

УДК 621.391.84

МИКРОФОННЫЕ РЕШЕТКИ С АДАПТИВНЫМ ФОРМИРОВАТЕЛЕМ ЛУЧА

Л. И. Аверина, Д. С. Кузнецов

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 10.01.2021 г.

Аннотация. В работе проанализирована возможность применения микрофонных решеток для пространственной фильтрации принимаемой смеси целевого речевого сигнала и акустической помехи. Продемонстрирована возможность использования различных адаптивных формирователей луча в динамической и априори неизвестной помеховой обстановке. Представлена схема реализации микрофонной решетки на базе микроконтроллера SAME70 и пары MEMS микрофонов. Проведен натурный эксперимент с последующей обработкой полученных данных.

Ключевые слова: линейная микрофонная решетка, пространственная фильтрация, адаптивный формирователь луча, линейные ограничения, PDM, CIC дециматор.

MICROPHONE ARRAYS WITH ADAPTIVE BEAM FORMER

L. I. Averina, D. S. Kuznetsov

Abstract. The paper analyzes the possibility of using microphone arrays for spatial filtering of the received mixture of the target speech signal and acoustic interference. The possibility of using various adaptive beamformers in a dynamic and a priori unknown interference environment has been demonstrated. A design of our own microphone array based on the SAME70 microcontroller and a pair of MEMS microphones is presented. An experiment was carried out with the subsequent processing of the data obtained.

Keywords: linear microphone array, spatial filtering, adaptive beamformer, linear constraints, PDM, CIC decimator.

ВВЕДЕНИЕ

Выделение речи в сложной шумовой обстановке является актуальной задачей для ряда практических приложений, таких как акустический мониторинг в городе, системы телеконференций, акустическая разведка, системы голосового доступа и самообслуживания, системы голосового оповещения и многих других.

В сложной шумовой обстановке системы с одним микрофоном имеют ограниченные возможности выделения речи. В таких условиях эффективным решением является применение микрофонной решетки (МР). Ее преимущества состоят в направленности приема звука, подавлении шумов точечных источников, подавлении нестационарных шумов окружения и достижении большего отношения сигнал/шум, а также в возможности пространственной локализации звука целевого диктора [1–2].

© Аверина Л. И., Кузнецов Д. С., 2021

В условиях, когда помеховые и полезные сигналы имеют перекрывающиеся спектры, но разные направления прихода, МР позволяет осуществить пространственную фильтрацию принятой смеси. Сигналы речевого диапазона частот являются широкополосными, поэтому МР работают в сочетании с процессорами – формирователями луча (ФЛ), которые обеспечивают частотно зависимый отклик для каждого канала. В данной работе использовались *временные* ФЛ.

В изменяющейся помеховой обстановке, когда мы не обладаем достаточным количеством априорной информации, нахождение весовых коэффициентов (ВК) можно осуществлять с помощью адаптивных ФЛ [3–5]. Они минимизируют свой выходной сигнал, сохраняя при этом заданную частотную характеристику с направления прихода полезного сигнала.

Данная работа посвящена анализу потенциальных возможностей адаптивных ФЛ в рамках численного моделирования. Также приведено краткое описание аппаратной реализации собственной МР и результаты обработки экспериментальных данных.

АЛГОРИТМ ФРОСТА

Введем следующие обозначения. Первый нижний индекс в обозначениях векторов и матриц будет указывать на число элементов в векторе или число элементов в квадратной матрице. Число элементов в прямоугольной матрице будет обозначаться двумя первыми нижними индексами через запятую. Вектора обозначены жирными прописными символами, матрицы – жирными заглавными.

Выходной сигнал адаптивной МР определяется выражением [7]:

$$y(k) = \mathbf{w}_{M \cdot J}^H \mathbf{x}_{M \cdot J}(k),$$

где k – номер отсчета. Переход от непрерывных сигналов к дискретизированным осуществлен в соответствии с равенством $t = kT_s$, T_s – период дискретизации, M – число микрофонов, J – порядок адаптивных фильтров, $\mathbf{x}_{M \cdot J}$ – вектор входных отсчетов, $\mathbf{w}_{M \cdot J}$ – вектор весовых коэффициентов.

Полная выходная мощность сигнала:

$$E\{|y(k)|^2\} = E\{\mathbf{w}_{M \cdot J}^H \mathbf{x}_{M \cdot J}(k) \mathbf{x}_{M \cdot J}^H(k) \mathbf{w}_{M \cdot J}\} = \mathbf{w}_{M \cdot J}^H \mathbf{R}_{M \cdot J} \mathbf{w}_{M \cdot J},$$

где $E\{\bullet\}$ означает математическое ожидание, $\mathbf{R}_{M \cdot J} = E\{\mathbf{x}_{M \cdot J}(k) \mathbf{x}_{M \cdot J}^H(k)\}$ – корреляционная матрица входных значений.

Проблема поиска оптимальных ВК ФЛ сформулирована следующим образом:

$$\min_{\mathbf{w}} (\mathbf{w}_{M \cdot J}^H \mathbf{R}_{M \cdot J} \mathbf{w}_{M \cdot J}),$$

при условии $\mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \mathbf{w}_{M \cdot J} = \mathbf{f}_J$.

