

УДК 534.83, 004.032.26

 10.25209/2079-3316-2025-16-4-155-172


Модель однокристалльного вычислителя для подавления реверберационных помех

Максим Сергеевич **Медведев**^{1✉}, Дмитрий Олегович **Непомнящий**²,
 Антон Геннадьевич **Хантимиров**³

¹⁻³ Сибирский федеральный университет, Красноярск, Россия

[✉] mmedvedev@sfu-kras.ru

Аннотация. Рассмотрена задача подавления реверберационных помех, возникающих при передаче низкочастотных сигналов. Показано, что эффективные решения можно получить при помощи комбинированного подхода, основанного на интеграции известных адаптивных алгоритмов шумоподавления для компенсации основного шума и технологий машинного обучения для подавления остаточного эха. Выделена задача создания модели однокристалльного вычислителя для системы шумоподавления, реализующей предложенный подход. Приведены основные результаты разработки математических и программных моделей для предложенного метода. Обосновано применение целочисленной сети эхо-состояний в качестве рекуррентной нейронной сети для вычисления кепстральных коэффициентов на кристалле ПЛИС. Рассмотрена архитектура однокристалльной, интеллектуальной системы шумоподавления. Приведены результаты работы математических и программных моделей из состава вычислителя. Показано, что в результате четырехступенчатого эксперимента разработанная архитектура вычислителя, нейросетевые модели и предложенный принцип гашения помех демонстрируют, как снижение уровня реверберационных помех на модели, в сравнении с известными подходами, так и возможность реализации однокристалльного вычислителя в базисе ПЛИС. Полученные результаты открывают новые перспективы в реализации подходов к подавлению помех при передаче низкочастотных сигналов.

Ключевые слова и фразы: Помеха, вычислитель, нейронная сеть, адаптивный алгоритм, реверберация, ПЛИС, модель

Для цитирования: Медведев М. С., Непомнящий Д. О., Хантимиров А. Г. *Модель однокристалльного вычислителя для подавления реверберационных помех* // Программные системы: теория и приложения. 2025. Т. 16. № 4(67). С. 155–172. https://psta.psiras.ru/read/psta2025_4_155-172.pdf

Введение

Широкая область использования приборов обработки низкочастотных сигналов, от бытовых звуковоспроизводящих устройств до профессионального медицинского и научно-исследовательского оборудования обуславливает необходимость создания эффективных систем подавления реверберационных помех [1]. В данном случае под эффективностью понимают обеспечение гашения прямого и остаточного эхо-сигнала в режиме реального времени с заданным качеством и минимальными вычислительными затратами [2]. Повышение качества подавления основной помехи обеспечивается использованием различного рода схемами и алгоритмами подавления [3–5]. В свою очередь для борьбы с остаточным эхом авторами предложено использовать технологии машинного обучения [6, 7]. Однако обеспечение функционирования фильтра в режиме реального времени, то есть выполнение всех вычислительных операций в заданном временном диапазоне является сложной инженерной задачей. Решение может быть получено при использовании специализированных вычислителей, реализованных на основе сверхбольших интегральных схем, например в базисе ПЛИС (программируемая логическая интегральная схема). Распараллеливание информационных потоков на ПЛИС и реализация основных математических операций с помощью встроенных блоков цифровой обработки сигналов (DSP) позволит решить поставленную задачу. Однако для реализации нейронной сети на ПЛИС требуется выбор типа (класса) сети, наиболее полно отвечающего поставленным задачам, разработка архитектуры, построение модели сети, ее обучение и создание сложно-функциональных блоков для генерации ПЛИС – проекта в составе однокристалльного вычислителя подавления реверберационных помех.

Известные решения в проблемной области

Известно, что наилучшие результаты при подавлении эха получают с помощью методов адаптивной фильтрации. При таком подходе на основе опорного сигнала, как источника эха, вычисляется сигнал коррекции. Известен ряд наиболее распространённых алгоритмов адаптивного подавления. Например, алгоритм наименьших квадратов (LMS), нормализованный алгоритм наименьших квадратов (NLMS), блочный алгоритм наименьших квадратов (BLMS) и другие [5, 8, 9, 12].

Однако, применение алгоритмов адаптивной фильтрации имеет ряд недостатков. Например, известные алгоритмы имеют ненулевое время сходимости, в течение которого сигнал может заметно искажаться. Также после применения алгоритмов адаптивной фильтрации сигнал зачастую содержит остаточное эхо.

Для устранения негативных последствий фильтрации применяют подходы к подавлению на основе гибридных систем [10, 18]. С одной стороны такой подход при моделировании показывает хорошие результаты. С другой, при практической реализации эффективная имплементация этих архитектур на интегральной схеме будет вызывать затруднение, поскольку количество и разрядность используемых нейронов требует значительных вычислительных затрат и памяти для размещения. Отметим, что наиболее ресурсозатратным модулем системы шумоподавления, является модуль вычисления кепстральных коэффициентов.

Учитывая известные достижения в области реализации нейронных сетей в базисе сверхбольших интегральных схем [10, 11], можно сделать обоснованное предположение о том, что рекуррентная нейронная сеть применительно к задаче вычисления кепстральных коэффициентов для подавления остаточного эха может быть реализована как целочисленная сеть эхо-состояний (ESN) с меньшими вычислительными затратами и значительно меньшим объемом памяти. Такой подход позволит обеспечить повышение эффективности реализации однокристалльного вычислителя для подавления реверберационных помех.

