

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

Научно-технический журнал
№ 3/2024

Издается с 1999 года
Выходит четыре раза в год

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР
д.т.н., член-корр. РАН А.В. ДВОРКОВИЧ

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:
д.т.н., проф. В.В. ВИТЯЗЕВ

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:
д.т.н., проф. Ар.С. Аджемов, д.т.н., проф. Б.А. Алпатов,
д.т.н., проф. В.Г. Бартенев, д.т.н. Ю.И. Борисов,
д.т.н., проф. Ю.А. Брюханов, д.т.н., проф. В.И. Джиган,
д.т.н., проф. В.В. Еремеев, д.т.н. Г.В. Зайцев,
Р.В. Зубарев, А.П. Кирпичников,
д.т.н., акад. РАН Н.А. Кузнецов,
В.Г. Мистюков, д.т.н., проф. С.Л. Мишенков,
д.т.н., проф. Ю.Н. Прохоров,
д.т.н. А.Л. Приоров, д.т.н., проф. В.Г. Санников,
д.т.н., проф. Чиров Д.С., д.т.н., проф. Ю.К. Гаврилов,
к.т.н., проф. В.С. Сперанский.

Адрес редакции:
г. Москва, ул. Авиамоторная, д. 8
Научный центр МТУСИ
Тел.: (+7) 903-201-53-33
E-mail: rntores@mail.ru
vityazev.v.v@rsreu.ru
http://www.dspsa.ru

Издатель:
Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова
Компьютерная верстка: И.А. Благодарова
Дизайн: М.В. Аверин
Подписано в печать 01.10.24 г.
Формат 60х90/8.
Гарнитура «Arial». Печать офсетная.
Бумага офсетная. Печ.л. 6,5. Тираж 200 экз.
Заказ № 3710. 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 г.

УЧРЕДИТЕЛИ:

АО «Инструментальные системы»

ФГУП «НИИ радио»

ООО «Российское научно-техническое общество
радиотехники, электроники
и связи им. А.С. Попова»

В НОМЕРЕ:

- Лесников В.А., Наумович Т.В.,
Частиков А.В., Метелев А.П.**
Преобразование спектра сигналов при эквидистантной
полосовой субнаквистовой дискретизации..... 3
- Васильев О.В., Галаева К.И.,
Шепеть И.П., Никоненко А.В.**
Особенности обработки сигналов
при радиолокационной классификации опасных
метеорологических явлений
кучево-дождевой облачности 11
- Михайлишин В.В., Смирнова Л.М., Черкашин С.О.**
Цифровая обработка электронных планограмм
с применением технологий искусственного интеллекта
как этап автоматизации
плантографических исследований 19
- Еремеев В.А.**
Аналитико-нейросетевой подход
к идентификации объектов Земли
по данным гиперспектральной съемки 25
- Ушенкин В.А.**
Оценивание доплеровского центроида
при первичной обработке космических радиоголограмм
маршрутного режима съемки
путем амплитудного анализа 31
- Ушенкин В.А., Ларюков С.А.**
Комплексирование интерферометрической
и стереофотограмметрической
цифровых моделей местности Glo-30 и AW3D30 40
- Хрящев В.В., Седов А.Г., Приоров А.Л.**
Неэталонная оценка качества изображений
колоноскопических исследований 44
- Дрынкин В.Н., Царева Т.И.**
Оценка чувствительности видеокамер 50
- Соколов К.И., Макарова Н.В.**
Моделирование и коррекция структурных
радиометрических искажений на спутниковых снимках
с использованием вейвлет-пакетов 55
- Кузнецов А.Е., Рыжиков А.С., Пошехонов В.И.**
Алгоритмическое обеспечение комплекса создания
опорных данных по спутниковым снимкам высокого
пространственного разрешения 59
- Попов Д.И.**
Адаптивное обнаружение сигналов на фоне пассивных помех 66
- Ляшев В.А.**
Метод дифференциально-ортогонального поиска
в задаче оценки MIMO канала 71

Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен
в перечень ведущих рецензируемых научных изданий,
в которых по рекомендации Минобрнауки РФ,
должны быть опубликованы основные научные результаты
диссертаций на соискание ученой степени доктора и кандидата наук

Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен
в базу данных Web of Science –
Russian Science Citation Index (RSCI)

Digital Signal Processing

Science & Technical Magazine
Issue 3, 2024 year

Is published quarterly since 1999

EDITOR-IN-CHIEF:

Dr. Sci (Tech), Professor
Corresponding Member of RAS A.V. Dvorkovich

DEPUTY EDITORS-IN-CHIEF:

Dr.Sci. (Tech.), Professor V.V. Vityazev

EDITORIAL BOARD:

Adzhemov A.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Alpatov B.A., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Bartenev V.G., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Borisov Y.I., Dr.Sci.(Tech.)
Bruchanov Y.A., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Djigan V.I., Dr. Sci (Tech), Professor
Eremeyev V.V., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Zaitsev G.V., Dr.Sci.(Tech.)
Zubarev R.V.,
Kirpichnikov A.P.,
Kuznetsov N.A., Dr.Sci.(Tech.), Academician
Mistyukov V.G.,
Mishenkov S.L., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Priorov A.L., Dr. Sci (Tech)
Prokhorov Y.N., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Sannikov V.G., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Chirov D.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor
Gavrilov U.K. Dr.Sci.(Tech.), Professor
Speranskii V.S., Dr.Sci.(Tech.), Professor

Editorial office address:

Aviamotornaya, 8, Moscow, Russia
Research Center of MTUCI
Phone: (+7) 903-201-53-33
E-mail: rntores@mail.ru,
vityazev.v.v@rsreu.ru
Web: http://www.dspsa.ru

Publisher:

Russian A.S. Popov Society for Radioengineering,
Electronics & Communications

Computer makeup:

I.A. Blagodarova

FOUNDERS: InSys

Radio Research and Development Institute

CONTENTS:

Lesnikov V.A., Naumovich T.V., Chastikov A.V., Metelyov A.P. <i>Transformation the spectrum of signals with equidistant bandpass sampling</i>	3
Vasiliev O.V., Galaeva K.I., Shepet' I.P., Nikonenko A.V. <i>Features of signal processing in radar classification of dangerous meteorological phenomena of cumulonimbus clouds</i>	11
Mikhailishin V.V., Smirnova L.M., Cherkashin S.O. <i>Digital processing of electronic plantograms using artificial intelligence technologies as a stage of automation of plantographic research</i>	19
Eremeev V.A. <i>Analytical and neural network approach to earth object identification by data of hyperspectral survey</i>	25
Ushenkin V.A. <i>Doppler centroid estimation in primary processing of spaceborne StripMap SAR raw data by amplitude analysis</i>	31
Ushenkin V.A., Laryukov S.A. <i>Interferometric DSM GLO-30 and stereophotogrammetric DSM AW3D30 fusion</i>	40
Khryashchev V.V., Sedov A.G., Priorov A.L. <i>Non-standard assessment of the image quality of colonoscopic examinations</i>	44
Drynkin V.N., Tsareva T.I. <i>Evaluation of video cameras sensitivity</i>	50
Sokolov K. I., Makarova N. V. <i>Modeling and correction of structural radiometric distortions in satellite images using wavelet packets</i>	55
Kuznechov A.E., Ryzhikov A.S., Poshehonov V.I. <i>Algorithms of reference data creation from high resolution satellite imagery</i>	59
Popov D.I. <i>Adaptive signal detection on the background clutter</i>	66
Lyashev V.A. <i>A Method of Differential Orthogonal Matching Pursuit for MIMO Channel Estimation</i>	71



ПРЕОБРАЗОВАНИЕ СПЕКТРА СИГНАЛОВ ПРИ ЭКВИДИСТАНТНОЙ ПОЛОСОВОЙ СУБНАЙКВИСТОВОЙ ДИСКРЕТИЗАЦИИ

Лесников В.А., к.т.н., доцент кафедры радиоэлектронных средств Вятского государственного университета, e-mail: vladislav.lesnikov.ru@ieee.org

Наумович Т.В., ст. преподаватель кафедры радиоэлектронных средств Вятского государственного университета, e-mail: nt_v_new@mail.ru

Частиков А.В., д.т.н., профессор кафедры радиоэлектронных средств Вятского государственного университета, e-mail: alchast@mail.ru

Метелев А.П., к.т.н., доцент кафедры радиоэлектронных средств Вятского государственного университета, e-mail: metap@inbox.ru

TRANSFORMATION THE SPECTRUM OF SIGNALS WITH EQUIDISTANT BANDPASS SAMPLING

Lesnikov V.A., Naumovich T.V., Chastikov A.V., Metelyov A.P.

This paper continues the series of publications by the authors devoted to the study of multi-channel multi-frequency sub-Nyquist sampling of bandpass signals. With this approach, aliasing of varying degrees occurs in the channels. To develop algorithms for the restoration of distorted signals, a deep study of aliasing is necessary. The article explores a new way to visualize the positions of aliases on the frequency axis. The method is based on representing the positions of aliases as a function of two variables, one of which is the frequency itself, and the second is the lower bound of the part of the finite spectrum of the signal located at positive frequencies. As a result, a patterned structure is formed in which a certain elementary pattern is repeated periodically (with a period equal to the sampling frequency). This paper studies the structure of this pattern as a function of the relationship between spectral bandwidth and sampling rate.

Key words: bandpass signals; bandpass sampling; uniform sampling; aliasing; degree of aliasing; sampled pattern.

Ключевые слова полосовые сигналы; полосовая дискретизация; эквидистантная дискретизация; альясы; степень наложения спектров; паттерн дискретизации.

Введение

Важнейшими объектами цифровой обработки в сетях связи, радиолокации, гидролокации, когнитивных радиосетях и многих других областях являются полосовые сигналы, спектр которых сосредоточен в определенной полосе частот, значительно превышающей нулевую частоту. Выбор схемы дискретизации для полосовых сигналов принципиально отличается от схемы дискретизации для низкочастотных сигналов.

При дискретизации низкочастотных сигналов с ограниченной полосой теорема отсчетов (теорема Котельникова, теорема Уиттекера-Котельникова-Шеннона) однозначно определяет минимальное значение частоты эквидистантной дискретизации, обеспечивающей отсутствие наложения спектров (альясинга), формирующихся при периодическом продолжении спектра дис-

Статья продолжает серию публикаций авторов, посвященных исследованию многоканальной многочастотной субнайквистовой дискретизации полосовых сигналов. При таком подходе в каналах происходит наложение спектров разной степени. Для разработки алгоритмов восстановления искаженных сигналов необходимо глубокое исследование процесса наложения спектров. Исследуется новый способ визуализации положения альясов на оси частот. Метод основан на представлении положений альясов как функции двух переменных, одной из которых является сама частота, а второй – нижняя граница части конечного спектра сигнала, расположенной на положительных частотах. В результате формируется узорчатая структура, в которой периодически (с периодом, равным частоте дискретизации) повторяется некий элементарный паттерн. Изучается структура этого паттерна как функция взаимосвязи между шириной спектра сигнала и частотой дискретизации.

кретизируемого сигнала (рис. 1) [1].

При полосовой дискретизации основой является не максимальная частота дискретизированного сигнала, а ширина его спектра. Выбор частоты дискретизации гораздо сложнее. Это, в частности, объясняется тем, что

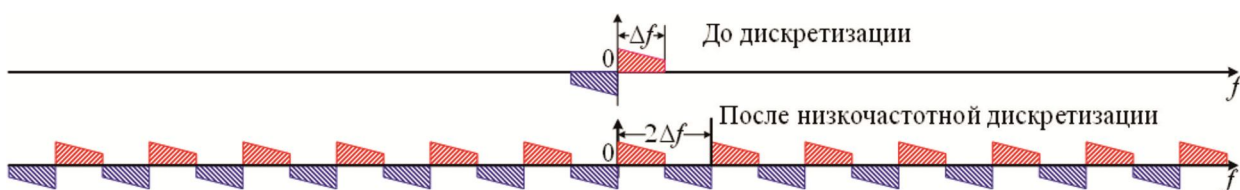


Рис. 1. Преобразование спектра при дискретизации низкочастотных сигналов с частотой $f_s = 2\Delta f$

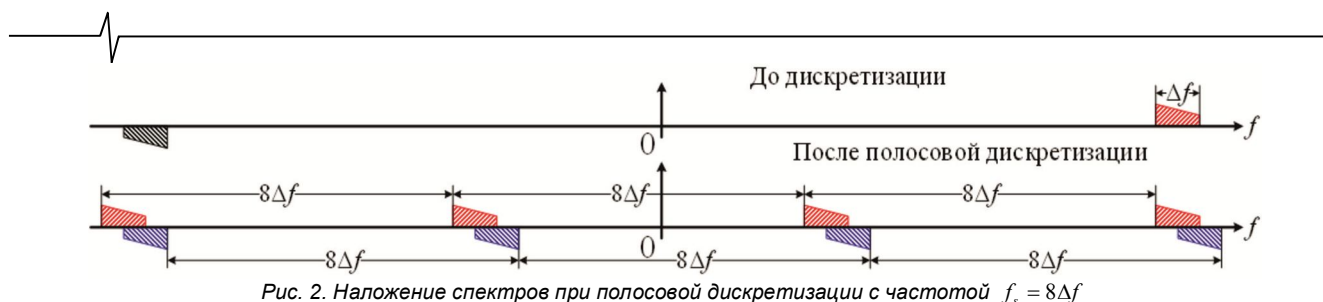


Рис. 2. Наложение спектров при полосовой дискретизации с частотой $f_s = 8\Delta f$

взаимное расположение периодического продолжения как части спектра дискретизируемого аналогового сигнала, расположенной на положительных частотах, так и части его спектра, расположенной на отрицательных частотах, имеет сложную структуру [1] – [3]. При любом соотношении между шириной спектра сигнала и частотой дискретизации возможны такие положения полосы сигнала на оси частот, при которых происходит наложение спектров [1], [2]. На рис. 2 показан пример наличия наложения спектров при частоте дискретизации, превышающей ширину спектра сигнала в восемь раз.

В большом количестве публикаций обсуждаются проблемы определения схемы полосовой дискретизации, обеспечивающей отсутствие наложения спектров при эквидистантной дискретизации [4], при дискретизации комплексной огибающей [5], при дискретизации второго порядка [6], при периодической неэквидистантной дискретизации [7], при случайной дискретизации [8] и многие другие.

Несмотря на длительную историю работ в этой области, проблему нельзя считать полностью решенной. Свидетельством этого является постоянное появление новых публикаций [9] – [14].

Один из подходов к цифровой обработке полосовых сигналов основан на многоканальной дискретизации. В этом случае входной сигнал подвергается в m каналах различным видам предварительной аналоговой обработки с последующей дискретизацией в каждом канале. Такой подход позволяет снизить требуемую теоремой отсчетов частоту дискретизации в m раз. Естественно, что в каждом канале при этом происходит наложение спектров, но используя избыточность, определяемую многоканальностью, сигнал можно восстановить. Л. Фогель показал, что дискретизация сигнала с ограниченной полосой и его производной позволяет снизить частоту дискретизации в два раза [21]. В [22] – [24] этот результат был распространен на дополнительную дискретизацию не только самого сигнала, но и $m-1$ его производных. Обобщенная дискретизация, предложенная А. Папулисом в [25], предполагает в каналах предварительную обработку различными аналоговыми фильтра-

ми. Во всех этих подходах частота эквидистантной дискретизации в каналах одинакова. Недостатком этих подходов является необходимость в дополнительной аналоговой обработке исходного сигнала и высокая сложность восстановления сигнала по его отсчетам.

Авторы статьи в цикле своих работ исследуют возможность использования многоканальной многочастотной субнаиквистовой полосовой дискретизации, при которой в каналах имеет место наложение спектра, но, тем не менее, возможно восстановление искаженных сигналов без дополнительной аналоговой обработки с использованием только операций сложения и вычитания [15] – [18]. В отличие от других методов многоканальной дискретизации в данном случае избыточность, компенсирующая уменьшение частоты дискретизации, обеспечивается тем, что во всех каналах частота эквидистантной дискретизации различна. Для разработки алгоритмов восстановления сигналов при этом подходе необходимо глубокое изучение спектра сигналов при полосовой субнаиквистовой дискретизации, в том числе при наличии наложения спектров произвольной степени (при наложении спектров n -й степени происходит наложение спектров $n-1$ парциального спектра) [16] – [20]. Данная статья продолжает исследования авторов в этой области. Полученные результаты позволяют однозначно определить спектр сигналов при любых значениях ширины спектра сигнала, при любом положении полосы сигнала на оси частот, при любой частоте эквидистантной дискретизации.

Спектральное 2D представление аналоговых полосовых сигналов

Как известно [1] – [3], спектр полосового аналогового сигнала состоит из двух частей (парциальных спектров, альясов): один альяс на положительных частотах, второй – на отрицательных частотах. Назовем эти части $O(f)$ – исходное изображение и $M(f)$ – зеркальное изображение соответственно (рис. 3, а)). На рисунках в данной статье используется условное изображение комплексного спектра без отдельного изображения его действительной и мнимой части.

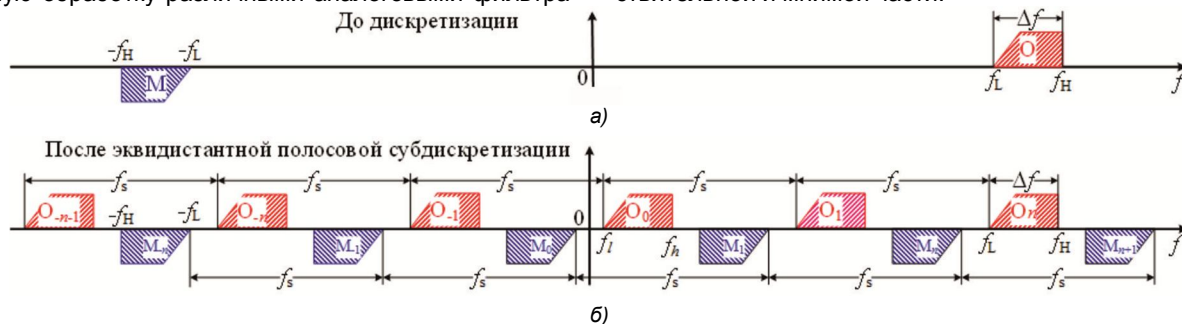


Рис. 3. Преобразование спектра при полосовой дискретизации

Фурье-спектр сигнала можно представить следующим образом:

$$X(f) = F\{x(t)\} = O(f) + M(f), \quad (1)$$

где $F\{\bullet\}$ – преобразование Фурье. Области определения (support, носители) $O(f)$ и $M(f)$ определяются как

$$\text{supp } O(f) = [f_L, f_H] \quad (2)$$

и

$$\text{supp } M(f) = [-f_H, -f_L], \quad (3)$$

где f_L и f_H – нижняя и верхняя границы полосы $O(f)$ соответственно. Если полосовой сигнал действительный, то действительная часть его преобразования Фурье является четной функцией, а мнимая часть – нечетной:

$$\begin{cases} \text{Re } O(f) = \text{Re } M(-f), \\ \text{Im } O(f) = -\text{Im } M(-f). \end{cases} \quad (4)$$

Если сигнал комплексный, то его действительная и мнимая части не являются ни четными, ни нечетными функциями.

В работе нас будут интересовать не значения $O(f)$ и $M(f)$, а только их носитель при разных положениях полосы спектра сигнала на оси частот (рис. 4). Спектр сигнала будем представлять в виде носителя функции трех переменных Δf , f_L и f при фиксированном значении ширины полосы

$$\Delta f = f_H - f_L, \quad (5)$$

где f_L и f_H – некоторые исходные значения нижней и верхней границ полосы сигнала. Под частотой f_L будем понимать все возможные значения нижней границы полосы сигнала с шириной полосы, равной Δf .

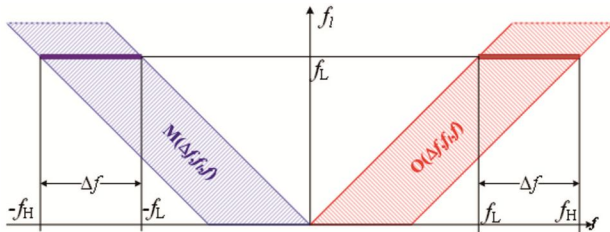


Рис. 4. 2D-представление области определения (носителя) спектра полосового сигнала

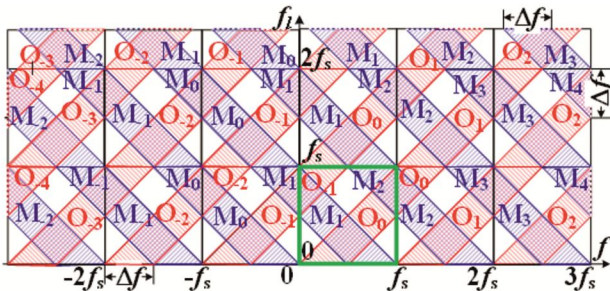


Рис. 5. Носитель спектров полосового сигнала в результате эквидистантной субполосной дискретизации с фиксированными частотой дискретизации f_s и полосой Δf и произвольной частотой f_i

Дискретизация полосовых сигналов

В то время, как спектр аналогового сигнала является аperiodическим, эквидистантная дискретизация приводит к периодическому продолжению частей его спектра

с периодом, равным частоте дискретизации (рис. 3, б)).

На рис. 5 представлен носитель спектра полосового сигнала, формируемого в результате дискретизации с частотой f_s , как функция двух переменных f и f_L с фиксированными параметрами f_s и Δf . Следует отметить, что здесь и ниже масштабы по обеим осям одинаковы.

Итак, спектр дискретизированного сигнала представляет собой периодическую последовательность альясов спектра аналогового сигнала с периодом f_s . Перенумеруем альясы так, чтобы номер альясов $O_i(\bullet)$, для которых нижняя левая граница удовлетворяет условию $0 < f_L \leq f_s$, было равно нулю. Альяс M_{-i} расположен симметрично альясу O_i .

Для упрощения изложения параллелограммы с вершинами $\{(if_s, if_s); ((i+1)f_s, (i+1)f_s); (i+1)f_s + \Delta f, (i+1)f_s); (if_s + \Delta f, if_s)\}$, соответствующие носителям альясов $O_i(\bullet)$, а также параллелограммы с вершинами $\{(if_s, if_s); ((i-1)f_s, (i-1)f_s); ((i-1)f_s - \Delta f, if_s); (if_s - \Delta f, if_s)\}$, соответствующие носителям альясов $M_i(\bullet)$, будем также называть альясами O_i и M_i соответственно.

В работе для областей наложения спектров приняты обозначения ${}^{\alpha}C_{oi, o2, \dots, m1, m2, \dots}$, где oi, mi – номера перекрывающихся альясов $O_{oi}(f)$ и $M_{mi}(f)$ соответственно, α – степень наложения спектров.

Узорчатая природа $\text{supp}X(f, f_L)$

На рис. 5 видно, что 2D-представление $\text{supp}X(f, f_L)$ имеет узорчатый характер. Этот узор имеет периодическую структуру как по оси f , так и по оси f_L . Легко выделить элементарный узор, представляющий собой квадратную структуру со стороной квадрата, равной f_s . Этот узор будем называть паттерном. Границы элементарного узора показаны зеленым цветом на рис. 5.

При этом части соседних альясов $M_2(\bullet)$ и $O_{-1}(\bullet)$ попадают в область, занимаемую элементарным паттерном P. Очевидно, что число таких соседних альясов будет увеличиваться по мере увеличения отношения $\Delta f / f_s$.

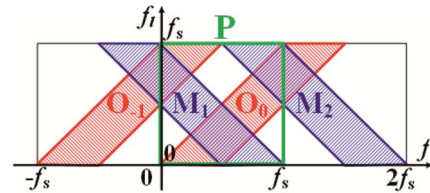


Рис. 6. Пример взаимного расположения элементарного паттерна P и альясов $O_0(\bullet)$, $O_{-1}(\bullet)$, $M_1(\bullet)$ и $M_2(\bullet)$

Рис. 6 иллюстрирует тот факт, что для элементарного паттерна альясы $O_0(\bullet)$ и $M_1(\bullet)$ имеют первостепенное значение. Но они не полностью укладываются в элементарный паттерн P. Альяс $O_0(\bullet)$ частично находится в соседнем справа элементарном паттерне, а альяс $M_1(\bullet)$ – в соседнем слева. В этом примере требуется по одному дополнительному паттерну слева и справа. В общем случае количество дополнительных паттернов с каждой стороны очевидно будет равно

$$n_p = \text{ceil}(\Delta f / f_s), \quad (6)$$

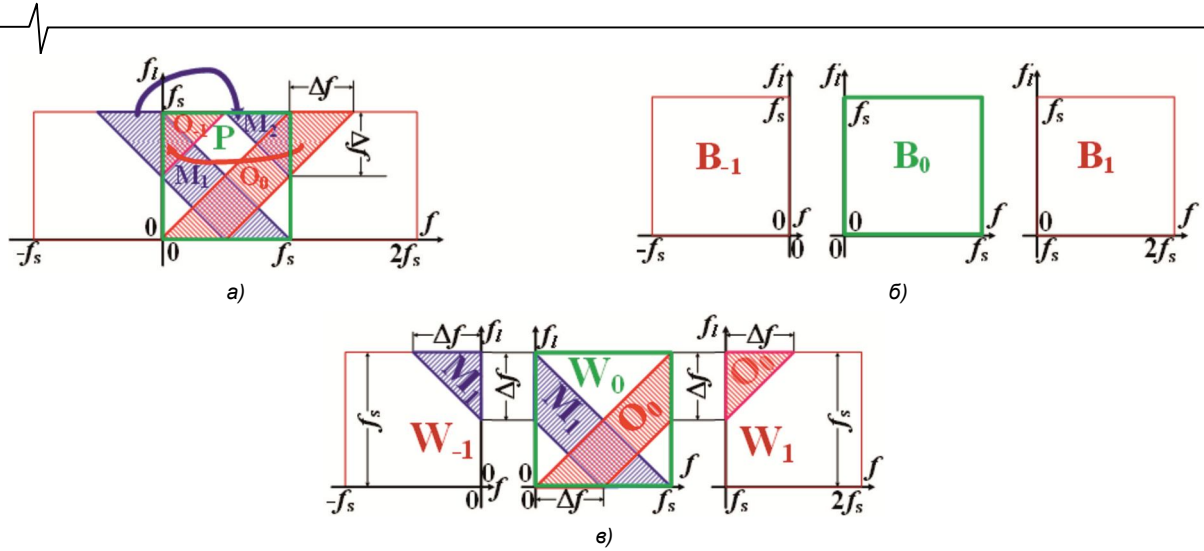


Рис. 7. Процесс формирования элементарного паттерна Р

где $\text{ceil}(\bullet)$ возвращает значение, равное наименьшему целому числу, большему или равному (\bullet) .

