

Оригинальная статья / Original article

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-24-1-68-89>

Исследование работы расширенного фильтра Калмана, дополненного адаптивным цифровым фильтром, для комплексирования данных системы управления мобильным роботом

П.А. Безмен¹ ✉

¹ ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет»
ул. 50 лет Октября 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: pbezmen@yahoo.com

Резюме

Цель исследования. В статье рассматривается исследование работы расширенного фильтра Калмана (РФК), дополненного адаптивным цифровым фильтром с целью компенсации ошибки работы РФК при выполнении комплексирования данных системы управления мобильным роботом.

Методы. Адаптивный цифровой фильтр (АЦФ) – самонастраивающийся фильтр, итеративно изменяющий свои переменные параметры для достижения оптимального желаемого значения выходных данных. РФК, дополненный АЦФ с алгоритмом адаптации NLMS, будем называть системой РФК–АЦФ или цифровым фильтром РФК+NLMS. Важной задачей является подбор числа кадров и весовых коэффициентов АЦФ, при котором достигается оптимальное качество подавления помехи и скорость сходимости алгоритма адаптации.

Результаты. При различных вариантах организации работы буферной памяти АЦФ скорректированные значения оценки состояния системы «мобильный робот–среда» могут отличаться. При малом числе кадров входных данных и весовых коэффициентов АЦФ будет наблюдаться низкое качество подавления помехи. С увеличением числа кадров и весовых коэффициентов улучшается качество подавления помехи, а скорость сходимости алгоритма адаптации уменьшается.

Заключение. Алгоритм цифрового фильтра РФК+NLMS занимает промежуточное место между алгоритмом РФК и последовательной фильтрацией сигнала РФК и АЦФ с алгоритмом NLMS по критериям оценок среднеквадратической ошибки, средней абсолютной ошибки, отношения сигнал/шум и скорости сходимости.

Ключевые слова: робототехника; мобильный робот; комплексирование данных; фильтр Калмана; адаптивный цифровой фильтр.

Конфликт интересов: Автор декларирует отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Финансирование. Исследование выполнено при поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-38-50065.

Для цитирования: Безмен П.А. Исследование работы расширенного фильтра Калмана, дополненного адаптивным цифровым фильтром, для комплексирования данных системы управления мобильным роботом // Известия Юго-Западного государственного университета. 2020; 24(1): 68-89. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-24-6-68-89>.

Поступила в редакцию 19.12.2019

Подписана в печать 06.02.2020

Опубликована 21.02.2020

Investigation of the Operation of the Extended Kalman Filter Supplemented by an Adaptive Digital Filter for Integrating Data from a Mobile Robot Control System

Petr A. Bezmen¹ ✉

¹ Southwest State University
50 Let Oktyabrya str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: pbezmen@yahoo.com

Abstract

Purpose of research. The article deals with the study of the operation of the extended Kalman filter (EKF), supplemented with an adaptive digital filter in order to compensate for the error in the operation of the EKF when performing data integration of the mobile robot control system.

Methods. The adaptive digital filter (ADF) is a self-tuning filter that iteratively changes its variable parameters to achieve the optimal desired values of the output data. The EKF supplemented with the ADF with the NLMS adaptation algorithm will be called the EKF-ADF system or the EKF+NLMS digital filter. An important task is the selection of the number of frames and ADF weighting coefficients at which the optimum quality of noise suppression and the convergence rate of the adaptation algorithm are achieved.

Results. With various options of organizing the operation of the ADF buffer memory, the adjusted values for assessing the state of the 'mobile robot-environment' system may differ. When the number of input data frames and ADF weighting coefficients are small, low quality noise suppression will be observed. With an increase in the number of frames and weighting coefficients, the quality of noise suppression is improved, and the convergence rate of the adaptation algorithm decreases.

Conclusion. The EKF+NLMS digital filter algorithm takes an intermediate place between the EKF algorithm and the serial filtering of the EKF and ADF signals with the NLMS algorithm according to the criteria for estimating the mean square error, mean absolute error, signal-to-noise ratio, and convergence rate.

Keywords: robotics; mobile robot; data integration; Kalman filter; adaptive digital filter.

Conflict of interest. The author declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

Funding: The research was carried out with the support of the RFBR in the framework of scientific project no.19-38-50065.

For citation: Bezmen P. A. Investigation of the Operation of the Extended Kalman Filter Supplemented by an Adaptive Digital Filter for Integrating Data from a Mobile Robot Control System // *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*. 2020, 24(6): 68-89 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2020-24-1-68-89>.

Received 19.12.2019

Accepted 06.02.2020

Published 21.02.2020

Введение

Задача рационального объединения и обработки информации от различных бортовых измерителей мобильных роботов [1, 2] может быть решена с помощью фильтров Калмана, например

линейного фильтра Калмана и расширенного фильтра Калмана [3].

Недостаток фильтров Калмана – предположение, что в системе «мобильный робот-среда» (далее система)

присутствует влияние гауссовского «белого» шума (характеризующегося нулевым математическим ожиданием) на её состояние, в то время как часто шум имеет более сложную структуру. Для применения фильтров Калмана необходимо достаточно полное описание модели системы. Данное требование является недостатком фильтров, применяемых в системах управления мобильными роботами в недетерминированных средах.

В работах [4, 5] предложено использование искусственной нейронной сети (ИНС) для коррекции значений элементов вектора апостериорной (обновленной) оценки состояния системы $\hat{x}(k|k)$, который является результатом работы расширенного фильтра Калмана (РФК).

Искусственная нейронная сеть в [6] определена как распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. ИНС, такие, как многослойные нейронные сети с последовательными связями, позволяют компенсировать ошибку работы РФК, вызванную влиянием систематической ошибки измерений и/или «цветного» шума на состояние системы и влиянием разного рода нелинейностей, не учтенных в модели системы. Для коррекции вектора апостериорной оценки состояния системы $\hat{x}(k|k)$ РФК дополняется ИНС таким образом, что входными данными ИНС являются:

– разность значений соответствующих элементов векторов априорной (прогнозируемой) оценки состояния системы $\hat{x}(k|k-1)$ и апостериорной оценки состояния системы $\hat{x}(k|k)$:

$$X_{diff}(k)_f = \hat{x}(k|k-1)_f - \hat{x}(k|k)_f, \quad (1)$$

где f – индекс элементов данных векторов, $f \in [0, n)$; n – число оцениваемых состояний системы и размерность векторов $\hat{x}(k|k-1)$, $\hat{x}(k|k)$, $X_{diff}(k)$;

– значения элементов вектора $G_{fus}(k)$:

$$G_{fus}(k)_f = \sum_{q=0}^{m-1} G(k)_{f,q}, \quad (2)$$

где $G(k)$ – матрица коэффициентов усиления, оптимальных по Калману – размерность матрицы $n \times m$, m – число наблюдаемых (измеряемых) величин системы; f – индекс элементов вектора $G_{fus}(k)$ и матрицы $G(k)$ (индекс строки), $f \in [0, n)$; q – индекс элемента матрицы $G(k)$ (индекс столбца), $q \in [0, m)$.

Выходными данными рассматриваемой ИНС является вектор ошибки $E(k)$ оценки состояния системы, каждый элемент $E(k)_f$ которого – значение ошибки оценки соответствующего элемента $\hat{x}(k|k)_f$, $f \in [0, n)$. Для получения вектора $X_{out}(k)$ скорректированных значений оценки состояния системы складываются соответствующие значения элементов векторов $\hat{x}(k|k)$ и $E(k)$:

$$X_{out}(k)_f = \hat{x}(k|k)_f + E(k)_f, \quad (3)$$

где f – индекс элементов данных векторов, $f \in [0, n)$.

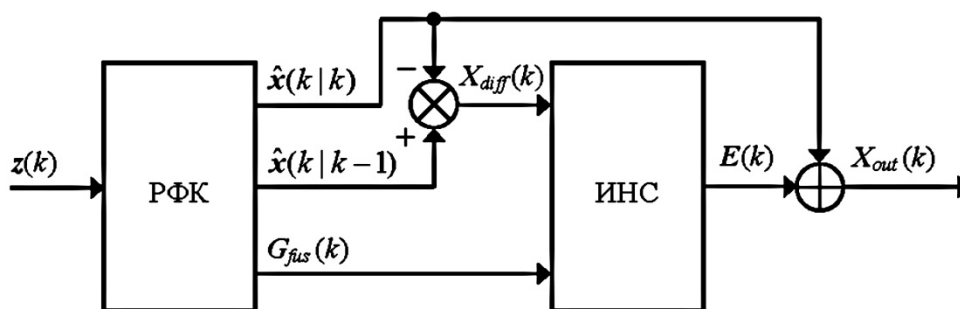


Рис. 1. Функциональная блок-схема работы системы РФК–ИНС

Fig. 1. A functional block diagram of the operation of the EKF-ANN system

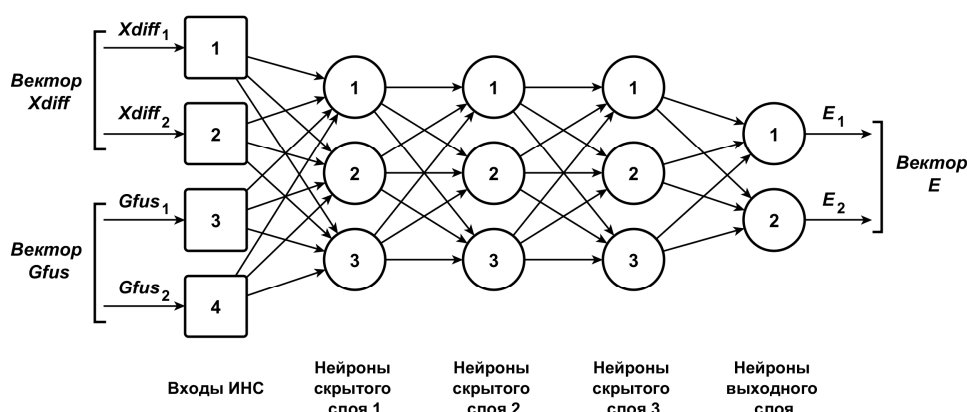


Рис. 2. Граф ИНС при размерности $n = 2$ векторов X_{diff} , G_{fus} , E

Fig. 2. ANN graph with dimension of $n = 2$ vectors X_{diff} , G_{fus} , E

РФК, дополненный ИНС таким образом, далее будем называть системой РФК–ИНС (рис. 1, 2). Размерность n векторов $\hat{x}(k|k-1)$, $\hat{x}(k|k)$, $X_{diff}(k)$, $G_{fus}(k)$, $E(k)$, $X_{out}(k)$ определяется задачей комплексирования.