Первое выражение означает, что оптимальные коэффициенты обеспечивают минимум выходной мощности (дисперсии), а второе – задает линейные ограничения на ВК.

Оптимальный вектор ВК для алгоритма Фроста:

$$\mathbf{w}_J^{\text{opt}} = \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1} \mathbf{C}_{M \cdot J, J} (\mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1} \mathbf{C}_{M \cdot J, J})^{-1} \mathbf{f}_J, \quad (1)$$

$$\mathbf{C}_{M \cdot J, J} = \begin{pmatrix} \mathbf{c}_J & & \mathbf{0} \\ & \dots & \\ \mathbf{0} & & \mathbf{c}_J \end{pmatrix},$$

где $\mathbf{c}_J = (1 \dots 1)^T$. При помощи вектора $\mathbf{f}_J = (f_1 \dots f_J)^T$ задаются ограничения на импульсную характеристику по направлению приема полезного сигнала. В алгоритме Фроста

предполагается, что направление прихода полезного сигнала $\theta = 0^\circ$. Если полезный сигнал приходит с другого направления, то необходимо сначала ввести дополнительную задержку в каждый канал ФЛ.

Из выражения (1) следует, что при определении оптимальных ВК возникает две проблемы. Во-первых, в большинстве случаев мы не обладаем априорными статистическими данными принимаемых сигналов, поэтому мы не можем определить непосредственно корреляционную матрицу $\mathbf{R}_{M \cdot J}$. Во-вторых, требуется обращение матриц, что связано с большими вычислительными затратами. Для решения обозначенных проблем, в данной работе были рассмотрены три способа поиска оптимальных ВК, которые описаны в следующем разделе.

АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ

Sample Matrix Inversion (SMI)

Данный алгоритм основан на замене корреляционной матрицы в выражении (1) на ее оценку $\hat{\mathbf{R}}_{M \cdot J}$, которая рассчитана на основе $M \cdot N$ отсчетов входных сигналов, причем $N \gg J$. Определим величину

$$\hat{\mathbf{X}}_{M \cdot J, (N-J)} = \begin{bmatrix} x_1(J+1) & \cdots & x_1(N) \\ x_2(J+1) & \cdots & x_2(N) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_M(J+1) & \cdots & x_M(N) \\ x_1(J) & \cdots & x_1(N-1) \\ x_2(J) & \cdots & x_2(N-1) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_M(J) & \cdots & x_M(N-1) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_1(1) & \cdots & x_1(N-J) \\ x_2(1) & \cdots & x_2(N-J) \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_M(1) & \cdots & x_M(N-J) \end{bmatrix},$$

где $x_m(k)$ — k -е значение входного сигнала m -го микрофона. Тогда мы можем записать

$$\hat{\mathbf{R}}_{M \cdot J} = \frac{1}{N - J + 1} \hat{\mathbf{X}}_{M \cdot J, (N-J)} \hat{\mathbf{X}}_{M \cdot J, (N-J)}^H.$$

На основе оценки корреляционной матрицы запишем уравнение для оценки оптимальных коэффициентов $\hat{\mathbf{w}}_{opt}$:

$$\hat{\mathbf{w}}_J^{opt} = \hat{\mathbf{R}}_{M \cdot J}^{-1} \mathbf{C}_{M \cdot J, J} (\mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \hat{\mathbf{R}}_{M \cdot J}^{-1} \mathbf{C}_{M \cdot J, J})^{-1} \mathbf{f}_J$$

Нужно понимать, что данный алгоритм вычисляет $\hat{\mathbf{w}}_J^{opt}$ для $M \cdot N$ отсчетов входного сигнала, т. е. для текущей шумовой обстановки. Но если она начнет изменяться, то вычисленные ВК уже не будут оптимальными. При этом в описанном алгоритме сохранилась операция обращения матриц. Далее будут рассмотрены итерационные методы, которые могут обновлять значения ВК непрерывно, в течение всего времени работы.

Linear Constrained Least Mean Squares (LC LMS)

LMS — метод стохастического градиентного спуска. Он основан на адаптивном алгоритме наискорейшего спуска. В отличие от последнего LMS использует оценку градиента целевой MSE-функции. Она определяется следующим выражением:

$$MSE = f\{e(k)\} = E\{|e(k)|^2\},$$

где $e(k) = d(k) - y(k)$ — сигнал ошибки, $d(k)$ — требуемый сигнал, $y(k)$ — выходной сигнал адаптивного фильтра. В рамках нашей задачи $d(k) = 0$, так как наш требуемый сигнал должен обладать минимальной мощностью, т. е. стремиться к нулевому. И только линейные ограничения позволяют сохранить сигнал с нужного нам направления.

