

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.1.7>

УДК: 621.391.01

СИНТЕЗ АДАПТИВНОЙ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ПРИ НЕИЗВЕСТНОЙ МАТРИЦЕ СУММАРНЫХ ШУМОВ

В.М. Артюшенко¹, В.И. Воловач^{2,3}

¹ Технологический университет им. А.А. Леонова
141070, г. Королев Московской обл., ул. Гагарина, 42

² Поволжский государственный университет сервиса,
445017, г. Тольятти, ул. Гагарина, 4

³ МИРЭА – Российский технологический университет,
119454, г. Москва, просп. Вернадского, 78

Статья поступила в редакцию 10 октября 2025 г.

Аннотация. Рассмотрена задача синтеза адаптивной пространственно-временной фильтрации, оптимальной по критерию выделения информационного параметра при неизвестной матрице суммарных шумов. Показано, что предложенное преобразование неизвестных параметров позволяет разделить их на информативные и неинформативные, отбрасывание которых значительно упрощает оптимальный алгоритм адаптивной пространственно-временной обработки. Рассмотренный подход решения задачи синтеза позволяет выделить минимальное число информативных параметров адаптации и получить оптимальные и достаточно простые структуры адаптивной пространственно-временной фильтрации, обобщающие классические автокорреляционные алгоритмы Ширмана-Уидроу.

Ключевые слова: адаптивная пространственно-временная фильтрация, неизвестная матрица суммарных шумов, дискретное время наблюдения, вектор наблюдений, автокорреляционный алгоритм.

Финансирование: Работа выполнена за счет средств Государственного задания №FSFZ-2024-0006.

Автор для переписки: Воловач Владимир Иванович, volovach.vi@mail.ru

Введение

Проблеме адаптивной пространственно-временной обработки посвящено довольно большое количество исследований [1-10 и др.], в которых представлен целый ряд эффективных алгоритмов. Однако существующие методы адаптивной пространственно-временной обработки имеют определенные ограничения. Во-первых, постулируется «взвешенное суммирование» наблюдений. Во-вторых, параметры сигналов и помех, как правило, принимаются постоянными. В-третьих, критерий оптимальности не связан с информационными параметрами. Все перечисленные ограничения могут быть сняты, если к указанной проблеме применить методы оптимальной адаптивной фильтрации [7, 9, 11-15].

Оптимальные алгоритмы пространственно-временной фильтрации (ПВФ) получены в [16, 17] в условиях известных статистических характеристик мешающих излучений.

Цель работы: рассмотреть задачу синтеза адаптивной пространственно-временной фильтрации оптимальной по критерию выделения информационного параметра при неизвестной матрице суммарных шумов для получения практически реализуемых квазиоптимальных алгоритмов, обобщающих классические автокорреляционные алгоритмы Ширмана-Уидроу.

1. Постановка и решение задачи фильтрации

Рассмотрение адаптивной задачи проведем в дискретном времени. Это обусловлено двумя причинами. Во-первых, задача оценки спектральной плотности белого шума при наблюдении в непрерывном времени в общем случае вырожденная [11]. Во-вторых, такой выбор ориентирован на цифровую реализацию алгоритмов.

Запишем наблюдения на выходах n -элементной антенной решетки в виде вектора:

$$\xi_v = \mathbf{H}_v s_v(\lambda_v) + \mathbf{n}_v m, \quad v = 1, 2, \dots, \quad (1)$$

где \mathbf{H}_v – известный комплексный n -вектор, описывающий амплитудно-фазовое распределение полезного сигнала на антенных элементах; $s_v(\lambda_v)$ – комплексная амплитуда выборки сигнального колебания; λ_v – вектор информационного параметра; \mathbf{n}_v – дискретный комплексный белый гауссовский шум (КБГШ), описывающий отсчеты суммарного шума.