Недостатком рассмотренной системы РФК–ИНС является необходимость предварительного обучения ИНС перед работой системы РФК–ИНС. Для конкретной задачи комплексирования данных существует сложность подбора множества обучающих ИНС примеров. Еще один недостаток ИНС, входящей в систему РФК–ИНС, состоит в том, что при изменении условий работы системы РФК–ИНС, так же, как и при изменении

задачи комплексирования, требуется переобучение ИНС, используя новые обучающие примеры.

Не имеющим перечисленных недостатков решением задачи компенсации ошибки работы РФК является использование адаптивных цифровых фильтров.

Материалы и методы

Адаптивный цифровой фильтр (АЦФ) – самонастраивающийся фильтр, итеративно изменяющий свои переменные параметры (весовые коэффициенты) для достижения оптимального желаемого значения выходных данных. Задача АЦФ – минимизировать разность (ошибку) между желаемыми вы-

ходными данными и фактическими выходными данными. АЦФ применяется в задачах, где спектры полезного сигнала и шума частично перекрываются. АЦФ также используется, когда полоса шумовых частот неизвестна или переменна. Составными частями АЦФ являются: цифровой фильтр с регулируемыми параметрами (весовыми коэффициентами), алгоритм адаптации, выполняющий изменение параметров цифрового фильтра (рис. 3). Существует множе-

ство применяемых алгоритмов адаптации, наиболее используемые из них: LMS (англ. *least mean squares* – алгоритм наименьших средних квадратов, авторы: Б. Уидроу, М. Хофф [7]), NLMS (англ. *normalized least mean squares* – алгоритм нормализованных наименьших средних квадратов), RLS (англ. *recursive least squares* – алгоритм рекурсивных наименьших квадратов, авторы: К. Гаусс, Р. Плакетт [8]).

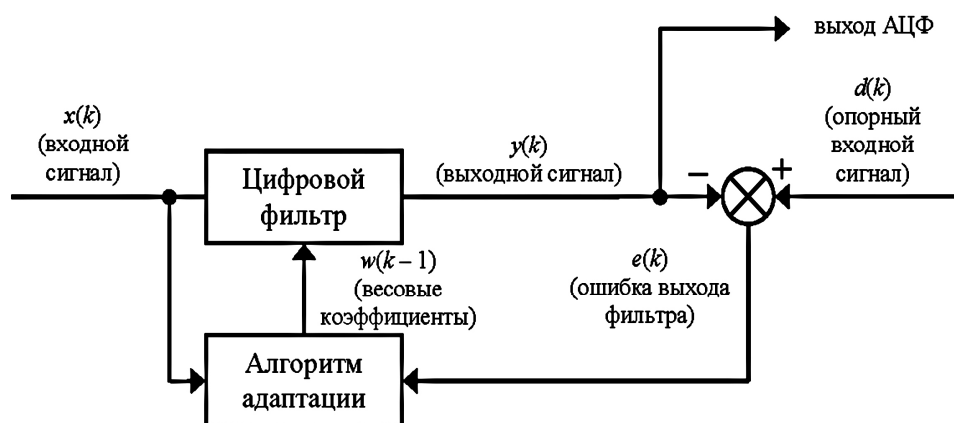


Рис. 3. Блок-схема АЦФ для фильтрации входного сигнала, где k – некоторый момент времени

Fig. 3. ADF block diagram for filtering the input signal, where k is a certain moment in time

В работе [9] приводится оценка перечисленных алгоритмов с точки зрения значений: коэффициента подавления помехи, отношения сигнал-шум, скорости сходимости алгоритма адаптации, вычислительной сложности. При равном числе N кадров входных данных, и, соответственно, весовых коэффициентов алгоритмы LMS и NLMS обладают наилучшей скоростью сходимости, что важно для применения алгоритмов адаптации в технических системах управления, работающих в реальном времени. Алгоритмы LMS и NLMS

лучше адаптируются к нестационарному шумовому сигналу, чем RLS, притом NLMS в этих условиях обладает лучшей сходимостью по сравнению с LMS и имеет схожее с ним качество подавления помехи. Алгоритм LMS показывает большую скорость сходимости при белом входном шуме, а NLMS – при розовом входном шуме, синусоидальном входном сигнале, нестационарном входном сигнале и др. Рассматриваемые немодифицированные АЦФ являются фильтрами с конечной импульсной характеристикой.

Вычислительная сложность рассмотренных алгоритмов адаптации [10, 11]:

$$\text{LMS} - \approx 2N,$$

$$\text{NLMS} - \approx 3N,$$

$$\text{RLS} - \approx 4N^2.$$

В АЦФ [12–15] кадры входного сигнала $x(k)$ и весовые коэффициенты $w(k)$ являются векторами размерностью N :

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k-1) \\ \dots \\ x_N(k-N+1) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w}(k) = \begin{bmatrix} w_1(k) \\ w_2(k) \\ \dots \\ w_N(k) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

где k – некоторый текущий момент времени; $(k-1)$ – предыдущий момент времени; $(k-N+1)$ – самый ранний момент времени; $x_1(k), \dots, x_N(k-N+1)$ и $w_1(k), \dots, w_N(k)$ – элементы векторов $\mathbf{x}(k)$ и $\mathbf{w}(k)$ соответственно.

В алгоритмах LMS и NLMS ошибка выхода фильтра (сигнал ошибки) $e(k)$ в момент времени k определяется выражением:

$$e(k) = d(k) - y(k), \quad (5)$$

где $d(k)$ – опорный (требуемый) входной сигнал в момент времени k (прини-

мается, что $d(k) = x_1(k)$, $x_1(k)$ входит в $\mathbf{x}(k)$); $y(k)$ – выходной сигнал фильтра в момент времени k .

Выходной сигнал фильтра $y(k)$ находится следующим образом:

$$y(k) = \sum_{i=1}^N (w_i(k-1) \cdot x_i(k-i+1)) = \mathbf{w}^T(k-1) \cdot \mathbf{x}(k). \quad (6)$$

Весовые коэффициенты для алгоритма LMS вычисляются, используя выражение:

$$w_i(k) = w_i(k-1) + 2 \cdot \mu \cdot e(k) \cdot x_i(k-i+1), \quad (7)$$

или

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + 2 \cdot \mu \cdot e(k) \cdot \mathbf{x}(k), \quad (8)$$

где i – индекс элементов векторов $\mathbf{x}(k)$ и $\mathbf{w}(k)$, $i \in [1, N]$; μ – шаг сходимости, определяющий устойчивость и скорость сходимости алгоритма адаптации, $\mu > 0$, чем меньше μ , тем выше устойчивость и меньше скорость сходимости.

Для алгоритма NLMS весовые коэффициенты находятся следующим образом:

$$w_i(k) = w_i(k-1) + \frac{2 \cdot \mu}{x_i(k-i+1) \cdot x_i(k-i+1) + \varepsilon} \cdot e(k) \cdot x_i(k-i+1), \quad (9)$$

или

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + \frac{2 \cdot \mu}{\mathbf{x}^T(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \varepsilon} \cdot e(k) \cdot \mathbf{x}(k), \quad (10)$$

где ε – некоторое положительное, крайне малое число, служащее для исключения ситуаций деления на нуль.

Задача алгоритма адаптации состоит в последовательной настройке весовых коэффициентов фильтра до дости-

жения оптимального результата фильтрации сигнала, который соответствует наименьшему значению среднеквадратической ошибки (англ. *mean squared error, MSE*) J выхода фильтра или некоторой нижней точке графика зависимо-

сти среднеквадратической ошибки J от значений весовых коэффициентов w : w_1, \dots, w_N , где N – общее количество весовых коэффициентов (рис. 4).

Величина среднеквадратической ошибки является критерием для оценки качества и точности данных. Этот кри-

терий позволяет сравнить конкурирующие методы и системы обработки данных по результатам их работы. Значение среднеквадратической ошибки (MSE) [16–18] определим как

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i^2). \quad (11)$$

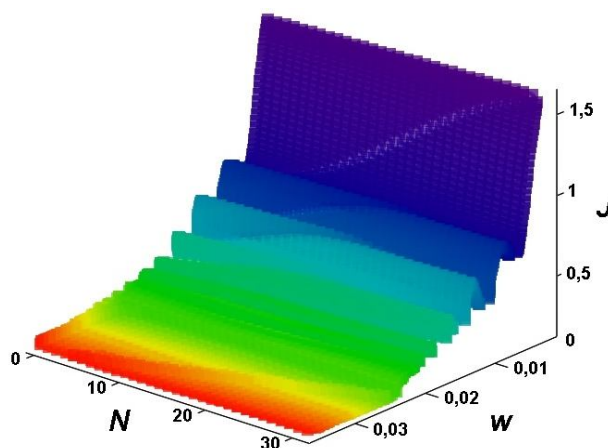


Рис. 4. График зависимости среднеквадратической ошибки J от значений весовых коэффициентов w : w_1, \dots, w_N

Fig. 4. The dependency graph of the standard error J on the values of the weighting coefficients w : w_1, \dots, w_N

График зависимости вида $J(w_1, \dots, w_N)$ (рис. 4) называют поверхностью производительности (англ. *performance surface*) [19].

Помимо среднеквадратической ошибки (MSE) часто применяются такие средства оценки результата фильтрации сигнала, как: средняя абсолютная ошибка (англ. *mean absolute error*, *MAE*) и отношение сигнал/шум (ОСШ или *SNR* от англ. *signal-to-noise ratio*), выраженное в дБ.