Итерационный алгоритм для вычисления оптимальных ВК имеет следующий вид:

Инициализация:

$$\mathbf{x}_{M \cdot J}(k) = \mathbf{0}_{M \cdot J},$$

$$\mathbf{Q}_{M \cdot J, J} = \mathbf{C}_{M \cdot J, J} (\mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \mathbf{C}_{M \cdot J, J})^{-1},$$

$$\mathbf{w}_{M \cdot J}(0) = \mathbf{Q}_{M \cdot J, J} \mathbf{f}_J,$$

For $k = 1, 2, \dots, K$

$$\alpha(k) = 0 - \mathbf{w}_{M \cdot J}^H(k-1) \mathbf{x}_{M \cdot J}(k),$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{M \cdot J}(k) = \mathbf{w}_{M \cdot J}(k-1) - \mu \mathbf{x}_{M \cdot J}(k) \alpha^*(k),$$

$$\mathbf{w}_{M \cdot J}(k) = \tilde{\mathbf{w}}_{M \cdot J}(k) + \mathbf{Q}_{M \cdot J, J} \left[\mathbf{f}_J - \mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \tilde{\mathbf{w}}_{M \cdot J}(k) \right],$$

End

где $\mu = 0,05$ — шаг сходимости LMS-алгоритма при численном моделировании и эксперименте являлся фиксированной величиной.

LMS — самый простой среди всех известных алгоритмов адаптивной фильтрации с точки зрения вычислительной и алгоритмической сложности. Оценка вычислительной сложности LC LMS алгоритма равна $3M + 3MJ$ операций сложения и $2M + 2MJ$ операций умножения [6]. Недостатком же является медленная и неравномерная сходимость вектора \mathbf{w} к оптимальному вектору \mathbf{w}_{opt} , а также то, что даже по мере приближения к оптимальному решению вектор ВК обычно хаотично движется в окрестности этого решения, а не сходится к нему. Это происходит из-за того, что движение к \mathbf{w}_{opt} осуществляется не с помощью истинного градиента, а с помощью его простой аппроксимации.

Linear Constrained Recursive Least Squares (LC RLS)

RLS-фильтрация сигналов также основана на минимизации квадратичной целевой функции. Для получения решения этой задачи используется обобщенный метод наименьших квадратов (Least Squares, LS). Целевая функция наименьших квадратов ошибки имеет следующий вид:

$$LS = f\{e(k)\} = \sum_{i=1}^k |e(i)|^2$$

При выводе RLS алгоритма входные сигналы рассматриваются как детерминированные, в то время как в LMS — стохастическими. Фильтрация по методу наименьших квадратов является детерминированным аналогом винеровской фильтрации.

Винеровская фильтрация базируется на усреднении по ансамблю реализаций стационарных в широком смысле стохастических процессов, в то время как LS-фильтрация использует усреднение по времени, в результате чего находятся ВК оптимального фильтра, которые различаются для каждой реализации стохастического процесса.

Еще одной особенностью RLS-фильтрации является то, что оптимальное решение обеспечивается не только для текущего отсчета k , но и для всех предыдущих отсчетов. По сравнению с множеством своих конкурентов RLS имеет экстремально быструю сходимость. Однако за данное преимущество приходится платить высокой вычислительной сложностью. Итерационный алгоритм для вычисления оптимальных ВК с помощью LC RLS алгоритма имеет следующий вид:

Инициализация:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x}_{M \cdot J}(k) &= \mathbf{0}_{M \cdot J}, \\
 \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(0) &= \delta^{-2} \mathbf{I}_{M \cdot J}, \\
 \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(0) &= \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(0) \mathbf{C}_{M \cdot J, J}, \\
 \mathbf{\Psi}_J^{-1}(0) &= \left[\mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(0) \right]^{-1}, \\
 \mathbf{w}_{M \cdot J}(0) &= \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(0) \mathbf{\Psi}_J^{-1}(0) \mathbf{f}_J, \\
 \hline
 \text{For } k &= 1, 2, \dots, K \\
 \mathbf{g}_{MJ}(k) &= \frac{\mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(k-1) \mathbf{x}_{M \cdot J}(k)}{\lambda + \mathbf{x}_{M \cdot J}^H(k) \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(k-1) \mathbf{x}_{M \cdot J}(k)}, \\
 \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(k) &= \lambda^{-1} \left[\mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(k-1) - \mathbf{g}_{MJ}(k) \mathbf{x}_{M \cdot J}^H(k) \mathbf{R}_{M \cdot J}^{-1}(k-1) \right], \\
 \nu_J(k) &= \mathbf{C}_{M \cdot J, J}^H \mathbf{g}_{MJ}(k), \\
 \eta_J^H(k) &= \mathbf{x}_{M \cdot J}^H(k) \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(k-1), \\
 \mathbf{\Lambda}_J(k) &= \frac{\mathbf{\Psi}_J^{-1}(k-1) \nu_J(k)}{1 - \eta_J^H(k) \mathbf{\Psi}_J^{-1}(k-1) \nu_J(k)}, \\
 \mathbf{\Psi}_J^{-1}(k) &= \lambda \left[\mathbf{\Psi}_J^{-1}(k-1) + \mathbf{\Lambda}_J(k) \eta_J^H(k) \mathbf{\Psi}_J^{-1}(k-1) \right], \\
 \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(k) &= \lambda^{-1} \left[\mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(k-1) - \mathbf{g}_{MJ}(k) \eta_J^H(k) \right], \\
 \alpha(k) &= 0 - \mathbf{w}_{M \cdot J}^H(k-1) \mathbf{x}_{M \cdot J}(k), \\
 \mathbf{w}_{M \cdot J}(k) &= \mathbf{w}_{M \cdot J}(k-1) + [\mathbf{g}_{MJ}(k) - \lambda \mathbf{\Gamma}_{M \cdot J, J}(k) \mathbf{\Lambda}_J(k)] \alpha^*(k), \\
 \text{End}
 \end{aligned}$$

где $\mathbf{I}_{M \cdot J}$ — диагональная единичная матрица, $\delta^{-2} = 1000$ — постоянная величина, $\lambda = 1$ — параметр “забывания” (“forgetting factor”). При данном λ “память” алгоритма равна k отсчетам наблюдаемых сигналов.