Таким образом, задача создания однокристалльного вычислителя для подавления реверберационных помех может иметь решение при использовании комбинированного подхода, а именно – реализация адаптивного алгоритма и целочисленной сети эхо-состояний в базисе ПЛИС. Следовательно, актуальной является задача построения полнофункциональной модели вычислителя для ее последующей трансформации в базис ПЛИС и натурной отработки.

Предлагаемое решение

На рисунке 1 представлена структурная схема предлагаемого решения. В состав однокристалльного вычислителя входят: двухканальный приёмник аналогового аудиосигнала, принимающий входной сигнал с микрофона (Mic-End) и эхо-сигнал «с дальнего конца» (Far-end), обрабатываемые посредством аналого-цифрового преобразователя (АЦП). Также в состав вычислителя входят: модуль вычисления признаков сигнала, адаптивный фильтр фильтрации в частотной области (например FDAF), модуль быстрого преобразования Фурье БДПФ, нейросеть (НС), слой для перемножения полученных от НС коэффициентов со спектром сигнала (X), модуль для вычисления обратного преобразования Фурье (ОДПФ) и цифро-аналоговый преобразователь (ЦАП).

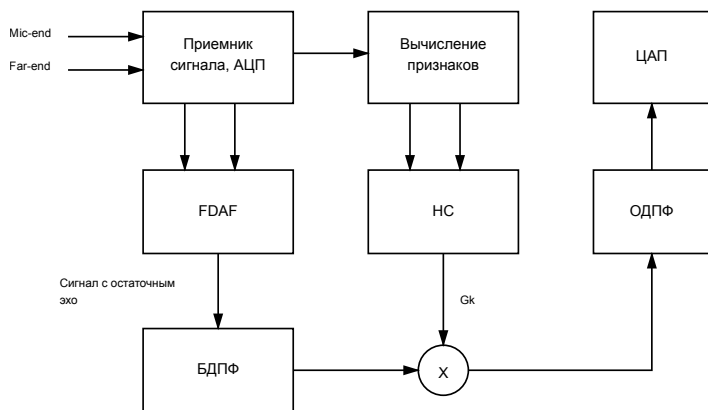


РИСУНОК 1. Предлагаемая структура однокристалльного вычислителя для подавления реверберационных помех

Сигнал с микрофона Mic-end и сигнал «дальнего конца» Far-end поступают на приемник аналогового сигнала и проходят аналогово-цифровое преобразование. Далее цифровые сигналы передаются в модуль подавления эха, функционирующий на основе алгоритма адаптивной фильтрации, который позволяет адаптировать коэффициенты фильтра в зависимости от изменяющихся условий сигнала в частотной области. В результате работы адаптивного фильтра, выполняется подавление основного эха. При этом в выходном сигнале, как правило, присутствует остаточное эхо.

На следующем этапе используется предварительно обученная нейронная сеть, которая позволяет компенсировать остаточный эхо-сигнал. На рекуррентную нейронную сети покадрово поступают признаки, рассчитываемые для сигнала Far-end и микрофонного сигнала Mic-end. На выходе нейронной сети формируются коэффициенты предсказания значений G_k для подавления остаточного эхо-сигнала путем изменения соответствующих полос его частотного диапазона.

Далее для сигнала, прошедшего этап подавления эха с помощью адаптивного фильтра и содержащего остаточное эхо выполняется вычисление спектра с помощью алгоритма быстрого преобразования Фурье.

Полученный спектр проходит разбивку на 22 частотных диапазона, соответствующих шкале Барка, которые корректируются на коэффициенты G_k .

Поскольку нейронная сеть вычисляет коэффициенты усиления не для определенных частот, а для отдельных диапазонов спектра, то

используется функция интерполяции:

$$(1) \quad g_k(m) = \left(1 - \frac{m}{M}\right) g_k + \frac{m}{M} g_{k+1},$$

где $g_k(m)$ – коэффициент усиления m -й частоты для k -й полосы, g_k и g_{k+1} – коэффициенты усиления для k -й и $(k+1)$ -й полос, а M обозначает ширину k -й полосы.

Далее над обработанным таким образом спектром производится операция обратного преобразования Фурье, результатом которой является сигнал во временной области с измененным частотным диапазоном остаточного эха.

Полученные результаты

Предложенный план экспериментальных исследований включал следующие основные этапы реализации моделей вычислителя по нарастающему принципу:

- (1) реализация модели вычислителя на основе классических адаптивных алгоритмов для оценки эффективности подавления и демонстрации наличия остаточного эха,
- (2) реализация модели со встроенными рекуррентными нейросетями различной архитектуры для оценки эффективности подавления остаточного эха,
- (3) переход от рекуррентной нейросети к сети эхо-состояний для последующей целочисленной реализации,
- (4) переход от сети эхо-состояний к целочисленной сети эхо-состояний для результирующего сравнительного анализа полученных решений.