Величину J среднеквадратической ошибки (MSE) выразим как

$$J = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - Y_i)^2, \quad (12)$$

где S_i – значение требуемого (незашумленного) сигнала в некоторый момент

времени i ; Y_i – значение сигнала на выходе фильтра в некоторый момент времени i ,

$$N \in \mathbf{N}.$$

Значение A средней абсолютной ошибки (MAE) определим как

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |S_i - Y_i|. \quad (13)$$

Величину R отношения сигнал/шум (ОСШ) в дБ выразим как

$$R_i = 10 \cdot \log_{10} \left[\left(\frac{S_i}{(Y_i - S_i)} \right)^2 \right], \quad (14)$$

где R_i – отношение сигнал/шум в некоторый момент времени i .

РФК, дополненный АЦФ с алгоритмом адаптации NLMS, как эффек-

тивно действующим в условиях нестационарного входного сигнала и обладающим оптимальной вычислительной сложностью по сравнению с алгоритмом адаптации RLS, будем называть системой РФК–АЦФ (рис. 5, 6).

Входными данными АЦФ в системе РФК–АЦФ являются:

- вектор $\hat{x}(k|k)$ значений апостериорной (обновленной) оценки состояния системы, подлежащих коррекции –

компенсации ошибки, вызванной в ходе работы РФК;

- вектор разности $X_{diff}(k)$ значений соответствующих элементов векторов $\hat{x}(k|k-1)$ и $\hat{x}(k|k)$ (1).

Выходными данными АЦФ и системы РФК–АЦФ является вектор $X_{out}(k)$ скорректированных значений оценки состояния системы.

Размерность n векторов $\hat{x}(k|k-1)$, $\hat{x}(k|k)$, $X_{diff}(k)$, $X_{out}(k)$ определяется задачей комплексирования.

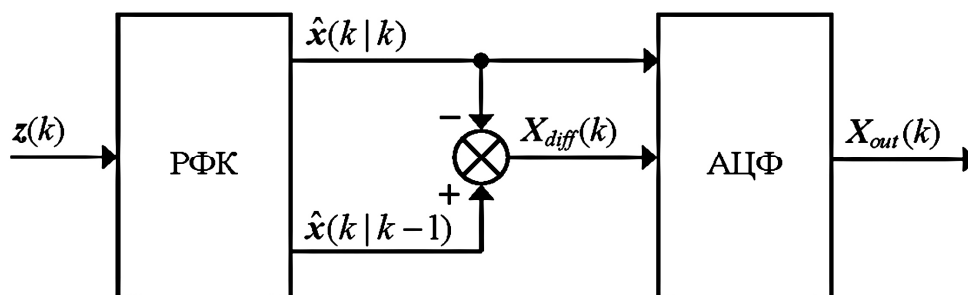


Рис. 5. Функциональная блок-схема работы системы РФК–АЦФ

Fig. 5. A functional block diagram of the operation of the EKF–ADF system

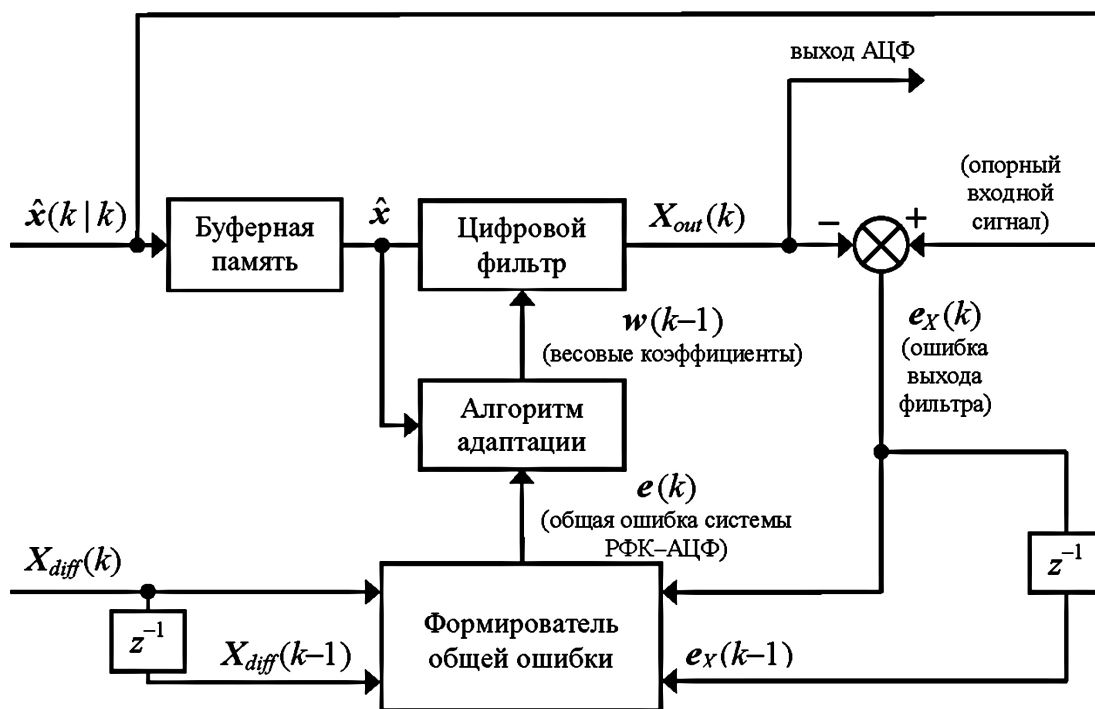


Рис. 6. Блок-схема АЦФ в системе РФК–АЦФ

Fig. 6. ADF block diagram in the EKF-ADF system

АЦФ в системе РФК–АЦФ имеет буферную память (рис. 6), предназначенную для накопления кадров входного сигнала $\hat{x}(k|k)$ в процессе работы фильтра для последующих фильтрации и последовательной настройки весовых коэффициентов. Буферная память является вектором размерностью N и повторяет структуру вектора $x(k)$ с ячейками $x_1(k), \dots, x_M(k-N+1)$ (4). В свою очередь, каждая такая ячейка повторяет структуру вектора $\hat{x}(k|k)$ размерностью n . Новый кадр входного сигнала $\hat{x}(k|k)$ помещается в первый элемент – ячейку вектора буферной памяти, причем все

хранившиеся в памяти предыдущие кадры смещаются на одну ячейку в направлении последней ячейки памяти, при этом удаляется из памяти самый «старый» кадр, располагавшийся в последней ячейке памяти. Такой принцип организации памяти получил название FIFO (англ. *first in, first out* – «первым пришёл – первым ушёл») [20]. Буферная память может обладать дополнительным разделом ячеек $d_1(k), \dots, d_M(k-M+1)$ с общим количеством ячеек M для предварительного накопления кадров входного сигнала (рис. 7).

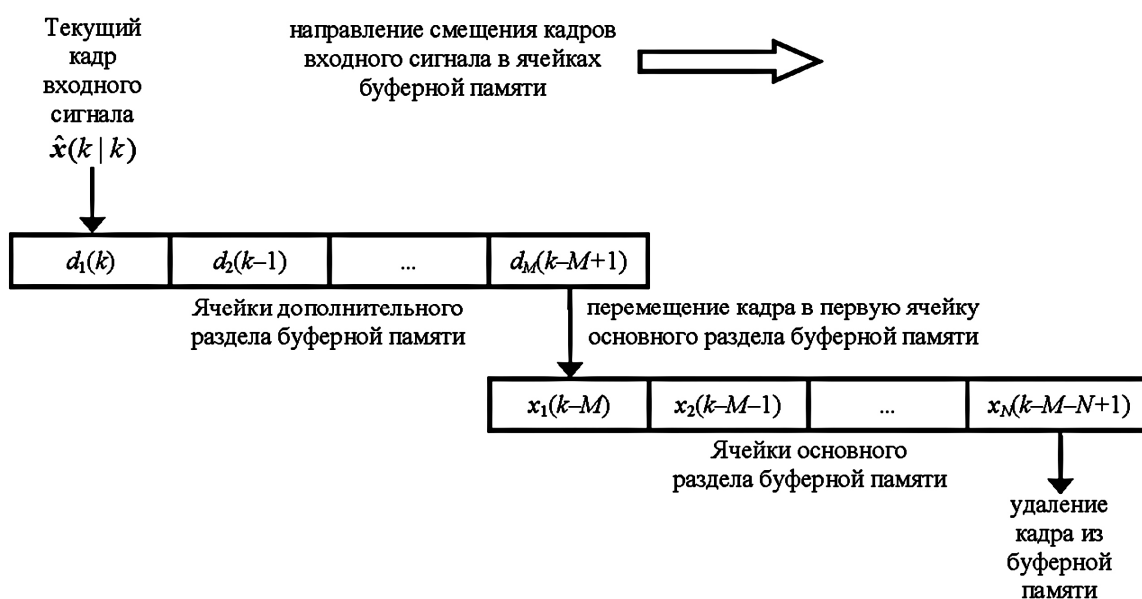


Рис. 7. Схема организации работы буферной памяти АЦФ при наличии ячеек дополнительного раздела памяти

Fig. 7. Diagram of the ADF buffer memory operation if additional memory partition cells are available

Данный дополнительный раздел также организован по принципу FIFO. В этом случае каждый новый кадр входного сигнала помещается в первую ячейку дополнительного раздела, «сме-

щая» все хранившиеся в памяти предыдущие кадры на одну ячейку в направлении последней ячейки данного раздела, а кадр, находящийся в последней ячейке раздела, вытесняется из допол-

нительного раздела и перемещается в первую ячейку основного раздела буферной памяти. Количеством ячеек дополнительного раздела определяется время запаздывания работы АЦФ: данное время прямо пропорционально количеству ячеек.

Формирователь общей ошибки вычисляет общую ошибку $e(k)$ системы РФК–АЦФ, используя: вектор текущей ошибки $e_X(k)$ выхода АЦФ, вектор текущей разности $X_{diff}(k)$ РФК, вектор предыдущей ошибки $e_X(k-1)$ выхода АЦФ, вектор предыдущей разности $X_{diff}(k-1)$ РФК (рис. 6). Векторы e , e_X и X_{diff} имеют размерность n . На рис. 6 блоки z^{-1} обозначают единичную задержку.