Оценка вычислительной сложности LC RLS алгоритма зависит от способа его реализации. Для ускорения алгоритма разработано множество техник, например, QR-разложение.

РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

В рамках численного моделирования с помощью двухэлементной микрофонной решётки осуществлялся прием полезного речевого сигнала, приходящего с направления $\theta = 0^\circ$, в присутствии реальной акустической помехи с направления $\theta = 55^\circ$.

Рассмотренные выше адаптивные алгоритмы, направленные на получение оптимальных коэффициентов временного ФЛ (SMI, LC LMS, LC RLS), в данной работе выносили свое решение по $M \cdot N$ входным отсчетам. Затем полученные ВК были применены ко всей реализации принятых сигналов.

Как было сказано выше, данный способ использования адаптивных алгоритмов эффективен только в условиях, когда после обучения сохраняются направления на помеховый и полезный сигналы, а также их спектральные свойства. В ситуациях, когда данное условие не выполняется, необходимо вычислять ВК через промежутки времени, обусловленные помеховой обстановкой, либо непрерывно в соответствии с LMS или RLS алгоритмом.

Результаты оценки влияния порядка адаптивных фильтров J на выигрыш в ОСШП представлены на рисунке 1а, при условии, что $M \cdot N = 1000$. Для данной конфигурации МР и вида приходящих сигналов не целесообразно брать порядок адаптивного фильтра LC LMS алгоритма больше 32. На рисунке 1б изображена зависимость выигрыша в ОСШП от длины обучающей последовательности $M \cdot N$ при $J = 32$.

Можно увидеть следующие закономерности. Во-первых, SMI алгоритм имеет самую быструю сходимость. Во-вторых, SMI и LC RLS алгоритмы в отличие от LC LMS имеют намного меньше флуктуаций около своего решения.

Для случая $J = 32$ и $M \cdot N = 1000$ на основе полученных ВК LC RLS алгоритма построена зависимость ДН МР от частоты (рис. 2). По-другому мы можем назвать этот график зави-

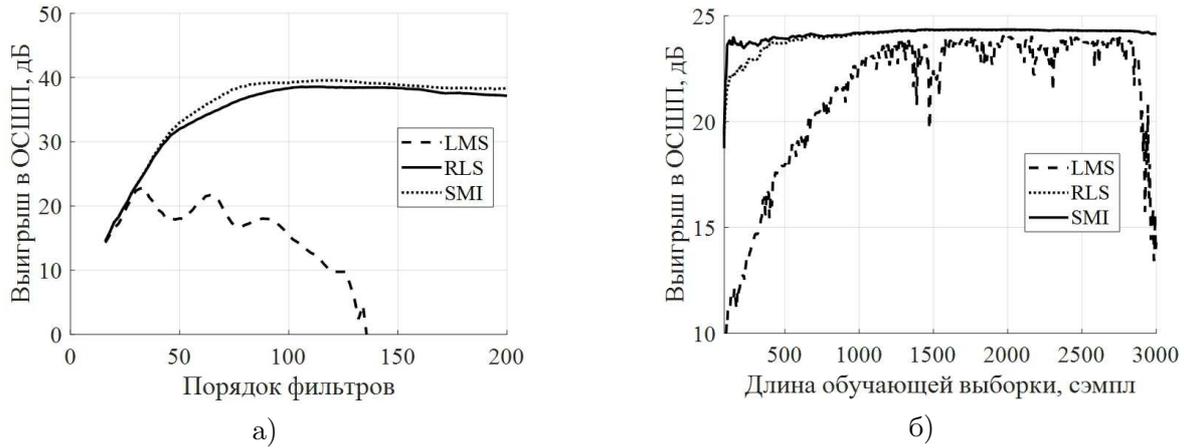


Рис. 1. Зависимость выигрыша в ОСШП от: а – порядка адаптивных фильтров; б – длины обучающей последовательности.

симостью частотной характеристики МР от угла прихода. На направление прихода помехи наблюдается частотно зависимый провал в ДН.

