

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ АДАПТИВНОЙ ЭХО-КОМПЕНСАЦИИ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ

Кузнецов Е.П.

Введение

Проблема существования эхо-сигналов в различных системах телекоммуникаций известна довольно давно. Принято выделять два вида эхо-сигналов: электрическое и акустическое эхо. Причиной первого является нарушение условий баланса дифференциальных систем, используемых в проводных системах для развязки двух и четырехпроводных линий, вследствие чего часть энергии принимаемого сигнала в виде искаженной и задержанной копии попадает в цепи передачи, тем самым, ухудшая качественные показатели системы связи (v.92, VoIP, xDSL и т.д.).

Акустический эхо-сигнал возникает в том случае, когда звуковая волна, отражаясь от близлежащих объектов, возвращается обратно к источнику колебаний. В системах телекоммуникаций это происходит тогда, когда звуковая волна, источником которой является громкоговоритель абонентского оборудования, или сам абонент, попадает в микрофонную цепь за счет переотражений или плохой развязки приемной и передающей цепей. Хотя акустическое эхо присутствует как в проводных, так и в беспроводных системах телекоммуникаций, наибольшее влияние этого негативного эффекта сказывается в таких технических приложениях как радиотелефония, системы телеконференций и мобильная связь.

Адаптивная эхо-компенсация является эффективным средством борьбы с проблемой существования электрических и акустических эхо-сигналов в различных технических системах и приложениях [1, 2]. В настоящее время существует достаточно большое количество алгоритмов адаптивной обработки сигналов, которые могут успешно применяться в задачах эхо-компенсации в рамках классической и субполосной схем реализации эхо-компенсатора. Причем выбор того или иного алгоритма составляет определенную трудность и не является однозначным.

Целью настоящей статьи является сравнительный анализ эффективности применения различных алгоритмов адаптивной обработки сигналов в задачах компенсации электрического и акустического эха. В качестве критерия эффективности рассматриваются точность¹ и скорость² настройки АЦФ, входящего в состав ЭК.

Рассмотрены различные алгоритмы адаптивной обработки сигналов с позиции эффективности их применения в задаче компенсации электрического и акустического эхо-сигналов. В качестве критерия оценки эффективности выбрана точность и скорость настройки адаптивного цифрового фильтра (АЦФ), входящего в состав схемы эхо-компенсатора (ЭК). Проведен сравнительный анализ эффективности различных методов реализации адаптивного ЭК (классического, с адаптацией в частотной области и с применением многоскоростной субполосной фильтрации) для стационарных и нестационарных входных воздействий.

Методика экспериментов

Как известно, существует несколько возможных вариантов построения ЭК [1, 2]. Исследование точностных характеристик различных схем ЭК начнем с классической схемы, работающей во временной области, далее перейдем к схеме, использующей преобразование в частотную область без разбиения на субполосы и, наконец, рассмотрим особенности работы субполосной схемы построения ЭК. При этом исследуем работу каждой из схем в качестве ЭК электрического и акустического эхо-сигнала, подавая на вход такие виды входных воздействий как белый шум и речь.

В качестве модели эхо-тракта для экспериментов с электрическим эхо-сигналом возьмем систему, предложенную для испытаний в рекомендации G.168 [3]. Внешний вид импульсной и амплитудно-частотной характеристики такого эхо-тракта показан на рис. 1. В качестве модели акустического эхо-тракта, имитирующего среду распространения звукового сигнала, возьмем типовую модель для небольшого помещения, рассчитывающуюся по методике [4]. На рис. 2 показаны амплитудно-частотная и импульсная характеристики акустического эхо-тракта.

Обозначим N_{FB} и N_{SB} порядок АЦФ для классической и субполосной схем ЭК. В реальных системах порядок АЦФ, входящего в состав ЭК, зачастую меньше протяженности импульсной характеристики (ИХ) эхо-тракта. Поэтому, чтобы эксперименты были наиболее приближены к реальным условиям, выберем порядок АЦФ $N_{FB}=64$ и $N_{FB}=N_{SB}=352$ для случая электрического и акустического эхо-тракта соответственно.

¹ Здесь: значение энергии сигнала остаточной ошибки, которое достигается по истечении времени сходимости.

² Здесь: время, за которое энергия сигнала ошибки уменьшается до фиксированного уровня.

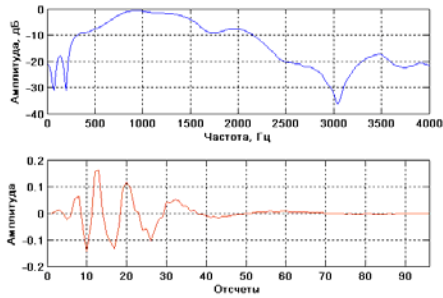


Рис. 1. Амплитудно-частотная и импульсная характеристики эхо-тракта (электрическое эхо).

Для сбора статистики ограничимся набором из 1000 реализаций входных воздействий, в каждом из которых содержится 1000 отсчетов случайного сигнала для случая белого шума. В качестве речи будет выступать сигнал длительностью 15×10^4 отсчетов, что составляет 18,75 секунд на частоте дискретизации 8 кГц (стандартная частота дискретизации речи для передачи по коммутируемому телефонному каналу).

Для анализа точностных характеристик адаптивного ЭК обычно используют такой показатель как

$$ERLE = 10 \cdot \lg \frac{\varepsilon \{y^2(n)\}}{\varepsilon \{e^2(n)\}},$$

определяющий относительный уровень ослабления эхо-сигнала в дБ. В данном выражении $\varepsilon \{*\}$ – оператор математического ожидания, $y(n)$ – обучающий сигнал, $e(n)$ – сигнал остаточной ошибки [3]. По сравнению со среднеквадратическим отклонением, ERLE является относительным параметром, что делает его очень удобным для исследования эффективности работы адаптивного ЭК при различных видах входных воздействий.