Общая ошибка $e(k)$ системы РФК–АЦФ вычисляется, используя выражение

$$e(k)_i = \frac{1}{4} [f_i \cdot X_{diff}(k-1)_i + f_i \cdot X_{diff}(k)_i + e_X(k-1)_i + e_X(k)_i], \quad (15)$$

где $e(k)_i$ – i -ый элемент вектора $e(k)$, $i \in [0, n)$;

f_i – коэффициент, позволяющий масштабировать порядок значений элементов векторов $X_{diff}(k-1)_i$ и $X_{diff}(k)_i$ в соответствии с порядком величины элементов вектора $e_X(k)_i$:

$$1) \text{ при } \left\lfloor \left| \frac{e_X(k)_i}{X_{diff}(k)_i} \right| \right\rfloor > 0$$

$$f_i = \text{sign} \left(\frac{e_X(k)_i}{X_{diff}(k)_i} \right) \cdot 10^{\left\lceil \log_{10} \left(\left\lfloor \left| \frac{e_X(k)_i}{X_{diff}(k)_i} \right| \right\rfloor \right) \right\rceil + 1}, \quad (16)$$

$$2) \text{ при } \left\lfloor \left| \frac{e_X(k)_i}{X_{diff}(k)_i} \right| \right\rfloor = 0$$

$$f_i = \text{sign} \left(\frac{e_X(k)_i}{X_{diff}(k)_i} \right), \quad (17)$$

где операция $\lfloor \cdot \rfloor$ – округление до ближайшего целого числа в меньшую сторону;

$\text{sign}(x)$ – функция определения знака аргумента x :

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0. \end{cases} \quad (18)$$

Значение $X_{diff}(k)_i$ должно быть ненулевым.

Ошибка $e(k)$ может являться средним арифметическим взвешенным значением величин $X_{diff}(k-1)$, $X_{diff}(k)$, $e_X(k-1)$ и $e_X(k)$:

$$e(k)_i = a_1 \cdot f_i \cdot X_{diff}(k-1)_i + a_2 \cdot f_i \cdot X_{diff}(k)_i + a_3 \cdot e_X(k-1)_i + a_4 \cdot e_X(k)_i, \quad (19)$$

где a_1, a_2, a_3, a_4 – некоторые весовые коэффициенты, придающие слагаемым выражениям (19) большего или меньшего веса в вычисляемом значении $e(k)$, причем $a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 1,0$.

Результаты и их обсуждение

Для изучения возможностей применения системы РФК–АЦФ в качестве цифрового фильтра проводился вычислительный эксперимент с целью моделирования и сравнения результатов работы следующих цифровых фильтров:

- РФК;
- АЦФ с алгоритмом LMS (далее обозначается «LMS»);

– АЦФ с алгоритмом NLMS (далее обозначается «NLMS»);

– последовательная фильтрация сигнала РФК и АЦФ с алгоритмом NLMS (далее обозначается «РФК→NLMS»);

– система РФК–АЦФ с алгоритмом NLMS (далее обозначается «РФК+NLMS»).

На вход каждого из фильтров подавались три вида сигналов:

– синусоидальный сигнал с частотой следования 10 кГц и амплитудой 1,0 для незашумленного сигнала;

– сигнал «меандр» с частотой следования 10 кГц и амплитудой 1,0 для незашумленного сигнала;

– составной (полигармонический) сигнал, описываемый функцией от времени t : $f(t) = 0,625 \cdot \cos(2\pi \cdot 10000 \cdot t) + 0,39 \cdot \sin(2\pi \cdot 50000 \cdot t)$ с частотой следования 10 кГц и максимальной амплитудой 1,0 для незашумленного сигнала.

На входы фильтров подавались каждый из данных сигналов без шума и с наложенным белым шумом разной максимальной амплитуды, выраженной в процентах от максимальной амплитуды незашумленного сигнала.

Моделирование работы фильтров проводилось с постоянным шагом (интервалом) времени $t = 10^{-7}$ с (10^7 итераций/с).

Для получения результатов фильтрации РФК применялся РФК с максимальным числом состояний $n = 7$ и наблюдений $m = 7$, при этом фильтруемый (входной) сигнал являлся только

одним из наблюдений m , а отфильтрованный (выходной) сигнал был одним из состояний n . Была выполнена настройка РФК, при которой только одному наблюдению (входному сигналу) соответствовали состояния $n = 7$. Результат РФК с данной настройкой использовался также в последовательной фильтрации сигнала РФК и АЦФ с алгоритмом NLMS и в системе РФК–АЦФ.

Для фильтров LMS, NLMS, РФК→NLMS, РФК+NLMS количество ячеек основного раздела буферной памяти было принято $N = 32$, количество ячеек дополнительного раздела буферной памяти было принято $M = 4$.

Величина шага сходимости μ для фильтров LMS, NLMS, РФК→NLMS, РФК+NLMS определялась, следуя выражению

$$\mu = \frac{1}{((N + M) \cdot 1000)}, \quad (20)$$

где N и M – количество ячеек основного раздела и дополнительного раздела буферной памяти АЦФ соответственно. Для фильтров NLMS, РФК→NLMS, РФК+NLMS было принято значение $\varepsilon = 0,1$ (9).

При моделировании работы системы РФК–АЦФ использовалось выражение (15) для задания соотношения величин $X_{diff}(k-1)$, $X_{diff}(k)$, $e_x(k-1)$ и $e_x(k)$ при расчете общей ошибки $e(k)$.

Для оценки результата фильтрации сигнала использовались величины:

$$\text{MSE} (12),$$

MAE (13),

ОСШ, выраженное в дБ (14).

Графики некоторых результатов моделирования работы цифровых фильтров (РФК, РФК→NLMS, РФК+NLMS) при разных входных сигналах с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала приведены на рис. 8–16.

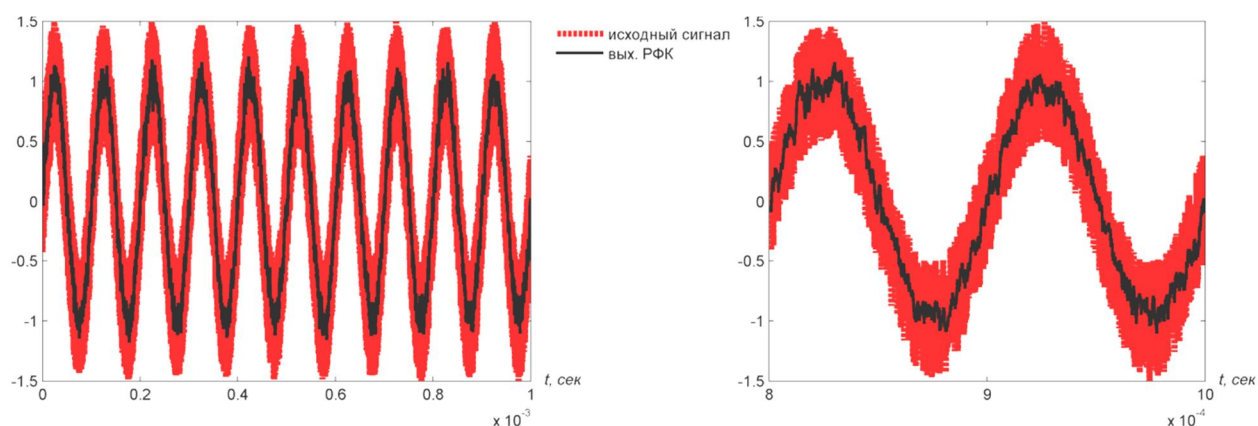


Рис. 8. Результат моделирования работы РФК при синусоидальном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 8. The result of simulation of EKF operation with a sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

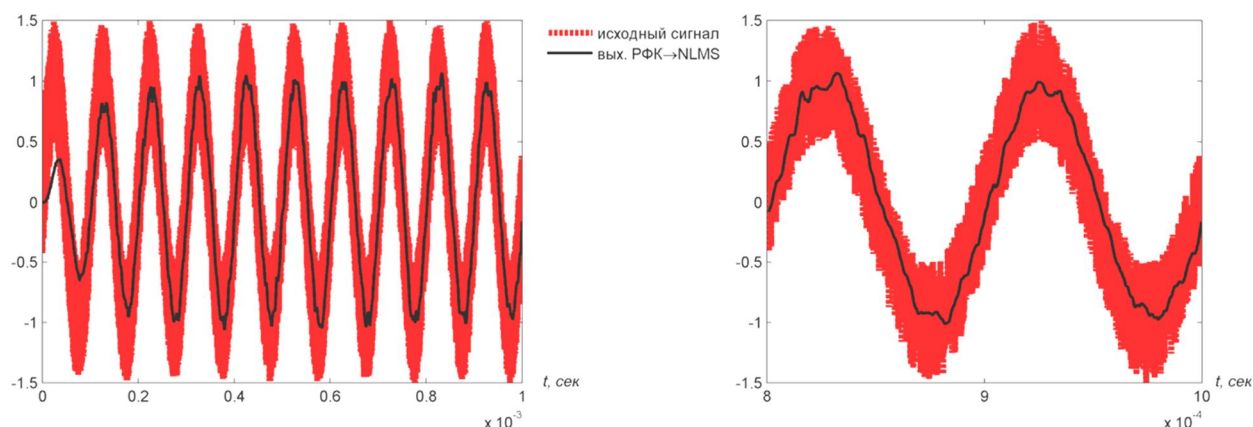


Рис. 9. Результат моделирования последовательной работы РФК→NLMS при синусоидальном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 9. The result of simulation the sequential operation of EKF→NLMS with sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

Графики оценок MSE, MAE, ОСШ результатов фильтрации сигналов с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала фильтрами РФК, LMS, NLMS, РФК→NLMS, РФК+NLMS показаны на рис. 17–25. Для значений величин оценок применялось сглаживание методом скользящего среднего.

