



УДК 621.396.96

В. Т. Ермолаев, И. С. Сорокин, А. Г. Флакман
Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского
А. В. Ястребов
Нижегородский государственный технический университет
им. Р. Е. Алексеева

Эффективность методов адаптивной обработки сигналов в многоэлементных антенных решетках¹

Рассмотрены многоэлементные адаптивные антенные решетки. Сравнивается эффективность и требуемый объем вычислений для метода разложения весового вектора в степенном базисе и метода рекуррентного оценивания весового вектора при короткой выборке входного процесса. Показано, что данные методы обеспечивают практически одинаковую эффективность с точки зрения подавления шумовых источников помех, однако метод разложения весового вектора в степенном базисе имеет значительно меньшую вычислительную сложность.

Адаптивная антенная решетка, весовой вектор, степенной базис, рекуррентная оценка, эффективность обработки, объем вычислений

Для антенных решеток (АР) с большим числом элементов (сотни и тысячи) задача нахождения весового вектора с вычислительной точки зрения представляет собой сложную проблему. Оптимальный весовой вектор (\mathbf{W}), обеспечивающий максимальное отношение мощности сигнала ($P_c = |\mathbf{W}^H \mathbf{S}|^2$) к средней суммарной мощности собственных шумов приемных устройств и внешних шумовых помех ($P_{\text{ш}} = \mathbf{W}^H \mathbf{M} \mathbf{W}$) (отношение сигнал/шум – ОСШ) на выходе N -элементной АР, удовлетворяет уравнению [1], [2]

$$\mathbf{M} \mathbf{W} = \mathbf{S}, \quad (1)$$

где $\mathbf{M} = \langle \mathbf{X} \mathbf{X}^H \rangle$ – корреляционная матрица (КМ) собственного шума и внешних помех в элементах АР (\mathbf{X} – вектор случайных комплексных амплитуд шума; H – знак эрмитова сопряжения; $\langle \rangle$ – знак статистического усреднения); \mathbf{S} – вектор комплексных амплитуд полезного сигнала в элементах АР.

На практике КМ \mathbf{M} неизвестна. Поэтому используется максимально правдоподобная оценка КМ по L временным выборкам случайных комплексных амплитуд \mathbf{X} входного процесса в элементах АР в виде [1], [2]

$$\hat{\mathbf{M}}(L) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{X}(l) \mathbf{X}^H(l), \quad (2)$$

где L – l -я выборка вектора входного процесса; $\mathbf{X}(l)$, $l = 1, 2, \dots$

Метод непосредственного обращения выборочной КМ (2) [1], [2], основанный на вычислении оценки весового вектора по формуле $\hat{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{M}}^{-1} \mathbf{S}$, предполагает выполнение $0.5(N+1)L$ комплексных умножений (КУ) для оценки КМ (с учетом ее эрмитовости) и порядка N^3 КУ для ее обращения. Для больших АР наибольший практический интерес представляет случай короткой выборки, когда число выборок входного процесса меньше числа элементов АР ($L < N$). При этом условии КМ (2)

¹ Работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ (договор № 02.G25.31.0061 от 12.02.2013). Постановление Правительства РФ № 218 от 09.04.2010.

вырождена и обратная КМ \widehat{M}^{-1} не существует. Метод рекуррентного оценивания весового вектора не требует нахождения оценки выборочной КМ (2) [1], [2]. Решение существует при произвольном числе выборок L , однако для его нахождения требуется выполнение порядка N^2L КУ.

В [3]–[6] предложен и исследован метод представления вектора \mathbf{W} в виде конечного разложения по степенным векторам

$$\mathbf{S}, M\mathbf{S}, M^2\mathbf{S}, \dots, M^K\mathbf{S}. \quad (3)$$

Указанный метод основан на строгом аналитическом решении уравнения (1) и статистически корректном ограничении размера базиса степенных векторов при использовании максимально правдоподобной оценки КМ (2). Вычислительная сложность метода линейно зависит от числа выборок входного процесса L , количества базисных векторов $(K + 1)$ и числа элементов АРН.

Представляет интерес сравнение метода разложения весового вектора в степенном базисе с методом рекуррентного оценивания весового вектора по эффективности и объему вычислений. Такому сравнению и посвящена настоящая статья.