Рис. 7, а демонстрирует взаимосвязь части $O_0(\bullet)$, не вошедшей в Р, и части $O_{-1}(\bullet)$, вошедшей в Р, а также аналогичный обмен между $M_1(\bullet)$ и $M_2(\bullet)$. Для формализации описания процесса формирования элементарного узора введем области, изоморфные областям, занятым элементарным узором Р и соседними узорами, но не включающие в себя никаких альясов. Назовем их заготовками (blanks) $B_i(\bullet)$. В данном примере это $B_{-1}(\bullet)$, $B_0(\bullet)$, $B_1(\bullet)$ (рис. 7, б))

Далее подготовим заготовки (workpieces) $W_i(\bullet)$ для формирования паттерна Р (рис. 7, в)):

$$W_{-1}(f, f_i) = B_{-1}(f, f_i) \cup (M_1(f, f_i) \cap B_{-1}(f, f_i)), \quad (7)$$

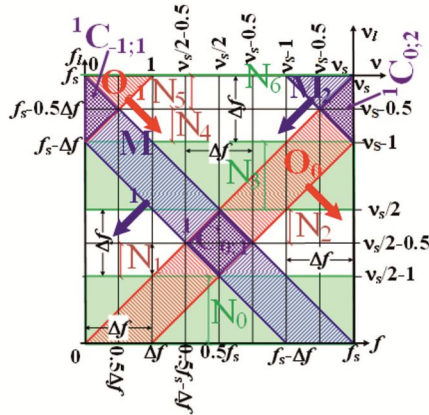
$$W_0(f, f_i) = B_0(f, f_i) \cup (M_1(f, f_i) \cap B_0(f, f_i)) \cup (O_0(f, f_i) \cap B_0(f, f_i)), \quad (8)$$

$$W_1(f, f_i) = B_1(f, f_i) \cup (O_0(f, f_i) \cap B_1(f, f_i)). \quad (9)$$

Здесь и ниже используются следующие символы: \cup – символ объединения областей, \cap – символ пересечения областей.

И, наконец, формируем элементарный паттерн Р (рис. 7, а)):

$$P(f, f_i) = W_{-1}(f + f_s, f_i) \cup W_0(f, f_i) \cup W_1(f - f_s, f_i). \quad (10)$$



а) $v_s > 2$

Структурный анализ элементарных паттернов при различных соотношениях между f_s и Δf

Очевидно, структура элементарного паттерна зависит от соотношения между f_s , Δf и f_i . Однако известно [1], [2], что задачи анализа спектра дискретизированных сигналов имеют не три, а две степени свободы. При таком анализе принято нормировать все частоты по ширине спектра. Поэтому определим относительные величины:

$$v = f / \Delta f, \quad (11)$$

$$v_s = f_s / \Delta f, \quad (12)$$

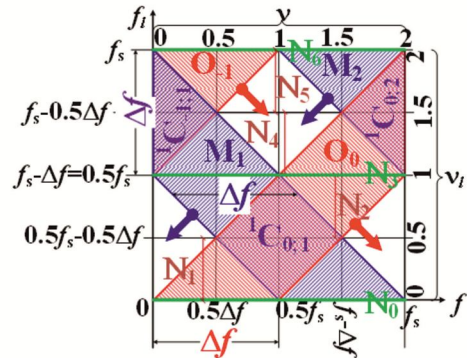
$$v_i = f_i / \Delta f. \quad (13)$$

А. Дискретизация при $v_s > 2$

Структура элементарного паттерна для данного значения v_s представлена на рис. 8, а). Для разных значений параметра v_i выделяются следующие области элементарного паттерна (рис. 8, а)):

$$\begin{cases} N_0: 0 < v_i \leq v_s/2 - 1, \\ N_1: v_s/2 - 1 < v_i \leq v_s/2 - 0.5, \\ N_2: v_s/2 - 0.5 < v_i \leq v_s/2, \\ N_3: v_s/2 < v_i \leq v_s - 1, \\ N_4: v_s - 1 < v_i \leq v_s - 0.5, \\ N_5: v_s - 0.5 < v_i < v_s, \\ N_6: v_s = v_i. \end{cases} \quad (14)$$

В табл. 1 даются описания преобразованного спектра $X(v, v_i)$ при соответствующих значениях v_i .



б) $v_s = 2$

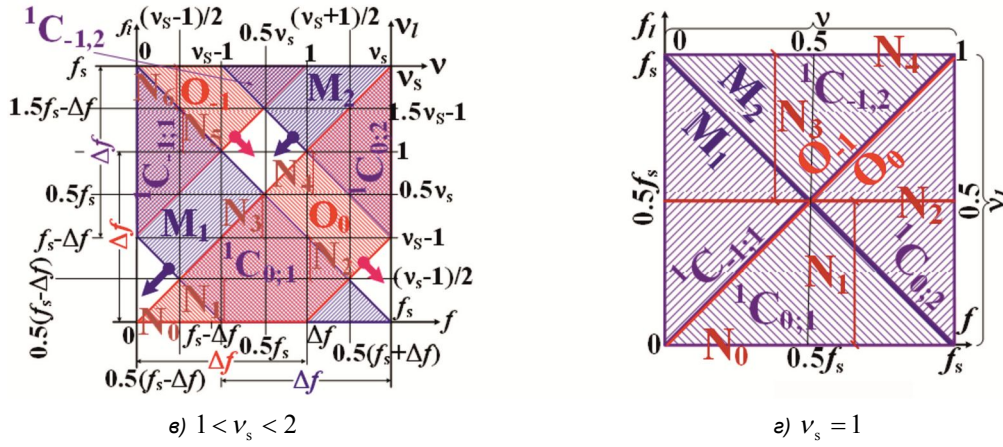

 Рис. 8. Элементарные паттерны при различных значениях v_s

 Таблица 1. Носитель спектра сигнала после полосовой дискретизации при $v_s > 2$

$X(v, v_l) =$	
<p>Область N_0:</p> $= \begin{cases} 0 & \text{если } 0 < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{если } v_l < v \leq v_l + 1, \\ 0 & \text{если } v_l + 1 < v \leq v_s - v_l - 1, \\ M_1(v, v_l) & \text{если } v_s - v_l - 1 < v \leq v_s - v_l, \\ 0 & \text{если } v_s - v_l < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_1:</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s - v_l - 1, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_s - v_l - 1 < v \leq v_l + 1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_l + 1 < v \leq v_s - v_l, \\ 0 & \text{if } v_s - v_l < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_2:</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_s - v_l - 1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_s - v_l - 1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s - v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_s - v_l < v \leq v_l + 1, \\ 0 & \text{if } v_l + 1 < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_3:</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_s - v_l - 1, \\ M(v, v_l) & \text{if } v_s - v_l - 1 < v \leq v_s - v_l, \\ 0 & \text{if } v_s - v_l < v \leq v_l, \\ O(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_l + 1, \\ 0 & \text{if } v_l + 1 < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_4:</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_l - 1 + v_s, \\ M_{-1}(v, v_l) & \text{if } v_l - 1 + v_s < v \leq v_s - v_l, \\ 0 & \text{if } v_s - v_l < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq -v_l + 2v_s - 1, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } -v_l + 2v_s - 1 < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_5:</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq -v_l + v_s, \\ O_{-1}(v, v_l) & \text{if } -v_l + v_s < v \leq v_l + v_s - 1, \\ 0 & \text{if } v_l + v_s - 1 < v \leq -v_l + 2v_s - 1, \\ M_2(v, v_l) & \text{if } -v_l + 2v_s - 1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s. \end{cases}$

В некоторых областях имеет место наложение спектров первой степени. На рис. 8, а) и ниже красными и синими стрелками показаны направления движения границ при уменьшении v_s .

Б. Дискретизация при $v_s = 2$

Структура элементарного паттерна для данного значения v_s представлена на рис. 8, б). Области для этого паттерна описываются следующим образом:

$$\begin{cases} N_0: 0 = v_l, \\ N_1: 0 < v_l \leq 0.5, \\ N_2: 0.5 < v_l < 1, \\ N_3: 1 = v_l, \\ N_4: 1 < v_l \leq 1.5, \\ N_5: 1.5 < v_l < 2, \\ N_6: 2 = v_l. \end{cases} \quad (15)$$

В табл. 2 приводятся описания спектра при соответствующих значениях v_l .

На некоторых частотах имеет место наложение спектров первой степени.

В. Дискретизация при $1 < v_s < 2$

Структура элементарного паттерна для данного значения v_s представлена на рис. 8, в). Области для данного паттерна описываются следующим образом:

$$\begin{cases} N_0: 0 = v_l, \\ N_1: 0 < v_l \leq 0.5(v_s - 1), \\ N_2: 0.5(v_s - 1) < v_l \leq v_s - 1, \\ N_3: v_s - 1 < v_l \leq 0.5v_s, \\ N_4: 0.5v_s < v_l \leq 1, \\ N_5: 1 < v_l \leq v_s - 0.5, \\ N_6: v_s - 0.5 < v_l \leq v_s. \end{cases} \quad (16)$$

В табл. 3 приводятся описания спектра при соответствующих значениях v_l .

Г. Дискретизация при $v_s = 1$

Структура элементарного паттерна для данного значения v_s представлена на рис. 8, в). При уменьшении $v_s \rightarrow 1$ нижняя граница альяса M_1 приближается к неподвижной верхней границе альяса M_0 , а верхняя граница альяса O_{-1} приближается к неподвижной нижней границе альяса O_0 . При $v_s = 1$ альяс M_1 смыкается с

Таблица 2. Носитель спектра сигнала после полосовой дискретизации при $v_s = 2$

$X(v, v_l) =$	
<p>Область N_0 :</p> $= \begin{cases} O_0(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq 1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } 1 < v \leq 2. \end{cases}$	<p>Область N_1 :</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_l, \\ O_{0,0}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq 1-v_l, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } 1-v_l < v \leq v_l+1, \\ M_{1,0}(v, v_l) & \text{if } v_l+1 < v \leq 2-v_l, \\ 0 & \text{if } 2-v_l < v \leq 2. \end{cases}$
<p>Область N_2 :</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq 1-v_l, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } 1-v_l < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq 2-v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } 2-v_l < v \leq v_l+1, \\ 0 & \text{if } v_l+1 < v \leq 2. \end{cases}$	<p>Область N_3 :</p> $= \begin{cases} M_1(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq 1, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } 1 < v \leq 2. \end{cases}$
<p>Область N_4 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_l+1-v_s, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_l+1-v_s < v \leq 2-v_l, \\ 0 & \text{if } 2-v_l < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq 3-v_l, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } 3-v_l < v \leq 2. \end{cases}$	<p>Область N_5 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq 2-v_l, \\ O_{-1}(v, v_l) & \text{if } 2-v_l < v \leq v_l-1, \\ 0 & \text{if } v_l-1 < v \leq 3-v_l, \\ M_2(v, v_l) & \text{if } 3-v_l < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_6 :</p> $= \begin{cases} O_{-1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq 1, \\ M_2(v, v_l) & \text{if } 1 < v \leq 2. \end{cases}$	

Таблица 3. Носитель спектра сигнала после полосовой дискретизации при $2 > v_s > 1$

$X(v, v_l) =$	
<p>Область N_0 :</p> $= \begin{cases} O_0(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_s-1, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_s-1 < v \leq 1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } 1 < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_1 :</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s-v_l-1, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l-1 < v \leq v_l-1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_l-1 < v \leq v_s-v_l, \\ 0 & \text{if } v_s-v_l < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_2 :</p> $= \begin{cases} 0 & \text{if } 0 < v \leq v_s-v_l-1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l-1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s-v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l < v \leq v_l-1, \\ 0 & \text{if } v_l-1 < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_3 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_l+v_s-1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_l+v_s-1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,1}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s-v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l < v \leq 2v_s-v_l-1, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } 2v_s-v_l-1 < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_4 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_l+v_s-1, \\ M_1(v, v_l) & \text{if } v_l+v_s-1 < v \leq v_s-v_l, \\ 0 & \text{if } v_s-v_l < v \leq v_l, \\ O_0(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq 2v_s-v_l-1, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } 2v_s-v_l-1 < v \leq v_s. \end{cases}$	<p>Область N_5 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_s-v_l, \\ O_{-1}(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l < v \leq v_l+v_s-1, \\ 0 & \text{if } v_l+v_s-1 < v \leq 2v_s-v_l-1, \\ M_2(v, v_l) & \text{if } 2v_s-v_l-1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s. \end{cases}$
<p>Область N_6 :</p> $= \begin{cases} {}^1C_{-1,1}(v, v_l) & \text{if } 0 < v \leq v_s-v_l, \\ O_{-1}(v, v_l) & \text{if } v_s-v_l < v \leq 2v_s-v_l-1, \\ {}^1C_{-1,2}(v, v_l) & \text{if } 2v_s-v_l-1 < v \leq v_l+v_s-1, \\ M_2(v, v_l) & \text{if } v_l+v_s-1 < v \leq v_l, \\ {}^1C_{0,2}(v, v_l) & \text{if } v_l < v \leq v_s. \end{cases}$	

альясом M_0 , а альяс O_{-1} – с O_0 . При любых значениях n_l в спектре дискретизируемых сигналов при $v_s \leq 1$ на любой частоте будет иметь место алиасинг. При $v_s = 1$ вся поверхность элементарного паттерна покрывается четырьмя смежными составными частями в виде прямоугольных треугольников:

$$\begin{cases} {}^1C_{0;1} = O_0 \cap M_1, \\ {}^1C_{0;2} = O_0 \cap M_2, \\ {}^1C_{-1;1} = O_{-1} \cap M_1, \\ {}^1C_{-1;2} = O_{-1} \cap M_2. \end{cases} \quad (17)$$

При дальнейшем уменьшении v_s альяс M_2 начинает пересекаться с альясом M_1 , а O_{-1} – с O_0 . Одновременно элементарный паттерн P начинает пересекаться с альясами M_3 и O_{-2} , которые ведут себя при уменьшении v_s аналогично альясам M_2 и O_{-1} .

Д. Дискретизация при $1/(m+1) < v_s < 1/m$,

где $m \in \mathbb{N}$

Структура элементарного паттерна для некоторого значения v_s из указанного интервала представлена на рис. 9.

Структура паттерна одинакова для всех m . Структура такая же, как для структуры на рис. 8, в). Разница заключается в степени алиасинга.

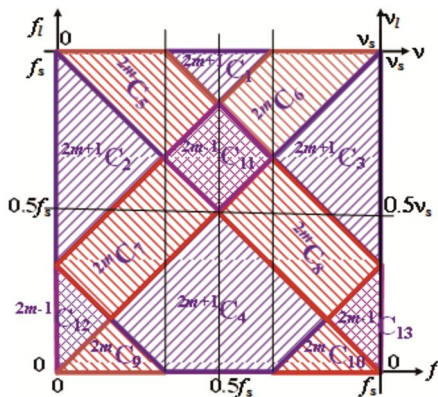


Рис. 9. Элементарный паттерн при $1/(m+1) < v_s < 1/m$ ($m \in \mathbb{N}$)

Заключение

В статье исследуется новый подход авторов к представлению эффектов субнаквистой дискретизации полосовых сигналов. Подход основан на изучении взаимного расположения альясов, образующихся в результате равномерной субнаквистой дискретизации. При этом допускается наложение спектров произвольной степени. Такое углубленное исследование необходимо для разработки алгоритмов анализа сигналов с использованием многоканальной многочастотной субнаквистой дискретизации. Новый подход основан на представлении произвольного частотного положения альясов как функции двух переменных. Одна переменная – это фактическая частота f , а другая – нижняя граница части спектра дискретизированного сигнала, расположенной на положительных частотах f_i . Такое представление приводит к образованию узорчатой структуры. Эта структура образуется за счет периодического повторения определенного элементарного паттерна вдоль обеих осей плоскости (f, f_i) . Поэтому достаточно изучить

только эту закономерность. Структура этого паттерна была проанализирована при различных соотношениях ширины спектра и частоты дискретизации.

Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 23-29-00864, <https://rscf.ru/project/23-29-00864/>.

Литература

1. Marks R.J. The Joy of Fourier: Analysis, Sampling Theory, Systems, Multidimensions, Stochastic Processes, Random Variables, Signal Recovery, POCS, Time Scales, and Applications. Baylor University, 2006. 796 p.
2. Eldar Y.C. Sampling theory: Beyond bandlimited systems. Cambridge: Cambridge University Press, 2015. 836 p.
3. Lyons R.G. Understanding digital signal processing. 3rd ed. Upper Saddle River: Pearson Education, 2011. 954 p.
4. Brown J. First-order sampling of bandpass signals – A new approach (Corresp.). IEEE Transactions on Information Theory. 1980, vol. 26, no. 5, pp. 613-615.
5. Del Re E. Bandpass signal filtering and reconstruction through minimum-sampling-rate digital processing. Alta Frequenza. 1978, vol. 47, no. 9, pp. 675-678.
6. Kohlenberg A. Exact interpolation of band-limited functions. Journal of Applied Physics. 1953, vol. 24, no. 12, pp.1432-1436.
7. Scoluar S. C., Fitzgerald W. J. Periodic nonuniform sampling of multiband signals. Signal Processing. 1992, vol. 28, no. 2, pp. 195-200.
8. Marvasti F. Nonuniform Sampling: Theory and Practice. New York: Kluwer, 2001. 950 p.
9. Kwan C. Issues and new results on bandpass sampling. Electronics. 2024, vol. 13, no. 280.
10. Shtendel G., Florescu D., Bhandari A. Unlimited sampling of bandpass signals: Computational demodulation via undersampling. IEEE Transactions on Signal Processing. 2023, vol. 71, pp. 4134-4145.
11. Z. Liu Z., Feng X., Chen S. Time encoding sampling of bandpass signals. Proceedings of 31st European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2023), Helsinki, Finland, 2023, pp. 1898-1902.
12. Wahab M., Levy B.C. Direct complex envelope sampling of bandpass signals with M-channel time-interleaved ADCs. IEEE Transactions on Signal Processing. 2022, vol. 70, pp. 4804-4819.
13. Wahab M., Levy B.C. Quadrature filter approximation for reconstructing the complex envelope of a bandpass signal sampled directly with a two-channel TIADC. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs. 2022, vol. 69, no. 6, pp. 3017-3021.
14. Zou L., Dempster A.G. Multiband quadrature bandpass sampling. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2022, vol. 58, no. 3, pp. 2083-2092.
15. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A. Undersampled spectrum reconstruction using multichannel multifrequency sampling. Proceedings of 8th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO 2019), Budva, Montenegro, 10 – 14 June 2019, 4 p.
16. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A. Aliasing's study on bandpass sampling. Proceedings of Conference on

Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2022), Arkhangelsk, Russian Federation, 29 June – 01 July 2022, 6 p.

17. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A., Dubovcev D. Sub-Nyquist bandpass sampling. Proceedings of 25th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA 2023), Moscow, Russian Federation, 29 – 31 March 2023, 6 p.

18. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A., Dubovcev D. Analysis of high-order aliasing in bandpass sub-Nyquist sampling. Proceedings of Conference on Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2023), Pskov, Russian Federation, 28 – 30 June 2023, 9 p.

19. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A., Metelyov A. Sub-Nyquist sampling of bandpass signals. Proceedings of 2024 Conference on Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. Moscow, Russian Federation, 12 – 14 March 2024, 9 p.

20. Lesnikov V., Naumovich T., Chastikov A., Metelyov A. Structural Analysis of Sub-Nyquist Sampling Patterns of Bandpass Signals. Proceedings of 26th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA 2024), Moscow, Russian Federation, 27 – 29 March 2024, 6 p.

21. Fogel L.J. A note on the sampling theorem. IRE Transactions on Information Theory. 1955, vol. IT-1, no. 1, pp. 47-48.

22. Jagerman D., Fogel L. Some general aspects of the sampling theorem. IRE Transactions on Information Theory. 1956, vol. 2, no. 4, pp. 139-146.

23. Nathan A. On sampling a function and its derivatives. Information and Control, 1973, vol. 22, no. 2, pp. 172-182.

24. Priyanka K., Selvan A.A. Derivative sampling expansions in shift-invariant spaces with error estimates covering discontinuous signals. arXiv:2402.08977v1, 2024, 14 февраля, 34 с.

25. Papoulis A. Generalized sampling expansion. IEEE Transactions on Circuits and Systems. 1977, vol. 24, no. 11, pp. 652-654.

Уважаемые коллеги!

**Приглашаем Вас принять участие
в Московской микроволновой неделе,
которая пройдёт 25-29 ноября 2024 г.
в ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН и ЦНИРТИ им. Берга (закрытая часть)**

В рамках **Московской микроволновой недели** пройдут две научно-технические конференции:

1. IX Всероссийская микроволновая конференция

Официальный сайт: <http://microwaveweek.ru/rmc/>

Общая тематика:

- радиолокация: принципы, методы, системы;
- радиосвязь: теория, методы, системы;
- цифровая обработка сигналов в радиолокации и радиосвязи;
- распространение и рассеяние электромагнитных волн;
- антенные системы и линии передач;
- генераторы и усилители;
- приемные устройства;
- техника СВЧ, КВЧ и ТГц диапазонов;
- радиоизмерения и новые материалы

Даты проведения: 25-29 ноября 2024 г.

Труды (тезисы докладов) представляются на английском языке.

Получившие положительные заключения рецензентов тезисы запланированы к опубликованию в *IEEE Xplore Digital Library* (индексация *Scopus*)

Срок подачи заявок и тезисов докладов: до 13 октября 2024 г.

Ученый секретарь конференции Юсупов Ренат Альбертович
Тел.: 8-495-629-34-18

2. XVI Всероссийская конференция «Радиолокация и радиосвязь»

(закрытая часть)

Даты проведения: 27 ноября 2024 г.

Труды (тезисы докладов) представляются на русском языке.

Срок подачи заявок: до 15 октября 2024 г.

Срок подачи презентаций и тезисов докладов: до 31 октября 2024 г.

Ученый секретарь конференции Карев Виктор Викторович
Тел.: 8-916-352-48-50

ОСОБЕННОСТИ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ ПРИ РАДИОЛОКАЦИОННОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ОПАСНЫХ МЕТЕОРОЛОГИЧЕСКИХ ЯВЛЕНИЙ КУЧЕВО-ДОЖДЕВОЙ ОБЛАЧНОСТИ

Васильев О.В., д.т.н., профессор, профессор кафедры «Техническая эксплуатация радиоэлектронного оборудования воздушного транспорта» МГТУ ГА, e-mail: vas_ov@mail.ru

Галаева К.И., к.т.н., старший преподаватель кафедры «Техническая эксплуатация радиоэлектронного оборудования воздушного транспорта» МГТУ ГА, e-mail: ks.galaeva@mail.ru

Шепеть И.П., к.т.н., профессор, профессор кафедры «Информационные системы и электроника» Технологического института сервиса (филиал Донского ГТУ в г. Ставрополь), e-mail: ship.1963@mail.ru

Никоненко А.В., к.т.н., ведущий инженер МТУСИ, e-mail: nikon-74@mail.ru

FEATURES OF SIGNAL PROCESSING IN RADAR CLASSIFICATION OF DANGEROUS METEOROLOGICAL PHENOMENA OF CUMULONIMBUS CLOUDS

Vasiliev O. V., Galaeva K. I., Shepet' I. P., Nikonenko A. V.

The existing classification criteria for such dangerous meteorological phenomena as rainfalls, thunderstorms, hail in weather radars have obvious shortcomings, since they are formed separately for each phenomenon, based only on data on the altitude distribution of atmospheric radar reflectivity, air temperature. The paper shows how the criteria for classifying dangerous meteorological phenomena should be optimized in the following areas: using information on the altitude distribution of maximum values of not only reflectivity, but also atmospheric turbulence in the classification criteria; the classification should be built in accordance with a single selected criterion for distinguishing statistical hypotheses. The article presents the features of signal processing in the radar classification of dangerous meteorological phenomena. It is shown that radar classification of dangerous meteorological phenomena of cumulonimbus clouds is solved in the form of a problem of distinguishing statistical hypotheses under conditions of a priori uncertainty, which is eliminated experimentally by obtaining and processing training samples, calculating estimates of the probabilistic description of features and using them in the algorithm as true values.

Key words: weather radar, classification by hazard level, dangerous meteorological phenomena of cumulonimbus clouds, signal processing, problem of distinguishing statistical hypotheses.

Ключевые слова: метеорологический радиолокатор, классификация по степени опасности, опасные метеоявления кучево-дождевой облачности, обработка сигналов, задача различения статистических гипотез.

Обоснование актуальности

Классификация опасных метеоявлений по отраженным радиолокационным сигналам является классической задачей различения статистических гипотез в условиях априорной неопределенности (когда неизвестны ни виды, ни параметры законов распределения вероятностей информационных параметров), т.е. задачей распознавания. Решение предполагает формирование алфавита классов (ограниченного множества классифицируемых явлений), словаря признаков (информативных параметров отраженного сигнала), который для принятого критерия различения гипотез обеспечивает классификацию явлений с заданной достоверностью. Из данной постановки следует, что процесс классификации состоит из множества этапов, каждый из которых определяет последовательность и особенности обработки сначала сигналов, а затем информации.