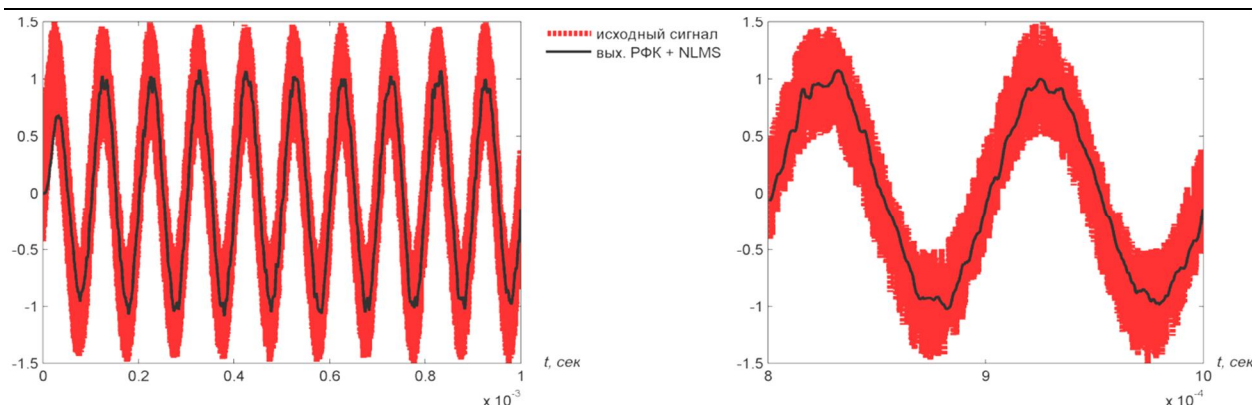


Рис. 10. Результат моделирования работы РФК+NLMS при синусоидальном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 10. The result of simulation of EKF+NLMS operation with a sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

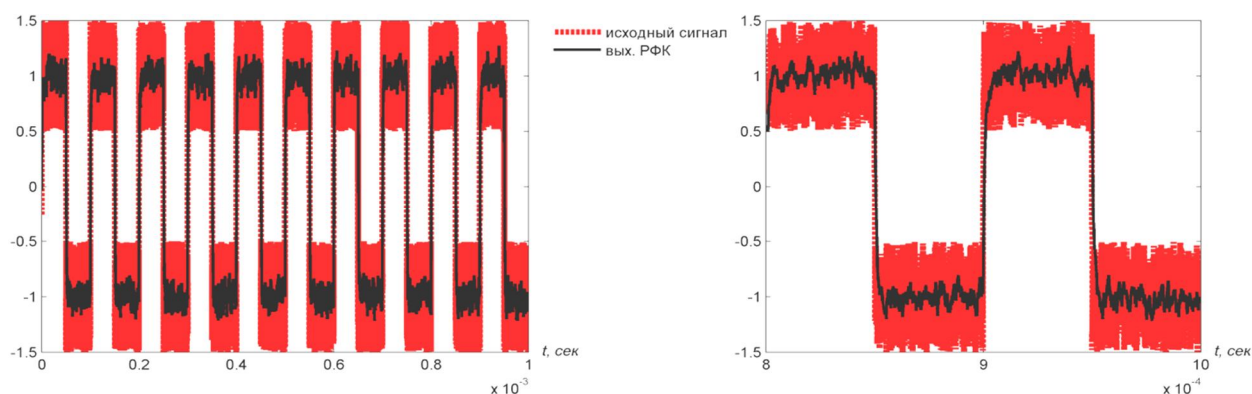


Рис. 11. Результат моделирования работы РФК при входном сигнале «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 11. The result of simulation of EKF operation with the 'meander' input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

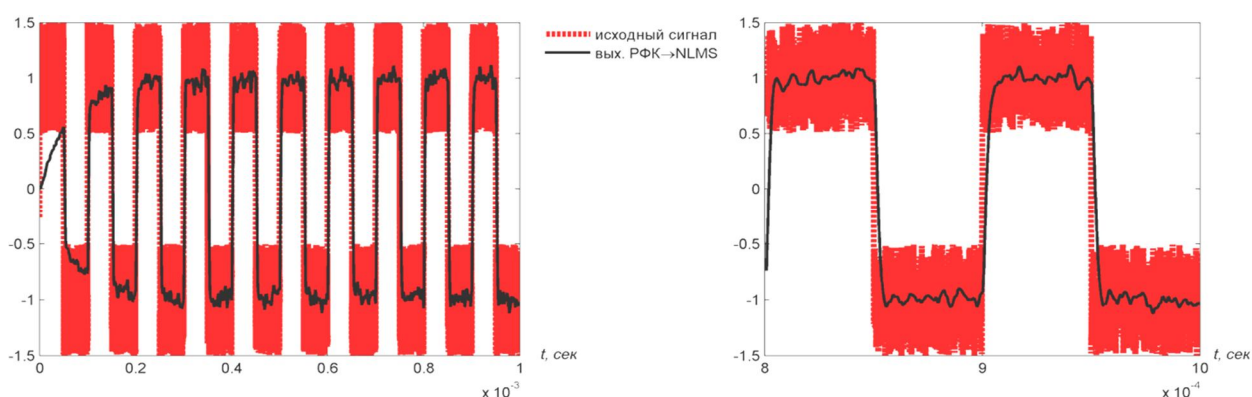


Рис. 12. Результат моделирования последовательной работы РФК→NLMS при входном сигнале «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 12. The result of simulation the sequential operation of EKF→NLMS with the 'meander' input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

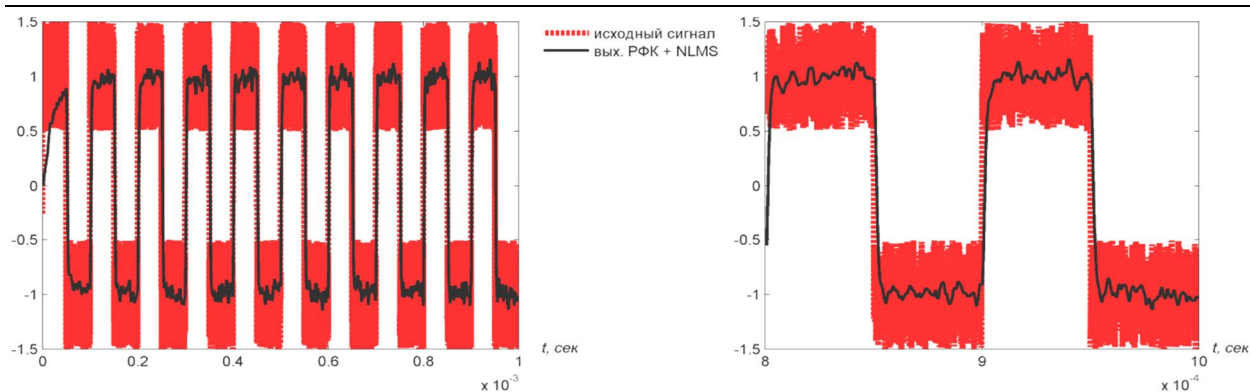


Рис. 13. Результат моделирования работы РФК+NLMS при входном сигнале «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 13. The result of simulation of EKF+NLMS operation at the 'meander' input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

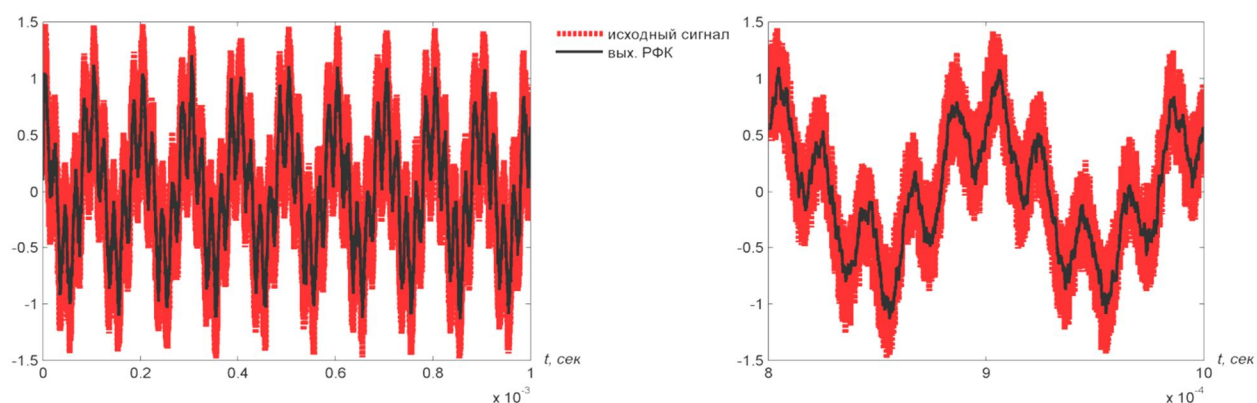


Рис. 14. Результат моделирования работы РФК при составном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 14. The result of simulation of EKF operation with a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

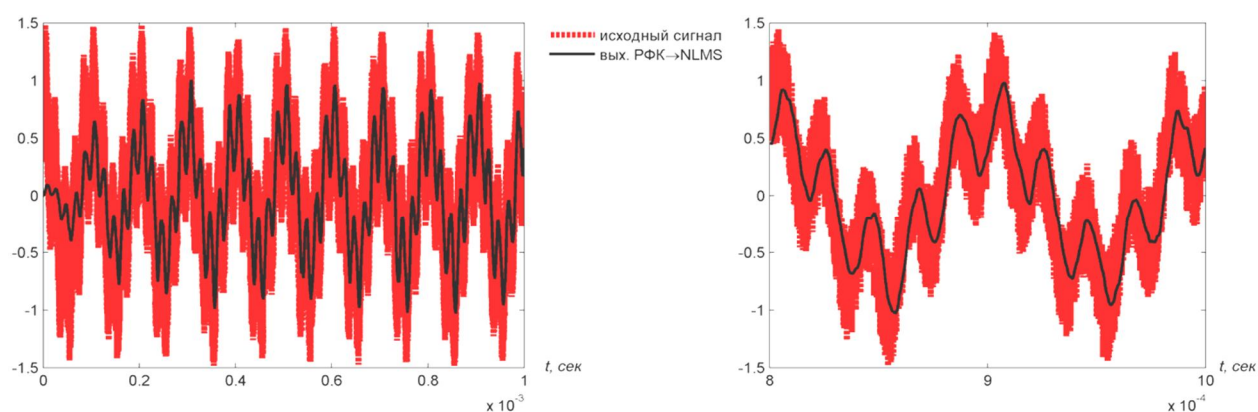


Рис. 15. Результат моделирования последовательной работы РФК→NLMS при составном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 15. The result of simulation the sequential operation of EKF→NLMS with a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude noiseless input signal