Шумы в разных каналах и компоненты вектора \mathbf{n}_v коррелированы. С учетом особенностей комплексного представления для всех $\mu, v = 1, 2, \dots$ имеем

$$M \{ \mathbf{n}_v, \mathbf{n}_\mu^* \} = 2 \mathbf{V}_v \delta_{\mu v}, \quad (2)$$

$$W(\mathbf{n}_v) = (2\pi)^{-n} |\mathbf{V}_v^{-1}| \exp \left\{ -\frac{1}{2} \mathbf{n}_v^* \mathbf{V}_v^{-1} \mathbf{n}_v \right\}, \quad (3)$$

где $\delta_{\mu v}$ – символ Кронекера; $W(\cdot)$ – плотность распределения вероятности (ПРВ); $M \{ \cdot \}$, $|\cdot|$, $(\cdot)^*$ – соответственно, операции математического ожидания, вычисления определителя и эрмитова сопряжения.

Матрица \mathbf{V}_v предполагается априорно существенно неопределенной (априорные сведения малы по сравнению с информацией, содержащейся в наблюдениях) и может изменяться во времени.

Априорные сведения о динамике передаваемого вещественного m -вектора сообщения λ_v заданы ПРВ перехода $W(\lambda_v | \lambda_{v-1})$. Поставлена задача

оценивания параметра λ_v по наблюдению (1) в условиях шумов с неизвестной матрицей \mathbf{V}_v .

Согласно общей методике адаптивной фильтрации [11, 12], наряду с вектором информационного параметра λ_v следует фильтровать и матрицу \mathbf{V}_v , в которой содержится полная статистическая информация о шумах в каналах приема. При этом оптимальные алгоритмы оценивания сообщения сводятся к формированию апостериорной ПРВ $W_v(\lambda_v, \mathbf{V}_v)$ для каждого момента времени по известным соотношениям [11]

$$W_v(\lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1}) = C_v W_{v-1}(\lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1}) W(\xi_v | \lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1}), \quad (4)$$

$$W_{v-1}(\lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1}) = \int W_{v-1}(\lambda_{v-1}, \mathbf{V}_v^{-1}) W(\lambda_v | \lambda_{v-1}) W(\mathbf{V}_v^{-1} | \mathbf{V}_{v-1}^{-1}) d\lambda_{v-1} d\mathbf{V}_{v-1}^{-1}. \quad (5)$$

Для нашей задачи функция правдоподобия в (4) имеет вид

$$W(\xi_v | \lambda_v, \lambda_{v-1}) = |\mathbf{V}_v^{-1}| \exp \left\{ -\frac{1}{2} [\xi_v - \mathbf{H}_v s_v(\lambda_v)]^* \mathbf{V}_v^{-1} [\xi_v - \mathbf{H}_v s_v(\lambda_v)] \right\}, \quad (6)$$

переходная ПРВ $W(\mathbf{V}_v^{-1} | \mathbf{V}_{v-1}^{-1})$ описывает динамику матрицы \mathbf{V}_v^{-1} , а C_v – нормировочная константа.

На основе $W_v(\lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1})$ можно получить ПРВ

$$W_v(\lambda_v) = \int W_v(\lambda_v, \mathbf{V}_v^{-1}) d\mathbf{V}_v^{-1}, \quad (7)$$

при помощи которого можно найти оптимальную оценку по любому критерию.

Фильтрация матрицы \mathbf{V}_v^{-1} – это самый простой для создания алгоритма, но и самый «дорогой» для реализации способ решения адаптивной задачи: для эрмитовой матрицы \mathbf{V}_v^{-1} число фильтруемых вещественных параметров адаптации равно n^2 . Даже при не очень большом числе антенных элементов существующая элементная база не позволяет практически реализовать такой адаптивный алгоритм в реальном времени. В то же время известны эффективные схемы типа автокомпенсатора Ширмана и фильтра Уидроу,

в которых дополнительно к информационным оцениваются лишь $2n$ вещественных параметра [1, 3].

Попробуем упростить адаптивный фильтр, описываемый выражениями (4) и (5).

2. Редуцированный оптимальный адаптивный фильтр

Замысел редукции заключается в выделении таких неизвестных параметров адаптивной задачи, знание которых существенно для оптимальной оценки параметра λ_v , а именно информативных параметров адаптации. Отбрасывание оставшихся неинформативных параметров приводит к значительному упрощению оптимальных алгоритмов.