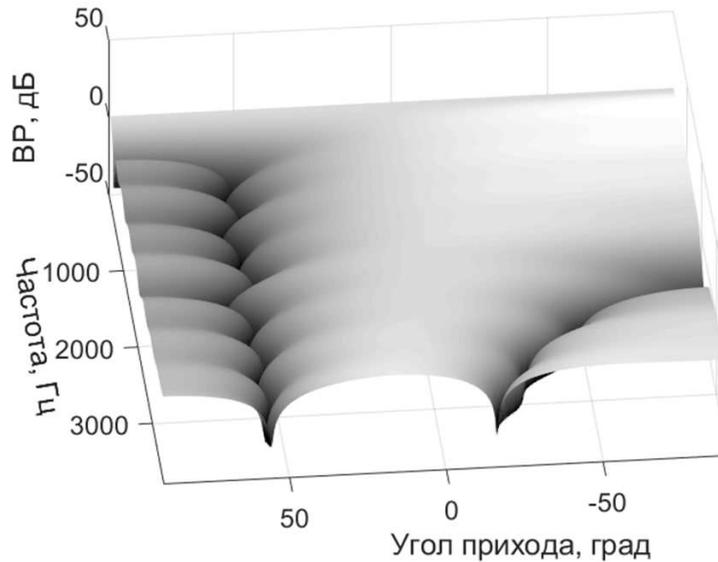


Рис. 2. Зависимость ДН от частоты после применения RLS алгоритма.

На рисунке 3а изображено сечение рисунка 2 по направлению прихода помехи для трех алгоритмов. При данном соотношении J и $M \cdot N$ графики SMI и LC RLS очень близки. Может показаться, что LC LMS не уступает остальным по подавлению на некоторых частотах, а может даже и выигрывает. Но это не так. Основную роль здесь играет частотная избирательность. Для наглядности на рисунке 4 изображен перевернутый график для RLS алгоритма, наложенный на спектральную плотность $M \cdot N$ отсчетов помехи. Мы видим, что на частотные составляющие с наибольшей интенсивностью приходятся минимумы отклика МР. На рисунке 3б представлено сечение рисунка 2 по направлению прихода полезного сигнала. В этом случае мы получаем три одинаковых графика, обусловленных выполнением линейных ограничений.

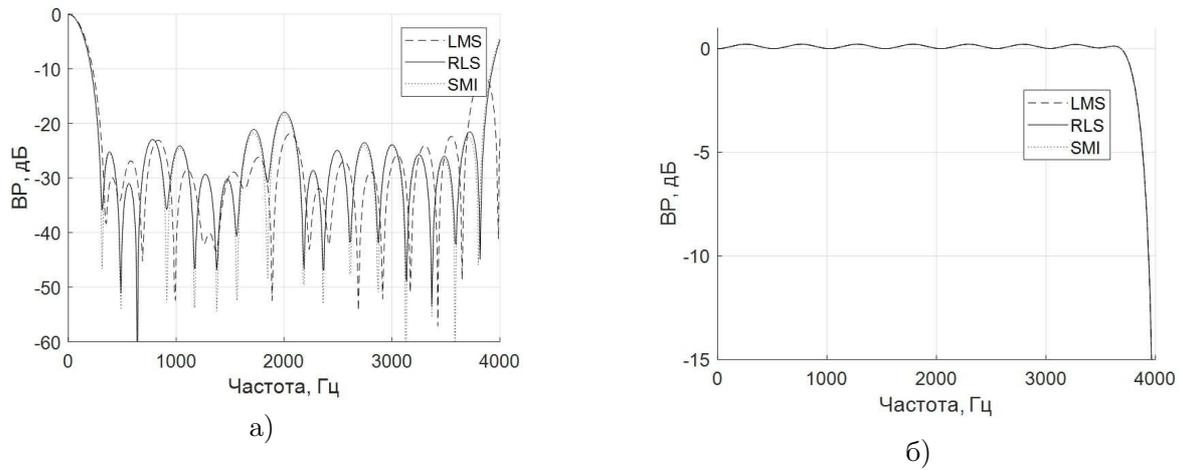


Рис. 3. Зависимость ДН от частоты для трех адаптивных алгоритмов по направлению приема: а – помехового сигнала; б – целевого сигнала.

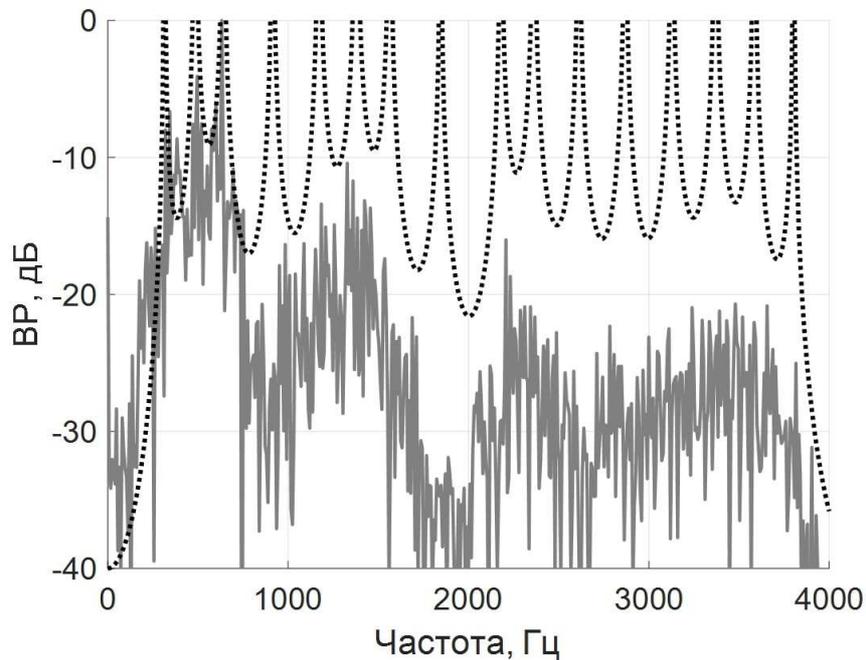


Рис. 4. Спектральная плотность помехового сигнала и перевернутая зависимость ДН от частоты по направлению его приема для RLS алгоритма.

АППАРАТНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ МР

На базе микроконтроллера (МК) 32-bit ARM SAME70 и пары MEMS микрофонов IM69D130 реализована собственная МР. МК подавал на микрофоны тактовую частоту, а они в свою очередь возвращали оцифрованный сигнал с импульсно-плотностной модуляцией (PDM). Особенность данных микрофонов заключается в том, что они работают по парам. По положительному фронту тактового сигнала они возвращают PDM отсчет с первого микрофона, а по отрицательному — со второго. Таким образом, тактирование осуществлялось на частоте 512 кГц, а приём с удвоенной частоте — 1024 кГц. Вся математика реализовывалась на частоте Processor clock — 300 МГц (рис. 5).

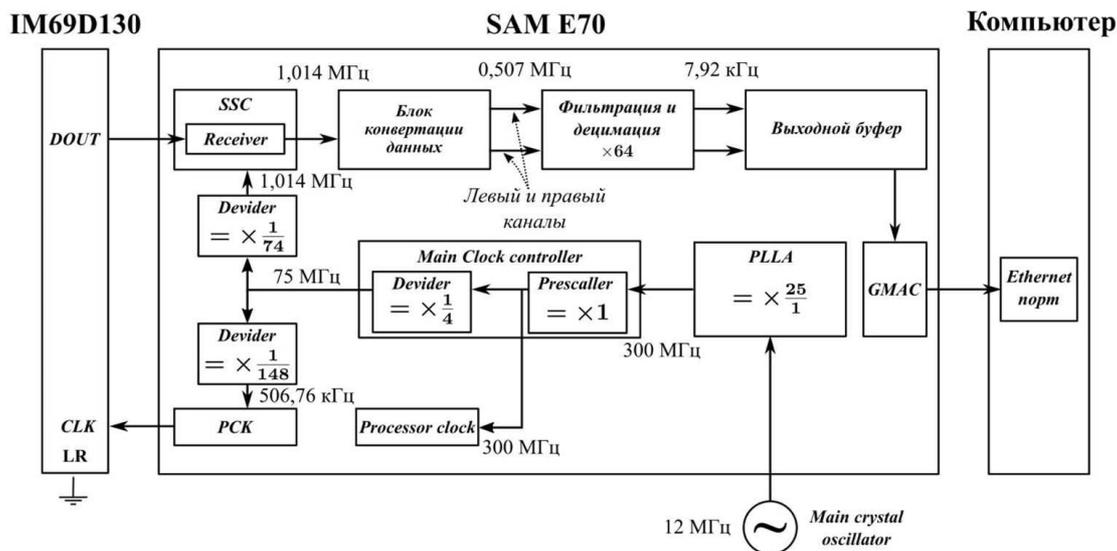


Рис. 5. Схема реализации МК на базе SAM E70.

Принятые микроконтроллером отсчеты преобразовывались в поток с импульсно-кодовой модуляцией (PCM). Затем данные отправлялись на компьютер с помощью блока The Ethernet Media Access Controller (GMAC) по UDP протоколу.

Каждый отдельный бит в PDM потоке является отсчетом. Амплитуда дискретизированного звукового сигнала может быть получена из "плотности импульсов", то есть, когда она увеличивается, мы увидим большое скопление из единиц в PDM потоке.

Чтобы преобразовать данные в PCM модуляцию, необходимо увеличить частоту дискретизации PDM микрофона в R раз. Затем мы вычисляем скользящее среднее с окном в R отсчетов и после отбрасываем все средние, кроме каждого R значения (децимация). И таким образом, мы будем получать из R PDM отсчетов один отсчет с PCM модуляцией.

Скользящее среднее является частным случаем КИХ фильтра, где каждый коэффициент равен $1/R$. Так как процедура децимации приводит к явлению частотного элайзинга (высокочастотные составляющие накладываются на низкочастотные), для уменьшения эффекта последнего операцию скользящего среднего заменяют на ФНЧ с полосой пропускания равной $1/R$ от всей полосы.

Выбор значения величины R обусловлен компромиссом между величиной шума квантования и вычислительной сложностью процесса фильтрации. В данной работе $R = 64$. Таким образом, чтобы получить частоту дискретизации PCM сигнала в 8 кГц, необходимо тактировать микрофоны с частотой 512 кГц.

Блок конвертации данных делил единый PDM поток на два, каждый из которых относит-

ся к своему микрофону. Также он приводил данные к виду, удобному для фильтрации. Так, например, для успешного преобразования PDM в PCM необходимо заменить все “0” в PDM потоке на величину “-1”. За 1 мс он получал R 16-битных отсчетов ($R \cdot 16$ отсчетов) и преобразовывал их в $R \cdot 8$ 8-битных ($R \cdot 8$ отсчетов) для каждого микрофона (8 бит – минимальный размер переменной, содержащей значение “-1”).

