq k\gamma_i. \quad (12)$$

Результат (12) позволит построить адаптивную систему подбора ширины окна фильтрации в зависимости от характера исходных данных при известном значении дисперсии коэффициентов модели.

Оценка дисперсий коэффициентов модели 1-го порядка

Дисперсионная матрица оценок МНК с учетом того, что в формуле (2) $D(\xi) = \sigma^2 \cdot I$, где I – единичная матрица, имеет вид [2]:

$$D(\hat{A}_1) = \sigma^2 \cdot I(X_1^T X_1)^{-1}. \quad (13)$$

Подставим в формулу (13) выражение (6):

$$D(\hat{A}_1) = \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} N & \sum_{i=1}^N t_i \\ \sum_{i=1}^N t_i & \sum_{i=1}^N t_i^2 \end{pmatrix}^{-1}. \quad (14)$$



Преобразуем формулу (14) с учетом того, что шаг дискретизации постоянный и равен τ , а также учитывая конечные суммы степенных рядов в соответствии с работой [5]:

$$D(\hat{A}_1) = \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \frac{2(2N+1)}{N(N-1)} - \frac{6}{\tau N(N-1)} & \\ -\frac{6}{\tau N(N-1)} & \frac{12}{\tau^2 N(N^2-1)} \end{pmatrix}. \quad (15)$$

Из формулы (15) следует, что дисперсии коэффициентов модели (2) можно описать формулами:

$$\begin{aligned} \gamma_0^2 &= \sigma^2 \frac{4N+2}{N(N-1)}, \\ \gamma_1^2 &= \sigma^2 \frac{12}{\tau^2 N(N^2-1)}. \end{aligned} \quad (16)$$

Зависимости СКО коэффициентов модели 1-го порядка $\gamma_0(N)$, $\gamma_1(N)$ при $\sigma = 1$ и $\tau = 1$ приведены в табл. 1.

Таблица 1

Зависимости СКО коэффициентов модели 1-го порядка от ширины окна фильтрации при $\sigma = 1$ и $\tau = 1$

N	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$\gamma_0(N)$	1,53	1,22	1,05	0,93	0,85	0,78	0,73	0,68	0,65	0,62	0,59	0,56	0,54
$\gamma_1(N)$	0,71	0,45	0,32	0,24	0,19	0,15	0,13	0,11	0,10	0,08	0,07	0,07	0,06

Оценка смещения вектора оценок коэффициентов модели 1-го порядка

Итак, для аппроксимации используем модель (2). Полагаем, что в действительности имеет место модель (3), тогда оценка вектора (4) будет иметь смещение за счет влияния квадратичного слагаемого модели (3) по аналогии с методом [2]:

$$\delta A_1 = (X^T X)^{-1} X^T \bar{X}_2 b_2, \quad (17)$$

где $\delta A_1 = (\delta a_0 \quad \delta a_1)^T$ – вектор смещений коэффициентов модели 1-го порядка (2);

$X = X_1$ – матрица наблюдений (6) для модели 1-го порядка;

b_2 – коэффициент при 2-й степени t квадратичной модели (3).

Выполнив матричные преобразования в соответствии с формулой (17), получаем:

$$\delta a_0 = \tau^2 \frac{(N+1)(2,5N^2 + 2,5N + 1)}{N-1} \times \left(A \sum_{i=1}^N y_i + \tau \cdot B \sum_{i=1}^N i y_i + \tau^2 \cdot C \sum_{i=1}^N i^2 y_i \right); \quad (18)$$

$$\delta a_1 = \tau(N+1) \times \left(A \sum_{i=1}^N y_i + \tau \cdot B \sum_{i=1}^N i y_i + \tau^2 \cdot C \sum_{i=1}^N i^2 y_i \right). \quad (19)$$

Здесь A , B , C определяются по формулам:

$$A = \frac{1}{D} \left[\frac{\tau^4 N^3 (N+1)^3}{8} - \frac{\tau^4 N^2 (N+1)^2 (2N+1)^2}{36} \right]; \quad (20)$$

$$B = -\frac{1}{D} \left[\frac{\tau^3 N^3 (N+1)^2}{4} - \frac{\tau^3 N^2 (N+1)^2 (2N+1)}{12} \right]; \quad (21)$$

$$C = \frac{1}{D} \left[\frac{\tau^2 N^2 (N+1)(2N+1)}{6} - \frac{\tau^2 N^2 (N+1)^2}{4} \right]. \quad (22)$$

