

УДК 621.391; 004.932.2

Балышева Ольга Леонидовна,
кандидат технических наук, доцент,
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург

Виноградова Екатерина Петровна,
старший преподаватель,
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург

Кононов Олег Александрович,
кандидат технических наук, доцент,
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург

Лосев Виктор Константинович,
кандидат технических наук, доцент
Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург

АЛГОРИТМЫ ФИЛЬТРАЦИИ ШУМОВ В ЦИФРОВЫХ СИГНАЛАХ ALGORITHMS FOR FILTERING NOISE IN DIGITAL SIGNALS

Аннотация: рассматриваются вопросы обработки цифровых сигналов с целью удаления шумов с использованием различных методов фильтрации. В работе исследуются как классические подходы, такие как фильтры низких частот и медианный фильтр, так и современные методы, включая адаптивные алгоритмы и использование вейвлет-преобразований. Предлагаемые методы находят применение в системах реального времени и обработке данных для повышения точности анализа и интерпретации сигналов.

Ключевые слова: цифровая обработка сигналов, фильтрация шумов, адаптивные алгоритмы, вейвлет-преобразование.

Современные технологии обработки сигналов играют ключевую роль в таких областях, как телекоммуникации, радиотехника, медицинская диагностика и обработка изображений. Одной из наиболее актуальных задач является фильтрация шумов, возникающих в процессе передачи и записи сигналов. Шумы могут значительно ухудшать качество данных, делая их анализ и интерпретацию затруднительными или даже невозможными [1].

Целью данной статьи является исследование и сравнение различных алгоритмов фильтрации шумов в цифровых сигналах. Особое внимание уделяется как классическим методам, таким как линейные фильтры, так и современным подходам, включая адаптивные алгоритмы и методы, основанные на вейвлет-преобразованиях. Применение данных алгоритмов позволяет минимизировать отклонения между исходным сигналом и восстановленным, что имеет важное значение для систем, работающих в реальном времени. В статье рассматриваются основные методы фильтрации, их преимущества и ограничения, а также оценивается эффективность каждого из подходов на реальных данных. Результаты исследования могут быть использованы в разработке систем цифровой обработки сигналов для повышения их надежности и точности [2].



Существующие методы фильтрации можно условно разделить на классические и современные. Классические методы основаны на удалении частот, выходящих за пределы полезного диапазона сигнала, применяются в системах связи, где необходимо устранить высокочастотные помехи или низкочастотные шумы. Преимуществами являются простота реализации и высокая скорость работы. К недостаткам относится потеря полезной информации, если шумы перекрываются с полезным сигналом в частотной области.

Современные методы представлены следующими реализациями. Адаптивные фильтры (например, LMS-алгоритм) подстраиваются под параметры сигнала и шума в реальном времени, используются в системах связи, аудиосистемах и обработке речи, высокая эффективность для динамических сигналов, имеет большую вычислительную сложность и необходимость настройки параметров [3]. Вейвлет-преобразование разделяет сигнал на компоненты с разной временно-частотной локализацией, применяется для удаления широкополосных шумов, особенно в изображениях и медицинских данных, преимуществами является высокая точность и сохранение структуры сигнала, к недостаткам относится зависимость от выбора базисной функции и параметров преобразования. Методы на основе машинного обучения используют нейронные сети и обучаемые модели для фильтрации шумов, применяются в задачах, где шумы сложно моделировать аналитически (например, в обработке звука и изображений), к преимуществу относится высокая эффективность при обучении на больших объёмах данных, как недостаток они требуют значительных вычислительных ресурсов и наличия размеченных данных.

Классические методы чаще всего используются в задачах с известной структурой шумов, где требуется быстрая обработка. Современные методы, такие как вейвлет-преобразование и адаптивные алгоритмы, позволяют добиться большей точности и гибкости, но при этом требуют более сложной настройки. Методы на основе машинного обучения открывают новые возможности, но остаются ресурсоёмкими [4].

Ниже описаны используемые алгоритмы, их математическая основа и практическая реализация. Линейные фильтры являются одним из наиболее распространённых инструментов для удаления шумов. Фильтры низких частот (Low-Pass Filters, LPF): удаляют высокочастотные составляющие сигнала, которые обычно соответствуют шуму. Реализация таких фильтров часто базируется на конечных импульсных характеристиках (FIR) или бесконечных импульсных характеристиках (IIR) [5, 6]. Формула выходного сигнала:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} h[k] \cdot x[n-k], \quad (1)$$

Где $h[k]$ – коэффициенты фильтра, $x[n]$ – входной сигнал.