Вместо матрицы неизвестных параметров \mathbf{V}_v^{-1} введем новую совокупность: эрмитову $(n-1) \times (n-1)$ -матрицу \mathbf{N}_v^{-1} , комплексный $(n-1)$ -вектор \mathbf{a}_v и вещественный скаляр D_v . Для того чтобы связать эти переменные, удобно ввести вспомогательную $n \times (n-1)$ -матрицу \mathbf{B}_{0v} , которая определяется одним из возможных способов через известный вектор \mathbf{H}_v . Геометрический смысл матрицы \mathbf{B}_{0v} следующий: она является «направляющей» матрицей подпространства [18], ортогонального вектору \mathbf{H}_v , то есть

$$\mathbf{B}_{0v}^* \mathbf{H}_v = 0. \quad (8)$$

Представим функцию правдоподобия (8) в виде

$$W(\xi_v | \lambda_v, \mathbf{a}_v, D_v, \mathbf{N}_v^{-1}) = C_v D_v^{-1} \exp \left\{ - \frac{\left| \frac{\mathbf{H}_v^*}{\mathbf{H}_v} - \mathbf{a}_v (\mathbf{B}_{0v}^* \xi_v) - s_v(\lambda_v) \right|^2}{2D_v} \right\} \times \quad (9)$$

$$\times |\mathbf{N}_v^{-1}| \exp \left\{ - \frac{1}{2} (\mathbf{B}_{0v}^* \xi_v) \mathbf{N}_v^{-1} \mathbf{B}_{0v} \xi_v \right\},$$

которая распадается на два сомножителя, только один из которых

$$W(\xi_v | \lambda_v, \alpha_v, D_v) = D_v^{-1} \exp \left\{ -\frac{|\beta_v^* \xi_v - s_v(\lambda_v)|^2}{2D_v} \right\} \quad (10)$$

зависит от информационных параметров λ_v . В выражении (10) использовано обозначение

$$\beta_v = \frac{\mathbf{H}_v}{\mathbf{H}_v^2} + \mathbf{B}_{0v} \alpha_v. \quad (11)$$

При введенных соотношениях возможна следующая интерпретация. Исходный вектор наблюдений ξ преобразуется в η -вектор эквивалентных наблюдений

$$\eta = \left(\frac{\mathbf{H}}{\mathbf{H}^2}, \mathbf{B}_0^* \right) \xi,$$

таким образом, что сигнал содержится только на выходе «главного» канала $\eta_1 = \mathbf{H}^* \xi / \mathbf{H}^2$ (рис. 1), максимум диаграммы направленности которого обращен к источнику сигнала.

Остальные $(n-1)$ каналов (вектор $\eta_c^T = (\eta_2, \dots, \eta_n)^T = (\mathbf{B}_0^* \xi)^T$) не содержат полезного сигнала (имеют «нуль» в направлении на сигнал), так как в силу (8)

$$\eta_c = \mathbf{B}_0^* \xi = \mathbf{B}_0^* (\mathbf{H} s(\lambda_v) + \mathbf{n}) = \mathbf{B}_0^* \mathbf{n},$$

и являются компенсационными.

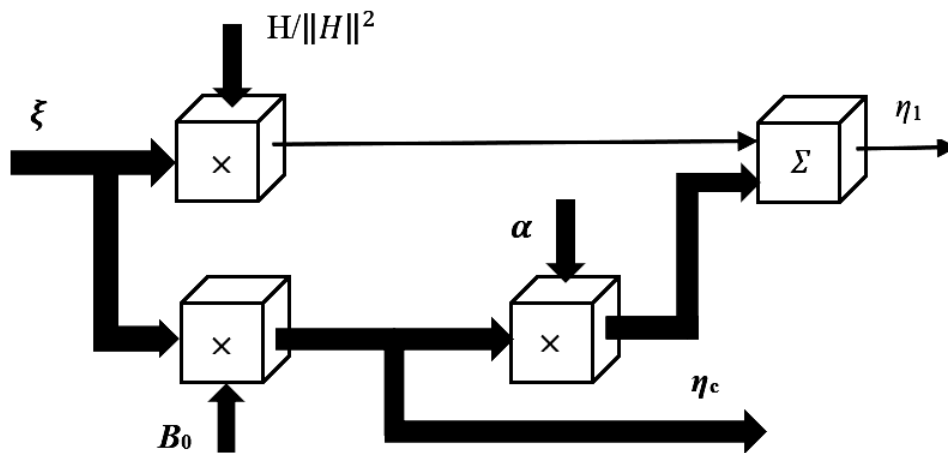


Рис. 1. Блок-схема преобразования вектора наблюдений.