Здесь D можно найти по формуле

$$\begin{aligned} &\tau^6 N^3 (N+1)^2 \left[\frac{(2N+1)^2 (3N^2 + 3N - 1)}{180} + \right. \\ &+ \frac{N(N+1)(2N+1)}{24} - \frac{(N+1)(2N+1)^3}{216} - \\ &\left. - \frac{N^2(N+1)^2}{16} - \frac{(N+1)(2N+1)(3N^2 + 3N - 1)}{120} \right]. \end{aligned} \quad (23)$$



Аналитические записи (18), (19) позволяют выполнить оценку смещений коэффициентов модели 1-го порядка в зависимости от ширины окна фильтрации $N\tau$ и результатов измерений, попавших в данное окно, y_1, y_2, \dots, y_N .

Адаптивная модель выбора ширины окна фильтрации на основе принципа работы системы нечеткого логического вывода

Для адаптации ширины окна фильтрации $N\tau$, которая обеспечит наилучшую фильтрацию полиномом 1-й степени, будем использовать нечеткие высказывания типа: «если при заданном N и СКО коэффициентов модели $\gamma_0(N)$ и $\gamma_1(N)$ выполняются условия для смещений $|\delta a_0| \leq \gamma_0$ и $|\delta a_1| \leq \gamma_1$, то ширину окна фильтрации $N\tau$ (на данном шаге) можно увеличить».

Для создания базы правил сформируем лингвистические переменные для каждого параметра высказывания [6]. Для описания отклонений коэффициентов (18), (19) в соответствии с выражением (12) предлагается использовать нечеткие переменные: B_i^N и H_i^N , где B_i^N – обозначение выполнения условия (12). Иными словами, соответствие высказыванию « $|\delta a_i|$ примерно нуль, но не более $k\gamma_1$ »; H_i^N – обозначение невыполнения условия (12), т. е. соответствие высказыванию « $|\delta a_i|$ примерно равно $k\gamma_1$ или более». Приведенные описания представлены на рис. 2, где μ – функция принадлежности величины $|\delta a_i|$ нечетким переменным B_i^N и H_i^N . Например, функция принадлежности для B_i^N описывает выполнение (12) следующим образом: при $|\delta a_i|$, близких к 0, степень выполнения условия (значение функции принадлежности) близка к 1; при $|\delta a_i|$, близких к границе условия γ_1 , степень выполнения условия близка к 0.

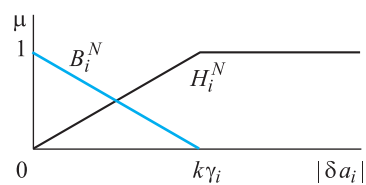


Рис. 2. Нечеткие переменные:
 B_i^N – $|\delta a_i|$ примерно 0, но не более $k\gamma_1$;
 H_i^N – $|\delta a_i|$ примерно $k\gamma_1$ или более

Выполнение условия (12) возможно для δa_0 и δa_1 одновременно и для каждого в отдельности. Возможные варианты представлены далее в системе правил логического вывода.

При постоянном периоде дискретизации $\tau = \text{const}$ ширину окна фильтрации обозначим N (выходная переменная в правилах вывода). Нечеткое описание для нее представим в виде терм-множества на рис. 3 (совокупности нечетких переменных с треугольной функцией принадлежности [6]).

Составим базу нечетких правил в соответствии с логикой изменения ширины окна фильтрации в зависимости от выполнения условия (12). Например: «Если при заданной ширине окна фильтрации N выполняется условие (12) для обоих коэффициентов модели B_0^N и B_1^N , ширину окна фильтрации увеличиваем на 2, т. е. $N = N + 2$ ».