Метод разложения весового вектора в степенном базисе. Представим весовой вектор АРН в виде разложения (3). Размер базиса $(K + 1)$ зависит от количества внешних источников шума J ($K \leq J$). Степенные векторы (3) образуют неортогональный базис, поэтому перейдем к ортонормированным векторам $\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$. В результате оптимальный весовой вектор запишется в виде следующего разложения:

$$\mathbf{W} = \mathbf{F}_0 + c_1\mathbf{F}_1 + c_2\mathbf{F}_2 + \dots + c_K\mathbf{F}_K, \quad (4)$$

где $c_i, i = 1, 2, \dots, K$ – коэффициенты разложения.

Базисные ортонормированные векторы \mathbf{F}_i получим с помощью итеративной процедуры ортогонализации, которая для степенных векторов имеет вид [7]

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{F}_0 &= (\mathbf{S}^H\mathbf{S})^{-0.5} \mathbf{S}; \\ \mathbf{F}_1 &= (\widehat{\mathbf{F}}_1^H\widehat{\mathbf{F}}_1)^{-0.5} \widehat{\mathbf{F}}_1, \text{ где } \widehat{\mathbf{F}}_1 = M\mathbf{F}_0 - \alpha_0\mathbf{F}_0; \\ \mathbf{F}_2 &= (\widehat{\mathbf{F}}_2^H\widehat{\mathbf{F}}_2)^{-0.5} \widehat{\mathbf{F}}_2, \text{ где } \widehat{\mathbf{F}}_2 = M\mathbf{F}_1 - \alpha_1\mathbf{F}_1 - \beta_0\mathbf{F}_0; \\ &\dots \\ \mathbf{F}_K &= (\widehat{\mathbf{F}}_K^H\widehat{\mathbf{F}}_K)^{-0.5} \widehat{\mathbf{F}}_K, \text{ где } \widehat{\mathbf{F}}_K = M\mathbf{F}_{K-1} - \\ &\quad - \alpha_{K-1}\mathbf{F}_{K-1} - \beta_{K-2}\mathbf{F}_{K-2}. \end{aligned} \right. \quad (5)$$

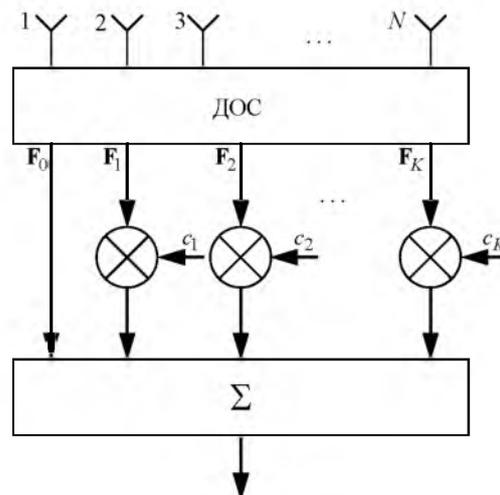


Рис. 1

Здесь коэффициенты $\alpha_0 = \mathbf{F}_0^H M\mathbf{F}_0$; $\alpha_1 = \mathbf{F}_1^H M\mathbf{F}_1$; $\beta_0 = \mathbf{F}_0^H M\mathbf{F}_1$; \dots ; $\alpha_{K-1} = \mathbf{F}_{K-1}^H M\mathbf{F}_{K-1}$; $\beta_{K-2} = \mathbf{F}_{K-2}^H M\mathbf{F}_{K-1}$ – действительные числа. Важной особенностью процедуры (5) для степенных векторов является то, что каждый из векторов \mathbf{F}_i формируется на основе только двух предыдущих векторов \mathbf{F}_{i-1} и \mathbf{F}_{i-2} .

Физическая интерпретация обработки сигнала с весовым вектором в виде разложения (4) становится понятной из функциональной схемы АРН, представленной на рис. 1. Принятые АРН сигналы поступают сначала на диаграммообразующую схему (ДОС). Число выходов ДОС равно размеру базиса $(K + 1)$, а формирование выходных сигналов осуществляется с помощью базисных векторов $\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$. Вектор \mathbf{F}_0 формирует основной канал, а векторы $\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$ – вспомогательные каналы ДОС. На выходе основного канала обеспечивается прием полезного сигнала с максимальным усилением. Полезный сигнал не проходит на другие выходы ДОС, так как векторы $\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$ ортогональны вектору \mathbf{F}_0 . На этих вспомогательных выходах ДОС имеется только шум, который определенным образом коррелирован с шумом на выходе основного канала ДОС. Далее выполняется весовое суммирование выходных сигналов ДОС с действительными весовыми коэффициентами c_1, c_2, \dots, c_K для когерентного вычитания шума и уменьшения его мощности на выходе АРН.