Заметим, что единственное требование к матрице \mathbf{B}_0 – исключить сигнал из компенсационных каналов – обеспечивается выполнением (8) при известном векторе \mathbf{H} . Статистика $\boldsymbol{\beta}^* \boldsymbol{\xi} = \boldsymbol{\eta}_1 + \boldsymbol{\alpha}^* \boldsymbol{\eta}_c$ комбинирует выход главного канала с выходами компенсационных каналов с весами $\boldsymbol{\alpha}$.

Будем считать неизвестные параметры D , $\boldsymbol{\alpha}$, \mathbf{N}^{-1} априорно взаимно независимыми, то есть, вводя обозначение

$$\boldsymbol{\Lambda}_v^T = (\lambda_v^T, \boldsymbol{\alpha}_v^T, D_v), \quad (12)$$

можно записать для ПРВ

$$W_{pr}(\boldsymbol{\Lambda}_v, \mathbf{N}_v^{-1}) = W_{pr}(\boldsymbol{\Lambda}_v) W_{pr}(\mathbf{N}_v^{-1}), \quad v = 0, 1, \dots \quad (13)$$

Оказывается, что и после получения наблюдений $\boldsymbol{\Lambda}$ и \mathbf{N}^{-1} остаются независимыми, то есть их совместная апостериорная ПРВ имеет вид

$$W_v(\boldsymbol{\Lambda}_v, \mathbf{N}_v^{-1}) = W_v(\boldsymbol{\Lambda}_v) W_v(\mathbf{N}_v^{-1}), \quad (14)$$

где $W_v(\boldsymbol{\Lambda}_v)$ и $W_v(\mathbf{N}_v^{-1})$ вычисляются по независимым рекуррентным правилам:

$$W_{v-1}(\boldsymbol{\Lambda}_v) = \int W_{v-1}(\boldsymbol{\Lambda}_{v-1}) W(\boldsymbol{\Lambda}_v | \boldsymbol{\Lambda}_{v-1}) d\boldsymbol{\Lambda}_{v-1}; \quad (15)$$

$$W_v(\boldsymbol{\Lambda}_v) = C W_{v-1}(\boldsymbol{\Lambda}_v) D^{-1} \exp \left\{ -\frac{|\boldsymbol{\beta}_v^* \boldsymbol{\xi}_v - s_v(\lambda_v)|^2}{2D_v} \right\}; \quad (16)$$

$$\begin{aligned} W_{v-1}(\mathbf{N}_v^{-1}) &= \int W_{v-1}(\mathbf{N}_{v-1}^{-1}) W(\mathbf{N}_v^{-1} | \mathbf{N}_{v-1}^{-1}) d\mathbf{N}_{v-1}^{-1}; \\ W_v(\mathbf{N}_v^{-1}) &= C W_{v-1}(\mathbf{N}_v^{-1}) W(\boldsymbol{\xi}_v | \mathbf{N}_v^{-1}). \end{aligned} \quad (17)$$

Доказательство этого факта методом математической индукции с учетом (9) и (13) довольно простое. Соотношения (14)-(17) можно объяснить следующим образом.

Оптимальный алгоритм фильтрации совокупности случайных параметров $(\boldsymbol{\Lambda}_v, \mathbf{N}_v^{-1})$ распадается на два независимых алгоритма: для $\boldsymbol{\Lambda}_v$ (15), (16) и для \mathbf{N}_v^{-1} (17). Если фильтрация матрицы \mathbf{N}_v^{-1} не является необходимой, то можно

ограничиться фильтрацией только вектора Λ_v . Важно отметить, что такое упрощение алгоритма оставляет его оптимальным относительно оценки Λ_v . Из соотношения (16) следует при этом, что $\beta_v^* \xi_v$ является достаточной статистикой в задаче оптимальной фильтрации информационного параметра Λ_v при n -канальном наблюдении ξ_v .