Представленное правило описывает случай, когда выполняется условие (12) для обеих величин δa_0 и δa_1 , т. е. они настолько малы, что не меняют существенным образом значения коэффициентов модели (2), вычисленных по МНК. Следовательно, ширину окна фильтрации можно попробовать увеличить на шаг (в этом случае шаг равен 2). В данном правиле необходимо предусмотреть предварительную проверку условия (12) после увеличения шага,

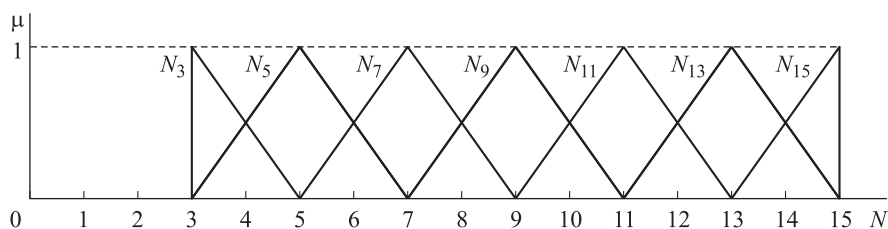


Рис. 3. Нечеткие переменные:
 $N_3 - N$ примерно 3, но не более 5; $N_5 - N$ примерно 5; ...;
 $N_{13} - N$ примерно 13; $N_{15} - N$ примерно 15, но не менее 13



и если оно снова выполняется, продолжить работу алгоритма с увеличенным окном фильтрации. Если же условие (12) после увеличения шага не выполняется – шаг фильтрации оставить прежний.

Остальные правила вывода при невыполнении условия (12) для одной из величин δa_0 и δa_1 или для обеих вместе имеют более простой вид и должны в результате приводить к уменьшению окна фильтрации без проверки дополнительных условий. Например: «если при заданной ширине окна фильтрации N условие (12) не выполняется для $\delta a_0 - H_0^N$ и выполняется для $\delta a_1 - B_1^N$, то ширину окна фильтрации уменьшаем на шаг $N - 2$ ».

Правила нечеткого логического вывода в зависимости от начальной ширины окна фильтрации даны в табл. 2. В приведенной базе из 28 правил одновременно срабатывает группа правил, относящихся только к текущей ширине окна фильтрации, например, при $N = 3$, срабатывают правила 1–4.

В соответствии с базой правил табл. 2 логический вывод строится по схеме Мамдани с дефаззификацией по методу центра тяжести [6].

В результате работы алгоритма адаптации может быть получено четное значение текущей ширины окна фильтрации: 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14. Однако в базе правил (см. табл. 2) отсутствуют правила, соответствующие четной ширине окна. Учитывая монотонный убывающий характер зависимостей $\gamma_0(N)$, $\gamma_1(N)$

(см. табл. 1), при четном N для вывода будут использованы правила, соответствующие $N - 1$ и $N + 1$.

На основании описанной методики разработан программный модуль *adapt_N* на языке С (Си), который успешно используется при сглаживании результатов телеметрических измерений, получаемых после испытаний летательных аппаратов (ЛА).

Анализ методики в частотной области

Предлагаемая методика описывает работу фильтра МНК 1-го порядка на скользящих интервалах фильтрации различной длины. Описание частотных характеристик фильтров МНК 1-го порядка известно и приведено, например, в работе [3].

При адаптации ширины окна фильтрации в предлагаемой методике на каждом шаге происходит изменение величины N , а, следовательно, и изменение частотного диапазона, подавляемого соответствующим фильтром.

Условие подавления высокочастотных помех выполняют симметричные фильтры на окнах фильтрации от 3 до 7. С точки зрения отклонения выходных сигналов фильтров от «чистой» гармоника на входе [3] наилучшими являются фильтры с окнами фильтрации от 5 до 13. Если учитывать оба условия, оптимальными должны являться симметричные фильтры МНК 1-го порядка с окнами фильтрации от 5 до 7.

Анализ частотных свойств предлагаемой методики показал, что адаптация ширины окна

Таблица 2

База правил

№ правила	Входные параметры			Выходная переменная
	Начальная ширина окна фильтрации N	Выполнение условия (12) для δa_0	Выполнение условия (12) для δa_1	Итоговая ширина окна фильтрации – нечеткая переменная N_j
1+4 <i>i</i>	3+2 <i>i</i>	B_0^{3+2i}	B_1^{3+2i}	$N_{5+2i} (N_{3+2i})^*$
2+4 <i>i</i>		B_0^{3+2i}	H_1^{3+2i}	N_{3+2i}
3+4 <i>i</i>		H_0^{3+2i}	B_1^{3+2i}	N_{3+2i}
4+4 <i>i</i>		H_0^{3+2i}	H_1^{3+2i}	N_{3+2i}

Примечание. $i = \overline{0,6}$, где $i = 0$ соответствует минимальной ширине окна фильтрации $N = 3$.
* – правила предусматривающие дополнительную проверку при увеличении ширины окна фильтрации на следующем шаге.