В существующих отечественных метео РЛС классификация осуществляется по данным высотного распределения радиолокационной отражаемости и профиля температуры [1-3]. В иностранных метео РЛС для задачи классификации метеоявлений дополнительно ис-

Существующие критерии классификации таких опасных метеоявлений, как ливень, гроза, град в метеолокаторах имеют явные недостатки, поскольку сформированы отдельно для каждого явления, основаны только на данных о высотном распределении радиолокационной отражаемости атмосферы, температуры воздуха. В работе показано, как критерии классификации опасных метеоявлений должны быть оптимизированы по следующим направлениям: использование в критериях классификации информации о высотном распределении максимальных значений не только отражаемости, но и турбулентности атмосферы; классификация должна строиться в соответствии с единым выбранным критерием различения статистических гипотез. В статье представлены особенности обработки сигналов при радиолокационной классификации опасных метеоявлений. Показано, что радиолокационная классификация опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности решается в виде задачи различения статистических гипотез в условиях априорной неопределенности, которая устраняется экспериментальным путем получения и обработки обучающих выборок, расчета оценок вероятностного описания признаков и их использования в алгоритме в качестве истинных значений.

пользуются поляриметрические методы [4-7].

Использование вероятностного подхода при классификации опасных метеоявлений (ОМЯ) требует более строгого и обобщенного взгляда на решение данной задачи и, как следствие, широкого набора методов обра-

ботки сигналов и информации. Причем, последовательность этапов обработки предполагает пошаговое обобщение информации с выдачей на заключительном этапе однозначных и достоверных решений.

Настоящая работа детально описывает особенности обработки сигналов как при формировании метеопродуктов в современном отечественном метеорологическом радиолокационном комплексе (МРЛК БЗ «Монокль»), так и при классификации ОМЯ кучево-дождевой облачности (КДО) на основании вероятностного подхода. МРЛК БЗ удовлетворяет современным международным и отечественным требованиям [8-12].

Особенности формирования метеорологических продуктов в МРЛК БЗ «Монокль»

МРЛК БЗ представляет собой радиолокационный комплекс, который осуществляет излучение зондирующих радиопульсов, приём, предварительную обработку сигналов и их оцифровку, первичную, вторичную и третичную обработку информации и её отображение. МРЛК БЗ состоит из приемо-передающего антенного модуля со спецвычислителем, автоматизированного рабочего места оператора МРЛК БЗ (рис. 1). Антенна – щелевая антенная решетка ЩАР диаметром около 760. Тактико-технические характеристики МРЛК БЗ указаны в табл.1. Приемо-передающий модуль – когерентный, твердотельный с возможностью формирования и обработки сложных сигналов, изменения частоты повторения импульсов, длительности интервалов когерентной обработки.

Предварительная обработка реализована в виде согласованного приема отраженных импульсных сигналов. Первичная обработка по импульсно-доплеровскому принципу предполагает (рис. 2):

- накопление оцифрованного отраженного сигнала, формирование пачек, получение спектра сигнала в каждом канале дальности для каждого углового положения антенны (в так называемых «конических сечениях»);
- фильтрация импульсных помех, отражений от точечных объектов, формирование порога, обнаружение сигнала и оценка его мощности в каждом канале дальности;
- оценка значений радиальной скорости и ширины спектра сигнала для всех каналов дальности, в которых обнаружен сигнал.

Вторичная обработка информации обеспечивает вычисление значений отражаемости атмосферы в каждом элементарном объеме, а также турбулентности и радиальной скорости. Отражаемость вычисляется по известным выражениям [13], а турбулентность, оцениваемая через удельную скорость диссипации турбулентной энергии – посредством достаточно сложного пространственного корреляционного анализа значений центральной доплеровской частоты и ширины спектра. Детальное описание этих операций выходит за рамки данной статьи. Результатом вторичной обработки информации является формирование выходных векторов отражаемости, радиальных скоростей и турбулентности в каждом канале дальности для конических сечений.

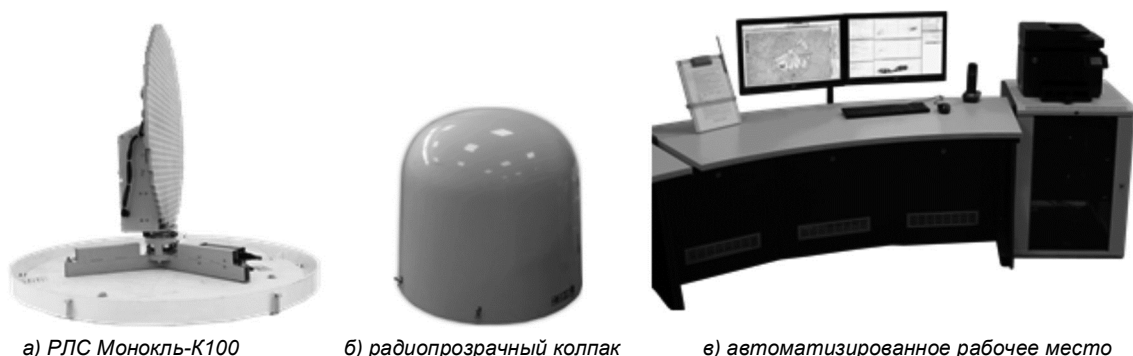


Рис. 1. Состав метеорологического радиолокационного комплекса ближней аэродромной зоны

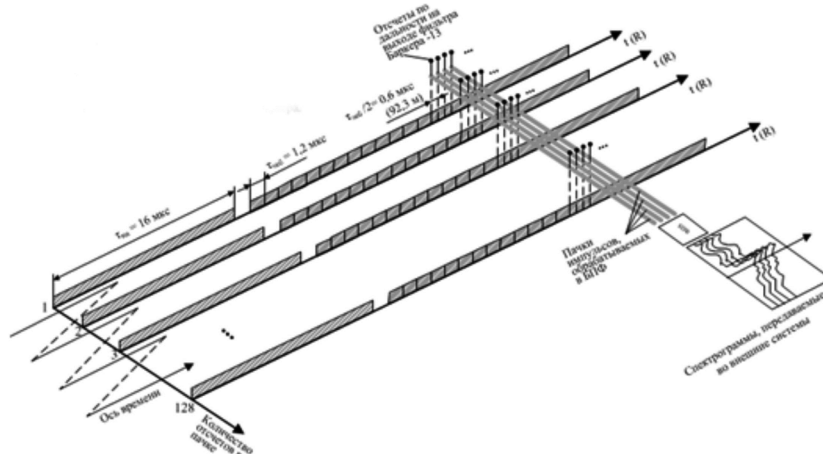


Рис.2. Структура первичной импульсно-доплеровской обработки отраженного сигнала

Таблица 1. Тактико-технические характеристики МРЛК БЗ

Наименование характеристики	Значение
Мощность излучения в импульсе	100 Вт
Рабочая частота	9330-9375 МГц
Длительность импульса	2,1, 4,1, 8,1, 16 мкс
Период повторения импульсов	243-495 мкс
Тип антенны	ЦАР с горизонт поляризацией
Ширина диаграммы направленности антенны ДНА	3° 15' x 3° 15'
Метеорологический радиолокационный потенциал	не менее 250 дБ
Размеры	диаметр – 115 см, высота – 110 см
Масса	не более 70 кг

Третичная обработка сигналов предполагает:

- формирование декартова пространства в координатах X, Y, Z относительно РЛС с размером ячеек $1 \times 1 \times 1$ км;
- оценку значения метеопараметра для центра ячейки, которая формируется в результате усреднения всех измерений, попавших в ячейку;
- расчет промежуточных значений метеопараметров через градиент между соседними точками как по вертикали; так и по горизонтали;
- формирование карт метеоявлений с оконтуриванием, градацией опасности и построением любых сечений.

На рис. 3 представлена карта классифицируемых реальных метеоявлений от облачности до торнадо в радиусе 100 км. Причем классификация в данном примере производится «старым» неоптимизированным методом.

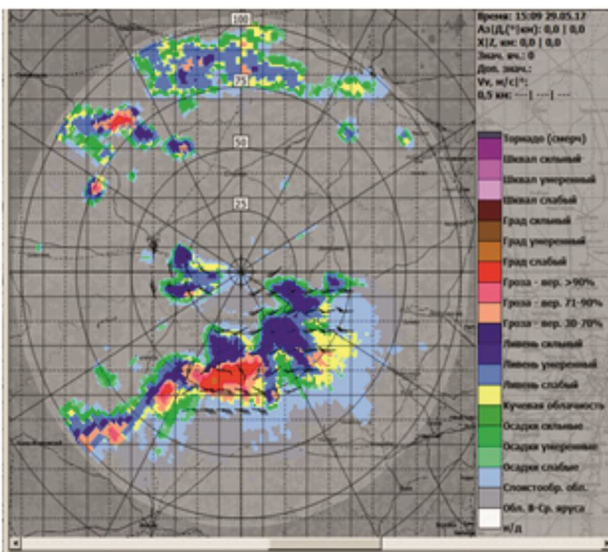


Рис. 3. Карта метеорологических явлений в ячейках при круговом обзоре МРЛК БЗ

Общая структура обработки РЛ сигналов при классификации опасных метеорологических явлений кучево-дождевой облачности

Байесовская теория принятия решений составляет основу статистического подхода к задаче классификации сигналов, образов, явлений природы [14]. Постановка задачи распознавания метеорологических явлений в рассматриваемом случае предполагает решение следующих взаимосвязанных задач:

- формирование алфавита классов, то есть набора

классифицируемых метеорологических явлений КДО, в нашем случае ливень – гроза – град – другое явление (термин «другое явление» используется в «строгой» постановке задачи, так как алфавит должен формировать полную группу событий);

- выбора признакового пространства, то есть тех информационных параметров, которые выделяются из отраженного радиолокационного сигнала и позволяют классифицировать явления с заданной достоверностью;

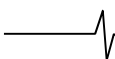
- определения достаточной статистики, то есть того вероятностного описания признаков и явлений, которые будут использоваться при распознавании (обоснование матрицы потерь, наличие априорной информации, плотности распределения вероятностей информационных параметров, степень корреляции признаков и т.д.);

- выбора критерия распознавания (байесовского, максимума функции правдоподобия, Неймана – Пирсона и т.д.) и требований к достоверности, которые и определяют значение порога принятия решений.

В общем случае, данная последовательность задач является итерационной и предполагает коррекцию алфавита, признаков и критериев для достижения требуемой достоверности распознавания при ограничениях на ресурсы разного рода.

Обозначим метеоявление символом ω , причем для ливня $\omega = \text{л}$, для грозы $\omega = \text{гз}$, а для града $\omega = \text{гд}$. Величина ω рассматривается как случайная величина в том смысле, что состояние природы не известно. В нашем случае положим, что априорные вероятности событий также не известны. Для упрощения задачи без потери качества ее решения примем очевидное допущение: достаточной статистикой в рассматриваемом случае является условная плотность распределения признака x при наблюдении метеоявления ω_i $p(x/\omega_i)$, где $i \in \{\text{л}, \text{гз}, \text{гд}\}$. Данная статистика позволяет сформировать решение на основе метода максимального правдоподобия: выбирается то решение $\omega = i$, для которого $p(x/\omega_i) > p(x/\omega_k)$ для всех $k \neq i$ (1)

Достаточные статистики, сформированные без использования сведений, содержащихся в априорном распределении и функции потерь, определяют структуру оптимального решения и оптимальный способ обработки информации. В этом заключается их универсальность и адекватность при решении целого ряда прикладных задач синтеза информационных систем в условиях априорной неопределенности [15].



Степень априорной неопределенности может быть различной. В рассматриваемом случае имеет место полная априорная неопределенность, когда неизвестны ни виды, ни параметры законов распределения вероятностей информационных параметров. Казалось бы, при такой полной априорной неопределенности статистический синтез невозможен, потому что нельзя ни сформулировать, ни вычислить критерий оптимальности. Однако вместо неизвестных распределений могут быть использованы эмпирические данные, которые называют обучающими выборками.

В [14] показано, что задача преодоления полной априорной неопределенности может быть решена в три этапа:

- на первом этапе, исходя из физической сущности решаемой задачи, определяется класс возможных распределений вероятностей, ограниченный некоторым семейством с произвольными значениями параметров (в нашем случае семейство распределений, близких к гауссовому);

- на основании принятых в статистической теории непараметрических критериев согласия (Колмогорова, Смирнова, χ^2 Пирсона и т.д.) проверяются гипотезы о соответствии данных наблюдения одному из заданных в семействе теоретическому распределению вероятностей информационного параметра [16];

- на третьем этапе уже параметрическая неопределенность устраняется использованием в качестве истинных значений параметров их оптимальных оценок (в нашем случае выборочных математических ожиданий (МО) и среднеквадратических отклонений (СКО)).

Этап устранения параметрической априорной неопределенности

В представленной работе обучающая выборка получена экспериментальным путем. С целью получения статистических описаний вероятностных распределений отражаемости и удельной скорости диссипации турбулентной энергии атмосферы (EDR) был проведен анализ реальных радиолокационных сигналов, отраженных от метеоявлений ливень, гроза, град. Исследования проводились в Верхнем Поволжье в теплый период 2021, 2022 гг. В качестве инструмента получения исходных данных была использована радиолокационная информация, полученная на выходе МРЛК БАЗ «Монокль».

Методика проведения экспериментальных исследований и структура обработки сигналов представлена на рис. 4. Валидация полученных данных о классифицированных метеорологических явлениях в МРЛК БАЗ проводилась путем сопоставления с достоверными метеорологическими источниками: наземными метеорологическими станциями (МС), расположенными в городах Старица, Волоколамск, Можайск и Гагарин и сертифицированными радиолокаторами сети Росгидромет типа ДМРЛ-С. В случае наблюдения явления по карте МРЛК БАЗ и карте МРЛС за указанный интервал времени, явление считается подтвержденным по карте МРЛК БАЗ в том случае, если совпадает в пространстве с явлением на карте МРЛС, в противном случае – неподтвержденным. Всего было проведено по 50 подтвержденных

опытов для каждого ОМЯ.



Рис. 4. Процесс проведения экспериментальных исследований

Для получения распределения параметров атмосферы на каждой высоте с дискретом 1 км были оценены следующие значения: максимальная отражаемость в облаке Z_{max} , а также максимальное значение EDR в облаке (EDR_{max}). Пример распределения максимальной отражаемости для серии экспериментов для ливня представлен на рис. 5.

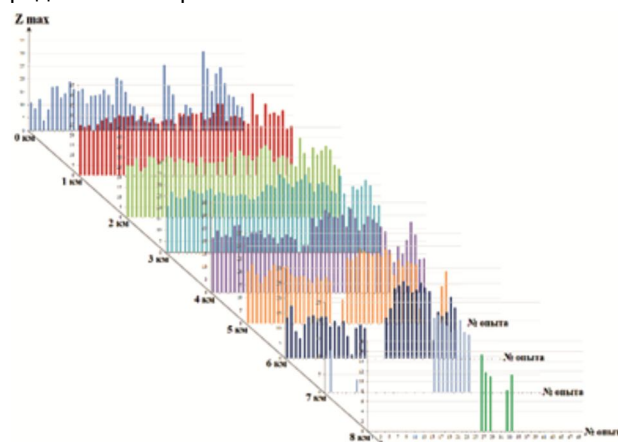


Рис. 5. Пример экспериментальных данных распределения максимальной отражаемости по высотам для ливневых осадков

Структура статистической обработки экспериментальных данных представлена на рис. 6 [16-18].



Рис. 6. Процесс статистического анализа экспериментальных данных

В качестве примера на рис. 7 представлена гистограмма относительных частот величины $H(Z_{max})$.

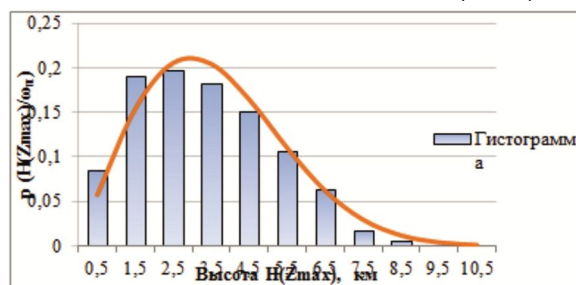


Рис. 7. Гистограмма относительных частот высоты максимальной отражаемости

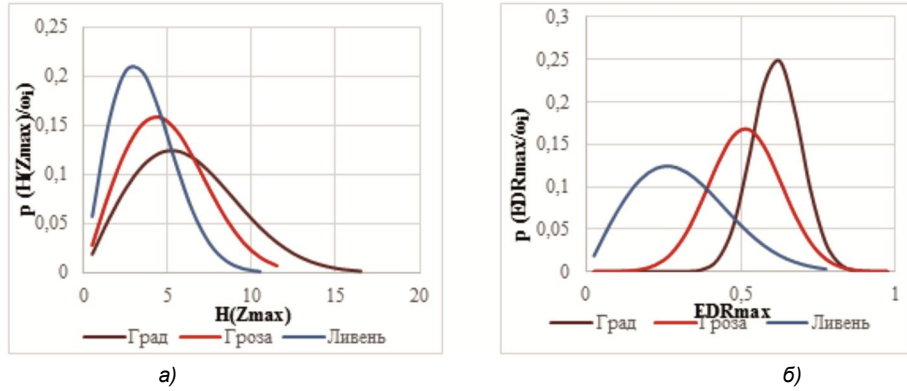


Рис. 8. Плотность распределения вероятности $H(Z_{\max})$ (а) и EDR_{\max} (б) для рассматриваемых метеоявлений

Проверка различных гипотез о виде распределений по критерию согласия χ^2 Пирсона для уровня значимости 0.01 показала максимальное соответствие экспериментальных относительных частот обобщенному распределению Рэлея – Райса

$$f(x | \mu, \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + \mu^2}{2\sigma^2}} I_0\left(\frac{x \cdot \mu}{\sigma^2}\right), \quad (2)$$

где $I_0(z)$ – модифицированная функция Бесселя первого рода нулевого порядка, $\mu = 2$ – МО и $\sigma = 2.5$ – СКО. Результат аппроксимации гистограммы теоретическим законом представлен на также рис. 7. Параметры μ и σ в строгом смысле не являются МО и СКО, однако соответствующим образом отражают форму распределения [19-21].

На основании разработанной методики был также проведен статистический анализ параметра $H(EDR_{\max})$ для ливня, а также амплитудного распределения параметров отражаемости и EDR (Z_{\max} , EDR_{\max}) для гроз и града. Распределения Райса для параметров $H(Z_{\max})$ и EDR_{\max} , рассматриваемых метеоявлений отображены на рис. 8, а) и 8, б).

Полученные, по результатам вычислений высотного распределения отражаемости и EDR для ливня, гроз и града параметры μ , σ_x распределения Райса указаны в табл. 2. По сути, данная таблица представляет собой параметрическое описание априорного словаря признаков классификации ОМЯ «ливень-гроза-град».

Таблица 2. Параметры распределения Райса для ливня, грозы и града

Параметр	Ливень	Гроза	Град
	$H(Z_{\max})$		
МО	$\mu = 2$	$\mu = 3,5$	$\mu = 4$
СКО	$\sigma_x = 2,5$	$\sigma_x = 3$	$\sigma_x = 4$
	$H(EDR_{\max})$		
МО	$\mu = 2$	$\mu = 3$	$\mu = 4$
СКО	$\sigma_x = 2,5$	$\sigma_x = 4$	$\sigma_x = 4,5$
	Z_{\max}		
МО	$\mu = 22$	$\mu = 29$	$\mu = 42$
СКО	$\sigma_x = 7$	$\sigma_x = 8$	$\sigma_x = 10$
	EDR_{\max}		
МО	$\mu = 0.2$	$\mu = 0.5$	$\mu = 0.61$
СКО	$\sigma_x = 0.2$	$\sigma_x = 0.12$	$\sigma_x = 0.08$

Таким образом, статистический анализ данных обучающей выборки показал, что плотности распределения максимальной отражаемости и турбулентности по значениям и высоте имеют уникальный параметрический

характер, описываемый обобщенным законом Райса. Априорная неопределенность устранена.

Этап выбора рабочего словаря признаков

Формирование рабочего словаря признаков из априорного определяется на основании информативности (разделяющей способности) признаков для конкретного критерия классификации. Для критерия максимума правдоподобия (1) с учетом (2) сформируем порог для альтернативы $i, k; i \neq k$ в виде решения уравнения

$$h_{\text{пор}}(i, k) = \frac{x}{\sigma_i^2} e^{-\frac{x^2 + \mu_i^2}{2\sigma_i^2}} I_0\left(\frac{x \cdot \mu_i}{\sigma_i^2}\right) - \frac{x}{\sigma_k^2} e^{-\frac{x^2 + \mu_k^2}{2\sigma_k^2}} I_0\left(\frac{x \cdot \mu_k}{\sigma_k^2}\right) = 0, \quad (3)$$

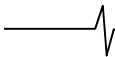
Примером решения пары уравнений для плотностей распределения вероятностей $p(Z_{\max}/\omega_i)$, где $i \in \{\text{л, гз, гд}\}$ (рис. 9, а) является формирование пары порогов: $h_{\text{л,гз}}(Z_{\max}) = 27.4 \text{ дБЗ}$; $h_{\text{гз,гд}}(Z_{\max}) = 37.2 \text{ дБЗ}$.

Для любого признака x из множества Z_{\max} , EDR_{\max} , $H(Z_{\max})$, $H(EDR_{\max})$ может быть сформирована полная матрица вероятностей классификации [14]

$$P(x) = \begin{bmatrix} P_{\text{лл}}(x) & P_{\text{лгз}}(x) & P_{\text{лгд}}(x) \\ P_{\text{гзл}}(x) & P_{\text{гзгз}}(x) & P_{\text{гзгд}}(x) \\ P_{\text{гдл}}(x) & P_{\text{гдгз}}(x) & P_{\text{гдгд}}(x) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

элементы которой вычисляются как

$$\begin{cases} P_{\text{л,л}}(x) = \int_0^{h_{\text{л,гз}}(x)} p(x, \text{л}) dx; \\ P_{\text{л,гз}}(x) = \int_{h_{\text{л,гз}}(x)}^{h_{\text{гз,гд}}(x)} p(x, \text{л}) dx; \\ P_{\text{л,гд}}(x) = \int_{h_{\text{гз,гд}}(x)}^{\infty} p(x, \text{л}) dx; \\ P_{\text{гз,л}}(x) = \int_0^{h_{\text{л,гз}}(x)} p(x, \text{гз}) dx; \\ P_{\text{гз,гз}}(x) = \int_{h_{\text{л,гз}}(x)}^{h_{\text{гз,гд}}(x)} p(x, \text{гз}) dx; \\ P_{\text{гз,гд}}(x) = \int_{h_{\text{гз,гд}}(x)}^{\infty} p(x, \text{гз}) dx; \\ P_{\text{гд,л}}(x) = \int_0^{h_{\text{л,гз}}(x)} p(x, \text{гд}) dx; \\ P_{\text{гд,гз}}(x) = \int_{h_{\text{л,гз}}(x)}^{h_{\text{гз,гд}}(x)} p(x, \text{гд}) dx; \\ P_{\text{гд,гд}}(x) = \int_{h_{\text{гз,гд}}(x)}^{\infty} p(x, \text{гд}) dx. \end{cases} \quad (5)$$



где диагональные элементы определяют достоверность принятия правильных решений. Применение в качестве пределов интегрирования 0 и ∞ не совсем корректно, однако постановка задачи анализа информативности признаков классификации ОМЯ это вполне допускает. Для случая, представленного на рис. 9, а, получим

$$P(Z_{\max}) = \begin{bmatrix} 0,715 & 0,263 & 0,022 \\ 0,347 & 0,463 & 0,19 \\ 0,05 & 0,218 & 0,732 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

В (6) при невысоких величинах вероятностей правильной классификации наблюдаются значительные вероятности перепутывания. Для признака $H(Z_{\max})$ пороги имеют значения $h_{л,гз}(H(Z_{\max})) = 4.63 \text{ км}$; $h_{гз,гд}(H(Z_{\max})) = 6.53 \text{ км}$, (рис. 9, б).

Высокая площадь перекрытия кривых проявляется в неприемлемых значениях элементов всей матрицы классификации, каждого в своем качестве.

$$P(H(Z_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,759 & 0,153 & 0,088 \\ 0,518 & 0,205 & 0,277 \\ 0,374 & 0,177 & 0,449 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Практически аналогичная картина наблюдается для признака $H(EDR_{\max})$, где пороги имеют значения: $h_{л,гз}(EDR_{\max}) = 5.09 \text{ км}$; $h_{гз,гд}(H(EDR_{\max})) = 6.89 \text{ км}$

$$P(H(EDR_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,791 & 0,156 & 0,053 \\ 0,463 & 0,220 & 0,317 \\ 0,359 & 0,208 & 0,433 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Не намного лучше ситуация складывается для признака EDR_{\max} , где пороги равны $h_{л,гз}(EDR_{\max}) = 0.39 \text{ м}^2 \text{ с}^{-3}$; $h_{гз,гд}(H(EDR_{\max})) = 0.54 \text{ м}^2 \text{ с}^{-3}$. В случае с

грозы достоверность принятия решений опять неприемлема.

$$P(EDR_{\max}) = \begin{bmatrix} 0,712 & 0,205 & 0,083 \\ 0,146 & 0,440 & 0,414 \\ 0,002 & 0,170 & 0,828 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Таким образом, наихудшую информативность при классификации опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности имеют признаки $H(Z_{\max})$, $H(EDR_{\max})$. Большей разделяющей способностью обладают признаки Z_{\max} , EDR_{\max} , однако и для них достоверность классификации гроз неприемлема.

Очевидно, что заданная достоверность классификации может быть достигнута при совместном использовании признаков в правилах принятия решений в виде многомерных плотностей распределения вероятностей.

Кроме того, на данном этапе примем допущение о независимости признаков, что серьезно упростит решение задачи без существенного влияния на результат.