Известно, что качество работы классической схемы ЭК полностью определяется выбором того или иного алгоритма адаптации. Отсюда возникает вполне очевидный вопрос: какой из существующих алгоритмов адаптации является наиболее эффективным для использования в классической схеме? В настоящее время существует множество алгоритмов адаптации, обладающих различными свойствами, но, несмотря на разнообразие, все они являются производными либо модификациями одного из методов поиска экстремума (чаще всего минимума) целевой функции. Наиболее часто на практике применяются градиентные методы на основе критерия минимума среднеквадратической ошибки (метод наискорейшего спуска) и на основе критерия наименьших квадратов (обобщенный метод Ньютона) [5, 6]. На основе первых методов реализуются такие алгоритмы, как метод наименьших квадратов (МНК) и его модификации, а на основе вторых – группа алгоритмов, использующих рекурсивный МНК (РНК). Для удобства анализа, дополнительно разделим эти два множества алгоритмов на группы. Ниже приводятся четыре группы адаптивных алгоритмов, наиболее часто применяющиеся в задачах эхо-компенсации [1, 2]:

1. Метод наименьших квадратов (МНК);
2. Рекурсивный метод наименьших квадратов (РНК);
3. Алгоритмы аффинных проекций (ААП);
4. Алгоритмы, использующие решетчатую (лестничную)

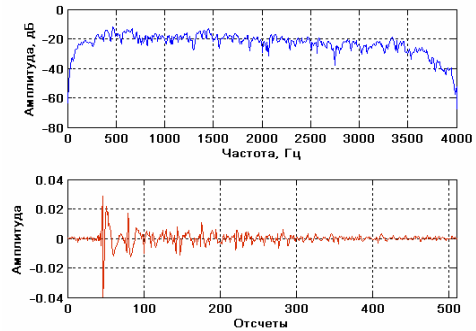


Рис. 2. Амплитудно-частотная и импульсная характеристики эхо-тракта (акустическое эхо).

структуру АЦФ.

Подробное математическое описание и теоретические рекомендации по выбору управляющих параметров для всех вышеперечисленных групп адаптивных алгоритмов можно найти, например в [6 - 10].

Все эксперименты для белого шума будем проводить только для случая электрического эхо-сигнала, поскольку это наибольшим образом соответствует действительности. Для входного воздействия в виде речи будем исследовать характеристики ЭК для случая акустического и электрического эхо-сигналов. При этом целью исследований будет являться выбор в рамках каждой группы наиболее эффективного алгоритма, который будет использоваться для дальнейшего анализа в субполосной схеме построения ЭК.

Группа I. Метод наименьших квадратов

Рассмотрим первую группу алгоритмов. Кроме обычного МНК на практике наиболее часто применяют следующие модификации: нормализованный по мощности МНК (НМ-МНК), блочный МНК (БМНК), МНК с адаптацией по знаку входного сигнала (Δx -МНК) и МНК с адаптацией по знаку сигнала ошибки (Δe -МНК) [6, 7].

Отметим, что основным параметром алгоритмов первой группы является шаг адаптации μ , определяющий скорость и точность настройки АЦФ. В ходе экспериментов опытным путем для каждого из выбранных алгоритмов был подобран шаг адаптации, дающий наиболее качественные результаты по обоим показателям эффективности. Для МНК и БМНК $\mu = 0,01$; НМ-МНК – $\mu = 1$, $\mu = 2$; Δe -МНК – $\mu = 0,001$; Δx -МНК – $\mu = 0,008$.

На рис. 3 показаны результаты моделирования работы алгоритмов группы I, когда на вход подается белый шум. Благодаря нормализации по мощности, применяемой в НМ-МНК, выбор шага адаптации μ производится, исходя из текущего значения мощности сигнала ошибки, что позволяет добиться более точной настройки за короткое время. Из-за использования «грубой» оценки значений обучающего сигнала и сигнала ошибки в алгоритме Δe -МНК снижается точность настройки. При этом дальнейшее уменьшение шага адаптации не приводит к каким-либо значительным улучшениям. Алгоритмы МНК, Δx -МНК, БМНК-20 и БМНК-40 (цифра говорит о длине обрабатываемого блока данных) обладают примерно одинаковой точностью. При этом разница состоит лишь во времени сходимости алгоритма. В данном случае Δx -МНК показывает наихудшее время сходимости среди всех анализируемых алгоритмов.

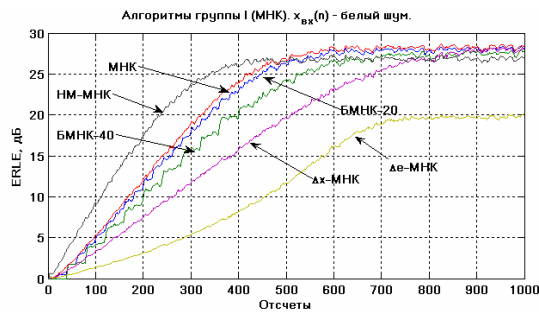


Рис. 3. Результаты моделирования для МНК-алгоритмов и входного воздействия в виде белого шума.

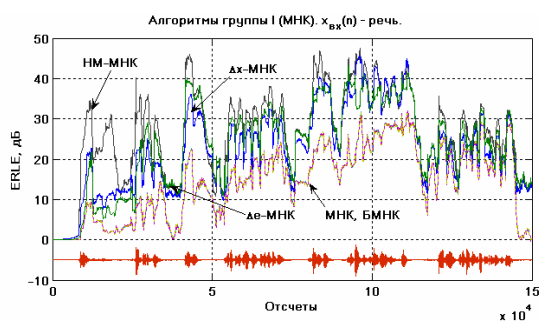


Рис. 4. Результаты моделирования для МНК-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (электрическое эхо).

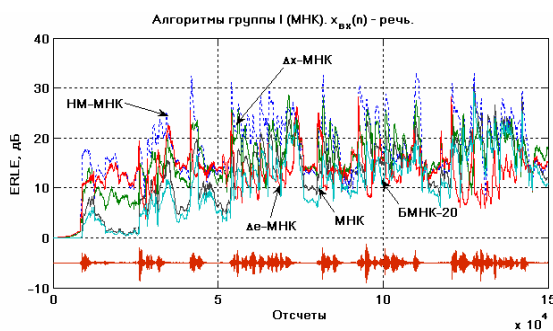


Рис. 5. Результаты моделирования для МНК-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (акустическое эхо).

На рис. 4, 5 представлены результаты моделирования работы МНК-алгоритмов, когда на вход поступает речь. Как видно из рисунка наиболее эффективным алгоритмом и в этом случае является НМ-МНК. МНК и БМНК не показывают высокой точности настройки, проигрывая в этом плане Δx -МНК и $\Delta \epsilon$ -МНК. Также было установлено, что при увеличении размера блока в алгоритме БМНК проявляется нестабильность, приводящая к расхождению алгоритма для случая акустического эхо-сигнала.

Из полученных результатов следует, что наиболее эффективным алгоритмом из исследуемой группы является НМ-МНК.

Группа II. Рекурсивный метод наименьших квадратов

Перейдем к рассмотрению алгоритмов второй группы. По аналогии с проведенными выше выкладками исследуем характеристики РНК и следующих его модификаций: РНК, использующий преобразование Хаусхолдера (X-РНК), X-РНК со скользящим окном (X-CO-РНК), РНК со скользящим окном (CO-РНК), РНК, использующий QR-разложение (QR-РНК) [6, 7].