Введем в рассмотрение матрицу

$$\mathbf{F} = (\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \dots, \mathbf{F}_K),$$

составленную из ортонормированных векторов-столбцов, формирующих вспомогательные каналы ДОС, и вектор $\mathbf{C} = (c_1, c_2, \dots, c_K)$ из коэффициентов разложения. Тогда уравнение (4) примет вид $\mathbf{W} = \mathbf{F}_0 + F\mathbf{C}$. При этом для вектора \mathbf{C} из (1) получим уравнение $MFC = -M\mathbf{F}_0 + \mathbf{S}$. Умножим это равенство слева на матрицу F^H и учтем, что векторы $\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$ ортогональны вектору \mathbf{F}_0 . В результате получим $F^H MFC = -F^H M\mathbf{F}_0$.

Матрица $F^H MF$ имеет ij -й элемент, равный $\mathbf{F}_i^H M\mathbf{F}_j$, и поэтому является КМ шумов на выходах вспомогательных каналов ДОС с весовыми векторами $\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$. Компоненты вектора $F^H M\mathbf{F}_0$ представляют собой коэффициенты взаимной корреляции шумов на выходе основного канала ДОС и выходах вспомогательных каналов ДОС. Благодаря выбранной схеме ортогонализации (5) матрица $F^H MF$ является трехдиагональной, а вектор $F^H M\mathbf{F}_0$ имеет только первый ненулевой компонент.

Строгое решение (5) в аналитическом виде найдено в [8]. Показано, что коэффициенты разложения определяются следующими зависимостями:

$$\begin{cases} c_1 = -\beta_0 / \left\{ \alpha_1 - \beta_1^2 / \left[\alpha_2 - \beta_2^2 / \dots / \left(\alpha_{K-2} - \beta_{K-1}^2 / \alpha_K \right) \right] \right\}; \\ c_2 = -(\alpha_1 c_1 + \beta_0) / \beta_1; \\ c_n = -(\beta_{n-2} c_{n-2} + \alpha_{n-1} c_{n-1}) / \beta_{n-1}, n = 3, 4, \dots, K. \end{cases} \quad (6)$$

Аналитическое решение (6) получено при условии точно известной КМ M . На его основе можно получить адаптивную оценку весового вектора АР, в которой вместо точной КМ используется ее максимально правдоподобная оценка (2). Процесс ортогонализации (5) необходимо построить таким образом, чтобы он приводил к исключению векторов $\mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$ при отсутствии внешних источников шума.

Для этого учтем статистические свойства ненормированного вектора $\hat{\mathbf{F}}_1$, обусловленные собственным шумом. При отсутствии внешних источников среднее значение вектора $\hat{\mathbf{F}}_1$ равно нулю ($\langle \hat{\mathbf{F}}_1 \rangle = 0$), а отклонение от нулевого значения характеризуется средним квадратом модуля этого вектора [8]:

$$\langle |\hat{\mathbf{F}}_1|^2 \rangle = \sigma^4 \frac{N-1}{L}.$$

Введем пороговое значение $Th = \gamma \langle |\hat{\mathbf{F}}_1|^2 \rangle$ для квадрата модуля $|\hat{\mathbf{F}}_1|^2$ вектора $\hat{\mathbf{F}}_1$, где γ – некоторый коэффициент. Если выполняется условие $|\hat{\mathbf{F}}_1|^2 \leq Th$, то будем считать, что внешние источники шума отсутствуют и весовой вектор (4) содержит только один базисный вектор \mathbf{F}_0 ($\mathbf{W} = \mathbf{F}_0$); процедура ортогонализации (4) завершается. При выполнении условия $|\hat{\mathbf{F}}_1|^2 > Th$ принимается решение о наличии внешних источников шума, вектор $\hat{\mathbf{F}}_1$ нормируется и процедура (5) продолжается далее: вычисляется следующий ненормированный вектор $\hat{\mathbf{F}}_2$ и квадрат его модуля $|\hat{\mathbf{F}}_2|^2$, который сравнивается с порогом Th .

