

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 1/2007

Издается с 1999 года
Выходит четыре раза в год

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР
Ю.Б. ЗУБАРЕВ

ЗАМЕСТИТЕЛИ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:
В.В. ВИТЯЗЕВ, В.П. ДВОРКОВИЧ

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:

Б.А. Бабаян, Ю.И. Борисов,
С.А. Грибачев, Г.В. Зайцев, Р.В. Зубарев,
А.П. Кирпичников, М.И. Кривошеев,
Н.А. Кузнецов, М.С. Куприянов, А.А. Ланнэ,
В.Г. Мистюков, С.Л. Мишенков,
А.А.Петровский, Ю.Н. Прохоров,
А.Н. Соловьев, Ю.Г. Сосулин,
В.В. Шахгильдян, Ю.С. Шинаков

Адрес редакции:

107031 Москва, Рождественка, 6/9/20, стр. 1
Тел.: (495) 621-71-08, (495) 621-16-39
Факс: (495) 621-16-39
E-mail: info@dspa.ru
Сайт: http://www.dspa.ru

Издатель:

Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
Ответственный редактор: П.И. Зудков
Компьютерная верстка: В.В. Андряхина
Дизайн: И.Е. Артюхина

Подписной индекс по каталогу
ОАО «Роспечать» – **82185**

Подписано в печать 4.05.07
Формат 60x90/8.

Гарнитура «Arial». Печать ризографическая.
Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 700 экз.

Заказ № 2413. Отпечатано в
ООО НПЦ «Информационные технологии»
Рязань, ул. Островского, д. 21/1
тел.: (4912) 98-69-84

Издание зарегистрировано в Министерстве
Российской Федерации по делам печати,
телерадиовещания и средств
массовых коммуникаций.
Свидетельство о регистрации ПИ № 77-1488
от 14.01.2000

УЧРЕДИТЕЛИ:

ЗАО «Инструментальные системы»
ФГУП «НИИ радио»

В НОМЕРЕ:

- В.К. Злобин, В.В. Еремеев, А.Э. Москвитин*
**Методы и технологии комплексирования
спектральной видеоинформации от систем
дистанционного зондирования земли3**
- Б.А. Алпатов, А.А. Катаев*
**Обнаружение движущегося объекта в
последовательности изображений при наличии
ограничений на площадь и скорость движения
объекта11**
- Ю.С. Бехтин*
**Поиск оптимального распределения бит при
сжатии данных зашумленных изображений на
основе вейвлет-преобразования17**
- С.Н. Кириллов, С.В. Зорин, С.А. Бахурин, С.С. Хахулин*
**Алгоритмы цифровой обработки сигналов на
основе вейвлетных разложений в
радиотехнических устройствах25**
- Ю.Н. Паршин, С.И. Гусев*
**Обнаружение дискретных сигналов в
радиосистемах с оптимальной пространственной
структурой34**
- В.В. Витязев, Г.Н. Колодько, С.В. Витязев*
**Селекция наземных движущихся целей на основе
многоскоростной адаптивной обработки
траекторного сигнала41**
- В.И. Кошелев*
**Доплеровские процессоры первичной обработки
радиолокационных сигналов (часть 1)51**
- В.И. Кошелев, Ву Туан Ань*
**Оптимизация и анализ характеристик
многоканального режекторного фильтра54**

Подписной индекс по каталогу
ОАО «Роспечать» – **82185**

РЯЗАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ РАДИОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ встречает свое 55-летие, динамично развиваясь. Только за последние 5 лет ему присвоен статус университета, открыт филиал вуза в г. Сасово Рязанской области, в нем не только сохранена военная кафедра, но организуется еще и учебно-военный центр для подготовки офицеров к прохождению военной службы по контракту. Начата подготовка инженеров по 9 новым специальностям, бакалавров по 16 направлениям, магистров по 12 направлениям. Организованы новые научные подразделения: НИИ «Фотон», региональный Центр зондовой микроскопии, Центр силовой электроники, НИЛ автономных информационно-управляющих систем, НЦ исследования устойчивости экономических систем и др.

Обучающийся в РГРТУ может реализовать на бюджетной или коммерческой основе, с отрывом или без отрыва от производства различные образовательные траектории. Он может стать инженером, бакалавром, магистром, кандидатом или доктором наук, офицером запаса или офицером-контрактником, практически одновременно обучаться на бакалавра и специалиста или по двум специальностям. В университете можно пройти переподготовку или повысить квалификацию по Президентской программе со стажировкой за рубежом, государственному и муниципальному управлению, получить квалификацию переводчика в сфере профессиональной коммуникации, другие образовательные услуги.

Мы стремимся к тому, чтобы наши выпускники обладали навыками практической и творческой деятельности в избранной профессии, для чего всячески поддерживаем взаимодействие образовательных, научно-исследовательских и производственных структур. Широко внедряем в образовательный процесс новые информационные технологии, систему обеспечения качества подготовки специалистов. РГРТУ – дипломант конкурса Минобрнауки РФ 2006 года «Системы обеспечения качества подготовки специалистов».

Мы гордимся своей историей, поддерживаем приверженность корпоративным ценностям. Девиз университета, начертанный на его гербе, - «Всегда вперед», и это обязывает нас постоянно заботиться о развитии вуза.

Ректор РГРТУ, профессор,
Заслуженный деятель
науки и техники РФ

В.К. ЗЛОБИН



Уважаемые коллеги, дорогие читатели !

В очередном выпуске нашего журнала мы знакомим вас с основными направлениями научных работ ученых Рязанского государственного радиотехнического университета в области цифровой обработки сигналов и изображений. Как видно, даже по названиям представленных работ, - это широчайший спектр разработок и исследований, охватывающих такие прикладные области, как дистанционное зондирование земли, видеокомпьютерные технологии, радиотехнические и телекоммуникационные системы.

В основе новых технических решений лежит глубокая теоретическая проработка целого ряда фундаментальных проблем в области информационных технологий реального времени: фильтрация, комплексирование и сжатие изображений, обнаружение движущихся объектов в последовательности изображений, вейвлетные разложения сигналов, в том числе на основе искусственных нейронных сетей, синтез пространственной структуры радиосистем, многоскоростная адаптивная обработка сигналов и доплеровская фильтрация. И это только то, что частично представлено в настоящем юбилейном выпуске журнала. Ограничен

ные возможности одного номера журнала, к сожалению, не позволили отразить результаты других проводимых в РГРТУ исследований, например, в области ближней радиолокации, многопорогового и пространственно-временного кодирования, сжатия речи и аудиоданных, адаптивной и нелинейной фильтрации, оптимального проектирования DSP-систем на сигнальных процессорах, с которыми читатели журнала могли познакомиться в предыдущих выпусках.

Пользуясь случаем, хотелось бы отметить большой вклад ученых РГРТУ в организацию и проведение международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA», которая в будущем году будет 10-й, юбилейной! По количеству представляемых научных докладов РГРТУ всегда входит в тройку лидеров, а активное участие в конференции молодежи неоднократно поощрялось дипломами за лучший научный доклад (аспиранты: Бабаян П.В., Линович А.Ю., Гусинская Е.И., Дмитриева Т.А. и др.).

В год 55-летнего юбилея желаем преподавателям, сотрудникам и всему коллективу Рязанского государственного радиотехнического университета дальнейших творческих успехов в научных достижениях, подготовке высококвалифицированных кадров, успешном решении всех проблем на пути реорганизации системы высшего образования.

Главный редактор,
Член-корреспондент РАН

Ю.Б. ЗУБАРЕВ

УДК 004.932

МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ СПЕКТРОЗОНАЛЬНОЙ ВИДЕОИНФОРМАЦИИ ОТ СИСТЕМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ

В.К. Злобин, В.В. Еремеев, А.Э. Москвитин

Введение

Современные системы дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) широко используют метод одновременной съемки земной поверхности в нескольких спектральных диапазонах. Это достигается обычно путем использования набора линеек приборов с зарядовой связью (ПЗС-линеек) в специальных конструкциях сканирующих устройств. ПЗС-линейки располагаются в фокальной плоскости датчика в поперечном направлении относительно направления полета спутника. Формирование изображения каждой ПЗС-линейкой в строчном направлении осуществляется за счет ее периодического опроса, а в кадровом направлении – за счет равномерного движения спутника. В настоящей работе рассматриваются решения ряда типовых задач комплексирования разноспектральной видеоинформации, которые направлены на повышение полосы обзора, разрешающей способности и дешифрируемости материалов космической съемки.

1-я задача. С целью многократного повышения полосы обзора сканирующих устройств в фокальной плоскости в строчном направлении с небольшим перекрытием устанавливаются ПЗС-линейки, число которых может достигать нескольких десятков (рис. 1, а). Ставится задача осуществить прецизионное геометрическое и яркостное совмещение фрагментов изображений, формируемых различными ПЗС-линейками, с учетом их взаимного расположения и степени перекрытия полей зрения. По существу, задача сводится к получению математической модели виртуального датчика, имеющего одну линейку с многократно увеличенной полосой обзора.

2-я задача. В другой конструкции сканирующих устройств ПЗС-линейки располагаются друг за другом в кадровом направлении и с субпиксельным смещением в строчном направлении (рис. 1, б). В результате земная поверхность сканируется в более частой решетке пространственной дискретизации и тем самым обеспечивается повышение разрешающей способности съемки. Ставится задача формирования изображения в более частой решетке пространственной дискретизации путем объединения видеоданных от нескольких субпиксельно

Предлагаются несколько подходов к построению технологий комплексирования спектральнональных изображений земной поверхности, позволяющих повысить разрешающую способность, полосу обзора и дешифрируемость материалов космической съемки. Рассматриваются методы решения типовых задач комплексирования разноспектральной информации, которые остро ставят практика дистанционного зондирования Земли.

смещенных ПЗС-линеек (см. рис. 1, б). Здесь необходимо построить математическую модель виртуального датчика, который имеет полосу обзора одной ПЗС-линейки с многократно увеличенным числом фотоприемников.

3-я задача. Повышение разрешающей способности космической съемки, как правило, сопровождается сужением полосы обзора. Чтобы создать детальную космическую карту на заданный регион, необходимо получить серию разновременных перекрывающихся снимков, сформированных на различных витках полета спутника. Поэтому практически востребована задача прецизионного геометрического и яркостного совмещения серии перекрывающихся разновременных изображений. В отличие от 1-й задачи здесь речь идет о совмещении изображений, полученных с различной степенью перекрытия, при различных параметрах орбиты, углах ориентации спутника и условиях наблюдения (освещенности, погодных условий и т.п.).

4-я задача. При спектральнональной съемке в различных спектральных диапазонах формируется серия изображений, на которых одноименные объекты сцены отображаются совершенно по-разному. Стоит задача комплексирования нескольких изображений, одновременно полученных датчиком в различных спектральных диапазонах, с целью формирования нового изображения, в котором с высокой четкостью объединяются все объекты, присутствующие на исходных спектральнональных снимках. В данном случае не требуется создания нового более совершенного сканирующего устройства, а повышение качества отображения объектов наблюдаемой сцены достигается за счет специальной математической обработки разноспектральной информации и ее объединения.

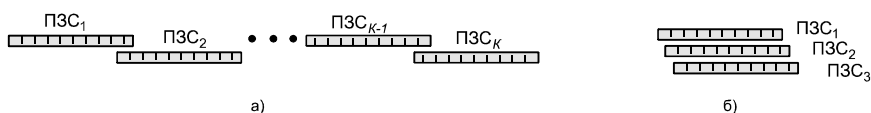


Рис. 1. Два способа размещения ПЗС-линеек в фокальной плоскости датчика



5-я задача. С целью повышения разрешающей способности съемки и получения информации о спектральном составе излучения от наблюдаемых объектов во многих системах ДЗЗ используется режим одновременной панхроматической и спектрально-разрешенной съемки. При этом панхроматические снимки обладают многократно лучшим разрешением, чем спектрально-разрешенные. В данном случае важной задачей является формирование спектрально-разрешенного изображения высокого пространственного разрешения путем совместной обработки панхроматического (черно-белого) снимка высокого разрешения и спектрально-разрешенных снимков той же сцены, но полученных с многократно худшим разрешением.

Ниже рассматриваются методы и технологии решения этих задач.

Комплексирование синхронно формируемых перекрывающихся изображений

Опишем изображения, формируемые в режиме синхронной съемки, в виде функций изменения яркости

$$B_k(m_k, n_k), k = \overline{1, K}, m_k = \overline{1, M}, n_k = \overline{1, N},$$

где k - номер изображения, K - число ПЗС-линейек. Эти изображения регистрируются в различных системах координат (m_k, n_k) и имеют небольшие перекрытия по координатам m_k , а ряды четных и нечетных ПЗС-линейек смещены в кадровом направлении. Необходимо на основе объединения $B_k(m_k, n_k), k = \overline{1, K}$, сформировать в заданной картографической проекции изображение $D(x, y), x = \overline{1, X}, y = \overline{1, Y}$, соответствующее случаю съемки некоторым виртуальным датчиком с многократно расширенной полосой обзора. Из-за неточности измерения параметров юстировки датчиков и смещения их полей зрения в общих областях имеются взаимные нелинейные геометрические искажения. Поэтому для получения общего изображения, охватывающего суммарную область наблюдения всех датчиков, необходимо устранить общие и относительные геометрические искажения, присущие сканерной съемке. Возможно несколько вариантов нахождения функций геометрического соответствия совмещаемых изображений на основе определения координат одноименных точек (ОИТ) в областях перекрытия. В работе [1] показано, что наилучший результат достигается, когда на основе ОИТ уточняются параметры взаимного расположения ПЗС-линейек, которые остаются неизменными как для области перекрытия, так и для всего изображения. Эти параметры выступают в качестве входных данных для функций геометрического совмещения. Поэтому такой подход позволяет не только повысить точность совмещения, но и объединить процедуры геометрического комплексирования изображений и их преобразования в единую картографическую проекцию.

Пусть: $t = S_t(m, n)$ - функция опроса ПЗС-линейек; $\mathbf{r} = \mathbf{S}_r(t)$ - функция сканирования точки (вектор, соединяющий спутник со сканируемой точкой); $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{S}_\eta(t)$ - закон движения спутника, описывающий изменение положения вектора, соединяющего центр Земли со спутником; $\mathbf{R} = \mathbf{S}_R(\mathbf{r}, \boldsymbol{\eta})$ - функция изменения вектора, соединяющего центр Земли со сканируемой точкой; $\lambda = S_\lambda(\mathbf{R}), \varphi = S_\varphi(\mathbf{R})$ - функции преобразования коор-

динат сканируемой точки в геодезические координаты λ, φ (широта и долгота); $x = S_x(\lambda, \varphi), y = S_y(\lambda, \varphi)$ - функции преобразования геодезических координат в картографические x, y . В этом случае процесс преобразования $(m_k, n_k) \rightarrow (\lambda, \varphi)$ можно описать парой функций F_λ, F_φ :

$$\begin{aligned} \lambda &= F_\lambda(m_k, n_k; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k), \\ \varphi &= F_\varphi(m_k, n_k; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k), \quad k = \overline{1, K}, \end{aligned} \quad (1)$$

где $\boldsymbol{\psi}_k = (\alpha_{yk}, \omega_{yk}, \chi_{yk})$ - вектор установочных углов k -й ПЗС-линейки;

$\boldsymbol{\theta}_k = (\alpha_k, \omega_k, \chi_k)$ - вектор углов ориентации спутника. Поскольку ОИТ формируются двумя ПЗС-линейками в разное время (с интервалом Δt_k), то в общем случае $\boldsymbol{\theta}_k \neq \boldsymbol{\theta}_{k+1}$.

Аналогично выражениям (1) можно определить функции преобразования изображений $B_k(m_k, n_k), k = \overline{1, K}$, в единую картографическую систему координат:

$$\begin{aligned} x &= F(m_k, n_k; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k), \\ y &= G(m_k, n_k; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k), \quad k = \overline{1, K}. \end{aligned} \quad (2)$$

В процессе геометрического трансформирования элементы совмещаемых изображений $B_k(m_k, n_k)$ и $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ проектируются в плоскость xOy в виде двух объединяющихся множеств D_k и D_{k+1} , элементы которых составляют часть суммарного изображения $D(x, y)$:

$$D(x, y) = \begin{cases} B_k[f_k(x, y), g_k(x, y)], (x, y) \in D_k; \\ B_{k+1}[f_{k+1}(x, y), g_{k+1}(x, y)], (x, y) \in D_{k+1}, (x, y) \notin D_k, \end{cases}$$

где $f_k(x, y) = m_k, g_k(x, y) = n_k$ - функции обратного координатного соответствия $(x, y) \rightarrow (m_k, n_k), v \in \{k, k+1\}$. Эти функции, также как и прямые (2), отличаются только входными данными:

$$m_k = f(x, y; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k), \quad n_k = g(x, y; \boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k)$$

для любого $k \in \{1, 2, 3, \dots, K\}$.

Примем изображение $B_k(m_k, n_k)$ в качестве базового, а $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ - в качестве присоединяемого (корректируемого). Тогда для отображения $B_k(m_k, n_k)$ и $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ в плоскость формируемого суммарного изображения $D(x, y)$ необходимо определить соответствие между координатами (m_k, n_k) и (m_{k+1}, n_{k+1}) одноименных точек в виде некоторых функций F_m, F_n :

$$m_{k+1} = F_m(m_k, n_k), \quad n_{k+1} = F_n(m_k, n_k). \quad (3)$$

Это соответствие может быть установлено на основе (1) по схеме

$$(m_k, n_k) \xrightarrow{F_\varphi, F_\lambda} (\varphi, \lambda) \xrightarrow{F_\varphi^{-1}, F_\lambda^{-1}} (m_{k+1}, n_{k+1}),$$

где F_φ, F_λ в качестве аргументов используют $\boldsymbol{\psi}_k, \boldsymbol{\theta}_k$, а входными параметрами для обратных функций $F_\varphi^{-1}, F_\lambda^{-1}$ служат $\boldsymbol{\psi}_{k+1}, \boldsymbol{\theta}_{k+1}$. При этом в общем случае $\boldsymbol{\psi}_k \neq \boldsymbol{\psi}_{k+1}, \boldsymbol{\theta}_k \neq \boldsymbol{\theta}_{k+1}$. Определив для заданной точки (m_k, n_k) ее геодезические координаты (λ, φ) , положение одноименной точки (m_{k+1}, n_{k+1}) можно найти путем итерационного решения системы уравнений:

$$\begin{cases} \varphi = F_{\varphi} (m_{k+1}^{(v)}, n_{k+1}^{(v)}) + F'_{\varphi m} \Delta m_{k+1}^{(v+1)} + F'_{\varphi n} \Delta n_{k+1}^{(v+1)}, \\ \lambda = F_{\lambda} (m_{k+1}^{(v)}, n_{k+1}^{(v)}) + F'_{\lambda m} \Delta m_{k+1}^{(v+1)} + F'_{\lambda n} \Delta n_{k+1}^{(v+1)}, \end{cases} \quad (4)$$

где v - номер шага итерационного процесса; $F'_{\varphi m}$, $F'_{\varphi n}$, $F'_{\lambda m}$, $F'_{\lambda n}$ - производные по m и n в точке $(m_{k+1}^{(v)}, n_{k+1}^{(v)})$; $\Delta m_{k+1}^{(v+1)}$, $\Delta n_{k+1}^{(v+1)}$ - поправки на v -м шаге к искомым координатам

$$m_{k+1} = m_{k+1}^{(v)} + \Delta m_{k+1}^{(v+1)}, \quad n_{k+1} = n_{k+1}^{(v)} + \Delta n_{k+1}^{(v+1)}.$$

Центральным вопросом при комплексировании данных синхронной съемки является уточнение ψ_k и θ_k на основе множества

$$O_k = \{(m_{kj}, n_{kj}), (m_{k+1,j}, n_{k+1,j}); j = \overline{1, J}\}.$$

Зная закон опроса датчика и множество O_k , $k = 1, K-1$, не трудно получить временной интервал O_{k2} между съемкой j -й точки, после чего найти функцию $F_d = (F_{dx}, F_{dy}, F_{dz})$ для пересчета элементов множества O_k в орбитальную динамическую систему координат (ОДСК) $X_d Y_d Z_d$:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{kj}(t) &= (X_{dkj}, Y_{dkj}, Z_{dkj}) = F_d(m_{kj}, n_{kj}; \eta, \theta_k, \psi_k), \\ \mathbf{R}_{k+1,j}(t + \Delta t_{kj}) &= (X_{d,k+1,j}, Y_{d,k+1,j}, Z_{d,k+1,j}) = \\ &= F_d(m_{k+1,j}, n_{k+1,j}; \eta, \theta_{k+1}, \psi_{k+1}, \Delta t_{kj}). \end{aligned}$$

После этого получим

$$\Delta \mathbf{R}_{ij} = (\Delta X_{dkj}, \Delta Y_{dkj}, \Delta Z_{dkj}) = \mathbf{R}_{kj}(t) - \mathbf{R}_{k+1,j}(t + \Delta t_{kj}). \quad (5)$$

Далее будем считать, что не изменяющиеся компоненты вектора ψ_k входят в θ_k в виде постоянных составляющих. Определим для произвольной пары изображений $B_k(m_k, n_k)$, $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ вектор поправок $\Delta \theta = (\Delta \alpha, \Delta \omega, \Delta \chi)$, где для простоты индекс k опущен. С учетом малости компонент вектора $\Delta \theta$ составим для каждой j -й пары одноименных точек систему уравнений

$$\begin{cases} \Delta X_{dj} = \frac{\partial F_{dx}(\Delta \theta)}{\partial \alpha} \Delta \alpha_{vн} + \frac{\partial F_{dx}(\Delta \theta)}{\partial \omega} \Delta \omega_{vн} + \frac{\partial F_{dx}(\Delta \theta)}{\partial \chi} \Delta \chi_{vн}, \\ \Delta Y_{dj} = \frac{\partial F_{dy}(\Delta \theta)}{\partial \alpha} \Delta \alpha_{vн} + \frac{\partial F_{dy}(\Delta \theta)}{\partial \omega} \Delta \omega_{vн} + \frac{\partial F_{dy}(\Delta \theta)}{\partial \chi} \Delta \chi_{vн}, \\ \Delta Z_{dj} = \frac{\partial F_{dz}(\Delta \theta)}{\partial \alpha} \Delta \alpha_{vн} + \frac{\partial F_{dz}(\Delta \theta)}{\partial \omega} \Delta \omega_{vн} + \frac{\partial F_{dz}(\Delta \theta)}{\partial \chi} \Delta \chi_{vн}, \end{cases} \quad (6)$$

где $\Delta \theta_v = (\Delta \alpha_v, \Delta \omega_v, \Delta \chi_v)$ - вектор поправок, найденных на v -й итерации.

Полученная система уравнений является слабо обусловленной относительно зависимости ΔZ_{dj} от $\Delta \theta$. Поэтому для нахождения $\Delta \theta$ поступим следующим образом. Найдем вначале поправку $\Delta \chi_v$, учитывая тот факт, что ОИТ в перекрывающейся части разнесены на значительные расстояния вдоль оси X_d и соответствующей оси исходного изображения n_k ; напротив, вдоль оси Y_d (и соответствующей ей оси m_k) координаты ОИТ изменяются незначительно. Поэтому относительный разворот столбцов изображений $B_k(m_k, n_k)$, $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ проявляется при сопоставлении пар одноименных точек, значительно

отличающихся по координате X_d . С учетом этого замечания разобьем множество одноименных точек O_k на два подмножества

$$O_{k1} = \{(m_{kj}, n_{kj}), (m_{k+1,j}, n_{k+1,j}); j = \overline{1, J_1}\},$$

$$O_{k2} = \{(m_{kj'}, n_{kj'}), (m_{k+1,j'}, n_{k+1,j'}); j' = \overline{1, J_2}\},$$

включив в O_{k1} и O_{k2} ОИТ, расположенные соответственно в верхней и нижней частях перекрывающейся области. Выполнив пересчет элементов подмножеств O_{k1} и O_{k2} в ОДСК, получим новые подмножества

$$O_{k1}^* = \{(Y_{dkj}, X_{dkj}), (Y_{d,k+1,j}, X_{d,k+1,j}); j = \overline{1, J_1}\},$$

$$O_{k2}^* = \{(Y_{dkj'}, X_{dkj'}), (Y_{d,k+1,j'}, X_{d,k+1,j'}); j' = \overline{1, J_2}\},$$

на основе которых найдем

$$\Delta \chi_{jj'} = \arctg \frac{a_{kj} - a_{k+1,j}}{1 + a_{kj} a_{k+1,j}}, \quad (7)$$

$$\text{где } a_{kj} = \frac{Y_{dkj} - Y_{dkj'}}{X_{dkj} - X_{dkj'}},$$

$$a_{k+1,j} = \frac{Y_{d,k+1,j} - Y_{d,k+1,j'}}{X_{d,k+1,j} - X_{d,k+1,j'}}.$$

Искомую поправку к углу поворота $\Delta \chi$ найдем в результате осреднения $\Delta \chi_{jj'}$ по множеству одноименных точек с номерами j и j' . Подставим $\Delta \chi$ в первые два уравнения системы (6), определим $\Delta \alpha_j$ и $\Delta \omega_j$, и в результате осреднения получим $\Delta \alpha$ и $\Delta \omega$.

Передаточные характеристики ПЗС-линеек могут значительно отличаться, что проявляется в изменении средней яркости на границах совмещения. Рассмотрим процедуру яркостного выравнивания совмещаемых изображений. Если изображение $B_k(m_k, n_k)$ принять за базовое, а $B_{k+1}(m_{k+1}, n_{k+1})$ - за корректируемое, то после описания процесса их геометрического объединения в виде развернутых выражений (2) можно определить область перекрытия P_i , которая включает множество одноименных точек $Q_k = \{b_k(m, n), b_{k+1}(m, n); (m, n) \in P_k\}$, зафиксированных в единой системе координат. Поскольку при сопоставлении яркостей $b_k(m, n)$ и $b_{k+1}(m, n)$ значения координат (m, n) не играют никакой роли, то пронумеруем одноименные точки в области перекрытия некоторым индексом $j = \overline{1, J}$:

$$Q_k = \{b_{kj}, b_{k+1,j}; j = \overline{1, J}\}, \quad k = \overline{1, K-1}.$$

Яркостное выравнивание изображений можно выполнить по критерию совпадения эмпирических функций распределения [2]. Пусть $F_k(b_k)$, $k = \overline{1, K}$, - функции распределения, построенные по видеоданным перекрывающихся частей, т.е. по множествам Q_k , $k = \overline{1, K}$. Тогда функция приведения яркости $(k+1)$ -го изображения к k -у определяется из условия

$$F_{k+1}(b_{k+1}) = F_{k1}(b_{k+1}^*)$$

$$\text{как } b_{k+1}^* = F_k^{-1}(F_{k+1}(b_{k+1})) = \varphi_{k+1,k}(b_{k+1}).$$

Нетрудно понять, что процесс последовательного фотометрического выравнивания, начиная со второго и до k -го изображения, описывается функциональным преобразованием вида

$$b_k^* = \varphi_{21}(\varphi_{32}(\dots \varphi_{k,k-1}(b_k)\dots)), \quad k = \overline{2, K}. \quad (8)$$

Комплексирование изображений от субпиксельно смещенных ПЗС-линеек

Технология комплексирования субпиксельно смещенных изображений основана на строгом аналитическом описании этого процесса. Для простоты понимания ограничимся вначале наиболее простым случаем комплексирования данных от двух ПЗС-линеек, смещенных относительно друг друга на 0.5 шага дискретизации и имеющих по M элементов (рис. 2).

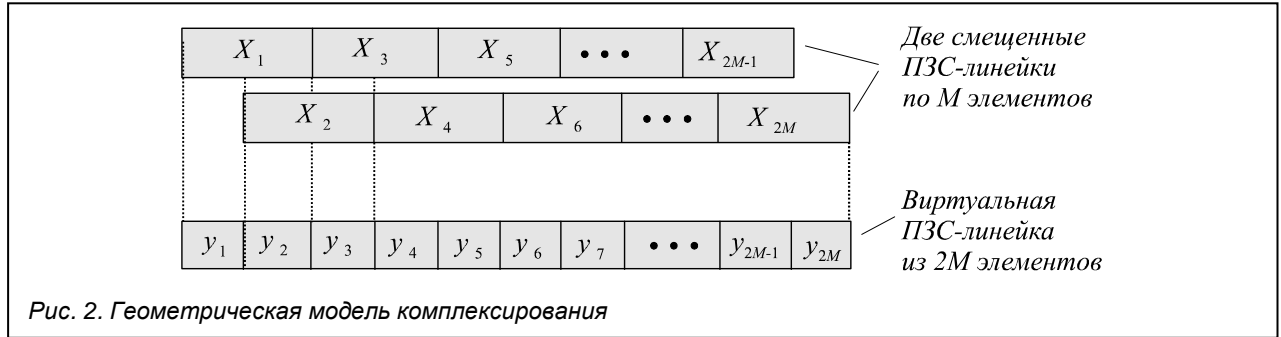


Рис. 2. Геометрическая модель комплексирования

На приведенном рисунке: $X_1, X_2, X_3, \dots, X_{2M}$ - отсчеты яркости двух строк изображения, полученных от двух смещенных ПЗС-линеек: $X_1, X_3, X_5, X_7, \dots, X_{2M-1}$ - отсчеты от 1-й линейки; $X_2, X_4, X_6, X_8, \dots, X_{2M}$ - отсчеты от 2-й линейки; $y_1, y_2, y_3, \dots, y_{2M}$ - отсчеты яркости строки изображения, полученной от одной виртуальной ПЗС-линейки с двойным числом элементов. Из рис. 2 следует, что отсчеты X_m и y_m , $m = \overline{1, 2M}$, связаны между собой как

$$y_1 = X_1, \quad y_m = 2 \sum_{i=0}^{m-3} (-1)^i X_{m-1-i} + (-1)^m X_1, \quad m = \overline{2, 2M}. \quad (9)$$

Неопределенность по поводу выбора значения начального элемента легко снимается. Действительно, пусть в качестве значения начального элемента принято $\hat{y}_1 = y_1 + \xi_1$, где ξ_1 - ошибка в выборе значения яркости этого элемента. Из (9) следует, что ошибка передается по абсолютной величине в каждый член последовательности y_m , $m = \overline{1, 2M}$, с чередованием знака. Поэтому ее можно практически полностью устранить, сформировав скорректированную последовательность

$$y'_m = \hat{y}_m + (-1)^m (\bar{b}_H - \bar{b}_Ч), \quad m = \overline{1, 2M}, \quad (10)$$

$$\text{где } \bar{b}_Ч = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_{2i}, \quad \bar{b}_H = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M y_{2i-1}.$$

Обобщая рассмотренную модель комплексирования на случай K линеек, имеющих взаимные смещения $1/K$, по аналогии с (9) и (10) получим:

$$y_m = X_1, \quad m = \overline{1, K};$$

$$y_m = K \sum_{i=0}^{Z_m-1} (X_{m+1-K(1+i)} - X_{m-K(1+i)}) + X_1, \quad (11)$$

$$m = \overline{K+1, 2M},$$

где $Z_m = \text{ent}((m-1)/K)$;

$$y'_m = y_m + \bar{b} - h_m, \quad m = \overline{1, 2M}, \quad (12)$$

где \bar{b} - среднее значение яркости всей строки, h_m - среднее значение яркости, рассчитанное по множеству отсчетов y_i , для которых $i/K - Z_i = m/K - Z_m$, т.е. для $i = m + K(Z_i - Z_m)$. В данном случае имеется потенциальная возможность повышения разрешающей способности в K раз.

Выполним учет процесса квантования. В полученных выше формулах полагается, что X_m , $m = \overline{1, 2M}$,

не имеют ошибок измерения. На практике для обработки доступны лишь оцифрованные (квантованные) значения X_m , которые по отношению к истинным значениям содержат ошибку квантования ξ_m . С учетом этих ошибок

$$y_m = X_1 + \xi_1, \quad m = \overline{1, K};$$

$$y_m = K \sum_{i=0}^{Z_m-1} (X_{m+1-K(1+i)} - X_{m-K(1+i)}) + X_1 + K \sum_{i=0}^{Z_m-1} (\xi_{m+1-K(1+i)} - \xi_{m-K(1+i)}) + \xi_1, \quad m = \overline{K+1, 2M}.$$

Рассмотрим алгоритм коррекции ошибок ξ_k на примере двух ПЗС-линеек ($K = 2$). На первом этапе с учетом периодического характера этих ошибок определяются два полинома: один полином (P_H) - по нечетным фотоприемным элементам; второй ($P_Ч$) - по четным элементам. Для каждого m -го элемента полиномы строятся по точкам, принадлежащим некоторой апертуре, симметричной относительно m -го элемента, и для этого элемента вычисляются значения полиномов:

$$y'_m = y_m + (-1)^m 0.5 (P_H - P_Ч), \quad m = \overline{1, 2M}. \quad (13)$$

На втором этапе определяется параметр $\alpha = X_m - 0.5(y'_m + y'_{m+1})$, при котором обеспечивается $y_m + y_{m+1} = X_m$. После этого формируется корректирующая последовательность:

$$y''_m = y'_m + \alpha, \quad y''_{m+1} = y'_{m+1} + \alpha, \quad m = 1, 3, 5, \dots \quad (14)$$

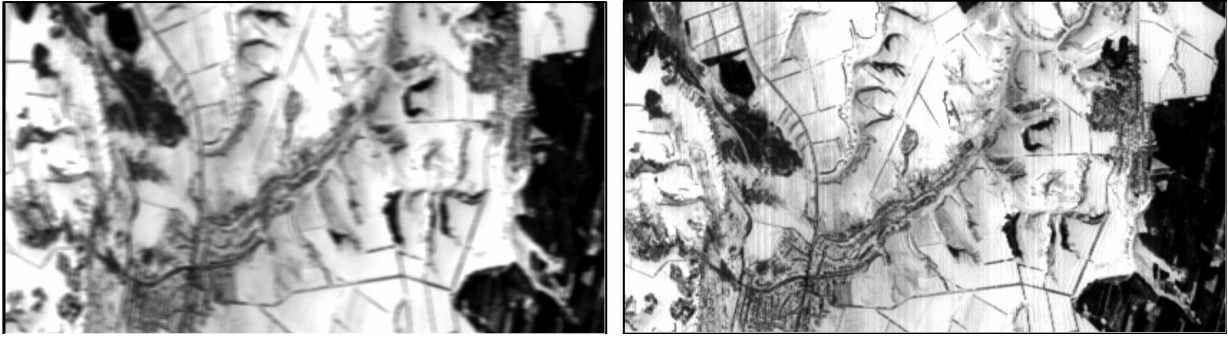


Рис. 3. Исходное изображение от одной из ПЗС-линейки (левый снимок) и результат комплексирования

При идеально выполненной компенсации ошибок квантования погрешность нахождения элементов скомплексированного изображения определяется ошибкой квантования, увеличенной в K раз.

На рис. 3 приведен пример комплексирования изображений от двух субпиксельно смещенных ПЗС-линейк по данным спутника «Ресурс-О1».

Комплексирование разновременных изображений

В данном случае по сравнению с режимом синхронной съемки имеют место существенные различия между совмещаемыми изображениями, которые обусловлены изменением параметров орбиты и углов ориентации спутника, свойств подстилающей поверхности, условий освещенности и др. Компонентами вектора θ уже являются не только углы ориентации спутника, но и параметры его орбиты. Кроме этого разновременные изображения характеризуются существенным различием зон перекрытия. Хотя, в принципе, геометрическое совмещение разновременных изображений описывается теми же моделями (1)-(7).

Что касается яркостного выравнивания разновременных изображений, то оно существенно усложняется. Это связано с различными условиями формирования снимков, а также отличием их перекрывающихся частей по содержанию, что проявляется в присутствии на одном из снимков объектов, не содержащихся на другом.

Рассмотрим алгоритм яркостного выравнивания разновременных изображений, позволяющий решить эту задачу при достаточно высоком уровне (до 20% и выше) содержательных различий в зоне перекрытия [3,4]. В основу алгоритма положены два соображения. Во-первых, содержательные различия проявляются в резком изменении гистограмм сопоставляемых изображений в достаточно локальной области на яркостной оси. В отличие от этого, искомые функциональные яркостные различия проявляются в плавном изменении формы гистограмм во всем яркостном диапазоне. Во-вторых, при корреляционно-экстремальном сопоставлении гистограмм, полученных по данным перекрывающихся областей, содержательные отличия практически не влияют на положение точки максимума взаимно-корреляционной функции, если их доля меньше общего объема видеоданных.

Пусть b_i и b_{i+1} - случайные величины, характеризующие изменение яркостей одноименных точек совмещаемых изображений. Представим b_{i+1} в виде

суммы полезного сигнала b_{i+1} и помехи s , соответствующей содержательным отличиям присоединяемого изображения по отношению к базовому: $b_{i+1} = b_i + s$. Будем считать, что случайные величины b_i, b_{i+1}, b_{i+1}, s характеризуются плотностями распределения вероятности $w_i(b), w_{i+1}(b), w_{i+1}(b), w_s(b)$. В этом случае

$$w_{i+1}(b) = (1-\eta) w_{i+1}(b) + \eta w_s(b), \quad (15)$$

где η - доля содержательных различий.

Если $\mathbf{a} = (a_0, a_1, a_2, \dots)$ - вектор параметров искомой функции Φ , то

$$w_i(b) = \frac{d\varphi^{-1}(b, \mathbf{a})}{db} w_{i+1}[\varphi^{-1}(b, \mathbf{a})]. \quad (16)$$

Для определения Φ вначале путем интегрирования правой и левой частей равенства (16) получим выражение для функции распределения случайной величины b_i :

$$F_i(b) = \int_0^b w_i(z) dz = \int_0^b w_{i+1}[\varphi^{-1}(z, \mathbf{a})] \frac{d\varphi^{-1}(z, \mathbf{a})}{dz} dz. \quad (17)$$

Затем, вводя обозначение $\tau = \varphi^{-1}(z, \mathbf{a})$, преобразуем (17) к виду

$$F_i(b) = \int_0^b w_{i+1}(\tau) d\tau = F_{i+1}(b),$$

где $F_{i+1}(b)$ - функция распределения случайной величины b_{i+1} . Отсюда следует выражение для оценки компонент вектора \mathbf{a} :

$$\varphi(b, \mathbf{a}) = F_i^{-1}[F_{i+1}(b)]. \quad (18)$$

Для анализа доступна аддитивная смесь неискаженного сигнала b_{i+1} и помехи s , в то время как для оценки компонент вектора \mathbf{a} по формуле (18) необходимо определить функцию распределения не зашумленного сигнала b_{i+1} . Для разрешения этой трудности используются два подхода: корреляционное совмещение функций $w_i(b)$ и $w_{i+1}(b)$ и процедура «очистки» функции $w_{i+1}(b)$ от помеховой компоненты $w_s(b)$.