На первом этапе реализован ряд распространенных алгоритмов шумоподавления, показывающих наилучшие результаты согласно доступным источникам: алгоритм наименьших средних квадратов (LMS - Least Mean Square), нормализованный алгоритм наименьших квадратов (NLMS), блочный алгоритм наименьших квадратов (BLMS) и алгоритм адаптивной фильтрации в частотной области FDAF (Frequency-Domain Adaptive Filter). Рассматриваемые алгоритмы были синтезированы при помощи встроенных библиотек Matlab и протестированы на созданных наборах данных. Каждый набор представлял собой комплект аудиозаписей с различными эффектами наложения реверберационных помех [7]. Был выполнен анализ более 100 исходных фрагментов аудиофайлов, в каждом из которых делались выборки по 64 кадра.

При экспериментальной оценке качества подавления эха с применением алгоритмов адаптивной фильтрации было выявлено, что алгоритм адаптивной фильтрации в частотной области (FDAF) показывает наилучшие результаты (рисунок 2). Однако все алгоритмы оказывают влияние на

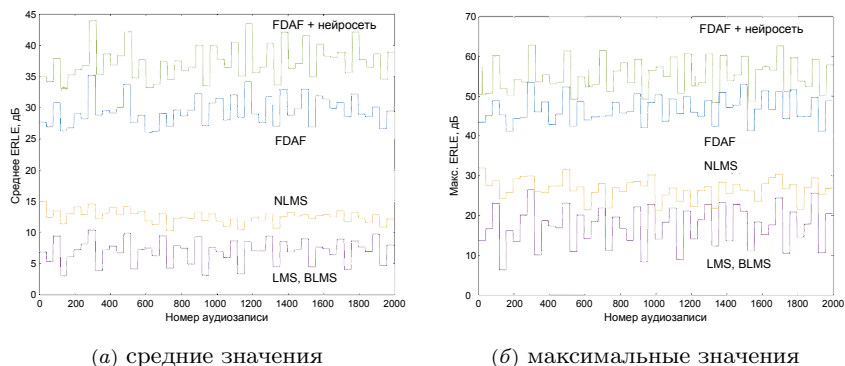


Рисунок 2. Распределение значений метрики ERLE по алгоритмам

конечную амплитуду полезного сигнала «ближнего конца». Отметим, что полученные результаты не расходятся с результатами подобного тестирования других авторов [13–17].

Результаты моделирования на первом этапе показали, что адаптивная эхокомпенсация позволяет избавиться от линейного эха, вносимого многолучевым распространением или импульсной характеристикой (RIR) [17]. Однако из-за наличия в устройствах нелинейных компонентов, например излучателей с плохой линейностью, может возникнуть нелинейное эхо. Его нельзя устранить с помощью адаптивной фильтрации с КИХ-структурой, что приводит к остаточному эху [7, 18]. Также было определено, что амплитуда остаточного эха после адаптивной фильтрации будет меньше, чем амплитуда выходного сигнала, но такое остаточное эхо может оказывать существенное влияние на результат компенсации реверберационных помех. Поэтому остаточное эхо следует рассматривать как особый тип шума. Кроме того, этот шум может иметь связь с опорным сигналом на «дальнем конце». Следовательно, требуется подавление и этой помехи.

Для формирования признаков сигнала, позволяющих выделить факт присутствия остаточного эха и его дальнейшего подавления с помощью обученной нейронной сети, предлагается использовать метод вычисления кепстральных коэффициентов с использованием шкалы Барка [19].

На втором этапе реализован комбинированный фильтр, включающий алгоритм адаптивной компенсации и нейронную сеть. Выбору архитектур тестируемых нейронных сетей способствовали публикации [7, 18]. Для обучения нейронной сети на ее вход последовательно подавались вектора признаков для сигнала «дальнего» и «ближнего» конца. При этом каждый вектор состоял из 24 элементов: 22 кепстральных коэффициента, а также значение энергии сигнала и значение частоты основного тона. Итого 48 входных значений на каждый кадр сигнала.

Для обучения использовалась созданная искусственная речевая база данных, которая включает 7500 синтезированных аудиозаписей фраз дикторов (по три файла на одну комбинацию фраз дикторов), база данных Microsoft AEC Challenge [20], которая содержит более 50000 аудиозаписей дикторов в реальном окружении, а также синтезированные данные.

Для обучения нейронной сети были подготовлены следующие выборки: вектор признаков far-end (чистый референс), вектор признаков mic-end (искаженный сигнал far-end + near-end), вектор энергии полос near-end (чистая речь), вектор энергии полос после фильтра (остаточное эхо + чистая речь), отношение векторов энергий коэффициентов g_k (G_k).

Оценка качества обучения проводилась с помощью метрик Training loss и Validation loss. Были синтезированы нейронные сети архитектур GRU и LSTM. Общее время обучения сетей с архитектурами на основе управляемых рекуррентных блоков GRU и долгой краткосрочной памяти LSTM составило 8 часов и включало 900 эпох. Для нейронной сети на основе управляемых рекуррентных блоков GRU в результате обучения было получено итоговое значение Training Loss – 0,039. Для нейронной сети с архитектурой LSTM в результате обучения было получено итоговое значение Training Loss – 0,035.

На рисунке 2 отображено распределение средних и максимальных значений метрики ERLE для используемой выборки аудиозаписей речевых сигналов.