Если справедливо условие $|\hat{\mathbf{F}}_2|^2 > Th$, то процедура (5) продолжается аналогичным образом. Процедура ортогонализации заканчивается, когда для некоторого, например $(K+1)$ -го, вектора $|\hat{\mathbf{F}}_{K+1}|^2 \leq Th$. При этом ортонормированный базис будет состоять из $(K+1)$ векторов $\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_1, \dots, \mathbf{F}_K$. Коэффициент γ или, что эквивалентно, порог

$Th = \gamma \langle |\hat{\mathbf{F}}_1|^2 \rangle$ зависит от параметров окружающей обстановки (числа внешних источников и их мощности). Адаптивным образом его можно выбрать равным средней мощности помехи в элементе АР, оцененной по первой выборке входного процесса: $\gamma = N^{-1} \mathbf{X}^H(1) \mathbf{X}(1)$.

Оценим объем вычислений, необходимый для реализации адаптивного метода разложения весового вектора в степенном базисе. В случае многоэлементных АР с числом элементов N основные вычислительные затраты связаны с реализацией процедуры ортогонализации (5), а объем вычислений для нахождения коэффициентов разложения c_i с помощью формул (6) пренебрежимо мал.

Оценку вычислительных затрат проведем по количеству требуемых КУ. Вначале необходимо оценить вектор $\hat{\mathbf{F}}_1 = M\mathbf{F}_0 - \alpha_0 \mathbf{F}_0$ и выполнить его

нормировку, если выполнено условие $|\hat{\mathbf{F}}_1|^2 > Th$. С помощью (2) вектор $\hat{M}\mathbf{F}_0$ можно представить с точностью до несущественного множителя $1/L$ в виде $\hat{M}\mathbf{F}_0 = \sum_{j=1}^L \mathbf{X}(j) [\mathbf{X}^H(j)\mathbf{F}_0]$.

Таким образом для вычисления вектора $\hat{M}\mathbf{F}_0$ необходимо выполнить $2NL$ КУ. При определении действительного коэффициента $\alpha_0 = \mathbf{F}_0^H \cdot \hat{M}\mathbf{F}_0$ вектор $\hat{M}\mathbf{F}_0$ уже вычислен, поэтому оценка α предполагает выполнение N КУ, а нахождение вектора $\alpha_0\mathbf{F}_0 - 0.5N$ КУ. Вычисление квадрата нормы вектора $\hat{\mathbf{F}}_1$ требует дополнительно N КУ. Таким образом, формирование нормированного вектора $\hat{\mathbf{F}}_1$ предполагает выполнение $(2NL + 2.5N)$ КУ.

Аналогично можно показать, что для вычисления любого из нормированных векторов в (5) (начиная с вектора \mathbf{F}_2) необходимо выполнить $(2NL + 4N)$ КУ. Пусть в результате процедуры (5) получилось K степенных векторов. Это означает, что было вычислено $(K + 1)$ векторов, но квадрат нормы последнего (до нормировки) оказался меньше порога. Поэтому вычислительная сложность процедуры ортогонализации (5), а следовательно, и всего метода в случае многоэлементных АР ($N \gg 1$) составляет $Q_1 \gg 2NL(K + 1)$ КУ.

Рекуррентный метод оценивания весового вектора. Оценку (2) КМ \hat{M} по $(L + 1)$ выборкам входного процесса можно представить в рекуррентном виде:

$$\hat{M}(L + 1) = \frac{L}{L + 1} \hat{M}(L) + \frac{1}{L + 1} \mathbf{X}(L + 1) \mathbf{X}^H(L + 1). \quad (7)$$

Правая часть в (7) состоит из двух слагаемых: первое – квадратная N -мерная матрица, второе – матрица, образованная произведением N -мерных вектора-столбца $\mathbf{X}(L + 1)$ и вектора-строки $\mathbf{X}^H(L + 1)$. Такие матрицы называются диадными. Независимо от размеров векторов их ранг всегда равен единице.