Таким образом, редукция исходной задачи фильтрации позволила существенно уменьшить число фильтруемых вещественных параметров адаптации в редуцированном оптимальном алгоритме: $2n-1$ по сравнению с n^2 в прямой постановке.

3. Синтез квазиоптимального алгоритма

В задачах оптимальной фильтрации важнейшим аппаратом получения реализуемых алгоритмов является гауссовская аппроксимация, приводящая к следящим алгоритмам для оценки Λ_v и коррелированной матрицы ошибок оценки \mathbf{R} , которые являются квазиоптимальными, то есть близкими к оптимальным в условиях высокой точности фильтрации. Используем этот метод для дальнейшего упрощения алгоритмов (15) и (16).

Конкретизируем описание процессов λ , α , D следующей моделью:

$$\Lambda_{v+1} = \begin{pmatrix} \lambda_{v+1} \\ \alpha_{v+1} \\ D_{v+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} g_\lambda(\lambda_v) \\ g_\alpha(\alpha_v) \\ g_D(D_v) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{n}_{\lambda v} \\ \mathbf{n}_{\alpha v} \\ \mathbf{n}_{Dv} \end{pmatrix} = g_\Lambda(\Lambda_v) + \mathbf{n}_{\Lambda v}, \quad (18)$$

где $\mathbf{n}_{\Lambda v}$ – КБГШ, $M\{\mathbf{n}_{\Lambda v} \mathbf{n}_{\Lambda v}^*\} = \text{diag}\{\psi_\lambda, \psi_\alpha, \psi_D\}$

Такое задание процессов удовлетворяет условию независимости параметров λ , α , D . При этом информационный параметр λ описывается диффузионным марковским процессом, что характерно для задач демодуляции и автосопровождения.

Используя выражения (10) и (18), запишем уравнения, описывающие эволюцию оценки вектора Λ_v :

$$\begin{pmatrix} \lambda_v \\ \mathbf{a}_v \\ D_v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_v \\ \mathbf{a}_v \\ D_v \end{pmatrix} + \mathbf{R}_v \begin{pmatrix} \operatorname{Re} \left\{ \frac{\partial s_v^*(\lambda_v)}{\partial \lambda_v} \boldsymbol{\theta}(\Lambda_v) \right\} \\ -\mathbf{B}_{0v}^* \xi_v \boldsymbol{\theta}_v^*(\Lambda_v) / 2 \\ -\frac{1}{D_v} + \frac{|\boldsymbol{\theta}(\Lambda_v)|^2}{2} \end{pmatrix}, \quad \Lambda_v = g_\Lambda(\Lambda_{v-1}); \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_v^{-1} = \mathbf{R}_v^{-1} + \\ + \begin{pmatrix} \operatorname{Re} \left\{ \frac{\partial s_v^*(\lambda_v)}{\partial \lambda_v} \frac{\partial s_v(\lambda_v)}{\partial \lambda_v^*} \frac{1}{D_v} \right\} & -\frac{1}{D_v} \frac{\partial s_v^*(\lambda_v)}{\partial \lambda_v} \xi_v^* \mathbf{B}_{0v} & \operatorname{Re} \left\{ \frac{\partial s_v^*(\lambda_v)}{\partial \lambda_v} \boldsymbol{\theta}(\Lambda_v) \frac{1}{D_v} \right\} \\ -\frac{1}{D_v} \mathbf{B}_{0v}^* \xi_v \frac{\partial s_v(\lambda_v)}{\partial \lambda_v^*} & \frac{1}{2D_v} \mathbf{B}_{0v}^* \xi_v \xi_v^* \mathbf{B}_{0v} & -\frac{1}{2D_v} \mathbf{B}_{0v}^* \xi_v \boldsymbol{\theta}(\Lambda_v) \\ \operatorname{Re} \left\{ \boldsymbol{\theta}^*(\Lambda_v) \frac{\partial s_v(\Lambda_v)}{\partial \lambda_v^*} \frac{1}{D_v} \right\} & -\frac{1}{2D_v} \boldsymbol{\theta}^*(\Lambda_v) (\xi_v^* \mathbf{B}_{0v}) & \frac{|\boldsymbol{\theta}(\Lambda_v)|^2}{D_v} - \frac{1}{D_v^2} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (20)$$