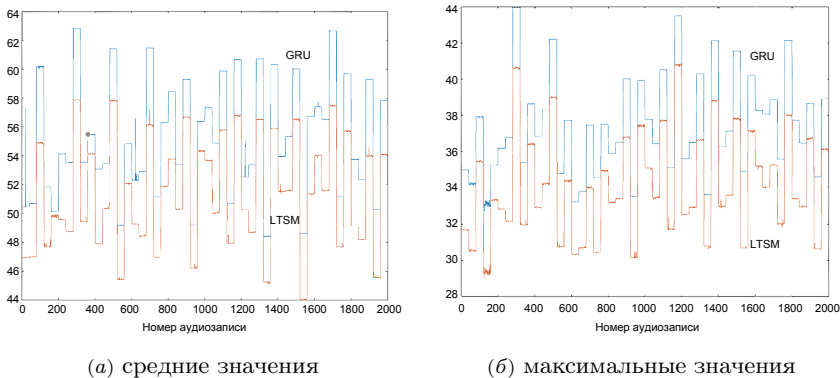
В таблице 1 представлены результаты сравнительного анализа для алгоритмов LMS, NLMS, BLMS, FDAF, а также комбинированного FDAF с нейросетевым модулем архитектуры LSTM. Приведены среднее и среднее-максимальное значение метрики ERLE.

Для сравнения эффективности подавления остаточного эха различными архитектурами рекуррентных нейронных сетей был проведен эксперимент, в котором в качестве нейросетевого модуля были использованы два вида нейронных сетей: управляемые рекуррентные блоки GRU и долгая краткосрочная память LSTM.

Таблица 1. Оценка качества подавления эха

Алгоритм	Среднее значение ERLE, дБ	Среднее-максимальное значение ERLE, дБ
LMS	6.98	17.26
NLMS	12.52	26.70
BLMS	6.98	17.28
FDAF	29.51	46.71
FDAF + нейросетевой модуль LSTM	37.39	55.21

Входной каскад системы, включающий блоки подавления основного эха на основе адаптивного фильтра и вычисления признаков сигналов, содержащих остаточное эхо, оставался без изменений. Далее на предварительно обученные сети поступали вычисленные признаки, а на выходах сетей формировались соответствующие коэффициенты усиления, которые использовались в модуле модификации спектра остаточного эха (рисунок 3).



(а) средние значения

(б) максимальные значения

Рисунок 3. Распределение значений метрики ERLE для архитектур нейронных сетей

В таблице 2 приведены значения метрики ERLE для архитектур GRU и LSTM.

Из рисунка 3 и таблицы 2 видно, что для подавления остаточного эха, большей эффективностью обладает сеть на основе управляемых рекуррентных блоков GRU. Показатели ERLE в среднем выше на 3.3 дБ.

На третьем этапе экспериментов сеть на основе управляемых рекуррентных блоков GRU заменена на сеть резервуарную эхо-состояний (ESN).

ТАБЛИЦА 2. Оценка качества подавления эха нейронными сетями

Нейронная сеть	Среднее значение ERLE, дБ	Среднее-максимальное значение ERLE, дБ
Управляемые рекуррентные блоки GRU	37.39	55.21
Долгая краткосрочная память LSTM	34.08	51.34

Как и на предыдущем этапе входные данные для нейронной сети представляют собой конкатенацию векторов Far-end и Mic-end размерностью 24, состоящих из 22 частотных кепстральных коэффициентов с использованием шкалы Барка совместно со значениями частоты основного тона и энергией сигнала. Таким образом, вектора признаков включают по 48 элементов.

Выходные данные – это вектор из 22 вещественных коэффициентов, применяемых к соответствующим 22 барковским поддиапазонам спектра исходного сигнала. Реализованная нейронная сеть содержит 600 нейронов.

Результаты оценки качества работы нейронной сети на тестовой выборке данных в сравнении с фильтром FDAF представлены на рисунке 4.

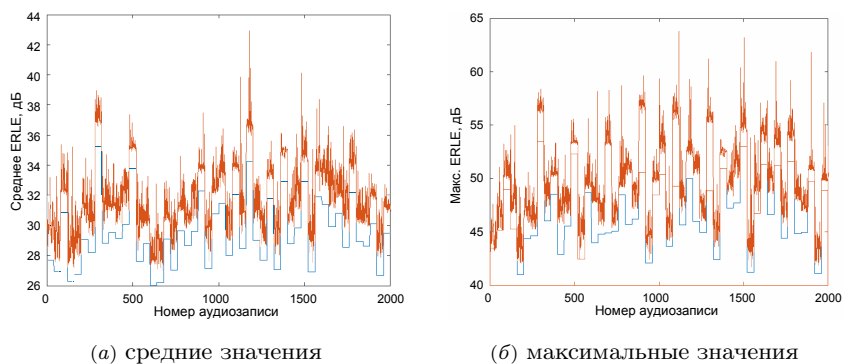


РИСУНОК 4. Результаты оценки ERLE на тестовой выборке (красный – ESN, синий – FDAF, больше – лучше)

Как видно по результатам тестирования, сеть эхо-состояний демонстрирует нестабильность в подавлении эха, характерны частые всплески. При этом средние показатели подавления выше.

На четвертом этапе для будущей реализации нейросети на энергоэффективном однокристальном вычислителе в модели предложено

привести сеть к целочисленному варианту исполнения, сократив тем самым как разрядность операндов, так и количество используемых специализированных блоков для вычисления чисел с плавающей точкой.

Проведены эксперименты по преобразованию нейронной сети для целочисленных вычислений. Использовался инструментарий Matlab Simulink и модуль для вычислений с фиксированной точкой Fixed Point Designer.