Основным управляющим параметром алгоритмов данной группы является так называемый коэффициент забывания λ , который обеспечивает возможность регулирования следящих свойств АЦФ. В ходе экспериментов для всех алгоритмов группы II опытным путем было подобрано значение $\lambda = 0,999$. Результаты моделирования работы РНК-алгоритмов для входного сигнала в виде белого шума представлены на рис. 6.

Из рисунка хорошо видно, что все алгоритмы обладают примерно одинаковой скоростью сходимости. Разброс значений ERLE для всех исследуемых алгоритмов лежит в небольших пределах (порядка 3 дБ). При этом наилучшие результаты по точности показывают РНК, X-РНК, QR-РНК, а также X-CO-РНК и CO-РНК с размером скользящего окна 512 отсчетов.

На рис. 7, 8 изображены результаты моделирования для РНК-алгоритмов, когда на вход поступает речь. Видно, что все алгоритмы этой группы показывают примерно одинаковую эффективность работы, как для электрического, так и для акустического эхо-сигналов.

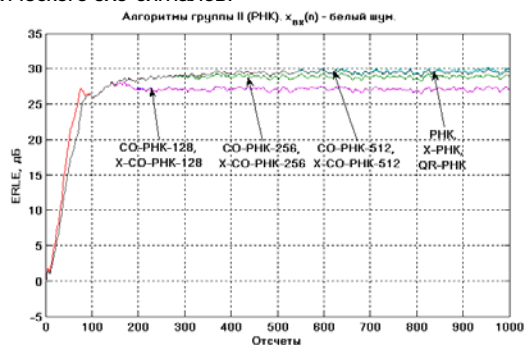


Рис. 6. Результаты моделирования для РНК-алгоритмов и входного воздействия в виде белого шума.

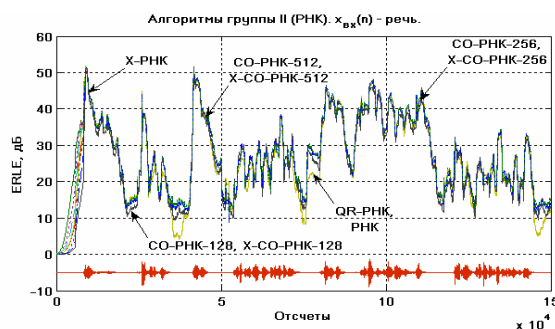


Рис. 7. Результаты моделирования для РНК-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (электрическое эхо).

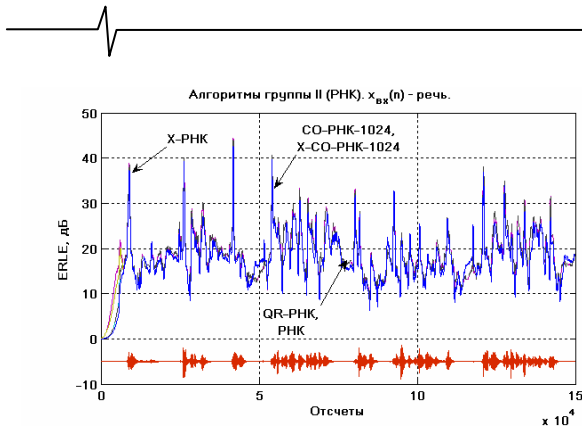


Рис. 8. Результаты моделирования для РНК-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (акустическое эхо)

Как показали эксперименты, выбор наилучшего алгоритма в данной группе не является однозначным, поскольку все алгоритмы этой группы дают хорошие результаты по уровню ERLE. Известно [6], что применение QR-разложения на основе преобразования Хаусхолдера или с помощью вращений матриц Гивенса позволяет улучшить свойства числовой стабильности (робастности) алгоритма для случая плохо обусловленной корреляционной матрицы входного сигнала. Однако QR-RNC в большей степени подходит для задач где требуется априорное знание значений коэффициентов АЦФ (например, спектральное оценивание, эквалайзинг), что влечет за собой дополнительные вычислительные затраты на их определение и не обязательно в задаче адаптивной эхо-компенсации [6]. Таким образом, в данной группе X-RNC является наиболее эффективным с точки зрения точности настройки и стабильности.

Группа III. Алгоритм аффинных проекций

Далее рассмотрим алгоритмы группы III. В данную группу, помимо самого ААП входят две его модификации: блочный ААП (БААП) и рекурсивный ААП (РААП) [6, 7]. Алгоритмы данной группы являются компромиссным по отношению к первым двум группам алгоритмов вариантом в плане точности, скорости работы и затрат на реализацию, что определяет их достаточно широкое применение на практике.

В этой группе алгоритмов в качестве управляющих величин выступают два параметра: шаг адаптации μ (по аналогии с алгоритмами группы I) и порядок проекции P_0 . В ходе экспериментов исследовались свойства ААП-алгоритмов для четырех различных значений параметра $P_0 = 5, 10, 15, 20$ и шага адаптации $\mu = 1$.

На рис. 9 показаны результаты экспериментов для алгоритмов группы III при входном воздействии в виде белого шума.

Как видно из представленных рисунков, алгоритмы данной группы практически не отличаются по своим точностным показателям. Более того, алгоритмы ААП и РААП дают одинаковые результаты, вследствие чего кривые, характеризующие их поведение, сливаются. Увеличение значения параметра P_0 не влияет каким-либо качественным образом на точность настройки, однако это влечет за собой увеличение вычислительных затрат на реализацию алгоритмов.

Для случая, когда на входе ЭК речь (рис. 10, 11) все алгоритмы группы III показывают примерно одинаковые результаты по уровню подавления эхо-сигнала.

Основываясь на представленных результатах моделирования, и теоретическом анализе, проведенном в работах [11, 12] в качестве наиболее эффективного алгоритма в данной группе выберем ААП.

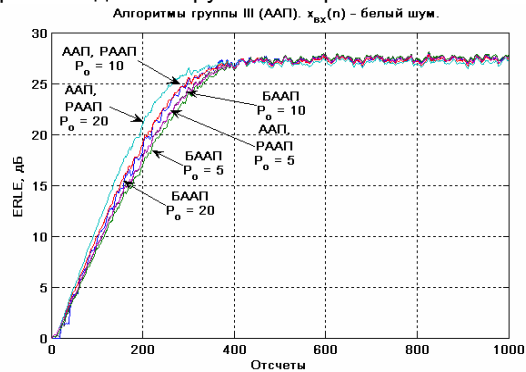


Рис. 9. Результаты моделирования для ААП-алгоритмов и входного воздействия в виде белого шума.