$$\text{где } \boldsymbol{\theta}_v(\Lambda) = \frac{\beta \xi_v - s_v(\lambda)}{D}, \quad \mathbf{R}_v = \frac{\partial g_\Lambda(\Lambda_{v-1})}{\partial \Lambda_{v-1}} \mathbf{R}_{v-1} \frac{\partial g_\Lambda(\Lambda_{v-1})}{\partial \Lambda_{v-1}} + \Psi_v.$$

В задачах нелинейной фильтрации развиты методы дальнейшего упрощения гауссовской аппроксимации типа (19), основанные на возможности приближенного вычисления матрицы \mathbf{R} без заметного ухудшения качества фильтрации. В частности, в квазистационарном приближении матрица \mathbf{R} может быть вычислена заранее.

Схема устройства, реализующего алгоритм (19), приведена на рис. 2, где:

$\Gamma 1 - s_v(\cdot)$, $\Gamma 2 - g_\lambda(\cdot)$, $\Gamma 3 - g_D(\cdot)$, $\Gamma 4 - g_a(\cdot)$ – генераторы сигналов; $D - \frac{\partial}{\partial \lambda}$, $\operatorname{Re} - \operatorname{Re}\{\cdot\}$.

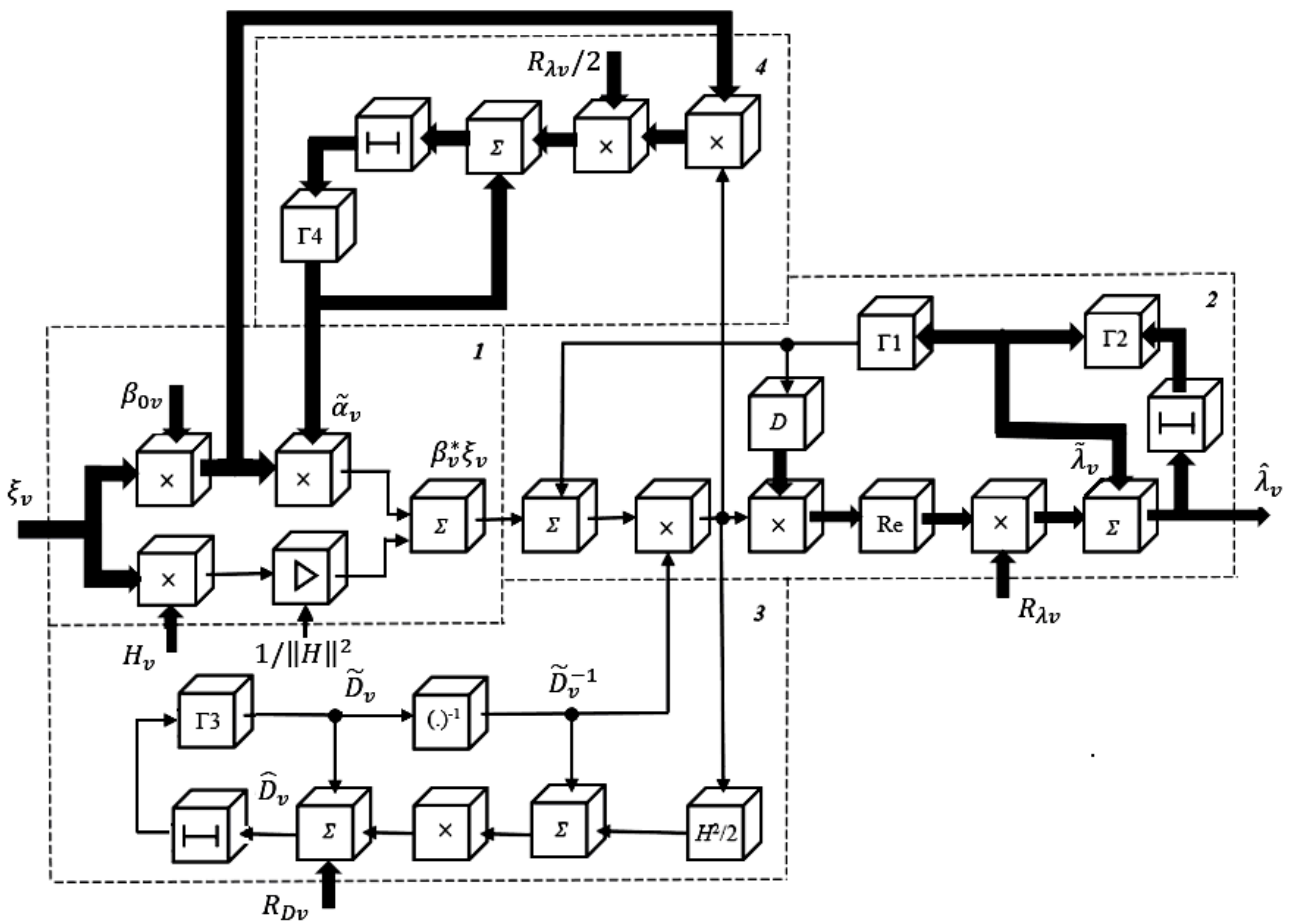


Рис. 2. Блок-схема адаптивного фильтра.

Синтезированный приемник позволяет осуществить ПФФ полезного сигнала при изменяющейся помеховой обстановке. В нем можно выделить четыре основных блока. В блоке *1* формируется достаточная статистика $\beta^* \xi$: происходит взвешенное суммирование выходов главного и компенсационных каналов, то есть выполняется пространственная фильтрация. В блоке *2* осуществляется временная фильтрация информационного сообщения λ_v . Блоки *3, 4* являются блоками адаптации, формирующими оценки остаточной дисперсии шума D_v и весового вектора α_v . Коэффициенты $R_{\lambda v}$, $R_{\alpha v}$, R_{Dv} в общем случае должны изменяться в соответствии с (20).

Следует отметить, что если λ – дискретный параметр, то структура квазиоптимальной адаптивной пространственно-временной обработки остается такой же, только фильтры слежения за λ в схеме рис.2 заменяются корреляционными приемниками.

Очевидно подобие синтезированного устройства и известных компенсационных схем [1, 3]. При этом в качестве эталонного сигнала, постулированного в этих схемах, используется оценка сигнала с выхода демодулятора. Дополнительно оценивается остаточная дисперсия D_v и регулируются коэффициенты усиления, что обеспечивает оптимальный компромисс между динамической и флуктуационной ошибками оценки параметров λ_v , α_v , D_v .