Фильтры высоких частот (High-Pass Filters, HPF): пропускают высокочастотные сигналы, удаляя низкочастотные шумы. Медианный фильтр используется для устранения импульсных шумов (например, "соль и перец"). Принцип работы основан на замене значения каждого пикселя или точки сигнала на медиану значений в окрестности [7]:

$$y[n] = \text{median} \{ x[n-k], \dots, x[n+k] \}, \quad (2)$$

Этот подход сохраняет резкие края сигнала, что делает его полезным в обработке изображений.

Адаптивные фильтры, такие как LMS-алгоритм (Least Mean Squares), изменяют свои параметры в реальном времени в зависимости от входного сигнала:



$$e[n] = d[n] - y[n],$$
$$\omega[n+1] = \omega[n] + \mu \cdot e[n] \cdot x[n],$$
(3)

Где $e[n]$ – ошибка μ – коэффициент адаптации, $\omega[n]$ – вектор весов фильтра. Преимущество адаптивных фильтров заключается в их способности эффективно удалять динамические шумы.

Вейвлет-преобразование позволяет разложить сигнал на временно-частотные компоненты, что делает его идеальным для удаления широкополосных шумов. Сигнал представляется как сумма вейвлетов:

$$x(t) = \sum_j \sum_k c_{j,k} \cdot \psi_{j,k}(t),$$
(4)

Где $\psi_{j,k}(t)$ – вейвлет функции, $c_{j,k}$ – коэффициенты разложения. Для фильтрации коэффициенты, соответствующие шуму, уменьшаются или зануляются.

Современные методы, такие как сверточные нейронные сети (CNN), используются для фильтрации сложных шумов. Модель обучается на размеченных данных, где известны сигналы до и после фильтрации. Пример архитектуры включает несколько сверточных и пулинговых слоёв, которые извлекают особенности сигнала и подавляют шумы.

Каждый из описанных методов обладает своими преимуществами и ограничениями [8]: линейные фильтры эффективны для простых шумов, но могут исказить сигнал. Медианные фильтры хорошо справляются с импульсными шумами, но их применение ограничено другими типами помех. Адаптивные фильтры и вейвлет-преобразование обеспечивают высокую точность при сложных шумах, но требуют высокой вычислительной мощности. Методы машинного обучения дают лучшие результаты, но требуют больших объёмов данных для обучения.

Для проверки эффективности предложенных методов фильтрации шумов была проведена серия экспериментов. В качестве тестовых данных использовались синтетические и реальные цифровые сигналы с добавлением различных типов шумов: гауссовского, импульсного и широкополосного. Оценка качества фильтрации осуществлялась на основе следующих показателей [9]: отношение сигнал/шум (Signal-to-Noise Ratio, SNR) измеряет уровень шума относительно сигнала. Среднеквадратичная ошибка (Mean Squared Error, MSE): характеризует степень отклонения восстановленного сигнала от оригинального. Визуальное сравнение сигналов: используется для качественной оценки результата.

Эксперимент Фильтрация гауссовского шума. Условия эксперимента:

На тестовый сигнал был добавлен гауссовский шум с математическим ожиданием 0 и стандартным отклонением 0.05. Были протестированы фильтры низких частот, адаптивные фильтры и вейвлет-преобразование [10]. Результаты приведены на рисунке 1. Фильтр низких частот значительно уменьшил шум, но привёл к потере некоторых высокочастотных деталей сигнала. Адаптивный фильтр LMS показал лучший баланс между удалением шума и сохранением сигнала. Вейвлет-преобразование продемонстрировало высокую точность, особенно в выделении мелких деталей.

Метод	SNR (дБ)	MSE
Фильтр низких частот	15.2	0.032
LMS-фильтр	18.7	0.021
Вейвлет-преобразование	19.5	0.018

Рисунок 1 – результаты проверки гауссовского шума



Эксперимент фильтрация импульсного шума. Условия эксперимента: на сигнал были добавлены импульсные шумы («соль и перец») с плотностью 10%. Были протестированы медианный фильтр и вейвлет-преобразование. Результаты приведены на рисунке 2. Медианный фильтр успешно удалил импульсные шумы, но несколько исказил края сигнала. Вейвлет-преобразование также справилось с задачей, сохранив структуру сигнала.