На основании леммы обращения суммы двух матриц, одна из которых диадная, запишем следующее рекуррентное выражение для обратной КМ [1], [2]:

$$\hat{M}^{-1}(L + 1) = \frac{L + 1}{L} \times \left[\hat{M}^{-1}(L) - \frac{\mathbf{V}(L + 1) \mathbf{V}^H(L + 1)}{L + \mathbf{X}^H(L + 1) \mathbf{V}(L + 1)} \right], \quad (8)$$

где вектор $\mathbf{V}(L + 1) = \hat{M}^{-1}(L) \mathbf{X}(L + 1)$.

Учитывая, что ОСШ не зависит от нормировки весового вектора, оценку весового вектора по $(L + 1)$ -й выборке входного процесса можно представить в виде

$$\hat{\mathbf{W}}(L + 1) = \hat{\mathbf{W}}(L) - \frac{\mathbf{V}^H(L + 1) \mathbf{S}}{L + \mathbf{X}^H(L + 1) \mathbf{V}(L + 1)} \mathbf{V}(L + 1). \quad (9)$$

Таким образом, рекуррентная оценка весового вектора $\hat{\mathbf{W}}(L + 1)$ по $(L + 1)$ выборкам входного процесса использует оценку весового вектора $\hat{\mathbf{W}}(L)$ по L выборкам и $(L + 1)$ -ю выборку вектора \mathbf{X} .

При использовании рекуррентной процедуры необходимо выбрать начальное приближение, т. е. вектор $\hat{\mathbf{W}}(L)$ для первого шага процедуры. В качестве такого приближения удобно выбрать вектор $\hat{\mathbf{W}}(0) = \beta \mathbf{S}$, который является оптимальным вектором при отсутствии внешних источников шума, где β – некоторый коэффициент, который должен удовлетворять условию $\beta \ll \sigma^2$.

Оценим количество операций КУ для реализации рекуррентного алгоритма. На каждом шаге рекуррентной процедуры (8) необходимо выполнить следующие операции: вычисление вектора \mathbf{V} , т. е. умножение матрицы $\hat{M}^{-1}(L)$ на вектор $\mathbf{X}(L + 1)$ (N^2 КУ); скалярное произведение векторов \mathbf{X} и \mathbf{V} (N КУ); скалярное произведение векторов \mathbf{V} и \mathbf{S} (N КУ); умножение коэффициента перед вектором $\mathbf{V}(L + 1)$ в (9) на этот вектор (N КУ).

Таким образом, на каждом шаге необходимо выполнить $N^2 + 3N$ операций КУ, а для реализации всего алгоритма – $Q_2 \approx (N^2 + 3N)L$ КУ. В случае многоэлементных АР ($N \gg 1$) объем вычислений составляет $Q_2 \approx N^2L$ КУ.

Сравнительные характеристики адаптивных методов. Максимальное ОСШ на выходе АР достигается при оптимальном весовом векторе, удовлетворяющем уравнению (1), и составляет $\eta_{\max} = v_0 \mathbf{S}^H \hat{M}^{-1} \mathbf{S}$, где v_0 – ОСШ на выходе приемного устройства в элементе АР. Для адаптивных методов, использующих максимально правдоподобную оценку (2) КМ по L временным выборкам входного процесса, выходное ОСШ составляет:

$$\hat{\eta}(L) = v_0 \frac{|\hat{\mathbf{W}}^H(L) \mathbf{S}|^2}{\hat{\mathbf{W}}^H(L) \hat{M} \hat{\mathbf{W}}(L)},$$

где оценка $\hat{\mathbf{W}}(L)$ весового вектора находится с помощью метода разложения весового вектора в степенном базисе или на основе метода рекуррентного оценивания весового вектора. Эффективность данных методов можно характеризовать потерями $\rho(L) = \bar{\eta}(L)/\eta_{\max}$.