Выполним преобразование гистограммы $w_{i+1}(b)$:

$$w_y(b, \mathbf{z}) = \frac{d\varphi^{-1}(b, \mathbf{z})}{db} w_{i+1}[\varphi^{-1}(b, \mathbf{z})] \quad (19)$$

т.е. получим новую гистограмму $w_y(b, \mathbf{z})$, соответствующую случайной величине $y(\mathbf{z}) = \varphi(b_{i+1}, \mathbf{z})$, где $\mathbf{z} = (z_0, z_1, z_2, \dots)$ - вектор параметров, такой что $y = b_i$ при $\mathbf{z} = \mathbf{a}$. После этого найдем искомую оценку

вектора параметров функции фотометрического преобразования как

$$\mathbf{a} = \arg \max_{\mathbf{z}} \rho_{iy}(\mathbf{z}), \quad (20)$$

где $\rho_{iy}(\mathbf{z})$ – корреляционный коэффициент, найденный по гистограммам $w_i(b)$ и $w_y(b)$.

Далее используется итерационная процедура "очистки" функции $w_{i+1}(b)$ от помеховой компоненты $w_s(b)$. На первой итерации путем корреляционного сопоставления гистограмм $w_i(b)$ и $w_{i+1}(b)$ производится начальная оценка компонент вектора \mathbf{a} , на основе чего определяется начальное приближение функции $w_s(b)$. Далее с использованием формулы (15) выполняется оценка гистограммы полезного сигнала $w_{i+1}(b)$, на основе которой уточняется вектор параметров \mathbf{a} , и так до тех пор, пока η не достигнет достаточно малой величины. Использование вместо интегральных оценок $w_i(b)$ и $w_{i+1}(b)$ их дискретных представлений не меняет общий ход представленных рассуждений.

Комплексирование спектрозональных изображений

Пусть в результате синхронной съемки в различных спектральных диапазонах для одной и той же сцены получены спектрозональные изображения $B_k, k = 1, K$. Задача их комплексирования состоит в получении некоего нового изображения, в котором с повышенной четкостью представлены все объекты наблюдаемой сцены. Эта задача имеет две характерные особенности. Во-первых, снимки, полученные в различных спектральных диапазонах, могут значительно отличаться по статистическим и яркостным характеристикам и информативности. Во-вторых, многие объекты, наблюдаемые в одном спектральном диапазоне, имеют инверсные яркостные характеристики по отношению к одноименным объектам, наблюдаемым в других диапазонах. Рассмотрим два подхода к комплексированию спектрозональных изображений.

Первый подход [5] основан на анализе низко- и высокочастотных компонент изображений. После проведения предварительной обработки (выравнивание средних яркостей и СКО) низкочастотные составляющие спектрозональных изображений мало отличаются друг от друга. Основные различия изображений заключены в их высокочастотных компонентах, в которых содержится информация о контурах и границах объектов наблюдаемой сцены.

Рассмотрим случай комплексирования трех спектрозональных изображений B_1, B_2, B_3 . Представим их в виде сумм низко- и высокочастотных компонент:

$$B_1 = B_{1H} + B_{1B}, B_2 = B_{2H} + B_{2B}, B_3 = B_{3H} + B_{3B}.$$

Низкочастотные составляющие B_{1H}, B_{2H}, B_{3H} комплексировуются путем взвешенного суммирования:

$$D_H(m, n) = \alpha_1 B_{1H}(m, n) + \alpha_2 B_{2H}(m, n) + \alpha_3 B_{3H}(m, n), \quad (21)$$

где $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ – коэффициенты, определяющие уникальность пикселей исходных изображений. Эти коэффициенты вычисляются для каждого элемента изображения D_H как

$$\alpha_1 = \frac{\Delta_{12} + \Delta_{13}}{\Delta_{12} + \Delta_{13} + \Delta_{23}}, \quad \alpha_2 = \frac{\Delta_{12} + \Delta_{23}}{\Delta_{12} + \Delta_{23} + \Delta_{13}}, \quad (22)$$

$$\alpha_3 = \frac{\Delta_{13} + \Delta_{23}}{\Delta_{12} + \Delta_{23} + \Delta_{13}},$$

$$\Delta_{12} = |B_{1H}(m, n) - B_{2H}(m, n)|,$$

$$\Delta_{13} = |B_{3H}(m, n) - B_{1H}(m, n)|,$$

$$\Delta_{23} = |B_{2H}(m, n) - B_{3H}(m, n)|.$$

Чем больше яркость пикселя одного изображения отличается от двух других, тем с большим весом этот пиксель участвует в формировании элемента результирующего изображения. В результате формируется низкочастотная компонента D_H результирующего изображения D .

Высокочастотная компонента $D_B(m, n)$ определяется по следующему правилу. Знак пикселя изображения $D_B(m, n)$ находится как

$$\text{sign} D_B(m, n) = \text{sign}[\alpha_1 B_{1B}(m, n) + \alpha_2 B_{2B}(m, n) + \alpha_3 B_{3B}(m, n)], \quad (23)$$

где коэффициенты $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ определяются по (22), а модуль – вычисляется по выражению

$$|D_B(m, n)| = \max(|B_{1B}(m, n)|, |B_{2B}(m, n)|, |B_{3B}(m, n)|). \quad (24)$$

Результирующее изображение формируется как

$$D(m, n) = D_B(m, n) + D_H(m, n).$$

На рис. 4 приведен пример комплексирования изображений, полученных в трех спектральных каналах (СПК). Выделенный окружностью объект по-разному отображается на трех исходных спектрозональных изображениях, но четко представлен на результирующем снимке.

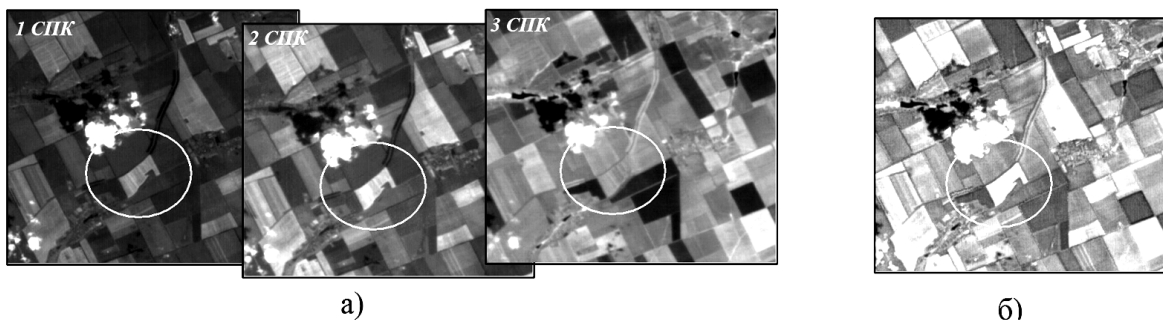


Рис. 4. Результат комплексирования (б) трех спектрозональных изображений (а)

Второй подход основан на стохастической модели изображений [6]. Эта модель выражает эволюцию функций яркости двух любых спектрально-зональных изображений в виде системы:

$$\begin{aligned} d\xi_1(t) &= \theta(t)dt + \sigma_1 dw_1(t), \\ d\xi_2(t) &= \theta(t)dt + \sigma_2 dw_2(t), \\ d\theta(t) &+ \sigma_\theta dw_\theta(t), \end{aligned} \quad (25)$$

где $\xi_1(t)$, $\xi_2(t)$ - яркостные профили рассматриваемых изображений; $w_1(t)$, $w_2(t)$, $w_\theta(t)$ - независимые винеровские процессы; σ_1 , σ_2 , σ_θ - параметры модели комплексирования; $\theta(t)$ - модель функции яркостного профиля скомплексированного изображения.

Процесс комплексирования сводится к оптимальной фильтрации $\theta(t)$ для каждого профиля изображения и интегрированию результата фильтрации в виде сигнала $\theta(t)$, который определяется из системы:

$$\begin{aligned} d\theta &= \gamma t \left[(d\xi_1(t) - \theta(t)dt)\sigma_1^{-2} + (d\xi_2(t) - \theta(t)dt)\sigma_2^{-2} \right], \\ \gamma'(t) &= \sigma_\theta^2 - \gamma^2(t)(\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}), \end{aligned} \quad (26)$$

где $\theta(t)$ - оптимальная оценка параметра $\theta(t)$, $\gamma(t)$ - ошибка фильтрации,

$$\gamma(t) = M[\theta(t) - \theta(t)^2].$$

Второе уравнение системы (26) имеет стационарное решение

$$\gamma(t) = \gamma = \sigma_\theta / \sqrt{\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}}.$$

Поэтому оценка $\theta(t)$ является решением дифференциального уравнения

$$\begin{aligned} d\theta(t) &= \\ &= \frac{\sigma_\theta \left[(d\xi_1(t) - \theta(t)dt)\sigma_1^{-2} + (d\xi_2(t) - \theta(t)dt)\sigma_2^{-2} \right]}{\sqrt{\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}}}. \end{aligned} \quad (27)$$

Практическое использование этого уравнения показало, что его решения сходны с результатами комплексирования путем взвешенного суммирования спектрально-зональных изображений. При использовании подобной процедуры происходит сравнительно большая потеря информации. Установлено, что снижение качества комплексирования связано с явлением инверсного отображения определенных объектов на различных спектрально-зональных снимках. Формально факт инверсии можно выразить в виде системы:

$$\begin{aligned} d\xi_1(t) &= F_1[\xi_1(t), \xi_2(t), \theta(t)]dt + \sigma_1 dw_1(t), \\ d\xi_2(t) &= F_2[\xi_1(t), \xi_2(t), \theta(t)]dt + \sigma_2 dw_2(t), \\ d\theta(t) &= \sigma_\theta dw_\theta(t), \end{aligned} \quad (28)$$

где F_1 , F_2 являются неупреждающими функционалами. Процессы $\xi_1(t)$, $\xi_2(t)$ введены в качестве параметров этих функционалов для того, чтобы учесть степень информационной связанности $\xi_1(t)$ и $\xi_2(t)$. Идентификация инверсных областей выполняется в результате решения системы

$$\begin{aligned} d\xi_1(t) &= \theta_1(t)dt + \sigma_1 dw_1(t) \\ d\theta_1(t) &= \sigma_{\theta_1} dw_{\theta_1}(t) \end{aligned}$$

из которой оценивается производная для первого изображения. В результате оптимальной фильтрации $\theta_1(t)$ определяется система

$$\begin{aligned} d\theta_1(t) &= \frac{\gamma_1(t)}{\sigma_1^2} [d\xi_1 - \theta_1(t)dt], \\ \gamma_1'(t) &= -(\gamma_1^2(t))/\sigma_1^2 + \sigma_{\theta_1}^2. \end{aligned}$$

Учитывая существование стационарного решения во втором уравнении $\gamma_1 = \sigma_{\theta_1} \sigma_1$, получим:

$$d\theta_1(t) = \frac{\sigma_{\theta_1}}{\sigma_1} [d\xi_1(t) - \theta_1(t)dt].$$

Далее с использованием стохастической системы

$$d\xi_2(t) = \beta(t)\theta_1(t)dt + \sigma_2 dw_2(t), \quad d\beta(t) = \sigma_\beta dw_\beta(t)$$

оценивается параметр $\beta(t)$, выражающий мультипликативную связь производных двух изображений:

$$d\beta(t) = \frac{\gamma_\beta(t)\theta_1(t)}{\sigma_2^2} [d\xi_2(t) - \theta_1(t)\beta(t)dt],$$

$$\gamma_\beta'(t) = \sigma_\beta^2 - \frac{\gamma_\beta^2(t)\theta_1^2(t)}{\sigma_2^2}.$$

Используя аттрактор второго уравнения

$$\gamma_\beta(t) = (\sigma_2 \sigma_\beta) / \theta_1(t),$$

получим

$$d\beta(t) = \frac{\sigma_\beta}{\sigma_2} [d\xi_2(t) - \theta_1(t)\beta(t)dt]. \quad (29)$$

Инверсным областям соответствует $\beta(t) < 0$. Обозначим через $b(t)$ функцию, принимающую значение -1 на инверсных участках и 1 на всех остальных. В результате на основе (25) получим систему:

$$\begin{aligned} d\xi_1(t) &= \theta(t)dt + \sigma_1 dw_1(t), \\ d\xi_2(t) &= \theta(t)b(t)dt + \sigma_2 dw_2(t), \\ d\theta(t) &= \sigma_\theta dw_\theta(t). \end{aligned}$$

Оценка (27) в этом случае изменится:

$$\begin{aligned} d\theta(t) &= \frac{\sigma_\theta}{\sqrt{\sigma_1^{-2} + \sigma_2^{-2}}} \times \\ &\left\{ [d\xi_1(t) - \theta(t)dt]\sigma_1^{-2} + b(t)[d\xi_2(t) - b(t)\theta(t)dt]\sigma_2^{-2} \right\}. \end{aligned} \quad (30)$$

Комплексирование данных панхроматической и спектрально-зональной съемок

Пусть $D = D(m, n)$ - панхроматическое изображение высокого разрешения, а $B_k = B_k(m, n)$, $k = 1, K$, - спектрально-зональные изображения с многократно худшим разрешением, полученные одновременно с $D(m, n)$. Будем считать, что все эти изображения после проведения координатной обработки геометрически совмещены.

Задача получения для $D(m, n)$ спектрально-зональных компонент $D_k = D_k(m, n)$, $k = 1, K$, примерно такого же разрешения решается в два этапа [5].

На первом этапе по изображениям B_k , $k = 1, K$, выполняется оценка спектральной яркости точек земной поверхности в виде полинома

$$G(\lambda) = \sum_{r=0}^{K-1} a_r \lambda^r$$

в результате решения системы, описывающей процесс формирования спектрально-зональных изображений:

$$B_k = \int_{\lambda_k'}^{\lambda_k''} \left(\sum_{r=0}^{K-1} a_r \lambda^r \right) \times \sum_{j=1}^{j_{k-1}} \left(\frac{S_{k,j+1} - S_{kj}}{\lambda_{k,j+1} - \lambda_{kj}} + \frac{S_{k,j+1} \lambda_{kj} - S_{kj} \lambda_{k,j+1}}{\lambda_{k,j+1} - \lambda_{kj}} \right) d\lambda, k = \overline{1, K}, \quad (31)$$

где S_{kj} - j -й отсчет функции спектральной чувствительности датчика в k -м диапазоне на длине волны λ_{kj} ; λ_k' , λ_k'' - нижняя и верхняя границы волн в k -м диапазоне.

Интегрируя (31) по формуле трапеций, получим

$$B_k = \sum_{r=0}^{K-1} a_r \sum_{j=1}^{j_{k-1}} \left[\frac{\lambda_{k,j+1}^{r+2} - \lambda_{kj}^{r+2}}{\lambda_{k,j+1} - \lambda_{kj}} \frac{S_{k,j+1} - S_{kj}}{r+2} + \frac{\lambda_{k,j+1}^{r+1} - \lambda_{kj}^{r+1}}{\lambda_{k,j+1} - \lambda_{kj}} \frac{S_{k,j+1} \cdot \lambda_{kj} - S_{kj} \lambda_{k,j+1}}{r+1} \right], k = \overline{1, K}.$$

Из этой линейной системы находятся коэффициенты a_r , $r = 0, K-1$, т.е. полином

$$G(\lambda) = \sum_{r=0}^{K-1} a_r \lambda^r.$$

На втором этапе, используя механизм модуляции сигналом D спектрально-зональных компонент, определяемых $G(\lambda)$ и границами спектральных диапазонов λ_k' , λ_k'' , $k = 1, K$, получим K спектрально-зональных компонент высокого пространственного разрешения:

$$D_k = D \frac{\int_{\lambda_k'}^{\lambda_k''} G(\lambda) d\lambda}{\int_{\lambda_k'}^{\lambda_k''} d\lambda} = D \frac{\sum_{r=0}^{K-1} \left(a_r \frac{(\lambda_k'')^{r+1} - (\lambda_k')^{r+1}}{r+1} \right)}{\frac{1}{K} \sum_{r=0}^{K-1} \left(a_r \frac{(\lambda_k'')^{r+1} - (\lambda_k')^{r+1}}{r+1} \right)}, \quad (32)$$

$k = \overline{1, K}$

Выражение, стоящее в знаменателе, влияет на распределение энергетической яркости по диапазонам пропорционально соотношению спектрально-зональных сигналов B_k , $k = 1, K$.

Заключение

Экспериментальные исследования рассмотренных методов комплексирования спектрально-зональных изображений с использованием реальной космической видеоинформации дали следующие результаты.

Технология комплексирования синхронно формируемых изображений (1-я задача) позволяет выполнить их геометрическое объединение с точностью 0,3 пикселя и яркостное выравнивание с относительной точностью 0,2 %.

В условиях действия шумов квантования при комплексировании данных от двух субпиксельно смещенных ПЗС-линеек (2-я задача) достигается повышение разрешающей способности съемки в 1,5 раза, а при комплексировании данных от трех ПЗС-линеек – в 1,9 раза.

На основе методов комплексирования разновременных изображений (3-я задача) создана технология регионального картографирования, обеспечивающая визуально незаметное совмещение различных снимков.

Рассмотренные методы комплексирования спектрально-зональных видеоданных (4-я задача) позволяют получить снимки, детальность которых по спектральному критерию повышается на 30-40 %.

Технология «раскраски» панхроматических изображений (5-я задача) позволяет сформировать спектрально-зональные изображения, близкие по разрешающей способности к черно-белым снимкам.

Рассмотренные методы и технологии практически реализованы в ряде программных комплексов и используются в настоящее время для обработки данных ДЗЗ от космических систем «Ресурс-О1», «Монитор-Э», «Аркон» и «Ресурс-ДК».

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 05-01-08004).

Литература

1. Злобин В.К., Еремеев В.В. Обработка аэрокосмических изображений. М.: Физматлит, 2006. 288 с.
2. Еремеев В.В., Злобин В.К. Статистические алгоритмы радиометрической коррекции видеоинформации от многоэлементных сканирующих систем // Автометрия, 1995. №2. с. 78-83.
3. Патент RU 2171499 С1. Способ формирования изображений / В.К.Злобин, В.В.Еремеев, А.Е.Кузнецов и др. Опубл. 27.07.2001. Бюл. № 21. 12 с.
4. Злобин В.К., Еремеев В.В., Новоселов В.Г. Алгоритм высокоточного фотометрического совмещения разновременных космических изображений // Автометрия. 2000. № 3. С. 28-34.
5. Злобин В.К., Еремеев В.В., Москвитин А.Э. Повышение информативности материалов космической съемки путем комплексирования спектрально-зональной видеоинформации // Известия Тульского гос. университета. Тула, 2005. №4. С.35-41.
6. Злобин В.К., Еремеев В.В., Васильев В.М. Стохастическая модель космических изображений и ее использование для сегментации природных объектов // Автометрия. 2001. № 2. С. 32-39.

УДК 621.391.268

ОБНАРУЖЕНИЕ ДВИЖУЩЕГОСЯ ОБЪЕКТА В ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ НАЛИЧИИ ОГРАНИЧЕНИЙ НА ПЛОЩАДЬ И СКОРОСТЬ ДВИЖЕНИЯ ОБЪЕКТА

Алпатов Б.А., Катаев А.А.

Введение

Системы видеослежения (СВС), осуществляющие обнаружение и слежение за объектами в режиме реального времени, находят широкое применение в различных областях науки и техники (охранные системы, контроль качества деталей на конвейере, слежение за наземными и воздушными транспортными средствами, медицинские исследования и др.). В качестве источника информации об окружающей обстановке в СВС используются датчики видимого и инфракрасного (теплого) диапазона, формирующие последовательность кадров с определенной частотой (как правило, 25 или 30Гц). Так как окружающая обстановка как правило заранее неизвестна и может меняться в процессе наблюдения (например, при слежении за наземными транспортными средствами с помощью бортовых систем самолета или вертолета), то начальным этапом многих алгоритмов обнаружения является оценка фоновой составляющей наблюдаемой сцены. Далее используются различные варианты пороговой обработки разности наблюдаемого изображения и полученной оценки фона с целью выделения точек изображения, принадлежащих объекту [1-5].

При этом большинство известных из литературы методов предполагают поточечную обработку разностного изображения, т.е. принятие решения о принадлежности рассматриваемой точки объекту или фону независимо от результатов обработки соседних точек. Лишь в некоторых работах (например, [3]) рассматриваются вопросы последующего анализа полученных результатов для снижения числа точек, ошибочно отнесенных к объекту или фону. В данной работе предлагаются различные варианты пороговой обработки разностного изображения, позволяющие добиться большей достоверности результатов выделения объектов по сравнению с традиционными методами за счет использования априорных сведений о минимальной площади и максимальной скорости движения объекта.

Постановка задачи

Математическую модель изображения текущего кадра, формируемого датчиком и прошедшего аналого-цифровое преобразование, будем рассматривать как дискретную функцию пространственных координат i и j ($i = \overline{1, M}, j = \overline{1, N}$) вида [4]

Предлагаются методы обнаружения и выделения движущихся объектов в последовательности изображений, учитывающие априорные сведения об ожидаемых размерах и скорости их движения. Приводятся результаты сравнения эффективности предлагаемых методов с традиционным подходом, основанным на поточечной пороговой обработке изображения.

$$l_n(i, j) = r_n(i, j) \cdot h_n(i, j) + (1 - r_n(i, j)) \cdot g_n(i, j) + \xi_n(i, j), \quad (1)$$

где $l_n(i, j)$ – яркость точки текущего кадра с координатами (i, j) ; n – номер кадра;

$$r_n(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{если точка } (i, j) \text{ принадлежит объекту,} \\ 0, & \text{если точка } (i, j) \text{ принадлежит фону;} \end{cases}$$

$\xi_n(i, j)$ – шум датчика; $h_n(i, j)$ – изображение объекта в текущем кадре; $g_n(i, j)$ – изображение фоновой составляющей.

Предполагается, что $g_n(i, j)$ представляет собой медленно меняющуюся (по сравнению с частотой формирования кадров) функцию времени. Пусть каким-либо из известных методов (например, [3-5]) получена достаточно хорошая оценка фоновой составляющей, позволяющая в дальнейшем считать $g_n(i, j)$ известной величиной.

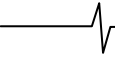
Ввиду отсутствия априорных сведений о яркости точек объекта целесообразно рассматривать $h_n(i, j)$ как случайную величину, имеющую равномерное распределение в диапазоне от 0 до h_{\max} (0 и h_{\max} – нижняя и верхняя границы диапазона яркостей наблюдаемого изображения) и некоррелированную по пространству и между кадрами.

Будем также считать, что $\xi_n(i, j)$ является гауссовой случайной величиной с нулевым средним и дисперсией σ_ξ^2 , которая также не обладает пространственной и межкадровой корреляцией, а $\sigma_\xi \ll h_{\max}$, т.е. среднеквадратическое отклонение шума достаточно мало по сравнению с диапазоном яркостей наблюдаемого изображения.

С учетом дискретного характера обрабатываемых данных априорные ограничения на площадь и скорость движения объекта выразим следующим образом:

- минимальная площадь объекта – S точек,
- максимальная скорость объекта – V точек за кадр.

Учет максимальной скорости движения объекта предполагает возможность хранения “предыстории” из нескольких кадров, предшествовавших текущему, количество которых обозначим через N .



При выводе критериев принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра изображению объекта будем исходить из условия максимизации вероятности правильного обнаружения при условии, что вероятность ложной тревоги не превышает некоторой достаточно малой величины P_{fa} .

Статистически оптимальный критерий

Принадлежность какой-либо точки (i, j) текущего кадра изображению объекта, удовлетворяющего заданным ограничениям на площадь и скорость движения и присутствовавшего в поле зрения датчика в течение последних $(N+1)$ кадров, включая текущий, означает, что для этой точки должно выполняться условие

$$\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) \geq (N+1) \cdot S, \quad (2)$$

где

$$Q = \left\{ (\Delta n, \Delta i, \Delta j) \left| \begin{array}{l} \Delta n = \overline{0, N}; \\ \Delta i, \Delta j = \overline{-(S-1) - V \cdot \Delta n, (S-1) + V \cdot \Delta n} \end{array} \right. \right\} \quad (3)$$

определяет размеры анализируемой зоны с центром в рассматриваемой точке. Диапазон изменения переменных Δn , Δi и Δj подобран таким образом, чтобы при любой конфигурации и траектории движения объекта в каждом из $(N+1)$ кадров внутри зоны оказывалось не менее S точек объекта.

$$\Lambda_n(i, j) = \frac{\prod_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in T} P(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) / r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 1)}{\prod_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in T} P(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) / r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0)} > C \quad (6)$$

где $P(l_n(i, j) / r_n(i, j) = 1)$ и $P(l_n(i, j) / r_n(i, j) = 0)$ – условные плотности вероятностей для случаев принадлежности точки (i, j) текущего кадра объекту и фону соответственно; C – некоторая константа, зависящая от P_{fa} .

Из модели изображения текущего кадра (1) и сделанных выше допущений относительно характера распределения случайных величин $h_n(i, j)$ и $\xi_n(i, j)$ следует, что

$$\sqrt{\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in T} (l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) - g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j))^2} > k_T \cdot \sigma_\xi \quad (7)$$

где $k_T = \Phi^{-1} \left(\frac{1 + (1 - P_{fa})^{1/num(T)}}{2} \right)$;

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt -$$

нормальная функция распределения [7]; $num(T)$ – количество элементов (мощность) множества T , т.е. число точек объекта внутри анализируемой зоны.

Точки текущего кадра, для которых выполняется неравенство (7), относятся к объекту, остальные – к фону.

В случае отсутствия объекта внутри анализируемой зоны (при условии, что анализируемые зоны для разных объектов не перекрываются), очевидно, должно выполняться равенство

$$\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0 \quad (4)$$

Введем в рассмотрение множество всех $(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q$, соответствующих точкам объекта внутри анализируемой зоны (т.е. таких, для которых $r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 1$):

$$T = \left\{ (\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q \mid r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 1 \right\} \quad (5)$$

Множество T фактически задает конфигурацию и траекторию движения объекта в течение последних $(N+1)$ кадров, включая текущий. При известном T принятие решения о наличии или отсутствии объекта в текущем кадре сводится к проверке гипотезы о принадлежности объекту точек текущего кадра, входящих в T .

Как показано в теории статистических решений [6], наибольшая вероятность правильного обнаружения полезного сигнала на фоне помех при вероятности ложной тревоги, не превышающей P_{fa} , достигается с помощью критерия Неймана-Пирсона, который при известном T будет иметь вид отношения правдоподобия

$P(l_n(i, j) / r_n(i, j) = 0) = P(g_n(i, j) + \xi_n(i, j))$ является гауссовой с математическим ожиданием $g_n(i, j)$ и дисперсией σ_ξ^2 , а $P(l_n(i, j) / r_n(i, j) = 1) = P(h_n(i, j) + \xi_n(i, j))$ при соблюдении ограничения $\sigma_\xi \ll h_{\max}$ близка к равномерной в диапазоне от 0 до h_{\max} . Тогда, преобразуя отношение правдоподобия (6), получаем статистически оптимальный критерий принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра объекту в виде

Квазиоптимальный критерий

Практическое использование статистически оптимального критерия (7) требует наличия априорной информации о множестве T , т.е. фактически он применим лишь при известной конфигурации и траектории движения объекта. Так как на практике эта информация обычно недоступна, то рассмотрим различные варианты получения оценок $\Lambda_n(i, j)$, не зависящих от T . При неизвестном T критерий Неймана-Пирсона примет вид

$$\Lambda_n^{(z)}(i, j) = \frac{\prod_{z=1}^{Z_S} p_z \cdot P_1(T^{(z)}) \cdot P_0(Q \setminus T^{(z)})}{\prod_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} P(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) / r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0)} > C \quad (8)$$

где Z_S – количество всевозможных конфигураций объекта площадью не менее S точек с учетом возможности неполного попадания объекта внутрь анализируемой

зоны; p_z – априорная вероятность появления на наблюдаемом изображении объекта, имеющего конфигурацию $T^{(z)}$;

$$P_1(T^{(z)}) = \prod_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in T^{(z)}} P(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) / r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 1);$$

$$P_0(Q \setminus T^{(z)}) = \prod_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q \setminus T^{(z)}} P(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) / r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0);$$

$Q \setminus T^{(z)}$ – разность множеств Q и $T^{(z)}$, т.е. множество, состоящее только из координат точек фона внутри анализируемой зоны.

Знаменатель отношения правдоподобия (8) уже не зависит от реально наблюдаемых конфигурации и траектории движения объекта, задаваемых множеством T , так как соответствующая условная плотность вероятности формируется по всем точкам анализируемой зоны. Сумма Z_S плотностей распределения, зависящих от параметра $T^{(z)}$, в теории вероятностей называется смесью распределений [8]. Можно показать, что при определенных ограничениях, полученных из условия сохранения вероятности ложной тревоги на уровне не выше P_{fa} , возможен переход от рассмотрения смеси распределения в числителе выражения (8) к её аппроксимации, имеющей более простой вид и тоже формируемой по всем точкам анализируемой зоны. Далее, рассуждая аналогично предыдущему пункту в части перехода

от отношения правдоподобия (6) к статистически оптимальному критерию (7), получаем следующий критерий принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра объекту:

$$\sqrt{\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} \left(l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) - g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) \right)^2} > k_Q \cdot \sigma_\xi \quad (9)$$

где $k_Q = \Phi^{-1} \left(\frac{1 + (1 - P_{fa})^{1/num(Q)}}{2} \right);$

$num(Q) = \sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2$ – мощность множества Q .

В целях снижения вычислительных затрат при реализации полученного критерия целесообразно заменить вычисление квадратного корня из суммы квадратов разностей на сумму абсолютных величин разностей, т.е. перейти (9) к рассмотрению критерия вида

$$\sum_{\Delta n=0}^N \sum_{\Delta i=-(S+V \cdot \Delta n-1)}^{S+V \cdot \Delta n-1} \sum_{\Delta j=-(S+V \cdot \Delta n-1)}^{S+V \cdot \Delta n-1} |l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) - g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j)| > k_{|Q|} \cdot \sigma_\xi \quad (10)$$

где $k_{|Q|} = k \cdot \sqrt{0,72 \cdot \sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2 + 1,13 \cdot \sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2}; k = \Phi^{-1} \left(1 - \frac{P_{fa}}{2} \right).$

Критерий принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра объекту (10) можно назвать квазиоптимальным, так как он получен из рассмотрения аппроксимации отношения правдоподобия (8). Никакой априорной информации о конфигурации и траектории движения объекта для применения критерия (10) не требуется.

При $S = 1$ и $N = 0$ критерий (10) примет вид

$$|l_n(i, j) - g_n(i, j)| > k \cdot \sigma_\xi, \quad (11)$$

соответствующий известному методу выделения движущихся объектов на основе поточечной пороговой обработки [2].

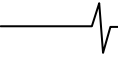
Эвристический критерий

Альтернативный критерий принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра объекту может быть получен из рассмотрения законов распределения случайной величины

$$\bar{l}_n(i, j) = \frac{1}{\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2} \times \quad (12)$$

$$\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j)$$

имеющих место в случае наличия и отсутствия объекта внутри анализируемой зоны. В частности, можно показать,



что при наличии внутри анализируемой зоны объекта, имеющего конфигурацию и траекторию движения T , условная плотность вероятности для $l_n(i, j)$ имеет вид

$$P\left(\bar{l}_n(i, j) / \sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = num(T)\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi D_T}} \cdot \exp\left(-\frac{(\bar{l}_n(i, j) - m_T(i, j))^2}{2D_T}\right) \quad (13)$$

т.е. является гауссовой с математическим ожиданием

$$m_T(i, j) = \frac{1}{\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2} \times \left(\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q \setminus T} g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) + \frac{h_{\max}}{2} \cdot num(T) \right) \quad (14)$$

$$\left(\sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q \setminus T} g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) + \frac{h_{\max}}{2} \cdot num(T) \right)$$

и дисперсией

$$D_T = \frac{1}{\left(\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2 \right)^2} \times \left(\sigma_{\xi}^2 \cdot num(Q \setminus T) + \frac{h_{\max}^2}{12} \cdot num(T) \right) \quad (15)$$

$$\left(\sigma_{\xi}^2 \cdot num(Q \setminus T) + \frac{h_{\max}^2}{12} \cdot num(T) \right)$$

$$\Lambda_n(i, j) = \frac{\sum_{z=1}^{Z_s} p_z \cdot P\left(\bar{l}_n(i, j) / \sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = num(T^{(z)})\right)}{P\left(\bar{l}_n(i, j) / \sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0\right)} > C_{\bar{l}_n} \quad (19)$$

Преобразуя (19) с учетом ограничения $\sigma_{\xi} \ll h_{\max}$, получаем эвристический критерий принадлежности рассматриваемой точки текущего кадра объекту в виде

$$\left| \sum_{\Delta n=0}^N \sum_{\Delta i=-(S+V \cdot \Delta n-1)}^{S+V \cdot \Delta n-1} \sum_{\Delta j=-(S+V \cdot \Delta n-1)}^{S+V \cdot \Delta n-1} (l_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) - g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j)) \right| > k_{\bar{l}_n} \cdot \sigma_{\xi} \quad (20)$$

$$\text{где } k_{\bar{l}_n} = k \cdot \sqrt{\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2};$$

$$k = \Phi^{-1}\left(1 - \frac{P_{fa}}{2}\right).$$

Как и в случае с квазиоптимальным критерием (10), никакой априорной информации о конфигурации и траектории движения объекта для применения эвристического критерия (20) не требуется.

При $S = 1$ и $N = 0$ критерий (20) также примет вид (11).

Экспериментальные исследования

Экспериментальное исследование эффективности предлагаемых критериев (10) и (20) проводилось на реальных видеосюжетах, содержащих изображения наземных и воздушных транспортных средств, движущихся с различными скоростями. Оценка яркости фоновой составляющей $g_n(i, j)$ осуществлялась различными методами в зависимости от типа сюжета. При обработке сюжетов, содержащих

а при отсутствии объекта внутри анализируемой зоны – вид

$$P\left(\bar{l}_n(i, j) / \sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} r_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) = 0\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi D_0}} \cdot \exp\left(-\frac{(\bar{l}_n(i, j) - \bar{g}_n(i, j))^2}{2D_0}\right) \quad (16)$$

т.е. также является гауссовой, но с математическим ожиданием

$$\bar{g}_n(i, j) = \frac{1}{\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2} \cdot \sum_{(\Delta n, \Delta i, \Delta j) \in Q} g_{n-\Delta n}(i + \Delta i, j + \Delta j) \quad (17)$$

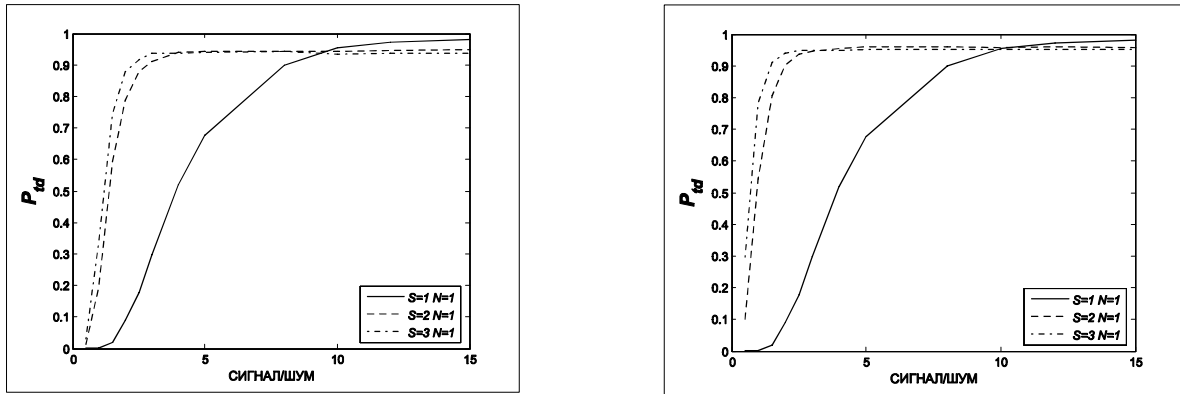
и дисперсией

$$D_0 = \frac{\sigma_{\xi}^2}{\sum_{\Delta n=0}^N (2(S + V \cdot \Delta n) - 1)^2} \quad (18)$$

При отсутствии априорной информации о множестве T критерий Неймана-Пирсона для наблюдаемых значений $l_n(i, j)$ примет вид

объекты, движущиеся на фоне земного ландшафта, для оценки фона использовался метод на основе анализа изменений яркости точек изображения во времени, описанный в [4]. Для сюжетов, фоновая составляющая которых достаточно однородна на больших участках изображения (случай, характерный для слежения за летательными аппаратами на фоне облачного неба), оценка фона осуществлялась методом, описанным в [5].

Сравнение эффективности предлагаемых критериев с традиционными методами осуществлялось в условиях обнаружения с постоянной частотой ложной тревоги (constant false alarm rate detection или CFAR detection) [9 и др.], предполагающего сравнение частоты правильного выделения точек объекта P_{fd} , демонстрируемой различными методами, при одинаковом значении частоты ложных тревог P_{fa} . Приведенные ниже результаты получены для $P_{fa} = 0,001$. Значения P_{fa} и P_{fd} оценивались по эталонным бинарным изображениям, полученным в результате выборочного анализа части кадров человеком-экспертом. Точки, составляющие внешнюю и внутреннюю границы объекта на эталонном бинарном изображении, при подсчете P_{fa} и P_{fd} не учиты-



а) критерий (10)

б) критерий (20)

Рисунок 1 – Сравнительная эффективность предлагаемых критериев при обработке “наземных” сюжетов



а) один из кадров “наземно-го” сюжета (сигнал/шум = 2)

б) критерий (11) ($P_{td} = 0,0902$)

в) критерий(10), $S = 3$, $N = 1$ ($P_{td} = 0,9028$)

г) критерий (20), $S = 2$, $N = 1$ ($P_{td} = 0,9399$)

Рисунок 2 – Пример обработки “наземного” видеосюжета

вались из-за повышенного риска ошибочной классификации. Приведенные ниже результаты исследований были получены при $V = 0$, что соответствует отсутствию априорной информации о скорости движения объекта (хотя реально наблюдаемая скорость объектов при этом изменялась в пределах от 3-4 до 15-20 точек за кадр).