Для принятого допущения о статистической независимости признаков их n -мерная плотность распределения вероятностей имеет вид

$$p(x_1, \mu_1, \sigma_1, x_2, \mu_2, \sigma_2, \dots, x_n, \mu_n, \sigma_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i, \mu_i, \sigma_i), \quad (10)$$

где $p(x_i, \mu_i, \sigma_i)$ определена в виде (1), а пороги принятия решений определяются решением уравнений

$$\prod_{i=1}^n p(x_i, \mu_i, \sigma_i) - \prod_{k=1}^n p(x_k, \mu_k, \sigma_k) = 0. \quad (11)$$

На рис. 10 изображен пример двумерной плотности распределения $p(Z_{\max}, H(Z_{\max})/\omega_i)$ с порогами в виде кривых, формирующих области принятия решений.

А на рис. 11 – для случая $p(Z_{\max}, EDR_{\max}/\omega_i)$.

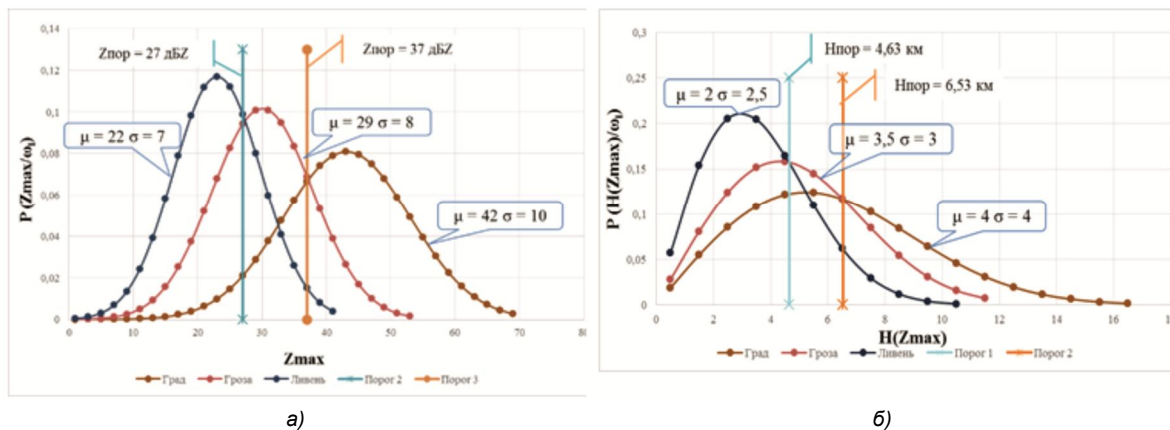


Рис. 9. Пороги принятия решений для параметра Z_{\max} (а) и $H(Z_{\max})$ (б)

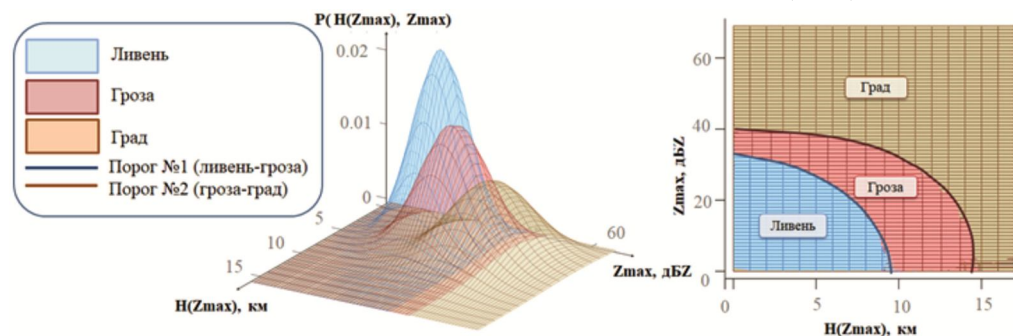


Рис. 10. Области решений для $p(Z_{\max}, H(Z_{\max}))$

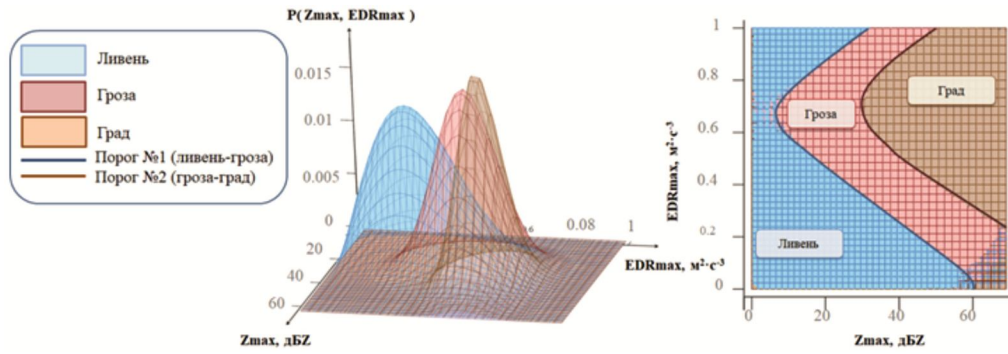
Рис. 11. Области решений для $p(Z_{\max}, EDR_{\max})$ 

Рис. 12. Структура алгоритма радиолокационной классификации опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности на основании байесовского подхода

Полные матрицы вероятностей для двумерных задач имеют вид:

$$P(Z_{\max}, H(Z_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,753 & 0,243 & 0,004 \\ 0,320 & 0,505 & 0,175 \\ 0,040 & 0,216 & 0,744 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$P(EDR_{\max}, H(EDR_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,761 & 0,175 & 0,064 \\ 0,146 & 0,463 & 0,391 \\ 0,003 & 0,181 & 0,816 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

Для наиболее информативных признаков Z_{\max} и EDR_{\max} матрица равна

$$P(Z_{\max}, EDR_{\max}) = \begin{bmatrix} 0,769 & 0,161 & 0,070 \\ 0,141 & 0,683 & 0,176 \\ 0,031 & 0,159 & 0,810 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

Матрица (14) ожидаемо имеет лучшие показатели по достоверности классификации. Проанализируем рост этого показателя с увеличением размерности решаемой задачи. Получим

$$P(Z_{\max}, H(Z_{\max}), H(EDR_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,809 & 0,174 & 0,017 \\ 0,231 & 0,553 & 0,216 \\ 0,075 & 0,173 & 0,752 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

$$P(EDR_{\max}, H(EDR_{\max}), H(Z_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,788 & 0,146 & 0,066 \\ 0,251 & 0,497 & 0,252 \\ 0,049 & 0,144 & 0,807 \end{bmatrix}. \quad (16)$$

$$P(Z_{\max}, H(Z_{\max}), EDR_{\max}) = \begin{bmatrix} 0,800 & 0,195 & 0,005 \\ 0,162 & 0,691 & 0,147 \\ 0,024 & 0,159 & 0,817 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

$$P(Z_{\max}, H(Z_{\max}), EDR_{\max}, H(EDR_{\max})) = \begin{bmatrix} 0,839 & 0,138 & 0,023 \\ 0,145 & 0,701 & 0,154 \\ 0,022 & 0,157 & 0,821 \end{bmatrix}. \quad (18)$$

В матрице вероятностей (18), как и ожидалось, достигнуты максимальные значения вероятностей правильной классификации.

Этап классификации опасных метеоявлений

Таким образом, задача радиолокационной классификации опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности решается в виде задачи различения статистических гипотез в условиях априорной неопределенности, которая устраняется путем (в данном случае экспериментальным) получения и обработки обучающих выборок, расчета оценок вероятностного описания признаков и их использования в алгоритме в качестве истинных значений. Структура алгоритма радиолокационной классификации опасных метеоявлений кучево-дождевой облачности на основании байесовского подхода выглядит следующим образом – рис. 12.

Обучение алгоритма формируется в результате последовательного выполнения операций верхней строчки. После обучения пороги принятия решения фиксируются для ограниченного набора признаков, значения которых на этапе классификации поступают на решающее устройство (классификатор).

Заключение

Предложен единый критерий классификации ОМЯ КДО: ливень – гроза – град, основанный на статистической теории различения гипотез по информации, полученной с выхода МРЛК БЗ «Монокль». Задача распознавания связана с последовательностью выполнения предварительной обработки сигналов, их оцифровки, первичной, вторичной и третичной обработки информации и её отображения.

Наибольшие трудности связаны с этапом обучения по представительной выборке как по времени, так и по объему обрабатываемой информации. Крайне важны допущения, принимаемые в процессе устранения априорной неопределенности. Очевидно, что существует пространственная вариативность исходных данных построения алгоритмов. Это связано с особенностями климатической зоны, в которой установлен радиолокационный метеодатчик. Таким образом, обучение и настройка алгоритмов классификации должны производиться непосредственно в месте установки. Кроме того, необходимо устранять имеющую место временную изменчивость параметров атмосферы. Таким образом, процесс обучения должен идти параллельно процессу классификации.

В дальнейшем авторами будут проведены исследования, посвященные реализации выбора информативных признаков и определения их пороговых значений за счёт использования алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта.

Статья подготовлена в рамках поддержанного грантом Российского научного фонда проекта № 23-29-00450 «Исследование отражательных и турбулентных характеристик атмосферы с использованием нового отечественного метеорологического радиолокационного комплекса ближней зоны «Монокль» в различных климатических зонах в интересах повышения достоверности автоматической классификации опасных метеоявлений».

Литература

1. Методические указания по производству метеорологических радиолокационных наблюдений на ДМРЛ-С на сети Росгидромета. СПб., 2013. 164 с.
2. Методические указания по использованию информации доплеровского метеорологического радиолокатора ДМРЛ-С в синоптической практике. М., 2019. 129 с.
3. Руководство по производству наблюдений и применению информации с неавтоматизированных радиолокаторов МРЛ-1, МРЛ-2, МРЛ-5. РД 52.04.320-91. СПб. 1993.
4. F.J. Yanovsky. «Evolution and Prospects of Airborne Weather Radar Functionality and Technology», 18th International Conference on Applied Electromagnetics and Communications, 2005. DOI:10.1109/ICECOM.2005.204987.
5. V.N. Brangi, and V. Chandrasekar. «Polarimetric Doppler Weather Radar», Cambridge University Press. 2004.
6. Kessler E., Lee J.T., Wilk K.E. Associations between aircraft measurements of turbulence and weather radar measurements. Bulletin of American Meteorological Society, vol.46, no 8, 1965, pp. 433-447.
7. A.Lupidi et al. Polarimetry applied to avionic weather radar: Improvement on meteorological phenomena detection and classification. Conference: Digital Communications - Enhanced Surveillance of Aircraft and Vehicles (TIWDC/ESAV), 2011 Tyrrhenian International Workshop on, pp. 73-77.
8. Vasiliev O. The Design and Operation Features of the Near-airfield Zone Weather Radar Complex «Monocle» / Vasiliev O., Bolelov E., Galaeva K., Gevak N., Zybakin S., Kolesnikov E., Peshko A., Sinitsyn I.// 2021 XVIII Technical Scientific Conference on Aviation Dedicated to the Memory of N.E. Zhukovsky (TSCZh).
9. Васильев О.В., Коротков С.С., Галаева К.И., Бояренко Э.С. Критерии принятия решений для классификации метеоявлений в метеорологическом радиолокационном комплексе ближней аэродромной зоны. Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. 2023. Т. 26. № 2.
10. Болелов Э.А., Васильев О.В., Зябкин С.А., Чиров Д.С. Разработка нечетко-логического классификатора фазового состояния гидрометеоров для алгоритма классификации зон вероятного обледенения воздушных судов в метеолокаторах X-диапазона. T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2023. Том 17. № 10. С. 4-12.
11. D.S. Chirov, E.A. Bolelov, S.A. Zybakin and O.V. Vasiliev. «Fuzzy-logical Classifier of the Phase State of Hydrometeors in X-band Weather Radars», 2023 Wave Electronics and its Application in Information and Telecommunication Systems (WECONF), St. Petersburg, Russian Federation, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/WECONF57201.2023.10148003.
12. Васильев О.В., Зябкин С.А., Никоненко А.В., Чиров Д.С. Функционально-ориентированная модель формирования метеорологического продукта в X-диапазоне от гидрометеоров переохлажденной жидкости при полном поляризационном приеме. Цифровая обработка сигналов. 2023. № 1. С. 54-61.
13. Довиак Р., Зрнич Д. Доплеровские радиолокаторы и метеорологические наблюдения. Монография. Под ред. А.А. Черникова. Л.: Гидрометеиздат, 1988. 512 с.
14. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. Москва: Мир, 1976.
15. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М.: 1977.
16. Тихонов В.И., Бакаев Ю.Н. Статистическая теория радиотехнических устройств. М.: Изд. ВВИА им. проф. Н.Е. Жуковского. 1978.
17. Бекряев В.И. Основы теории эксперимента. Учебное пособие. СПб.: Изд. РГГМУ, 2001. 266 с.
18. Дегтярев А.С., Драбенко В.А., Драбенко В.А. Статистические методы обработки метеорологической информации. Учебник. СПб: ООО «Андреевский издательский дом», 2015. 225 с.
19. Аппроксимация на основе типовых распределений экспериментальных данных URL: <https://poznayka.org/s97706t1.html> (Дата обращения: 12.02.2024)
20. Кремер Н.Ш. Теория вероятностей и математическая статистика. 2-е изд. 2004
21. Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика: Основы моделирования и первичная обработка данных. Справочное издание. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с.

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА ЭЛЕКТРОННЫХ ПЛАНОГРАММ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА КАК ЭТАП АВТОМАТИЗАЦИИ ПЛАНТОГРАФИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Михайлишин В.В., младший научный сотрудник лаборатории инновационных и экспертно-реабилитационных технологий Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, Санкт-Петербург, Российская Федерация, e-mail: doompro@mail.ru

Смирнова Л.М., доктор технических наук, ведущий научный сотрудник отдела биомеханических исследований ОДС Института протезирования и ортезирования Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, профессор кафедры биотехнических систем Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), e-mail: info@diaserv.ru

Черкашин С.О., лаборант-исследователь лаборатории инновационных реабилитационно-экспертных технологий Института протезирования и ортезирования Федерального научно-образовательного центра медико-социальной экспертизы и реабилитации им. Г.А. Альбрехта, студент направления биотехнических систем и технологий Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), e-mail: srgchn1@mail.ru

DIGITAL PROCESSING OF ELECTRONIC PLANTOGRAMS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES AS A STAGE OF AUTOMATION OF PLANTOGRAPHIC RESEARCH

Mikhailishin V.V., Smirnova L.M., Cherkashin S.O.

Computer plantography is an instrumental method for diagnosing the condition of the feet based on the analysis of images of the plantar surface of the feet under load. An important step in working with medical images is their unification to facilitate their analysis. To this end, the article proposes criteria for evaluating the preprocessing of such images to simplify their analysis. A technique for processing images of the plantar surface of the feet, implemented in Python, using computer vision and artificial intelligence algorithms, is also proposed. The results obtained can be applied for scientific purposes, practical medical activities, in the selection and manufacture of orthopedic products for the foot.

Key words: computer plantography, artificial intelligence, image processing, foot diagnostics.

Ключевые слова: компьютерная плантография, искусственный интеллект, обработка изображений, диагностика стоп.

Введение

Компьютерная плантография – исследование, применяемое для оценки деформаций стоп пациента по результатам анализа цифрового снимка отпечатка подошвенной поверхности стоп под нагрузкой собственного веса исследуемого. Данный метод широко применяется в практической деятельности врачей физической и реабилитационной медицины, ортопедов, травматологов [1].

Однако важно учесть тот факт, что, согласно действующему на территории Российской Федерации государственному стандарту ГОСТ Р 52623.1-2008, данное обследование могут проводить лишь специалисты, имеющие среднее медицинское образование по специальностям сестринское дело, лечебное дело или высшее медицинское образование по специальностям лечебное дело, педиатрия [2].

Ввиду этого производителям компьютерных плантографов приходится балансировать между стремлением к повышению информативности исследования и снижению времени, необходимого специалисту на определе-

Компьютерная плантография – инструментальный метод диагностики состояния стоп на основе анализа снимков плантарной поверхности стоп под нагрузкой. Важным этапом при работе с медицинскими изображениями является их унификация для облегчения анализа. С этой целью в статье предложены критерии оценки предобработки таких изображений для упрощения их анализа. Также предложена методика обработки снимков плантарной поверхности стоп, реализованная на языке Python, с применением алгоритмов компьютерного зрения и искусственного интеллекта. Полученные результаты могут быть применены в научных целях, практической медицинской деятельности, при подборе и изготовлении ортопедических изделий для стопы.

ние диагностически значимых ключевых точек и областей на изображении стопы.

Таким образом, появляется задача оптимизации плантографического обследования и повышения его эффективности, которая в значительной степени определяется объемом ресурсов, затраченных на проведение обследований, и степенью достоверности полученных результатов. В этапы решения данной задачи входят разработка и внедрение методов предобработки снимков. Такие методы представляют собой инструмент для ускорения процесса анализа данных и повышения точности результатов диагностики. Особое внимание при этом уделяется созданию однотипных снимков, поскольку они способствуют упрощению дальнейшего про-

цесса разметки и классификации объектов на изображениях.

Предобработка медицинских изображений предполагает применение различных методов преобразования изображений, таких как фильтрация, коррекция яркости и контраста, а также устранение шумов и артефактов с целью повышения качества моделей машинного обучения для разметки этих снимков при их дальнейшем анализе [3]. Эти процедуры также направлены на унификацию и улучшение качества изображений, что, в свою очередь, способствует улучшению точности и надежности получаемых результатов [4].

Цель исследования: разработка методики предобработки снимков компьютерной плантографии для автоматизации плантографических исследований на основе методов искусственного интеллекта.

Материалы и методы

В процессе работы были проанализированы 4000 цифровых плантограмм, полученных способом оптического планшетного сканирования плантарной поверхности стоп человека в позе стоя под нагрузкой тела. Этот набор данных в виде цветных изображений был получен на плантографах одной и той же модели (РУ РЗН 2018/7709).

Для обработки данных был выбран язык программирования Python. В качестве основных инструментов использованы библиотеки numpy и pandas для работы с массивами данных.

Обработка изображений выполнена с применением библиотек Python Image Library (PIL) и OpenCV, обеспечивающих широкие возможности для обработки и анализа изображений.

Для построения, обучения, оценки и использования нейронных сетей применена библиотека TensorFlow, которая является инструментом для решения задач машинного обучения и анализа данных.

Выбор данных инструментов обусловлен их широким функционалом, эффективностью работы, что обеспечило возможность использования современных методов анализа данных и машинного обучения в проводимом исследовании.

Результаты

На всех снимках была выявлена общая структура изображения, включающая левую и правую стопы, рамку изображения, являющуюся отображением части плантографа, и неоднородный темный фон. Пример компьютерной плантограммы представлен на рис.1.

Для всех снимков было характерным содержание мелких частиц грязи, неоднородность фона плантограммы.

В качестве критериев исключения изображений из работы были приняты признаки, подтверждающие нарушение правил проведения плантографического обследования:

- присутствие засветов, вызванных внешними источниками света;
- отображение элементов одежды, перевязочных материалов и тейпов на изображениях стоп;

- присутствие чулочных изделий на изображениях стоп;
- неправильная установка стоп на плантографе;
- отсутствие на изображениях одной из стоп.



Рис. 1. Пример исходной цифровой плантограммы

По этим критериям из 4000 снимков набора данных были отбракованы для исследования 37 изображений.

Для обеспечения унификации изображений в рамках исследования были установлены следующие критерии оценки результатов предобработки снимков:

- отображение только одного объекта на изображении – для обеспечения единообразия снимков в наборе данных, что достигается путём разделения плантографии на 2 изображения, содержащих по одной стопе;
- расположение объекта (стопы) в центре изображения, что обеспечивает равномерность распределения данных в анализируемом наборе данных;
- однотонный фон снимка, ярко контрастирующий с отображаемым объектом;
- определённое (единое) разрешение изображения для обеспечения консистентности и согласованности данных при их последующей обработке и анализе.

Для предобработки снимков был разработан алгоритм, структурно-логическая схема которого представлена на рис. 2.



Рис. 2. Структурно-логическая схема работы алгоритма предобработки плантограмм

Этапы предобработки снимка

Первым этапом предобработки снимка является обрезка краёв изображения с отображением рамок планто-

графа. Для этой процедуры было определено количество рядов пикселей с каждой стороны изображения, которые были поочередно удалены со снимка.

На следующем этапе была проведена изоляция объектов, представленных на изображении на отдельных снимках.

Для решения данной задачи произведено преобразование изображения из цветного в черно-белое.

Входные изображения представлены в трехканальном формате, включающем отдельные матрицы для интенсивности красного (R), зеленого (G) и синего (B) цветов. В отличие от этого, черно-белое изображение содержит только один канал, который определяется интенсивностью белого цвета. Значения интенсивности для каждого канала находятся в диапазоне от 0 до 255.

Для перевода изображения в серый цвет для каждого пикселя была применена формула:

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B,$$

где: Y – искомый пиксель черно-белого изображения, R, G, B – пиксель каналов интенсивности соответственно красного, зеленого и синего цвета исходного изображения.

Далее для снижения цифрового шума и обработки световых пятен, которые могут появляться на стекле плантографа при сканировании, на черно-белом изображении был применён фильтр Гаусса:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}},$$

где: x и y – координаты точки относительно центра ядра, σ – стандартное отклонение гауссовского распределения, контролирующее степень размытия [5].

В данном исследовании было применено стандартное отклонение со значением 10. Чем выше значение σ , тем сильнее размытие и тем меньше деталей остается на изображении после обработки.

После применения фильтра Гаусса требуется инвертировать цвета снимка.

Для монохромного изображения, где интенсивность каждого пикселя представлена одним числом в диапазоне от 0 до 255, максимальное значение интенсивности составляет 255, следовательно 0 – черный цвет, 255 – белый [6].

Формула операции инвертирования имеет вид:

$$I' = 255 - I,$$

где: I – обозначает исходную интенсивность пикселя в изображении, I' представляет интенсивность пикселя после инверсии.

Посредством этой операции темные области изображения преобразуются в светлые, а светлые – в темные.

Далее к изображению был применён пороговый фильтр с пороговым значением равным 242. Таким образом, после применения порогового фильтра изображение представляет собой бинарный массив, где каждый пиксель принимает значение 1, если его интенсивность больше 242, и 0 – в противном случае. Это преобразование упрощает последующую обработку изображения, поскольку оно сокращает количество возможных значений интенсивности пикселей до двух, что облегчает вы-

деление и анализ объектов на изображении [7].

Далее для обработки полученного изображения применялся алгоритм маркировки связанных компонент, который позволяет определить и классифицировать отдельные объекты на основе их пространственной связанности [8]. Каждому уникальному объекту присваивается уникальный идентификатор (метка), что облегчает их последующий анализ и обработку. В результате алгоритм возвращает два основных элемента: матрицу меток и общее количество обнаруженных объектов. Матрица меток представляет собой структуру данных, в которой каждому пикселю исходного изображения сопоставляется значение, указывающее на принадлежность к определенному объекту [9]. Это позволяет визуализировать распределение и пространственное расположение объектов на изображении. Общее количество объектов представляет количественную оценку числа отдельных элементов, присутствующих на изображении. Пример такой обработки представлен на рис. 3.



Рис. 3. Пример определения объектов на бинаризованном снимке

Далее проводилась подготовка к извлечению изолированных изображений объектов.

Исходное изображение преобразуется в массив (аггау) для удобства обработки. Затем, в зависимости от количества обнаруженных объектов, определяется размерность целевого массива для хранения изолированных изображений. Если количество объектов превышает десять, то создаётся массив с десятью слоями, соответствующими первым десяти объектам, в противном случае – массив с количеством слоев, равным числу обнаруженных объектов. Каждый слой массива предназначен для хранения изображения одного объекта и инициализируется нулями, что подготавливает основу для последующего заполнения данными об объектах: проводится итерация по каждому пикселю исходного изображения для заполнения предварительно подготовленного массива изолированными изображениями объектов. Для каждой позиции (x, y) в изображении проверяется метка принадлежности к одному из первых десяти объектов. Если метка пикселя входит в диапазон от 1 до 10, данные о цвете пикселя копируются в соответствующий слой массива изолированных изображений, при этом индекс в

массиве корректируется с учетом смещения на единицу, так как нумерация объектов начинается с 1, а индексация массива – с 0. Таким образом каждый слой массива постепенно заполняется пикселями, соответствующими одному из объектов, позволяя впоследствии анализировать их в изоляции от остальной части изображения. Пример такой обработки представлен на рис. 4.

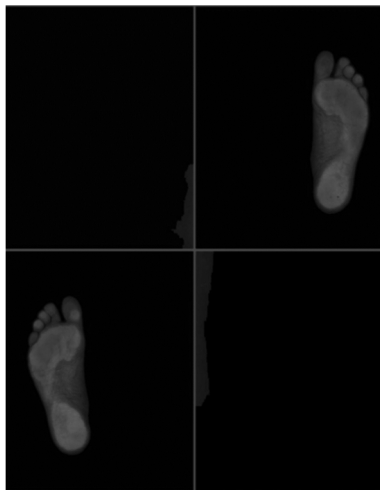


Рис. 4. Пример извлеченных изолированных объектов, содержащихся в многомерном массиве данных

По такой методике была проведена обработка набора данных из 3976 снимков компьютерной плантографии, не попадающих под критерии исключения, о которых шла речь выше. В процессе этой процедуры для каждого изображения были получены массивы снимков, в которых каждому изолированному изображению был присвоен один из трёх классов: отсутствие стопы, изображение левой стопы, изображение правой стопы. Данный процесс разметки массивов позволил создать набор данных, содержащий в общей сложности 16313 аннотированных изображения, в которых содержалось

7952 изображений с метками классов, соответствующих изображению левой или правой стопы, а также 8361, на которых стопы отсутствовали.

Размеченный набор данных был разделен на две части: тренировочную выборку, составляющую 80% от общего числа изображений, и валидационную выборку, составляющую 20 %. Такое разделение было проведено для обеспечения оценки качества модели на данных, не участвующих в процессе обучения [10].