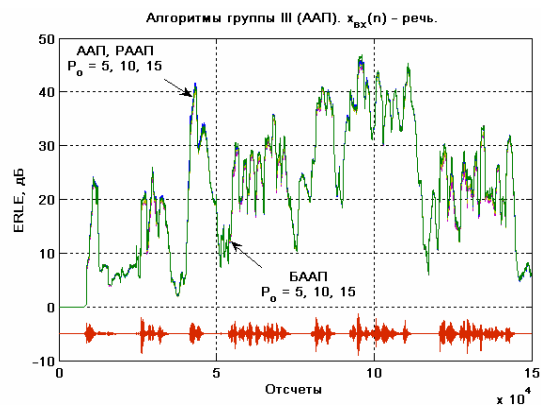


Рис. 10. Результаты моделирования для ААП-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (электрическое эхо).

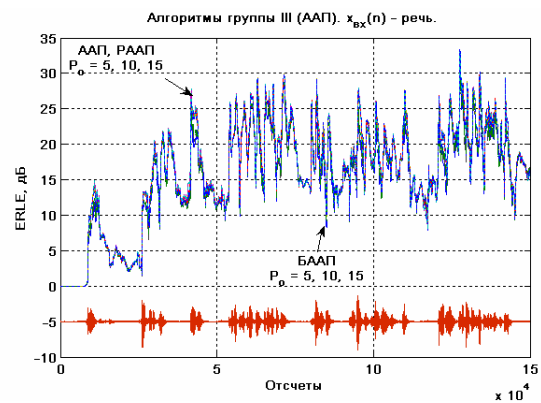


Рис. 11. Результаты моделирования для ААП-алгоритмов и входного воздействия в виде речевого сигнала (акустическое эхо).

Группа IV. Решетчатые (лестничные) алгоритмы

Перейдем к рассмотрению последней группы адаптивных алгоритмов, которые могут быть использованы в классической схеме ЭК. Алгоритмы данной группы не нашли столь широкого применения как, например, различные модификации алгоритмов МНК и РНК. Основной причиной «непопулярности» данных алгоритмов является требование реализации АЦФ по решетчатой структуре, которая является концептуально более сложной по сравнению с прямой формой построения цифрового

фильтра. Однако использование решетчатой структуры АЦФ может быть крайне выгодным при работе с нестационарными сигналами, поскольку такой подход обеспечивает частичную декорреляцию входного воздействия, что положительно влияет на скорость и точность настройки АЦФ. Кроме того, решетчатая структура обладает свойством модульности, то есть АЦФ может быть представлен набором однотипных элементарных звеньев (модулей) решетки, соединенных в определенном порядке, что дает преимущества при практической реализации на базе цифровых процессорах обработки сигналов.

Для анализа возьмем следующие алгоритмы, использующие решетчатую структуру АЦФ: РНК (#РНК), градиентный алгоритм (#ГА) и РНК на основе QR-разложения (#QR-РНК) [6, 10].

В анализируемой группе алгоритмов в качестве управляющих параметров выступают две величины: λ (по аналогии с алгоритмами группы II) для алгоритмов #РНК и #QR-РНК и μ (по аналогии с алгоритмами групп I, III) для #ГА. В ходе экспериментов были подобраны значения, дающие наилучшие результаты по точности и скорости настройки.

На рис. 12 изображены результаты моделирования работы алгоритмов группы IV, когда на вход поступает белый шум. Из графиков видно, что алгоритм #ГА уступает в точности (ERLE меньше на 4 – 5 дБ) и скорости настройки (примерно в 2 – 2,5 раза медленнее) алгоритмам #РНК и #QR-РНК. Такая же картина наблюдается, когда на вход подается речь (рис. 13, 14). Поэтому в данной группе в качестве наилучшего алгоритма выберем #РНК, так как алгоритм #QR-РНК не подходит по тем же причинам, что и QR-РНК (см. выше).

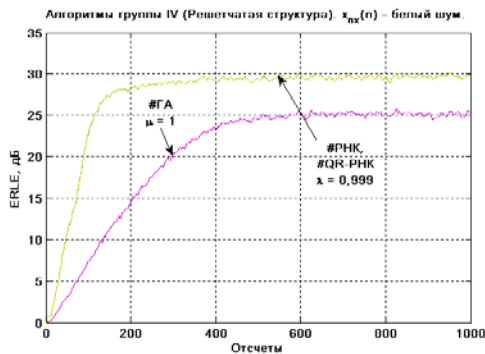


Рис. 12. Результаты моделирования для алгоритмов, использующих решетчатую структуру АЦФ и входного воздействия в виде белого шума.

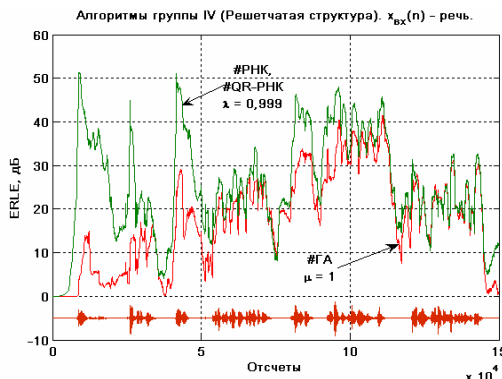


Рис. 13. Результаты моделирования для алгоритмов, использующих решетчатую структуру АЦФ и входного воздействия в виде речевого сигнала (электрическое эхо).

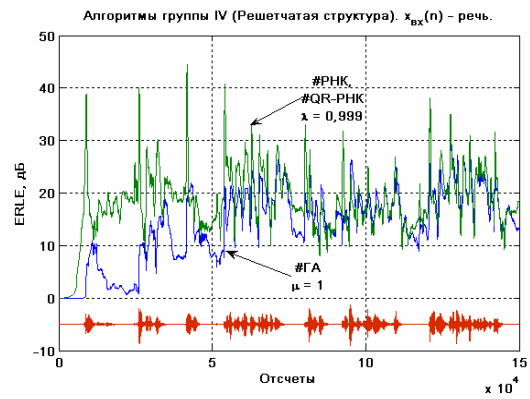


Рис. 14. Результаты моделирования для алгоритмов, использующих решетчатую структуру АЦФ и входного воздействия в виде речевого сигнала (акустическое эхо).