Заметим, что коэффициент при невязке $\beta_v^* \xi_v - s_v(\lambda_v)$ в уравнении (19) матричный, а не скалярный как в [2]. В нашем случае он получен из синтеза и, как известно, в переходном режиме должен изменяться во времени согласно (20), что обеспечивает минимально возможное время сходимости.

Таким образом, синтезированный фильтр модифицирует классические алгоритмы Ширмана-Уидроу. Однако важнейшие элементы структуры классических алгоритмов – взвешенное суммирование наблюдений и корреляционная обратная связь для оценки β – остаются и в оптимальных структурах адаптивной пространственно-временной обработки. Поэтому рассмотренный результат означает, что при априорно существенно неопределенной матрице V_v наименьшее возможное время адаптации и наилучшие характеристики компенсации могут быть достигнуты соответствующей модификацией алгоритма Ширмана-Уидроу. При этом нет принципиальной необходимости в переходе к прямым методам оценки матрицы V_v со значительно большим числом неизвестных параметров.

Заключение

Таким образом, рассмотрена и проанализирована задача синтеза адаптивной пространственно-временной фильтрации оптимальной по критерию выделения информационного параметра при неизвестной матрице суммарных шумов. Как правило, подход к такой задаче приводит к алгоритмам, в которых необходимо фильтровать n^2 вещественных параметров адаптации. Данное

преобразование неизвестных параметров позволяет разделить их на информативные (их число $2n - 1$) и неинформативные, отбрасывание которых значительно упрощает оптимальный алгоритм адаптивной пространственно-временной фильтрации. Рассмотренный редуцированный оптимальный алгоритм, с одной стороны, содержит присущие классическим алгоритмам Ширмана-Уидроу взвешенное суммирование и корреляционную обратную связь, а с другой – значительно их расширяет: раскрывает структуру весового вектора, задает матричные коэффициенты усиления и вводит схему оценки остаточной дисперсии.