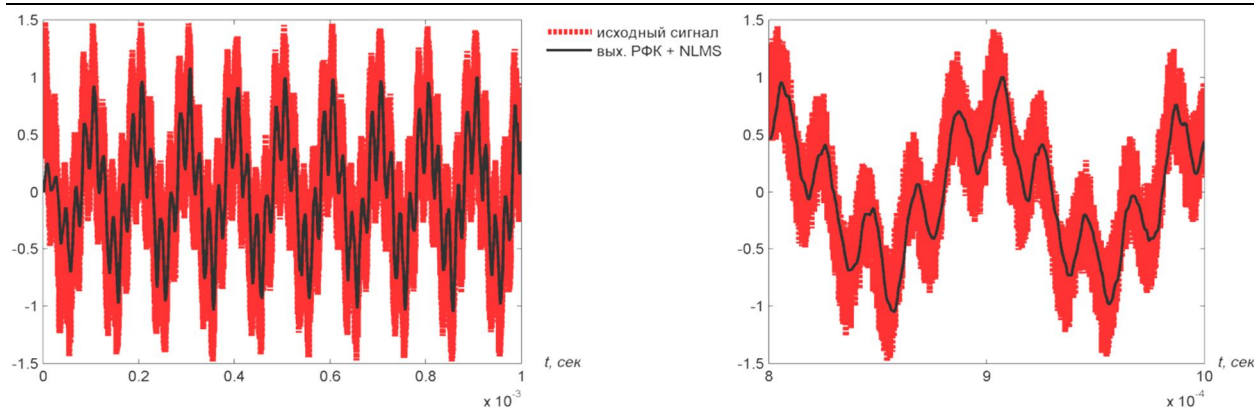


Рис. 16. Результат моделирования работы РФК+NLMS при составном входном сигнале с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 16. The result of modeling the operation of EKF+NLMS with a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

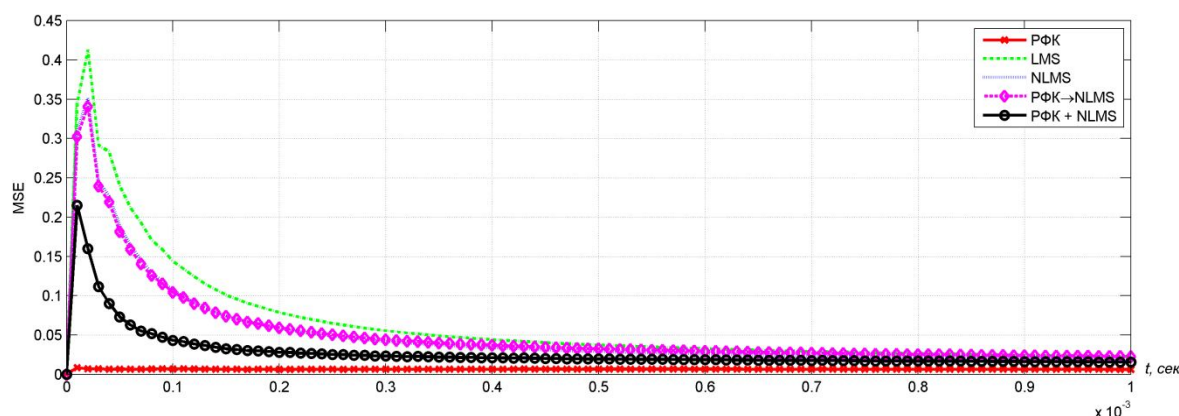


Рис. 17. Графики оценок MSE результатов фильтрации синусоидального входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 17. Graphs of MSE evaluation of the results of filtering a sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

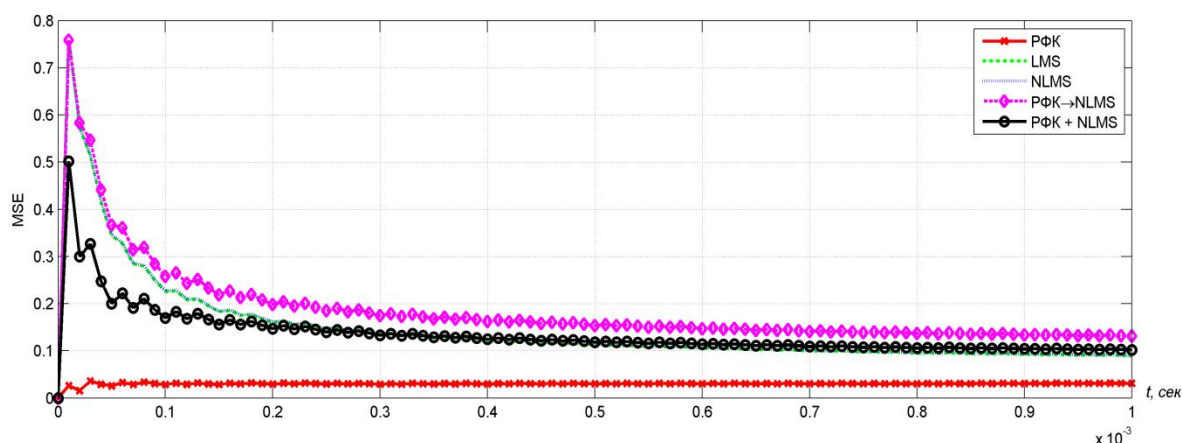


Рис. 18. Графики оценок MSE результатов фильтрации сигнала «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 18. Graphs of MSE evaluation of the results of filtering the 'meander' signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

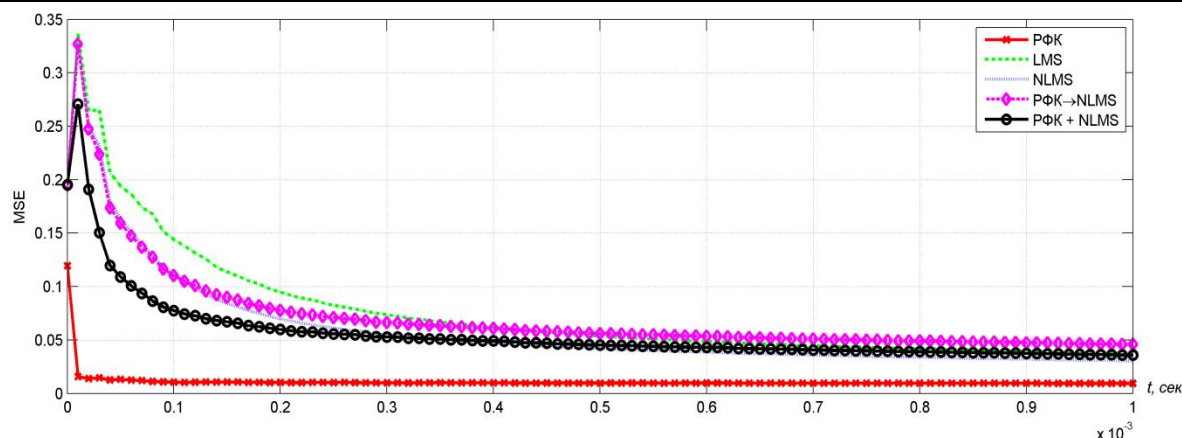


Рис. 19. Графики оценок MSE результатов фильтрации составного входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 19. Graphs of MSE evaluation of the results of filtering a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

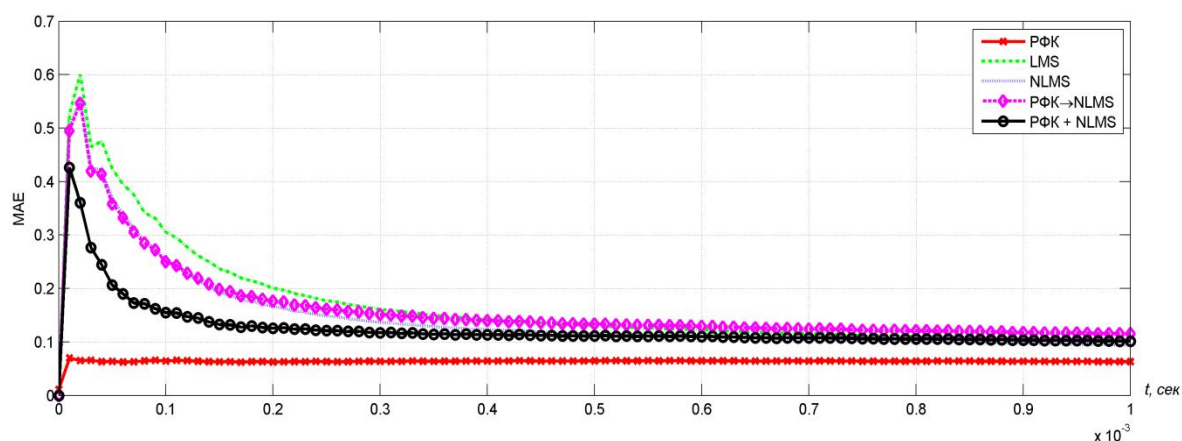


Рис. 20. Графики оценок MAE результатов фильтрации синусоидального входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 20. Graphs of MAE evaluation of the results of filtering a sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