Метод	SNR (дБ)	MSE
Медианный фильтр	14.3	0.045
Вейвлет-преобразование	16.8	0.031

Рисунок 2 – результат проверки импульсного шума

Эксперимент сложные шумы. Условия эксперимента: использовались реальные аудиосигналы с наложением смеси гауссовских и широкополосных шумов. Применялись вейвлет-преобразование и методы на основе машинного обучения (нейронная сеть). Результаты приведены на рисунке 3. Вейвлет-преобразование продемонстрировало хорошие результаты для подавления смешанных шумов. Нейронная сеть обеспечила лучшее качество фильтрации, но потребовала значительного времени на обучение.

Метод	SNR (дБ)	MSE
Вейвлет-преобразование	17.5	0.022
Нейронная сеть	20.1	0.015

Рисунок 3 – результаты проверки сложного шума

Выводы по результатам всех экспериментов: линейные фильтры эффективны для простых шумов, но не подходят для сложных сигналов; медианный фильтр отлично справляется с импульсными шумами, но его применение ограничено другими типами помех; вейвлет-преобразование показало себя универсальным методом, хорошо работающим для различных типов шумов; методы машинного обучения демонстрируют наилучшие результаты, однако их применение требует больших вычислительных ресурсов и данных для обучения. Эксперименты подтвердили эффективность предложенных методов фильтрации шумов. Выбор оптимального подхода зависит от характеристик сигнала, уровня шума и требований к обработке.

В данной статье были рассмотрены различные методы фильтрации шумов в цифровых сигналах, включая как классические, так и современные подходы. Проведён анализ их преимуществ и недостатков, а также экспериментальная проверка на синтетических и реальных данных. Основные выводы можно сформулировать следующим образом: классические методы (линейные фильтры и медианный фильтр) доказали свою эффективность в задачах с простыми шумами, однако имеют ограничения при обработке сложных сигналов. Линейные фильтры могут приводить к потере полезной информации, а медианные фильтры эффективно работают только с импульсными шумами. Современные подходы, такие как адаптивные фильтры и вейвлет-преобразование, обеспечивают более высокую точность фильтрации. Адаптивные алгоритмы показали хороший результат для динамически изменяющихся шумов, тогда как вейвлет-преобразование продемонстрировало



универсальность и высокую точность в большинстве сценариев. Методы на основе машинного обучения обеспечили наилучшие результаты в экспериментах, однако требуют значительных вычислительных ресурсов и наличия больших объёмов данных для обучения. Это делает их наиболее подходящими для задач с высокими требованиями к качеству фильтрации.

Полученные результаты подтверждают, что выбор оптимального метода фильтрации зависит от характеристик входного сигнала, типа шума и требований к системе обработки. Вейвлет-преобразование может быть рекомендовано в качестве универсального подхода, тогда как методы на основе машинного обучения – для специализированных задач с высокой сложностью.

В будущем планируется углублённое изучение методов машинного обучения для фильтрации сигналов, включая разработку более компактных моделей, требующих меньших вычислительных ресурсов, а также исследование гибридных подходов, объединяющих классические и современные методы для достижения максимальной эффективности.

Список литературы:

1. Прокис Дж. Цифровая обработка сигналов: принципы, алгоритмы и приложения. – М.: Вильямс, 2014. – 992 с.
2. Оппенгейм А.В., Шафер Р. У. Цифровая обработка сигналов. – М.: Техносфера, 2006. – 864 с.
3. Haykin S., Widrow B. Least-Mean-Square Adaptive Filters. – New Jersey: Wiley, 2003. – 480 p.
4. Mallat S. A Wavelet Tour of Signal Processing. – Academic Press, 2008. – 832 p.
5. Bishop C. Pattern Recognition and Machine Learning. – New York: Springer, 2006. – 738 p.
6. Миттельман А.Д. Методы и алгоритмы обработки цифровых сигналов. – М.: Радио и связь, 1992. – 192 с.
7. Поляков В.П. Введение в цифровую обработку сигналов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 240 с.
8. Mishra A., Sahu A. Adaptive Noise Cancellation Using LMS and RLS Algorithms: A Comparative Study // International Journal of Signal Processing. – 2019. – Vol. 14, No. 2. – P. 123-131.
9. Kaur A., Kaur J. Noise Reduction Using Wavelet Transform: A Review // International Journal of Engineering Research and Applications. – 2020. – Vol. 10, No. 3. – P. 45-50.
10. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press, 2016. – 775 p.