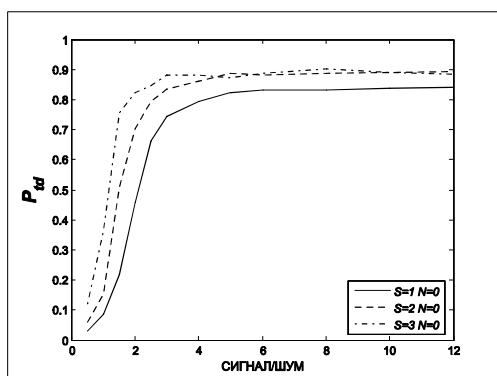
Исследования показали, что предлагаемые критерии (10) и (20) наиболее эффективны при малых значениях отношения сигнал/шум (отношение контраста объекта к среднеквадратическому отклонению шума σ_{ξ}), демонстрируя высокую частоту правильного выделения точек объекта P_{td} в условиях, когда традиционные подходы становятся практически неработоспособными.

На рисунке 1 приведен типичный вид зависимости P_{td} от отношения сигнал/шум при $P_{fa} = 0,001$ для “наземных” сюжетов, характеризующихся пространственно-неоднородной фоновой составляющей. Сплошная линия соответствует применению ранее известного критерия (11), пунктирная – критериями (10) и (20) при $S = 2$ и $N = 1$, штрихпунктирная – критериям (10) и (20) при $S = 3$ и $N = 1$. Как можно видеть из графиков, предлагаемые критерии значительно эффективнее алгоритма [2], предполагающего поточечную пороговую обработку вида (11), в достаточно широком диапазоне значений отношения сигнал/шум и практически не уступают ему при высоких отношениях сигнал/шум (порядка 10 и выше).

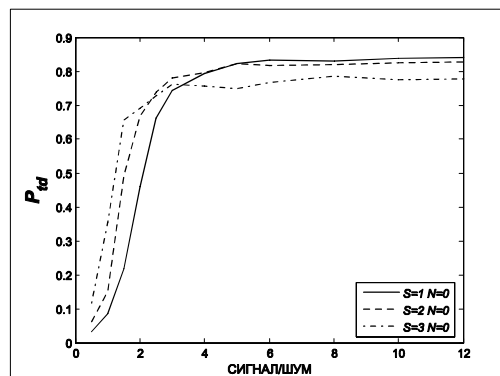
Пример обработки одного из “наземных” видеосюжетов с отношением сигнал/шум, равным 2, показан на рисунке 2. Выделяемый объект – автомобиль размером около 42×15

точек – показан на рисунке 2(а), результат выделения объекта с помощью поточечной пороговой обработки [2] – на рисунке 2(б), на рисунках 2(в) и 2(г) – результат выделения объекта с помощью критериев (10) и (20) соответственно. Значения S и N , а также полученные в результате обработки видеосюжета значения частоты правильного выделения P_{td} указаны под соответствующим рисунком.

При исследовании “воздушных” сюжетов, характеризующихся достаточно однородной фоновой составляющей, эффективность критериев (10) и (20) сравнивалась с результатами применения пространственного алгоритма [5], предполагающего поточечную пороговую обработку. На рисунке 3 приведен типичный вид зависимости P_{td} от отношения сигнал/шум при $P_{fa} = 0,001$ для “воздушных” сюжетов. Сплошная линия соответствует поточечной пороговой обработке [5], пунктирная – применению критериев (10) и (20) при $S = 2$ и $N = 0$, штрихпунктирная – критериям (10) и (20) при $S = 3$ и $N = 0$. Как можно видеть из графиков, эффективность критерия (10) выше, чем у поточечной пороговой обработки, а критерий (20) наиболее эффективен при небольших значениях отношения сигнал/шум (не выше 4). При повышении отношения сигнал/шум эффективность (20) несколько снижается, но, как показывает практика, при P_{td} порядка 0,8 её снижение на 8-10% не приводит к заметному снижению качества автоматического слежения за объектами и является вполне приемлемой платой за повышение эффективности функционирования СВС при низких значениях отношения сигнал/шум.



а) критерий (10)

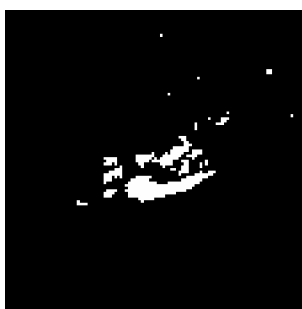


б) критерий (20)

Рисунок 3 – Сравнительная эффективность предлагаемых критериев при обработке “воздушных” сюжетов



а) один из кадров “воздушного” сюжета (сигнал/шум = 2)



б) поточечная пороговая обработка ($P_{id} = 0,4573$)



в) критерий (10), $S = 3, N = 0$ ($P_{id} = 0,8280$)



г) критерий (20), $S = 2, N = 0$ ($P_{id} = 0,6910$)

Рисунок 4 – Пример обработки “воздушного” видеосюжета

Пример обработки “воздушного” видеосюжета с отношением сигнал/шум, равным 2, показан на рисунке 4. Выделяемый объект – самолет размером около 75×40 точек – показан на рисунке 2(а), результат выделения объекта с помощью поточечной пороговой обработки [5] – на рисунке 2(б), на рисунках 2(в) и 2(г) – результат выделения объекта с использованием критериев (10) и (20) соответственно. Значения S и N , а также полученные в результате обработки видеосюжета значения частоты правильного выделения P_{id} и ложной тревоги P_{fa} , указаны под соответствующим рисунком.

Проведенные экспериментальные исследования показали также эффективность предлагаемых критериев (10) и (20) при обработке «космических» сюжетов, полученных со спутника и содержащих различные воздушные и наземные транспортные средства на фоне земного ландшафта.

Заключение

В статье предложены различные критерии принятия решения о принадлежности рассматриваемой точки изображения текущего кадра объекту или фону, полученные с использованием критерия Неймана-Пирсона. Показано, что при низких отношениях сигнал/шум предлагаемые критерии позволяют добиться значительно большей вероятности правильного выделения точек объекта по сравнению с традиционными методами за счет использования априорных сведений о минимальной площади и максимальной скорости движения объекта. Немаловажным достоинством предлагаемых критериев является также их относительная простота, открывающая возможности для их реализации в СВС

в режиме реального времени. Исследования были проведены при поддержке РФФИ, грант 06-01-08021.

Литература

1. Y. Wu, J. Chen. Moving object detection using orthogonal Gaussian-Hermite moments // Proc. Of SPIE Vol. 5308, Visual Communications and Image Processing 2004. – April 2004. – pp.841-849.
2. Алпатов Б.А., Бабаян П.В. Выделение движущихся объектов в условиях геометрических искажений изображения // Цифровая обработка сигналов. – 2004. – №4. – с. 9-14.
3. Jicheng Li, Zhenkang Cheng, Li Biao Detection of small moving objects in image sequences // Proc. of SPIE Vol. 3069, Automatic target recognition VII (Jun 1997). – pp.511-517.
4. Алпатов Б. А. Оптимальное оценивание параметров движущегося объекта в последовательности изображений // Автоматрия. – 1994. – №2. – С. 32-37.
5. Алпатов Б.А. Муравьев С.И., Муравьев В.С. Пространственный алгоритм выделения объектов на основе адаптивной пороговой обработки // Цифровая обработка сигналов и её применение. Материалы 8-й междунар. конф. Том 2. – М.: 2006 – с. 445-448.
6. Акимов П.С. и др. Сигналы и их обработка в информационных системах. – М. Радио и связь, 1994.
7. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. М. «Наука», 1964.
8. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и её приложения. В 2-х томах. Т. 2. Пер. с англ. – М. «Мир», 1984.
9. Quoc Henry Pham, Timothy M. Brosnan, and Mark J. T. Smith Sequential Digital Filters for Fast Detection of Targets in FLIR Image Data // Proc. of SPIE Vol. 3069, Automatic target recognition VII (Jun 1997). – pp.62-73.

УДК 681.7.069.32

ПОИСК ОПТИМАЛЬНОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ БИТ ПРИ СЖАТИИ ДАННЫХ ЗАШУМЛЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Бехтин Ю.С.

Введение.

Во многих практических приложениях изображения содержат шумы, от которых невозможно избавиться приборами или схемами регистрации из-за внутренней физической природы их появления. Например, грубые поверхности деталей вызывают случайные фазовые отклонения отраженного микроволнового излучения в системах технического зрения, что приводит к появлению гранулированного, в виде пятен шума на изображении [1, 4]. Другим примером являются изображения, полученные с помощью радаров с синтезированной апертурой (РСА-изображения), для которых характерна проблема спекл-шума (*speckle*) [1, 2]. Также необходимо отметить похожий характер искажений в изображениях, сформированных с помощью инфракрасных тепловизионных систем. Причиной искажений является геометрический шум чувствительности, обусловленный флуктуациями коэффициентов передачи фотодатчиков относительно условной единицы с течением времени [3].

Для таких изображений вводится в рассмотрение мультипликативная модель, которая наиболее часто используется в различных источниках [1-3]:

$$Y = X \cdot Z, \quad (1)$$

где Y – наблюдаемое изображение, X – неизвестный оригинал, Z – шум с единичным средним (в общем случае не гауссовский). Случайные переменные X и Z считаются независимыми, особенно в тех случаях, когда интенсивность шума на изображении значительна (например, для «сильно развитого» спекл-шума [1, 2]).

Решение задачи сжатия данных зашумленного изображения можно рассматривать с двух точек зрения. В первом случае речь идет о достижении некоторой критической скорости кодирования (*compression ratio*), измеряемой средним числом бит на пиксель (*bit per pixel, bpp*), когда необходимо уложить поток бит в канал связи с ограниченной пропускной способностью. Во втором случае во главу угла ставится качество изображения после его декомпрессии, то есть предполагается, что зашумленное изображение сжимается, архивируется (т.е. хранится) и будет использоваться после восстановления для анализа (т.е. восстановленное изображение рассматривается как отфильтрованное). В обоих случаях качество восстановленного изображения принято оценивать через пиковое отношение сигнал/шум (ПОСШ)

Показано, что задачу совместной фильтрации и кодирования при сжатии данных изображений, искаженных мультипликативным шумом, можно привести к терминам теории «скорость – искажение». Рассматривается решение поставленной задачи при «мягкой» пороговой обработке вейвлет-коэффициентов. Приводятся результаты моделирования, подтверждающие эффективность предложенного алгоритма работы кодера по сравнению с SPIHT.

$$\text{ПОСШ} = 20 \lg \frac{\max \{x_{ij}\}}{\text{СКО}} \quad (2)$$

и среднее квадратическое отклонение (СКО) [4, 5]

$$\text{СКО} = A^{-1} \sum_i \sum_j (x_{ij} - \bar{x}_{ij})^2, \quad (3)$$

где X – восстановленное после компрессии изображение, A – число точек изображения.

Очевидным решением задачи сжатия данных зашумленных изображений является применение предварительной фильтрации перед кодированием. Однако не все алгоритмы фильтрации согласуются с последующим кодированием, особенно для мультипликативных помех, и возможны ситуации, когда ошибки квантования будут преобладать над остаточным шумом после фильтрации. Следовательно, для согласования фильтрации и компрессии необходимо использовать общую схему обработки изображения. Одной из таких схем является вейвлет-обработка сигналов, где фильтрация и сжатие данных осуществляется путем порогового отсека вейвлет-коэффициентов [4]. Известные процедуры вейвлет-кодирования (EZW, JPEG2000, SPIHT [4-6]) основаны на приравнивании незначительных коэффициентов (т.е. оказавшихся ниже некоторого порога) к нулю. Величина порога при этом определяется через «мертвую зону» (*dead zone*) – увеличенный интервал квантования около нуля (обычно вдвое больше интервала квантования). Подобная процедура внешне похожа на операцию «грубого» порогового отсека вейвлет-коэффициентов (*hard thresholding*) [5], то есть приводит к шумоподавлению, если на входе кодека зашумленное изображение, и к потерям и артефактам, если на входе изображение без помех. Для зашумленных изображений редко удается использовать низкие скорости кодирования (меньше 1 бит/пиксель), поскольку при этом возникают множественные артефакты от подавления квантования. Таким образом, для каждой скорости кодирования существует некоторое оптимальное соотношение между величиной порога («мертвой зоны») и интервалом квантования, обеспечивающее минимум СКО.



Известно небольшое число работ по сжатию данных зашумленных изображений, которые можно условно разбить на две группы. Алгоритмы первой группы учитывают особенности сжимаемого сигнала, кодеков при различных степенях сжатия и видах шумов, например [2]. Вторая группа работ ориентирована либо на поиск оптимального порога, либо на поиск интервала квантования, либо на разработку эффективных помехоустойчивых процедур кодирования. В частности, детальное обсуждение вопроса применения различных видов пороговых функций, а также ссылки на обширную библиографию по компрессии и шумоподавлению, можно найти в [8]. Данная работа отличается от известных тем, что впервые делается попытка объединить поиск оптимальной (а не субоптимальной, как в [8]) величины порога и оптимального интервала квантования, исходя из общего критерия качества.

Постановка задачи в терминах теории «скорость – искажение».

Многмасштабный анализ позволяет получить декомпозицию изображения при заданном числе уровней, используя одномерный банк фильтров для двумерного преобразования от некоторого уровня j до уровня $j+1$ [4, 6]:

$$A_{X,j+1}(a,b) = \sum_{k,l} h_k^{[j]} h_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [H^{[j]} A_{X,j}]_{a,b},$$

$$W_{X,j+1}^h(a,b) = \sum_{k,l} g_k^{[j]} h_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_h^{[j]} A_{X,j}]_{a,b}, \quad (4)$$

$$W_{X,j+1}^v(a,b) = \sum_{k,l} h_k^{[j]} g_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_v^{[j]} A_{X,j}]_{a,b},$$

$$W_{X,j+1}^d(a,b) = \sum_{k,l} g_k^{[j]} g_l^{[j]} A_{X,j}(a+k,b+l) = [G_d^{[j]} A_{X,j}]_{a,b},$$

где $A_{X,j}$ - коэффициенты аппроксимации наблюдаемого изображения в точке (a, b) на шкале 2^j (низкочастотная составляющая в полосе $[0, \pi/2^j]$), $W_{X,j+1}^h$, $W_{X,j+1}^v$ и $W_{X,j+1}^d$ - коэффициенты вейвлет-преобразования по горизонтальному, вертикальному и диагональному направлениям соответственно (т.н. «детали»); $h_k^{[j]}$, $g_k^{[j]}$ - весовые функции банка фильтров, состоящего из низкочастотного (НЧ) и высокочастотного (ВЧ) полосовых фильтров соответственно, снижающих полосу пропускания ровно в два раза на каждом уровне преобразования.

Если применить схему вейвлет-декомпозиции изображения С.Малла (быстрое вейвлет-преобразование) [4, 6], где разложение идет по ветви аппроксимации, то можно определить оператор $W^{[j]}$, формирующий горизонтальные, вертикальные и диагональные коэффициенты на каждом уровне j . Поскольку вейвлет-преобразование является результатом последовательных сверток, то

$$W^{[j]} = G^{[j]} \prod_{i=1}^{j-1} H^{[i]}, \quad W_Y(a,b) = [W^{[j]} Y]_{a,b}, \quad (5)$$

$$\text{где } W_Y(a,b) = \sum_k \sum_l \tilde{H}_k \tilde{G}_l Y(a+k,b+l), \quad (6)$$

здесь k и l определяют окрестность вокруг наблюдаемого пикселя, при этом

$$\tilde{H}_k = h_k^j; \quad \tilde{G}_l = g_l^{[j-1]} h_l^{j-1}. \quad (7)$$

Тогда вейвлет-декомпозиция зашумленного изображения (1) может быть представлена следующим образом:

$$W_Y = W^{[j]} Y = W^{[j]} X Z = W^{[j]} X + W^{[j]} X (Z - 1) = \\ = W^{[j]} X + W^{[j]} X Z_c = W_X + W_\xi, \quad (8)$$

где $W_X = W^{[j]} X$, $W_\xi = W^{[j]} (X Z_c)$ - центрированные и некоррелированные случайные процессы. Таким образом, на уровне вейвлет-преобразования мультипликативная модель (1) может рассматриваться как аддитивная вида (8).

На основании (8) вейвлет-коэффициенты j -го поддиапазона (субполосы) имеют вид (в дальнейшем через j обозначается номер массива из $I^{(j)}$ вейвлет-коэффициентов соответствующей субполосы для декомпозированного изображения, содержащего всего J субполос):

$$w_{Y_i}^{[j]} = w_{X_i}^{[j]} + w_{\xi_i}^{[j]}, \quad i = 1, \dots, I^{(j)}, \quad j = 1, \dots, J. \quad (9)$$

Представим шум в вейвлет-коэффициентах следующим образом:

$$w_{\xi_i}^{[j]} = \sigma_{w_\xi}^{[j]} \cdot e_i, \quad \text{где } |e_i| \leq 1, \quad \forall i \in I^{(j)}, \quad \sigma_{w_\xi}^{[j]} > 0, \quad (10)$$

здесь e_i - аддитивный гауссовский шум с нулевым средним и дисперсией $\sigma_{w_\xi}^{[j]2}$, $j = 1, \dots, J$. Таким образом, мы условно полагаем, что на уровне вейвлет-преобразования мультипликативный шум трансформируется в аддитивный со свойствами, близкими к гауссовскому шуму (см., например [8]).

Тогда оценка вейвлет-коэффициента может быть представлена через линейную регрессионную модель с учетом квантования по уровню (после восстановления) в виде:

$$w_{X_i}^{[j]} = \text{round} \left\{ (w_{Y_i}^{[j]} + \varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]})) / \Delta^{[j]} \right\} \cdot \Delta^{[j]}, \quad (11)$$

где $\Delta^{[j]}$ - интервал квантования по уровню в j -й субполосе; $\varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]})$ - функция порогового отсека вейвлет-коэффициентов с некоторым порогом $\tau^{[j]}$, $j = 1, \dots, J$. Использовать соотношение (11) в прямом виде неудобно, поэтому оценку вейвлет-коэффициента представим следующим образом:

$$w_{X_i}^{[j]} = w_{Y_i}^{[j]} + \varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}) + \sigma_{\kappa\epsilon_i}^{[j]}, \quad (12)$$

$$\forall i \in I^{(j)}, \quad j = 1, \dots, J,$$

где $\sigma_{\kappa\epsilon_i}^{[j]}$ - ошибка квантования i -го коэффициента в j -й субполосе.

Для получения оптимальной оценки зашумленного вейвлет-коэффициента составим показатель качества, который внешне совпадает с критерием Штайна несмещенной оценки риска SURE (*Stein's unbiased risk estimation*) [7]:

$$Q_j(\tau^{[j]}, \Delta^{[j]}) = \frac{1}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} (w_{X_i}^{[j]} - w_{X_i}^{[j]})^2 \rightarrow \min_{\tau^{[j]}, \Delta^{[j]}}, \quad (13)$$

где, в отличие от критерия для SURE, уже два неизвестных параметра $\tau^{[j]}$ и $\Delta^{[j]}$ определяют качество восстановления после сжатия данных зашумленного изображения.

Введем следующие обозначения:

N - число бит входного зашумленного изображения (обычно N определяется через разрядность представления отсчетов изображения в компьютере, чаще всего 8 бит/пиксель);

N_j - число бит, приходящихся на j -ую субполосу;

$\alpha_j = N_j / N$ - относительный размер субполосы;

$B = (b_1, \dots, b_j)$ - вектор, показывающий распределение бит по субполосам (т.е. задающий скорость кодирования). Различают низкие (≤ 1 бит/пиксель) и высокие (> 1 бит/пиксель) скорости кодирования [5];

σ_j^2 - выборочная дисперсия вейвлет-коэффициентов j -й субполосы перед пороговой обработкой, причем:

$$\sigma_j^2 = \begin{cases} \frac{1}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} w_{Y_i}^{[j]2}, & (1) \\ \frac{1}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} (w_{Y_i}^{[j]} - \bar{w}_Y^{[j]})^2, & (2) \end{cases} \quad (14)$$

(1) где $\bar{w}_Y^{[j]} = \frac{1}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} w_{Y_i}^{[j]} = 0$ для ВЧ-субполос;

(2) где $\bar{w}_Y^{[j]} \neq 0$ для НЧ-субполос первых уровней декомпозиции;

$\tilde{\sigma}_j^2$ - выборочная дисперсия вейвлет-коэффициентов j -й субполосы после проведения пороговой обработки (при «мягкой» пороговой обработке (*soft thresholding*) [4, 6] динамический диапазон вейвлет-коэффициентов данной субполосы уменьшается):

$$\tilde{\sigma}_j^2 = \begin{cases} \frac{1}{M^{(j)}} \sum_{i=1}^{M^{(j)}} (w_{Y_i}^{[j]} + \varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}))^2, & (15) \\ \sigma_j^2, \end{cases}$$

1) для ВЧ-субполос, здесь M - число вейвлет-коэффициентов, оказавшихся выше порога;

2) для НЧ-субполос, если пороговое отсечение применяется только к вейвлет-коэффициентам детализации.

Ошибка квантования в j -й субполосе зависит не только от распределения бит по субполосам и выборочной дисперсии вейвлет-коэффициентов после пороговой обработки, но также и от скорости кодирования [5]:

$$\sigma_{кв}^{[j]2} = \begin{cases} K_1 (\tilde{\sigma}_j^2) b_j^{-\gamma}, & (1) \\ K_2 (\tilde{\sigma}_j^2) 2^{-2b_j}, & (2) \end{cases} \quad (16)$$

(1) при низких скоростях кодирования;

(2) при высоких скоростях кодирования

Поскольку интервал квантования $\Delta^{[j]}$ при равномерном квантовании определяется через ошибку квантования как $\Delta^{[j]2} = 12\sigma_{кв}^{[j]2}$ [4, 5], тогда величину порога $\tau^{[j]}$ для шумоподавления «приравняем» к «мертвой» зоне и зададим через величину интервала квантования $\Delta^{[j]}$ как $\tau^{[j]} = \theta \Delta^{[j]}$, откуда:

$$\tau^{[j]2} = 12\theta^2 \sigma_{кв}^{[j]2}, \quad j = 1, \dots, J, \quad (17)$$

где θ - коэффициент, регулирующий соотношение между «мертвой зоной» и интервалом квантования (во многих кодеках $\theta=1$ [5]).

После подстановки выражения для оценки вейвлет-коэффициента вида (12) в выражение для критерия качества (13), с учетом результатов Штайна для оценки SURE [7] и того, что для вейвлет-коэффициентов детализации $\bar{w}_Y^{[j]} = 0$, получим:

$$Q_j(\tau^{[j]}, \Delta^{[j]}) = \sigma_{w_{\xi}^{[j]}}^{[j]2} + \frac{1}{I^{(j)}} \|\varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]})\|^2 + \frac{2\sigma_{w_{\xi}^{[j]}}^{[j]}}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} \frac{\partial}{\partial e_i} \varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}) + \sigma_{кв}^{[j]2}. \quad (18)$$

Предположим, что найдена оценка дисперсии шума в вейвлет-коэффициентах $\sigma_{w_{\xi}^{[j]}}^2$ (например, усреднением локальных дисперсий, вычисляемых в пределах окон малого размера), тогда выражение (18) с учетом (16), (17) приводится к виду:

$$Q_j(\tau^{[j]}, \Delta^{[j]}) = \sigma_{w_{\xi}^{[j]}}^{[j]2} + \frac{1}{I^{(j)}} \|\tilde{\varphi}(w_{Y_i}^{[j]}, b_j)\|^2 + \frac{2\sigma_{w_{\xi}^{[j]}}^{[j]}}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} \frac{\partial}{\partial e_i} \tilde{\varphi}(w_{Y_i}^{[j]}, b_j) + \sigma_{кв}^{[j]2}(b_j) = Q_j(b_j), \quad j = 1, \dots, J. \quad (19)$$

Таким образом, при заданном параметре θ величина остаточных искажений в j -й субполосе после пороговой обработки и квантования зависит от числа бит b_j данной субполосы. Если скорость кодирования (квота бит) $R(B) = R_c$ задается пользователем, то задача распределения квоты бит с учетом одновременного шумоподавления в вейвлет-коэффициентах принимает вид:

$$Q(B) = \sum_{j=1}^J Q_j(b_j) \rightarrow \min_B \quad (20)$$

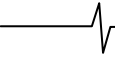
при ограничении $R(B) = \sum_{j=1}^J \alpha_j b_j$.

Обычно задачу условной оптимизации (20) приводят к задаче на безусловный экстремум через функцию Лагранжа [5, 6]:

$$L(B) = [Q(B) + \lambda R(B)] \rightarrow \min_B, \quad (21)$$

где λ - неопределенный множитель Лагранжа.

Таким образом, задача одновременного шумоподавления и квантования вейвлет-коэффициентов сводится к виду (21), определяемому в терминах теории «ско-



рость – искажения». Однако в отличие от «классики» решение задачи минимизации функционала (21) зависит от вида функции пороговой обработки

$$\varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}), \quad j = 1, \dots, J.$$

Оптимальное распределение бит при «мягкой» пороговой обработке вейвлет-коэффициентов.

Представим функцию «мягкой» пороговой обработки в виде [6]:

$$\varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}) = -\text{sign}(w_{Y_i}^{[j]}) \tau^{[j]} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right) - w_{Y_i}^{[j]} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| < \tau^{[j]}\right), \quad (22)$$

где $\text{Thr}(\dots)$ - условное обозначение операции сравнения вейвлет-коэффициентов с величиной порога $\tau^{[j]}$, $j = 1, \dots, J$. Используем результаты, полученные Штайном в [7], для расчета составляющих в выражении (19). Согласно [7], имеем выражение для ошибки при мягком пороговом отсеке вейвлет-коэффициентов:

$$Q^{[j]}(b_j) = \sigma_{W_\xi}^{[j]2} + \tau^{[j]2} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right) + \frac{1}{I^{(j)}} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} w_{Y_i}^{[j]2} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| < \tau^{[j]}\right) - 2\sigma_{W_\xi}^{[j]2} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| < \tau^{[j]}\right) + \sigma_{\kappa\delta}^{[j]2} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right), \quad (23)$$

или с учетом симметричности распределения вейвлет-коэффициентов [7]

$$w_{Y_i}^{[j]} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| < \tau^{[j]}\right) = w_{Y_i}^{[j]} - w_{Y_i}^{[j]} \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right) \quad (24)$$

получаем:

$$Q_j(b_j) = \sigma_j^2 - \sigma_{W_\xi}^{[j]2} + \frac{1}{I^{(j)}} \times \sum_{i=1}^{I^{(j)}} (\tau^{[j]2} - w_{Y_i}^{[j]2} + 2\sigma_{W_\xi}^{[j]2} + \sigma_{\kappa\delta}^{[j]2}) \text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right) \quad (25)$$

В выражении (25) операция порогового отсека вейвлет-коэффициентов

$$\text{Thr}\left(|w_{Y_i}^{[j]}| \geq \tau^{[j]}\right)$$

определяет ограниченное число слагаемых

$M^{(j)} = \varepsilon I^{(j)}$ [6], участвующих в формировании суммы, тогда

$$Q_j(b_j) = (\sigma_j^2 - \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2) + \sigma_{W_\xi}^{[j]2} (2\varepsilon - 1) + \varepsilon (\tau^{[j]2} + \sigma_{\kappa\delta}^{[j]2}) \quad (26)$$

Как видно из выражения (26), минимум значения $Q_j(b_j)$ достигается за счет оптимального выбора величины порога $\tau^{[j]}$, влияющего на выборочную остаточную дисперсию $\tilde{\sigma}_j^2$, которая, в свою очередь, определяет ошибку квантования в j -ой субполосе.

Чтобы найти минимум функционала (21), необходимо составить функцию Лагранжа, учитывающую распределение квоты бит по субполосам. Ошибка квантования рассчитывается при гипотезе о квантовании с высоким разрешением, т.е. пропорциональна дисперсии $\tilde{\sigma}_j^2$ мо-

дифицированных значащих вейвлет-коэффициентов [5]:

$$\sigma_{\kappa\delta}^{[j]2} = \alpha_j 2^{-2b_j} \tilde{\sigma}_j^2.$$

После подстановки выражения для $\sigma_{\kappa\delta}^{[j]2}$ в (26) и с учетом ограничений на квоту бит R_C , функция Лагранжа приобретает вид:

$$L(B) = Q(B) + \lambda R(B) = \sum_{j=1}^J (\sigma_j^2 - \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2 + (2\varepsilon - 1) \sigma_{W_\xi}^{[j]2} + \varepsilon \tau^{[j]2}) + \varepsilon \sum_{j=1}^J \alpha_j 2^{-2b_j} \tilde{\sigma}_j^2 + \lambda \sum_{j=1}^J \alpha_j b_j \rightarrow \min_{b_j} \quad (27)$$

Поскольку от b_j зависят только два последних слагаемых в (13), то, дифференцируя их по b_j и приравнявая производную нулю, получаем известный результат [5] (с поправкой на ε):

$$b_j = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{2(\ln 2) \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2}{\lambda} \right). \quad (28)$$

Подстановкой (28) в выражение для ограничений на квоту бит R_C определяется неизвестный множитель Лагранжа:

$$\lambda = 2 \left[\sum_{j=1}^J \alpha_j \log_2((2 \ln 2) \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2) - 2R_C \right]. \quad (29)$$

Окончательно для b_j имеем:

$$b_j = \frac{1}{2} \left[\log_2(2 \ln 2 \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2) - \sum_{j=1}^J \alpha_j \log_2(2 \ln 2 \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2) + 2R_C \right]. \quad (30)$$

После подстановки (30) в выражение для $Q_j(b_j)$ вида (26) получается, что суммарная величина искажений

$$Q(B) = \sum_{j=1}^J Q_j(b_j)$$

определяется только через выборочные дисперсии $\tilde{\sigma}_j^2$, $j = 1, \dots, J$, поскольку квадрат величины порога $\tau^{[j]2}$ является последним элементом кумулятивной суммы квадратов значимых вейвлет-коэффициентов (если ее анализировать в порядке убывания рангов вейвлет-коэффициентов).

Таким образом, алгоритм работы кодера при сжатии данных зашумленного изображения, использующий мягкую пороговую обработку вейвлет-коэффициентов, имеет следующее представление.

1. Задается квота бит R_C , константа ε , определяющая начальное число вейвлет-коэффициентов, участвующих в анализе (рекомендованное начальное значение константы лежит в пределах 0,8-0,9).

2. Выполняется быстрое вейвлет-преобразование над исходным зашумленным изображением, в результате чего формируется J массивов вейвлет-коэффициентов, соответствующих субполосам декомпозиции. (К сожалению, в рамках одной статьи не

имеется возможности обсудить вопросы о выборе типа вейвлета, числа уровней декомпозиции, вида преобразования и т.п.)

3. В пределах каждой субполосы вычисляются оценки дисперсии шума $\sigma_{w_\varepsilon}^{[j]2}$.

4. Вейвлет-коэффициенты каждой субполосы сортируются по убыванию и вычисляются кумулятивные суммы квадратов вейвлет-коэффициентов $\tilde{\sigma}_j^2$. Если пороговое отсечение применяется только к коэффициентам детализации, то для НЧ-субполос аппроксимаций вычисляется только дисперсия вейвлет-коэффициентов, т.е. $\tilde{\sigma}_j^2 = \sigma_j^2$.

5. Формируется функционал вида (27) через распределение квоты бит по субполосам в соответствии с (30). Поскольку величины $\tilde{\sigma}_j^2$ независимы, вычисляется минимум функционала (27) путем подбора величин $\tilde{\sigma}_j^2$ любым численным методом, ориентированным на поиск глобального минимума. Как показали вычислительные эксперименты (см. рис. 5), функционал (27) является многоэкстремальным, но содержащим глобальный минимум. В ряде случаев возможна ситуация, когда в (27) не будет глобального минимума. Данная ситуация соответствует отрицательному значению b_j по (30) для данной субполосы, следовательно, необходимо исключить данную субполосу из рассмотрения, т.е. $b_j = 0$. После выставления в нуль всех отрицательных значений для b_j , соответственно уменьшается число субполос, корректируется квота бит, и повторяется шаг 4. Как и при поиске оптимальной величины порога для оценки SURE анализ кумулятивной суммы квадратов вейвлет-коэффициентов начинается с наибольшего ранга: $M^{(j)} = \varepsilon I^{(j)}$, затем $M^{(j)} = M^{(j)} - \delta$, где δ – величина шага, и т.д. При этом пересчитывается константа ε для каждого частотного поддиапазона при расчете общей ошибки (27).

После нахождения оптимальных величин $\tilde{\sigma}_j^2$ определяются:

1. интервал квантования $\Delta^{[j]}$ через известное соотношение для равномерного квантования $\Delta^{[j]2} = 12\sigma_{w_\varepsilon}^{[j]2}$;

2. величина порога через последний компонент кумулятивной суммы квадратов вейвлет-коэффициентов.

3. Составляется новая функция пороговой обработки вейвлет-коэффициентов, внешний вид которой для конкретного примера показан на рис.7.

4. Вычисляются оценки вейвлет-коэффициентов $w_{X_i}^{[j]}$ с использованием полученной функции пороговой обработки.

5. Закодированные оценки передаются в линию связи или помещаются на хранение.

Для восстановления «очищенного» от шума изображения достаточно выполнить обратное вейвлет-преобразование над оценками

$$w_{X_i}^{[j]}, i = 1, \dots, I^{(j)}, j = 1, \dots, J.$$

В заключение данного раздела отметим, что в ряде стандартных программных реализациях кодеков существует возможность регулирования «мертвой», или нулевой зоны. В этом случае подбор ее ширины можно проводить через функцию «грубого» порогового отсече-

ния вейвлет-коэффициентов вида (3). Функция Лагранжа тогда имеет вид:

$$L(B) = Q(B) + \lambda R(B) = \sum_{j=1}^J (\sigma_j^2 - \varepsilon \tilde{\sigma}_j^2 + (2\varepsilon - 1)\sigma_{w_\varepsilon}^{[j]2}) + \varepsilon \sum_{j=1}^J \alpha_j 2^{-2b_j} \tilde{\sigma}_j^2 + \lambda \sum_{j=1}^J \alpha_j b_j \rightarrow \min_{b_j} \quad (32)$$

причем подбор оптимальных значений порогов, которые отсутствуют в явном виде в (32), происходит также через перебор выборочных дисперсий $\tilde{\sigma}_j^2, j = 1, \dots, J$.

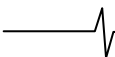
Результаты моделирования.

Ниже приводятся результаты по сжатию данных зашумленного изображения Lena при использовании функции мягкого порогового отсечения вейвлет-коэффициентов (22). Для сравнения применялись известная процедура SPIHT-кодирования [5] и «идеальный кодек», для которого величина порога для каждой субполосы рассчитывалась на основе принципа «оракула» (т.е. при известных неискаженных вейвлет-коэффициентах) [5, 8]:

$$\tau_{Oracle}^{[j]} = \arg \min_{\tau} \sum_{i=1}^{I^{(j)}} (w_{Y_i}^{[j]} + \varphi(w_{Y_i}^{[j]}, \tau^{[j]}) - w_{X_i}^{[j]})^2, \quad (33)$$

$$j = 1, \dots, J.$$

Мультипликативный шум на изображении моделировался с помощью датчика случайных чисел, распределенных по экспоненциальному закону с единичным средним и дисперсией σ_w^2 , задаваемой в ходе эксперимента. Для эксперимента использовалось трехуровневое быстрое вейвлет-преобразование ($J=10$), при этом в качестве базиса для вейвлет-преобразования применялся биортогональный фильтр CDF 9x7 (Cohen-Daubechies-Feauveau) [5, 6]. Данный фильтр, как показало машинное моделирование, обеспечивает высокую эффективность не только сжатия данных, но и подавления шума при мягком пороговом отсечении вейвлет-коэффициентов по сравнению с другими известными фильтрами, применяемыми для компрессии (см. Приложение 1 в [5]). На рис. 1 показано исходное зашумленное изображение Lena при $\sigma_w = 25$, а результаты его обработки SPIHT и предложенным алгоритмом приведены на рис. 2 и рис. 3, 4 соответственно. Как и следовало ожидать, предложенный алгоритм имеет заметное преимущество перед SPIHT, поскольку эффективное шумоподавление обеспечивается в первую очередь оптимальным выбором порога, причем ошибки квантования значащих коэффициентов вносят незначительный вклад в суммарную ошибку обработки. Визуальные отличия практически незаметны для человеческого зрения на рис. 3 и 4, полученных при разных скоростях кодирования. Данное положение подтверждается зависимостями значений пикового отношения сигнал/шум (ПОСШ), показанными на рис.6. Анализ эффективности предложенного алгоритма по сравнению с SPIHT и «идеальным кодеком» можно провести по данным табл.1, где помещены результаты моделирования по ПОСШ, СКО при разных интенсивностях шумов.



В табл.2 приводятся распределение квоты бит и найденные значения порогов для каждой субполосы по горизонтальному (H), вертикальному (V) и диагональному (D) направлениям, а также аппроксимации (A) на третьем уровне декомпозиции. Из табл.2 видно, что большая часть квоты бит отводится на вейвлет-коэффициенты первого

уровня разложения и аппроксимации. Типичная зависимость изменения функционала вида (27) при переборе по рангам вейвлет-коэффициентов в пределах одной субполосы показана на рис.5, из которого виден ее многоэкстремальный характер. Пороговые функции обработки вейвлет-коэффициентов изображены на рис.7.