В качестве архитектуры модели была выбрана сверточная нейронная сеть, реализованная с использованием фреймворка TensorFlow. Предложенная архитектура модели искусственного интеллекта для решения задачи классификации изображений состоит из: входного слоя масштабирования изображения к разрешению 256 x 256 пикселей; трех сверточных слоев с функцией активации ReLU (rectified linear unit) – $f(x) = \max(0, x)$ и максимальным пулингом; слоя выравнивания; двух полносвязных слоев, последний из которых имеет 3 выхода и предназначен для классификации изображений по заданным классам (рис. 5).

Была выбрана данная архитектура сверточной нейронной сети, так как слой масштабирования позволяет унифицировать размеры входящего изображения. Три сверточных слоя обеспечивают последовательное выделение признаков на разных уровнях абстракции, а максимальное объединение в них сокращает размерность данных, сохраняя наиболее важную информацию. Выравнивающий, полносвязный и выходной слои обеспечивают объединение всех ранее полученных признаков и выполняют трёхклассовую классификацию снимка.

При обучении модели использовался алгоритм оптимизации Adam в сочетании с функцией потерь Sparse Softmax Cross-Entropy Loss и метрикой точности (Accuracy). Количество эпох обучения составило пять, а размер пакета данных – 128 снимков.

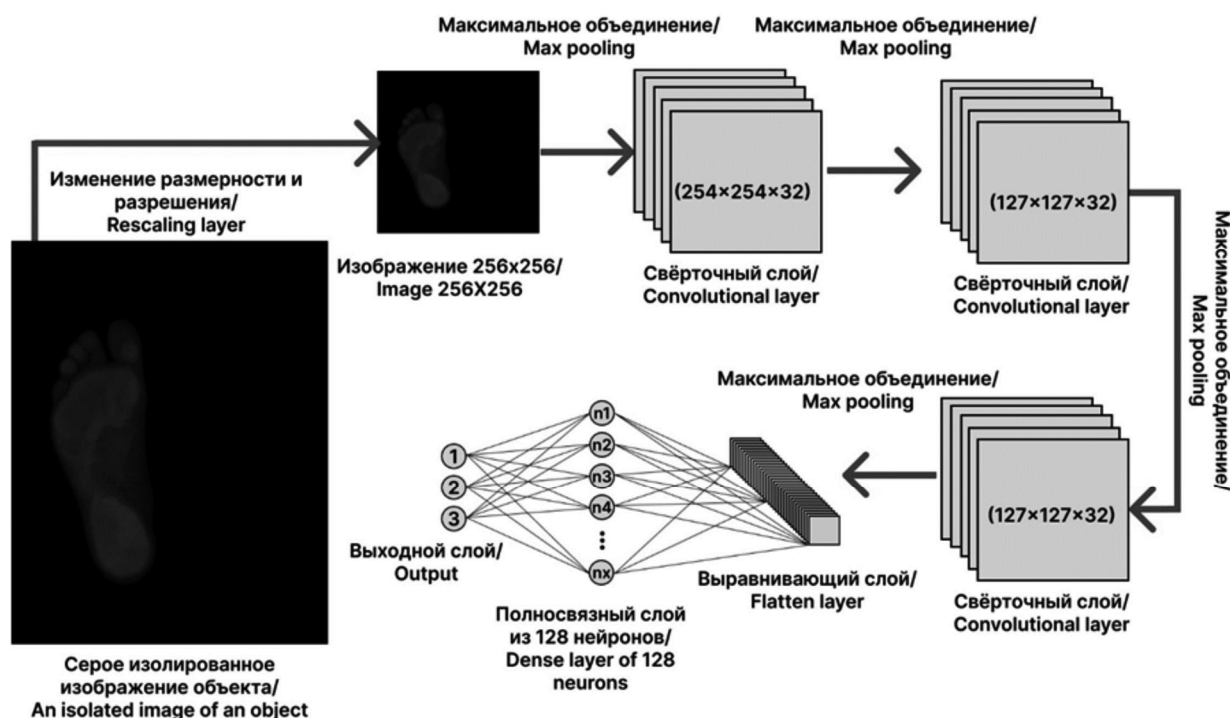


Рис. 5. Архитектура сверточной нейронной сети для классификации снимков

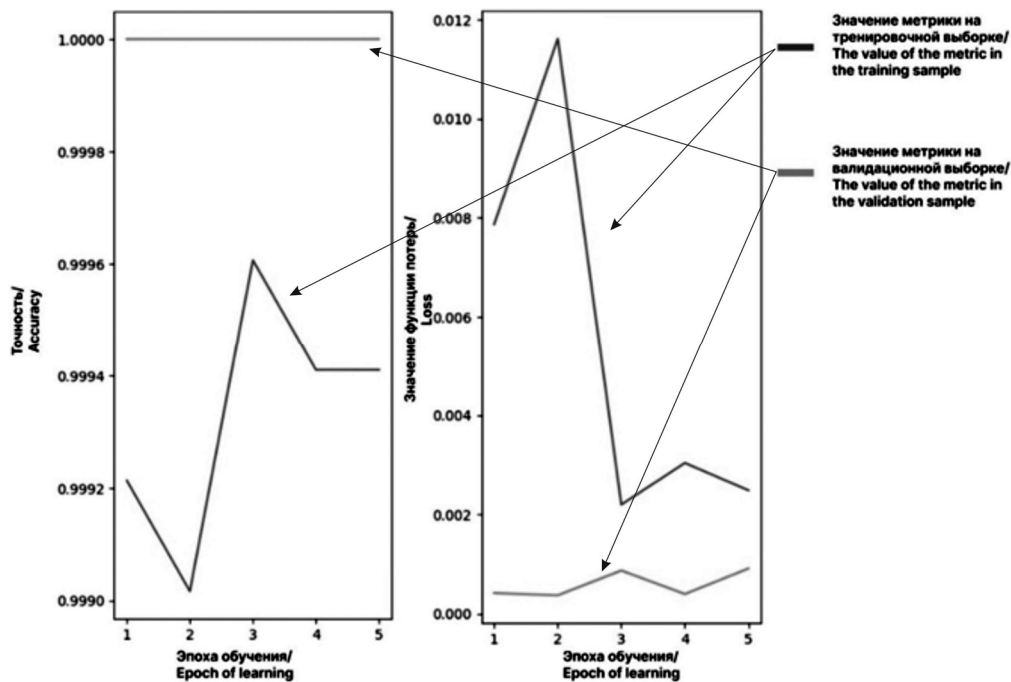


Рис. 6. Графики изменения основных метрик в процессе обучения модели искусственного интеллекта для тестовой и валидационной выборки: а) для точности, б) для оценки функции потерь

Точность классификации по завершении обучения на валидационных данных достигла 1, а на тренировочных – 0.9992. При этом значения функции потерь составили 0.0009 на валидационных данных и 0.0025 – на тренировочных. Такие результаты свидетельствуют о высокой точности и эффективности модели классификации изображений по заданным классам. Визуализация изменений точности и потерь в зависимости от эпохи обучения представлена на рис. 6.

После обучения модель была интегрирована в процесс предварительной обработки изображений, где каждому изолированному снимку в массиве был назначен соответствующий класс.

жащимся в нём объектом) таким образом, чтобы его продольная ось (следовательно, и ось стопы) была параллельна вертикальной оси изображения.

Завершающим этапом обработки являлось создание рамок монохромного черного цвета вокруг прямоугольника, что позволило центрировать прямоугольник (следовательно, и стопу) внутри изображения с заданным размером.

Данные манипуляции способствовали улучшению качества и унификации входных данных для последующего анализа. Пример предобработанных таким образом снимков представлен на рис. 7.

Заключение

Предложенная процедура обработки электронных плантограмм обеспечивает исключение посторонних объектов с изображений, что повышает чистоту исходных данных, и способствует уменьшению вероятности ошибок при дальнейшем анализе. Однородность размера всех обработанных изображений обеспечивает унификацию входных данных и поддержание их консистентности, что важно для автоматизированного анализа электронных плантограмм, в том числе с применением технологий искусственного интеллекта.

Ключевым аспектом такой обработки является центрирование анализируемого объекта, в данном случае стопы, что обеспечивает его стабильное положение в пределах изображения и существенно облегчает задачу последующего распознавания и анализа формы и структуры опорного отпечатка плантарной поверхности. Благодаря такому подходу алгоритмам анализа изображений на основе искусственного интеллекта не потребуется корректировать свои параметры под различное расположение стопы на снимке.

Дополнение изображений монохромным черным фоном улучшает контрастность анализируемого объекта,

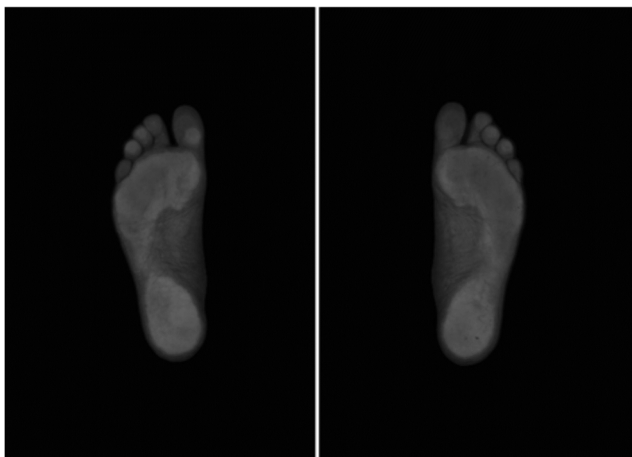
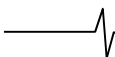


Рис. 7. Результат предобработки электронной плантограммы

Изображения, не содержащие левую или правую стопу, были удалены из массива, а каждое из оставшихся подвергалось дополнительной обработке, в ходе которой стопа описывалась прямоугольником, а оставшая часть изображения вне прямоугольника удалялась. Затем прямоугольник выравнивался (вместе с содер-



что является важным фактором для повышения точности алгоритмов компьютерного зрения. Это особенно значимо, учитывая, что анализ плантограмм, связан с выявлением границ и контуров объекта. Черный фон устраняет влияние фоновых шумов и способствует более четкому выделению характеристик объекта, таких как очертания, текстура и внутренние структуры стопы.

Предложенная методика предобработки цифровых плантограмм позволила создать унифицированную базу данных, которая может быть применена в медицинской практике и научных исследованиях, где требуется анализ морфо-анатомической структуры стопы. Кроме того, созданный набор данных из однотипных снимков компьютерной плантографии представляет собой инновационный этап в разработке моделей узкого искусственного интеллекта для анализа плантограмм, что открывает новые перспективы для автоматической разметки и классификации изображений, значительно ускоряя процесс анализа данных, снижая нагрузку на специалистов.

Литература

1. Скрининг функциональных нарушений стоп с помощью компьютерной плантографии и подометрии. А.С. Веденина, И.В. Ткачук, Л.М. Смирнова [и др.]. Медицинская техника. 2014. № 2(284). С. 21-24 URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=21476909> (дата обращения: 18.03.2024).
2. ГОСТ Р 52623.1-2008 Технологии выполнения простых медицинских услуг функционального обследования: национальный стандарт Российской Федерации: дата введения 2009-09-01. Федеральное агентство по техническому регулированию и метрологии. Изд. официальное. Москва: Стандартинформ, 2009 32 с. URL: <https://internet-law.ru/gosts/gost/47892/> (дата обращения: 18.03.2024).
3. The Effect of Preprocessing on Convolutional Neural Networks for Medical Image Segmentation. K.B. de Raad; K.A. van Garderen; M. Smits., et al. IEEE 18th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Nice, France, 2021, pp. 655-658. doi: 10.1109/ISBI48211.2021.9433952. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9433952> (дата обращения: 18.03.2024).
4. Albahra S., Gorbett T., Robertson S., D'Aleo G., Vasudevan Suseel Kumar S., Ockunzzi S., Lallo D., Hu B., Rashidi H.H. «Artificial intelligence and machine learning overview in pathology & laboratory medicine: A general review of data preprocessing and basic supervised concepts». Seminars in Diagnostic Pathology, vol. 40, no. 2, 2023, pp. 71-87. ISSN 0740-2570. doi: 10.1053/j.semdp. 2023.02.002. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0740257023000138> (дата обращения: 18.03.2024).
5. Kumar B.K.S. Image denoising based on gaussian/ bilateral filter and its method noise thresholding. Signal Image Video Process. 2013. Т. 7. №. 6. С. 1159-1172.
6. Azad M.M. et al. Color image processing in digital image. International Journal of New Technology and Research. 2017. Т. 3. №. 3. С. 263334. URL: <https://www.neliti.com/publications/263334/color-image-processing-in-digital-image> (дата обращения: 18.03.2024).
7. Uchida S. Image processing and recognition for biological images. Development, growth & differentiation. 2013. Т. 55. №. 4. С. 523-549. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1111/dgd.12054> (дата обращения: 18.03.2024).
8. He L. et al. Fast connected-component labeling. Pattern recognition. 2009. Т. 42. №. 9. С. 1977-1987. URL: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/41609963/Fast_connected-component_labeling20160126-26079-1ng7thm-libre.pdf? (дата обращения: 18.03.2024).
9. Chaudhuri B. et al. Multilabel remote sensing image retrieval using a semisupervised graph-theoretic method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2017. Т. 56. №. 2. С. 1144-1158. URL: https://www.researchgate.net/profile/Bindita-Chaudhuri/publication/319873854_Multi-label_Remote_Sensing_Image_Retrieval_using_a_Semi-Supervised_Graph-Theoretic_Method/links/5a1546d2a6fdcccd697bc0e69/Multi-label-Remote-Sensing-Image-Retrieval-using-a-Semi-Supervised-Graph-Theoretic-Method.pdf (дата обращения: 18.03.2024).
10. Cawley G.C., Talbot N.L.C. On over-fitting in model selection and subsequent selection bias in performance evaluation. The Journal of Machine Learning Research. 2010. Т. 11. С. 2079-2107. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume11/cawley10a/cawley10a.pdf> (дата обращения: 18.03.2024).

НОВЫЕ КНИГИ

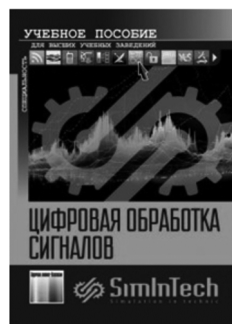
Витязев В.В., Волченков В.А., Овинников А.А., Лихобабин Е.А.

Цифровая обработка сигналов: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 188 с.: ил.

Рекомендовано Научно-методическим советом ФГБОУ ВО «Рязанский государственный Радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» в качестве учебного пособия для студентов обучающихся по программе высшего образования по направлениям 11.03.01 – «Радиотехника» и 11.03.02 – «Инфокоммуникационные технологии и системы связи», магистров по 09.04.04 – «Программная инженерия» и специалистов по специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения».

Изложены общие принципы цифровой обработки сигналов. Основное внимание уделено проектированию цифровых фильтров в классе КИХ- и БИХ-цепей. Приводятся теоретические сведения, касающиеся характеристик фильтров, приводятся подробные примеры их проектирования и анализа их характеристик. Рассматриваются инструменты моделирования прохождения сигналов через цифровые фильтры в среде SimInTech. Использование среды SimInTech для проектирования цифровых фильтров и моделирования прохождения сигналов через них отличает данное учебное издание от имеющейся учебной литературы в данной области.

Для студентов, обучающихся по направлениям 11.03.01 – «Радиотехника» и 11.03.02 – «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» и специальности 12.05.01 – «Электронные и оптико-электронные приборы и системы специального назначения», и магистрантов, обучающихся по направлению 09.04.04 – «Программная инженерия», может представлять интерес для специалистов.



SimInTech. Использование среды SimInTech для проектирования цифровых фильтров и моделирования прохождения сигналов через них отличает данное учебное издание от имеющейся учебной литературы в данной области.

АНАЛИТИКО-НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ЗЕМЛИ ПО ДАННЫМ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНОЙ СЪЕМКИ

Еремеев В.А., НИИ «Фотон», Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, аспирант кафедры «Космические технологии», e-mail: foton@rsreu.ru

ANALYTICAL AND NEURAL NETWORK APPROACH TO EARTH OBJECT IDENTIFICATION BY DATA OF HYPERSPSPECTRAL SURVEY

Eremeev V.A.

An analytical neural network approach to the identification of Earth objects based on the analysis of hyperspectral survey data is considered. It is shown that the main uncertainty of the knowledge of the video information path is caused by the Earth's atmosphere and the spectral transmission coefficient of hyperspectral sensor. The effectiveness of the considered approach using full-scale hyperspectral data from the Russian space system «Resurs-P» is shown.

Key words: Hyperspectral images of the Earth, end-to-end video information path, radiometric correction of hyperspectral data, object identification, convolutional neural networks.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения Земли, сквозной информационный тракт, радиометрическая коррекция гиперспектральной аппаратуры, идентификация объектов, сверточные нейронные сети.

Введение. Постановка задачи

Традиционные подходы к идентификации объектов на космических изображениях земной поверхности базируются на структурно-пространственном анализе данных панхроматической и многозональной съемки в одном или ограниченном числе спектральных диапазонов [1-3]. В последние 20 лет в нашей стране и особенно за рубежом активно развиваются системы гиперспектральной съемки Земли [4-7]. Такие системы синхронно по времени могут сформировать более ста изображений одной и той же сцены в очень узких соприкасающихся спектральных диапазонах, так называемый гиперкуб $B = (B_k(m, n); k = \overline{1, K}, m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N})$, где m, n – координаты точек растра изображений, однозначно геометрически связанные с соответствующими точками Земли; $k = \overline{1, K}$ – номер спектрального диапазона, которому однозначно соответствует длина волны отраженного от Земли излучения $\lambda_k, k = \overline{1, K}$. В результате каждая точка гиперкуба (m, n) характеризуется спектральной характеристикой:

$CX = B_k, k = \overline{1, K}$, что создает предпосылки для разработки алгоритмов пространственно-частотного анализа гиперспектральных изображений и построении на этой основе более эффективных процессов идентификации объектов земной поверхности [8-10].

В работах [11, 12] обоснована необходимость получения знаний о сквозном информационном тракте (СИТ) с целью повышения эффективности нейросетевой идентификации объектов Земли по данным гиперспектральной съемки. Главной задачей настоящей статьи

Рассматривается аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов Земли на основе анализа данных гиперспектральной съемки. Показано, что основную неопределенность в знаниях о видеоинформационном тракте вносят атмосфера Земли и коэффициент спектральной передачи гиперспектральной съемочной аппаратуры. Показана эффективность рассматриваемого подхода с использованием натурных гиперспектральных данных от космической российской системы «Ресурс-П».

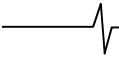
является поиск более глубоких знаний по СИТ и их целенаправленное применение при проектировании нейросетевых технологий распознавания природных объектов на гиперспектральных снимках. Основной трудностью в решении этой задачи является случайная изменчивость свойств атмосферы при прохождении через нее падающего излучения от Солнца на Землю и отраженного от объектов земной поверхности в направлении на космический аппарат. Такое же замечание относится и к коэффициенту спектральной передачи сигнала гиперспектральной аппаратуры. Поэтому для решения поставленной задачи привлекается модель переноса излучения «6S» [13] и данные об опорных полигонах «RadCalNet» [14].

Модель видеоинформационного тракта

Рассмотрим формальное представление сквозного информационного тракта (СИТ) космических систем гиперспектральной съемки Земли [16]:

$$S_B^H \xrightarrow{\gamma_A} S_H^H \xrightarrow{\gamma_3} S_H^O \xrightarrow{\gamma_A} S_B^O \xrightarrow{\gamma_{KA}} B, \quad (1)$$

где S – спектральные плотности энергетической яркости (СПЭЯ) излучения на верхней (индекс «В») и нижней (индекс «Н») границе атмосферы для падающего (индекс «П») излучения Солнца и отраженного (индекс «О») в направлении на космический аппарат (КА); γ – коэффициенты спектральной передачи лучистой энергии через атмосферу (γ_A), отражения от Земли (γ_3) и гиперспектральную аппаратуру (ГСА) (γ_{KA}), установленную на КА; B – гиперкуб на выходе ГСА.



Из (1) следует коэффициент спектральной передачи всего СИТ:

$$\gamma_{СИТ} = B/S_B^O = \gamma_A \cdot \gamma_3 \cdot \gamma_{КА}, \quad (2)$$

где γ_A – оценка коэффициента спектральной передачи атмосферы падающего и отраженного излучения. В схеме (1): S_B^O , S_H^O – функции от длины волн λ_k , $k = \overline{1, K}$, (или номера спектрального канала ГСА $k = \overline{1, K}$); S_B^O , B – функции трех переменных, координат сканируемых точек Земли (x, y) или одноименных точек гиперкуба (m, n) . Функция S_B^O известна с достаточно высокой точностью и неизменна во времени. Коэффициент спектрального пропускания атмосферы γ_A вносит основную неопределенность при анализе и оценке $\gamma_{СИТ}$. В настоящее время существуют весьма сложные многопараметрические модели атмосферы γ_A , например модель «6S» [13]. Для контроля и калибровки ГСА в ходе полетной эксплуатации требуется сверка и коррекция $\gamma_{КА}$ по данным сканирования ГСА радиометрических опорных наземных полигонов (ОП), например полигоны специальной службы «RadCalNet» [14]. Функции ОП могут быть частично возложены на созданную за многие годы базу коэффициентов спектрального отражения типовых объектов земной поверхности [15]. Из (1) и (2) могут быть рассмотрены следующие задачи.

Задача 1. Оценка текущего состояния и калибровка ГСА, т.е. уточнение $\gamma_{КА}$. Для её решения используются информационные ресурсы модели «6S» и ОП «RadCalNet». Эту задачу из (1) можно представить как: $\gamma_{КА} = B/S_B^O$, используя возможности «6S» и ОП в части оценки S_B^O , а также ГСА в части получения B , в том числе и для опорного полигона.

Задача 2. Оценка $\gamma_3 = B/(\gamma_A \cdot \gamma_{КА})$, т.е. оценка КСО объектов земной поверхности, указанных на гиперкубе оператором. Здесь необходимо знать актуальные функции γ_A и $\gamma_{КА}$.

Информационная поддержка СИТ

Модель «6S» имитирует процесс переноса излучения от Солнца и позволяет получить функцию $S_B^O(\lambda)$ на

основе $S_B^O(\lambda)$, используя модели атмосферы и отражения от объектов земной поверхности. Важным элементом модели «6S» является возможность получения $S_B^O(\lambda)$ в произвольной шкале длин волн $\lambda_i, \Delta \lambda_i$, $i = \overline{1, I}$, где $\Delta \lambda_i$ – ширина i -го спектрального диапазона.

Система ОП (RadCalNet) предоставляет возможность, используя наземные средства гиперспектральных измерений опорного полигона, через каждые 30 минут получать данные об ОП: $S_B^O(\lambda)$, $\gamma_3(\lambda)$, а также параметры атмосферы, необходимые для расчета γ_A , в регулярных отсчетах длин волн $\lambda_i, \Delta \lambda_i = \Delta = \text{const} = 10 \text{ нм}$.

Обычно ГСА формирует дискретные отсчеты гиперкуба в квазирегулярной по λ и Δ сетке частот, в которой $\lambda_{k+1} - \lambda_k = \Delta \lambda_k \neq \text{const}$, $k = \overline{1, K}$. Поэтому для оценки и калибровки $\gamma_{КА} = B/S_B^O$, а затем $\gamma_3 = S_H^O/S_H^O$, необходимо данные от опорного полигона на уровне отсчетов S_B^O и B свести к единой сетке частот. В самом простом случае эту операцию можно выполнить путём кусочно-линейной интерполяции по двум вариантам.

Вариант 1. Нерегулярные отсчеты B_k , $k = \overline{1, K}$, полученные ГСА по опорному полигону, не изменяются, а $S_{B,k}^O$ формируется по регулярным отсчетам системы ОП, т.е. $S_{B,i}^O$, $i = \overline{1, I}$, отображаются в нерегулярные отсчеты $S_{B,k}^O$, $k = \overline{1, K}$, с использованием кусочно-линейной интерполяции (рис. 1, а).

Интерполированное значение определяется как:

$$\tilde{S}_{B,k}^O = S_{B,i}^O + \frac{S_{B,i+1}^O - S_{B,i}^O}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} \cdot (\lambda_k - \lambda_i), \quad k = \overline{1, K}, \quad (3)$$

где λ_i и λ_{i+1} – ближайшие отсчеты слева и справа от λ_k . После чего $\gamma_{КА,k} = B_k/\tilde{S}_{B,k}^O$, $k = \overline{1, K}$.

Вариант 2. Нерегулярные отсчеты B_k , $k = \overline{1, K}$, отображаются в регулярной сетке отсчетов B_i , $i = \overline{1, I}$, с использованием кусочно-линейной интерполяции, а $S_{B,i}^O$ не изменяются (рис. 1, б):

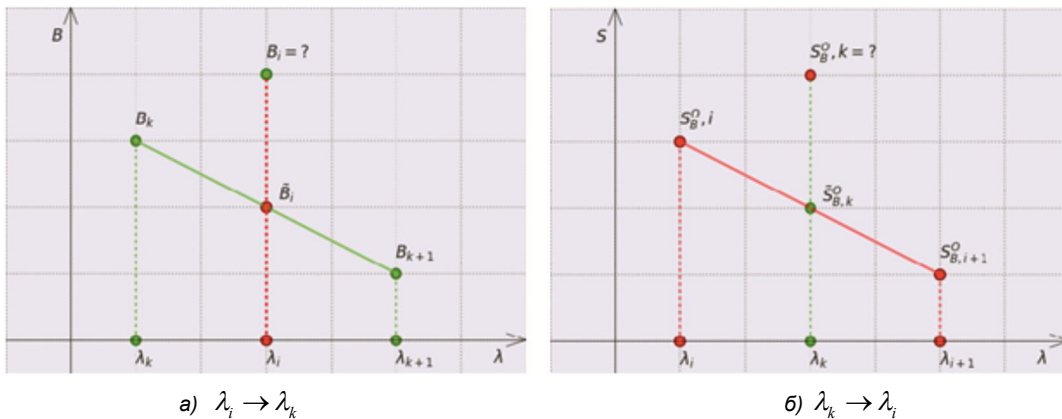


Рис. 1. Отображение данных

$$\tilde{B}_i = B_k + \frac{B_{k+1} - B_k}{\lambda_{k+1} - \lambda_k} \cdot (\lambda_i - \lambda_k), i = \overline{1, I}, \quad (4)$$

где $\lambda_k \leq \lambda_i \leq \lambda_{k+1}$. В результате $\gamma_{KA} = B_i / S_{B,i}^O, i = \overline{1, I}$.