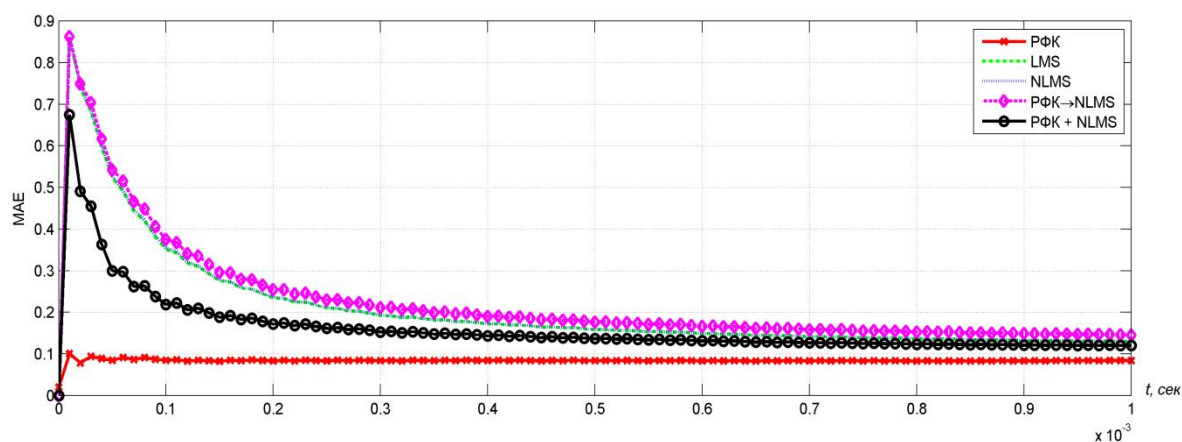


Рис. 21. Графики оценок MAE результатов фильтрации сигнала «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 21. Graphs of MAE evaluation of the results of filtering the 'meander' signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

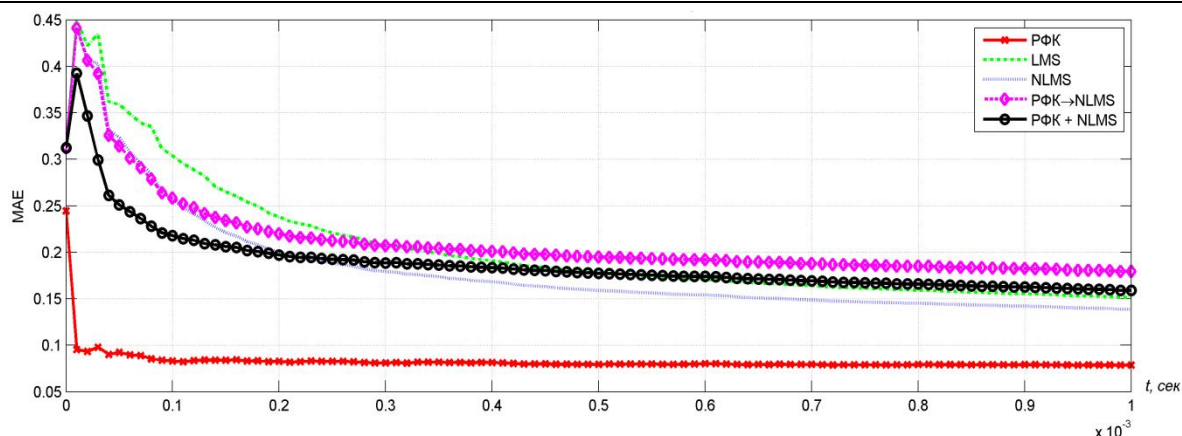


Рис. 22. Графики оценок MAE результатов фильтрации составного входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 22. Graphs of the MAE evaluation of the results of filtering a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

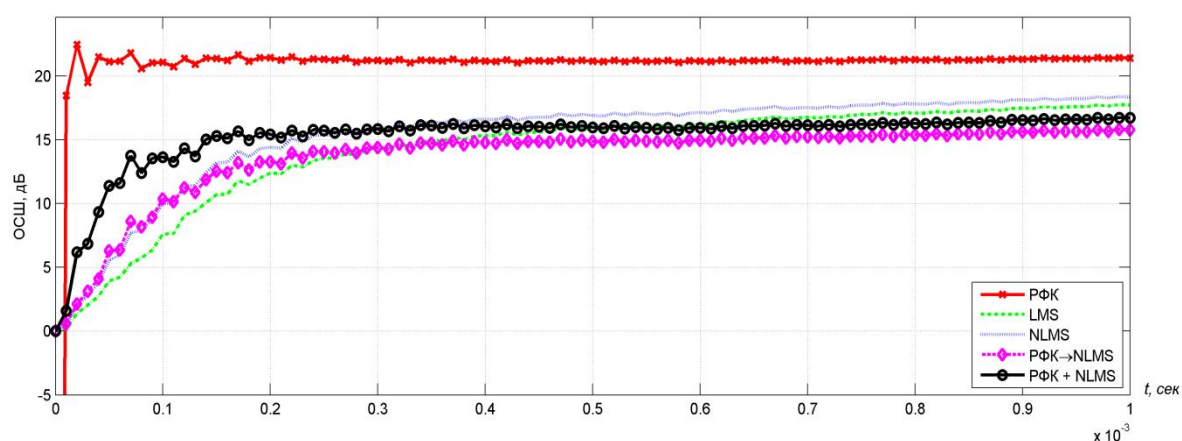


Рис. 23. Графики оценок ОСШ результатов фильтрации синусоидального входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 23. Graphs of transfers bars evaluation of the results of filtering a sinusoidal input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

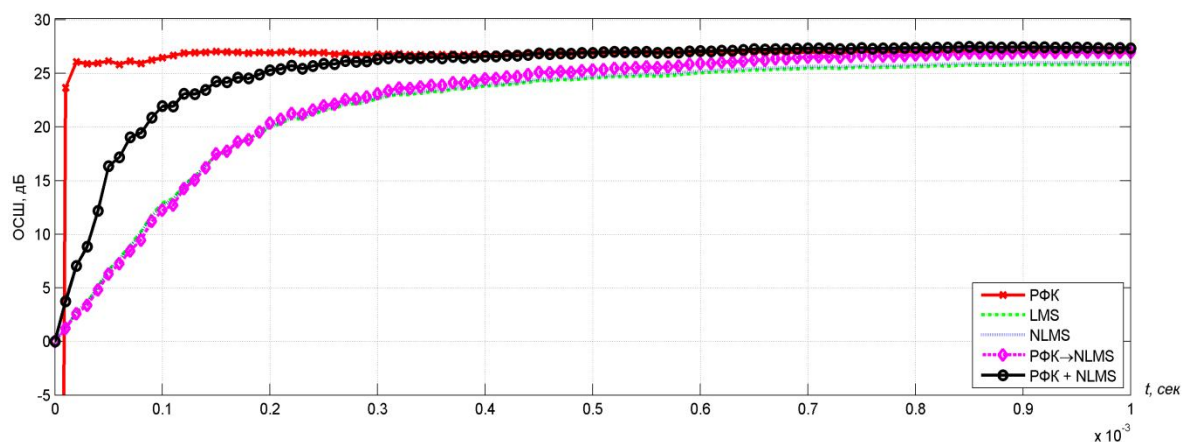


Рис. 24. Графики оценок ОСШ результатов фильтрации сигнала «меандр» с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 24. Graphs of transfers bars evaluation of the results of filtering the 'meander' signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

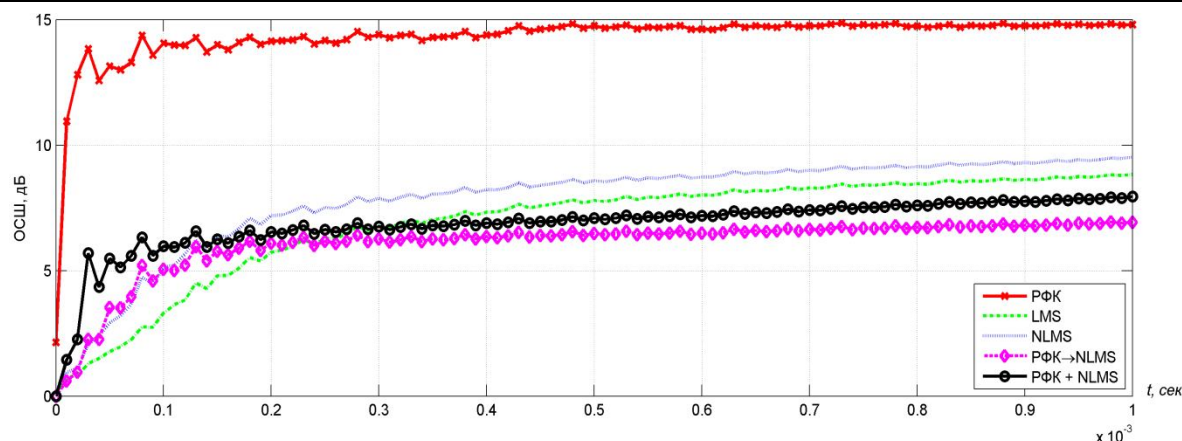


Рис. 25. Графики оценок ОСШ результатов фильтрации составного входного сигнала с белым шумом максимальной амплитудой 50% от максимальной амплитуды незашумленного входного сигнала

Fig. 25. Graphs of transfers bars evaluation of the results of filtering a composite input signal with white noise with a maximum amplitude of 50% of the maximum amplitude of the noiseless input signal

Сравнение результатов моделирования работы цифровых фильтров показывает, что скорость сходимости алгоритма цифрового фильтра РФК+NLMS выше, чем скорость сходимости алгоритма последовательной фильтрации РФК→NLMS, притом, что при некоторых формах входного сигнала значение ОСШ у фильтра РФК+NLMS больше, чем у РФК→NLMS. При подаче на входы фильтров сигнала «меандр» значение ОСШ алгоритма РФК→NLMS становится равным или большим ОСШ РФК+NLMS. Скорость сходимости алгоритма РФК+NLMS больше скорости РФК→NLMS, но меньше скорости РФК. С точки зрения рассмотренных оценок РФК даёт лучший результат фильтрации при высокой скорости сходимости и низком качестве сглаживания цифрового сигнала по сравнению с алгоритмами РФК→NLMS и РФК+NLMS. Алгоритмы NLMS и РФК→NLMS обладают схожей скоростью сходимости. По результатам

большинства опытов вычислительного эксперимента самым медленным алгоритмом является LMS.