Рис.1. Зашумленное изображение Lena при $\sigma_{ш} = 25$; 8 бит/пиксель



Рис.2. Изображение Lena, обработанное SPIHT-алгоритмом при $\sigma_{ш} = 25$; 0,2 бит/пиксель



Рис.3. Обработанное предложенным методом изображение Lena при $\sigma_{ш} = 25$; 0,2 бит/пиксель

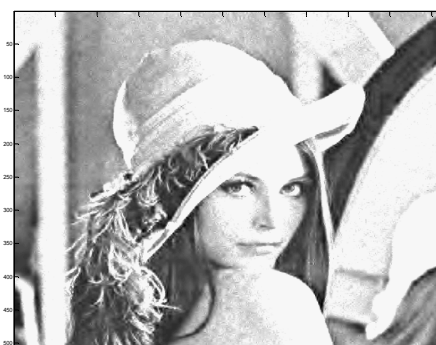


Рис.4. Обработанное предложенным методом изображение Lena при $\sigma_{ш} = 25$; 1 бит/пиксель

Таблица 1

(при 0,2 бит/пиксель)

Интенсивность шума, $\sigma_{ш}$	«Идеальный кодек»		SPIHT-кодирование		Предложенный метод	
	ПОСШ, дБ	СКО	ПОСШ, дБ	СКО	ПОСШ, дБ	СКО
10	32,24	48,32	30,27	61,07	31,02	51,44
25	29,25	90,32	25,89	170,88	28,39	94,16
35	25,67	198,45	24,68	237,80	24,58	226,42

Таблица 2

(при 1 бит/пиксель и $\sigma_{ш} = 25$)

Параметр	H1(1)	V1(2)	D1(3)	H2(4)	V2(5)	D2(6)	H3(7)	V3(8)	D3(9)	A3(10)
α_j	0,245	0,245	0,245	0,064	0,064	0,064	0,017	0,017	0,017	0,017
b_j	1,093	0,778	1,023	0,838	0,913	0,671	0,981	1,192	0,911	2,069
$\tau^{[j]}$	31,72	30,84	30,82	26,49	23,25	29,52	18,24	16,58	17,02	0

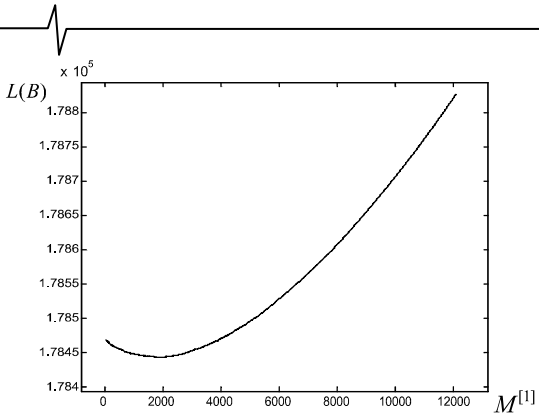


Рис.5. Поведение функционала (13) в зависимости от числа M вейвлет-коэффициентов субполосы $H1$ при $\sigma_{ш} = 25$; 1 бит/пиксель

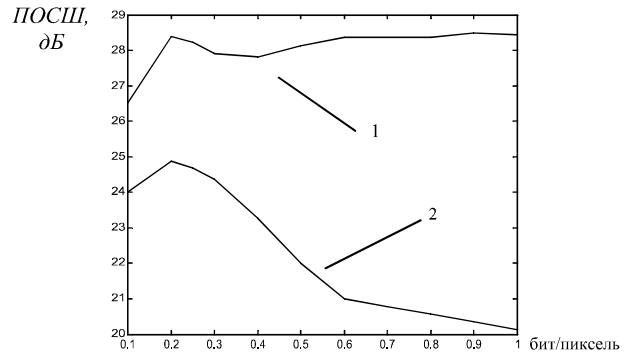


Рис.6. Зависимости ПОСШ от скорости кодирования для предложенного метода (1) и SPIHT-кодирования (2) при $\sigma_{ш} = 25$

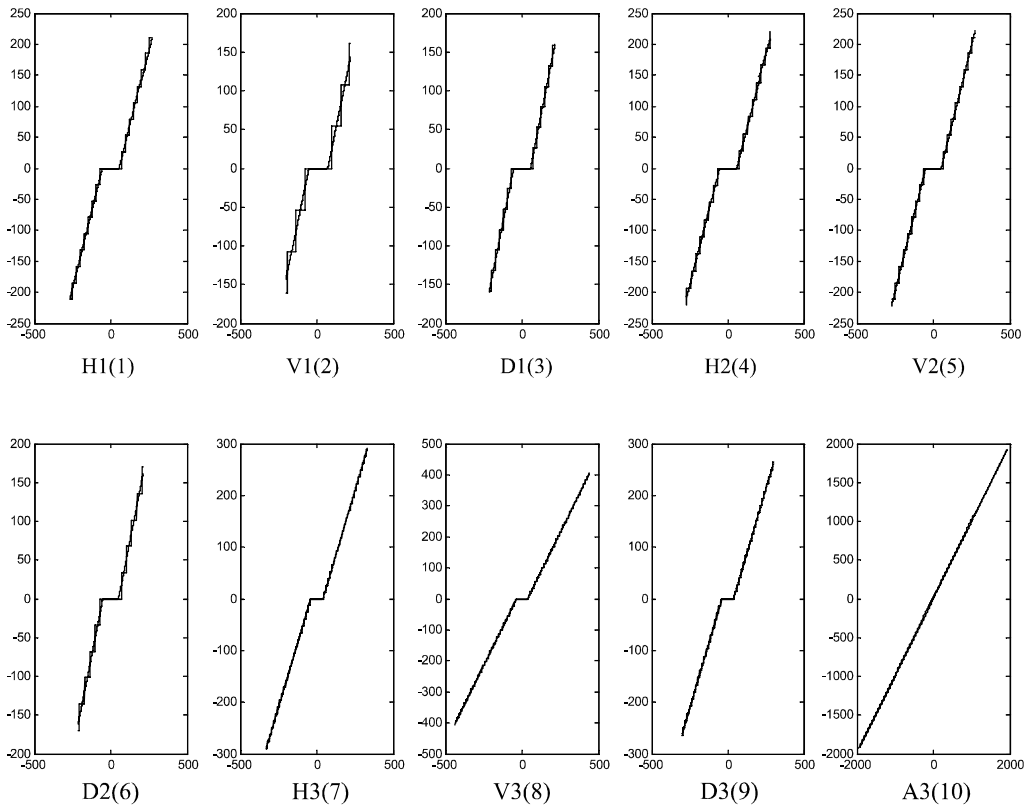


Рис.7. Пороговые функции для вейвлет-коэффициентов соответствующих субполос при $\sigma_{ш} = 25$; 1 бит/пиксель

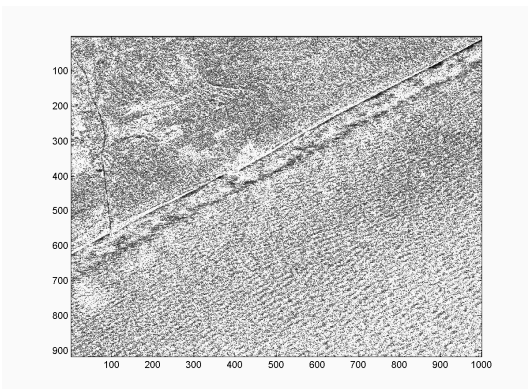


Рис.8. Оригинальное $РСА$ -изображение, 8 бит/пиксель

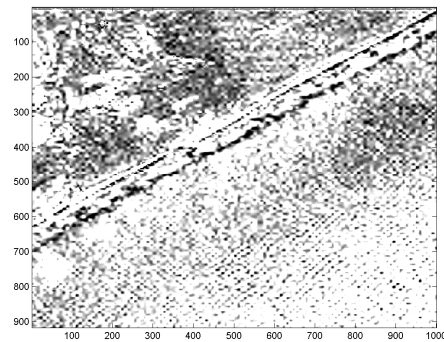


Рис.9. Обработанное изображение, 0,2 бит/пиксель

Заключение

Как показали эксперименты, предложенный метод обеспечивает относительно высокое отношение сигнал/шум и стабильное эффективное шумоподавление при разных скоростях кодирования. Субъективные оценки отмечают лучшее сохранение контуров объектов, меньшее число артефактов, характерных, например для SPIHT-кодирования при низких скоростях (рис. 2). Данные свойства предложенного метода в полной мере проявляются при обработке изображений, полученных с помощью радаров с синтезированной апертурой (РСА-изображения) [2], которые содержат мультипликативный спекл-шум (рис. 8 и 9).

Очевидно, что главную роль играют оптимальные оценки порогов в каждой субполосе, которые близки к оценкам SURE [4, 5] при мягкой пороговой обработке и оценкам «оракула» [8]. Влияние квантования вейвлет-коэффициентов на величину суммарных искажений оказывается значительно меньше, чем для известных кодеков, например, SPIHT [5, 6]. Недостатком данного метода является длительный поиск (фактически, полный перебор) оптимальных значений порогов и распределения квоты бит из-за многоэкстремального характера целевой функции. Таким образом, предложенный метод сжатия данных зашумлен-

ных изображений можно рекомендовать к использованию при решении задач архивации (длительного хранения) многопиксельных изображений различных классов.

Литература

1. J.W.Goodman, "Some Fundamental Properties of Speckle," J.Opt. Soc. Am., Vol.66, No.11, pp. 1145-1150, 1976.
2. H.Guo, J.E.Odegard, M.Lang, R.A.Gopinath, I.W.Selesnick and C.S.Burrus, "Wavelet based Speckle Reduction with Application to SAR based ATD/R," IEEE International Conf. on Image Processing, Vol.1, pp.75-79, 1994.
3. С.В. Кругликов. Методы и средства подавления структурных помех многоэлементных фотоприемников // Аналитический обзор № 4628 за 1970-1987 гг. М., 1989.
4. Р.Гонсалес, Р.Вудс. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2006.
5. В.И.Воробьев, В.Г.Грибунин. Теория и практика вейвлет-преобразования. С.-Петербург, ВУС, 1999.
6. С.Малла. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005.
7. C.Stein "Estimation of the mean of a multivariate normal distribution", Ann. Statistics, No. 9, pp.1135-1151, 1981.
8. S.G.Chang, B.Yu, M.Vetterli "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, No. 9, 2000, pp.1532-1546.

НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ ЛАБОРАТОРИЯ АВТОНОМНЫХ ИНФОРМАЦИОННО-УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ



Научно-исследовательская лаборатория автономных информационно-управляющих систем (НИЛ АИУС) кафедры Автоматики и информационных технологий в управлении объединяет сотрудников и студентов, научные интересы которых связаны с интеллектуальной обработкой и анализом видеoinформации. Данное научное направление возникло в вузе более 25 лет назад. Научным руководителем лаборатории является доктор технических наук, профессор Борис Алексеевич Алпатов.

Лаборатория выполняет НИОКР по темам, связанным с разработкой бортовых систем обработки и анализа видеоизображений, интеллектуальных систем автоматического управления, систем технического зрения, разрабатывает программное обеспечение

для систем управления и обработки изображений реального времени. Научные исследования ведутся в сотрудничестве с ведущими предприятиями города Рязани. К наиболее крупным достижениям лаборатории можно отнести участие в разработке и внедрении системы обработки изображений «Охотник», которая производится на ФГУП Государственный рязанский приборный завод.

Сотрудники лаборатории не остаются в стороне от учебной деятельности. Студенты, прошедшие школу научной работы в лаборатории, пользуются высоким спросом на рынке труда и получают отличные отзывы работодателей.

На фото – научный семинар в лаборатории.

УДК 621.391.2

АЛГОРИТМЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТНЫХ РАЗЛОЖЕНИЙ В РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ УСТРОЙСТВАХ

Кириллов С.Н., Зорин С.В., Бахурин С.А., Хахулин С.С.

Преимущества алгоритмов обработки сигналов на основе вейвлетных разложений.

Основным преимуществом вейвлетного анализа (ВА) по сравнению с анализом Фурье является локализация базисных функций не только в частотной, но и во временной области, что является особенно важным при обработке нестационарных случайных процессов (СП). Кроме того, существенное достоинство алгоритмов ВА, связанное с шириной класса вейвлетных преобразований (ВП), заключается в возможности выбора наиболее подходящего базиса для решения конкретной радиотехнической задачи. Теория ВА в ряде случаев позволяет осуществить синтез и оптимизацию вейвлетных базисов в соответствии с характеристиками обрабатываемых радиотехнических сигналов и требованиями, предъявляемыми к алгоритму обработки. Такими требованиями могут быть условие ортогональности или биортогональности, возможность реализации в реальном масштабе времени, скорость обработки, время задержки и др.

В зависимости от требований, предъявляемых к алгоритмам обработки сигналов, используемых в радиотехнических устройствах сжатия, хранения и передачи информации, целесообразно использовать различные классы вейвлетных функций (ВФ).

Вейвлетные функции класса Мейера.

В случае, когда не предъявляются жестких требований к скорости как прямого, так и обратного преобразования, наиболее часто используются ВФ класса Мейера, обладающие высокой частотной локализацией, обеспечивающие малую ошибку восстановления и имеющие аналитическую форму записи в частотной области [1]:

$$\Phi(\omega) = \begin{cases} \cos(a(\omega)), & |\omega| \in [2\pi/3, 4\pi/3]; \\ 1, & |\omega| \in [0, 2\pi/3]; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (1)$$

где $a(\omega)$ – порождающая функция, такая что

$$a(|\omega|) = \pi/2 - a(2\pi - |\omega|), \\ a(2\pi/3) = 0, a(4\pi/3) = \pi/2. \quad (2)$$

В [2] синтезированы оптимальные по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления при заданной эффективной длительности ВФ, принадлежащие

Показаны возможности использования в различных радиотехнических устройствах синтезированных обобщенных вейвлетных разложений по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления случайных процессов при ограничении на эффективную длительность вейвлетной функции и заданных требованиях на скорость обработки. Показаны преимущества использования предложенных вейвлетных разложений в радиотехнических устройствах обработки речевых сигналов. Произведен синтез максимально-компактных вейвлет-базисов на основе интерполирующей функции-прототипа по критерию минимума произведения эффективной длительности на эффективную полосу частот базисной скейлинга-функции, обеспечивающей снижение среднеквадратической ошибки восстановления при отбрасывании G-ветви разложения до 10% по сравнению с базисными функциями Добеши соответствующего порядка. Предложен алгоритм сжатия речевых сигналов на основе вейвлет-пакетного разложения с адаптацией базиса на каждом уровне, позволяющий снизить скорость передачи речевых сигналов до 4 кбит/с в сетях IP-телефонии. Рассмотрена возможность реализации вейвлет-пакетного разложения на основе искусственных нейронных сетей, показаны пути повышения показателей качества в виде модифицированных алгоритмов обучения и новых видов активационных функций.

классу Мейера. Показано, что при этом порождающая функция должна удовлетворять нелинейному дифференциальному уравнению второго порядка:

$$a''(\omega) - A_1^L \sin(2a(\omega)) = 0. \quad (3)$$

Решения уравнения (3) были получены численными методами для ряда значений множителя Лагранжа A_1^L . Предложено [2] близкое по своим свойствам к оптимальному семейство ВФ, имеющих аналитическую форму записи в элементарных функциях в частотной и во временной областях. При этом порождающая функция имеет вид:

$$a_\varepsilon(\omega) = 2\pi(|\omega| - \pi + \varepsilon)/\zeta, \quad |\omega| \in (\pi - \varepsilon, \pi + \varepsilon), \\ \zeta = \pi/8\varepsilon,$$

а скейлинг функция (СФ) может быть записана в виде:

$$\varphi_\varepsilon(t) = 2\zeta \frac{2\zeta \sin((\pi - \varepsilon)t)/t + \cos((\pi + \varepsilon)t)}{\pi((2\zeta)^2 - t^2)}. \quad (4)$$

Параметр ε обеспечивает гибкость в выборе приоритета между дисперсией ошибки и эффективной длительностью ВФ. Относительный проигрыш квази-оптимальных ВФ (4) по сравнению с оптимальными по критерию эффективной длительности не превосходит 12%. При этом в случае одинаковой эффективной длительности оптимальная ВФ класса Мейера, полученная при решении уравнения (3), обеспе-

чивается по сравнению с известной ВФ выигрыш по дисперсии ошибки восстановления 7%.

Практическое использование ВФ класса Мейера приводит к значительным временным задержкам на реализацию соответствующих алгоритмов, что обусловлено бесконечной областью определения ВФ.

Ортогональные вейвлетные разложения, реализуемые на основе рекурсивных фильтров.

Известно [3], что некоторые классы вейвлетных разложений (ВР) с бесконечной областью определения ВФ могут быть реализованы на основе рекурсивных фильтров (РФ) специального вида, которые обеспечивают более высокие показатели по сравнению с нерекурсивными фильтрами. В [4] предложено использовать в алгоритмах ВА ортогональные разложения, осуществляемые семейством РФ, зависящим от трех свободных параметров $(\alpha_1, \beta_1, \beta_2)$:

$$H_j(z) = \sum_{i=0}^3 h_j(i) z^{-i} / (1 - \alpha_1 z^{-2}), \quad j = 0, 1,$$

$$h_0(0) = A - \alpha_1 B, \quad h_0(1) = C - \alpha_1 D,$$

$$h_0(2) = -\alpha_1 A + B, \quad h_0(3) = -\alpha_1 C + D,$$

$$h_1(i) = (-1)^{3-i} h_0(3-i), \quad i = 0, \dots, 3;$$

$$A = \cos(\beta_1) \cos(\beta_1 + \beta_2),$$

$$B = \sin(\beta_1) \sin(\beta_1 + \beta_2),$$

$$C = -\cos(\beta_1) \sin(\beta_1 + \beta_2),$$

$$D = \sin(\beta_1) \cos(\beta_1 + \beta_2).$$
(5)

Оптимизация по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления привела к следующим значениям параметров:

$$(\alpha_1, \beta_1, \beta_2) = (-0.61, -0.782, -0.785).$$

На рис. 1 представлена нормированная по амплитуде ВФ, полученная в [4] (кривая 1), а также ВФ Добеши с двумя нулевыми моментами (кривая 2). На рис. 2 приведены квадраты модуля амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) низкочастотных (НЧ) фильтров анализа для предложенного в [4] вейвлетного базиса (кривая 1), базиса на основе фильтра Баттерворта (кривая 2), базиса, полученного в результате ортогонализации биортогонального сплайнового вейвлетного базиса (кривая 3), и базиса Добеши (кривая 4) при одних и тех же вычислительных затратах.

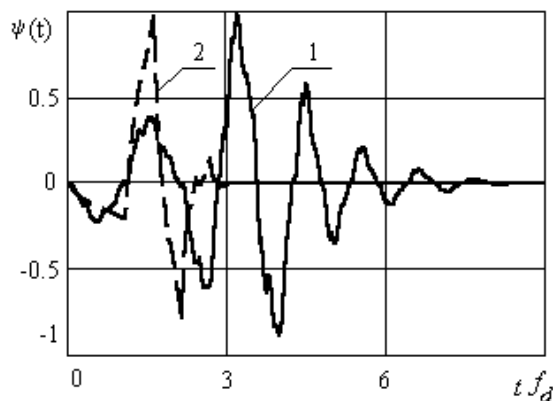


Рис. 1

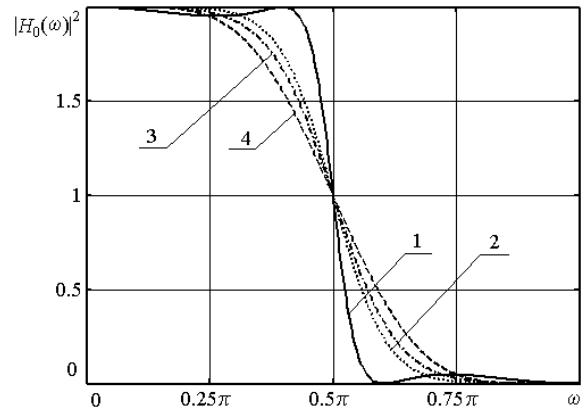


Рис. 2

Показано [4], что выигрыш по дисперсии ошибки восстановления при одних и тех же вычислительных затратах в случае использования предложенных в [4] ВФ по сравнению с ВФ Добеши, а также ВФ, основанными на сплайнах и фильтрах Баттерворта, составляет от 1.9 до 8.3 раза. При этом в случае одной и той же дисперсии ошибки восстановления предложенное ВР снижает вычислительные затраты в 9 раз по сравнению с известными ВФ Добеши. Данные выигрыши обеспечиваются при большей степени близости формы АЧХ фильтра анализа в случае предложенной в [4] ВФ к идеальной прямоугольной.

В [4] предложено определяемое параметром α_1 в (5) семейство ВФ, с различной эффективной длительностью, оптимальное по критерию минимума дисперсии ошибки восстановления, которое рекомендовано использовать при решении задач, где важна гибкость при выборе соотношения между эффективной длительностью ВФ и дисперсией ошибки восстановления.

Биортогональные вейвлетные разложения, реализуемые на основе рекурсивных фильтров.

На основе РФ в реальном масштабе времени может быть реализовано только одно ортогональное преобразование – прямое или обратное, тем не менее, в некоторых радиотехнических устройствах могут потребоваться высокие скорости обработки, как при анализе, так и при синтезе обрабатываемых СП.

Использование биортогональных ВР допускает эффективные в вычислительном отношении алгоритмы на основе РФ, как при прямом, так и при обратном преобразовании.

В [5] предложена реализация биортогональных ВР на основе представленной на рис. 3 схемы лифтинга, в которой в качестве корректоров и предсказателей применяются РФ с импульсными характеристиками, z-преобразование которых имеет вид:

$$F^c(z) = a_0^c + a_1^c z^{-1} + a_2^c z^{-2} / (1 - b_1^c z^{-1}),$$

$$F^p(z) = a_0^p + a_1^p z^1 + a_2^p z^2 / (1 - b_1^p z^{-1}).$$
(6)

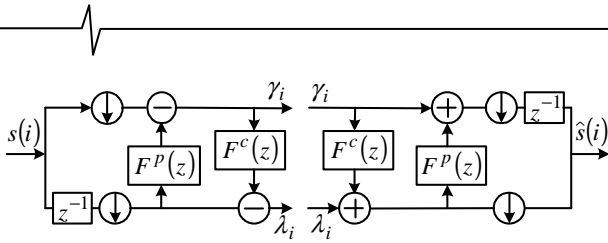


Рис. 3

Получены выражения для дисперсии ошибки восстановления СП при отбрасывании высокочастотных (ВЧ) или НЧ компонентов в случае биортогональных ВР. Оценено взаимное влияние корреляционных функций (КФ) обрабатываемого СП и КФ дуальной и первичной ВФ и СФ на качество восстановленного сигнала. Произведена оптимизация коэффициентов РФ предсказания и коррекции в предложенном варианте схемы лифтинга, при этом по сравнению с алгоритмами на основе биортогональных ВФ Когена-Добеши-Фово (2,6) и ортогональных ВФ Добеши (4-нулевых момента) обеспечивается в 1.5 раза меньшая дисперсия ошибки восстановления сигнала с прямоугольным спектром при одних и тех же вычислительных затратах.

Вейвлетные разложения произвольной кратности.

В некоторых радиотехнических устройствах может потребоваться поэтапное разбиение частотного диапазона обрабатываемого процесса на большее чем 2 число полос, в этом случае целесообразно использовать ортогональные ВР произвольной кратности. В [6] произведена оптимизация таких ВР при фиксированных коэффициентах смежности и длительности ВФ, а также известной КФ обрабатываемого СП. Дискретный вариант локальных тригонометрических базисов (ЛТБ), который может рассматриваться как частный случай ВР произвольной кратности, был оптимизирован в [7].

Оптимизация ВР осуществлялась для корреляционных функций ряда фонем русского языка. Данные, приведенные в таблице 1, показывают, что по сравнению с алгоритмами на основе ВФ Добеши (АД) и ЛТБ предложенные в [6] алгоритмы (ПА) обеспечивают уменьшение дисперсии ошибки восстановления D от 1.5 до 5 раз в зависимости от коэффициентов сжатия M , смежности K_c и длительности ВФ L , при одних и тех же относительных вычислительных затратах (ВЗ).

Таблица 1

ВЗ	$D(L), M = 4$		M	$D, K_c = 2$	
	ПА	АД		ПА	ЛТБ
1	0.033(8)	0.098(10)	3	0.006	0.022
1.5	0.018(12)	0.054(16)	4	0.034	0.127
2	0.013(16)	0.033(22)	5	0.061	0.171
2.5	0.011(20)	0.022(28)	6	0.193	0.262

На рис. 4 показаны нормированные к максимальному значению квадраты $Q(\omega)$ АЧХ фильтров анализа, соответствующие предложенному в [6] алгоритму (кривая 1) с длиной базисных функций равных 8 и алгоритму Добеши (кривая 2) при одних и тех же вычислительных затратах, где частота ω нормирована к частоте дискретизации СП.

Выигрыш по дисперсии ошибки восстановления СП объясняется большей степенью соответствия АЧХ фильтра анализа в случае предложенного алгоритма (кривая 1) спектру обрабатываемого сигнала (кривая 3).

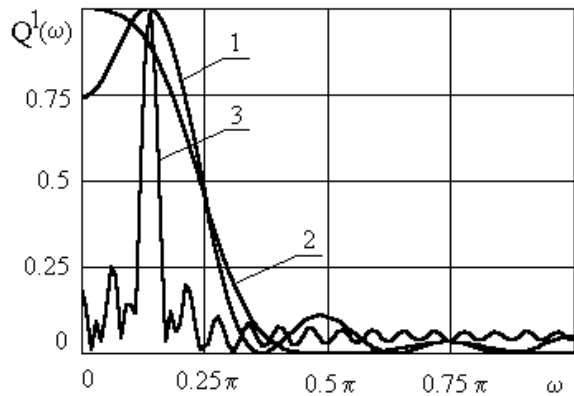


Рис. 4

В целях снижения вычислительных затрат на оптимизацию ВР в [6, 7] предложены процедуры расчета целевой функции, сокращающие размерность вектора оптимизируемых параметров.

Обобщение ВФ класса Мейера на кратно-масштабный анализ произвольной кратности.

ВА произвольной кратности тесно связан с алгоритмами обработки, основанными на использовании ЛТБ и систем банков фильтров. В [8] на основе теории гладких ЛТБ с перекрывающейся областью определения ВФ класса Мейера обобщены на кратно-масштабный анализ (КМА) произвольной кратности и спроектированы системы банков фильтров.

Преобразование Фурье $\gamma_n^k(\omega)$ обобщенных ВФ $\Gamma_n^k = \Gamma^k(t - n)$, где индекс k определяет номер частотного поддиапазона, а n – временной сдвиг, имеет вид:

$$\gamma_n^0(\omega) = \tau_0(\omega) \exp(-i\omega n),$$

$$\gamma_n^k(\omega) = \alpha_n^k(\omega) + i\beta_n^k(\omega), \quad k = 1 \dots M - 1, \quad (8)$$

$$\alpha_n^k(\omega) = \tau_k(|\omega|) \sin((2n+1)(|\omega| - k\pi)/2),$$

$$\beta_n^k(\omega) = \text{sign}(\omega) \tau_k(|\omega|) \cos((2n+1)(|\omega| - k\pi)/2). \quad (9)$$

При этом для амплитудных спектров $\tau_k(\omega)$ обобщенных ВФ должны выполняться условия:

$$\tau_k(\omega) = \sin(a_k(\omega)), \quad \omega \in [k\pi - \varepsilon_k, k\pi + \varepsilon_k],$$

$$\sum \tau_k^2(\omega) = 1, \quad k\pi + \varepsilon_k < (k+1)\pi - \varepsilon_{k+1},$$

$$\tau_{M-1}^k(\omega) = \tau_0(\omega/M),$$

$$\omega \in [M(\pi - \varepsilon_1), M(\pi + \varepsilon_1)]. \quad (10)$$

Вейвлетные функции класса Мейера произвольной кратности и банки фильтров.

В [3] показано, что отчеты импульсной характеристики (ИХ) фильтров анализа системы банков фильтров, реализующей разложение по таким ВФ, определяются как значения соответствующих непрерывных ВФ в определенные моменты времени по равенствам:

$$h_i^k = \Gamma^k(i/M), \quad k = 0, 1, \dots, M-2, \quad (11)$$

$$h_i^{M-1} = (-1)^i \Gamma^0((i+2-M)/M).$$

Предложено использовать разработанное семейство банков фильтров, определяющихся функциями:

$$a_k(\omega) = \frac{\pi}{2} \begin{cases} [\omega - (k\pi - \varepsilon_k)]/2\varepsilon_k, & \omega \in J_k; \\ 1, & \omega \in [k\pi + \varepsilon_k, (k+1)\pi - \varepsilon_{k+1}]; \\ [((k+1)\pi + \varepsilon_{k+1}) - \omega]/2\varepsilon_{k+1}; & \\ \omega \in J_{k+1}; & \\ J_k = [k\pi - \varepsilon_k, k\pi + \varepsilon_k] & \end{cases} \quad (12)$$

Основными достоинствами этого семейства являются аналитическая форма записи на основе элементарных функций как в частотной, так и во временной областях, а также возможность гибким образом разбивать частотный диапазон обрабатываемого СП в соответствии с заданным числом подполос и шириной переходных зон. По сравнению с банками фильтров на основе ВФ Шеннона предложенное в [8] семейство банков фильтров обеспечивает для $\varepsilon = \pi/6$ при значении $L=100$ ненулевых коэффициентов ИХ выигрыш по уровню боковых лепестков – 17.8 дБ, по коэффициенту подавления – 23.4 дБ, по дисперсии ошибки восстановления – 15.9 дБ.

Использование ВФ в задачах обработки речевых сигналов.

Практические аспекты применения предложенных в [2,4...8] и других известных ВФ рассмотрены в работах [9...11]. Результаты, приведенные в [9], показывают, что использование алгоритмов сжатия на основе ВР, обеспечивает меньшую чувствительность качества речи к пропаданию пакетов, в случае их использования в IP-телефонии. Так, если предложенный алгоритм на основе оптимизированных рекурсивных фильтров приводит к одинаковому качеству речи $K_p = 4.4$ по сравнению с рекомендованным стандартом G723.1 алгоритмом MPMLQ на скорости 6.3 кбит/с при отсутствии пропадания пакетов, то в случае пропадания 5% пакетов предложенный и известный алгоритмы обеспечивают качество речи $K_p = 4.1$ и $K_p = 3.7$ баллов соответственно, т.е. выигрыш составляет 0.4 балла.

В [10] показано, что в устройствах сжатия речевых сигналов при скорости передачи 6 кбит/с по сравнению с ВФ Добеши, обеспечивающими качество речи 3.9 балла, применение предложенных ВФ класса Мейера [2], а также ортогональных [4] и биортогональных [5] ВФ на основе рекурсивных фильтров позволяет повысить качество речи до 4.5, 4.3 и 4.1 балла соответственно. В устройствах повышения качества РС использование предложенных в [2, 4,5] ВР по сравнению с ВФ Добеши позволяет уменьшить относительную мощность шума обработанного РС в 1,2...2 раза в случае широкополосной помехи, в 1,3...3,7 раз в случае узкополосной помехи и в 1,13-2,1 раза для случая линейной комбинации широкополосной и узкополосной помех, имеющих одну и ту же мощность.

Синтез ортогональных вейвлет-базисов на основе интерполирующей функции-прототипа.

Теория вейвлет-разложения строится на понятии кратномасштабного анализа функционального пространства, представляющего собой последовательность вложенных друг в друга замкнутых подпространств [1,3]

$$\dots \subset V^{-1} \subset V^0 \subset V^1 \subset V^2 \subset \dots \quad (13)$$

пространства $L^2(R)$, таких что

$$\bigcup_{j \in Z} V^j = L^2(R);$$

$$\bigcap_{j \in Z} V^j = \{0\}; \quad (14)$$

$$f(t) \in V^j \Rightarrow f(2t) \in V^{j+1},$$

существует масштабирующая (скейлинг) функция $\varphi(t) \in V^0$, чьи сдвиги образуют ортонормированный базис пространства V^0 .

Из выражения (14) можно получить масштабирующее уравнение вида [1,3]:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} h_n \varphi(2t - n), \quad (15)$$

где h_n , $n \in Z$ – некоторый набор коэффициентов. В частотной области масштабирующее уравнение (15) можно представить как

$$\tilde{\varphi}(\omega) = \tilde{m}_0(\omega/2) \tilde{\varphi}(\omega/2), \quad (16)$$

где $\tilde{\varphi}(\omega) = F[\varphi(t)]$ – преобразование Фурье скейлинг-функции $\varphi(t)$,

$$\tilde{m}_0(\omega) = (1/\sqrt{2}) \sum_{n \in Z} h_n \exp(-jn\omega). \quad (17)$$

Как было показано в [1], для того чтобы скейлинг-функция $\varphi(t)$ образовывала бы ортонормированный базис вложенного пространства V^0 , необходимо почти всюду выполнение равенств:

$$\sum_{n \in Z} |\tilde{\varphi}(\omega + 2\pi n)|^2 = 1/2\pi, \quad (18)$$

$$|\tilde{m}_0(\omega)|^2 + |\tilde{m}_0(\omega + \pi)|^2 = 1.$$

Пространства функций W^n , $n \in Z$ можно определить как ортогональные дополнения пространств V^n до пространств V^{n+1} :

$$V^{n+1} = V^n \oplus W^n. \quad (19)$$

Тогда функции $\psi(t) \in W^0$, чьи целочисленные сдвиги образуют ортонормированный базис пространства W^0 и удовлетворяют масштабирующему уравнению вида [0]:

$$\tilde{\psi}(\omega) = \exp(j\omega/2) \tilde{m}_0(\omega/2 + \pi) \tilde{\varphi}(\omega/2), \quad (20)$$

или во временной области

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{n \in Z} g_n \varphi(2t - n), \quad (21)$$

$$\text{где } g_n = (-1)^{1-n} h_{1-n}, \quad n \in Z, \quad (22)$$

называют вейвлет-функциями.

При использовании ВР для дискретных или цифровых сигналов применяют только коэффициенты масштабирующих уравнений (15) и (21): h_n и g_n , а сами скейлинг и вейвлет-функции не вычисляются [1, 3]. Таким образом, для синтеза вейвлет-базиса необходимо разработать алгоритм синтеза коэффициентов h_n масштабирующего уравнения (15) и скейлинг функции $\varphi(t)$, удовлетворяющие (18).

Поскольку целочисленные сдвиги скейлинг функции $\varphi(t)$ образуют ортонормированный базис пространства V_0^0 , то автокорреляционная функция $R_\varphi(t)$ удовлетворяет условию интерполяции:

$$R_\varphi(n) = \delta_n = \begin{cases} 1, & n = 0; \\ 0, & n \neq 0, \end{cases} \quad n \in Z. \quad (23)$$

Исходя из вышеизложенного, любая интерполирующая функция $x(t)$ может служить прототипом скейлинг функции, а значит и кратномасштабного анализа [12], для построения которого необходимо по имеющейся автокорреляционной функции $R_\varphi(t) = x(t)$ восстановить скейлинг функцию $\varphi(t)$ и вычислить коэффициенты h_n масштабирующего уравнения (15). При этом необходимо определить точные значения коэффициентов h_n и g_n , а сами базисные функции можно получить через их бесконечную свертку с их же сжатиями и растяжениями, что следует непосредственно из масштабирующих уравнений (15) и (21).

Известно [13], что

$$\tilde{x}_0(\omega) + \tilde{x}_0(\omega + 2\pi) = 2. \quad (24)$$

Сравнивая выражение (24) с условиями (18) получим:

$$\tilde{m}_0(\omega) = \sqrt{\tilde{x}_0(2\omega)/2}. \quad (25)$$

Таким образом, коэффициенты масштабирующего уравнения можно рассчитать через обратное преобразование Фурье:

$$h_n^0 = \int_{-\pi}^{\pi} \tilde{m}_0(\omega) \exp(j\omega n \Delta t) d\omega, \quad n \in Z, \quad (26)$$

где h_n^0 – коэффициенты учитывающие сдвиги с шагом 0.5, из которых необходимо выделить только коэффициенты целочисленных сдвигов:

$$h_n = h_{2n}^0, \quad n \in Z. \quad (27)$$

Таким образом, синтез коэффициентов масштабирующего уравнения сводится к вычислению спектра дискретной интерполирующей функции, возведению спектра в степень 0.5, взятию обратного преобразования Фурье с последующим выбором коэффициентов целочисленных сдвигов [13]. Необходимо отметить тот факт, что практический интерес представляют только четные вещественные интерполирующие функции $x_0(t)$, в этом случае их преобразование Фурье $\tilde{x}_0(\omega)$ также является четной, вещественной функцией. Если $\tilde{x}_0(\omega)$ всюду неотрицательна, то

$$\tilde{m}_0(\omega) = \sqrt{\tilde{x}_0(2\omega)/2}$$

также четная вещественная функция и все h_n , $n \in Z$ вещественны. В случае если $\tilde{x}_0(\omega)$ не является всюду

неотрицательной, то это означает, что среди вещественных функций отсутствует такая, чья автокорреляционная функция представляла бы собой $x(t)$. В качестве примера можно рассмотреть сплайн нулевого порядка (прямоугольный импульс)

$$x(t) = \begin{cases} 1, & t \in [-0.5 \ 0.5], \\ 0, & t \notin [-0.5 \ 0.5], \end{cases} \quad (28)$$

чье преобразование Фурье имеет отрицательные значения. Действительно, среди вещественных сигналов невозможно определить такой, автокорреляционная функция которого представляла бы прямоугольный импульс.

Использование в качестве интерполирующей функции сплайна первого порядка

$$x(t) = \begin{cases} 1+t, & t \in [-1 \ 0], \\ 1-t, & t \in [0 \ 1], \\ 0, & t \notin [-1 \ 1], \end{cases} \quad (29)$$

с учетом выражений (25), (26) и (27) приводит к коэффициентам масштабирующего уравнения вида

$$h = [\sqrt{2} \ \sqrt{2}], \quad g = [\sqrt{2} \ -\sqrt{2}], \quad (30)$$

соответствующих известной вейвлет-функции Хаара [1, 3]. Увеличивая порядок сплайна, можно получить семейство сплайн-вейвлетов [12].

Аналогичным образом, применяя интерполирующие функции различных классов, можно получить другие семейства вейвлет-базисов, например вейвлеты на основе атомарных функций [14] или вейвлет Шеннона [12] на основе функции $x(t) = \text{sinc}(\pi t)$. При этом соответствующим выбором параметров интерполирующей функции прототипа можно регулировать параметры вейвлет-функций такие как временная и частотная локализация, количество отличных от нуля коэффициентов масштабирующего уравнения h_n и g_n , тем самым улучшать качество и увеличивать скорость обработки радиотехнических сигналов.

Синтез максимально-компактных вейвлет-базисов по критерию минимума произведения эффективной длительности на эффективную полосу частот.