Кусочно-линейная интерполяция вносит ошибку: вместо фактического значения $S_{B,k}^O$ дает $\tilde{S}_{B,k}^O$ (рис. 1, а), а вместо B_i дает \tilde{B}_i (рис. 1, б). Для численного сопоставления точности кусочно-линейного отображений $\lambda_i \rightarrow \lambda_k$ и $\lambda_k \rightarrow \lambda_i$, в условиях отсутствия точных значений $S_{B,k}^O$ и B_i , предлагается следующий подход. Он основан на том, что линейная интерполяция приводит к сглаживанию \tilde{S}_k и \tilde{B}_i по отношению к исходным S_k и B_k , что должно отражаться в снижении оценок дисперсий интерполированных значений по отношению к исходным.

Выполняется оценка дисперсий для последовательностей $S_{B,i}^O, i = \overline{1, I}$, и $\tilde{S}_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$, (вариант 1), а также для последовательностей $B_k, k = \overline{1, K}$, и $\tilde{B}_i, i = \overline{1, I}$, (вариант 2). Опуская индексы «O» и «B», для первого и второго варианта соответственно имеем:

$$\tilde{S}_k = S_i \alpha_i + S_{i+1} \cdot (1 - \alpha_i), k = \overline{1, K}; \quad (5)$$

$$\tilde{B}_i = B_k \alpha_k + B_{k+1} \cdot (1 - \alpha_k), i = \overline{1, I}; \quad (6)$$

В (5) и (6) α_i и α_k – принимают равновероятные случайные значения от 0 до 1 в интервалах $\Delta_i \in [\lambda_i, \lambda_{i+1}]$ и не зависят от отсчетов (S_i, S_{i+1}) и (B_k, B_{k+1}). Случайный характер α_i и α_k определяют случайные величины λ_k и λ_i – точки попадания в интервалы соответственно $[\lambda_i, \lambda_{i+1}]$, $[\lambda_k, \lambda_{k+1}]$ (см. рис. 1): $\alpha_i = (\lambda_k - \lambda_i) / \Delta_i$, $\alpha_k = (\lambda_i - \lambda_k) / \Delta_k$.

Пусть получены оценки дисперсий $\hat{D}(\tilde{S}), \hat{D}(S)$ и $\hat{D}(\tilde{B}), \hat{D}(B)$. Оценку точности интерполяции по вариантам 1 и 2 можно выполнить по показателям

$$\eta_1 = [\hat{D}(S) - \hat{D}(\tilde{S})] / \hat{D}(S), \quad (7)$$

$$\eta_2 = [\hat{D}(B) - \hat{D}(\tilde{B})] / \hat{D}(B).$$

В η_1 используются модельные математически рассчитанные данные, а в η_2 – результаты преобразования ГСА, искаженные различного рода шумами, прежде всего электронным шумом преобразователей светового сигнала в электрический [16, 17]. Этот фактор значительно снижает точность кусочно-линейной интерполяции по варианту 2.

По результатам съемки опорного полигона ГСА космического аппарата «Ресурс-П» получены следующие оценки: $\eta_1 = 0.15$, $\eta_2 = 0.32$, которые характеризуют степень отличия дисперсий исходных последовательностей S и B по отношению к сглаженным отсчетам после кусочно-линейной интерполяции (чем точнее интерполяция, тем меньше η_1 и η_2). Важным доводом в

пользу варианта 1, т.е. работа с данными, определенными в регулярной сетке частот, является ориентация на применение нейросетевых технологий.

Радиометрическая калибровка ГСА

В ходе наземной (предполетной) калибровки ГСА на его вход от специальной установки подается излучение S_k^O , СПЭЯ которого примерно постоянно в рабочем диапазоне длин волн. Выходной сигнал ГСА $B_k, k = \overline{1, K}$, корректируется с использованием коэффициентов линейных преобразований a_k, b_k так, чтобы $a_k B_k + b_k \approx S_k^O, k = \overline{1, K}$, где S_k^O – эталонный сигнал от установки. В ходе полетной эксплуатации соответствие между B_k^O и S_k^O может недопустимо изменяться, что требует периодической калибровки ГСА по данным сканирования опорных полигонов.

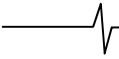
Пусть $S_{B,k}^O$ – сигнал от опорного полигона на входе ГСА, а B_k на его выходе, $k = \overline{1, K}$. Спектральная передаточная характеристика ГСА $\gamma_{KA} = B_k / S_{B,k}^O, k = \overline{1, K}$, может значительно отличаться от результатов предполетных измерений $\gamma_{GCA,k} = B_k^O / S_k^O$. В данном случае радиометрическая калибровка ГСА, т.е. уточнение γ_{KA} , может быть выполнена путем проведения следующих этапов.

Этап 1 – выполняется оценка степени совпадения S_B^O от опорного полигона и результатов моделирования 6S. Предварительно в 6S загружаются данные от ОП: $\gamma_3 = \gamma_{3(OP)}$; параметры атмосферы (атмосферное давление, температура, оптическая толщина аэрозоля, концентрация водяного пара и озона и др.). Результаты дали высокую степень совпадения.

Этап 2 – оценка γ_A на момент съёмки опорного полигона. В модели 6S устанавливается $\gamma_3 = 1$, т.е. исключается модель процесса отражения от объектов Земли. В результате получаем $S_B^O = S_B^H \cdot \gamma_A$, $\gamma_A = S_B^O / S_B^H$.

Этап 3 – сигналы B и S_B^O «очищаются» от атмосферы: $B^* = B / \gamma_A$, $S_B^{O*} = S_B^O / \gamma_A$. Эта процедура позволяет исключить в B и S_B^O остаточные искажающие действие атмосферы и получить более «гладкие» функции B^* и S_B^{O*} .

Этап 4 – радиометрическая калибровка ГСА. Для каждого спектрального канала ГСА определяется пара коэффициентов $a_k, b_k, k = \overline{1, K}$, по которым формируется откалиброванный гиперкуб $B_k^{**} = a_k \cdot B_k + b_k$. Для этого используются $b_k, k = \overline{1, K}$, характеризующие темновые сигналы видеотракта. Они отдельно оцениваются при полном отсутствии излучения на входном зрачке ГСА. Мультикативные коэффициенты определяются из условия $a_k \cdot (B_k^* - b_k) = S_{B,k}^{O*}$ и равны $a_k = S_{B,k}^{O*} / (B_k^* - b_k), k = \overline{1, K}$. В результате скорректированный коэффициент



спектральной передачи ГСА $\gamma_{A,k}^{**} \equiv 1$, а скорректированный гиперкуб $B_k^{**} \equiv S_{B,k}^*$, $k = \overline{1, K}$. При этом действие атмосферы не изменяет $\gamma_{A,k}^{**}$, т.к. $\gamma_{A,k}$ в равной степени присутствует как множитель в B_k^{**} и $S_{B,k}^*$.

Альтернативный подход к реализации этапа 4 может быть основан на полиномиальном приближении $B^{**} = \varphi(B^*)$, при котором достигается приемлемое отклонение B^{**} от S_B^* . Например, для всего диапазона изменения $k = \overline{1, K}$ находятся a , b , c при помощи параболического приближения по критерию $B^{**} = \sum_{k=1}^K (a \cdot (B_k^*)^2 + b \cdot B_k^* + c - S_{B,k}^*)^2 = \min$. Такой подход по отношению к выше рассмотренному обеспечивает достаточно высокое приближение. Но главным его достоинством является автоматическая оценка темнового сигнала в виде коэффициента c , если на практике он мало меняется в зависимости от k .

На рис. 2 представлены результаты радиометрической калибровки в относительных единицах, в виде коэффициента спектральной передачи излучения S_B^{II} на вход и выход ГСА [13, 14]: $\gamma_S = (S \cdot \pi) / (S_B^{II} \cdot \cos \theta)$, где θ – зенитный угол Солнца в момент съемки, $S \in XS_B^O(OП), S_B^O(6S), B\bar{B}$, $\gamma_S \in \{\gamma_{OП}, \gamma_{6S}, \gamma_B\}$.

Использование нейронных сетей

В работе [10] определено несколько направлений по использованию знаний СИТ для улучшения качества обработки гиперспектральной информации нейронными сетями. Одно из них заключается в корректировке снимков для удаления нерелевантной информации из данных, поступающих на вход нейронной сети. Для оценки перспективности данного направления реализовано обучение двух идентичных моделей сверточных нейронных сетей (СНС), выполняющих идентификацию объектов.

В качестве архитектуры СНС использовалась сеть, приведенная в [18], дополненная слоем «batch normalization» перед слоем «dense». Выборка для обучения сформирована на основе результатов сканирования опорных полигонов «RadCalNet» гиперспектральной аппаратурой КА «Ресурс-П». Снимки получены за разные даты и при различном состоянии атмосферы. Первый набор данных содержал исходный сигнал ГСА, а для второго набора, из данных были удалены атмосферные и радиометрические искажения по описанной выше технологии.

Перед обучением СНС выполнено снижение размерности гиперспектральных данных до 20 отсчетов на пиксель методом главных компонент, базис которого формировался на основе всех исходных гиперспектральных изображений, а не отдельно по каждому снимку. Эффективность этого решения обоснована в [19]. Формирова-

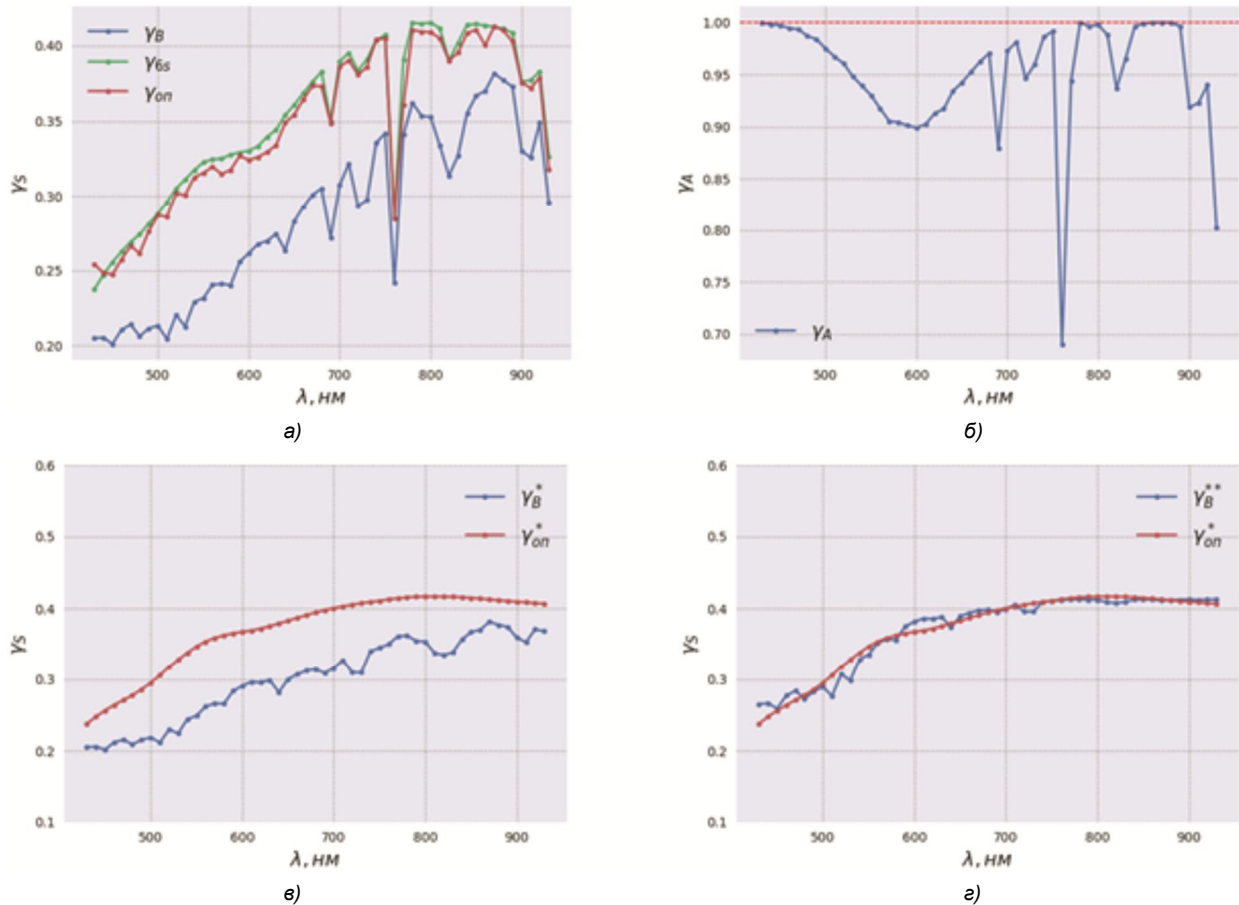


Рис. 2. Радиометрическая калибровка ГСА: а) сопоставление $\gamma_{OП}$ и γ_{6S} ; б) оценка γ_A ; в) коррекция атмосферы γ_B^* и γ_S^* ; г) результаты калибровки γ_B^{**} и $\gamma_{OП}^*$ (полиномиальное приближение)



а)



б)



в)



г)

Рис. 3. Результаты идентификации объектов: а) фрагмент ГСИ; б) эталон;

в) выход СНС, обученной на исходном сигнале ГСА; г) выход СНС, обученной на откалиброванных данных

ние эталонной маски для обучения выполнено экспертным методом и главным образом опиралось на анализ спектральных характеристик откалиброванных изображений и их сопоставление с эталонами из спектральной библиотеки [15]. Всего на изображениях выделено 6 классов: вода, растительность, поле, почва, застройка, облака.

Полученные данные нарезаны на фрагменты размером $11 \times 11 \times 20$ и разделены на подвыборки для обучения, валидации и тестирования. На рис. 3 представлены: фрагмент гиперспектрального изображения (рис. 3, а) (синтез RGB-каналов видимого спектра), эталонная маска (рис. 3, б), прогноз СНС, обученной на исходном сигнале ГСА (рис. 3, в), а также прогноз СНС, обученной на откалиброванных данных (рис. 3, г).

Таблица 1. Метрики качества идентификации для СНС, обученной на исходном сигнале ГСА

Класс/Метрика	P	R	F
Вода	1.00	0.98	0.99
Растительность	0.99	0.83	0.90
Поле	0.88	0.97	0.92
Почва	0.87	0.71	0.78
Застройка	0.80	0.74	0.77
Облака	0.97	0.84	0.90

Для оценки качества идентификации объектов использовалась точность (P), полнота (R) и F -мера (F) [20]. Эти метрики показывают меру сходства (от 0 до 1) двух моделей, в данном случае прогноза обученной

СНС и фактического эталона, заданного оператором. В табл. 1 и табл. 2 представлены вычисленные метрики при обучении по исходным и откорректированным данным ГСА спутника «Ресурс-П».

Таблица 2. Метрики качества идентификации для СНС, обученной на откалиброванных данных

Класс/Метрика	P	R	F
Вода	1.00	0.99	0.99
Растительность	0.96	0.93	0.96
Поле	0.96	0.97	0.97
Почва	0.89	0.88	0.89
Застройка	0.83	0.89	0.86
Облака	0.95	0.90	0.92

На основе полученных результатов можно сделать вывод о том, что «очистка» сигнала от нерелевантной информации ощутимо повышает точность идентификации объектов. Это определяется тем, что прогноз нейронной сети основывается исключительно на отражающих свойствах объектов поверхности Земли, что снижает степень неопределенности от ухудшения параметров гиперспектральной аппаратуры.

Заключение

В результате проведенных исследований:

1. Рассмотрен аналитико-нейросетевой подход к идентификации объектов земной поверхности по данным гиперспектральной съемки. Определены звенья СИТ, которые описаны строго аналитически – это мо-

дель излучения от Солнца, падающего на верхнюю границу атмосферы, и модель отражения излучения от объектов земной поверхности. Выделены звенья СИТ, которые вносят основную неопределенность – это атмосфера и видеотракт ГСА.

2. Представлены технологии калибровки ГСА по наземным опорным полигонам и учета атмосферных искажений, которые позволяют снизить неопределенность в коэффициентах спектральной передачи ГСА и атмосферы. Экспериментально, с использованием данных гиперспектральной съемки со спутника «Ресурс-П», показана эффективность предложенных решений.

Литература

1. Кронберг П. Дистанционное зондирование Земли. Пер. с нем. М.: Мир. 1988. 343 с.
2. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера, 2010. 560 с.
3. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / под. ред. В.В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
4. H. Kaufmann et al., «EnMAP A Hyperspectral Sensor for Environmental Mapping and Analysis», 2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing, Denver, CO, USA, 2006, pp. 1617-1619.
5. Ахметьянов В.Р., Николенко А.А., Терентьева В.В. Развитие космической гиперспектральной аппаратуры за рубежом. Матер. науч.-техн. конф. «Гиперспектральные приборы и технологии». М.: ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева», 2013. С. 41-42.
6. Архипов С.А., Ляхов А.Ю., Тарасов А.П. Работы ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева» по созданию гиперспектральных приборов дистанционного зондирования. Матер. науч.-техн. конф. «Гиперспектральные приборы и технологии». М.: ОАО «Красногорский завод им. С.А. Зверева», 2013. С. 25-30.
7. Кирилин А.Н., Ахметов Р.Н., Стратилатов Н.Р., Бакланов А.И., Федоров В.М., Новиков М.В. Космический аппарат «Ресурс-П». Геоматика. 2010. № 4. С. 23-26.
8. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Проблемные вопросы обработки данных от космических систем гиперспектральной и радиолокационной съемки Земли. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. №60. С. 54-64.
9. Ахметов Р.Н., Везенов В.И., Еремеев В.В., Стратилатов Н.Р., Юдаков А.А. Модели формирования и некоторые алгоритмы обработки гиперспектральных изображений. Исследование Земли из космоса. 2014. №1. С. 17-28.
10. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Ушенкин В.А., Постыляков О.В. Улучшение технологий искусственного интеллекта при обработке материалов наблюдения Земли на основе системного анализа сквозного информационного тракта. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 6. С. 144-154.
11. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Использование сверточных нейронных сетей для идентификации структурно-однородных областей на космических снимках Земли. Цифровая обработка сигналов. 2022. №3. С. 45-48.
12. Еремеев В.А., Егошкин Н.А., Макаренков А.А. Модель видеоинформационного тракта систем гиперспектральной съемки Земли и ее приложения. Вестник Рязанского государственного университета им. В.Ф. Уткина. С. 2024. № 7. С. 103-110.
13. Svetlana Y. Kotchenova, Eric F. Vermote, Robert Levy, and Alexei Lyapustin (2008). «Radiative transfer codes for atmospheric correction and aerosol retrieval: inter-comparison study», Optical Society of America, APPLIED OPTICS, vol. 47, issue 13, pp. 2215-2226.
14. Bouvet, M., Thome, K., Berthelot, B., Bialek, A., Czaplá-Myers, J., Fox, N.P., Goryl, P., Henry, P., Ma, L., Marcq, S., Meygret, A., Wenny, B.N., Woolliams, E.R. RadCalNet: A Radiometric Calibration Network for Earth Observing Imagers Operating in the Visible to Shortwave Infrared Spectral Range. Remote Sens. 2019, 11, 2401, <https://doi.org/10.3390/rs11202401>.
15. Kokaly R.F., Clark R.N., Swayze G.A., Livo K.E., Hoefen T.M., Pearson N.C., Wise R.A., Benzel W.M., Lowers H.A., Driscoll R.L., Klein A.J., 2017, USGS Spectral Library Version 7: U.S. Geological Survey Data Series 1035, 61 p., <https://doi.org/10.3133/ds1035>.
16. Еремеев В.В., Зенин В.А. Модели коррекции динамических структурных искажений на космических изображениях. Вестник Рязанского государственного университета. 2010. № 3. С. 3-7.
17. Еремеев В.В., Князьков П.А., Москвитин А.Э. Оценка уровня аддитивного шума на аэрокосмических изображениях поверхности Земли. Вестник Рязанского государственного университета. 2010. № 3. С. 8-11.
18. Muhammad Ahmad, Adil Mehmood Khan, Manuel Mazzara, Salvatore Distefano, Mohsin Ali, Muhammad Shahzad Sarfraz. A fast and compact 3-D CNN for hyperspectral image classification. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2022, vol. 19, pp. 1-5.
19. Еремеев В.А., Макаренков А.А. Нейросетевая идентификация объектов Земли на основе данных от систем гиперспектральной съемки и знаний об их видеоинформационном тракте. Цифровая обработка сигналов. 2024. № 1. С. 49-54.
20. Marina Sokolova, Guy Lapalme. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing and Management. 2009. 45(4). pp. 427-437.

УДК 004.932

ОЦЕНИВАНИЕ ДОПЛЕРОВСКОГО ЦЕНТРОИДА ПРИ ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКЕ КОСМИЧЕСКИХ РАДИОГОЛОГРАММ МАРШРУТНОГО РЕЖИМА СЪЕМКИ ПУТЕМ АМПЛИТУДНОГО АНАЛИЗА

Ушенкин В.А., в.н.с. НИИ «Фотон» РГРТУ, к.т.н., foton@rsreu.ru

DOPPLER CENTROID ESTIMATION IN PRIMARY PROCESSING OF SPACEBORNE STRIPMAP SAR RAW DATA BY AMPLITUDE ANALYSIS

Ushenkin V.A.

The paper proposes a new algorithm for high-precision Doppler centroid estimation from spaceborne StripMap synthetic aperture radar (SAR) data, based on amplitude analysis of images, obtained from raw data, divided into two non-overlapping subapertures (two looks). The estimation includes two aspects, which are the baseband Doppler centroid evaluation (within the pulse repeat rate) and the Doppler ambiguity evaluation. High accuracy of the baseband Doppler centroid estimates is achieved by analyzing the amplitude azimuthal spectrum not of the raw data, but of the images obtained from it, in which the impulse responses cease to be spatially widespread and become compact. The amplitude azimuthal spectrum analysis is performed independently in a set of non-overlapping small fragments that form one large fragment of the image, with subsequent weighted averaging of the obtained estimates within the large fragment. Higher accuracy of the Doppler ambiguity estimates is achieved due to a more precise mathematical model for recalculating range mismatch of the images obtained from two looks into Doppler corrections, which takes into account previously found corrections to the baseband Doppler centroid and the azimuthal SAR antenna pattern. The paper presents the results of the proposed algorithm obtained by processing the COSMO-SkyMed satellite data. It is shown that due to the higher accuracy of the proposed algorithm in most cases it is possible to reduce the number of iterations of raw data processing and evaluation of its parameters by 1–2 to obtain accurate estimates of the Doppler centroid. In addition, unlike the known amplitude algorithms, the proposed algorithm stably allows estimating the Doppler centroid when the baseband Doppler centroid error is close to the half of the pulse repeat rate.

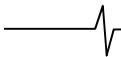
Key words: Doppler centroid, Doppler ambiguity, synthetic aperture radar (SAR), raw SAR data, satellite, primary processing.

Ключевые слова: доплеровский центроид, доплеровская неопределенность, радиолокатор с синтезированной апертурой антенны, радиоголограмма, космический аппарат, первичная обработка.

Введение

При первичной обработке информации от РСА космического базирования выполняется синтез радиолокационного изображения из траекторного сигнала РСА – радиоголограммы [1–3]. Одним из параметров синтеза является доплеровский центроид – значение доплеровского сдвига частоты эхо-сигналов, соответствующее центру диаграммы направленности антенны РСА. Для расчета значения доплеровского центроида требуется знание угловой ориентации космического аппарата и углов установки антенны РСА на космический аппарат. Угловая ориентация космического аппарата [4] обычно измеряется с помощью блоков определения координат звезд (БОКЗ). Один БОКЗ обеспечивает высокую точность измерения направления своей оптической оси и более низкую точность измерения поворота вокруг этой оси. Поэтому для получения высокой точности всех углов Эйлера необходима работа нескольких БОКЗ, установленных на КА под углом друг к другу [5]. В ходе эксплуатации кос-

Предлагается новый алгоритм высокоточного оценивания доплеровского центроида по данным, полученным радиолокаторами с синтезированной апертурой антенны (РСА) космического базирования в маршрутном режиме съемки, на основе амплитудного анализа изображений, синтезированных из радиоголограммы по двум неперекрывающимся субапертурам. Оценивание включает два аспекта: оценивание относительного значения доплеровского центроида (в пределах частоты повторения зондирующих импульсов) и оценивание доплеровской неопределенности (неоднозначности). Высокая точность оценок относительного значения доплеровского центроида достигается за счет анализа амплитудного азимутального спектра сигнала не радиоголограммы, а синтезированных из нее изображений, на которых импульсные отклики перестают быть пространственно протяженными и становятся компактными. Анализ амплитудного азимутального спектра при этом выполняется независимо во множестве непересекающихся малых фрагментов, образующих один большой фрагмент изображения, с последующим усреднением полученных оценок в пределах большого фрагмента. Более высокая точность оценок доплеровской неопределенности достигается за счет более строгой математической модели пересчета геометрических рассогласований изображений, синтезированных по двум неперекрывающимся субапертурам, в доплеровские поправки, учитывающей найденные ранее поправки к относительному значению доплеровского центроида и азимутальную диаграмму направленности антенны РСА. В работе приводятся результаты предложенного алгоритма, полученные при обработке данных от зарубежного радиолокационного космического аппарата «COSMO-SkyMed». Показано, что за счет более высокой точности предложенного алгоритма в большинстве случаев удается на 1–2 сократить число итераций синтеза изображения и оценивания его параметров для получения точных оценок доплеровского центроида. Кроме того, в отличие от известных амплитудных алгоритмов, предложенный алгоритм стабильно позволяет выполнять оценивание доплеровского центроида, когда ошибка знания его относительного значения близка к половине частоты повторения зондирующих импульсов.