Проведенный анализ позволил выбрать из обширного круга различных алгоритмов адаптации четыре наиболее эффективных, а именно НМ-МНК, Х-РНК, ААП и #РНК, которые и будут использоваться для дальнейшего анализа в субполосной схеме реализации ЭК.

Адаптация в частотной области

Перед тем как перейти к исследованию точностных характеристик ЭК, использующего многоскоростную обработку сигнала, рассмотрим еще одну очень важную группу алгоритмов — МНК-алгоритмы, работающие в частотной области. Для эхо-трактов, имеющих достаточно протяженную импульсную характеристику, и работе с нестационарными воздействиями данные алгоритмы являются серьезной альтернативой в плане соотношения эффективности и вычислительных затрат методам адаптации АЦФ во временной области, а также субполосным схемам построения АЦФ.

В настоящее время наибольшей популярностью пользуются следующие МНК-алгоритмы, работающие в частотной области: блочный МНК с ограничениями (БЧ-ОМНК), блочный МНК без ограничений (БЧ-МНК), секционированный БЧ-ОМНК (СБЧ-ОМНК), секционированный блочный МНК без ограничений (СБЧ-МНК), МНК на основе ДПФ (ДПФ-МНК) и МНК на основе ДКП (ДКП-МНК). (В зарубежной литературе эти алгоритмы обозначаются как Frequency Domain Adaptive Filter (FDAF), Unconstrained FDAF (UFDAF), Partitioned Block FDAF (PBFDAF), PBUFDAF, Transform Domain Adaptive Filter DFT (tdaDFT) и tdaDCT соответственно) [6]. При этом последние два алгоритма не являются блочными.

Поскольку данное семейство алгоритмов является модификацией алгоритмов группы I, использующей прямое/обратное БПФ для свертки в частотной области, то кроме шага адаптации μ , в данных алгоритмах в качестве регулирующих параметров выступают коэффициент забывания λ (по аналогии с РНК-алгоритмами) и размер блока обрабатываемых данных (число, написанное через дефис на представленных рисунках). В ходе моделирования были найдены значения μ и λ , дающие наилучшие показатели по точности настройки АЦФ для различных размеров блока обрабатываемых данных. Для алгоритмов БЧ-ОМНК, БЧ-МНК и СБЧ-ОМНК $\mu = 1$, для СБЧ-МНК $\mu = 0,5$, а для ДПФ-МНК, ДКП-МНК $\mu = 0,01$. При этом для всех перечисленных алгоритмов $\lambda = 0,9$.

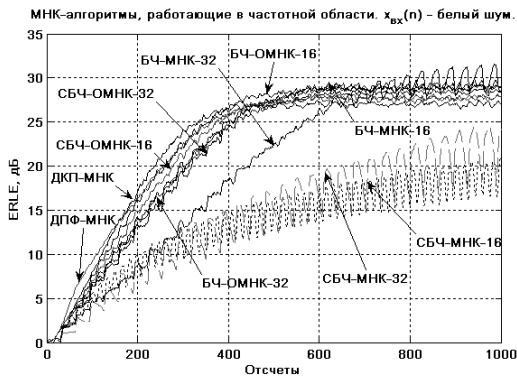


Рис. 15. Результаты моделирования для МНК-алгоритмов, работающих в частотной области и входного воздействия в виде белого шума.

Результаты экспериментов, проведенных по аналогии с вышеописанной методикой, представлены на рис. 15 – 17. Для случая белого шума все рассматриваемые алгоритмы за исключением алгоритмов без ограничений дают примерно одинаковые результаты по точности настройки (рис. 15). На рис. 16, 17, где показаны результаты моделирования работы ЭК для речевого сигнала, также видно, что ДКП-МНК и ДПФ-МНК обладают лучшей точностью по сравнению с алгоритмами БЧ-МНК и СБЧ-МНК, хотя не сильно отличаются по результатам от алгоритмов БЧ-МНК и БЧ-ОМНК. Из рисунков видно, что все алгоритмы без ограничений дают худшие по точности результаты, чем алгоритмы с ограничениями. Это объясняется тем, что в алгоритмах БЧ-МНК и СБЧ-МНК используется всего 3 БПФ/ОБПФ, в то время как в алгоритмах с ограничениями используется 5 [6]. За счет этого, алгоритмы БЧ-МНК и СБЧ-МНК с одной стороны имеют преимущества в вычислительном плане, однако проигрывают в точности и скорости настройки. Таким образом, в данной группе алгоритмов наиболее эффективными являются БЧ-МНК, СБЧ-МНК и ДКП-МНК и ДПФ-МНК.

Для получения общей картины проведенного сравнительного анализа в рамках схемы классического ЭК и ЭК, работающего в частотной области, изобразим наиболее эффективные по точности алгоритмы из каждой рассмотренной группы для различных видов входных воздействий и двух видов эхо-трактов (рис. 18 – 20).

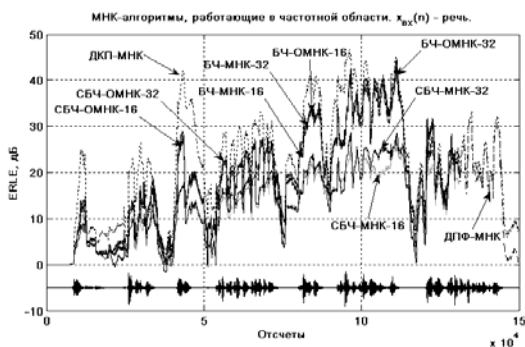


Рис. 16. Результаты моделирования для алгоритмов, работающих в частотной области входного воздействия в виде речевого сигнала (электрическое эхо).

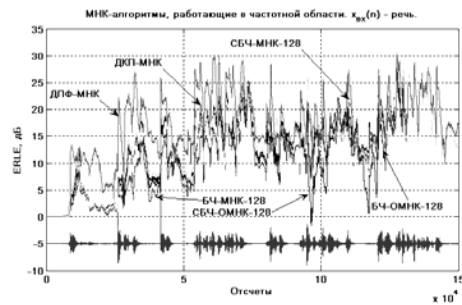


Рис. 17. Результаты моделирования для алгоритмов, работающих в частотной области и входного воздействия в виде речевого сигнала (акустическое эхо).

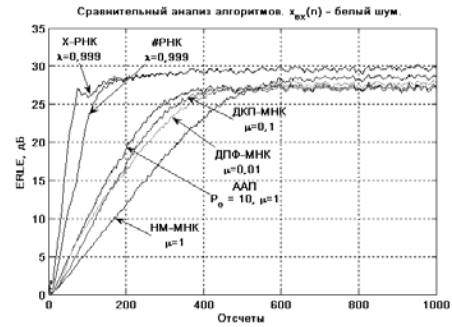


Рис. 18. Сравнительный анализ алгоритмов для входного воздействия в виде белого шума (электрическое эхо).