Для снижения ошибок восстановления сигналов при заданном коэффициенте сжатия целесообразно использовать компактные базисные системы. В связи с этим, в [13] предложено произвести синтез максимально-компактных базисных систем по критерию минимума произведения эффективной длительности $T_{\text{эф}}^2$ на эффективную полосу частот $\omega_{\text{эф}}^2$ скейлинг-функции $\varphi(t)$:

$$T_{\text{эф}}^2 \cdot \omega_{\text{эф}}^2 \rightarrow \min, \quad (31)$$

$$T_{\text{эф}}^2 = (2\pi)^2 \int_{-\infty}^{\infty} t^2 \cdot |\varphi(t)|^2 dt / 2E,$$

$$\omega_{\text{эф}}^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \omega^2 \cdot |\vartheta(\omega)|^2 d\omega / 4\pi E,$$

$\vartheta(\omega)$ - Фурье-спектр скейлинг-функции $\varphi(t)$, E - энергия $\varphi(t)$.

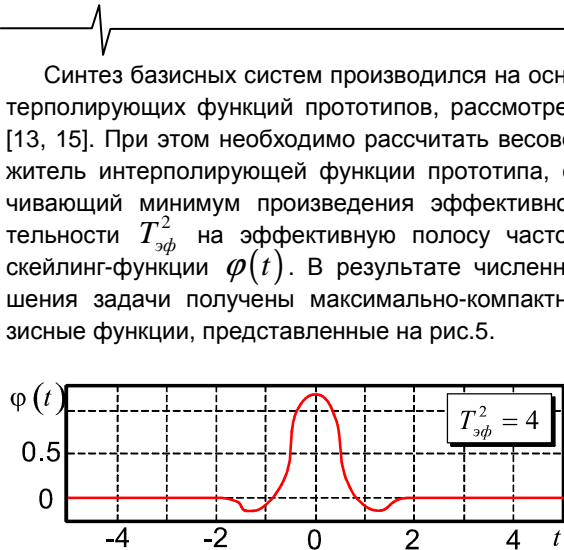


Рис. 5

Алгоритм вейвлет-пакетного разложения с адаптацией базиса на каждом уровне.

Обычно при построении алгоритмов сжатия используют многоуровневое вейвлет-пакетное разложение (ВПР) при котором выделяются ветви разложения с максимальной энергией, а остальные обнуляются. В этом случае для построения алгоритмов сжатия на основе ВПР используют одну базисную систему, выбирая ее с точки зрения минимальной среднеквадратической ошибки (СКО) восстановления при заданном коэффициенте сжатия. Однако наиболее эффективным с точки зрения снижения СКО восстановления сигнала является алгоритм с адаптацией базиса на каждом уровне разложения, структурная схема которого представлена на рис 6.

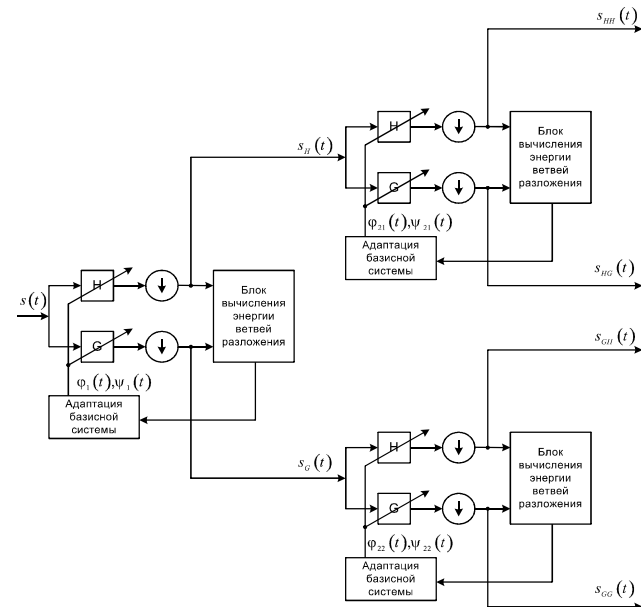


Рис. 6

Адаптация базисной системы заключается в выборе параметров весовых множителей интерполирующих функций прототипов [16] по критерию минимума энергии на выходе G-ветви разложения.

Экспериментальные исследования

Экспериментальные исследования синтезированных максимально-компактных по критерию минимума произведения эффективной длительности на эффективную полосу частот базисной скейлинг-функции проводились для речевого сигнала при отбрасывании G-ветви ВПР. Производился расчет СКО восстановления сигнала при усреднении по ансамблю из 10 дикторов различного пола и возраста при анализе 10 фраз. Таким образом, размер статистики составлял 100 реализации исходного сигнала. При анализе производился предварительный синтез максимально-компактного базиса на основе численного расчета весового множителя $\Gamma_\varphi(t)$ синтезирующей функции прототипа $x(t)$. Синтез производился для различных эффективных длительностей $T_{эф}^2$ базисной скейлинг-функции.

На рис. 7 представлены зависимости СКО восстановления при отбрасывании G-ветви разложения сигнала от эффективной длительности базисных систем Добеши и синтезированных максимально-компактных базисных систем.

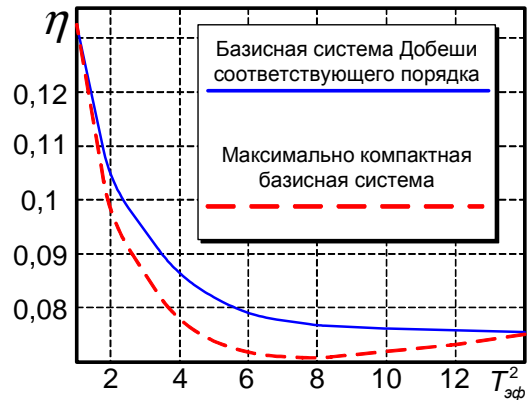


Рис. 7

Как следует из анализа рис. 7, использование максимально-компактных базисных систем обеспечивает снижение СКО восстановления до 10 % при эффективной длительности $T_{эф}^2 = 2..8$. При $T_{эф}^2 = 1$ синтез максимально-компактной базисной системы приводит к базису Хаара [1], единственно-возможной базисной системе при заданной эффективной длительности скейлинг-функции.

При эффективной длительности базисной скейлинг-функции $T_{эф}^2 > 8$, СКО восстановления при использовании синтезированного базиса увеличивается ввиду уменьшения скорости убывания боковых лепестков синтезирующей функции прототипа, а значит увеличения эффекта наложения.

Таким образом, применение максимально-компактных базисных систем при $T_{эф}^2 = 2..8$ приводит к уменьшению ошибки восстановления, в то время как при $T_{эф}^2 > 8$ использование максимально-компактных базисных систем не целесообразно.

На рис. 8 представлены зависимости нормированной СКО η восстановления речевого сигнала от скорости передачи при различной разрядности представления η коэффициентов разложения в случае использования алгоритма сжатия с адаптацией на каждом уровне разложения.

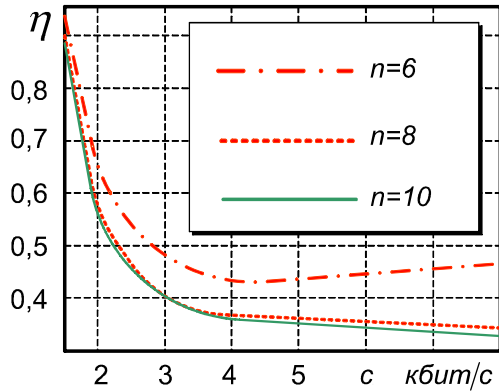


Рис. 8

Как следует из анализа рис. 8 использование адаптации базисных систем на каждом уровне разложения приводит хорошему качеству восстановления речи при скорости менее 4 кбит/с.

Реализация вейвлет-пакетного разложения в нейросетевом логическом базисе.

Для реализации алгоритма ВА возможно использование искусственных нейронных сетей (ИНС), обладающих рядом полезных свойств, таких как обучаемость, робастность и параллельность вычислений [17, 18,19]. Возможно два варианта реализации ВПР на основе ИНС. Первый из них заключается в использовании вместо ВФ нейронов с заданной нелинейной активационной функцией, что позволяет задавать определенные свойства алгоритма ВПР в процессе обучения. Второй вариант реализации заключается в использовании полносвязной двухслойной ИНС прямого распространения, что позволяет сократить временные затраты на обработку при аппаратной реализации на базе ПЛИС.

На рис. 9 представлена структура эквивалентной ИНС, топология которой однозначно определяется используемым ВПР и типом исходной ВФ. На рис. 9 и 10 через $u_j^k(i)$ обозначен i-й спектральный отсчет, соответствующий глубине разложения k в j-й частотной полосе.

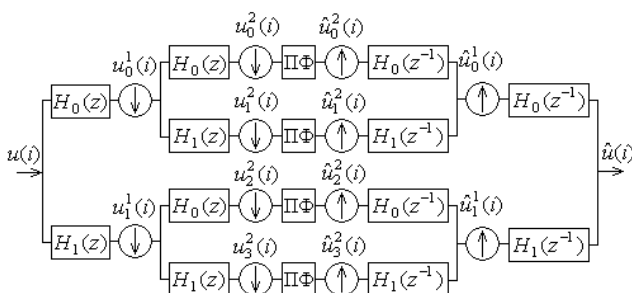


Рис. 9

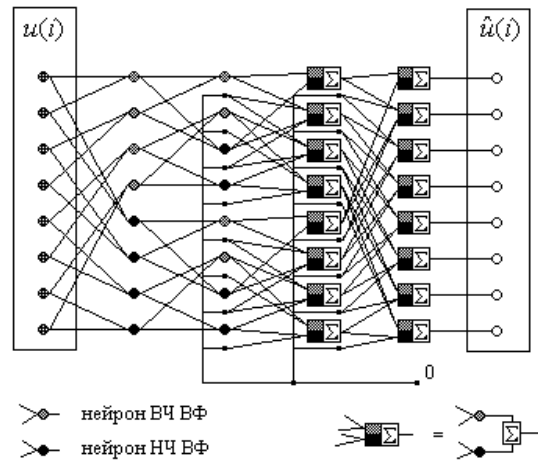


Рис. 10

В соответствии с рис. 9 переход от одних подполосных сигналов к другим осуществляется на основе соотношений:

$$u_{2j}^k(i) = h_0(0) \cdot u_j^{k-1}(2i) + h_0(1) \cdot u_j^{k-1}(2i + 1), \tag{32}$$

$$u_{2j+1}^k(i) = h_1(0) \cdot u_j^{k-1}(2i) + h_1(1) \cdot u_j^{k-1}(2i + 1)$$

– на этапе анализа, и соотношений

$$\hat{u}_j^{k-1}(2i) = h_0(0) \cdot \hat{u}_{2j}^k(i) + h_1(0) \cdot \hat{u}_{2j+1}^k(i), \tag{33}$$

$$\hat{u}_j^{k-1}(2i + 1) = h_0(1) \cdot \hat{u}_{2j}^k(i) + h_1(1) \cdot \hat{u}_{2j+1}^k(i).$$

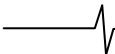
– на этапе синтеза, где в случае известных ортогональных фильтров Хаара

$$h_0(0) = h_0(1) = h_1(0) = 1/\sqrt{2}, \quad h_1(1) = -1/\sqrt{2}. \tag{34}$$

Структура эквивалентной ИНС при других глубинах разложения и типах ВФ имеет аналогичный характер. Как следует из анализа рис. 10, эквивалентная ИНС состоит из двух подсетей, первая из которых осуществляет разложение, а вторая – синтез сигнала. Количество слоев в каждой подсети определяется глубиной ВПР, характер и число синаптических связей внутри каждого слоя – длительностью ИХ фильтров анализа (первая подсеть) и синтеза (вторая подсеть), при этом их веса инициализируются равными значениями коэффициентов соответствующих ИХ.

Эффективность алгоритмов ВПР, обусловленная высокой локализацией базисных функций как в частотной, так и во временной областях, связана с широким выбором ВФ трешхолдинга. Кроме того, разнообразие структур ВПР позволяет разбивать частотный диапазон обрабатываемого сигнала с достаточно высокой степенью свободы. Для ИНС характерно наличие таких свойств, как обучаемость, возможность обобщения, толерантность [17,18], которые при реализации алгоритмов обработки сигналов на основе ИНС обеспечивают свойство робастности.

Реализация алгоритмов обработки сигналов на ИНС сопряжена с решением задач выбора оптимальной топологии сети и определения адекватной и репрезентативной обучающей выборки (ОВ) [17,18]. Задание свойств векторов ОВ и соотношений между образцами,



описывающими различные частные случаи, оказывает сильное влияние на функционирование ИНС в реальных условиях.

Рассмотрим задачу улучшения качества речевых сигналов при использовании нейросетевой реализации ВПР в случае действия акустических помех. В этом случае ОВ составляется из пар векторов, описывающих дискретный РС на входе и ожидаемый сигнал на выходе ИНС. Без учета мешающих воздействий обучение не требуется, так как при использовании линейных АФ нейронов синаптические связи, определенные алгоритмом ВПР, однозначно задают нейросетевую структуру. Как показано в [11] для улучшения качества РС необходимо провести корректировку весов синаптических связей в соответствии с помеховой обстановкой, то есть осуществить обучение ИНС на выборке, репрезентативно описывающей воздействие акустических шумов на РС.

С целью сокращения времени обучения ИНС, используемые для прямого и обратного ВПР, должны обучаться отдельно. Решение задачи улучшения качества РС на основе нейросетевого ВПР может быть обеспечено путем подбора ОВ, отвечающей следующим требованиям:

- входные векторы описывают дискретные сигналы, подверженные воздействию акустических шумов;
- выходные векторы представляют собой ВПР соответствующих сигналов без шумов;
- аналогичная стратегия используется при подборе векторов ОВ для ИНС, осуществляющей обратное ВПР.

При использовании полносвязной ИНС процесс обучения организуется аналогично предыдущему случаю. Однако наличие большего количества синаптических связей позволяет более эффективно проводить очистку сигналов от шумов [20]. Кроме того, использование двухслойной полносвязной ИНС позволяет эффективно реализовывать алгоритм ВПР с глубинами разложения до пяти. В таком случае быстрое действие аппаратной реализации на ПЛИС по сравнению с использованием параллельных цифровых фильтров повышается в 2,5 раза.

С целью повышения эффективности нейросетевой реализации ВПР в работах [21,22] предложено использовать модифицированные алгоритмы обучения на основе алгоритма обратного распространения ошибки, позволяющие сократить вычислительные затраты на обучение от 2 до 5 раз, а также уменьшить ошибки как на тестовой, так и на обучающей выборке.

Большое значение при реализации нейросетевых алгоритмов играет выбор вида активационных функций (АФ), который оказывает влияние на скорость обучения, уровень критерия качества и топологию нейронной сети. Обычно при реализации алгоритмов цифровой обработки сигналов используются линейные или сигмоидальные АФ. В [19] показано, что использование биполярной бисигмоидальной и финитной АФ позволит повысить устойчивость алгоритмов к действию мешающих факторов, а также дополнительно снизить ошибки преобразования. Формы финитной и биполярной бисигмоидальной АФ описываются выражениями (35) и (36) соответственно

$$f(s) = b^{2-v-\mu} \cdot \left[\frac{v-1}{v+\mu-2} \right]^{1-v} \times \left[1 - \frac{v-1}{v+\mu-2} \right]^{1-\mu} \cdot s^{v-1} \cdot (b-s)^{\mu-1}, \quad (35)$$

$$|s| \leq |b|;$$

$$f(s) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha s + \beta)} - \left[1 - \frac{1}{1 + \exp(-\alpha s - \beta)} \right]. \quad (36)$$

Параметры μ и v финитной активационной функции определяют ее форму, а параметр b – зону эффективных значений взвешенной суммы входного вектора нейрона s . Для корректировки формы биполярной бисигмоидальной АФ используется параметр α , определяющий крутизну активационной функции, и параметр β , задающий зону нечувствительности нейрона.

Таким образом, наиболее эффективные реализации алгоритма ВПР на основе ИНС основываются на использовании модифицированных алгоритмов обучения в сочетании с использованием финитной и биполярной бисигмоидальной активационных функций.

Выводы.

Показаны возможности использования алгоритмов вейвлет-анализа в различных радиотехнических устройствах обработки сигналов. При этом в зависимости от решаемой задачи и требованиях к скорости обработки можно рекомендовать:

1. В случае, когда не предъявляется жестких требований к скорости прямого и обратного преобразования, а также требуется обеспечить малую ошибку восстановления, целесообразно использовать ВФ класса Мейера, обладающих высокой частотной локализацией. При этом дисперсия ошибки восстановления может быть снижена на 7%, по сравнению с известными ВФ.

2. В случае, когда высокие требования к быстрдействию устройства обработки предъявляются только для прямого или обратного преобразования, целесообразно использовать ортогональные ВР в виде РФ. При этом вычислительные затраты могут быть снижены в 9 раз по сравнению с ВФ Добеши при той же дисперсии ошибки восстановления

3. Для обработки в реальном масштабе времени целесообразно применять биортогональные вейвлетные разложения, реализуемые на основе РФ, обеспечивающие снижение вычислительных затрат в 9 раз по сравнению с ВФ Добеши, при небольшом увеличении дисперсии ошибки восстановления по сравнению с ортогональным ВР на основе РФ.

4. Кратно-масштабный анализа произвольной кратности наиболее целесообразно производить при

использовании обобщенных ВФ Мейера при реализации в виде систем банков фильтров. По сравнению с банками фильтров на основе ВФ Шеннона предложенное семейство банков фильтров обеспечивает для $\varepsilon = \pi/6$ при значении $L=100$ ненулевых коэффициентов ИХ выигрыш по уровню боковых лепестков – 17.8 дБ, по коэффициенту подавления – 23.4 дБ, по дисперсии ошибки восстановления – 15.9 дБ. При этом использование предложенных ВФ Мейера, а также ортогональных и биортогональных ВФ на основе РФ позволяет повысить качество речи до 4,5 баллов при скорости передачи 6 кбит/с.

5. В случае, когда требуется обеспечить минимальную ошибку при сжатии сигналов, а также когда не предъявляется жестких требований к скорости обработки, наиболее целесообразно использовать ВПР с адаптацией базиса на каждом уровне разложения. При этом хорошее качество речи может быть получено при скоростях передачи 3,8...4 кбит/с.

6. Для уменьшения количества вычислительных затрат при сжатии сигналов ВПР целесообразно реализовать на основе ИНС при использовании биполярной бисигмоидальной и финитной АФ, что позволит повысить точность преобразования по сравнению с использованием сигмоидальных АФ в 4...8 раз.

Библиографический список

1. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. С-Пб.: Военный университет связи, 1999. 204 с.
2. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Синтез оптимальных вейвлетных функций класса Мейера с ограниченной эффективной длительностью. // Цифровая обработка сигналов. 2004. №3.
3. Петухов А.П. Введение в теорию базисов всплесков. С-Пб.: Издательство СПбГТУ, 1999. 132 с.
4. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Реализация алгоритмов вейвлет-анализа на основе рекурсивных фильтров. Радиотехника. 2002 г. № 3. С. 33-37.
5. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Алгоритмы биортогонального вейвлет-анализа на основе рекурсивных фильтров // Цифровая обработка сигналов. 2001. №3. С. 9-12.
6. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Оптимальные по минимуму среднеквадратической ошибки вейвлетные представления случайных процессов // Цифровая обработка сигналов. 2002. № 2. С. 32-35.
7. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Оптимальные по критерию минимума среднеквадратической ошибки восстановления сигнала локальные базисы с перекрывающейся областью определения. // Радиотехника. №6. С.17-22.
8. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Проектирование банков фильтров на основе теории кратномасштабного анализа. // Цифровая обработка сигналов. 2005. №4.
9. Кириллов С.Н., Зорин С.В. Применение алгоритмов вейвлет-анализа для сжатия речевых сигналов в IP-телефонии // Электросвязь. 2001 г. № 4. С 40–42.
10. Зорин С.В. Эффективные алгоритмы представления речевых сигналов в вейвлетных базисах бесконечной длительности. // Методы и устройства формирования и обработки сигналов в информационных системах: Межвуз. сб. науч. тр. Рязань: РГРТА, 2004. С. 23-27.
11. Зорин С.В., Хахулин С.С. Повышение качества зашумленных речевых сигналов на основе нейросетевых алгоритмов вейвлет-анализа // Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании. НИТ-2004. 9-я ВНТК: Тез. докладов. Рязань: РГРТА. 2004. С. 63-64.
12. Чуи Ч. Введение в вейвлеты. М.: Мир, 2001. 412 с.
13. Кириллов С.Н., Бахурин С.А. Алгоритм синтеза вейвлет-базисов заданной длительности на основе интерполирующей функции // Доклады 7-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение» Москва, 2005. Т.1. С. 98-101.
14. Кравченко В.Ф., Рвачев В.А. «Wavelet»-системы и их применение в обработке сигналов // Зарубежная радиоэлектроника: Успехи современной радиоэлектроники. 1996. №4. С. 3-20.
15. Кириллов С.Н., Бахурин С.А. Интерполяция финитных во времени сигналов с учетом реализуемости восстанавливающих фильтров // Автометрия. №6, 2006. С. 16-25.
16. Кириллов С.Н., Зорин С.В., Бахурин С.А. Синтез оптимальных скейлинг и интерполирующих функций при ограничении на реализуемость устройств обработки // Доклады 6-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение». Москва, 2004. Т.1. С. 30-32.
17. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
18. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей: Уч. Пособие для вузов. М.: ИПРЖР, 2000. 256 с.
19. Кириллов С.Н., Хахулин С.С. Робастный алгоритм корреляционно-спектрального анализа случайных процессов на основе искусственных нейронных сетей // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение. 2004. №12. С. 16-20.
20. Кириллов С.Н., Дронов А.А., Корниенко А.В., Хахулин С.С. Реализация быстрых алгоритмов обработки сложных сигналов на основе искусственных нейронных сетей // Цифровая обработка сигналов: Матер. междунар. науч.-техн. конф. Москва, 2005. С. 200-201.
21. Круглов А.В., Кириллов С.Н., Хахулин С.С. Ватулин В.М. Алгоритм обработки шумоподобных сигналов спутниковых систем связи на основе искусственных нейронных сетей. // Электромагнитные волны и электронные системы. №10. т.10. 2005. С27-32.
22. Кириллов С.Н., Хахулин С.С. Модифицированный алгоритм обучения нейронных сетей при решении задачи весовой фильтрации кодовых последовательностей фазоманипулированных сигналов // Цифровая обработка сигналов: Матер. междунар. науч.-техн. конф. Москва, 2006. С. 651-654.
23. Кириллов С.Н., Хахулин С.С. Обоснование нового вида активационной функции в алгоритмах цифровой обработки сигналов на основе искусственных нейронных сетей // Цифровая обработка сигналов: Матер. международной науч.-техн. конф. Москва, 2007 С. 561-563

ОБНАРУЖЕНИЕ ДИСКРЕТНЫХ СИГНАЛОВ В РАДИОСИСТЕМАХ С ОПТИМАЛЬНОЙ ПРОСТРАНСТВЕННОЙ СТРУКТУРОЙ

Паршин Ю.Н., Гусев С.И.

Введение

Важнейшие параметры системы, такие как помехоустойчивость, точность измерения угловых координат, разрешение источников излучения по угловым координатам и другие, определяются расположением датчиков сигнала в пространстве, то есть пространственной структурой (ПС) системы обработки. Поэтому оптимизация ПС должна проводиться с учетом всех факторов, характеризующих сигнально-помеховую обстановку и условия работы радиосистемы. Оптимизация расположения элементов антенной решетки производится по критерию максимума отношения сигнал-шум, максимального значения усредненного коэффициента покрытия [1,2], обеспечения нулей диаграммы направленности в заданных направлениях [3], минимума среднего квадрата рассогласования или максимума отношения сигнал-шум [4], а также с учетом возможностей практической реализации.

В настоящее время антенные решетки (АР) дают возможность реализовать управление геометрией и ПС радиосистемы. В работе [5] рассмотрены АР, в которых создание нулей диаграммы направленности (ДН) в направлении на источники помех осуществляется путем изменения расстояний между элементами как электрическим, так и механическим путем при сохранении положения главного максимума ДН [6,7]. Изменение числа и пространственного положения нулей ДН АР для радиорелейных и телевизионных систем, осуществляется коммутацией элементов АР [5], обеспечивающих подавление помех. При расположении вспомогательных элементов по кругу с максимальным диаметром достигается минимальная ширина ДН вспомогательной АР [2].

Одним из направлений, позволяющих оптимизировать ПС АР, является разработка АР с частичной адаптацией. Методы сокращения числа каналов адаптации используют разбиение всей АР на подрешетки с меньшим числом элементов [4,8,9] и адаптивным управлением сигналов с выходов подрешеток, или управление весовыми коэффициентами небольшого числа элементов [10]. Для устранения «мертвых» зон адаптации [11] предлагается минимизировать норму рассогласования между сигналом исходной АР и сигналом с выходов подрешеток путем оптимального формирования структуры подрешеток [4,12], что дает возможность уменьшить число каналов и получить выигрыш в отношении сигнал-помеха.

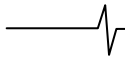
Важную роль имеет пространственная корреляция помех, зависящая от геометрии основной антенной решетки, координат источников помех, а также от ПС

Проведен синтез и анализ оптимального обнаружения сигнала на фоне пространственно сосредоточенных помех с помощью антенной системы с изменяемой пространственной структурой. Показано, что координаты элементов антенной системы могут быть введены в задачу как неизвестные параметры сигнала и найдены методом максимального правдоподобия. На основе анализа последовательных выборок получены оценки пространственной структуры радиосистемы и оценена эффективность обнаружения при различном числе элементов антенной системы.

вспомогательной АР [1]. Например, для случая двух помех установлено, что в линейной решетке наиболее выгодным оказывается размещение управляемых элементов на ее краях [10]. Погрешность установки весовых коэффициентов также может оказать большое влияние на эффективность устройства обработки, что следует учитывать при расположении управляемых элементов [13]. В частности, рекомендуется располагать управляемые элементы в центре АР, так как при этом степень подавления помех практически не зависит от погрешности установки весовых коэффициентов.

Пространственная структура АР влияет также и на скорость адаптивной подстройки весовых коэффициентов АР так, что для АР с регулярным пространственным расположением элементов [14] объем обучающей выборки может быть меньше, чем для АР произвольной геометрии [15]. Выбор элементов для адаптации может производиться с учетом возможностей практической реализации их управления, например, путем объединения сигналов по столбцам и по строкам элементов антенного полотна [11], а также случайным образом [8,16]. В работах [17, 18] методами целочисленного программирования синтезированы алгоритмы адаптации АР, в соответствии с которыми на каждом этапе процедуры адаптации осуществляется размещение в раскрыве АР единственного поворота фазы на величину дискрета управления в том из элементов АР, где оценка целевой функции достигает минимума. Для уменьшения числа управляемых элементов больших АР предлагается метод синтеза плоской волны [1], в соответствии с которым для формирования нулей выбираются наиболее существенные элементы, в которых различие между текущим и оптимальным значениями фазы превышает некоторую заданную величину.

Согласование пространственных структур наблюдаемого поля и радиосистемы позволяет существенно повысить их эффективность в условиях действия различных помех. Одним из способов такого согласования является разработка неэквидистантных антенных реше-



ток (НАР), что позволяет упростить радиосистему при сохранении высокой разрешающей способности по пространственным координатам путем сокращения числа используемых элементов, особенно в условиях наличия запретных зон на установку в апертуре отдельных элементов АР [19]. Одним из направлений разработки НАР является размещение элементов по законам циклических разностных множеств, а также их обобщений - относительных разностных множеств [20] на регулярной прямоугольной целочисленной сетке при фиксированном числе элементов АР и размере апертуры. Предложен алгоритм оптимизации расстановки элементов крупноапертурных линейных АР [21] и плоских [22] АР по критерию минимума уровня боковых лепестков в заданной области, причем предусмотрена возможность учета конечных размеров апертуры элементов АР. Выбор конфигурации расположения антенн, реализуемый в системах апертурного синтеза в радиоастрономии [23], преследует цель покрытия некоторой области при сканировании.

Таким образом, пространственная структура системы обработки существенно влияет на качество обработки, а ее оптимизация является важным резервом повышения эффективности и помехоустойчивости обработки полей. Появление микроэлектромеханических систем (МЭМС) [24] решает проблему создания реконфигурируемых антенных систем, является технологической основой для реализации алгоритмов оптимизации пространственных структур в соответствии с изменяющейся сигнально-помеховой обстановкой.

Целью работы является развитие метода оптимизации пространственных структур радиосистем, повышение качества обнаружения полезного сигнала в сложной помеховой обстановке. При этом задача определения значений параметров, характеризующих пространственную структуру, решается как задача статистического оценивания совместно с обнаружением полезного сигнала на основе данных, полученных в результате последовательных выборок наблюдаемого поля.

Модели сигналов и помех, постановка задачи оптимизации ПС

Общий подход к решению задачи оптимизации ПС антенных систем изложен в работе [25], в которой проводится синтез алгоритма вычисления максимально правдоподобной оценки пространственных координат $\mathbf{X} = \{x_m, m = 1, \dots, M\} \in S$ элементов антенной системы при обнаружении сигналов на фоне помех. Непрерывное по пространству поле может быть аппроксимировано функциональным рядом, коэффициентами в котором являются M пространственных отсчетов комплексных огибающих с координатами r_m :

$$x_k(r) = \sum_{m=1}^M x_k^{(m)} \varphi_m(r, r_m) = \theta \sum_{m=1}^M s_k^{(m)} \varphi_m(r, r_m) + \sum_{m=1}^M v_k^{(m)} \varphi_m(r, r_m)$$

где $\varphi_m(\bullet, \bullet)$ - ортонормированные базисные функции при пространственной дискретизации поля, $s_k^{(m)} = s_k(r_m)$, $v_k^{(m)} = v_k(r_m)$ - отсчет комплексной

огибающей наблюдаемых полей сигнала и помехи, представленных в дискретном времени, $k = 1, \dots, K$ - номер отсчета во времени. При этом к пространственному отсчету поля добавляются собственные шумы системы обработки сигналов:

$$\mathbf{Y}_k = \{y_k^{(m)} = x_k^{(m)} + \xi_k^{(m)} = \theta s_k^{(m)} + v_k^{(m)} + \xi_k^{(m)}, m=1, \dots, M\},$$

где $\xi_k^{(m)}$ - отсчет комплексных огибающих некоррелированных гауссовских шумов с дисперсией

$$D_\xi = \mathbf{M}\{|\xi_k^{(m)}|^2\}.$$

Решаемая задача состоит в определении параметра обнаружения сигнала $\theta = \{0; 1\}$ совместно с вычислением оценок $\hat{\mathbf{X}}$ координат пространственных отсчетов наблюдаемого поля, задающих ПС радиосистемы.

Для обнаружения сигнала при наличии неизвестных неинформационных параметров в наблюдаемом процессе разработаны различные методы [26]:

а) метод совместного оценивания параметров ПС и параметра обнаружения θ путем решения экстремальной задачи [25]:

$$(\hat{\theta}, \hat{\mathbf{X}}) = \arg \max_{\theta, \mathbf{X} \in S} w(\mathbf{Y}_1^K | \theta, \mathbf{X}), \tag{1}$$

где $w(\mathbf{Y}_1^K | \theta, \mathbf{X})$ - функция правдоподобия, $\mathbf{Y}_1^K = \{\mathbf{Y}_k, k = 1, \dots, K\}$,

б) метод совместного обнаружения полезного сигнала и оценивания параметра ПС по критерию максимума отношения правдоподобия

$$\Lambda(\mathbf{X}) = \frac{w(\mathbf{Y}_1^K | 1, \mathbf{X})}{w(\mathbf{Y}_1^K | 0, \mathbf{X})};$$

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\mathbf{X} \in S} \Lambda(\mathbf{X}), \quad \hat{\theta} = \begin{cases} 1, & \Lambda(\hat{\mathbf{X}}) > h, \\ 0, & \Lambda(\hat{\mathbf{X}}) < h, \end{cases} \tag{2}$$

в) метод совместного обнаружения полезного сигнала и оценивания параметра ПС на основе обобщенного отношения правдоподобия:

$$\Lambda_0 = \frac{\max_{\mathbf{X} \in S} w(\mathbf{Y}_1^K | 1, \mathbf{X})}{\max_{\mathbf{X} \in S} w(\mathbf{Y}_1^K | 0, \mathbf{X})}, \quad \hat{\theta} = \begin{cases} 1, & \Lambda > h, \\ 0, & \Lambda < h, \end{cases} \tag{3}$$

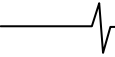
г) метод адаптации ПС с использованием классифицированной обучающей выборки \mathbf{Y}_a с последующим обнаружением сигнала по рабочей выборке \mathbf{Y} :

$$\hat{\mathbf{X}}_a = \arg \max_{\mathbf{X} \in S} w(\mathbf{Y}_{a1}^K | 1, \mathbf{X}) = \arg \max_{\mathbf{X} \in S} \Lambda(\mathbf{X}),$$

$$\hat{\theta} = \begin{cases} 1, & \Lambda(\hat{\mathbf{X}}_a) > h, \\ 0, & \Lambda(\hat{\mathbf{X}}_a) < h, \end{cases} \tag{4}$$

где h - порог обнаружения.

Доказано [25], что в случае отсутствия сигнала при воздействии одиночной пространственно сосредоточенной помехи отношение правдоподобия $\Lambda_0(\mathbf{X})$ не зависит от \mathbf{X} . При воздействии нескольких точечных помех на многоэлементную АР и при достаточном разнесении угловых координат помех, влияние ПС



также незначительно. Поэтому оптимизация ПС целеобразна в случаях, когда эффективность имеющихся средств помехозащиты недостаточна, например, когда число источников помех больше числа элементов антенной решетки, а также в случае протяженных помех [27].

Проблема неустойчивости экстремальной задачи оптимизации ПС

Наличие дифракционных максимумов диаграммы направленности АР приводит к многоэкстремальности целевой функции при синтезе оптимальных ПС [27], что позволяет отнести данную задачу к классу некорректно поставленных задач. Высокая чувствительность оптимальных ПС к отклонениям характеристик поля от предполагаемых не позволяет достигнуть предельной помехоустойчивости в случае нестационарных помех, а получаемые алгоритмы оптимизации обладают низкой вычислительной эффективностью [28]. Сильная зависимость оптимальных координат элементов АР от неточностей в исходных данных не позволяет непосредственно применить интерполяционные методы для определения координат антенной системы, что также приводит к увеличению вычислительных затрат.

Для устранения этих недостатков предложен регуляризованный алгоритм оптимизации [29], позволяющий получить робастные пространственные структуры. В качестве стабилизатора при оптимизации пространственной структуры принимается размер пространственной структуры $\Gamma(\mathbf{X})$, определяемый как расстояние данной пространственной структуры от некоторой средней точки этой структуры. Мера отличия одной пространственной структуры $\mathbf{A} = \{a_m, m = 1, \dots, M\} \in D_M$ от другой $\mathbf{B} = \{b_m, m = 1, \dots, M\} \in D_M$ есть метрика $L(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ в пространстве координат отсчетов r на некоторой поверхности S . На множестве D_M расстояние между двумя наборами из этого множества определяется следующим образом:

$$L(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \min_{\substack{1 \leq m_k \leq M \\ \forall k \neq j \\ m_k \neq m_j}} \{\rho(a_1, b_{m_1}) + \rho(a_2, b_{m_2}) + \dots + \rho(a_M, b_{m_n})\} \equiv \\ \equiv \min_{\pi \in S_M} \left\{ \sum_{m=1}^M \rho(a_m, b_{\pi(m)}) \right\},$$

$$\text{где } \rho(a, b) = \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2 + (z_a - z_b)^2} -$$

расстояние между элементами наборов \mathbf{A} , \mathbf{B} , а минимум берется по всем перестановкам из n элементов набора \mathbf{B} ; x_m, y_m, z_m характеризуют положение m -го пространственного отсчета в прямоугольной системе координат. Таким образом, наличие на множестве D_M расстояния $L(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ превращает его в метрическое пространство, что позволяет решать задачу различия ПС $\mathbf{X} \in D_M$. Другим вариантом сильно выпуклой непрерывной функции-стабилизатора является величина

$$\Gamma(\mathbf{X}) = L(\mathbf{X}, \mathbf{X}_0) = \sum_{m=1}^M \|x_m - x_0\|^2,$$

характеризующая степень отличия координат элементов АР от средней точки пространственной структуры

$$x_0 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m.$$

Если ввести дополнительное ограничение $x_0 = 0$, то ПС фиксируется в окрестности начала координат.

При формулировке задачи оптимизации ПС в качестве целевой функции $\Phi(\mathbf{X})$ принимается один из показателей качества, используемых в экстремальных задачах а) - г), являющихся выпуклой в некоторой окрестности непрерывной функцией, имеющей непустое множество точек максимума $\mathbf{X}^* \subset D_M$:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \arg \max_{\mathbf{X} \in D_M} \Phi_\alpha(\mathbf{X}), \quad (5)$$

$$\Phi_\alpha(\mathbf{X}) = \Phi(\mathbf{X}) - \alpha \Gamma(\mathbf{X}), \quad \alpha > 0$$

В типичных для оптимизации ПС ситуациях функция $\Phi(\mathbf{X})$ является многоэкстремальной, поэтому в области определения S могут существовать несколько точек $\tilde{\mathbf{X}}, 1 \leq i \leq I$, каждая из которых имеет свою окрестность $U_i(\tilde{\mathbf{X}})$ такую, что

$$\Phi_i(\tilde{\mathbf{X}}) \leq \Phi(\mathbf{X}), \quad \mathbf{X} \in S \cap U_i(\tilde{\mathbf{X}}), \text{ где } \tilde{\mathbf{X}} \text{ являются}$$

координатами локальных минимумов, одна из которых

$\tilde{\mathbf{X}}$ – координатой глобального максимума:

$$\tilde{\mathbf{X}} = \arg \max_{i=1, \dots, I} \Phi_\alpha(\tilde{\mathbf{X}}). \quad (6)$$

Для решения многомерной задачи (6) в работе используется подход на основе кластеризации области поиска, характерный для вычислительной математики [30, 31], при котором поиск решения сводится к одномерной многошаговой задаче с применением методов поиска локального экстремума:

$$x_m(j+1) = x_m(j) + \varepsilon \text{grad}_m \Phi_\alpha(\mathbf{X}(j)), \quad (7)$$

где $j = 1, 2, \dots$ – номер шага, $\varepsilon > 0$ – коэффициент сходимости градиентного алгоритма. Таким образом, решение многоэкстремальной задачи сводится к последовательному решению для всех M элементов АР I задач на локальный экстремум (5). Итерационный процесс (7) повторяется до достижения приращения ПС $\|x_m(j+1) - x_m(j)\|^2$ не выше заданного. После этого производится уменьшение в два раза подобласти S_i , после чего поиск локального максимума повторяется. При этом возможны следующие правила остановки итерационных процессов по i и j :

а) итерации по шагам i или j прекращаются, если по обоим индексам изменение целевой функции $\Phi_\alpha(\mathbf{X})$ не превышает заданного значения,

б) итерации по шагам i или j прекращаются, если по обоим индексам изменение ПС не превышает заданного значения,

в) итерации по шагам i или j прекращаются, если по обоим индексам изменения целевой функции $\Phi_\alpha(\mathbf{X})$ и ПС не превышают заданного значения.