мического аппарата отдельные БОКЗ могут выходить из строя, из-за чего точность измерений угловой ориентации, а соответственно и точность расчетов доплеровского центроида будет снижаться, оказывая негативный эффект на качество изображений, синтезируемых из радиоголограмм. Кроме того, космический аппарат в ходе вывода на орбиту подвергается существенным деформациям, из-за чего изменяются углы установки антенны РСА, измеренные в наземных условиях. Наконец, в ходе дальнейшей эксплуатации могут проявляться деформации, связанные с температурной нестабильностью. Все это негативно отражается на точности расчетов доплеровского центроида. Таким образом, помимо аналитического расчета на основе измерений угловой ориентации и установочных углов, необходимо иметь альтернативные способы оценивания доплеровского центроида, которые должны применяться при недостаточной точности измерений БОКЗ или при уточнении установочных углов в ходе геометрической калибровки космического аппарата [6].

Таким альтернативным способом является оценивание доплеровского центроида путем анализа сигнала радиоголограммы. При этом абсолютное значение доплеровского центроида $f_{\text{дц}}$ декомпозируется на относительное значение и доплеровскую неопределенность:

$$f_{\text{дц}} = f_{\text{дц отн}} + M_{\text{дц}} f_{\text{имп}},$$

где $f_{\text{дц отн}} \in [-f_{\text{имп}}/2, f_{\text{имп}}/2)$ – относительное значение, $f_{\text{имп}}$ – частота повторения зондирующих импульсов, $M_{\text{дц}} \in Z$ – доплеровская неопределенность, Z – множество целых чисел.

Относительное значение доплеровского центроида и доплеровская неопределенность оцениваются отдельно с помощью различных алгоритмов.

Известно несколько алгоритмов оценки относительного значения доплеровского центроида по сигналу радиоголограммы. В амплитудном алгоритме [7, 8] выполняется анализ усредненного амплитудного азимутального спектра фрагмента радиоголограммы и находится точка его максимума. В фазовом алгоритме [8, 9] оценивается средний набег фазы комплексного сигнала вдоль столбца в пределах фрагмента радиоголограммы. Основным недостатком обоих алгоритмов является снижение точности получаемых оценок, когда в анализируемый фрагмент входит только часть импульсного отклика на сверхъяркий объект. Из-за пространственной протяженности импульсных откликов на радиоголограмме (в пределах нескольких тысяч пикселей по каждому измерению) такие случаи встречаются часто, а выявление их затруднено.

Для устранения негативного влияния пространственно протяженных импульсных откликов оценка относительного значения доплеровского центроида может выполняться по сигналу не радиоголограммы, а синтезированного из нее изображения, на котором импульсные отклики становятся компактными. При этом могут применяться те же самые алгоритмы, что и для радиоголограммы [10].

В задаче оценивания доплеровской неопределенно-

сти по сигналу радиоголограммы также известно несколько различных алгоритмов. Фазовые алгоритмы [8, 11, 12] используют зависимость абсолютного значения доплеровского центроида от несущей частоты зондирующих импульсов. Для этого широкополосный эхо-сигнал разделяется на несколько узкополосных, из каждого из которых получается своя радиоголограмма со смещенной несущей частотой. Для каждой радиоголограммы с помощью фазового подхода оценивается относительное значение доплеровского центроида, а вариация значений оценок, полученных для различных смещенных по несущей частоте радиоголограмм, пересчитывается в доплеровскую неопределенность. Недостаток фазовых алгоритмов – погрешности оценивания относительных значений доплеровского центроида, вызванные протяженностью импульсных откликов, приводят к искажению получаемых оценок доплеровской неопределенности.

Известен также амплитудный алгоритм оценивания доплеровской неопределенности [8, 13]. В нем полная апертура (полоса доплеровских частот) разбивается на две неперекрывающихся субапертуры, по каждой из которых синтезируется радиолокационное изображение со сниженным азимутальным пространственным разрешением. В основу определения доплеровской неопределенности положена зависимость величины миграции сигнала по каналам дальности от доплеровского сдвига. Если при синтезе изображений использовалось правильное значение доплеровского центроида, то в обеих субапертурах миграция дальности полностью устраняется, а геометрические рассогласования между двумя изображениями отсутствуют. Если же при синтезе изображений использовалось неправильное значение доплеровской неопределенности, то в одной из субапертур миграция дальности устраняется недостаточно, а в другой – избыточно. Из-за этого возникает горизонтальное смещение двух изображений, тем большее, чем больше ошибка в доплеровской неопределенности. Путем корреляционно-экстремального совмещения изображений это смещение может быть найдено и пересчитано в поправку к доплеровской неопределенности. Основное достоинство данного алгоритма – в отсутствие изначальной ошибки в значении доплеровского центроида изображения, синтезированные по субапертурам, получаются качественными, достаточно легко коррелируются друг с другом в случае радиометрически неоднородного сюжета и позволяют правильно получить околонулевые поправки. При большой изначальной ошибке из-за деградации качества синтезированных изображений точность получаемых поправок снижается, но имеется возможность итерационного уточнения доплеровской неопределенности, позволяющая после выполнения нескольких итераций прийти к достаточно точным значениям. Недостатком алгоритма является достаточно грубая математическая модель пересчета геометрических рассогласований изображений в поправку к доплеровской неопределенности, из-за которой для получения точных значений требуется выполнить значительное количество итераций алгоритма, а в отдельных редких случаях оценивание доплеровской неопределенности становится невозможным.

Цель работы – добиться высокой точности оценивания обеих составляющих доплеровского центроида при умеренном объеме вычислений. Для этого предлагается выполнять оценку относительного значения доплеровского центроида одновременно с оценкой доплеровской неопределенности, анализируя сигнал двух изображений, синтезированных из радиоголограммы по субапертурам, а также уточнить математическую модель пересчета геометрических рассогласований изображений, синтезированных по субапертурам, в поправку к доплеровской неопределенности с целью сокращения количества итераций оценивания и сокращения числа случаев, когда оценивание выполнить не удается.

Оценивание относительного значения доплеровского центроида

Для сокращения объема вычислений оценивание относительного значения доплеровского центроида можно выполнить по тем же данным, что и оценивание доплеровской неопределенности: по паре комплексных радиолокационных изображений, синтезированных из радиоголограммы по двум неперекрывающимся субапертурам, каждая из которых составляет половину доплеровского спектра. При этом в процессе синтеза изображений не должна выполняться аподизация азимутального спектра. За счет линейности дискретного преобразования Фурье сумма комплексных сигналов этих двух изображений эквивалентна сигналу комплексного изображения, синтезированного по полной апертуре. Центральная частота сигнала вдоль столбца изображения дает оценку относительного значения доплеровского центроида.

Для нахождения азимутального спектра с высоким отношением сигнал-шум суммируются сигналы во всех столбцах фрагмента суммарного комплексного изображения, а затем применяется дискретное преобразование Фурье.

Для нахождения центральной частоты в [8] предлагается свернуть амплитудный спектр с производной треугольной функции с шириной основания, соответствующей полосе доплеровских частот, и найти точку, в которой результат свертки обращается в ноль с отрицательным наклоном. Вместо производной треугольной функции может также использоваться производная квадрата азимутальной диаграммы направленности антенны (ДНА) РСА.

Однако для нахождения центральной частоты можно применить и более быстрый алгоритм, который обеспечит эквивалентный результат в случае симметричного спектра. Для этого необходимо перейти в полярную систему координат и представить каждый отсчет амплитудного спектра в виде вектора, длина которого определяется интенсивностью отсчета, а направление – доплеровской частотой. Направление суммы таких векторов даст центральную частоту. Наиболее удобно описанные вычисления реализуются с помощью аппарата комплексных чисел:

$$f_{\text{дц отн}} = \frac{f_{\text{имп}}}{2\pi} \arg \sum_i A(f_i) \exp \left(j \cdot 2\pi \frac{f_i}{f_{\text{имп}}} \right),$$

где $A(f)$ – амплитудный азимутальный спектр, j – мнимая единица, $f_i \in [-f_{\text{имп}}/2, f_{\text{имп}}/2)$ – частоты отсчетов азимутального спектра.

В алгоритмах оценки относительного значения доплеровского центроида, работающих по радиоголограмме, одна оценка получается в результате анализа суммарного амплитудного азимутального спектра достаточно большого квадратного фрагмента с размером стороны квадрата в несколько сотен пикселей. Однако проведенные экспериментальные исследования показали, что за счет компактности импульсных откликов на синтезированном изображении, относительно точные оценки можно получать при размерах стороны фрагмента в несколько десятков пикселей. Более того, выяснилось, что если большой фрагмент изображения разделить на непересекающиеся малые фрагменты, в каждом из них выполнить анализ амплитудного азимутального спектра, а затем полученные оценки $f_{\text{дц отн}}$ усреднить с весами, пропорциональными сумме отсчетов амплитудного спектра малого фрагмента, то результат такого усреднения получается в среднем более точным, чем оценка $f_{\text{дц отн}}$, полученная по спектру всего большого фрагмента. Так при размере стороны большого фрагмента, составляющем 1024 пикселя, среднеквадратичное отклонение оценок $f_{\text{дц отн}}$ от полинома малой степени, аппроксимирующего их вариации по полю изображения от космического аппарата «COSMO-SkyMed», составило 0,58 % от величины $f_{\text{имп}}$. Если же каждый большой фрагмент разделить на малые фрагменты размером 32х32 пикселя, то среднеквадратичное отклонение снижается до 0,29 % от величины $f_{\text{имп}}$.

Таким образом, наиболее точная оценка относительного значения доплеровского центроида получается как

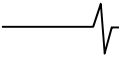
$$f_{\text{дц отн}} = \frac{f_{\text{имп}}}{2\pi} \arg \sum_k \sum_i A_k(f_i) \exp \left(j \cdot 2\pi \frac{f_i}{f_{\text{имп}}} \right) = \frac{f_{\text{имп}}}{2\pi} \arg \sum_i \exp \left(j \cdot 2\pi \frac{f_i}{f_{\text{имп}}} \right) \sum_k A_k(f_i), \quad (1)$$

где $A_k(f)$ – амплитудный азимутальный спектр k -го малого фрагмента.

Из (1) видно, что такое оценивание эквивалентно анализу суммы азимутальных амплитудных спектров, построенных по малым фрагментам, на которые разделен большой фрагмент изображения. Суммирование амплитудных спектров можно считать неким аналогом некогерентного накопления, позволяющим снизить влияние шумов.

Точности оценок $f_{\text{дц отн}}$ порядка 0,3 % от величины $f_{\text{имп}}$ достаточно как для качественного синтеза изображения из радиоголограммы, так и для геометрической калибровки космического аппарата. Однако такая точность достигается лишь при следующих условиях:

- 1) наблюдаемые объекты в пределах анализируемого фрагмента изображения должны быть неподвижны относительно земной поверхности;
- 2) на фрагменте изображения должно быть высокое



отношение сигнал-шум;

3) изображение должно быть качественно синтезировано из радиоголограммы.

Для выполнения первых двух условий необходимо исключить из оценки водную поверхность, радиотени, пески и прочие темные малококонтрастные объекты. Последнее условие выполняется по окончании итерационной схемы последовательного уточнения значений доплеровского центроида.

Оценивание доплеровской неопределенности

В основу оценивания доплеровской неопределенности положен амплитудный алгоритм, анализирующий смещение по наклонной дальности изображений, синтезированных из радиоголограммы по двум субапертурам [8, 13]. В классическом амплитудном алгоритме [8, 13] предполагается, что смещение по дальности лишь линейно зависит от ошибки знания доплеровской неопределенности. Однако, как показывает практика, это справедливо лишь тогда, когда отсутствует ошибка знания относительного значения доплеровского центроида. Поэтому в случае существенных ошибок знания $f_{\text{дц отн}}$ получаются искаженные оценки доплеровской неопределенности, что увеличивает число итераций последовательного уточнения доплеровских параметров, а иногда в принципе не позволяет оценить доплеровскую неопределенность. Рассмотрим более подробно, что происходит с изображениями, синтезированными по двум неперекрывающимся апертурам, в обоих случаях.

Зависимость миграции по каналам дальности от доплеровской частоты f может быть приближенно записана в виде:

$$\Delta R(f) \approx \frac{c^2 R_{\perp} f^2}{8 f_0^2 V_{\text{лз}}^2}, \quad (2)$$

где R_{\perp} – дальность на траверзе, f – рабочая частота РСА, c – скорость света в вакууме, $V_{\text{лз}}$ – линейная эквивалентная скорость (параметр аппроксимации реального движения РСА относительно наблюдаемых объектов прямолинейным равномерным движением) [2, 8].

Аппроксимация (2) обладает высокой точностью при малых доплеровских сдвигах, но с увеличением доплеровской частоты точность (2) снижается. Тем не менее, даже при сдвигах частоты в несколько десятков килогерц относительная погрешность аппроксимации (2) составляет лишь единицы процентов, чего достаточно для оценки доплеровской неопределенности.

Пусть ошибка знания $f_{\text{дц отн}}$ нулевая, но имеется ошибка $\Delta M_{\text{дц}}$ знания доплеровской неопределенности. В этом случае полная апертура корректно разбивается на две субапертуры относительно $f_{\text{дц отн}}$. При симметричной диаграмме направленности антенны средневзвешенные доплеровские частоты двух синтезированных изображений смещены на одинаковую величину $K f_{\text{имп}}$ относительно как имеющейся оценки абсолютного значения доплеровского центроида $\tilde{f}_{\text{дц}}$, так и истинного значения $f_{\text{дц}}$. Таким образом, дальности одного и

того же объекта на двух синтезированных изображениях будут равняться:

$$R_1 = R_{\perp} + \Delta R(f_{\text{дц}} - K f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} - K f_{\text{имп}}) = R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} - K f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} - K f_{\text{имп}}), \quad (3)$$

$$R_2 = R_{\perp} + \Delta R(f_{\text{дц}} + K f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + K f_{\text{имп}}) = R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} + K f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + K f_{\text{имп}}). \quad (4)$$

Прибавление ΔR в (3) и (4) соответствует истинной миграции дальности, а вычитание ΔR – ее устранению в процессе синтеза изображения.

Вычтя (3) из (4) и подставив (2), получим линейную зависимость, применяемую в классическом амплитудном алгоритме [8, 13]:

$$R_2 - R_1 = \frac{K f_{\text{имп}}^2 c^2 R_{\perp}}{2 f_0^2 V_{\text{лз}}^2} \Delta M_{\text{дц}}.$$

Можно перейти от разницы наклонных дальностей к смещению двух изображений в пикселях Δx :

$$R_2 - R_1 = \frac{c}{2 f_{\text{дискр}}} \Delta x,$$

где $f_{\text{дискр}}$ – частота дискретизации сигнала в строке изображения.

Тогда поправка к доплеровской неопределенности выражается как

$$\Delta M_{\text{дц}} = \left[\frac{f_0^2 V_{\text{лз}}^2 \Delta x}{K f_{\text{имп}}^2 c R_{\perp} f_{\text{дискр}}} \right],$$

где $[x]$ – операция округления до ближайшего целого.

В качестве коэффициента K в [8] предлагается брать значение 0,25, не учитывая взвешивание сигналов, смещенных по доплеровской частоте, квадратом ДНА. Однако, как показывает практика, из-за этого возникает относительная погрешность оценки $\Delta M_{\text{дц}}$ порядка 30 %, что при $\Delta M_{\text{дц}} \geq 2$ приводит к некорректной оценке и необходимости в еще как минимум одной итерации по ее уточнению.

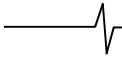
В то же время, если азимутальная ДНА $W(f - f_{\text{дц}})$ известна, то коэффициент K может быть найден как

$$K = \frac{\int_0^{f_{\text{имп}}/2} f W^2(f) df}{f_{\text{имп}} \int_0^{f_{\text{имп}}/2} W^2(f) df}. \quad (5)$$

Если азимутальная ДНА неизвестна, то в качестве аппроксимации ее квадрата может быть взята одна из стандартных оконных функций, например, обобщенное окно Хэмминга.

Расчет K с помощью (5) позволяет корректно оценивать даже большие значения $\Delta M_{\text{дц}}$, если получена точная оценка смещения изображений по дальности.

Теперь рассмотрим случай, когда при синтезе изображений имела ненулевая ошибка $\Delta f_{\text{дц отн}} = (f_{\text{дц отн}} - \tilde{f}_{\text{дц отн}}) \bmod f_{\text{имп}}$, где $\Delta f_{\text{дц отн}} \in [-f_{\text{имп}}/2, f_{\text{имп}}/2)$,



$\tilde{f}_{\text{дц отн}}$ – значение, использованное при синтезе изображений. В этом случае разделение на субапертуры выполняется некорректно. Частоты в пределах одной из субапертур интерпретируются при синтезе в пределах одной зоны неоднозначности, а в другой субапертуре часть частот попадает в ту же зону неоднозначности, а часть – переносится в соседнюю зону. Это приводит к раздвоению сюжета на одном из изображений. Вертикальное смещение между двумя копиями сюжета, попавшими в разные зоны неоднозначности, определяется временем, за которое доплеровский сдвиг частоты изменяется на величину $f_{\text{имп}}$:

$$\Delta y = \frac{f_{\text{имп}}^2}{K_{\text{д}}},$$

где $K_{\text{д}}$ – скорость изменения доплеровского сдвига частоты (доплеровская скорость).

Оценка значения $\Delta f_{\text{дц отн}}$ может быть получена в соответствии с алгоритмом, описанным в предыдущей части настоящей работы. Зная $\Delta f_{\text{дц отн}}$, можно оценить, какая из двух копий сюжета имеет большую интенсивность. Если $|\Delta f_{\text{дц отн}}| < K f_{\text{имп}}$, то большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая той же зоне неоднозначности, что и у изображения другой субапертуры. В противном случае большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая соседней зоне неоднозначности.

В первом случае для нахождения Δx требуется корреляционно-экстремальное совмещение фрагментов двух изображений, одинаково расположенных по вертикали. Во втором случае коррелируемый фрагмент одного изображения должен быть смещен по вертикали на Δy относительно фрагмента другого изображения. Если же указанный выбор не сделать, то корреляционно-экстремальное совмещение будет выполняться с копией сюжета, обладающей слабой интенсивностью и плохо различимой на фоне другой копии. В пределе, когда $|\Delta f_{\text{дц отн}}| \rightarrow 0,5 f_{\text{имп}}$, интенсивность текущей копии сюжета падает практически до нуля, делая практически невозможным совмещение с ней, а следовательно, и оценивание доплеровской неопределенности. В то же время выбор другой копии для совмещения существенно его упрощает.

В каждом из указанных двух случаев имеются свои нюансы в зависимости от знака $\Delta f_{\text{дц отн}}$. Таким образом, возможны четыре варианта, рассматриваемые ниже.

Первый вариант: $-K f_{\text{имп}} < \Delta f_{\text{дц отн}} < 0$. Двоение сюжета наблюдается на изображении, синтезированном из второй субапертуры. Большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая той же зоне неоднозначности, что и для первого изображения. Дальности одного и того же объекта на двух изображениях будут равняться:

$$R_1 = R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} - K_1 f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} - K_1 f_{\text{имп}});$$

$$R_2 = R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} + K_2 f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + K_2 f_{\text{имп}}), \quad (6)$$

где K_1 и K_2 – коэффициенты смещения средневзвешенного доплеровского сдвига на изображениях относительно $\tilde{f}_{\text{дц}}$.

Поправка к доплеровской неопределенности будет вычисляться как

$$\Delta M_{\text{дц}} = \left[\frac{2 f_0^2 V_{\text{дз}}^2 \Delta x}{(K_1 + K_2) f_{\text{имп}}^2 c R_{\perp} f_{\text{дискр}}} \right]. \quad (7)$$

Коэффициент K_1 находится из расчета, что все частоты первой субапертуры попали в одну зону неоднозначности, но при этом их верхняя граница сместилась относительно $\tilde{f}_{\text{дц}}$ на минус $\Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_1 = - \frac{\int_{-f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{-\Delta f_{\text{дц отн}}} f W^2(f) df}{\int_{-f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{-\Delta f_{\text{дц отн}}} W^2(f) df} - \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}}. \quad (8)$$

Коэффициент K_2 находится из расчета, что в пределах второй субапертуры в ту же зону неоднозначности попала лишь полоса частот шириной $f_{\text{имп}}/2 + \Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_2 = \frac{\int_{-f_{\text{имп}}/2}^{f_{\text{имп}}/2} f W^2(f) df}{\int_{-f_{\text{имп}}/2}^{f_{\text{имп}}/2} W^2(f) df} + \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}}.$$

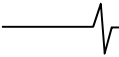
Поскольку значения коэффициентов K_1 и K_2 зависят от $\Delta f_{\text{дц отн}}$, то зависимость горизонтального сдвига Δx между изображениями от ошибки знания доплеровского центроида $\Delta f_{\text{дц}}$, включающей $\Delta f_{\text{дц отн}}$ и $\Delta M_{\text{дц}}$, перестает носить линейный характер, как это предполагалось в исходном алгоритме оценки доплеровской неопределенности.

Второй вариант: $0 \leq \Delta f_{\text{дц отн}} < K f_{\text{имп}}$. Двоение сюжета наблюдается на изображении, синтезированном из первой субапертуры. Большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая той же зоне неоднозначности, что и для второго изображения. Выражения для дальностей и поправки к доплеровской неопределенности будут в этом варианте эквивалентны (6) и (7), но используемые в них коэффициенты K_1 и K_2 будут находиться по-другому.

Коэффициент K_1 находится из расчета, что в пределах первой субапертуры в нужную зону неоднозначности попала лишь полоса частот шириной $f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_1 = - \frac{\int_{-f_{\text{имп}}/2}^{-\Delta f_{\text{дц отн}}} f W^2(f) df}{\int_{-f_{\text{имп}}/2}^{-\Delta f_{\text{дц отн}}} W^2(f) df} - \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}}.$$

Коэффициент K_2 находится из расчета, что все ча-



стоты второй субапертуры попали в одну зону неоднозначности, но при этом их нижняя граница сместилась относительно $f_{\text{дц}}$ на минус $\Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_2 = \frac{\int_{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}} f W^2(f) df}{\int_{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}} W^2(f) df} + \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}} . \quad (9)$$

Третий вариант: $\Delta f_{\text{дц отн}} \leq -K f_{\text{имп}}$. Двоение сюжета наблюдается на изображении, синтезированном из второй субапертуры. Большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая соседней зоне неоднозначности по отношению к первому изображению. Дальности одного и того же объекта на двух изображениях будут равняться:

$$\begin{aligned} R_1 &= R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} - K_1 f_{\text{имп}}) - \\ &- \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} - K_1 f_{\text{имп}}); \\ R_2 &= R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} + \\ &+ (K_2 - 1) f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + K_2 f_{\text{имп}}). \end{aligned}$$

Поправка к доплеровской неопределенности будет вычисляться как

$$\Delta M_{\text{дц}} = \left[\frac{2 f_0^2 V_{\text{лз}}^2 \Delta x}{(K_1 + K_2 - 1) f_{\text{имп}}^2 c R_{\perp} f_{\text{дискр}}} + \frac{\tilde{f}_{\text{дц}} - (0,5 - K_2) f_{\text{имп}}}{(K_1 + K_2 - 1) f_{\text{имп}}} \right]. \quad (10)$$

Коэффициент K_1 находится аналогично первому варианту в соответствии с (8).

Коэффициент K_2 находится из расчета, что в пределах второй субапертуры в соседнюю зону неоднозначности попала полоса частот шириной минус $\Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_2 = \frac{\int_{-f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{-f_{\text{имп}}/2} f W^2(f) df}{\int_{-f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{-f_{\text{имп}}/2} W^2(f) df} + \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}} + 1 .$$

Как видно из (10), в данном варианте для нахождения поправки $\Delta M_{\text{дц}}$ требуется также ошибочное значение доплеровского центроида $\tilde{f}_{\text{дц}}$, использованное при синтезе изображений.

Четвертый вариант: $\Delta f_{\text{дц отн}} \geq K f_{\text{имп}}$. Двоение сюжета наблюдается на изображении, синтезированном из первой субапертуры. Большей интенсивностью обладает копия сюжета, соответствующая соседней зоне неоднозначности по отношению ко второму изображению. Дальности одного и того же объекта на двух изображениях будут равняться:

$$\begin{aligned} R_1 &= R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} - \\ &- (K_1 - 1) f_{\text{имп}}) - \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} - K_1 f_{\text{имп}}); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_2 &= R_{\perp} + \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}} f_{\text{имп}} + K_2 f_{\text{имп}}) - \\ &- \Delta R(\tilde{f}_{\text{дц}} + K_2 f_{\text{имп}}). \end{aligned}$$

Поправка к доплеровской неопределенности будет вычисляться как

$$\Delta M_{\text{дц}} = \left[\frac{2 f_0^2 V_{\text{лз}}^2 \Delta x}{(K_1 + K_2 - 1) f_{\text{имп}}^2 c R_{\perp} f_{\text{дискр}}} + \frac{\tilde{f}_{\text{дц}} + (0,5 - K_1) f_{\text{имп}}}{(K_1 + K_2 - 1) f_{\text{имп}}} \right].$$

Коэффициент K_1 находится из расчета, что в пределах первой субапертуры в соседнюю зону неоднозначности попала полоса частот шириной $\Delta f_{\text{дц отн}}$:

$$K_1 = - \frac{\int_{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{f_{\text{имп}}/2} f W^2(f) df}{\int_{f_{\text{имп}}/2 - \Delta f_{\text{дц отн}}}^{f_{\text{имп}}/2} W^2(f) df} - \frac{\Delta f_{\text{дц отн}}}{f_{\text{имп}}} + 1 .$$

Коэффициент K_2 находится аналогично второму варианту в соответствии с (9).