Так как стоит задача реализовать алгоритм максимально быстро, то использование условных конструкций должно быть сведено к минимуму, поэтому выполнялась следующая операция:

$$2 \cdot [1, 0] - 1 \rightarrow [1, -1].$$

Реализация блока фильтрации и децимации связана с компромиссом между скоростью его работы и качеством подавления эффекта элайзинга. Децимация осуществлялась в 2 этапа: сначала СИС дециматором с коэффициентом $R/2$, а затем еще в 2 раза КИХ фильтром-корректором. Далее шел каскад биквадратных БИХ ФВЧ фильтров (Biquad Cascade IIR Filters). Он был направлен на устранение низкочастотной составляющей в PCM потоке в диапазоне от 0 до 150 Гц.

Причина реализации БИХ фильтров высокого порядка с помощью каскада БИХ фильтров 2-го порядка обусловлена тем, что первые имеют высокую чувствительность к квантизации своих коэффициентов и легко могут стать неустойчивыми, особенно для низких частот среза.

Временные затраты. Программная реализация синтезированного фильтра-корректора и каскада биквадратных БИХ фильтров на МК выполнена с помощью библиотеки CMSIS-DSP. Написана собственная функция для СИС фильтра дециматора. Все три фильтра скомпилированы с оптимизацией “-O3”.

PDM поток обрабатывался пакетами по 20 мс. В проекте применена двойная буферизация: в то время как один буфер фильтровался, во второй записывался новый пакет при помощи прямого обращения к памяти (DMA), затем буферы менялись местами. Следует отметить, что значительное увеличение производительности было обеспечено использованием кэша данных (DCache)

В таблице 1 представлены временные затраты на каждый этап преобразования PDM в PCM для одного микрофона.

Таблица 2. Временные затраты при преобразовании PDM в PCM 20мс данных с одного микрофона.

Этап	Время, мкс	Процент от длительности пакета
СИС дециматор	166	0,83 %
Фильтр-компенсатор	69	0,345 %
ФВЧ	12	0,06 %

Таким образом, частота в 300 МГц, на которой выполнена математика, обеспечила большой запас в числе микрофонов, которые можно будет добавить в будущем к МР. Также это позволит использовать более сложные адаптивные алгоритмы.

ОБРАБОТКА ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ

На основе описанного выше устройства осуществлен прием речевого сигнала в присутствии мощной акустической помехи. Запись происходила в комнате с реверберирующими стенками. В качестве источника шума служила колонка, расположенная в направлении $\theta = 55^\circ$, диктор вещал с направления $\theta = 0^\circ$. Источники звука находились на расстоянии $L > 2D^2/\lambda_{\min} = 17,15$ см, что позволяет считать приходящие волны плоскими [8]. Обработка записанных данных проводилась на компьютере по следующему принципу: каждый из рассмотренных алгоритмов обучался на реализации в $M \cdot N = 1000$ отсчетов, а затем полученные

ими коэффициенты применялись ко всей временной реализации принятых сигналов. Порядок адаптивных фильтров $J = 32$. Вследствие того, что один из микрофонов располагался ближе к помехе, то и шума на нем больше (рис. 6а). Результаты обработки представлены на рисунке 6б.

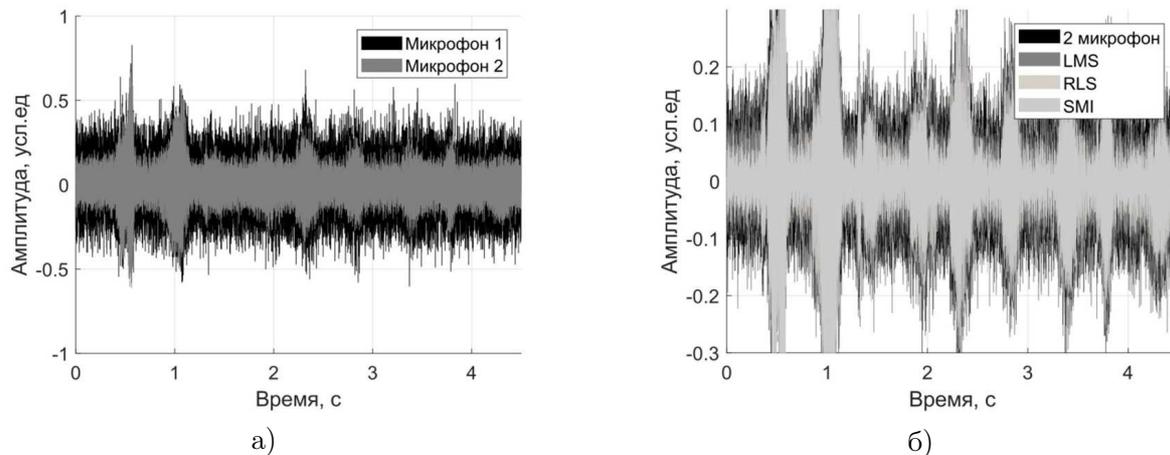


Рис. 6. Временные реализации: а — на входе МР, б — на выходе адаптивных алгоритмов.