Рассмотрим плоскую квадратную АР с числом элементов $N = 400$, расстоянием между элементами, равным половине длины волны, и с единичной средней мощностью собственного шума в элементе АР ($\sigma^2 = 1$). Будем считать, что внешние источники шума располагаются случайным образом, независимо друг от друга, с равномерной плотностью вероятности двух угловых координат вне главного луча АР. Мощность каждого источника на входе отдельной антенны принимает случайное значение с равномерным распределением в интервале от 5 до 1000. Число источников (J) зададим равным 3 или 10. Для метода разложения весового вектора в степенном базисе коэффициент γ при выборе порога выберем равным средней мощности помехи в элементе АР, оцененной по первой выборке входного процесса: $\gamma = N^{-1} \text{Sp}\{\mathbf{X}(1)\mathbf{X}^H(1)\}$. Для метода рекуррентной оценки весового вектора коэффициент примем $\beta = 0.01$. Для каждой из 2000 реализаций входного процесса задавались собственные приведенные ранее параметры источников шума.

На рис. 2 показаны потери в ОСШ для метода разложения весового вектора в степенном базисе в зависимости от нормированного числа выборок L/N при числе источников шума $J = 3, 5$ и 10. Из представленных зависимостей следует, что если принять допустимыми потери, равные 3 дБ (штрихпунктирная линия), то число выборок можно устанавливать, исходя из правила "две выборки на каждый источник". Среднее число K' вспомогательных степенных векторов, сфор-

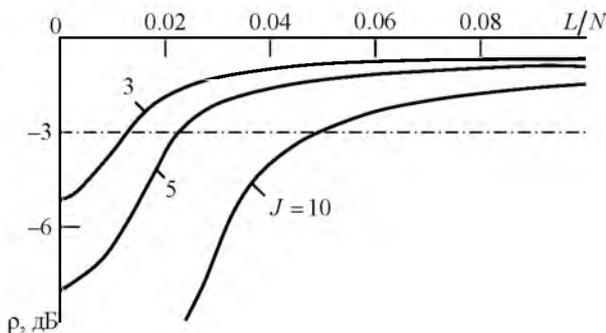


Рис. 2

мированных в результате процедуры (5), показано на рис. 3 для $J = 3, 5$ и 10. Горизонтальными штрихпунктирными линиями показано точное число вспомогательных степенных векторов, равное числу источников. С увеличением числа выборок среднее число K' сформированных векторов вначале увеличивается линейно ($K' = L$), а затем определяется числом источников и превышает его незначительно ($K' \approx L$).

Потери в ОСШ для метода рекуррентного оценивания весового вектора в зависимости от нормированного числа выборок L/N при числе источников шума $J = 3, 5$ и 10 приведены на рис. 4. Из полученных результатов следует, что при допустимых потерях, равных 3 дБ, число выборок также можно устанавливать, исходя из правила "две выборки на каждый источник".

Сравнительные потери в ОСШ двух рассматриваемых методов адаптации показаны на рис. 5 при числе источников шума $J = 3, 5$ и 10 для метода разложения весового вектора в степенном базисе и рекуррентного оценивания весового вектора (сплошные и штриховые кривые соответственно).

Из рис. 5 следует, что потери практически совпадают между собой. Следовательно, оба метода обеспечивают одинаковую эффективность с точки зрения подавления шумовых источников. Однако эти методы существенно различаются по требуемым вычислительным затратам. Метод разложения весового вектора в степенном базисе предполагает выполнение в $Q_2/Q_1 \approx N/2(K'+1)$ раз меньше КУ, чем метод рекуррентного оценивания весового вектора. Для рассмотренной АР с числом элементов $N = 400$ объем вычислений различается по количеству КУ примерно в 50 раз при $J = 3$, в 30 раз при $J = 5$ и в 20 раз при $J = 10$.

Таким образом, в результате проведенного исследования было выяснено, что метод разложения весового вектора в степенном базисе и метод ре-