Таблица 3

Адаптация ширины окна фильтрации при сглаживании 20 значений ($k = 3$ в алгоритме адаптации)

Начальный размер окна N	Номер скользящего интервала															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
3	5	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
5	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
7	7	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
9	9	8	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
11	11	9	8	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
13	13	11	9	8	6	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5
15	15	13	11	9	8	6	6	6	6	6	6	6	6	5	5	5

фильтрации N позволила оптимизировать процесс фильтрации по двум приведенным выше условиям.

В табл. 3 представлены расчетные значения, иллюстрирующие процесс адаптации длин скользящих интервалов при сглаживании 20 значений. В алгоритме адаптации применено заведомо «мягкое» условие при оценке степени малости смещения коэффициентов (12), а именно принято $k = 3$, чтобы дополнительно не ограничивать алгоритм адаптации при подборе ширины окна фильтрации. В случае когда $k < 3$, оптимальный размер окна фильтрации уменьшается вплоть до его минимального значения $N = 3$.

Результаты (см. табл. 3) подтверждают факт: оптимальный размер окон фильтрации находится в диапазоне от 5 до 7. Независимо от того, какое было начальное значение окна фильтрации, для рассмотренной группы данных система адаптирует его до значе-

ний 6 или 5, которые и являются оптимальными.

Практический пример использования методики

Разработанный на основе приведенной методики программный модуль нашел практическое применение при обработке результатов испытаний ЛА, представляющих собой телеметрические массивы, содержащие тысячи результатов измерений.

Задача сглаживания была решена с минимальными временными затратами с помощью разработанного программного модуля *adapt_N*. Некоторые результаты обработки данных (в объеме 3800 значений) на временном интервале 5 с приведены на рис. 4, 5. Данные результаты не только демонстрируют работу методики при различной установке начального значения интервала фильтрации, но и разницу в степени сглаживания, зависящую от параметра k .

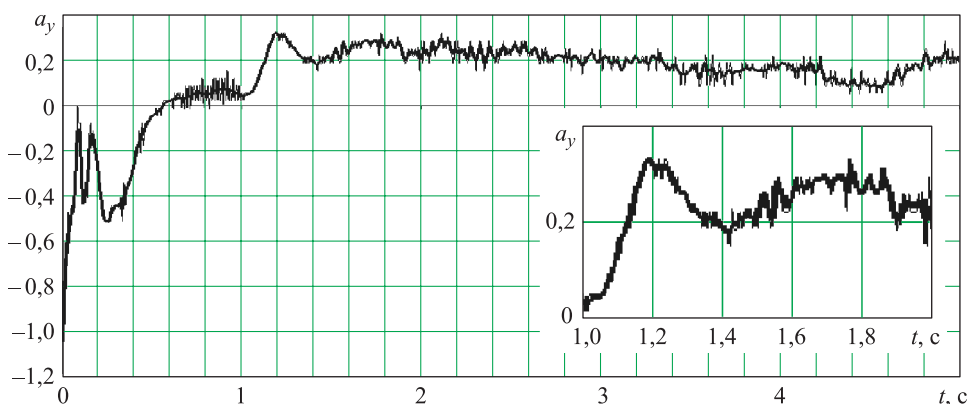


Рис. 4. Безразмерная составляющая ускорения ЛА при начальных значениях параметров сглаживания $N = 3$ и $k = 1$