Для оценки топологии используется частота появления $p(L)$ размера L оптимальной ПС, полученной при случайных начальных значениях $\mathbf{X}_0, 1 \leq i \leq I$, заданных с равномерной плотностью распределения вероятности на

S_i . При отсутствии регуляризации ($\alpha = 0$) для одной и той же сигнально-помеховой ситуации существуют несколько ПС $\tilde{\mathbf{X}}$, имеющих соизмеримые частоты появления. При увеличении коэффициента регуляризации до некоторого критического значения $\alpha = \alpha_{кр}$ неустойчивость решений исчезает, а оптимальные ПС незначительно отличаются при малых изменениях параметров помехи, то есть становятся робастным.

Непрерывная зависимость оптимальных координат элементов АР, полученных при синтезе робастных ПС, от параметров сигнально-помеховой ситуации позволяет эффективно использовать интерполяционные методы для вычисления промежуточных значений координат элементов АР при сравнительно небольшом числе узлов интерполяции, где оптимальные ПС определяются заранее для всех комбинаций значений мощностей и угловых координат заданного числа источников помех.

Механическое перемещение элементов АР в пространстве обладает заметной инерционностью, которая должна учитываться при анализе динамического режима оптимизации ПС при нестационарных помехах. Для количественной оценки быстродействия перестройки ПС используется максимальное механическое перемещение элемента АР за один такт работы системы, а нестационарность помех оценивается угловым перемещением сектора расположения помех за тот же временной интервал. Результаты исследования зависимостей отношения сигнал-помеха, усредненного по начальным угловым координатам помех, от максимального перемещения элемента АР [32] показывают, что при малых значениях параметра быстродействия введение регуляризации обеспечивает выигрыш в помехоустойчивости по сравнению со случаем отсутствия регуляризации.

Оптимизация пространственной структуры на последовательных выборках

Использование всех пространственных отсчетов наблюдаемого поля из области S не в полной мере соответствует реальной ситуации, так как параметры ПС не являются параметрами наблюдаемых сигналов. Устранить это противоречие возможно при представлении наблюдений в виде последовательных выборок, в каждой из которых возможна реализация другой ПС [33]. Принцип последовательных выборок позволяет обосновать тестирование функции правдоподобия для различных ПС, определяя таким образом оптимальную ПС.

Рассмотрим наблюдаемое поле комплексных данных в виде совокупности N выборок, каждая из которых представляет собой последовательность K отсчетов во времени комплексных огибающих сигналов с выходов M элементов антенной решетки:

$$\mathbf{Y}_{nk} = \chi_n(\theta \mathbf{S}_{nk} + \mathbf{V}_{nk}) + \Xi_{nk}, \quad n = 1, \dots, N, \quad k = 1, \dots, K,$$

где $\mathbf{S}_{nk} = \{s_{nk}^{(1)}, \dots, s_{nk}^{(M)}\}^T$ - полезный сигнал,

$$\mathbf{V}_{nk} = \{v_{nk}^{(1)}, \dots, v_{nk}^{(M)}\}^T \text{ помеха, } \Xi_{nk} = \{\xi_{nk}^{(1)}, \dots, \xi_{nk}^{(M)}\}^T -$$

стационарный гауссовский некоррелированный шум с дисперсией D_ξ . Помеха представляет собой гауссовский случайный процесс с независимыми значениями отсчетов во времени и в различных выборках. В пространственной области помеха характеризуется корреляционной матрицей $\mathbf{R} = \mathbf{M}\{\mathbf{V}_{nk} \mathbf{V}_{nk}^H\}$, H - обозначает эрмитово сопряжение матрицы.

Совокупность выборок упорядочена в соответствии со значениями \mathbf{X} координат элементов антенной решетки, характеризующих ПС радиосистемы. Полагаем, что в поле наблюдаемых данных имеется одна выборка, соответствующая присутствию полезного сигнала и помехи, а параметр ПС равен $\mathbf{X} = \mathbf{X}_0$, то есть

$$\chi_n = \begin{cases} 1, & \mathbf{X} = \mathbf{X}_0 \\ 0, & \mathbf{X} \neq \mathbf{X}_0 \end{cases}.$$

Полезный сигнал представляет собой точечный источник излучения, ориентированный в направлении нормали к антенной решетке: $\mathbf{S}_{nk} = \{a_{nk}, \dots, a_{nk}\}^T$.

Для случая линейной антенной решетки, элементы которой имеют координаты \mathbf{X} , помеховая ситуация задается в виде P точечных источников гауссовских стационарных помех $v_{nk}^{(p)}$ с дисперсией

$$D_v^{(p)} = \mathbf{M}\{|v_{nk}^{(p)}|^2\}$$

и угловым направлением α_p относительно нормали к плоскости антенной решетки, $p = 1, \dots, P$. Для данной помеховой обстановки корреляционная матрица помех имеет вид:

$$\mathbf{R} = \begin{cases} R_{im} = \sum_{p=1}^P D_v^{(p)} \exp\left[j \frac{2\pi}{\lambda} x_i \sin \alpha_p (x_m - x_i)\right], \\ i, m = 1, \dots, M \end{cases},$$

где λ - длина волны.

В результате обработки поля наблюдаемых данных на последовательных выборках определяется оптимальное значение параметра ПС $\tilde{\mathbf{X}}$, а также выносится решение о наличии полезного сигнала $\hat{\theta} = 1$ или об его отсутствии - $\hat{\theta} = 0$. Таким образом, решается задача совместного обнаружения-оценивания. Достаточной статистикой для данной задачи является логарифм отношения правдоподобия, который для детерминированного полезного сигнала

$$\mathbf{S}_{nk} = \{a, \dots, a\}^T = \mathbf{E}_{1M} a, \text{ где } \mathbf{E}_{1M} - \text{вектор,}$$

состоящий из единиц, имеет вид:

$$\lambda(\mathbf{X}_n) = - \sum_{k=1}^K (\mathbf{Y}_{nk} - \mathbf{E}_{1M} a)^H (\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{Y}_{nk} - \mathbf{E}_{1M} a) + \sum_{k=1}^K \mathbf{Y}_{nk}^H (\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y}_{nk}, \quad (8)$$

а для случайного гауссовского сигнала $\mathbf{S}_{nk} = \{s_{nk}, \dots, s_{nk}\}^T$ с независимыми значениями и дисперсией D_s принимает вид:

$$\lambda(\mathbf{X}_n) = K \ln \frac{\text{de}(\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I})}{\text{de}(\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I} + \mathbf{E}_{MM} D_s)} + \sum_{k=1}^K \mathbf{Y}_{nk}^H \left[(\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I})^{-1} - (\mathbf{R}(\mathbf{X}_n) + D_\xi \mathbf{I} + \mathbf{E}_{MM} D_s)^{-1} \right] \mathbf{Y}_{nk}. \quad (9)$$

Отметим, что алгоритм обработки сигналов на последовательных выборках получен в предположении, что полезный сигнал и помеха содержатся только в одной выборке, соответствующей гипотетическому значению параметра. Статистики (8), (9) позволяют определить

оптимальную ПС как в режиме совместно с обнаружением сигнала (2), так и в режиме адаптации путем обучения по классифицированным выборкам при $\theta=1$ (4).

Для проверки эффективности полученных алгоритмов рассмотрим зависимости (8), (9), полученные методом статистического моделирования. Последовательные выборки получены путем последовательного изменения положения одного из элементов антенной решетки и формирования реализации наблюдаемого процесса на выходе элементов линейной АР.

Результаты расчетов приведены на рис. 1. для детерминированного сигнала и на рис. 2 - для случайного сигнала. Верхний график на рисунках соответствует присутствию сигнала в наблюдаемых данных, нижний график – отсутствию сигнала. Вид зависимостей показывает, что оценка параметра ПС, полученная по критерию максимума отношения правдоподобия и классифицированной выборке при $\theta=1$ дает также и минимальную ошибку обнаружения сигнала, так как расстояние между верхним и нижним графиками в этом случае максимально. При случайном полезном сигнале оптимальная ПС несколько отличается от ПС, полученной при детерминированном сигнале. Это указывает на зависимость ПС как от помеховой обстановки, так и от свойств полезного сигнала.

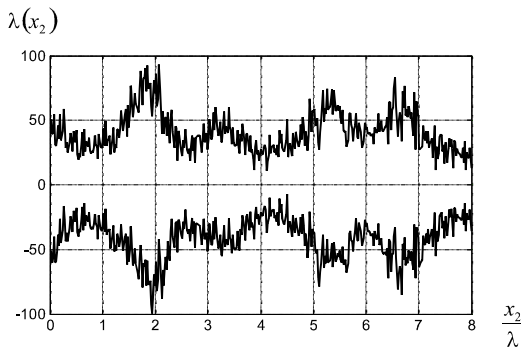


Рис. 1

$M = 3, P = 4, K = 100, D_{\xi} = 1, D_v^{(p)} = 1,$
 $\alpha_1 = 0,6, \alpha_2 = 0,2, \alpha_3 = -0,1, \alpha_4 = -0,3,$
 $x_1 = 0, x_3 = 8\lambda, a = 1$

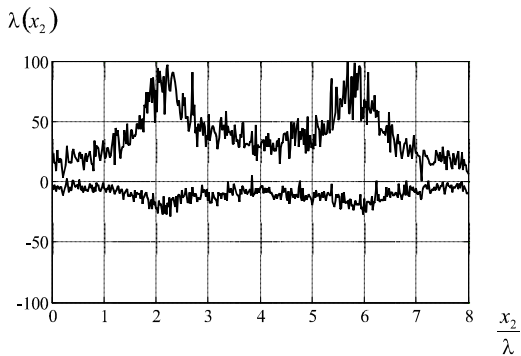


Рис. 2

$M = 3, P = 4, K = 100, D_{\xi} = 1, D_v^{(p)} = 1,$
 $\alpha_1 = 0,6, \alpha_2 = 0,2, \alpha_3 = -0,1, \alpha_4 = -0,3,$
 $x_1 = 0, x_3 = 8\lambda, D_s = 1$

На рис. 3 представлены зависимости нормированной среднеквадратической ошибки оценивания $\sqrt{D_{\hat{x}}}/\lambda$ оптимального значения координаты одного из элементов АР от отношения помеха-шум $D_v^{(p)}/D_{\xi}$ при числе помех на единицу больше числа элементов АР, количестве последовательных выборок $N = 50(x_M - x_1)/\lambda$ и различных значениях амплитуды детерминированного сигнала. Из графиков следует, что точность оценивания координаты значительно улучшается при увеличении амплитуды сигнала, а также при увеличении мощности помех. С увеличением числа помех дисперсия ошибки оценивания координаты увеличивается, что объясняется усложнением помеховой обстановки.

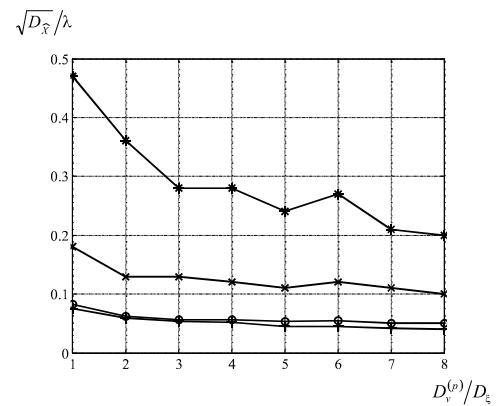


Рис. 3

$- \times - M = 2, P = 3, a = 0,2; - * - M = 3, P = 4, a = 0,2;$
 $- + - M = 2, P = 3, a = 2; - o - M = 3, P = 4, a = 2;$

$D_{\xi} = 1, K = 100,$

$\alpha_1 = 0,6, \alpha_2 = 0,2, \alpha_3 = -0,1, \alpha_4 = -0,3$

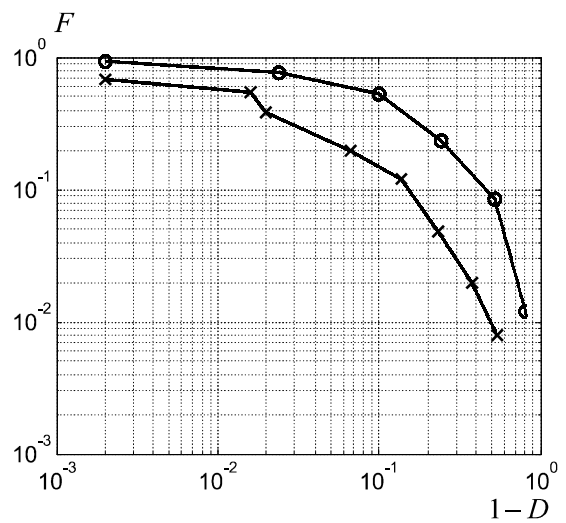


Рис. 4

$- \times - x_2 = 2,87\lambda, - o - x_2 = 4\lambda,$
 $M = 2, P = 3, K = 100, D_{\xi} = 1, D_v^{(p)} = 1,$
 $\alpha_1 = 0,6, \alpha_2 = 0,2, \alpha_3 = -0,1, x_1 = 0, a = 0,2$

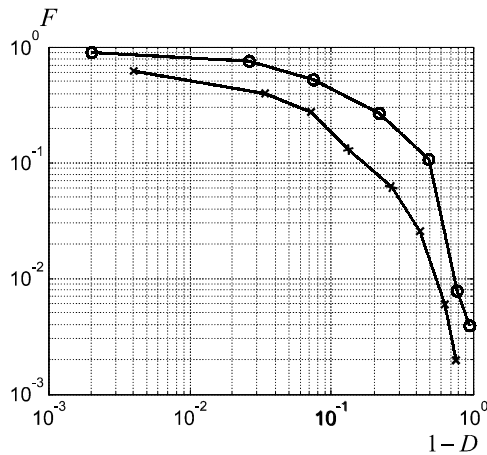


Рис. 5

$$\begin{aligned}
 & - \times - \quad x_2 = 1,38 \lambda, \quad - \circ - \quad x_2 = 4 \lambda, \\
 & M = 3, \quad P = 4, \quad K = 100, \quad D_\xi = 1, \quad D_v^{(p)} = 1, \\
 & \alpha_1 = 0,6, \quad \alpha_2 = 0,2, \quad \alpha_3 = -0,1, \quad \alpha_4 = -0,3, \\
 & x_1 = 0, \quad x_3 = 8 \lambda, \quad a = 0,2
 \end{aligned}$$

На рис. 4, 5 приведены результаты моделирования характеристик обнаружения - вероятности ложной тревоги F в зависимости от вероятности пропуска цели $1-D$ при обнаружении детерминированного сигнала для случаев оптимальной и эквидистантной антенных решеток при различных числе помех и элементов АР. Оптимальное значение координаты x_2 элемента АР получено в результате оценивания по классифицированной последовательной выборке на этапе обучения и соответствует максимуму логарифма отношения правдоподобия (4). Из сравнения графиков можно заключить, что оптимизация пространственной структуры дает уменьшение вероятности ошибки более чем в 3 раза по сравнению со случаем эквидистантной АР.

Заключение

В результате исследований доказана возможность оптимизации ПС радиосистемы пространственно-временной обработки сигналов на основе анализа последовательных выборок наблюдаемых данных. Это обеспечивает возможность технической реализации полученных алгоритмов путем применения реконфигурируемых антенн. Предложен и обоснован метод синтеза робастных ПС на основе регуляризации экстремальной задачи, что позволяет использовать интерполяционные методы при оптимизации ПС, а также дает выигрыш при ограничении на динамические характеристики реконфигурируемой АР.

Показано, что критерий максимального правдоподобия, принятый при синтезе оптимальных ПС, приводит также к оптимизации алгоритма обнаружения в целом. Выигрыш от оптимизации существенно зависит от углового положения источника помех, что особенно заметно при перемещении помех в пространстве. Оптимальная ПС может служить эффективным средством повышения помехоустойчивости радиолокационных систем, телекоммуникационных систем, использующих ММО каналы, а также в антенных измерениях.

Литература

- Chiba I., Mano S. Null forming method by phase control of selected array elements using plane-wave synthesis // Antennas and propagation. Int. Symp. Dig. Blacksburg-III, June, 15-19. - 1987. - V.1. - P.70-73.
- Mayhan J.T. Thinned array configuration for use with satellite-based adaptive antennas // IEEE Transactions on antennas and propagation. - 1980. - AP-28. - P. 846-856.
- Compton R.T. A method of choosing element patterns in an adaptive array // IEEE Transactions on antennas and propagation. - 1982. - AP-30. - P.489-493.
- Самойленко В.И., Грубрин И.В., Зарощинский О.И. Сокращение числа каналов адаптации антенных решеток // Изв. вузов СССР. Радиоэлектроника. - 1983. - Т.26, №1. - С.42-46.
- Джунь В.И., Шесняк С.С. Адаптивные антенные системы с подавлением помех по главному лепестку диаграммы направленности // Зарубежная радиоэлектроника. - 1988. - № 4. - С.3-15.
- Заявка 55-13165 Япония, МКИ H01q 21/08 / H01q 3/26. Антенное устройство для устранения электромагнитных помех / Ниппон хосо кёкай. - № 48-117375; Заявлено 20.10.73; Оpubл. 07.04.80. // Изобретения в СССР и за рубежом, 1980, № 19.
- Заявка 55-13166 Япония, МКИ H01q 21/22 / H01q 3/01. Система устранения электромагнитных помех / Ниппон хосо кёкай. - № 48-88842; Заявлено 09.08.73; Оpubл. 07.04.80. // Изобретения в СССР и за рубежом, 1980, № 19.
- Левшин В.П., Стручев В.Ф. Адаптивные фазированные антенные решетки с ограниченным числом степеней управления // Зарубежная радиоэлектроника. - 1982. - №1. - С.31-42.
- Зарощинский О.И., Кулешов И.И. Адаптация в больших антенных решетках // Изв.вузов СССР. Радиоэлектроника. - 1979. - Т.22, № 2. - С.47-53.
- Morgan D.R. Partially adaptive array technique // IEEE Transactions on antennas and propagation. - 1978. - V.AP-26, №6. - P.823-833.
- Chapman D.J. Partial adaptivity for the large array // IEEE Transactions on antennas and propagations. - 1976. - V.AP-24, №5. - P.685-696.
- Самойленко В.И., Грубрин И.В. Выбор каналов адаптации адаптивных антенных решеток // Изв. вузов СССР. Радиоэлектроника. - 1985. - Т.28, № 2. - С.51-55.
- Nitzberg R. OTH Radar aurora clutter rejection when adapting a fraction of the array elements // EASCON 1976 Record, IEEE Electronics and aerospace systems convention. September, 1976. November 1978. - P.823-833.
- Леховицкий Д.И., Раков И.Д., Данкевич В.М. Адаптивная защита от помех эквидистантных антенных решеток // Радиотехника. - 1989. - №7. - С. 73-77.
- Зарицкий В.И., Кокин В.Н., Леховицкий Д.И., Саломатин В.В. Рекуррентные алгоритмы адаптивной обработки при пространственной симметрии пространственно-временных каналов приема // Изв. вузов СССР. Радиофизика. - 1985. - Т.28, № 7. - С. 863-871.
- Wirth W.D. Suboptimal suppression of directional noise by a sensor array before beam forming // IEEE Transactions on antennas and propagations. - 1976. - V.AP-24, N5. - P. 741-744.
- Абрамович Ю.И., Данилов Б.Г. Синтез неэквидистантных антенных решеток в задачах разделения сигналов по на-

правлению прихода // Радиотехника и электроника. - 1975. - Т. 20, №3. - С. 635-639.

18. Абрамович Ю.И., Данилов Б.Г. Исследование эффективности коммутационных антенных решеток в задачах разделения сигналов по направлению прихода // Радиотехника и электроника. - 1977. - Т. 22, №1. - С.56-63.
19. Юрьев А.Н., Гончарова Г.И. Синтез неэквилидистантных антенных решеток по критерию минимума среднего уровня боковых лепестков диаграммы направленности // Радиотехника и электроника. - 1975. - Т. 20, №1. - С. 100-110.
20. Копилов Л.Е., Содин Л.Г. Синтез двумерных неэквилидистантных антенных решеток на основе теории разностных множеств // Радиотехника и электроника. - 1994. - Т. 39, №3. - С.380-389.
21. Бялый Л.И. Оптимальный синтез линейных антенных решеток // Антенны. Вып.27. / Под ред. А.А. Пистолькорса. - М.: Радио и связь, 1979. - С.52-60.
22. Бялый Л.И. Характеристики неэквилидистантных линейных решеток // Антенны. Вып.27. Сб. ст. под ред. А.А. Пистолькорса. - М.: Радио и связь, 1979. - С 60- 68.
23. Вопросы перспективной радиолокации. Коллективная монография / Под ред. А.В. Соколова. - М.: Радиотехника, 2003. - 512 с.
24. Варадан В., Виной К., Джозе К. ВЧ МЭМС и их применение. - М.: Техносфера, 2004. - 528 с.
25. Паршин Ю.Н., Гусев С.И. Оптимальный прием дискретных сообщений системой обработки с оптимальной пространственной структурой // Радиотехника и электроника. - 2000. - Т. 45, №3. - С. 305-312 .
26. Сосулин Ю.Г. Теория обнаружения и оценивания стохас-

тических сигналов. - М.: Советское радио, 1978. - 320 с.

27. Паршин Ю.Н., Гусев С.И. Формирование нулей диаграммы направленности антенной решетки методом максимального правдоподобия // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии, вып. 3, Рязань: РГРТА, 1997. С. 9-15.
28. Паршин Ю.Н., Гусев С.И. Влияние сигнально-помеховой ситуации на оптимальную пространственную структуру антенной системы // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. Вып. 4. - Рязань: РГРТА, 1998. - С. 117-120.
29. Паршин Ю.Н., Лавров А.М., Гусев С.И. Синтез робастных пространственных структур радиосистем с использованием регуляризации // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. Вып. 6. - Рязань: РГРТА, 2000. - С. 11-14 .
30. Стронгин Р.Г. Численные методы в многоэкстремальных задачах. - М.: Наука, 1978.
31. Васильев Ф. П. Методы решения экстремальных задач. - М.: Наука, 1981.
32. Паршин Ю.Н., Гусев С.И. Исследование динамического режима оптимизации пространственных структур радиосистем // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. Вып. 18. Рязань: РГРТУ, 2006. С. 22-26.
33. Паршин Ю.Н. Оптимизация пространственной структуры на последовательных выборках // XI международная научно-техническая конференция «Радиолокация, навигация, связь». Том 1. 12-14 апреля 2005. - Воронеж: ВГУ, 2005. - С. 60-66.

Научно-исследовательская лаборатория

«Цифровые технологии обработки сигналов в информационно-телекоммуникационных системах»
при кафедре телекоммуникаций и основ радиотехники
тел. (4912) 96-10-95, e-mail: tor@rgta.ryazan.ru



Научный руководитель: Витязев Владимир Викторович – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой TOP РГРТУ, зам. главного редактора научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов», сопредседатель Национального комитета международной научно-технической конференции и выставки «Цифровая обработка сигналов и ее применение DSPAO» (г. Москва), член редколлегии научно-технического журнала «Электросвязь», председатель рязанского отделения «Российского научно-технического общества радиотехники, электроники и связи им А.С. Попова», член Президиума Центрального правления.

Основные направления научных исследований коллектива:

- Разработка теории, методов и алгоритмов анализа-синтеза и преобразования сигналов с применением банков цифровых фильтров на основе эффектов прореживания по времени и по частоте.
- Разработка теории, методов и алгоритмов частотно-временной адаптивной обработки сигналов в телекоммуникационных системах.
- Разработка теории, методов и алгоритмов пространственно-частотно-временной обработки сигналов в задачах радиовидения.
- Разработка программного и аппаратного обеспечения мобильных устройств беспроводной передачи данных.



- УДК 621.396.96

СЕЛЕКЦИЯ НАЗЕМНЫХ ДВИЖУЩИХСЯ ЦЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ МНОГОСКОРОСТНОЙ АДАПТИВНОЙ ОБРАБОТКИ ТРАЕКТОРНОГО СИГНАЛА

Витязев В.В., Колодько Г.Н., Витязев С.В.

Введение

Под режимом селекции наземных движущихся целей (НДЦ) обычно понимают обнаружение и оценивание параметров траекторного сигнала, отраженного от движущихся объектов (целей) путем подавления сигналов от неподвижных объектов и фона местности.

В режиме селекции НДЦ решаются следующие задачи [1]:

- 1) обнаружение только движущихся объектов при подавлении сигналов от всех других объектов и фона местности;
- 2) обнаружение только движущихся объектов с измерением их координат (дальность-азимут) и радиальных скоростей;
- 3) обнаружение только движущихся объектов с измерением их координат и векторов скорости (радиальной и тангенциальной составляющих);
- 4) обнаружение одновременно движущихся и неподвижных объектов с измерением их координат и векторов скорости с индикацией на фоне радиолокационного изображения (РЛИ) земной поверхности.

Решение поставленных задач с позиции теории оптимального приема и синтеза оптимальных алгоритмов селекции НДЦ требует реализации многоканальной пространственно-частотно-временной обработки сигналов и знания статистических свойств траекторного сигнала и помех [2-6]. При этом обычно пространственная обработка обеспечивает подавление мешающих отражений от земной поверхности и неподвижных объектов путем формирования провалов диаграммы направленности антенны (ДНА) в направлении на источники помех. Последующая частотно-временная обработка с использованием методов и алгоритмов доплеровской фильтрации разделяет спектры сигналов движущихся целей и мешающих отражений на фоне шумов. Селекция НДЦ путем доплеровской фильтрации является самым распространенным способом решения задач обнаружения движущихся объектов и в сочетании с моноимпульсной антенной системой позволяет их надежно выделять и устанавливать отметки на РЛИ в истинное положение по азимуту [1].

Говоря об исключительной важности режима селекции НДЦ, следует отметить, что в данном режиме (в силу высокой чувствительности системы обнаружения к изменению параметров составляющей траекторного сигнала, формируемого движущимся объектом) удастся обнаруживать цели, размеры которых могут быть значительно меньше разрешающей спо-

Рассматриваются проблемы селекции наземных движущихся целей (НДЦ) в задачах радиовидения. На основе принятой модели траекторного сигнала от движущихся целей на фоне подстилающей земной поверхности строятся алгоритмы и структура цифрового приемника в режиме НДЦ. Показано, что использование адаптивной многоскоростной обработки траекторного сигнала является эффективным инструментом решения поставленных задач. Формулируются задачи дальнейших исследований.

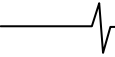
собности БРЛК, работающего в режиме картографирования земной поверхности.

Вместе с тем, требуемые технические характеристики БРЛК в режиме картографирования входят в противоречие с требованиями режима селекции НДЦ. Это связано с тем, что в режиме картографирования земной поверхности используют низкую частоту повторения зондирующих импульсов (как правило, не более 1 кГц) для обеспечения заданной дальности обзора. В то время как режим селекции НДЦ требует значительного повышения частоты повторения зондирующих импульсов для расширения диапазона измерения скоростей движущихся объектов. Поэтому данные режимы работы БРЛК следует чередовать [5].

Ниже рассматриваются основные проблемы селекции НДЦ и методы их решения путем доплеровской фильтрации с использованием многоскоростной частотно-временной и адаптивной обработки траекторного сигнала.

Математическая модель траекторного сигнала в режиме селекции НДЦ

Предполагается, как и ранее [7], что РЛИ формируется как совокупность точечных объектов определенной яркости. Каждому i -му точечному объекту ставится в соответствие отраженный от объекта радиосигнал, который несет в себе информацию о целой совокупности отражателей, попадающих в зону его пространственного разрешения. Новым является предположение о возможном движении M точечных объектов (целей) в направлениях α_i по отношению к направлению движения носителя БРЛК с неизвестными скоростями $V_{ци}$ и ускорениями $a_{ци}$, $i = 1, M$. При этом, если размеры цели не выходят за элемент пространственного разрешения, то движение всех M точечных объектов выполняется не зависимо друг от друга. В противном случае, может наблюдаться полная корреляционная зависимость между точечными объектами, принадлежащими одной цели.



В дальнейшем будем рассматривать ситуацию, когда каждая i -я цель – это отдельный точечный объект с независимыми параметрами движения, а число целей равно M . Тогда принимаемый БРЛК траекторный сигнал можно представить в виде:

$$s(t) = \sum_{i=1}^M s_{\psi_i}(t) + s_{\phi}(t) + p(t), \quad (1)$$

где $s_{\psi_i}(t)$ – составляющая траекторного сигнала от i -й цели, $s_{\phi}(t)$ – фоновая составляющая отражений от земной поверхности и неподвижных объектов, $p(t)$ – комплексный шум от внешних и внутренних источников.

Для i -й точечной цели принимаемый сигнал $s_{\psi_i}(t)$ связан с полярными координатами и параметрами движения носителя БРЛК выражением вида:

$$s_{\psi_i}(t) = U_i G(t) \exp \left\{ -j \left[\frac{4\pi}{\lambda} r_i(t) - \varphi_{0i} \right] \right\}, \quad (2)$$

где U_i , φ_{0i} – случайные амплитуда и начальная фаза сигнала; λ – длина волны; $G(t)$ – нормированная функция, характеризующая модуляцию сигнала ДНА; $r_i(t)$ – текущее расстояние от носителя БРЛК до объекта.

Пусть в момент $t = 0$ координаты i -ой цели относительно БРЛК принимают значения (X_{ni}, Y_{ni}) . Носитель БРЛК движется в горизонтальном направлении со скоростью V , а i -я цель в противоположном направлении под углом α_i (Рис.1.) со скоростью $V_{\psi_i}^t$. Текущее расстояние $r_i(t)$ между носителем БРЛК и i -й целью меняется с течением времени в общем случае по нелинейной зависимости вида

$$r_i(t) = \sqrt{[X_{ni} - (V + V_{\psi_i}^t)t]^2 + [Y_{ni} - V_{\psi_i}^{\perp}t]^2}, \quad (3)$$

где $V_{\psi_i}^t$, $V_{\psi_i}^{\perp}$ – проекции скорости цели по направлению движения носителя БРЛК и перпендикулярному к нему направлению.

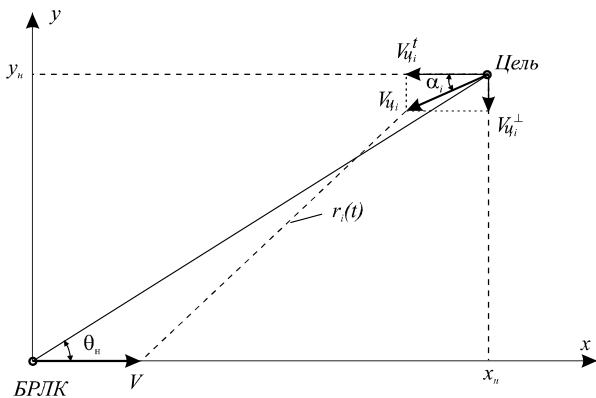


Рис. 1. Система координат при определении текущего расстояния от движущейся цели.

Используя разложение нелинейной зависимости (3) в ряд Тейлора и ограничиваясь на концах интервала обработки T_c первой и второй производными (при постоянных значениях параметров движения), получим:

$$r_i(t) = R_{ni} - [V \cos \theta_{ni} t + (V_{\psi_i}^t \cos \theta_{ni} + V_{\psi_i}^{\perp} \sin \theta_{ni}) t] + \frac{[(V + V_{\psi_i}^t) \sin \theta_{ni} - V_{\psi_i}^{\perp} \cos \theta_{ni}]^2}{2R_{ni}} t^2 + \dots \quad (4)$$

Заметим, что если i -я цель неподвижна, то $V_{\psi_i}^t = V_{\psi_i}^{\perp} = 0$, и выражение (4) принимает форму

$$r_i(t) = R_{ni} - V \cos \theta_{ni} t + \frac{V^2 \sin^2 \theta_{ni}}{2R_{ni}} t^2 + \dots,$$

используемую в режиме картографирования земной поверхности. Более того, если вместо горизонтальной и вертикальной проекций $V_{\psi_i}^t$ и $V_{\psi_i}^{\perp}$ вектора скорости цели V_{ψ_i} воспользоваться радиальной $V_{\psi_i}^R$ и перпендикулярной к ней $V_{\psi_i}^{R\perp}$ составляющими, то выражение (4) примет следующий вид:

$$r_i(t) = R_{ni} - V \cos \theta_{ni} t - V_{\psi_i}^R t + \frac{(V \sin \theta_{ni} + V_{\psi_i}^{R\perp})^2}{2R_{ni}} t^2 + \dots \quad (5)$$

Из выражения (5) следует, что если в момент времени $t = 0$ i -я цель движется строго в направлении на носитель БРЛК и $V_{\psi_i}^{R\perp} = 0$, то

$$r_i(t) = R_{ni} - (V \cos \theta_{ni} + V_{\psi_i}^R) t + \frac{V^2 \sin^2 \theta_{ni}}{2R_{ni}} t^2 + \dots \quad (6)$$

и обнаружение i -й цели выполняется только по радиальной составляющей. С другой стороны, если i -я цель движется параллельно носителю БРЛК, то в режиме бокового обзора (когда $\theta_{ni} = 90^\circ$), решающую роль играет тангенциальная составляющая $V_{\psi_i}^t = V_{\psi_i}^{R\perp}$.

Подставив (5) в аргумент функции (2) и отбросив все составляющие выше квадратичной, получим, что фаза траекторного сигнала i -й цели изменяется по закону:

$$\varphi_i(t) = \frac{4\pi}{\lambda} (V \cos \theta_{ni} + V_{\psi_i}^R) t - \frac{2\pi}{\lambda R_{ni}} (V \sin \theta_{ni} + V_{\psi_i}^{R\perp})^2 t^2 + \varphi_{n0i}, \quad (7)$$

где $\varphi_{n0i} = \varphi_{0i} - \frac{4\pi}{\lambda} R_{ni}$ – начальная фаза.

При этом доплеровская частота принимает вид:

$$F_{\psi_i}(t) = \frac{2(V \cos \theta_{ni} + V_{\psi_i}^R)}{\lambda} - \frac{2(V \sin \theta_{ni} + V_{\psi_i}^{R\perp})^2}{\lambda R_{ni}} t \quad (8)$$

Примечание: В выражениях (7) и (8) предполагается, что i -я цель движется навстречу носителю БРЛК, в противном случае – знаки перед составляющими вектора скорости V_{ψ_i} меняются на противоположные.

Первый член выражения (8) определяет среднюю доплеровскую частоту, а второй член – ее линейный уход, обусловленный как движением носителя БРЛК, так и движением цели. Следовательно, возникает неоднозначность в принятии решения и оценке координат и параметров движения цели только по изменению значения доплеровской частоты. Вместе с тем, именно анализ траекторий доплеровских частот лежит в основе большинства методов и алгоритмов решения задачи селекции НДЦ.

Проблемы селекции НДЦ. Постановка задачи исследований

При решении задач селекции НДЦ мы сталкиваемся прежде всего с теми же проблемами, которые характерны для радиолокации объектов в целом, как неподвижных, так и подвижных. Это противоречивость требований максимальной дальности обнаружения НДЦ, что достигается уменьшением частоты повторения зондирующих импульсов, и одновременно высокой разрешающей способностью в широком диапазоне скоростей и ускорений движущихся объектов, что требует соответствующего увеличения частоты повторения зондирующих импульсов. Как было отмечено ранее, на примере решения задачи картографирования земной поверхности, для принятых значений параметров движения носителя БРЛК дальность до 300 км обеспечивается при частоте повторения не более 500 Гц. В то же время, при радиальной скорости НДЦ от 1 м/с до 30 м/с (3,6 км/час – 100 км/час) доплеровская частота цели $F_{ц}$ уходит от положения, соответствующего неподвижному объекту с теми же азимутальными координатами, на величину от 66 Гц до 2000 Гц. Поэтому даже при настройке центра ДНА на азимут НДЦ уход доплеровской частоты может значительно превышать 500 Гц. При этом методы пространственно-частотной селекции путем азимутального сканирования узкополосной ДНА в режиме секторного обзора не всегда дают положительный результат. Абсолютный уход доплеровской частоты НДЦ, вызванный ее движением, не зависит от азимутального положения. Таким образом, расширение диапазона обнаружения НДЦ по дальности достигается либо сканированием узкополосной ДНА по углу места, либо использованием зондирующих сигналов специального вида, например, многочастотных. В дальнейшем будем предполагать, что частота повторения зондирующих импульсов выбирается только из заданного диапазона изменения скорости и ускорения движущихся объектов, (и соответственно диапазона доплеровских частот), ширины ДНА (в режиме секторного обзора) и расстояния до сектора обзора.

Противоречивость требований максимальной достоверности принятия решения об обнаружении НДЦ и точности измерения его параметров, с одной стороны, и минимизации времени наблюдения и обработки данных траекторного сигнала, с другой стороны, остается основной проблемой селекции НДЦ, но приобретает при этом новую «окраску».

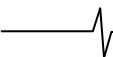
Весь комплекс вновь возникших проблем можно свести к следующим позициям:

1. Обнаружение медленно движущихся наземных целей на фоне подстилающей земной поверхности.
2. Обнаружение и измерение параметров движения маневрирующих НДЦ в широком диапазоне доплеровских частот при малых отношениях сигнал/шум.
3. Определение истинных азимутальных координат НДЦ и коррекция их положения на фоне подстилающей земной поверхности.
4. Автосопровождение маневрирующих НДЦ.
5. Пространственно-частотно-временная селекция НДЦ, близко расположенных по угловым координатам и параметрам движения.