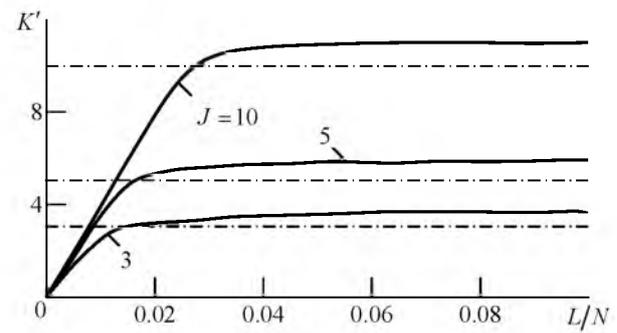


Рис. 3

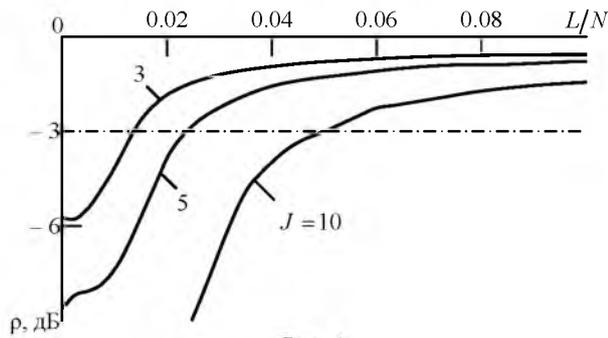


Рис. 4

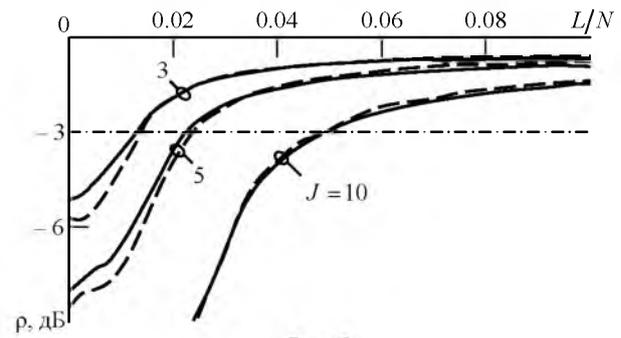


Рис. 5

куррентного оценивания весового вектора обеспечивают высокую и практически одинаковую эффективность подавления шумовых помех при короткой выборке входного процесса. Потери в ОСШ не превышают 3 дБ, если число выборок

соответствует правилу "две выборки на каждый источник помехи". Однако для многоэлементных АР метод разложения весового вектора в степенном базисе предполагает выполнение значительно меньшего объема вычислений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Монзинго Р. А., Миллер Т. У. Адаптивные антенные решетки: введение в теорию / пер. с англ. М.: Радио и связь, 1986. 448 с.
2. Уидроу Б., Стирнз С. Адаптивная обработка сигналов / пер. с англ. М.: Радио и связь, 1989. 440 с.
3. Ермолаев В. Т., Флакман А. Г. О расчете статического режима адаптивной антенной решетки на основе аналитического обращения корреляционной матрицы // Изв. вузов. Радиофизика. 1982. Т. 25, № 4. С. 472–474.
4. Ермолаев В. Т., Краснов Б. А. Флакман А. Г. О синтезе оптимального весового распределения в адаптивных антенных решетках // Изв. вузов. Радиофизика. 1983. Т. 26, № 7. С. 874–880.

5. Анализ эффективности частичной адаптации в антенных решетках с адаптивными диаграммообразующими схемами / В. Т. Ермолаев, Б. А. Краснов, В. Я. Соломатин, А. Г. Флакман // Изв. вузов. Радиофизика. 1986. Т. 29, № 5. С. 551–556.

6. Ermolayev V. T., Flaksman A. G. Signal processing in adaptive arrays using power basis // Int. J. of Electronics. 1993. Vol. 75, № 4. P. 753–765.

7. Воеводин В. В. Линейная алгебра. М.: Наука, 1980. 400 с.

8. Ермолаев В. Т., Флакман А. Г., Сорокин И. С. Регуляризованная оценка весового вектора адаптивной антенной решетки // Изв. вузов. Радиофизика. 2012. Т. 55, № 9. С. 641–650.

V. T. Ermolayev, I. S. Sorokin, A. G. Flaksman
Lobachevsky state university of Nizhny Novgorod

A. V. Yastrebov
Nizhny Novgorod state technical university n. a. R. E. Alekseev

The efficiency of adaptive signal processing algorithms for antenna with a large number of elements

The adaptive arrays with a large number of elements are concerned. The efficiency and the computational complexity are compared for the method of the weight vector decomposition in power basis and for the method of weight vector recurrent estimation in the case of the short input sample length. It is shown that these methods provide the same jammer cancellation efficiency. However the method of the weight vector decomposition in power basis has significantly less computational complexity.

Adaptive arrays, weight vector, power basis, recurrent estimation, signal processing efficiency, computational complexity

Статья поступила в редакцию 25 апреля 2014 г.