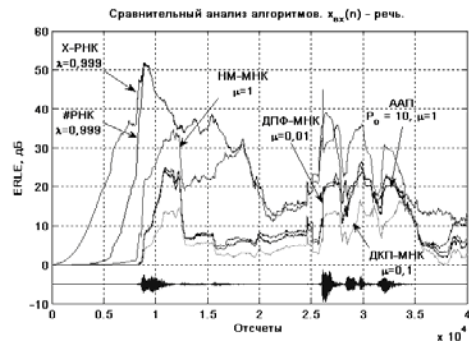


Рис. 19. Сравнительный анализ алгоритмов для входного воздействия в виде речи (электрическое эхо).

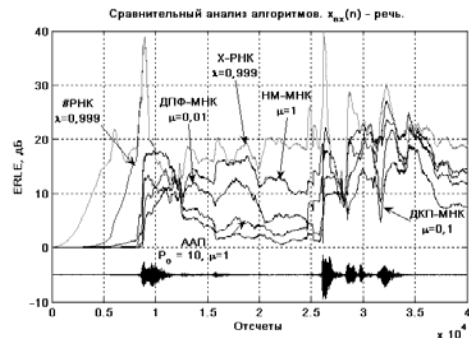
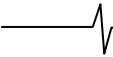


Рис. 20. Сравнительный анализ алгоритмов для входного воздействия в виде речи (акустическое эхо).

Субполосная схема реализации ЭК

Далее перейдем к анализу точностных характеристик адаптивного ЭК, использующего многоскоростную обработку сигналов [2]. В экспериментах исследуем эффективность применения различных банков фильтров (БФ) в совокупности с выбранными выше адаптивными алгоритмами.



Применение многоскоростной обработки сигналов в задачах адаптивной эхо-компенсации целесообразно лишь в случае значительной протяженности ИХ эхо-тракта, как в случае акустическое эхо-тракта ($N \gg 128$). Когда же ИХ эхо-тракта имеет небольшую длительность ($N \leq 128$), задача адаптивной эхо-компенсации достаточно эффективно решается в рамках классического подхода. Поэтому в качестве идентифицируемой системы для дальнейших экспериментов возьмем акустический эхо-тракт, показанный на рис. 2, а в качестве входного сигнала – тот же речевой сигнал, который применялся для исследования точностных характеристик классической схемы адаптивного ЭК.

Как уже упоминалось выше, существует достаточно большое количество всевозможных вариантов построения подсистем анализа-синтеза и методик их расчета. Для экспериментов выберем следующие виды БФ: БФ с максимальной децимацией и почти полным восстановлением ($\text{БФ}_M^{\approx \text{ПВ}}$) на 2 и 8 каналов, рассчитанные по методике [13] и БФ с немаксимальной децимацией ($\text{БФ}_{\text{НМ}}$) на 3 и 7 каналов, рассчитанные по методикам [14] и [15] соответственно. Такой выбор, конечно же, не является всеобъемлющим, но в рамках поставленной задачи позволит проследить взаимосвязь между точностью настройки субполосного ЭК и основными характеристиками используемых в его БФ: коэффициентом децимации M , числом каналов L и порядком каналообразующих фильтров N_π . На рис. 21 – 24 показаны логарифмические АЧХ (ЛАЧХ) выбранных БФ. Изображая ЛАЧХ БФ, здесь

подразумевается БФ, входящий в подсистему анализа.

Результаты проведенных исследований для различных БФ и различных алгоритмов адаптации показаны на рис. 25 – 28. Как видно из рисунков, наиболее эффективной по точности для всех адаптивных алгоритмов оказывается схема ЭК на основе 3- $\text{БФ}_{\text{НМ}}$ (рис. 22). При этом наилучшее подавление (порядка 60 дБ) для этой схемы построения субполосного ЭК достигается при использовании алгоритмов X-РНК и #РНК (рис. 26, 28). Для случая НМ-МНК (рис. 25) очевидно преимущество использования $\text{БФ}_{\text{НМ}}$, дающих подавление около 40 дБ. Субполосный ЭК на основе $\text{БФ}_M^{\approx \text{ПВ}}$ для аналогичного случая позволяет получить ERLE лишь около 30 дБ. При использовании ААП результаты для всех схем субполосного ЭК не сильно отличаются по значениям ERLE и находятся в пределах 30 дБ (рис. 27).

Увеличение числа каналов БФ не приводит, к каким бы-то ни было заметным улучшениям в точности настройки адаптивного ЭК (рис. 25 – 28). Это объясняется тем, что во всех экспериментах с субполосной схемой ЭК порядок канального АЦФ $N_{SB} = 352$. При анализе эхо-тракта в рамках ограниченного частотного отрезка АЧХ, большой порядок АЦФ приводит к замедлению процесса настройки ЭК. Однако такой выбор позволяет справедливо сопоставлять результаты экспериментов для субполосной и классической схем ЭК. Вопросы выбора числа каналов и порядка канального АЦФ субполосного ЭК для достижения выигрыша по вычислительным затратам и уровню подавления будут рассмотрены в следующих публикациях.

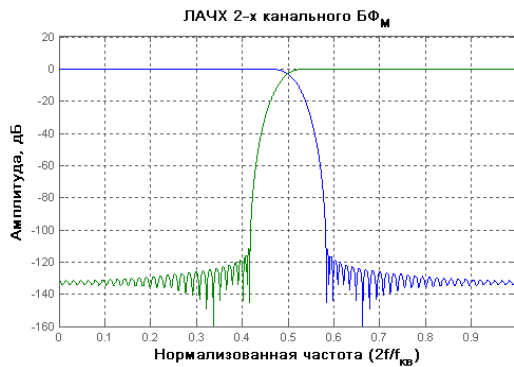


Рис. 21. ЛАЧХ двухканального БФ_M (2- БФ_M : $M = 2$; $N_\pi = 125$).

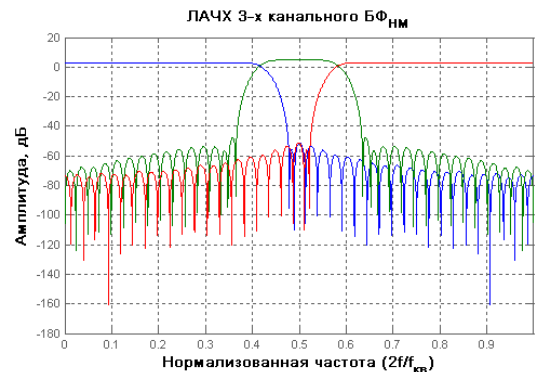


Рис. 22. ЛАЧХ трехканального $\text{БФ}_{\text{НМ}}$ (3- $\text{БФ}_{\text{НМ}}$: $M = 2, 3, 2$; $N_\pi = 75$).