Выводы

При различных вариантах организации работы буферной памяти АЦФ скорректированные значения оценки состояния системы «мобильный робот-среда» могут отличаться. При малом числе кадров входных данных и весовых коэффициентов АЦФ будет наблюдаться низкое качество подавления помехи. С увеличением числа кадров и весовых коэффициентов улучшается качество подавления помехи, а скорость сходимости алгоритма адаптации уменьшается. Кроме этого, чем больше число кадров и весовых коэффициентов АЦФ, тем выше требования к вычислительной мощности и объему оперативной памяти бортового вычислителя робота. Значительное число кадров и весовых коэффициентов не гарантирует

высокого качества подавления помехи и, как следствие, значительной компенсации ошибки РФК. При некотором количестве кадров и весовых коэффициентов достигается оптимальное качество подавления помехи, но при повышении этого количества увеличение подавления помехи может не наблюдаться или будет незначительным. Важной задачей является подбор числа кадров и весовых коэффициентов АЦФ, при котором достигается оптимальное качество подавления помехи и скорость

сходимости алгоритма адаптации. Алгоритм цифрового фильтра РФК+NLMS занимает промежуточное место между алгоритмами РФК и РФК→NLMS по критериям оценок MSE, MAE, ОСШ и скорости сходимости. Предлагаемый фильтр РФК+NLMS может найти применение при выполнении комплексирования данных системы управления мобильным роботом с целью компенсации ошибки работы расширенного фильтра Калмана.

Список литературы

1. Control system of the independent undersea robot / S.F. Jatsun, P.A. Bezmen, A.V. Malchikov, A.S. Jatsun // Science and Education. Materials of the II International research and practice conference. Munich, Germany: Vela-Verlag Waldkraiburg, 2012. Vol. 1. P. 165-170.
2. Безмен П.А. Система управления движением мобильного шестиколесного робота // Естественные и технические науки. 2014. № 1. С. 126-127.
3. Безмен П.А. Комплексирование данных системы управления мобильным роботом с использованием расширенного фильтра Калмана // Известия Юго-Западного государственного университета. 2019. №23(2). С. 53-64. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-2-53-64>.
4. Katoch R., P. R. Mahapatra Neural network augmentation of attitude estimation using navigation satellite signal phase // 9th IFAC Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing. IFAC Proceedings Volumes. 2007. Vol. 40. Is. 13. P. 386-391.
5. Chi L. Application of neural networks in target tracking data fusion // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1994. Vol. 30. Is. 1. P. 281-287.
6. Хайки С. Нейронные сети: полный курс. [пер. с англ.]. 2-е изд. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
7. Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits // Proc. IRE WESCON Conf. Rec. 1960. Part 4, P. 96-104.
8. Plackett R.L. Some Theorems in Least Squares // Biometrika. 1950. Vol. 37. Is. 1-2. P. 149-157.

9. Бычков Б.И., Романовский А.С., Хартов В.Я. Моделирование помехозащищенных речевых каналов для технических систем управления // Радиооптика. 2016. № 5. С. 11-25.
10. Adaptive algorithms for acoustic echo cancellation in speech processing / R. Chinaboina, D.S. Ramkiran, H. Khan, M. Usha, B.T.P. Madhav, K.P. Srinivas, G.V. Ganesh // International Journal of RRAS. 2011. Vol.7, is. 1. P. 38-42.
11. Dhiman J., Ahmad S., Gulia K. Comparison between Adaptive filter Algorithms (LMS, NLMS and RLS) // International Journal of Science, Engineering and Technology Research. 2013. Vol. 2, is. 5, P. 1100-1103.
12. Takekawa H., Shimamura T., Jimaa S. An efficient and effective variable step size NLMS algorithm // Conference Record of 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, USA, 2008. P. 1640-1643.
13. Kumudini S., Sinha R. Normalized Least Mean Square (NLMS) Adaptive Filter for Noise Cancellation // International Journal of Progresses in Engineering, Management, Science and Humanities. 2015. Vol. 1, is. 1. P. 49-53.
14. Ghauri S.A., Sohail M.F. System Identification using LMS, NLMS and RLS // IEEE Student Conference on Research and Development (SCOReD), 2013. P. 65-69.
15. Ушенина И.В. Реализация алгоритмов цифровой адаптивной фильтрации на ПЛИС // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2012. № 5. С. 134-138.
16. Lehmann E.L., Casella G. Theory of Point Estimation, 2nd ed. New York: Springer-Verlag, 1998. 590 p.
17. Pappas T.N., Safranek R.J., Chen J. Perceptual criteria for image quality evaluation // Handbook of Image and Video Processing, 2nd ed. Oxford: Elsevier Academic Press, 2005. P. 939-959.
18. Wang Z., Bovik A.C. Wang, Z. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures // IEEE Signal Processing Magazine. 2009. Vol. 26, is. 1. P. 98-117.
19. Айфичер Э., Джервис Б.В. Цифровая обработка сигналов: практ. подход / пер. с англ. И. Ю. Дорошенко, А. В. Назаренко. 2-е изд. М.: Вильямс, 2004. 989 с.
20. Kruse R. L., Ryba A. J. Data structures and program design in C++ // Prentice-Hall. 1999. 717 p.

References

1. Jatsun S.F., Bezmen P.A., Malchikov A.V., Jatsun A.S. Control system of the independent undersea robot. *Science and Education. Materials of the II International research*

and practice conference. Munich, Germany, Vela-Verlag Waldkraiburg Publ., 2012, vol. 1, pp. 165-170.

2. Bezmen P.A. Sistema upravleniya dvizheniem mobil'nogo shestikolesnogo robota [Movement control system of mobile six-wheeled robot]. *Estestvennye i tekhnicheskie nauki* = *Natural and technical sciences*, 2014, no. 1, pp. 126-127 (In Russ.).

3. Bezmen P.A. Kompleksirovanie dannykh sistemy upravleniya mobil'nym robotom s ispol'zovaniem rasshirennogo fil'tra Kalmana [Integration of Mobile Robot Control System Data Using the Extended Kalman Filter]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta* = *Proceedings of the Southwest State University*, 2019, no. 2, pp. 53-64. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-2-53-64>. (In Russ.).

4. Katoch R., Mahapatra P. R. Neural network augmentation of attitude estimation using navigation satellite signal phase. *9th IFAC Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing. IFAC Proceedings Volumes*, 2007, vol. 40, is. 13, pp. 386-391.

5. Chin L. Application of neural networks in target tracking data fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, vol. 30, is. 1, pp. 281-287.

6. Haykin S. *Neironnye seti: polnyi kurs* [Neural networks: full course]. Moscow, Vil'yams Publ., 2006, 1104 p. (In Russ.).

7. Widrow B., Hoff M.E. Adaptive switching circuits. *Proc. IRE WESCON Conf. Rec.*, 1960, part 4, pp. 96-104.

8. Plackett R.L. Some Theorems in Least Squares. *Biometrika*, 1950, vol. 37, is. 1-2, pp. 149-157.

9. Bychkov B.I., Romanovskii A.S., Khartov V. Ya. Modelirovanie pomekhozashchishchen-nykh rechevykh kanalov dlya tekhnicheskikh sistem upravleniya [Noise-Free Speech Channel Modeling for Technical Control Systems]. *Radiooptika* = *Radiooptics*, 2016, no. 5, pp. 11-25 (In Russ.).

10. Chinaboina R., Ramkiran D.S., Khan H., Usha M., Madhav B.T.P., Srinivas K.P., Ganesh G.V. Adaptive algorithms for acoustic echo cancellation in speech processing. *International Journal of RRAS*, 2011, vol. 7, is. 1, pp. 38-42.

11. Dhiman J., Ahmad S., Gulia K. Comparison between Adaptive filter Algorithms (LMS, NLMS and RLS). *International Journal of Science, Engineering and Technology Research*, 2013, vol. 2, is. 5, pp. 1100-1103.

12. Takekawa H., Shimamura T., Jimaa S. An efficient and effective variable step size NLMS algorithm, Conference Record of 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, USA, 2008, pp. 1640-1643.

13. Kumudini S., Sinha R. Normalized Least Mean Square (NLMS) Adaptive Filter for Noise Cancellation. *International Journal of Progresses in Engineering, Management, Science and Humanities*, 2015, vol. 1, is. 1, pp. 49-53.

14. Ghauri S.A., Sohail M.F. System Identification using LMS, NLMS and RLS. IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED), 2013, pp. 65-69.
15. Ushenina I.V. Realizatsiya algoritmov tsifrovoi adaptivnoi fil'tratsii na PLIS. [FPGA-based implementation of digital adaptive filtering algorithms]. *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus = XXI Century: Resumes of the Past and Challenges of the Present plus*, 2012, no. 5, pp. 134-138 (In Russ.).
16. Lehmann E.L., Casella G. Theory of Point Estimation. New York, Springer-Verlag Publ., 1998, 590 p.
17. Pappas T.N., Safranek R.J., Chen J. Perceptual criteria for image quality evaluation. Handbook of Image and Video Processing. Oxford, Elsevier Academic Press, 2005, pp. 939-959.
18. Wang Z., Bovik A.C. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, vol. 26, is. 1, pp. 98-117.
19. Ifeakor E., Jervis B.W. *Tsifrovaya obrabotka signalov: prakticheskiy podhod* [Digital Signal Processing: A Practical Approach]. Moscow, William Publ., 2004. 989 p. (In Russ.).
20. Kruse R. L., A Ryba. J. Data structures and program design in C++. Prentice-Hall, 1999, 717 p.

Информация об авторе / Information about the Author

Безмен Петр Анатольевич, кандидат технических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет», г. Курск, Российская Федерация, e-mail: pbezmen@yahoo.com, ORCID ID: 0000-0001-7335-1141, ResearcherID: P-6709-2016

Petr A. Bezmen, Cand. of Sci. (Engineering), Associate Professor, Southwest State University, Kursk, Russian Federation, e-mail: pbezmen@yahoo.com, ORCID ID: 0000-0001-7335-1141, ResearcherID: P-6709-2016