Из рассмотренных нейросетевых архитектур была использована LSTM. Выбор обусловлен ограниченной поддержкой типов нейронных сетей. Начиная с версии R2024b в Matlab представлена функция `exportNetworkToSimulink`, позволяющая выполнить преобразование нейронной сети в модель Simulink.

Таким образом, используя ранее обученную сеть долгой краткосрочной памяти LSTM была построена соответствующая ей модель, которая использована для среды моделирования Matlab Simulink с целью преобразования для целочисленных вычислений (рисунок 5).

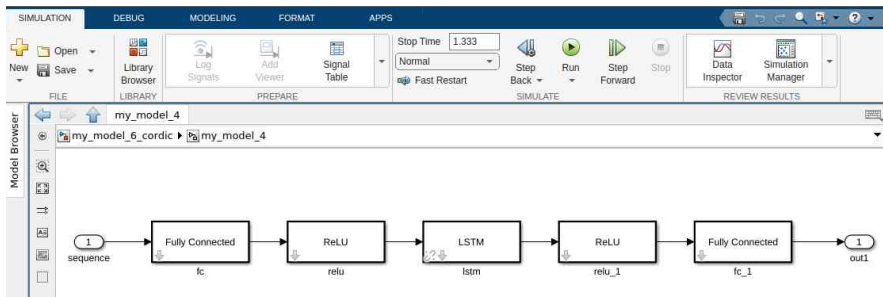


Рисунок 5. Модель созданной нейронной сети LSTM для моделирования в среде Simulink

Посредством инструментария Matlab, в который входит Fixed-Point Tool выполнено:

- конвертация форматов данных,
- анализ ошибки округления и переполнения,
- оптимизация вычисления для систем FPGA
- предварительная генерация кода.

Fixed Point Tool предлагает два режима преобразования: автоматизированный и итеративный, с возможностью ручной модификации. Последний был использован в данном эксперименте. Алгоритм конвертации модели нейронной сети в целочисленную с помощью Fixed Point tool включал следующие основные шаги:

- (1) Создание резервной версии модели и ее проверка на совместимость с процессом преобразования.
- (2) Определение диапазонов используемых данных с помощью симуляции, сбора статистики функционирования всех узлов модели.
- (3) Определение точности (использовалась двойная точность Double precision для уменьшения эффекта квантования).
- (4) Формирование предложений по типам данных (Propose Data Types). Вычисляются минимальные и максимальные значения, и на их основе модулем предлагаются новые целочисленные типы. Доступна возможность выборочно назначать тип данных к объектам модели (рисунок 6).

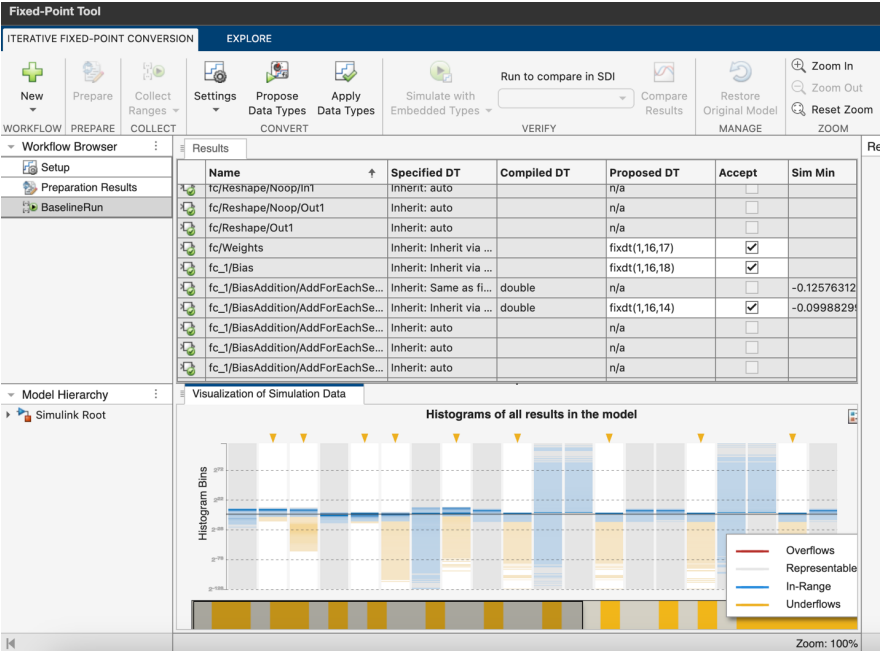


Рисунок 6. Таблица соответствия типов данных Fixed Point Tool

- (5) Применение новых целочисленных типов данных к модели.
- Таким образом с помощью Fixed Point Tool была выполнена итеративная конвертация нейронной сети LSTM в целочисленный формат. После преобразования проводилась симуляция целочисленной модели для сравнения выходных сигналов и оценки возможной потери точности

посредством инструментов Compare Results (рисунок 7).



Рисунок 7. Сравнение выходных сигналов исходной (синий график) и целочисленной модели (красный график) нейронной сети

На рисунке приведены результаты сравнения выходных сигналов моделей, соответствующие 1333 входным векторам. Для симуляции работы исходной и целочисленной нейронной сети LSTM на вход моделей Simulink подавались временные последовательности с векторами признаков, состоящие из 48 коэффициентов на каждый отсчет. Из рисунка 7 видно, что полученная целочисленная модель нейронной сети выполняет адекватное формирование коэффициентов коррекции для частотных поддиапазонов спектра. При этом их значения находятся в интервалах, которые соответствуют времени присутствия остаточного эха.