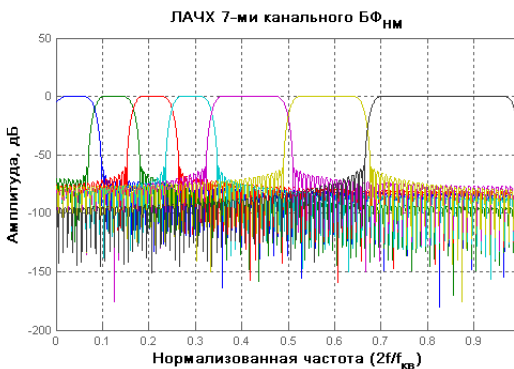


Рис. 23. ЛАЧХ семиканального $\text{БФ}_{\text{НМ}}$ (7- $\text{БФ}_{\text{НМ}}$: $M = 10, 10, 10, 10, 4, 4, 2$; $N_\pi = 201$).

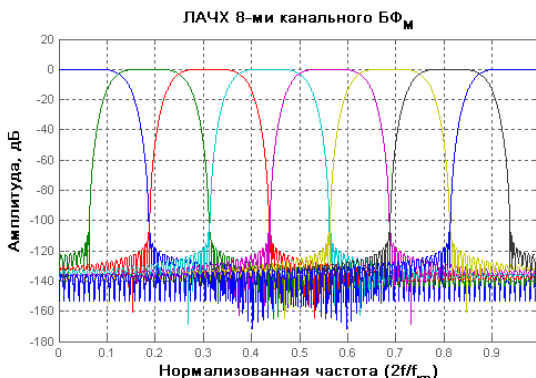


Рис. 24. ЛАЧХ восьмиканального БФ_M (8- БФ_M : $M = 8$; $N_\pi = 190$).

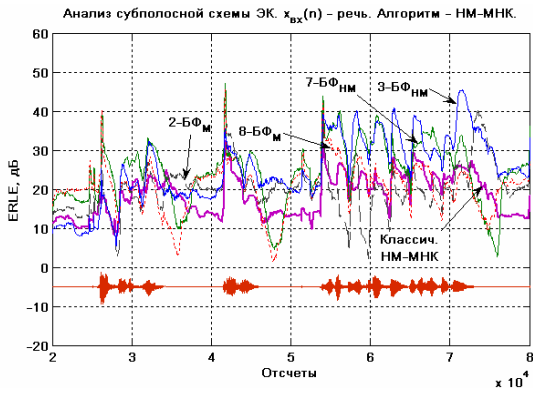


Рис. 25. Сравнительный анализ точности субполосного адаптивного ЭК для различных типов БФ при использовании НМ-МНК (акустическое эхо).

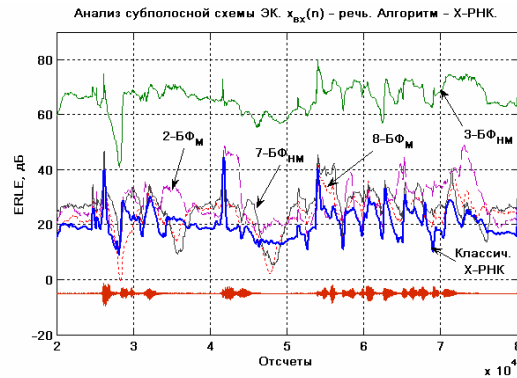


Рис. 26. Сравнительный анализ точности субполосного адаптивного ЭК для различных типов БФ при использовании X-РНК (акустическое эхо).

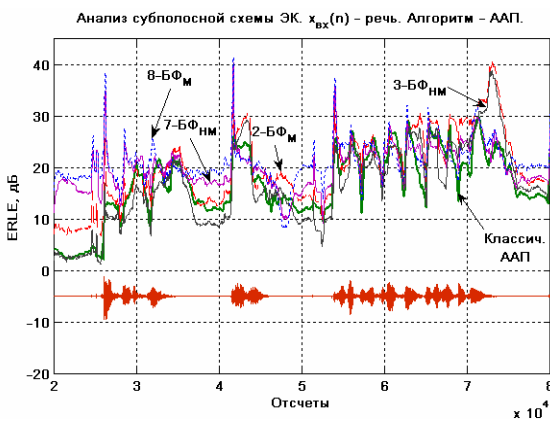


Рис. 27. Сравнительный анализ точности субполосного адаптивного ЭК для различных типов БФ при использовании ААП (акустическое эхо).

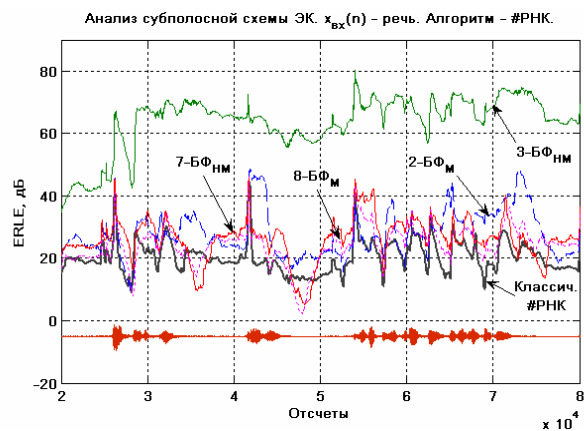


Рис. 28. Сравнительный анализ точности субполосного адаптивного ЭК для различных типов БФ при использовании #РНК (акустическое эхо).

Подведем итог для субполосной схемы ЭК. В работе [16] было показано, что при использовании БФ_М задача прямого моделирования эффективно решается лишь при наличии дополнительных кросс-фильтров, устраняющих элайзинг в переходной зоне, иначе резко снижается качество подавления и теряется смысл использования многоскоростной обработки. Здесь же было отмечено, что избежать использования кросс-фильтров можно путем применения БФ_М, отличающихся хорошими свойствами частотной избирательности, либо применением БФ_{НМ}.