При использовании однолучевой узкополосной по азимуту ДНА, например шириной 2 градуса, обнаружение НДЦ в секторе обзора выполняется при условии, что уход доплеровской частоты, обусловленный движением цели, приводит к ее выходу за границы полосы доплеровских частот траекторного сигнала, формируемого отражениями от неподвижных объектов и земной поверхности. Однако, если скорость НДЦ менее 6 м/с (20 км/час), то $\Delta F_{ц} < 400 \text{ Гц}$ (для принятых ранее параметров движения носителя БРЛК), т.е. уход доплеровской частоты НДЦ соизмерим с шириной полосы доплеровских частот от подстилающей земной поверхности во всем диапазоне секторного обзора до $\pm 60^\circ$. Поэтому и встает проблема обнаружения медленно движущихся целей на земной поверхности, которая может быть решена либо дальнейшим обужением однолучевой ДНА, либо использованием других способов построения системы селекции НДЦ, например, многоантенной системой с остановленным фазовым центром или на основе селекции целей по тангенциальной составляющей скорости НДЦ [1]. Вместе с тем, и в рамках доплеровской фильтрации путем адаптивной частотно-временной обработки траекторного сигнала возможно расширение диапазона и увеличение достоверности обнаружения медленно движущихся наземных целей, что является одной из задач настоящего исследования и разработки.

С другой стороны, быстрое маневрирование цели приводит к значительным изменениям радиальной составляющей ее скорости движения и, как следствие, динамичному изменению доплеровской частоты. Если измерение доплеровской частоты ведется на интервале 1 с (при передне-боковом обзоре режима ДОЛ), то за это время доплеровская частота цели уходит на 66,7 Гц при радиальном ускорении $a = 1 \text{ м/с}^2$ и на 667 Гц – при $a = 10 \text{ м/с}^2$. Значит, требуется механизм «раннего» обнаружения НДЦ, их захвата по доплеровской частоте и дальнейшего сопровождения. Однако недостаточное соотношение сигнал/шум на коротких интервалах измерения не гарантирует своевременный захват цели. Поэтому необходимы новые методы и алгоритмы обнаружения движущихся объектов в условиях малых соотношений сигнал/шум и относительно быстрого маневрирования НДЦ.

В соответствии с выражением (8), постоянная составляющая текущего значения доплеровской частоты цели $F_{цi}(t)$ обусловлена, с одной стороны, ее азимутальным положением θ_{ni} , а с другой стороны - радиальной составляющей скорости движения $V_{цi}^R$. Поэтому, если не учесть вторую постоянную составляющую, то это приведет к ложному азимутальному положению цели на РЛИ. Разрешение этого противоречия – одна из основных проблем селекции НДЦ путем доплеровской фильтрации. Один из подходов к решению проблемы коррекции азимутального положения НДЦ ориентирован на использование моноимпульсной антенной системы [1-5]. При этом синтезирование апертуры в суммарном канале обеспечивает одновременно формирование РЛИ земной поверхности, обнаружение и измерение доплеровских частот целей, а разностный канал – измерение азимутальных углов обнаруженных целей. Полученные оценки радиальной скорости и угловых координат позволяют селективировать движущиеся цели и устанавливать их отметки на РЛИ в истинное азимутальное положение.



Автосопровождение маневрирующих НДЦ является самостоятельной задачей, имеющей важное значение как с позиции требования постоянного слежения за выделенной целью, так и с позиции повышения разрешающей способности системы и достоверности обнаружения движущихся объектов. Захват и автосопровождение обнаруженных НДЦ способствует также более быстрому и надежному обнаружению новых НДЦ, так как прием последних будет вестись на фоне помех с априорно известными свойствами, а значит эффективно режектурируемых. Важным свойством режима автосопровождения является также возможность слежения за объектами в случае кратковременного пропадания информации об их положении и параметрах движения.

В случае близкого расположения НДЦ как по азимутальному положению, так и по радиальной скорости движения, остро встает вопрос о повышении частотного разрешения на относительно коротких временных интервалах. Эта проблема решается современными методами спектрального сверхразрешения на основе пространственно-частотно-временной селекции сигналов и алгоритмов параметрического оценивания [8].

Алгоритмы селекции НДЦ на основе пространственно-частотной обработки траекторного сигнала, доплеровской фильтрации и спектрального оценивания

Пространственно-частотная селекция НДЦ выполняется путем формирования узкой ДНА и ее сканирования или ориентации на азимутальное направление движущейся цели. Обнаружение НДЦ на фоне неподвижных объектов и подстилающей земной поверхности достигается при выходе доплеровской частоты цели за границы полосы частот траекторного сигнала, формирующего РЛИ земной поверхности (представляющего в данном случае мощную помеху).

Общую структуру устройства обнаружения и измерения параметров движущихся объектов путем секторного обзора и доплеровской фильтрации можно представить в виде последовательного соединения трех функцио-

нальных блоков (рис. 2): адаптивного режекторного фильтра (АРФ), подавляющего помеху от неподвижных объектов и земной поверхности, процессора дискретного преобразования Фурье (ДПФ) на N частотных каналах, разделяющего доплеровские частоты от НДЦ, движущихся с различной скоростью, и решающего устройства, выполняющего функцию собственно обнаружителя и измерителя параметров движения целей.

Как отмечалось ранее, основная проблема классической фильтрации НДЦ заключается в плохой селекции малоподвижных целей на фоне подстилающей земной поверхности, и главную роль здесь играет АРФ, параметры которого должны подстраиваться таким образом, чтобы максимально исключить паразитное влияние фона. Простейшим решением является обычный высокочастотный фильтр с перестраиваемой полосой режекции. Чем уже ширина спектра фона, что наблюдается при положении центра ДНА близком к направлению движения носителя БРЛК (передней обзор), тем уже должна быть полоса режекции. И, наоборот, при боковом обзоре полоса режекции максимально расширяется, что в значительной степени затрудняет обнаружение НДЦ по радиальной составляющей скорости их движения.

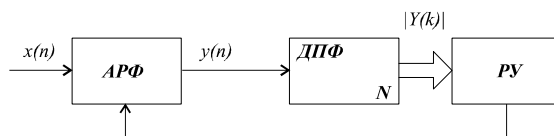


Рис. 2. Структурная схема устройства обнаружения и измерения параметров НДЦ.

В таблице 1 приведены расчетные данные, иллюстрирующие диапазон изменения минимальной радиальной скорости, обнаруживаемой НДЦ для различных азимутальных положений ДНА $\theta_{нк}^\circ$. Предполагается, что скорость носителя БРЛК $V = 200$ м/с, длина волны $\lambda = 0,03$ м, центр ДНА шириной 2° в начальный момент совмещен с истинным азимутальным положением НДЦ (если $V_y^R = 0$, то $\beta_y = \theta_n$).

Таблица 1.

k	$\theta_{нк}^\circ$	$\Delta F_{\partial k}, \text{Гц}$	$V_{II \min}^R, \text{м/с}$	$T_{O \min}, \text{с}$	k	$\theta_{нк}^\circ$	$\Delta F_{\partial k}, \text{Гц}$	$V_{II \min}^R, \text{м/с}$	$T_{O \min}, \text{с}$
1	3	24,36	0,183	0,328	16	33	253,47	1,9	0,032
2	5	40,56	0,304	0,197	17	35	266,94	2,0	0,03
3	7	56,72	0,425	0,141	18	37	280,08	2,1	0,029
4	9	72,8	0,546	0,11	19	39	292,88	2,196	0,027
5	11	88,8	0,666	0,09	20	41	305,33	2,29	0,026
6	13	104,69	0,785	0,076	21	43	317,4	2,38	0,025
7	15	120,45	0,903	0,066	22	45	329,09	2,47	0,024
8	17	136,07	1,02	0,059	23	47	340,37	2,553	0,023
9	19	151,52	1,14	0,053	24	49	351,24	2,634	0,023
10	21	166,78	1,25	0,048	25	51	361,68	2,713	0,022
11	23	181,85	1,363	0,044	26	53	371,68	2,788	0,021
12	25	196,69	1,475	0,041	27	55	381,23	2,86	0,021
13	27	211,29	1,584	0,038	28	57	390,32	2,927	0,021
14	29	225,63	1,692	0,035	29	59	398,92	2,992	0,02
15	31	239,7	1,798	0,033					

Заметим, что приведенные в таблице 1 данные ориентированы только на положение НДЦ по центру ДНА и отражают среднее значение скорости. При азимутальном положении НДЦ на краях минимальная скорость обнаружения цели может меняться теоретически от нулевой до удвоенного значения. Минимальное время обнаружения $T_{O\min}$ определялось эффективной шириной полосы режекции с подавлением до 80 дБц. Отметим, что время обнаружения НДЦ соизмеримо (не превышает) с временем синтезирования РЛИ в режиме ДОЛ [7].

Приведенная выше оценка минимального времени обнаружения НДЦ определяется фактически временем реакции режекторного фильтра на входное воздействие (эффективной длиной его импульсной характеристики). Заметим, что при сужении полосы режекции АРФ (при переднем обзоре) и, соответственно, расширении диапазона обнаруживаемых целей в сторону все меньших радиальных скоростей, пропорционально растет время обнаружения $T_{O\min}$ (в 16 раз по отношению к боковому обзору, под углом 60°). Поэтому эффективное обнаружение малоподвижных целей возможно только при условии, что на всем интервале обнаружения/измерения объект продолжает свое движение с постоянной радиальной скоростью (по крайней мере без «замираний»). При маневрировании цели, например, с максимальным радиальным ускорением $a_y = 10 \text{ м/с}^2$ на интервале обнаружения равном 0,1 с доплеровская частота может уйти на 66,7 Гц (для принятых ранее параметров движения носителя БРЛК). А это означает, что за время обнаружения объект, находящийся вблизи границы доплеровских частот НДЦ, может попасть в «тень» полосы доплеровских частот от земной поверхности. Вместе с тем, подобный уход доплеровских частот НДЦ в полосу частот выше 100 Гц (когда радиальная скорость $V_y^R \geq 5,4 \text{ км/час}$) не приводит к каким-либо потерям с позиции гарантированного обнаружения движущихся объектов. Следовательно, необходимо компромиссное решение между требованием высокой режекции, с одной стороны, и максимальной по длительности реакцией фильтра, с другой стороны. В дальнейшем, предполагается, что эффективная длительность импульсной характеристики АРФ соизмерима с интервалом последующего измерения доплеровских частот с помощью N -точечного процессора ДПФ, который определяет требуемую разрешающую способность по

частоте и, соответственно, достижимую точность измерения радиальной скорости НДЦ.

Эффективная реализация узкополосного перестраиваемого АРФ в общей структуре цифрового приемника траекторного сигнала является отдельной задачей, требующей неординарного подхода к ее решению с позиции достижимых характеристик частотной избирательности с учетом минимизации вычислительных затрат. Представляется, что в основе синтеза структуры узкополосного АРФ должно лежать сочетание адаптивной и многоскоростной обработки сигналов [9,10]. На рис. 3 дан пример реализации узкополосного режекторного фильтра с элементами децимации и интерполяции траекторного сигнала. Задержка сигнала $x(n)$ по верхней цепи на $N/2$ периодов дискретизации обусловлена эквивалентной задержкой, которую вносит последовательное соединение фильтров НЧФ₁ и НЧФ₂ в нижней цепи. Предполагается, что синтез структуры режекторного фильтра ведется в классе КИХ-цепей, обладающих абсолютной устойчивостью и стабильностью характеристик, а также сравнительно простой реализацией алгоритмов адаптации и перестройки параметров. Понижение и повышение частоты дискретизации обрабатываемого сигнала в ν раз позволяет уменьшить общие вычислительные затраты пропорционально коэффициенту децимации ν .

Отметим, что данное решение является далеко не единственным. Возможно, более рационально использование децимации не самого траекторного сигнала, а импульсной характеристики АРФ, и переход к многоступенчатой реализации [9,10]. Интересен также тот факт, что при сочетании режимов секторного обзора земной поверхности и СНДЦ адаптивный фильтр-дециматор (НЧФ₁) в нижней цепи режекторного фильтра СНДЦ, представленного на рис. 3, является фактически устройством предварительной обработки в структуре цифрового приемника узкополосного траекторного сигнала, формирующего радиолокационное изображение [7]. В режиме картографирования земной поверхности этот фильтр выделяет полезный сигнал на фоне шумов и понижает частоту дискретизации, а в режиме СНДЦ выделенный ранее сигнал от подстилающей поверхности становится помехой и вычитается (после интерполяции) из принятого траекторного сигнала. В результате, выходной сигнал $y(n)$ совпадает (или близок) с реакцией обычного режекторного фильтра.

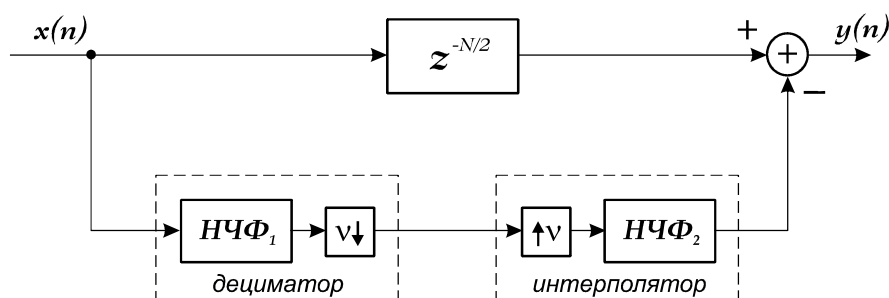


Рис. 3. Структурная схема узкополосного режекторного КИХ-фильтра

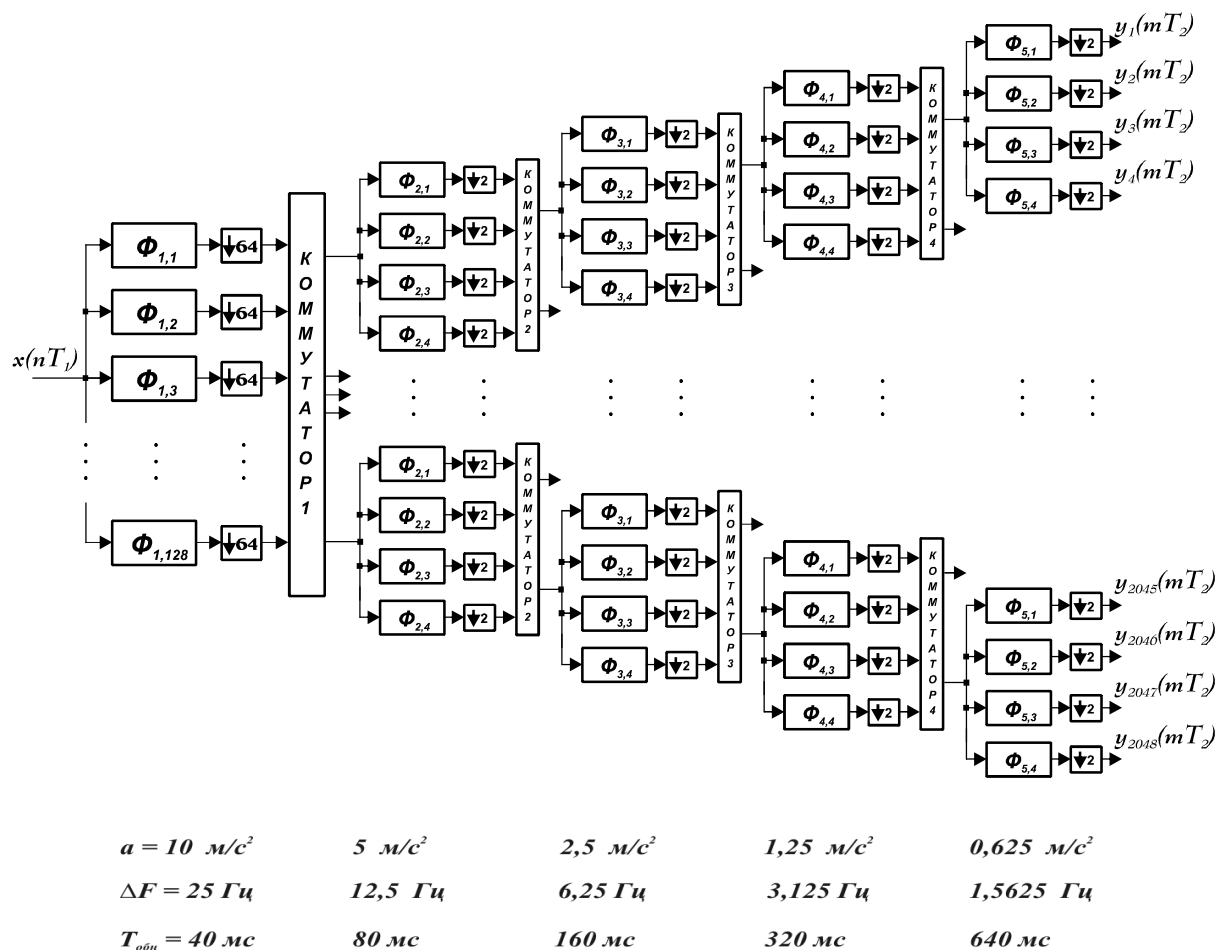


Рис. 4. Структурная схема цифрового приемника траекторного сигнала в режиме СНДЦ

Установим связь между достижимой разрешающей способностью цифрового спектроанализатора на основе N -точечного ДПФ и параметрами движения носителя БРЛК и НДЦ. Если на всем интервале измерения радиальная скорость НДЦ и скорость носителя БРЛК сохраняют постоянное значение, то в соответствии с (8), путем пропорционального увеличения интервала измерения (порядка N) можно теоретически достичь предельно высокой точности измерения доплеровской частоты и, соответственно, радиальной скорости НДЦ. Однако, незначительное маневрирование движущегося объекта, например с постоянным радиальным ускорением $a_{\text{ц}} = 1 \text{ м/с}^2$ (скорость изменяется на 3,6 км/час), доплеровская частота уходит за 0,1 с на 6,67 Гц и, следовательно, дальнейшее увеличение интервала измерения вряд ли целесообразно. Если считать, что интервал измерения равен 0,1 с, то достижимая разрешающая способность по частоте составит 10 Гц и по радиальной скорости – 0,15 м/с (0,54 км/час). При этом для частоты дискретизации траекторного сигнала $f_{\text{кв}} = 6400 \text{ Гц}$ порядок $N \geq 640$.

В тоже время, для быстро маневрирующих объектов с радиальным ускорением до 10 м/с^2 (скорость изменяется до 36 км/час за 1 с) на том же временном интервале 0,1 с доплеровская частота уходит на 66,7 Гц, что фактически, как минимум в 6 раз, превышает разрешающую способность анализатора спектра. А значит, необходимо интервал измерения уменьшить, по крайней

мере, до 40 мс, т.е. вести анализ с шагом по частоте 25 Гц, оставаясь за время анализа в одной частотной полосе. Таким образом, структура приемного устройства должна адаптироваться в процессе спектрального анализа и измерения доплеровских частот НДЦ, обеспечивая различную разрешающую способность в зависимости от параметров их движения. На первом шаге обнаружения/измерения выделяют быстро маневрирующие цели с относительно низким разрешением по частоте, а на последующих шагах производится последовательное обнаружение и измерение параметров движения малоподвижных и медленно маневрирующих объектов с близкими доплеровскими частотами. На Рис. 4 представлен один из вариантов построения адаптивного приемника траекторного сигнала от множества маневрирующих НДЦ, обеспечивающего надежное их разделение и измерение параметров движения с различной разрешающей способностью.

Предполагается, что в диапазоне рабочих частот от частоты среза полосы пропускания АРФ до $f_{\text{max}} = f_{\text{кв}} / 2 = 3200 \text{ Гц}$ возможно появление до M объектов, движущихся с радиальной скоростью $V_{\text{ц}}^R$ от 1 м/с до 48 м/с (от 3,6 км/час до 172 км/час) и маневрирующих с радиальным ускорением до 10 м/с^2 . Тогда для принятых выше параметров движения носителя БРЛК, с целью разделения быстро маневрирующих целей (с ускорением до 10 м/с^2), необходимо воспользоваться банком из $N_1 = 128$ полосовых фильтров-дециматоров,

которые на интервале анализа длительностью 40 мс обеспечивают частотное разрешение ориентировочно 25 Гц в полосе частот от 25 Гц до 3200 Гц. Заметим, что при этом максимальный уход доплеровских частот лежит в пределах

$$\Delta F_{\text{допл}} = \frac{2a_{\text{ц}}^{\text{max}}}{\lambda} T_o = 26,6 \text{ Гц}.$$

Следовательно, приемное устройство обеспечивает на первой итерации длительностью 40 мс разделение всех маневрирующих целей, разнесенных друг от друга по доплеровской частоте не менее 25 Гц, что соответствует разрешению по скорости не менее 0,375 м/с. На второй итерации для всех выделенных частотных каналов (не более M , по числу движущихся объектов) возможно двукратное повышение разрешающей способности по частоте и соответственно по скорости для НДЦ, маневрирующих с ускорением $a_{\text{ц}} \leq 5 \text{ м/с}^2$. На третьей итерации выполняется частотное разделение всех объектов, маневрирующих с ускорением $a_{\text{ц}} \leq 2,5 \text{ м/с}^2$ и т.д., до самых медленно маневрирующих с максимальным ускорением менее 1 м/с^2 .

На каждом этапе преобразования решающее устройство, являющееся основным элементом коммутаторов, принимает решение о выборе информативных частотных каналов и направлении дальнейшего движения по дереву набора полосовых фильтров-дециматоров или выдаче результата обработки в форме комплексной огибающей траекторного сигнала от i -ой НДЦ. С целью минимизации общих вычислительных затрат производится последовательное понижение частоты дискретизации траекторных сигналов по выделяемым частотным каналам: на первой итерации в 64 раза, а на всех последующих – в 2 раза. Заметим также, что решающие устройства коммутаторов могут изменять схему коммутации в процессе фильтрации и разделения траекторных сигналов от различных НДЦ не только по выходу, но и по входу, отслеживая уход полосы частот маневрирующих целей.

Таким образом, предложенная структура устройства селекции НДЦ за общий интервал обнаружения и измерения параметров движения объектов длительностью 0,64 с позволяет одновременно обнаруживать и разделять быстро маневрирующие цели на коротких интервалах обработки длительностью от 40 мс с разрешающей способностью 25 Гц (0,375 м/с) и медленно маневрирующие цели с разрешающей способностью до 1,5625 Гц (0,0234 м/с). Отметим, что кроме универсальности и адаптируемости к спектральной структуре принимаемого траекторного сигнала рассматриваемая пирамидальная структура селекции НДЦ отличается от классического способа построения устройства на основе процессора БПФ следующими важными свойствами и возможностями:

1. Минимизацией требуемых вычислительных затрат и памяти данных: после первичного разделения спектра траекторного сигнала по 64 частотным каналам последующая адаптивная обработка выполняется только для информативных каналов, и структура приемника принимает древовидную форму со значи-

тельным прореживанием ветвей поиска и измерения параметров НДЦ.

2. Высокой разрешающей способностью одновременно по времени (прием и разделение быстро маневрирующих целей) и по частоте (прием и разделение медленно маневрирующих целей): в течение всего длительного интервала разделения малоподвижных целей (до 1 с) каждые 40 мс выполняется обнаружение и разделение новых быстро маневрирующих НДЦ.

3. Повышенной помехоустойчивостью приема: каждый полосовой фильтр-дециматор первой степени преобразования существенно увеличивает соотношение сигнал/шум на его выходе, как за счет подавления широкополосного шума, так и помех от соседних частотных каналов, что особенно важно при обнаружении маломощных полезных сигналов на общем фоне.

4. Минимизацией собственных шумов: шумы, возникающие на первых ступенях преобразования, сглаживаются при последующей узкополосной фильтрации, а собственные шумы на последних итерациях незначительны, вследствие относительно небольшого числа вычислительных операций и, как следствие, числа усечений или округлений промежуточных результатов обработки.

5. Потенциальной возможностью значительного повышения разрешающей способности по частоте (скорости НДЦ) на относительно коротких временных интервалах: на каждой ступени преобразования формируются не коэффициенты Фурье (как в классическом построении), а комплексные сигналы, несущие полную информацию о частотно-временной структуре в каждом канале, что позволяет методами спектрального оценивания на основе авторегрессионного анализа получить высокое разрешение по частоте (скорости).

Отметим в заключение, что последнее свойство является исключительно важным и может быть альтернативой адаптивному поиску по древовидной структуре, начиная со второй и последующих ступенях преобразования. При таком подходе роль предварительной частотно-временной обработки – разделение всех M движущихся объектов по различным частотным каналам (насколько это возможно) так, чтобы в каждый канал попадало не более трех-четырёх сигналов от различных НДЦ. Это одновременно повысит соотношение сигнал/шум на входе устройства параметрического спектрального оценивания (очень чувствительного к воздействию шумов и помех) и в значительной степени уменьшит затраты на его реализацию [8].

Алгоритмы селекции НДЦ на основе частотно-временной адаптивной обработки траекторного сигнала

Частотно-временная селекция НДЦ, в отличие от рассмотренной выше пространственно-частотной, не предполагает предварительного пространственного отделения движущихся объектов узкой ДНА и, как следствие, сужения полосы частот помех от подстилающей земной поверхности. Это значит, что во всем



диапазоне рабочих частот (до $f_{\max} = f_{\text{кг}} / 2 = 3200 \text{ Гц}$) присутствует мощная помеха, а число НДЦ значительно возрастает (пропорционально расширению ДНА). Поэтому первая отличительная особенность устройства обнаружения и измерения параметров НДЦ в новых условиях приема – исключение из предварительной обработки режекторного фильтра, работающего по принципу частотной селекции узкополосной помехи от подстилающей земной поверхности.

За основу построения адаптивного приемника траекторного сигнала с использованием перестраиваемых фильтров частотной селекции можно принять структуру, представленную на Рис.4. В чем принципиальное отличие дальнейшей модификации устройства обнаружения НДЦ в новых условиях его работы? Если ранее, вследствие предварительной режекции мощной помехи, уже на первой ступени преобразований гарантировано принималось решение о наличии в отдельных частотных каналах траекторного сигнала от движущихся объектов, и число таких НДЦ было небольшим, так что вся последующая обработка шла по предельно ограниченному числу ветвей, то в новых условиях таких гарантий нет. Устойчивое обнаружение НДЦ наталкивается на проблему повышения соотношения сигнал/шум, что требует организации захвата и слежения за изменением доплеровской частоты траекторного сигнала от НДЦ на более длительном интервале обработки. Это сложная задача, но разрешимая в рамках рассмотренного подхода к построению приемника/обнаружителя, если на выходе каждого частотного канала ввести решающее устройство, обеспечивающее формирование множества потенциально возможных траекторий изменения доплеровской частоты каждой НДЦ и выбор наилучшей траектории по заданному критерию помехоустойчивого приема.

В зависимости от мощности сигнала, отраженного от НДЦ, по отношению к мощности всего траекторного сигнала, методы и алгоритмы построения траекторий движения доплеровских частот можно разделить на две группы. В первую группу входят алгоритмы формирования аналогичные ранее представленным, предполагающие, что соотношение сигнал/шум в результате первой итерационной обработки с помощью набора из M полосовых фильтров-дециматоров достаточно для принятия решения об обнаружении и захвате НДЦ. Однако, такое решение принимается при значительной вероятности «ложной тревоги». Поэтому на последующих итерациях обработки выполняется уточнение правильности принятого решения и приостановлении формирования траектории движения ложной НДЦ. Подобная избыточность требует значительного увеличения вычислительных затрат, но позволяет более надежно обнаружить и разделить движущиеся объекты, постоянно уточняя их параметры движения.

Вторая группа методов и алгоритмов ориентирована на более сложные условия реализации, когда соотношение сигнал/шум на первой итерации обработки является недостаточным для принятия какого-либо решения об обнаружении и захвате НДЦ. Вместе с тем, может быть ориентировочно известна возмож-

ная полоса доплеровских частот движущихся объектов (одного или нескольких). Например, по априорной информации о диапазоне скоростей их движения на интервале обнаружения. В этом случае построение относительно небольшого числа «правильных» траекторий движения ведется по всему множеству возможных последовательностей чередования выходов частотных каналов до принятия окончательного решения об обнаружении каждой из НДЦ.

Отметим, что по данному алгоритму построения траекторий движения возможно обнаружение и разделение медленно маневрирующих объектов, когда уход доплеровских частот за время обработки наблюдается только на последних итерациях, и таким образом, число возможных сочетаний выходов частотных каналов не очень значительно.

Для быстро маневрирующих целей не требуется высокое частотное разрешение, важно их своевременно «захватить» и после достаточного числа накоплений результатов измерений повысить вероятность правильного обнаружения. Поэтому число частотных каналов не увеличивается, но перебираются все возможные комбинации их чередования в общей последовательности при построении ожидаемой траектории движения доплеровских частот.

В частном случае, когда объект движется с постоянным радиальным ускорением, принимающим такое значение, что за интервал первичного преобразования 40 мс (разделение по 64 частотным каналам) доплеровская частота увеличивается на значение, равное ширине полосы пропускания частотного канала, на каждом шаге слежения за частотой необходимо простое последовательное перемещение в соседний частотный канал. Таким образом, фактически выполняется ЛЧМ-демодуляция принятого сигнала от объекта, движущегося с постоянным ускорением. Однако, в общем случае движение быстро маневрирующих объектов хаотично и непредсказуемо. Поэтому число возможных сочетаний выходов частотных каналов при построении множества траекторий движения доплеровских частот может быть значительным и потребовать значительных вычислительных затрат.

На Рис 5 дан пример, иллюстрирующий механизм построения потенциально возможных траекторий движения доплеровских частот на выходе 4-го частотного канала в результате трех итераций обработки по 40 мс. Предполагается, что на каждой последующей итерации доплеровская частота может переместиться не далее как в соседний частотный канал. Общее число возможных траекторий равно 27, только 15 из которых (сплошные линии) являются рациональными (без смены знака ускорения соответствующего объекта).

В общем случае, при выполнении m итераций, число потенциально возможных траекторий движения доплеровских частот для каждого из M выходных частотных каналов лежит в пределах до $R = 3^m$ траекторий, из них до половины могут быть рациональными. Таким образом, вычислительные затраты быстро растут с увеличением числа итераций m .

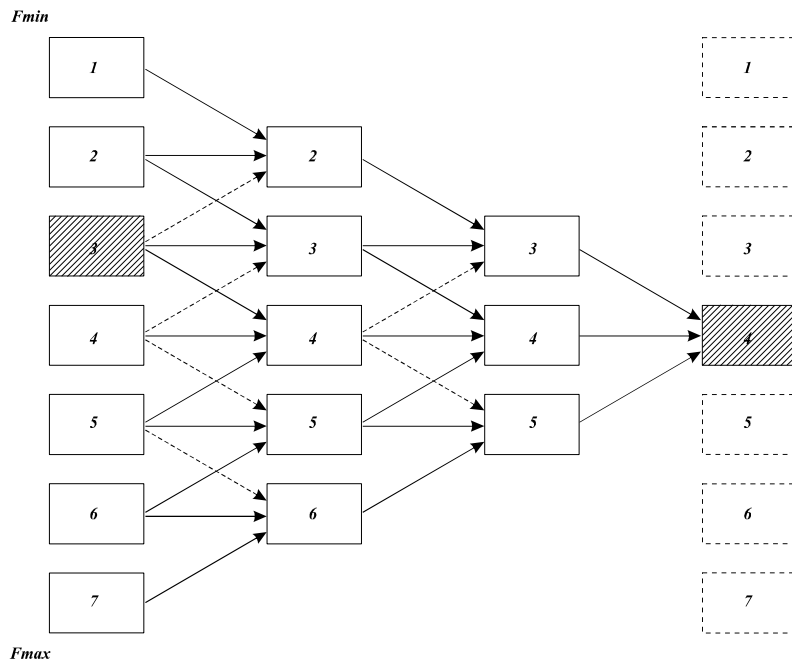


Рис. 5. Способ построения потенциально возможных траекторий движения доплеровских частот

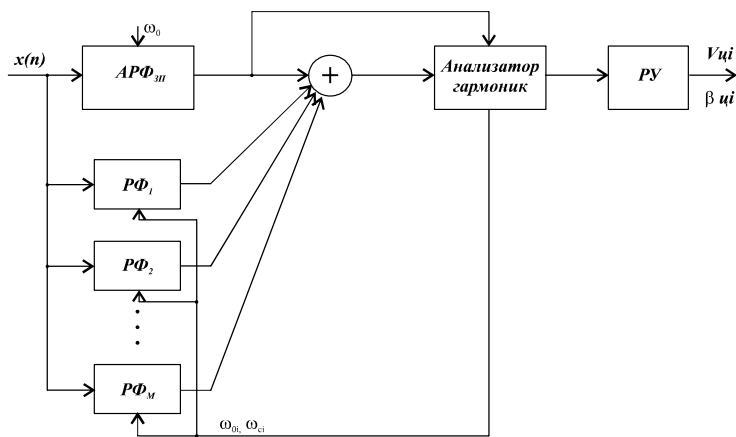


Рис. 6. Структурная схема СНДЦ со скользящей ДНА.

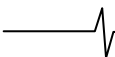
Методы и алгоритмы селекции НДЦ со скользящей ДНА

При использовании однолучевой ДНА азимутальное положение НДЦ определяется с точностью, ограниченной шириной диаграммы направленности. После принятия решения о наличии в данном азимутальном секторе (определяемом шириной ДНА) движущихся объектов, нельзя дать однозначный ответ об их фактическом азимутальном положении. Но можно утверждать, что обнаруженные движущиеся объекты находятся именно в этом секторе, а не в том азимутальном положении, которое дает совокупная доплеровская частота НДЦ. Это наталкивает на идею использования скользящей ДНА с шагом перемещения по азимуту в N_0 раз меньшей ширины ДНА, например с шагом $0,1^\circ$ при ширине $\theta_0 = 2^\circ$, $N = 20$. Подобный метод, разумеется, увеличивает во столько же раз общее время сканирования ДНА и обнаружения движущихся объектов, но позволяет при определенных условиях более точно определять их азимутальное положение.

В основе данного подхода лежит предположение,

что на каждом новом шаге смещения ДНА мы имеем полную информацию о всех движущихся объектах, обнаруженных на предыдущих шагах. Поэтому фактически обнаружение новых НДЦ за счет смещения направления антенны говорит о том, что их появление связано только с небольшим азимутальным сектором, ширина которого определяется шагом смещения, т.е. при $N = 20$, $\Delta\beta = 0,1^\circ$.

Общая структурная схема селектора НДЦ со скользящей ДНА представлена на Рис. 6. Адаптивный режекторный фильтр помехи от земной поверхности (АРФ_зп) настраивается на центральную частоту ω_0 полосы режекции, соответствующей новому положению ДНА на каждом шаге смещения на угол $\Delta\beta$ и подавляет траекторный сигнал, отраженный от земной поверхности в выделяемом азимутальном секторе. Анализатор гармоник обнаруживает узкополосные составляющие траекторного сигнала от НДЦ, не попадающие в полосу режекции АРФ_зп и группы перестраиваемых узкополосных режекторных фильтров $РФ_k$, $k = \overline{1, M}$. При этом в начальный момент все режектор-



ные фильтры $R\Phi_k$ отключены, и анализ гармоник ведется на всем раскрыве ДНА. После первого шага скольжения ДНА на величину $\Delta\beta = 0,1^\circ$ определяются все ранее обнаруженные и исчезнувшие из «поля зрения» гармоники (узкополосные компоненты) от НДЦ, вследствие пространственно-частотной селективности ДНА. Таким способом определяются азимутальные координаты всех НДЦ, попавших в крайний левый сектор шириной $0,1^\circ$ (при движении справа налево). Для оставшихся гармоник производится оценка частот и настройка режекторных фильтров $R\Phi_k$ на их подавление, что повышает соотношение сигнал/помеха для обнаружения и измерения параметров сигналов от новых НДЦ, попавших в крайний правый сектор шириной $\Delta\beta$. На втором шаге скольжения, при отключенных режекторных фильтрах $R\Phi_k$ по такому же принципу определяются все НДЦ, попавшие в следующий по ходу смещения сектор той же шириной $\Delta\beta$. При настройке набора режекторных фильтров на оставшиеся гармоники определяются параметры сигналов от НДЦ, попавшие в новый сектор и т.д., до окончания скольжения по всей ширине ДНА за N шагов.

Дальнейшая процедура секторного обзора и обнаружения НДЦ выполняется аналогично. При этом повторная оценка азимутального положения НДЦ при их выходе за границы полосы обзора в раскрыве ДНА используется как для управления режекторными фильтрами, так и для повышения достоверности принятия решения о селекции движущихся объектов с установленной скоростью и координатами. Предполагается, что за все время скользящего сканирования ДНА все НДЦ, попадающие в зону обзора, остаются в пределах элемента разрешения по радиальной скорости и по азимутальному положению. Если это условие не выполняется, то потребуется адаптивное слежение за выделяемыми маневрирующими объектами, что позволит решить поставленную задачу в целом, но с меньшей разрешающей способностью.

Отметим, что скользящее сканирование ДНА – это фактически пространственная фильтрация объектов по их азимутальным координатам. Поэтому, помимо обнаружения НДЦ и измерения их координат описанным выше способом, следует ожидать и очищения траекторного сигнала от шума, в частности, спекл-шума. Плата за это – увеличение общего времени обзора. Однако вряд ли следует применять подобный способ обнаружения НДЦ в широком диапазоне угловых координат. Очевидно, скользящее медленное сканирование ДНА целесообразно только для тех участков панорамного обзора, в которых были обнаружены движущиеся объекты, и требуется более точное определение их азимутальных координат. Таким образом, при первом быстром сканировании решается только задача обнаружения НДЦ, а при втором, медленном сканировании, измеряются параметры движения НДЦ в выделенных направлениях.

Заключение

Проведенный анализ алгоритмов селекции НДЦ и способов построения структуры цифрового приемника на основе многоскоростной и адаптивной обра-

ботки траекторного сигнала позволяет сделать вывод об их исключительной гибкости и адаптируемости к спектрально-временной структуре принимаемого сигнала, высокой разрешающей способности, помехоустойчивости и вычислительной эффективности. Показано, что использование многоскоростной и адаптивной обработки траекторного сигнала позволяет более эффективно обнаруживать и измерять параметры движения как быстро, так и медленно маневрирующих целей. Предложены варианты построения структуры цифрового приемника траекторного сигнала в режиме СНДЦ, обеспечивающие обнаружение и измерение параметров движения объектов с учетом их доплеровских скоростей и азимутального положения.