Финансирование: Работа выполнена за счет средств Государственного задания №FSFZ -2024-0006.

Литература

1. Ширман Я.Д., Манжос В.Н. Теория и техника обработки радиолокационной информации на фоне помех. – М.: Радио и связь, 1981. – 416 с.
2. Свистов В.М. Радиолокационные сигналы и их обработка. – М.: Сов. радио, 1977. – 488 с.
3. Слока В.К. Вопросы обработки радиолокационных сигналов. – М.: Сов. радио, 1970. – 256 с.
4. Обработка сигналов в многоканальных РЛС / Под ред. А.П. Лукошкина. – М.: Радио и связь. 1983. – 328 с.
5. Виноградов М.С., Свердлов Б.Г. Метод обеспечения эффективной когерентно–временной обработки в РЛС малой дальности с ФАР при воздействии активных шумовых помех // Журнал радиоэлектроники. – 2025. – № 2. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.2.13>
6. Горбунов Ю.Н., Акопян Г.Л. Пространственно-временная обработка сигналов в радиолокации и радиоэлектронном подавлении: ограничение возможностей // Журнал радиоэлектроники. – 2019. – № 6. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2019.6.15>

7. Guerci J.R. Space-Time Adaptive Processing for Radar. – Boston, London: Artech House Publishers, 2003. – 189 p.
8. Richards M.A. Fundamentals of Radar Signal Processing. 2nd ed. – New York: McGraw-Hill Education, 2014. – 894 p.
9. Pallotta L., Farina A., Smith S.T. and Giunta G. Phase-only space-time adaptive processing // IEEE Access. – 2021. – Vol. 9. – PP. 147250-147263. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3122837>
10. Kim Y.S., Schvartzman D., Palmer R.D., Yu T.Y., Nai F. and Curtis C.D. Phased array weather radar architectures for doppler estimation with space-time processing // IEEE Transactions on Radar Systems. – 2024. – Vol. 2. – PP. 725-738. <https://doi.org/10.1109/trs.2024.3444785>
11. Стратонович Р.Л. Принципы адаптивного приема. – М.: Радио и связь. 2021. – 142 с.
12. Тихонов В.И., Кульман Н.К. Нелинейная фильтрация и квазикогерентный прием сигналов. – М.: Сов. радио, 1975. – 704 с.
13. Тихонов В.И. Оптимальный прием сигналов. – М.: Радио и связь, 1983. – 320 с.
14. Артюшенко В.М., Воловач В.И. Квазиоптимальная фильтрация мультипликативных помех // Радиотехника. – 2025. – Т. 89. – № 8. – С. 117-126. <https://doi.org/10.18127/j00338486-202508-13>
15. Zhang X. and Feng D. Optimal adaptive filtering algorithm by using the fractional-order derivative // IEEE Signal Processing Letters. – 2021. – Vol. 29. – PP. 399-403. <https://doi.org/10.1109/lsp.2021.3136504>
16. Ефименко В.С., Харисов В.Н. Оптимальная фильтрация в задачах пространственно-временной обработки и ее характеристики // Радиотехника и электроника. – 1987. – Т. 32. – № 8. – С. 1654-1662.
17. Ефименко В.С., Харисов В.Н., Павлов В.С. Оптимальные алгоритмы пространственно-временной обработки сигналов и их характеристики // Радиотехника. – 2016. – № 9. – С. 113-120.
18. Ланкастер П. Теория матриц. М.: Наука. 1978. – 280 с.

Для цитирования:

Артюшенко В.М., Воловач В.И. Синтез адаптивной пространственно-временной фильтрации при неизвестной матрице суммарных шумов // Журнал радиоэлектроники. – 2026. – №. 1.
<https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.1.7>