Заключение

Широкий спектр задач в различных областях науки и техники при подавлении реверберационных помех, возникающих при передаче низкочастотных сигналов обуславливает актуальность данного направления исследований. Показано, что несмотря на значительные успехи при подавлении основного диапазона шумов, наличие эффекта остаточного эха следует рассматривать как отдельный вид помех, вносящих существенный вклад в искажение сигнала. Для решения данной задачи предложен комбинированный метод, основанный на использовании одного из наиболее

эффективных, для конкретной задачи подавления, алгоритмов и нейронной сети. Для перехода от теоретического предположения к практической реализации создана модель однокристалльного вычислителя. Отличительной особенностью модели следует считать применение целочисленной сети экосостояний, которая позволяет не только выполнить отработку ключевых моментов предложенного подхода, снизить требования к вычислительной мощности и ресурсам, но и обеспечить перенос на различные платформы ПЛИС для практической реализации.

Таким образом, полученные результаты позволяют перейти к синтезу ПЛИС – проекта для целевого кристалла и проведению серии натурных экспериментов на действующем оборудовании.

Отметим, что при увеличении количества и разрядности используемых нейронов увеличивается точность эхоподавления. Однако при реализации сети на интегральной схеме – в виде прошивки ПЛИС, временные задержки с увеличением этих параметров будут расти незначительно ввиду параллельности производимых аппаратными блоками вычислений.

Список использованных источников

- [1] Вартанян И. А. *Физиология сенсорных систем*, Руководство, Мир медицины.– СПб.: Лань.– 2006.– ISBN 5-8114-0158-2.– 224 с.  ¹⁵⁶
- [2] Егоров В. В., Клионский Д. М. *Декомпозиция на эмпирические моды: тематический обзор (часть 1)* // Цифровая обработка сигналов.– 2025.– № 1.– С. 47–58.  ¹⁵⁶
- [3] Paleologu C., Ciochina S., Benesty J. *Double-talk robust VSS-NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation* // *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008 (Las Vegas, NV, USA, 31 March 2008–04 April 2008)*.– IEEE.– 2008.– ISBN 9781424414833.– Pp. 245–248.  ¹⁵⁶
- [4] Нуссбаумер Г. *Быстрое преобразование Фурье и алгоритмы вычисления сверток*.– М.: Радио и связь.– 1985.– 248 с. ¹⁵⁶
- [5] Valin J.-M. *On adjusting the learning rate in frequency domain echo cancellation with double-talk* // *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*.– 2007.– Vol. **15**.– No. 3.– Pp. 1030–1034.  arXiv:1602.08044 [cs.SD] ¹⁵⁶
- [6] Кондратьев К. В., Кочан И. В., Хантимиров А. Г., Бархатова А. А. *Метод подавления реверберационных помех* // *Радиотехника*.– 2022.– Т. **86**.– № 12.– С. 105–110.  ¹⁵⁶
- [7] Медведев М. С., Хантимиров А. Г., Непомнящий Д. О., Чаругин А. А. *Метод подавления остаточного эха на основе адаптивного фильтра и технологии машинного обучения* // *Успехи современной радиоэлектроники*.– 2024.– Т. **78**.– № 12.– С. 31–40.  ^{156, 159, 160, 161}

- [8] Yuan Z., Songtao X. *Application of new LMS adaptive filtering algorithm with variable step size in adaptive echo cancellation* // 2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology, ICCT 2017 (Chengdu, China, 27–30 October 2017).– IEEE.– 2017.– ISBN 978-1-5090-3945-6.– Pp. 1715–1719. doi ↑156
- [9] Iqbal M. A., Grant S. L. *Novel variable step size nlms algorithms for echo cancellation* // 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008 (Las Vegas, NV, USA, 31 March 2008–04 April 2008).– IEEE.– 2008.– ISBN 9781424414833.– Pp. 241–244. doi ↑156
- [10] Лебедев М. С., Белецкий П. Н. *Реализация искусственных нейронных сетей на ПЛИС с помощью открытых инструментов* // Труды Института системного программирования РАН.– 2021.– Т. 33.– № 6.– С. 175–192. doi ↑157
- [11] Mittal S., Umesh S. *A survey On hardware accelerators and optimization techniques for RNNs* // Journal of Systems Architecture.– January 2021.– Vol. 112.– id. 101839. doi ↑157
- [12] Джиган В. И. *Адаптивные фильтры и их приложения в радиотехнике и связи. 1–3* // Современная электроника.– 2009.– № 9.– С. 56–63; – 2010.– № 1.– С. 72–77; – 2010.– № 2.– С. 70–77. URL URL URL ↑156
- [13] Widrow B. *Thinking about thinking: the discovery of the LMS algorithm* // IEEE Signal Processing Magazine.– 2005.– Vol. 22.– No. 1.– Pp. 100–106. doi URL ↑160
- [14] Кайда А. В. *Исследование эффективности алгоритмов акустического эхоподавления*, Магистерская диссертация.– М.– 2018. ↑160
- [15] Джиган В. И. *LMS-алгоритм адаптивной фильтрации сигналов: первый или единственный для использования на практике?* // Проблемы разработки перспективных микро- и нанoeлектронных систем - 2014.– Т. 4: Проектирование цифровых функциональных блоков СБИС и систем на кристалле. Цифровая обработка сигналов. Нетрадиционная арифметика, МЭС-2014 (Россия, Москва–Зеленоград, 29 сент.–03 окт. 2014 г.), М.: ИПИИМ РАН.– 2014.– ISBN 978-5-903559-49-7.– С. 159–166. URL ↑160
- [16] Gil-Cacho J. M., van Waterschoot T., Moonen M., Jensen S. H. *A frequency-domain adaptive filter (FDAF) prediction error method (PEM) framework for double-talk-robust acoustic echo cancellation* // IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing.– 2014.– Vol. 22.– No. 12.– Pp. 2074–2086. doi URL ↑160
- [17] Diaz-Guerra D., Miguel A., Beltran J. R. *gpuRIR: A python library for Room Impulse Response simulation with GPU acceleration* // Multimed. Tools Appl.– 2021.– Vol. 80.– Pp. 5653–5671. doi ↑160
- [18] Ma L., Huang H., Zhao P., Su T. *Acoustic Echo Cancellation by combining adaptive digital filter and recurrent neural network.*– 2020.– 5 pp. arXiv:2005.09237 [cs.SD] doi ↑157, 160, 161
- [19] Ковальчук А. Н., Петровский А. А. *Formula for transition from frequency domain to Bark scale and back* // Информатика.– 2011.– № 4(32).– С. 71–81. URL ↑160