Проведенные выше эксперименты показали, что субполосный ЭК на основе различных БФ_{НМ} дает высокие показатели по точности настройки, превосходящие классическую схему ЭК для каждого из четырех выбранных ранее адаптивных алгоритмов (НМ-МНК, X-РНК, ААП и #РНК). При этом БФ_М с высокими показателями частотной независимости, используемые в данных экспериментах, также дают результаты, превосходящие классическую схему ЭК по уровню ERLE. Таким образом, наряду с БФ_{НМ} в задачах адаптивной эхо-компенсации могут также эффективно применяться БФ_М, хотя при этом следует уделять особое внимание свойствам частотной избирательности используемого БФ, то есть искать компромисс между порядком фильтра-прототипа и допустимым перекрытием соседних субполосных каналов.

Заключение

На протяжении длительного времени теория адаптивной фильтрации находит широкое применение во многих технических приложениях, одним из которых является эхо-компенсация в системах телекоммуникаций. Большое разнообразие адаптивных алгоритмов и возможность реализации эхо-компенсатора по одной из трех схем построения дает свободу выбора, но при этом остается открытым вопрос о том насколько будет эффективен выбранный метод?

В настоящей статье сделана попытка ответить на этот неоднозначный вопрос. Вначале были выделены четыре группы адаптивных алгоритмов, в рамках которых проводился анализ. На примере классической схемы из каждой группы был отобран один, наиболее эффективный алгоритм, показывающий высокие показатели подавления для различных условий проведения эксперимента. Полученные таким образом четыре алгоритма были использованы для дальнейшего анализа эффективности применения субполосной схемы построения эхо-компенсатора. Рассмотрен подход с адаптацией в частотной области.

Проведенные исследования показали, что применение субполосной схемы построения эхо-компенсатора в задаче компенсации акустического эха, столь актуальной в последнее время, дает заметный выигрыш в плане эффективности. Наиболее удачным сочетанием при этом является использование БФ_{НМ} и алгоритмов X-РНК, #РНК.

Литература

1. Кузнецов Е.П., Витязев В.В. Цифровая обработка сигналов в задачах эхо-компенсации: тематический обзор (часть 1) // Цифровая обработка сигналов, 2006, №3, с.8 – 19.
2. Кузнецов Е.П., Витязев В.В. Цифровая обработка сигналов в задачах эхо-компенсации: тематический обзор (часть 2) // Цифровая обработка сигналов, 2006, №4, с.20 – 28.
3. Digital network echo cancellers. ITU-T Recommendation G.168. – Geneva, 04/2000.
4. J. Allen, D. Berkley. Image method for efficiently simulating small-room acoustics // Journal of the Acoustical Society of America, 65(4):943 – 950, April 1979.
5. Чураков Е.П. Оптимальные и адаптивные системы: Учеб. пособие для вузов. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 256 с.
6. Haykin S. Adaptive Filter Theory, 4th edition. Prentice Hall, 2002. 936 pp.
7. Ali H. Sayed. Fundamentals of Adaptive Filtering. Wiley, NY, 2003
8. Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов. М.: Радио и связь, 1989. 440 с.
9. Адаптивные фильтры: Пер. с англ. / Под ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта. М.: Мир, 1988. 392 с.
10. Джиган В.И. Многообразие лестничных RLS-алгоритмов адаптивной фильтрации // Цифровая обработка сигналов, 2005, №3, с.2 – 12.
11. K. Ozeki, T. Omeda. An Adaptive Filtering Algorithm Using an Orthogonal Projection to an Affine Subspace and Its Properties // Electronics and Communications in Japan, vol. 67-A, no. 5, pp. 19 – 27, May 1984.
12. M. Montazeri, M. Duhamel. A Set of Algorithms Linking NLMS and block RLS Algorithms // IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 43, no. 2, pp. 444 – 453, February 1995.
13. Vaidyanathan P.P. Multirate Systems and Filter Banks. Prentice-Hall Signal Processing Series. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
14. Harteneck M., Weiss S., and Stewart R.W. Design of Near Perfect Reconstruction Oversampled Filter Banks for Subband Adaptive Filters // IEEE Trans. on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, Volume 46, No. 8, August 1999. pp. 1081 – 1086.
15. Bregovic R., Dumitrescu B., Saramaki T., Niemisto R. A Kaiser Window Approach for Designing Nonuniform Oversampled M-Channel Filterbanks // Proc. of The 2006 International TICSP Workshop on Spectral Methods and Multirate Signal Processing, SMMS2006, Sept. 2006. pp.15 – 21.
16. A. Gilloire and M. Vetterli, "Adaptive filtering in subbands with critical sampling: Analysis, experiments and application to acoustic echo cancellation," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 40, pp. 1862–1875, Aug. 1992.

НОВЫЕ КНИГИ

Оппенгейм А., Шафер Р. Цифровая обработка сигналов: Учебник, 2-е изд. – М.: Техносфера, 2007. – 856 с.: ил.

Предлагаемая книга – второе переработанное издание всемирно известного классического учебника «Цифровая обработка сигналов», опубликованного в 1975 году. В ее основу лег разработанный курс по дискретной обработке сигналов, преподававшийся в течение ряда лет в Массачусетском технологическом институте. Учебник посвящен математическим алгоритмам, реализуемым в дискретных системах. В нем опущены сложные доказательства математических утверждений, но все приемы и методы проиллюстрированы многочисленными примерами и задачами. Полезна как студентам, осваивающим предмет, так и инженерам-разработчикам и системотехникам.

Васильев В.П., Муро Э.Л., Смольский С.М. Основы теории и расчета цифровых фильтров. : Учебное пособие для вузов под ред. С.М. Смольского. – М.: Изд. Центр «Академия», 2007. – 272 с.: ил.

Рассматривается теория и методы расчета цифровых фильтров. Представленный материал является основой для изучения способов применения устройств цифровой обработки сигналов в радиолокации, системах связи, звукозаписи, медицине, сейсмографии и других областях. Учебное пособие содержит задачи с подробным объяснением их решения.

Федосов В.П., Нестеренко А.К. Цифровая обработка сигналов в LabVIEW \ Под ред. В.П. Федосова. – М.: ДМК Пресс, 2007. – 472 с.: ил.

Книга содержит необходимый материал для освоения программно-аппаратных средств National Instruments по спектральному анализу, применению окон сглаживания, узлов цифровых систем связи, синтезу и анализу цифровых фильтров, программированию и тестированию сигнальных процессоров, программированию ПЛИС, виброакустическому анализу, проектированию цифровых фильтров, сопряжению LabVIEW с другими программными средствами для цифровой обработки сигналов.

Предназначена для студентов, магистрантов, аспирантов, а также специалистов, уже изучивших начальный курс LabVIEW и желающих научиться применять данную среду проектирования в области обработки сигналов.