В рассмотренном масштабе разница между результатами для SMI и RLS алгоритмов не видна, она составляет 0,5% от амплитуды. При субъективной оценке качества звука заметного искажения речи не наблюдается, при этом происходит значительное подавление помехи.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассмотрены адаптивные формирователи луча, реализованные на LC LMS, SMI, LC RLS алгоритмах. По результатам моделирования проведена оценка потенциальной эффективности обозначенных методов и зависимость выигрыша в ОСШП от их параметров. Продемонстрировано преобразование, возникающее в ДН МР вследствие работы адаптивных алгоритмов, и выявлена его зависимость от спектральной плотности помехового сигнала.

Представлена структурная схема реализованной МР. Проведен эксперимент, в ходе которого осуществлена запись смеси речи диктора и мощной акустической помехи. Результаты обработки полученных данных подтвердили эффективность метода в реальных условиях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. McCowan, I. A. Robust Speech Recognition using Microphone Arrays / I. A. McCowan. — PhD Thesis, Queensland University of Technology, Australia, 2001.
2. Аверина, Л. И. Выделение речи целевого диктора в помеховой обстановке за счёт амплитудно-фазового синтеза линейной микрофонной решётки / Л. И. Аверина, Д. С. Кузнецов // Теория и техника радиосвязи. — 2019. — № 3. — С. 30–36.
3. Fante, R. L. Wideband cancellation of interference in a GPS receive array / R. L. Fante, J. J. Vaccaro // IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. — 2000. — V. 36, № 2. — P. 549–564.
4. Rasekh, M. Design of an adaptive wideband beamforming algorithm for conformal arrays / M. Rasekh, S. R. Seydnejad // IEEE Communications Letters. — 2014. — V. 18, № 11. — P. 1955–1958.
5. El-Keyi, A. Adaptive linearly constrained minimum variance beamforming for multiuser cooperative relaying using the kalman filter / A. El-Keyi, B. Champagne // IEEE Transactions on Wireless Communications. — 2010. — V. 9, № 2. — P. 641–651.

6. Джиган, В. Адаптивная фильтрация сигналов / В. Джиган. — М. : Техносфера, 2013. — 528 с.
7. Frost, O. L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing / O. L. Frost // Proceedings of the IEEE. — 1972. — V. 60, № 8. — P. 926–935.
8. Столбов, М. Б. Применение микрофонных решеток для дистанционного сбора речевой информации / М. Б. Столбов // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. — 2015. — Т. 15, № 4. — С. 661–675.

REFERENCES

1. McCowan I.A. Robust Speech Recognition using Microphone Arrays. PhD Thesis, Queensland University of Technology, Australia, 2001.
2. Averina L.I., Kuznetsov D.S. Extracting the speech of the target speaker in an interference environment due to the amplitude-phase synthesis of a linear microphone array. [Averina L.I., Kuznetsov D.S. Vydelenie rechi celevogo diktora v pomexovoyj obstanovke za schyot amplitudno-fazovogo sinteza lineynoyj mikrofonnoj reshkyotki]. *Teoriya i tekhnika radiosvyazi — Theory and technique of radio communication*, 2019, no. 3, pp. 30–36.
3. Fante R.L., Vaccaro J.J. Wideband cancellation of interference in a GPS receive array. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, vol. 36, no. 2, pp. 549–564.
4. Rasekh M., Seydnejad S.R. Design of an adaptive wideband beamforming algorithm for conformal arrays. *IEEE Communications Letters*, 2014, vol. 18, no. 11, pp. 1955–1958.
5. El-Keyi A., Champagne B. Adaptive linearly constrained minimum variance beamforming for multiuser cooperative relaying using the kalman filter. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, vol. 9, no. 2, pp. 641–651.
6. Djigan V. Adaptive Signal Filtering: Theory and Algorithms. [Dzhigan V. Adaptivnaya fil'traciya signalov]. Moscow, 2013, 528 p.
7. Frost O.L. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing. *Proceedings of the IEEE*, 1972, vol. 60, no. 8, pp. 926–935.
8. Stolbov M.B. Application of microphone arrays for distant speech capture. [Stolbov M.B. Primenenie mikrofonnykh reshetok dlya distancionnogo sbora rechevoj informacii]. *Nauchno-tekhnicheskijj vestnik informacionnykh tekhnologijj, mexaniki i optiki — Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2015, vol. 15, no. 4, pp. 661–675.

Аверина Лариса Ивановна, д.ф.-м.н., профессор кафедры электроники Воронежского государственного университета, Воронеж, Россия
E-mail: averina@phys.vsu.ru

Averina Larisa Ivanovna, Doctor of physical and mathematical sciences, Professor, Department of Electronics, Voronezh State University, Voronezh, Russia
E-mail: averina@phys.vsu.ru

Кузнецов Дмитрий Сергеевич, аспирант кафедры электроники Воронежского государственного университета, Воронеж, Россия
E-mail: kuznetsov1995dima@mail.ru

Kuznetsov Dmitriy Sergejevich, Postgraduate student, Department of Electronics, Voronezh State University, Voronezh, Russia
E-mail: kuznetsov1995dima@mail.ru