- [20] Cutler R., Saabas A., Pärnamaa T., Purin M., Indenbom E., Ristea N.-C., Gužvin G., Gamper H. Braun S., Aichner R. *ICASSP 2023 Acoustic Echo Cancellation Challenge* // IEEE Open Journal of Signal Processing.– 2024.– Vol. 5.– Pp. 675-685.  [↑161](#)

Поступила в редакцию 04.09.2025;
одобрена после рецензирования 18.09.2025;
принята к публикации 21.09.2025;
опубликована онлайн 16.10.2025.

Рекомендовал к публикации

к.т.н. Е. П. Куршев

Информация об авторах:



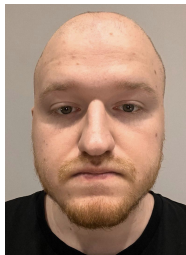
Максим Сергеевич Медведев

Область научных интересов: цифровая обработка сигналов, физические основы передачи данных, интернет-технологии. Технологии распознавания речи



0000-0002-7686-955X

e-mail: mmedvedev@sfu-kras.ru



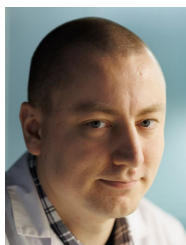
Дмитрий Олегович Непомнящий

Область научных интересов: информатика, вычислительная техника. Программные системы и комплексы. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ. Искусственный интеллект и машинное обучение. Цифровая обработка сигналов



0009-0006-4494-3782

e-mail: nepodm@gmail.com



Антон Геннадьевич Хантимиров

Архитектура и аппаратная реализация алгоритмов цифровой обработки сигналов на ПЛИС. Радиочастотные системы связи и методы модуляции. Синтез и оптимизация нейронных сетей для встраиваемых систем. Проектирование и верификация микропроцессорных систем реального времени



0000-0001-9693-2571

e-mail: antonkhantimirov@gmail.com

Авторы внесли равный вклад в подготовку публикации.

Декларация об отсутствии личной заинтересованности: благополучие авторов не зависит от результатов исследования.



Single-Chip Model for Reverberation Interference Cancellation

Maxim Sergeevich **Medvedev**¹, Dmitriy Olegovich **Nepomnyashchiy**²,
Anton Gennadievich **Khantimirov**³

¹⁻³ Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

¹  mmedvedev@sfu-kras.ru

Abstract. The problem of reverberation interference cancellation that occurs during low-frequency signal transmission is considered. It is shown that effective solutions can be obtained using a combined approach based on the integration of known adaptive noise reduction algorithms for main noise compensation and machine learning technologies for residual echo suppression. The task of creating a single-chip model for a noise cancellation system implementing the proposed approach is highlighted. The main results of developing mathematical and software models for the proposed method are presented. The application of an fixed point echo state network as a recurrent neural network for computing cepstral coefficients on an FPGA chip is substantiated. The architecture of a single-chip intelligent noise cancellation system is considered. The results of mathematical and software models from the system components are presented. It is shown that as a result of a four-stage experiment, the developed architecture, neural network models, and the proposed interference suppression principle demonstrate both a reduction in the level of reverberation interference on the model compared to known approaches and the possibility of implementing a single-chip calculator in an FPGA basis. The obtained results open new prospects in implementing approaches to interference suppression during low-frequency signal transmission. (*In Russian*).