Вместе с тем, многие вопросы, касающиеся эффективной программно-аппаратной реализации цифрового приемника траекторного сигнала в режиме СНДЦ на основе многоскоростной и адаптивной его обработки, и, в первую очередь, синтез многоступенчатых и пирамидальных структур набора доплеровских фильтров с адаптивной режекцией помех от подстилающей поверхности и разделением траекторных сигналов от различных маневрирующих НДЦ остались за границами анализа и являются предметом дальнейших исследований.

Литература

1. Кондратенков Г.С., Фролов А.Ю. Радиовидение. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли / Под ред. Г.С. Кондратенкова. – М.: «Радиотехника», 2005. – 368 с.
2. Антипов В.Н., Ильчук А.Р., Колтышев В.Е., Янковский В.Т. Алгоритмы селекции сигналов движущихся объектов в когерентно-импульсной РЛС // Радиотехника, 1998, № 4, с. 69-78.
3. Сазонов Н.А., Щербинин В.Н., Ярушкин М.М. Фазовый способ селекции движущихся наземных целей в одноантенных РСА // Радиотехника, 2001, № 4, с.
4. Медведев Р.В., Сазонов Н.А., Щербинин В.Н. Синтез алгоритма селекции и измерения скорости движущихся наземных целей // Радиотехника, 2003, № 5, с. 45-48.
5. Антипов В.Н., Суляков Д.Ю. Картографирование и обнаружение наземных движущихся целей // Радиотехника, 2005, № 6, с.
6. Потапов А.А., Герман В.А., Соколов А.В. Радиолокационное обнаружение цели на фоне земной поверхности фрактальным методом // Радиотехника, 2000, № 8, с.57-63.
7. Витязев В.В., Колодько Г.Н., Витязев С.В. Способы и алгоритмы формирования радиолокационного изображения в режиме доплеровского облучения луча // Цифровая обработка сигналов, 2006, № 3, с. 31-41.
8. Марплл.-мл. С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения: Пер. с англ., М.: Мир, 1990, 584 с.
9. Витязев В.В. Цифровая частотная селекция сигналов. М.: Радио и связь, 1993, 240 с.
10. Витязев В.В., Зайцев А.А. Основы многоскоростной обработки сигналов: Учебное пособие, ч.1. Рязан. Гос. Радитехн. Акад., Рязань, 2005, 124 с.

УДК 621.396.96

ДОПЛЕРОВСКИЕ ПРОЦЕССОРЫ ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКИ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ (ЧАСТЬ 1)

Кошелев В.И.

Введение

Задачи, решаемые современными радиолокационными станциями (РЛС), системами и комплексами определяются их назначением и исключительно многообразны. Одной из подсистем, определяющих важнейшие характеристики радиолокационных станций (РЛС), является подсистема первичной обработки сигналов. Наиболее известный вариант ее построения базируется на доплеровской фильтрации в так называемом процессоре быстрого преобразования Фурье (БПФ) или доплеровском процессоре сигналов (ДПС). Несмотря на принципиальную простоту структуры используемого в ДПС алгоритма БПФ, оптимальный расчет его параметров зависит от решаемой задачи и представляет собой сложную и противоречивую задачу. Это связано с необходимостью рационального выбора критерия синтеза, оптимизацией в соответствии с ним размерности преобразования и предварительной весовой обработки принятой пачки импульсов, обеспечением необходимой точности оценки дальности и параметров движения целей.

Критерии синтеза ДПС. Целевые функции задач синтеза устройств первичной обработки сигналов и соответствующие им критерии синтеза позволяют оптимизировать весовые коэффициенты ДПС в отдельно взятом канале обработки или группе каналов [1]. Используются следующие критерии: частотные, энергетические [2, 3], вероятностные [4] и комбинированные технико-экономические [5]. Применение того или иного критерия определяется многими факторами: характером задачи, степенью априорной неопределенности параметров, ресурсами, степенью разработки соответствующего программного и аппаратного обеспечения вычислений, опытом и интуицией проектировщика. Частотный критерий используется в задачах синтеза цифровых фильтров при предъявлении требований к АЧХ и ФЧХ фильтров. Критерий минимума среднеквадратической ошибки фильтрации (СКО), минимизирующий разность результата фильтрации обрабатываемого процесса и ожидаемого сигнала. Данный критерий удобен при синтезе имитационных радиолокационных моделей [6, 7]. Энергетический критерий позволяет обеспечить максимум выигрыша в отношении сигнал-шум, шум-помеха, сигнал-помеха или сигнал-(помеха+шум). Модифицированный энергетический критерий, кроме того, учитывает дополнительные требования (ограничения), предъявляемые к форме частотной характеристики, потерям в отношении сигнал-шум и т.п. К вероятностным относят большую группу критериев, оперирующих характеристиками обнаружения и их функциональными преобразованиями. Поэтому их целесообразно использовать в задачах синтеза обнаружителей радиолокационных сигналов. Критерий минимакса [8], применяемый к одному из перечисленных критериев, удобен при синтезе неадаптивных

Представлены методы решения задач оптимизации структуры и параметров доплеровских процессоров, используемых в устройствах первичной обработки РЛС для решения задач обнаружения параметров радиолокационных сигналов. Задачи измерения скорости, ускорения и дальности будут рассмотрены во второй части статьи.

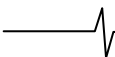
систем и систем с частичной адаптацией. Комбинированный технико-экономический критерий объединяет любой из перечисленных критериев с критерием, ограничивающим стоимость или сложность аппаратно-программной реализации. Решению задач оптимизации с использованием одного из перечисленных критериев посвящены многочисленные работы различных авторов, например [9-11]. Однако обоснованию выбора того или иного критерия синтеза в известной литературе уделено недостаточное внимание.

Процедура оптимизации существенно усложняется при априорной неопределенности параметров сигналов и помех и необходимости многоканального построения ДПС. Как правило, наряду с обнаружением радиолокационного сигнала требуется разрешение сигналов по дальности, скорости и в некоторых случаях по ускорению. Число каналов, а также ширина и настройка скоростных (доплеровских) каналов являются структурными параметрами многоканальных ДПС [12-14]. В отличие от параметрической оптимизации многоканальных ДПС с фиксированной структурой структурная оптимизация представляет собой более сложную задачу.

Синтез структуры ДПС. При гауссовской статистике аддитивной смеси сигнала, узкополосной помехи и шума, плотность вероятности:

$$W(\mathbf{x}) = (4\pi)^{-N} \det^{-1} \mathbf{R} \exp\{-\mathbf{x}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{x} / 2\},$$

где \mathbf{x} – выборочный N -мерный вектор процесса, \mathbf{R} и \mathbf{R}^{-1} – прямая и обратная матрицы обрабатываемого процесса. Для модели белого гауссовского шума $\mathbf{R}\mathbf{x}\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{E}$ – единичная матрица. Правило решения строится на вычислении отношения правдоподобия (ОП) $OP(\mathbf{x}) = W_1(\mathbf{x} | H_1) / W_0(\mathbf{x} | H_0)$, где $W_1(\bullet)$ и $W_0(\bullet)$ условные плотности вероятностей по гипотезе H_1 и H_0 соответственно. Структура оптимальной по критерию максимума отношения правдоподобия (МОП) обработки определяется после операции логарифмирования ОП минимальной достаточной статистикой вида: $\mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x}$. Причем ядро квадратичной формы $\mathbf{Q} = \mathbf{R}_s^{-1} - \mathbf{R}_{scr}^{-1}$ является N -мерной матрицей обработки, где $\mathbf{R}_{scr} = \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_{cm}$, $\mathbf{R}_{cm} = \mathbf{R}_c + \lambda \mathbf{E}$ – соответственно корреляционные матрицы смеси сигнала, помехи и шума, а также помехи и шума. Ввиду априорной неопределенности энергетических соотношений сигнала, помехи и шума сложно определить матрицу \mathbf{R}_{scr}^{-1} . Поэтому для получения практических алгоритмов обработки требуется введение ряда упрощающих предположений, с учетом которых



минимально достаточная статистика приводится к виду: $\mathbf{x}^H \mathbf{R}_c^{-1} \mathbf{s}$, где $\mathbf{s} = \{s e^{-i\varphi}\}$ – вектор ожидаемого сигнала.

На практике параметр φ априори неизвестен, поэтому обнаружение проводится в многоканальном устройстве, параметры которого оптимизируются в подынтервалах возможного изменения φ , что достигается усреднением в доплеровских скоростных подынтервалах. В результате алгоритм и структура устройства обработки видоизменяются и в качестве многоканального доплеровского фильтра используется процессор дискретного (быстрого) преобразования Фурье. На рис. 1 представлена соответствующая структурная схема алгоритма ДПС [14].

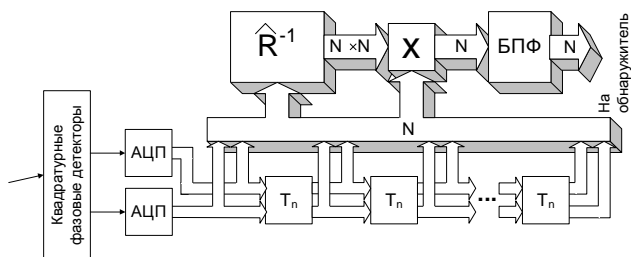


Рис. 1. Структурная схема ДПС при неизвестных параметрах обнаруживаемого сигнала

При числе временных выборок, равном N , данный фильтр эквивалентен гребенке из N доплеровских фильтров, частотная расстройка между которыми составляет $\Delta F_d = 1/NT$, где T – период повторения импульсов. Структура многоканального фильтра включает блок памяти для хранения выборок входного сигнала, набор умножителей, реализующих для каждого частотного канала алгоритм взвешивания во временной области, процессор БПФ.

При более сильном допущении – разложении ядра минимальной достаточной статистики во внешнее произведение векторов

$$\mathbf{Q} = \mathbf{R}_s^{-1} - \mathbf{R}_{scr}^{-1} = \mathbf{w}\mathbf{w}^H,$$

где \mathbf{w} – вектор обработки, в операцию линейной фильтрации $\mathbf{x}^H \mathbf{w}$ входной последовательности \mathbf{x} с оптимизированным по тому или иному критерию вектором обработки \mathbf{w} . Такое допущение позволяет исключить из структуры сложный матричный обеляющий фильтр, а операцию декорреляции обрабатываемой выборки выполнить непосредственно в каналах ДПС с учетом взаимного расположения и формы спектров сигнала и помехи, а также уровня шума.

Учет многоканальности ДПС на характеристики обнаружения. Анализ влияния структурных параметров многоканальности на энергетические и вероятностные характеристики ДФ показывает, что в результате уменьшения отношения сигнал-(помеха+шум) с увеличением дальности уровень некоррелированного шума относительно сигнала и пассивной помехи резко возрастает [15]. Например, на дистанции 150 км уменьшение составляет не менее 10 порядков. Это обстоятельство приводит к важному выводу о том, что оптимизация ДПС должна производиться отдельно, по крайней мере, для каждой группы смежных дальностных каналов.

При оптимизации обработки в дальностных, скоростных каналах и каналах ускорения обычно игнорируется тот факт, что общее число каналов влияет на вероятностные характеристики и пороговые сигналы ДПС. Между тем увеличение числа каналов от одного до E требует при сохранении заданного для РЛС

в целом уровня ложных тревог F повышения порогов обнаружения во всех каналах [16]. Это приводит к повышению порогового сигнала, относительно одноканального обнаружителя на величину $\Delta\varphi = -\ln E / \ln(FD)$. Аналогично рассчитываются пороги при изменении числа каналов от E до E' . Равенство пороговых сигналов на входе при различном числе каналов может быть достигнуто соответствующим изменением коэффициента улучшения отношения сигнал-(помеха+шум) и определяется формулой: $\mu_E / \mu_{E'} = \ln(FDE) / \ln(F'DE')$. Вероятность правильного обнаружения при этом уменьшается с увеличением дальности (уровня шума) в тем большей степени, чем меньше вероятность F и чем меньше отношение сигнал-помеха на входе. При этом влияние второго фактора сильнее. Так, увеличение числа каналов обнаружения на декаду приводит к повышению требований к энергетическим показателям на выходе ДПС на 1,8...3,5 дБ.

Рассмотрим особенности синтеза многоканального обнаружителя по критерию максимума усредненной по доплеровским каналам вероятности правильного обнаружения сигнала. Этот критерий, предложенный еще в [16], позволяет обеспечить наилучшие характеристики обнаружения сигнала на фоне помех при учете параметров последних в среднем по всем частотным каналам обнаружения и допускает использование различных весовых окон в каналах дальности.

При известной или априорно заданной вероятности P_i появления сигнала в i -ом доплеровском канале и общей весовой обработке на входе процессора БПФ средняя вероятность правильного обнаружения по всем частотным каналам:

$$\bar{D} = \sum_{i=1}^N D_i P_i,$$

где D_i – вероятность правильного обнаружения цели в i -ом канале; N – число каналов. При этом, естественно, не нарушается условие несовместимости событий D_i .

Положим, что вероятность ложной тревоги F и величина порогового сигнала Q являются постоянными величинами. Причем пороговый сигнал Q определяется по методике предыдущего раздела и является одинаковым для различных доплеровских каналов (каналов скорости) и разным для различных каналов дальности. Тогда вероятность правильного обнаружения в каждом доплеровском канале при гауссовской статистике сигнала, шума и помех является функцией от энергетического критерия – коэффициента улучшения отношения сигнал-(помеха+шум)

$$D_i = D_i(\mu) = F^{1/(1+Q\mu)}.$$

Как отмечалось выше, параметр μ в сильной степени зависит от доплеровского сдвига фазы сигнала φ_s за период повторения импульсов T . Значение φ_s , определяемое в радиолокации радиальной скоростью движения цели относительно РЛС, как правило, неизвестно. Поэтому в соответствии с данным критерием усредняем величину D_i в каждом i -ом канале по всем возможным значениям φ_s в диапазоне $\Delta\psi_i$. В этом случае выражение принимает вид [17]:

$$D_i(\mu) = \frac{1}{\Delta\psi_i} \int_{\Delta\psi_i} F^{1/(1+Q\mu(\varphi_s))} W(\varphi_s) d\varphi_s = \frac{1}{\Delta\psi_i} \int_{\Delta\psi_i} \exp\left[\frac{\ln F}{1+Q\mu(\varphi_s)}\right] \cdot W_i(\varphi_s) d\varphi_s,$$

где $W_i(\varphi_s)$ – плотность вероятности распределения величины φ_s внутри канала, а параметр μ определяется:

$$\mu = \left(P_s / P_{cn} \right)_{\text{ВЫХ}} / \left(P_s / P_{cn} \right)_{\text{ВХ}} =$$

$$= \left(\sigma_s^2 / \sigma_{cn}^2 \right)_{\text{ВЫХ}} / \left(\sigma_s^2 / \sigma_{cn}^2 \right)_{\text{ВХ}},$$

где $P_s = \sigma_s^2$, $P_{cn} = \sigma_{cn}^2$ – соответственно мощность сигнала и смеси помеха+шум. Мощность процесса на выходе фильтра с вектором обработки \mathbf{w} определяется как

$$P_{\text{ВЫХ}} = \sigma_{\text{ВЫХ}}^2 = \left| \mathbf{u}^{T*} \mathbf{w} \right|^2 = \sigma_{\text{ВХ}}^2 \mathbf{w}^{T*} \mathbf{R} \mathbf{w},$$

где \mathbf{R} – корреляционная матрица процесса (сигнала или помехи+шум). Учитывая, что $\mathbf{R}_{cn} = (\mathbf{R}_c + \lambda \mathbf{E}) / (1 + \lambda)$, окончательное выражение для целевой функции средней вероятности правильного обнаружения при равновероятном распределении доплеровской фазы отраженного сигнала можно записать как:

$$\bar{D}(\mathbf{w}) = \frac{1}{N \Delta \psi} \sum_{i=1}^N P_i \int_{\psi_i - \frac{\Delta \psi_i}{2}}^{\psi_i + \frac{\Delta \psi_i}{2}} \exp \left[\frac{\ln F \cdot \mathbf{w}^H (\mathbf{R}_c + \lambda \mathbf{E}) \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H (\mathbf{R}_c + \lambda \mathbf{E}) \mathbf{w} + Q \mathbf{w}^H \mathbf{R}_s \mathbf{w}} \right] d\varphi \rightarrow \max_{\mathbf{w}},$$

где $\Delta \psi_i$ – ширина полосы пропускания i -го канала. Для адаптивных к корреляционным свойствам помехи систем матрица \mathbf{R}_c заменяется на выборочную матрицу [18-19]. При изменении корреляционных параметров помехи и отсутствии адаптации в данное выражение вводится дополнительная операция усреднения по неизвестным параметрам, что лишь модифицирует рассмотренный метод оптимизации весовой функции. Как показывают расчеты, усреднение в каналах скорости приводит к существенному изменению вида модуля вектора обработки, приближая его к известным весовым функциям. Среди последних наибольшей гибкостью обладают параметрические весовые функции, частотные свойства которых зависят от некоторого параметра. Варьируя этот параметр, удается при использовании вероятностного критерия обеспечивать оптимизацию обработки сигнала на фоне помех, связывая его значение с формой спектра помехи и что особенно важно со спектральным динамическим диапазоном [3, 20].

Выводы

Таким образом, используя различные критерии синтеза, можно решать задачи проектирования многоканальных фильтров когерентно-весовой обработки, оптимизируя при этом такие параметры доплеровского процессора сигналов как число скоростных каналов, их настройка, а также параметры формы амплитудно-частотных (амплитудно-скоростных) характеристик каналов. Во второй части работы будут рассмотрены вопросы синтеза структуры и параметров доплеровского процессора при обработке неэквидистантных последовательностей импульсных сигналов, алгоритмы и структуры ДПС оценки скорости и дальности, также базирующиеся на работах автора.

Литература

1. Рамплер Д. Подавление мешающих отражений при помощи комплексной весовой обработки последовательности когерентных импульсов // Зарубежная радиоэлектроника.– 1967.– №11.– С.74-94.
2. Кошелев В.И. Синтез систем когерентно-весовой обработки при априорной неопределенности // Приборы и устройства электронных систем управления системами: Межвузовский сб. научн. тр.– Ленинград.– вып. 143.– 1980.– С. 95-99.
3. Попов Д.И., Кошелев В.И. Синтез систем когерентно-весовой об-

- работки сигналов на фоне коррелированных помех // Радиотехника и электроника.– 1984.– Т. 24.– №4.– С. 789-792.
4. Кошелев В.И., Горкин В.Н. Синтез фильтров многоканальной доплеровской обработки сигналов // Известия вузов. Радиоэлектроника.– 2003.– Т. 46.– №1.– С. 63-68.
5. Бакулев П.А., Попов Д.И., Кошелев В.И. Технико-экономическая оптимизация цифровых систем обработки сигналов // Радиотехника.– 1984.– Т. 40.– №3.– С. 25-27.
6. Кошелев В.И. Оценка качества моделей случайных процессов при короткой выборке // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. Выпуск 8.- Рязань, 2001.- С. 31-35.
7. Кошелев В.И., Андреев В.Г. Оптимизация АР-моделей процессов с полимодальным спектром // Изв. вузов. Радиоэлектроника.– 1996.– Т. 39.– №5.– С. 43-48.
8. Кошелев В.И. Синтез систем цифровой фильтрации по принципу минимакса // Эффективность применения цифровых устройств в радиолокации: Межвузовский сб. научн. тр.– М.: МАИ, 1982.– С. 17-22.
9. Кошевой В.М. Рекуррентные алгоритмы обработки случайных сигналов при заданной структуре корреляционных матриц помехи // Радиотехника и электроника.– 1990.– Т. 35, №11.– С.2312-2317.
10. Д.И.Попов Синтез обнаружителей-измерителей доплеровских сигналов.– Известия высших учебных заведений. Радиоэлектроника.– т.42– №2, 1999.– с.11-17.
11. Тонконогов Ю.М. Поиск движущегося сигнала в многоканальной системе // Изв. ВУЗов серия «Радиоэлектроника», 1982, №7, с.3-7.
12. Кошелев В.И. Синтез многоканального фильтра обработки сигналов с априорно неизвестной частотой // Радиоэлектронные устройства: Межвузовский сб. научн. тр.– Рязань: РРТИ, 1980.– С. 132-137.
13. Бакулев П.А., Кошелев В.И., Гладких В.В. Оптимальное многоканальное обнаружение сигналов на фоне коррелированных помех // Изв. вузов. Радиоэлектроника.– 1987.– Т. 30.– № 4.– С. 4-7.
14. Кошелев В.И. Адаптивная обработка радиолокационных сигналов на базе процессора БПФ // Цифровая обработка сигналов, 2001 г., №4. С.12-17.
15. Кошелев В.И. Параметры многоканального обнаружителя доплеровских сигналов. // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. Выпуск 8.- Рязань, 2001.- С. 18-20.
16. Вайнштейн Л.А., Зубаков В.Д. Выделение сигналов на фоне случайных помех.– М.: Сов. Радио, 1960.– 448 с.
17. Кошелев В.И., Белокуров В.А. Выбор числа каналов обнаружителя маневрирующих целей. // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. Выпуск 18.– Рязань, 2006.– С. 26-29.
18. Бакулев П.А., Попов Д.И., Кошелев В.И. Синтез и анализ систем междупериодной обработки сигналов при априорной неопределенности параметров помех // Проблемы радиолокации протяженных объектов: Межвузовский сб. научн. тр.– Свердловск: УПИ, 1982.– Ч. 2.– С. 65.
19. Устройство подавления многокомпонентных помех / Рязанская государственная радиотехническая академия; авт. изобретения Кошелев В.И., Андреев В.Г.: Патент на изобретение №2064190, МКИ5 G01S 7/36, по з-ке № 93-031276, приор. 15.06.93. Заяв. 20.07.96. Опубл. в Б.И. №20, 1996.
20. Кошелев В.И. Оценка спектрального динамического диапазона в задачах цифровой обработки сигналов // Цифровая обработка сигналов №4.– 2003.– С. 8-9.

ОПТИМИЗАЦИЯ И АНАЛИЗ ХАРАКТЕРИСТИК МНОГОКАНАЛЬНОГО РЕЖЕКТОРНОГО ФИЛЬТРА

Кошелев В.И., Ву Туан Ань

Введение

Обнаружение сигналов движущихся целей, как правило, производится при наличии на входе приемника РЛС коррелированных пассивных помех, уровень которых значительно превышает как уровень полезного сигнала, так и уровень некоррелированного шума. Известные различные методы и устройства селекции движущихся целей (СДЦ) основаны на использовании различий спектрально-корреляционных характеристик выделяемых сигналов, отраженных от движущихся целей, и неподвижных или медленно перемещающихся источников пассивных помех. Системы СДЦ построенные по рассмотренному в [1] одноканальному алгоритму режекции, реализуются линейным РФ. Для увеличения степени режекции пассивных помех повышают порядок режекторного фильтра, что, однако, ухудшает условия для выделения полезного сигнала. После операции режекции пассивных помех для выделения полезных сигналов на фоне остатков режекции применяют многоканальную когерентную обработку в когерентном накопителе (КН). Для этого весь интервал возможного изменения доплеровского смещения частоты (фазы) сигнала разбивают на L подынтервалов (каналов) и используют обнаружитель в каждом частотном канале. В работе [2] предложена структура многоканального режекторного фильтра (МРФ) для СДЦ, а в [3] проведен его сравнительный анализ с одноканальным РФ по коэффициенту подавления помех. Однако в перечисленных работах не полностью исследованы зависимости усредненных энергетических характеристик МРФ от ширины спектра флуктуаций помехи и отношения помеха-шум и особенностей частотных характеристик отдельных каналов МРФ, отличающих МРФ от РФ и КН.

Цель работы состоит в оптимизации числа и расстановки каналов по критерию среднего коэффициента подавления помех в зависимости, как от параметров помех, так и шумов, а также в исследовании частотных характеристик МРФ, отличающих его как от одноканального РФ, так и от КН.

Используем для обнаружения сигнала, представляющего собой пачку импульсов с неизвестной доплеровской частотой, МРФ с матрицей обработки $\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_l, \dots, \mathbf{W}_L\}$, где \mathbf{W}_l специально сформированный вектор весовых коэффициентов фильтра в канале с номером l , $l \in [1, L]$. Условием формирования \mathbf{W}_l в каждом канале является совпадение центра фазовой настройки зоны режекции во всех каналах с межпериодным сдвигом фазы помехи φ_n .

Подробно проанализирован многоканальный режекторный фильтр (МРФ), с оптимизированными по критерию максимального коэффициента улучшения параметрами. Получены выражения, определяющие необходимое число каналов при заданной эффективности подавления помех. Проведен сравнительный анализ амплитудно-частотных характеристик различных структур фильтров. Выработаны рекомендации, касающиеся области применения МРФ.

Структура МРФ изображена на рис.1. Она включает L параллельных каналов режекции, отличающихся друг от друга значениями весовых коэффициентов.

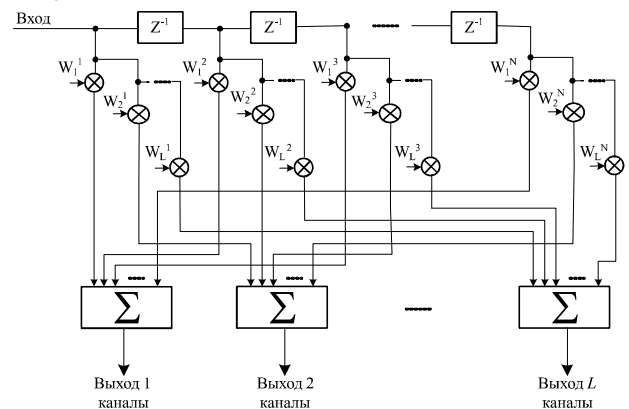


Рис.1. Структура МРФ.

Оптимизация МРФ подразумевает рациональный выбор весовых коэффициентов в каждом канале и общего числа каналов L . Коэффициент улучшения для произвольного l -го канала можно представить в виде

$$\mu_l = \frac{\mathbf{W}_l^H \mathbf{R}_c \mathbf{W}_l}{\mathbf{W}_l^H \mathbf{R}_{\text{шум}} \mathbf{W}_l}, \quad (1)$$

где \mathbf{R}_c , \mathbf{R}_n – нормированные корреляционные матрицы сигнала и помех с элементами

$$\begin{aligned} R_c(j, k) &= \rho_c(j, k) \exp[i\varphi_c(j - k)] \\ \mathbf{R}_{\text{шум}} &= \mathbf{R}_n + \lambda \{\delta_{jk}\}, \\ R_n(j, k) &= \rho_n(j, k) \exp[i\varphi_n(j - k)], \end{aligned} \quad (2)$$

а $\lambda = \sigma_w^2 / \sigma_n^2$ – отношение дисперсии шума к дисперсии коррелированной помехи, $j, k \in [1, N]$; N – число импульсов в пачке; δ_{jk} – символ Кронекера; $\rho_c(j, k)$; $\rho_n(j, k)$ – коэффициенты корреляции сигнала и помехи.

Важно определить в какой мере форма частотной характеристики и полоса пропускания каждого канала МРФ зависят от ожидаемого в данном канале значения межпериодного сдвига фазы сигнала φ_{cl} . Очевидно, вели-

чина μ принимает различные значения в зависимости от межпериодного доплеровского сдвига фазы сигнала φ_c в пределах интервала изменения $\varphi_c=[0, 2\pi]$. При этом μ имеет четную симметрию относительно π . Из этого следует, что число каналов МРФ, а, следовательно, и различных векторов \mathbf{W}_l , должно быть равно L в диапазоне фаз $[0, \pi]$. При разбиении интервала распределения неизвестного параметра φ_c на равные по ширине каналы величина $\Delta\varphi = \pi/L$. Положения центров настройки каналов определяются из рекуррентного уравнения $\bar{\varphi}_{l+1} = \bar{\varphi}_l + \Delta\varphi$. Полагая φ_c равномерной в пределах полосы любого доплеровского канала, определим максимум μ_l и соответствующий ему вектор \mathbf{W}_l в каждом канале по критерию:

$$\max(\tilde{\mu}_l) = \max_{\varphi_l} \frac{1}{\Delta\varphi} \int_{\varphi_l - \Delta\varphi/2}^{\varphi_l + \Delta\varphi/2} \mu_l d\varphi_c \quad (3)$$

для упрощения при реализации положим значение настройки l -го канала равным φ_l и с учетом (1) и (2) преобразуем (3) к виду

$$\max(\tilde{\mu}_l) = \max_{\mathbf{w}_l} \frac{\mathbf{w}_l^T \mathbf{r}^c \mathbf{w}_l}{\mathbf{w}_l^T \mathbf{r}^{mn} \mathbf{w}_l}, \quad (4)$$

где элементы корреляционных матриц сигнала \mathbf{r}^c и помехи \mathbf{r}^{mn} имеют вид:

$$r_{jk}^c = \rho_c(j, k) \text{sinc}[\Delta\varphi(j-k)/2] \cos[(\varphi_c - \varphi_n)(j-k)],$$

$$r_{jk}^{mn} = \rho_{mn}(j, k) \cos[\varphi_n(j-k)],$$

Решением (4) является собственный вектор матрицы $\mathbf{r}_{mn}^{-1} \mathbf{r}^c$, соответствующий её максимальному собственному значению.

Средний выигрыш МРФ относительно одноканального РФ выраженный в логарифмическом масштабе можно представить в виде:

$$\Delta\mu = \frac{10}{L\Delta\varphi} \sum_{l=1}^L \int_{\varphi_l - \Delta\varphi/2}^{\varphi_l + \Delta\varphi/2} (\lg(\mu_l) - \lg(\mu_{RF})) d\varphi_c,$$

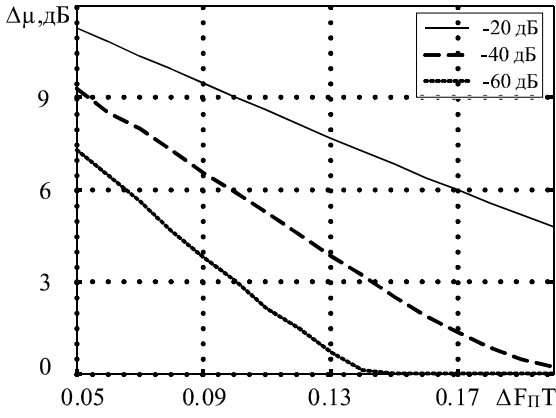


Рис .2. Зависимость выигрыша МРФ относительно одноканального РФ от ширины спектра помехи.

На рис.2 представлены зависимости выигрыша $\Delta\mu$ от ширины спектра помехи $\Delta F_n T$ в диапазоне $0.05 \div 0.2$ при различных уровнях шума $\lambda = -20, -40, -60$ дБ при $N = 10; \Delta F_c T = 0.015$. Из рис. 2 видно, что чем шире спектр флуктуаций помехи, тем меньше выигрыш. При увеличении отношения дисперсии шума к дисперсии коррелированной помехи увеличивается выигрыш МРФ относительно РФ благодаря лучшему качеству МРФ в накоплении сигнала. Из рис.2 видно, что максимальный выигрыш наблюдается при $\Delta F_n T = 0.05$, а минимальный - при $\Delta F_n T = 0.2$. При $\Delta F_n T > 0.15$ и малом ($\lambda = -60$ дБ) уровне шума МРФ и РФ имеют сравнимые характеристики, но с увеличением шума до $\lambda = -20$ дБ средний по всему диапазону значений φ_c выигрыш возрастает до ~ 4.8 дБ. Следовательно, целесообразность применения МРФ возрастает при сужении спектра флуктуаций помех и при возрастании уровня некоррелированных шумов.

При числе каналов $L \rightarrow \infty$, что равносильно $\Delta\varphi \rightarrow 0$ и точно известным доплеровским фазам сигнала и помехи, эффективность МРФ определяется как максимальное собственное число матрицы $\mathbf{r}_{mn}^{-1} \mathbf{r}^c$ [3] при $r_{jk}^c = \rho_c(j, k) \cos[(\varphi_c - \varphi_n)(j-k)]$.

Определим потери в l -м канале МРФ в логарифмическом масштабе

$$\Delta\tilde{\mu}_l = \frac{10}{\Delta\varphi} \int_{\varphi_l - \Delta\varphi/2}^{\varphi_l + \Delta\varphi/2} [\lg \mu_{opt} - \lg \mu_l] d\varphi_c.$$

Тогда средние потери МРФ по всем каналам будут:

$$\Delta\tilde{\mu} = \frac{10}{L\Delta\varphi} \sum_{l=1}^L \int_{\varphi_l - \Delta\varphi/2}^{\varphi_l + \Delta\varphi/2} [\lg \mu_{opt} - \lg \mu_l] d\varphi_c,$$

Зависимости средних потерь эффективности $\Delta\tilde{\mu}$ оптимального МРФ и КН от числа каналов L , приведена на рис.3 при различном уровне шума $\lambda = -30, -60$ дБ и ширине спектра флуктуаций сигнала $\Delta F_c T = 0.015$ и помехи $\Delta F_n T = 0.1$.

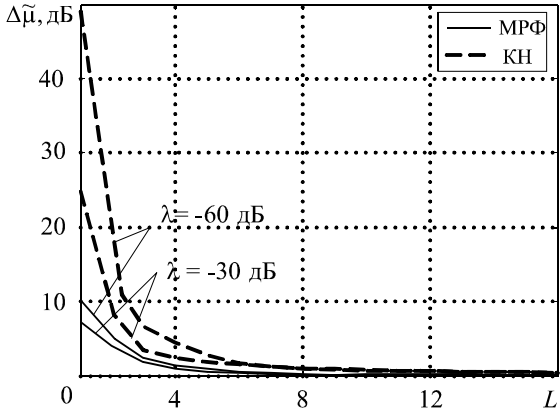
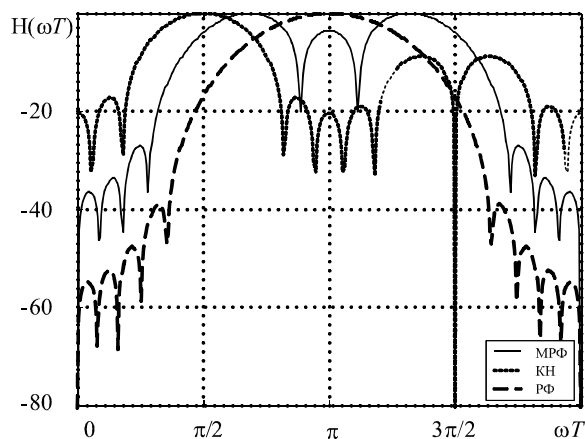
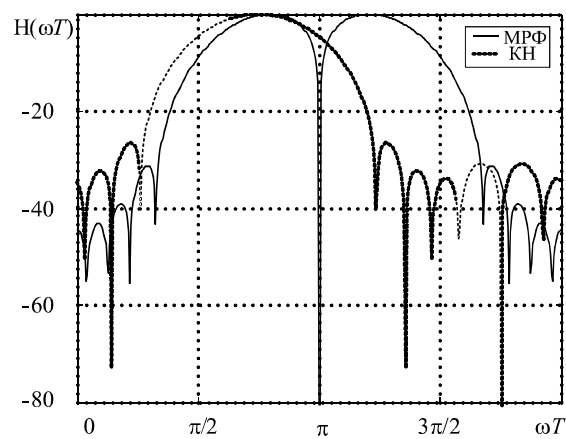


Рис .3. Зависимость средних потерь эффективности Δμ̃ оптимального МРФ от числа каналов L.



а



б

Рис.4. Амплитудно-частотные характеристики МРФ и КН

Из рис.3 видно, что уже при $L \geq 12$ разница в эффективности МРФ и КН пренебрежимо мала. При $\lambda = -60$ дБ и числе каналов $L=16$, потери эффективности МРФ не превышают 0.1 дБ, а потери эффективности КН - 0.4 дБ. Причем при одинаковом с КН числе каналов МРФ имеет существенно меньшие потери эффективности. Так при $L=4$ и $\lambda = -60$ дБ потери эффективности МРФ составляют 1.6 дБ, а потери эффективности КН - 4.7 дБ.

На рис.4 приведены амплитудно-частотные характеристики (АЧХ) для МРФ и КН порядка $N = 10$, полученные при следующих параметрах: $\Delta F_n T = 0.1$, $\Delta F_c T = 0.015$. АЧХ на рис.4а соответствуют каналу, настроенному на $\varphi_l = 0.5\pi$, на рис.4б - $\varphi_l = 0.75\pi$. На этом же рисунке приведена АЧХ одноканального РФ. Из анализа рис.4 можно сделать вывод о том, что АЧХ каналов МРФ симметричны как относительно значения $\omega T = 0$, так и значения $\omega T = \pi$, что вдвое уменьшает число каналов МРФ по сравнению с КН, различающим знак доплеровской фазы сигнала. КН имеет в любом канале АЧХ симметричную относительно значений ожидаемой доплеровской фазы сигнала $\omega T = \varphi_c = \varphi_l$ и $\omega T = \varphi_c = \pi + \varphi_l$. Интересно отметить, что при нулевой (или скомпенсированной фазе) помехи все каналы МРФ имеют действительные весовые коэффициенты, что дополнительно упрощает его реализацию по сравнению с КН. Из рис.4 также видно, что АЧХ РФ имеет более узкую полосу пропускания при большей глубине зоны режекции по сравнению с МРФ и КН.

Вывод. Использование критерия среднего (по каналам) коэффициента подавления помех повышает эффективность применения МРФ для режекции узкополосных помех, особенно при наличии высокого уровня некоррелированной составляющей (шума) в спектре обрабатываемого сигнала. В остальных случаях предпочтительнее использование КН. По сравнению с КН МРФ обладает аппаратным выигрышем, связанным с сокращением общего числа каналов и использованием действительных весовых коэффициентов. АЧХ доплеровских каналов МРФ симметричны относительно центральной частоты спектра флуктуаций помехи, но имеют деформацию в области ожидаемого значения частоты сигнала, приводящую к повышению селективности сигнала на фоне помех по сравнению с одноканальным РФ.

Литература

1. Вопросы статистической теории радиолокации / П. А. Бакут, И. А. Большаков, Б.М. Герасимов и др.; под ред. Г. П. Тартаковского.- М.: Сов. Радио, 1963.- Т. 1.- 424 с.
2. Попов Д.И., Кошелев В.И. Синтез систем когерентно-весовой обработки сигналов на фоне коррелированных помех. Радиотехника и электроника.- 1984.- Т.24.- №4.- С. 789-792.
3. Кошелев В.И. Первенцев М.А. Синтез многоканального фильтра режекции помехи для систем выделения сигналов // Известия вузов. Радио-электроника.-1998.-Т.41-№2 с. 38-42.