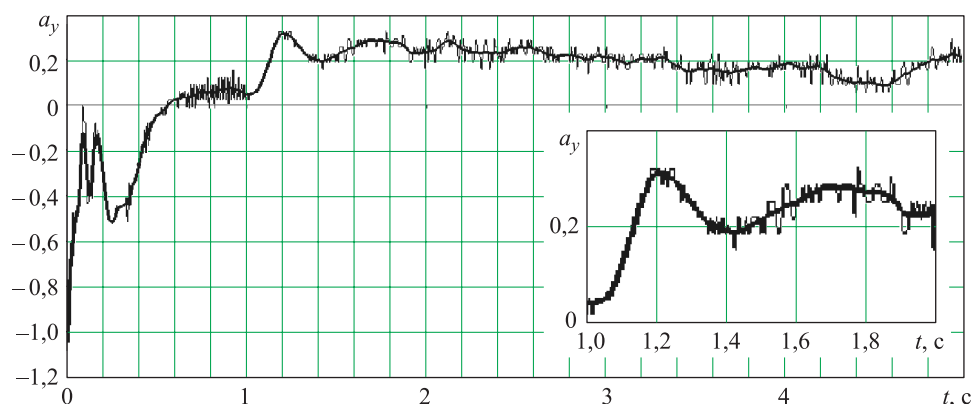


Рис. 5. Безразмерная составляющая ускорения ЛА при начальных значениях параметров сглаживания $N = 9$ и $k = 3$

Заключение

В настоящей статье представлена адаптивная методика сглаживания телеметрических измерений на основе работы системы нечеткого логического вывода. Результаты практического применения методики показали, что поставленная задача решена: сглаживание обеспечивает подавление высокочастотной составляющей за счет применения модели 1-го порядка, не нарушая физики процессов, а адаптация ширины окна фильтрации обеспечивает надлежащее качество сглаживания.

Методика позволила автоматизировать процесс предварительной обработки результатов измерений, получаемых в ходе испытаний ЛА, в части построения адаптированной к характеру расположения исходных данных сглаживающей кривой.

Список литературы

1. Шерстобитов А. И. Метод и алгоритмы выделения полезного сигнала на фоне шумов при обработке дискретных сигналов. Шахты: ЮУРГУЭС, 2012. 115 с.
2. Методы робастного, нейронечеткого и адаптивного управления / под ред. Н. Д. Егунова. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2002. 744 с.
3. Хемминг Р. В. Цифровые фильтры. М.: Недра, 1987. 221 с.
4. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. М.: Наука, 1969. 576 с.
5. Бронштейн И. Н., Семендяев К. А. Справочник по математике для инженеров и учащихся втузов. М.: Наука, 1981. 720 с.
6. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. 798 с.

Поступила 23.11.16

Первушина Наталья Александровна – кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник ФГУП «Российский федеральный ядерный центр – Всероссийский научно-исследовательский институт технической физики имени академика Е. И. Забабахина» (ФГУП «РФЯЦ-ВНИИТФ им. акад. Е. И. Забабахина»), г. Снежинск. Область научных интересов: интеллектуальные системы обработки данных, нечеткое и нейронечеткое управление, алгоритмы систем управления летательными аппаратами.

Доновский Дмитрий Евгеньевич – кандидат технических наук, начальник отдела ФГУП «РФЯЦ-ВНИИТФ им. акад. Е. И. Забабахина», г. Снежинск.

Область научных интересов: аэродинамика, баллистика, динамика полета, алгоритмы систем управления летательными аппаратами.



Adaptive technique for smoothing telemetric measurements with the use of fuzzy inference

The study focuses on the technique that allows smoothing the results of telemetric measurements by sliding piecewise-linear approximation. We calculated the model coefficients at smoothing, as well as coefficient dispersion, using the least square method (LSM). Moreover, we developed the algorithm for adapting the sliding window width depending on nature of the initial data location. We implemented the adaptation mechanism by means of a fuzzy logic inference system, which is of particular interest from the point of view of novelty of the approach and practical application in processing the results of telemetric measurements.

Keywords: sliding piecewise-linear approximation, least square method, model coefficient dispersion, filter window width, fuzzy logic inference, adaptation of filter window width, LSM filter.

Pervushina Natalya Alexandrovna – Candidate of Physico-Mathematical Sciences, Senior Staff Scientist of the Russian Federal Nuclear Center – Zababakhin All-Russian Scientific Research Institute of Technical Physics (VNIITF), Snezhinsk. Science research interests: intelligent data processing systems, fuzzy and neural-fuzzy control, aircraft control systems algorithms.

Donovskiy Dmitriy Evgenievich – Candidate of Engineering Sciences, Head of the department of the Russian Federal Nuclear Center – Zababakhin All-Russian Scientific Research Institute of Technical Physics (VNIITF), Snezhinsk. Science research interests: aerodynamics, ballistics, flight dynamics, aircraft control systems algorithms.