Key words and phrases: Interference, neural network, adaptive algorithm, reverberation, FPGA, model

2020 *Mathematics Subject Classification:* 68T07; 94A12

For citation: Maxim S. Medvedev, Dmitriy O. Nepomnyashchiy, Anton G. Khantimirov. *Single-Chip Model for Reverberation Interference Cancellation*. Program Systems: Theory and Applications, 2025, **16**:4(67), pp. 155–172. (*In Russ.*). https://psta.psiras.ru/read/psta2025_4_155-172.pdf

References

- [1] I. A. Vartanyan. *Physiology of Sensory Systems*, Rukovodstvo, Mir mediciny, Lan', SPb., 2006, ISBN 5-8114-0158-2, 224 pp. (in Russian).
- [2] V. V. Egorov, D. M. Klionskij. "Empirical mode decomposition: thematic review (part 1)", *Cifrovaya obrabotka signalov*, 2025, no. 1, pp. 47–58 (in Russian).
- [3] C. Paleologu, S. Ciochina, J. Benesty. "Double-talk robust VSS-NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation", *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008* (Las Vegas, NV, USA, 31 March 2008–04 April 2008), IEEE, 2008, ISBN 9781424414833, pp. 245–248.
- [4] H. J. Nussbaumer. *Fast Fourier Transform and Convolution Algorithms*, Springer Series in Information Sciences, vol. 2, Springer-Verlag, Berlin–Heidelberg, 1982, ISBN 978-3-540-11825-1, xii+276 pp.
- [5] J.-M. Valin. "On adjusting the learning rate in frequency domain echo cancellation with double-talk", *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, **15**:3 (2007), pp. 1030–1034. 1602.08044~[cs.SD]
- [6] K. V. Kondrat'ev, I. V. Kochan, A. G. Xantimirov, A. A. Barxatova. "A reverb suppression method", *Radiotekhnika*, **86**:12 (2022), pp. 105–110 (in Russian).
- [7] M. S. Medvedev, A. G. Xantimirov, D. O. Nepomnyashhij, A. A. Charugin. "Residual echo cancellation method based on adaptive filter and machine learning technology", *Uspehi sovremennoj radioelektroniki*, **78**:12 (2024), pp. 31–40 (in Russian).
- [8] Z. Yuan, X. Songtao. "Application of new LMS adaptive filtering algorithm with variable step size in adaptive echo cancellation", *2017 IEEE 17th International Conference on Communication Technology, ICCT 2017* (Chengdu, China, 27–30 October 2017), IEEE, 2017, ISBN 978-1-5090-3945-6, pp. 1715–1719.
- [9] M. A. Iqbal, S. L. Grant. "Novel variable step size nlms algorithms for echo cancellation", *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008* (Las Vegas, NV, USA, 31 March 2008–04 April 2008), IEEE, 2008, ISBN 9781424414833, pp. 241–244.
- [10] M. S. Lebedev, P. N. Beleckij. "Artificial neural network inference on FPGAs using open-source tools", *Trudy Instituta sistemnogo programirovaniya RAN*, **33**:6 (2021), pp. 175–192 (in Russian).
- [11] S. Mittal, S. Umesh. "A survey On hardware accelerators and optimization techniques for RNNs", *Journal of Systems Architecture*, **112** (January 2021), id. 101839.
- [12] V. I. Dzhiban. "Adaptive filters and their applications in radio engineering and communications", *Sovremennaya elektronika*, 2009, no. 9, pp. 56–63 (in Russian); 2010, no. 1, pp. 72–77; 2010, no. 2, pp. 70–77.
- [13] B. Widrow. "Thinking about thinking: the discovery of the LMS algorithm", *IEEE Signal Processing Magazine*, **22**:1 (2005), pp. 100–106.

- [14] A. V. Kajda. *Study of the effectiveness of acoustic echo cancellation algorithms*, Magisterskaya dissertaciya, M., 2018 (in Russian).
- [15] V. I. Dzhigan. LMS adaptive filtering algorithm: first or unique one for practical applications? *Problemy razrabotki perspektivnyx mikro- i nanoelektronnyx sistem - 2014. V. 4: Proektirovanie cifrovyyx funkcional'nyx blokov SBIS i sistem na kristalle. Cifrovaya obrabotka signalov. Netradicionnaya arifmetika, MES-2014* (Rossiya, Moskva–Zelenograd, 29 sent.–03 okt. 2014 g.), IPPM RAN, M., 2014, ISBN 978-5-903559-49-7, pp. 159–166 (in Russian). 
- [16] J. M. Gil-Cacho, T. van Waterschoot, M. Moonen, S. H. Jensen. “A frequency-domain adaptive filter (FDAF) prediction error method (PEM) framework for double-talk-robust acoustic echo cancellation”, *IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing*, **22**:12 (2014), pp. 2074–2086. 
- [17] D. Diaz-Guerra, A. Miguel, J. R. Beltran. “gpuRIR: A python library for Room Impulse Response simulation with GPU acceleration”, *Multimed. Tools Appl.*, **80** (2021), pp. 5653–5671. 
- [18] L. Ma, H. Huang, P. Zhao, T. Su. *Acoustic Echo Cancellation by combining adaptive digital filter and recurrent neural network*, 2020, 5 pp. [arXiv:2005.09237](#) [cs.SD] 
- [19] A. N. Koval'chuk, A. A. Petrovskij. “Formula for transition from frequency domain to Bark scale and back”, *Informatika*, 2011, no. 4(32), pp. 71–81 (in Russian). 
- [20] R. Cutler, A. Saabas, T. Pärnamaa, M. Purin, E. Indenbom, N.-C. Ristea, G. Gužvin, H. Braun S. Gamper, R. Aichner. “ICASSP 2023 Acoustic Echo Cancellation Challenge”, *IEEE Open Journal of Signal Processing*, **5** (2024), pp. 675–685. 