Оценивание абсолютного значения доплеровского центроида

Предлагаемый алгоритм оценивания абсолютного значения доплеровского центроида по фрагменту двух изображений, синтезированных из радиоголограммы по перекрывающимся субапертурам, включает следующие шаги.

Шаг 1. Комплексные сигналы двух изображений в пределах анализируемого фрагмента суммируются, и в соответствии с (1) вычисляется оценка $f_{\text{дц отн}}$.

Шаг 2. Вычисляется

$$\Delta f_{\text{дц отн}} = (f_{\text{дц отн}} - \tilde{f}_{\text{дц отн}}) \bmod f_{\text{имп}} .$$

Шаг 3. В соответствии со значением $\Delta f_{\text{дц отн}}$ выбираются положения фрагментов изображений для корреляционно-экстремального совмещения. Если $|\Delta f_{\text{дц отн}}| < K f_{\text{имп}}$, положения фрагментов остаются неизменными по отношению к шагу 1. Если $\Delta f_{\text{дц отн}} \leq -K f_{\text{имп}}$, фрагмент второго изображения смещается на Δy вниз (в сторону увеличения азимутального времени). Если $\Delta f_{\text{дц отн}} \geq K f_{\text{имп}}$, фрагмент первого изображения смещается на Δy вверх (в сторону уменьшения азимутального времени).

Шаг 4. Путем корреляционно-экстремального совмещения фрагментов изображений находится их горизонтальное смещение Δx .

Шаг 5. Если максимальное значение корреляционной функции оказывается меньше выбранного порога, считается, что анализируемый фрагмент не пригоден для оценки доплеровского центроида (содержит лишь мало-контрастные объекты). В противном случае вычисления продолжаются.

Шаг 6. В зависимости от значения $\Delta f_{\text{дц отн}}$ по одному из возможных четырех вариантов, рассмотренных в предыдущей части настоящей работы, горизонтальное смещение Δx пересчитывается в поправку $\Delta M_{\text{дц}}$.

Шаг 7. Вычисляется оценка значения доплеровского центроида как $f_{\text{дц отн}} + (\tilde{M}_{\text{дц}} + \Delta M_{\text{дц}})f_{\text{имп}}$, где $\tilde{M}_{\text{дц}}$ – значение доплеровской неопределенности, использованное при синтезе анализируемых изображений из радиоголограммы.

Оценивание вариаций доплеровского центроида по полю изображения

Для оценивания вариаций доплеровского центроида по полю изображения описанный выше алгоритм применяется к различным фрагментам изображений, центры которых располагаются на некоторой квадратной сетке. Если размеры изображения не уменьшены по сравнению с радиоголограммой, граничные узлы сетки располагаются с отступом от краев изображения на половину горизонтального или вертикального размера несжатого импульсного отклика РСА во избежание влияния краевых эффектов.

Из-за возможных ошибок корреляционно-экстремального совмещения и погрешностей оценивания требуется дополнительная фильтрация полученных оценок. Она выполняется в два этапа.

На первом этапе на основе оценок доплеровского центроида, полученных по фрагментам, расположенным в одном горизонтальном ряду, строится строгая геометрическая модель радиолокационной съемки в фиксированный момент времени. Для этого рассчитываются координаты точек на земной поверхности, имеющих наклонную дальность до фазового центра антенны РСА, соответствующую центру фрагмента, и доплеровский сдвиг частоты, соответствующий полученной оценке. Поскольку все эти точки должны наблюдаться РСА в один момент времени, через них, а также положение РСА, соответствующее центральной строке фрагментов, по методу наименьших квадратов итерационно проводится плоскость – вертикальная плоскость антенны РСА. На каждой итерации из построения плоскости исключаются точки, наиболее сильно отклоняющиеся от нее на предыдущей итерации. Итерационный процесс заканчивается, либо когда становятся достаточно малы невязки, либо когда остается мало точек. Если удалось провести плоскость с малыми невязками через достаточное количество точек, то для всех фрагментов горизонтального ряда корректируются оценки доплеровского центроида, чтобы они строго соответствовали проведенной плоскости.

На втором этапе на основе оценок доплеровского центроида, полученных по всему полю изображения и скорректированных на предыдущем этапе, итерационно строится двумерный полином малой степени, аппроксимирующий пространственные вариации поправки к значению доплеровского центроида, использованному ранее для синтеза изображения. В качестве такого полинома, например, может быть взят многочлен вида

$$P_M(x, y) = \sum_{0 \leq i+j \leq M} p_{ij} x^i y^j, \text{ где } M = 2. \text{ Построение также}$$

выполняется по методу наименьших квадратов с постепенным отбрасыванием наиболее отклоняющихся от полинома поправок к доплеровскому центроиду. Если неотбракованных оценок остается мало или они начинают группироваться лишь в малой части площади изображения, степень полинома M понижается вплоть до нуля, чтобы избежать существенного возрастания ошибок оценивания к краям изображения. Итерационное построение полинома заканчивается, либо когда становятся достаточно малы невязки, либо когда остается мало оценок для его построения.

После получения полинома поправки к доплеровскому центроиду может быть рассчитано максимальное значение поправки по полю изображения. Если оно достаточно мало, процесс оценивания завершается. Если же оно велико, требуются повторная обработка радиоголограммы с уточненным значением доплеровского центроида и повторное оценивание доплеровского центроида по двум изображениям субапертур, синтезированным из радиоголограммы.

Экспериментальные исследования

Экспериментальные исследования выполнены с использованием радиоголограммы, сформированной радиолокационным космическим аппаратом «COSMO-SkyMed» в режиме «HIMAGE» – режиме маршрутной радиолокационной съемки с пространственным разрешением около 3 м. Изображение, синтезированное из радиоголограммы по полной апертуре с корректным значением доплеровского центроида, приведено на рис. 1. Сюжет изображения (остров Гавайи) включает водную поверхность, скалистую и горную местность (в том числе кратеры вулкана Килауэа), лесной массив, поля и деревенскую застройку.

Поскольку для космического аппарата «COSMO-SkyMed» доступны высокоточные измерения угловой ориентации, ошибка знания доплеровского центроида в экспериментальных исследованиях вносилась искусственно. Для различных значений внесенной ошибки выполнялось итерационное оценивание доплеровского центроида предложенным алгоритмом и менее точными известными амплитудными алгоритмами [7, 8, 13]. Ошибки вносились так, чтобы погрешность знания относительного значения доплеровского центроида составляла 0, 0,1, 0,2, минус 0,3 и минус 0,5 от частоты повторения импульсов, а погрешность знания доплеровской неопределенности варьировалась от 0 до 11. При этом анализировались число итераций, необходимых для точной оценки, и возможность корреляционно-экстремального совмещения фрагментов изображений, синтезированных по субапертурам. Критерием завершения итераций являлось непревышение максимальным значением поправки к доплеровскому центроиду порога в 0,01 от частоты повторения импульсов. Результаты анализа приведены в табл. 1.

Из табл. 1 видно, что предложенный алгоритм, как правило, требует на 1-2 итерации меньше для получе-

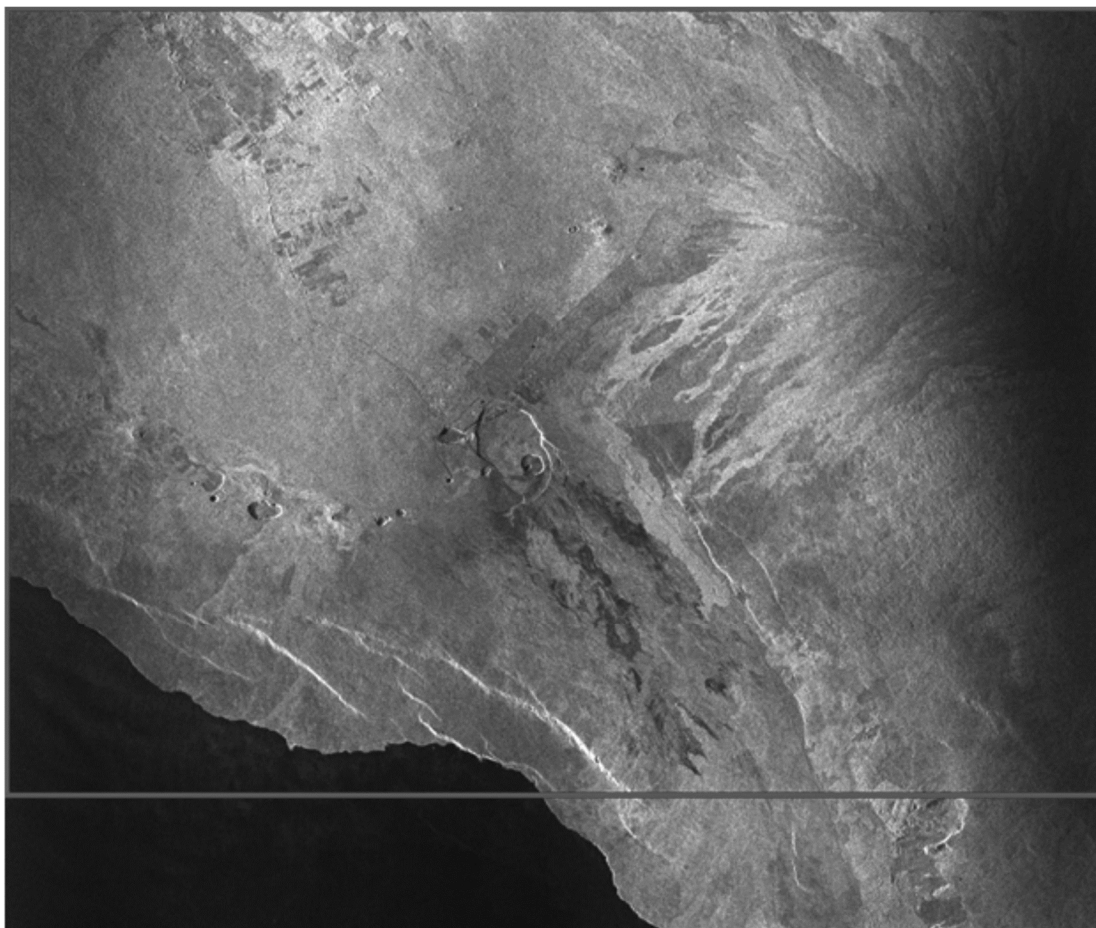


Рис. 1. Изображение, синтезированное из радиоголограммы (без радиометрической коррекции), и выделенная его часть

ния точной оценки, чем известные амплитудные алгоритмы [7, 8, 13]. При этом в случаях, когда ошибка относительного значения доплеровского центроида составляет половину частоты повторения импульсов, известные алгоритмы [7, 8, 13] всё же позволяют в конце концов получить точный результат, несмотря на то, что в теории они должны перестать работать. Это объясняется наличием боковых лепестков в азимутальной диаграмме направленности антенны, за счет которых в зоне неоднозначности, не содержащей сигнал от основного лепестка из-за некорректного разделения на суб-апертуры, всё же присутствует очень слабый сигнал. Этот сигнал различим лишь на фоне водной поверхности. Поэтому все фрагменты, по которым известному амплитудному алгоритму удастся в этом случае оценить доплеровскую неопределенность, локализованы в левом нижнем углу изображения. Оценки доплеровской неопределенности при этом получаются, как правило, ошибочные, из-за чего погрешность знания абсолютного значения доплеровского центроида после первой итерации может даже возрасти. Однако за счет уточнения относительного значения после первой итерации процесс оценивания в дальнейшем сходится к точному решению. Число необходимых итераций при этом зависит от того, насколько сильно увеличилась погрешность на первой итерации. В то же время предложенный алгоритм в этих случаях работает стабильно и уже с первой

итерации приводит к существенному уменьшению погрешности знания доплеровского центроида.

Чтобы продемонстрировать, что известные алгоритмы [7, 8, 13] в редких случаях при $|\Delta f_{\text{дц отн}}| \approx 0,5 f_{\text{имп}}$ могут в принципе не позволить оценить доплеровский центроид, исключим из оценивания нижнюю часть изображения, содержащую водную поверхность. Результаты оценивания доплеровского центроида по части изображения, выделенной на рис. 1, приведены в табл. 2. При малых ошибках знания доплеровской неопределенности в рамках известного алгоритма [8, 13] не находится ни одного фрагмента, который не был бы отбракован из-за недостаточно высокого значения максимума корреляционной функции, что делает оценку доплеровского центроида известным алгоритмом невозможной. При увеличении ошибки знания доплеровской неопределенности изображения синтезируются существенно более размытыми, из-за чего они становятся более похожими друг на друга. Поэтому для нескольких фрагментов максимум корреляционной функции начинает превышать пороговое значение. Положение максимума при этом не соответствует истинному смещению изображений, но итерационный процесс оценивания всё же выходит из проблемной точки и в конце концов сходится к точному значению. В то же время предложенный алгоритм ведет себя стабильно, обеспечивая возможность оценивания доплеровского центроида для всех рассмотренных значений начальной ошибки за 3-4 итерации.

Таблица 1. Результаты оценивания доплеровского центроида по полному изображению

$\frac{\tilde{f}_{\text{дц}} - f_{\text{дц}}}{f_{\text{имп}}}$	Число итераций предложенного алгоритма	Число итераций известных амплитудных алгоритмов
0	1	1
1	3	3
2; 3	3	4
4; 5; 6; 7; 8; 9; 10	3	5
11	4	5
0,1; 1,1	3	3
2,1; 3,1; 4,1	3	4
5,1; 6,1	3	5
7,1; 8,1; 9,1; 10,1	4	5
11,1	4	6
0,2; 1,2	3	3
2,2; 3,2	3	5
4,2	4	4
5,2	4	5
6,2; 7,2	3	5
8,2	4	5
9,2	3	5
10,2; 11,2	3	6
-0,3; 0,7	3	4
1,7	3	5
2,7; 3,7; 4,7; 5,7	3	4
6,7	4	4
7,7	4	6
8,7	4	5
9,7	4	3
10,7	4	5
-0,5; 0,5	4	4
1,5	3	6
2,5; 3,5; 4,5	4	6
5,5	4	7
6,5	4	6
7,5	4	5
8,5; 9,5; 10,5	4	6
Среднее число итераций	3,38	4,72
Среднеквадратичное отклонение числа итераций	0,58	1,05

Заключение

Более высокая точность предложенного алгоритма позволяет сократить число итераций синтеза изображения и оценивания его параметров для получения точных оценок доплеровского центроида. Среднее значение числа необходимых итераций оказывается на 1,34 меньше, чем для известных амплитудных алгоритмов [7, 8, 13], а его случайные вариации уменьшаются в 1,8 раза. Кроме того, в отличие от известных амплитудных алгоритмов, предложенный алгоритм стабильно позволяет выполнить оценивание доплеровского центроида в случае, когда ошибка знания его относительного значе-

ния близка к половине частоты повторения зондирующих импульсов.

Таблица 2. Результаты оценивания доплеровского центроида по части изображения

$\frac{\tilde{f}_{\text{дц}} - f_{\text{дц}}}{f_{\text{имп}}}$	Число итераций предложенного алгоритма	Число итераций известных амплитудных алгоритмов
-0,5; 0,5; 2,5	3	не удалось совместить фрагменты изображений при оценивании доплеровской неопределенности на первой итерации
1,5	3	8
3,5	3	7
4,5	3	4
5,5; 6,5	4	6
7,5	4	5
8,5	4	8
9,5; 10,5	4	6

Литература

1. Верба В.С., Неронский Л.Б., Осипов И.Г., Турук В.Э. Радиолокационные системы землеобзора космического базирования / под ред. В.С. Вербы. М.: Радиотехника, 2010. 680 с.
2. Егоскин Н.А., Еремеев В.В., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Обработка информации от современных космических систем радиолокационного наблюдения Земли. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2019. 320 с.
3. Еремеев В.В., Егоскин Н.А., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Проблемные вопросы обработки данных от космических систем гиперспектральной и радиолокационной съемки Земли. Вестник РГРТУ. 2017. № 60. С. 54-64. DOI: 10.21667/1995-4565-2017-60-2-54-64. EDN: YSRVDV.
4. Пошихонов В.И., Кузнецов А.Е., Егин М.М. Оценка точности аппроксимации строгой модели космической съемки рациональными полиномами. Вестник РГРТУ. 2023. № 83. С. 95-101. DOI: 10.21667/1995-4565-2023-83-95-101. EDN: NHESHN.
5. Кузнецов А.Е., Пошихонов В.И. Структурно-параметрический синтез компонентов малого космического аппарата картографического назначения. Вестник РГРТУ. 2019. № 69. С. 185-192. DOI: 10.21667/1995-4565-2019-69-185-192. EDN: THYZZQ.
6. Кузнецов А.Е., Пошихонов В.И. Методика геометрической калибровки комплекса многозональной сканерной съемки КА «Метеор-М». Вестник РГРТУ. 2010. № 33. С. 12-18. EDN: MUIMFH.
7. Bamler R. Doppler frequency estimation and the Cramer-Rao bound. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1991, vol. 29 (3), pp. 385-390.
8. Cumming I.G., Wong F.H. Digital processing of synthetic aperture radar data: algorithms and implementation. Norwood, MA: Artech house, 2005. 628 p.
9. Madsen S.N. Estimating the Doppler centroid of SAR data. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 1989, vol. 25(2), pp. 134-140.
10. Dragošević M. On accuracy of attitude estimation and Doppler tracking. Proceedings of the CEOS SAR Workshop, Toulouse, 26-29 October 1999. ESA-SP. 2000, vol. 450, pp. 127-130.
11. Bamler R., Runge H. PRF-ambiguity resolving by wavelength diversity. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1991, vol. 29 (6), pp. 997-1003.
12. Wong F.H., Cumming I.G. A combined SAR Doppler centroid estimation scheme based upon signal phase. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 1996, vol. 34 (3), pp. 696-707.
13. Cumming I.G., Kavanagh P.F., Ito M.R. Resolving the Doppler ambiguity for spaceborne synthetic aperture radar. Proceedings of the IGARSS'86. 1986, pp. 1639-1643.

КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ИНТЕРФЕРОМЕТРИЧЕСКОЙ И СТЕРЕОФОТОГРАММЕТРИЧЕСКОЙ ЦИФРОВЫХ МОДЕЛЕЙ МЕСТНОСТИ GLO-30 И AW3D30

Ушенкин В.А., в.н.с. НИИ «Фотон» РГРТУ, к.т.н., foton@rsreu.ru

Ларюков С.А., м.н.с. НИИ «Фотон» РГРТУ, foton@rsreu.ru

INTERFEROMETRIC DSM GLO-30 AND STEREOPHOTOGRAMMETRIC DSM AW3D30 FUSION

Ushenkin V.A., Laryukov S.A.

The work analyzes interferometric and stereophotogrammetric digital surface models GLO-30 and AW3D30. It is noted that GLO-30 has on average higher vertical accuracy, but in urban areas the heights of artificial objects are significantly underestimated. The algorithm of these digital surface models' fusion is proposed. It allows increasing the accuracy of the interferometric digital surface model in urban areas using stereophotogrammetric data. OpenStreetMap digital maps are used to identify urban areas. The results of the proposed algorithm are presented.

Key words: digital surface model, digital terrain model, interferometry, stereophotogrammetry, digital maps.

Ключевые слова: цифровая модель местности, цифровая модель рельефа, интерферометрия, стереофотограмметрия, электронные карты.

Введение

Высокоточное знание высот земной поверхности (рельефа) и расположенных на ней объектов необходимо во многих областях человеческой деятельности, в том числе в навигации и при обработке аэрокосмических изображений.

В настоящее время в открытом доступе стали доступны две высокоточные глобальные цифровые модели местности (ЦММ), описывающие высоты земной поверхности или расположенных на ней объектов с шагом в одну угловую секунду широты или долготы: AW3D30 и GLO-30.

ЦММ AW3D30 сформирована стереофотограмметрическим методом [1] по данным датчика PRISM японского космического аппарата ALOS (другое название аппарата – Daichi). Среднеквадратичная ошибка абсолютных высот на AW3D30 заявлена равной 5 м [2].

ЦММ GLO-30 сформирована интерферометрическим методом [3–6] по данным немецких космических аппаратов TerraSAR-X и TanDEM-X. Ошибка LE90 абсолютных высот на GLO-30 заявлена равной 4 м [7]. Если считать закон распределения ошибок нормальным, то это соответствует среднеквадратичной ошибке порядка 2,5 м, т.е. примерно в 2 раза меньшей, чем у AW3D30.

Однако особенности радиолокационной интерферометрии (боковой обзор, более высокая проникающая способность радиоволн по сравнению с видимым излучением, проблема развертывания фазы на радиолокационных интерферограммах) привели к тому, что, несмотря на высокую среднюю вертикальную точность, в городских районах высоты большинства искусственных объектов на GLO-30 существенно занижены. Так же, как и более старая глобальная интерферометрическая ЦММ SRTM,

Анализируются интерферометрическая и стереофотограмметрическая цифровые модели местности GLO-30 и AW3D30. Отмечается, что GLO-30 имеет в среднем более высокую вертикальную точность, однако в городских районах высоты искусственных объектов на ней существенно занижены. Предлагается алгоритм комплексирования цифровых моделей местности, позволяющий повысить точность интерферометрической модели местности в городских районах за счет стереофотограмметрических данных. Для выявления городских районов привлекаются электронные карты OpenStreetMap. Приводятся результаты предложенного алгоритма.

GLO-30 за счет описанных выше особенностей приближается к цифровой модели рельефа (ЦМР), которая в идеале должна описывать лишь высоты земной поверхности (рельефа), с которой удалены все расположенные на ней объекты.

ЦМР предпочтительны при ортотрансформировании оптических изображений в случаях, когда пространственное разрешение изображения существенно выше, чем у модели высот. При этом здания на полученных ортопланах остаются наклоненными, но координаты углов основания зданий измеряются правильно, а крыша имеет неискаженную форму. По смещению крыши относительно основания можно дополнительно оценить высоту здания. Если же вместо ЦМР будет использоваться ЦММ, то из-за недостаточной детальности границы высотных зданий на ней будут смещены относительно истинного положения, из-за чего на полученных ортопланах крыши зданий могут быть сильно деформированы: отдельные фрагменты крыши будут перенесены к основанию, а оставшиеся фрагменты останутся смещенными относительно основания.

В то же время в других областях, например в навигации, предпочтительны ЦММ. Также их следует применять и при ортотрансформировании аэрокосмических изображений среднего разрешения, когда детальность ЦММ оказывается сопоставима с детальностью изображения.

Поскольку имеющаяся в настоящее время глобальная ЦММ AW3D30 менее точна, чем приближенная к ЦМР GLO-30, актуальна задача их комплексирования [8] с получением ЦММ, на которой высоты рельефа взяты с более точной GLO-30, а высоты наземных объектов – с AW3D30.

Получение опорной информации о расположении объектов на земной поверхности

Отличить высотные объекты, расположенные на земной поверхности, от перепадов высот рельефа – крайне сложная задача. В то же время с развитием картографических сервисов в настоящее время доступна априорная информация о расположении таких объектов. Открытым глобальным картографическим источником данных являются электронные карты OpenStreetMap [9]. В качестве высотных объектов, расположенных на земной поверхности, могут быть приняты следующие объекты электронных карт:

- 1) здания;
- 2) искусственные сооружения:
 - а) резервуары для хранения;
 - б) накопительные баки;
 - в) мосты;
 - г) эстакады;
 - д) развязки дорог;
 - е) башни;
 - ж) вышки;
 - з) мачты;
 - и) столбы;
 - к) дымовые трубы;
 - л) маяки;
 - м) буровые платформы;
 - н) насыпи и т.п.

Каждый из перечисленных объектов описывается в векторном виде как многоугольник, линия или точка. Для использования картографических данных при комплексировании ЦММ необходимо преобразовать их к растровому виду – бинарной маске в растровой сетке широт и долгот, нулевое значение которой соответствует отсутствию наземных объектов в пределах пикселя маски, а единичное значение – наличию хотя бы одного такого объекта.

Сформированная бинарная маска требует дополнительного уточнения. Во-первых, границы объектов на векторных картах и AW3D30 могут совпадать неточно. Во-вторых, на электронные карты могут быть нанесены не все объекты. В-третьих, из-за недостаточно высокой детальности AW3D30 близко расположенные высотные объекты могут слиться на ней в один объект.

Предлагается следующий алгоритм уточнения бинарной маски наземных высотных объектов.

В окрестности каждого нулевого пикселя маски выполняется классификация пикселей на пиксели рельефа и пиксели наземных объектов. К рельефу относятся пиксели с нулевым значением маски, все смежные пиксели которых также нулевые. Остальные пиксели признаются пикселями наземных объектов.

Если во вторую группу попал хотя бы один пиксель окрестности, анализируется количество пикселей в первой группе. Если оно меньше заданного порога, нулевой

пиксель маски заменяется единичным. В противном случае в пределах каждой группы пикселей рассчитываются:

- 1) модуль разности средней высоты на AW3D30 в пределах группы пикселей и высоты на GLO-30, соответствующей анализируемому нулевому пикселю маски;
- 2) модуль средней разности высот на AW3D30 и GLO-30 в пределах группы пикселей.

Также оценивается модуль разности высот на AW3D30 и GLO-30, соответствующих анализируемому нулевому пикселю маски.

Нулевой пиксель маски заменяется единичным, если:

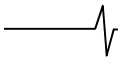
- 1) модуль разности средней высоты на AW3D30 в пределах пикселей рельефа и высоты на GLO-30, соответствующей анализируемому нулевому пикселю маски, превышает выбранный порог;
- 2) модуль разности средней высоты на AW3D30 в пределах пикселей наземных объектов и высоты на GLO-30, соответствующей анализируемому нулевому пикселю маски, меньше модуля разности средней высоты на AW3D30 в пределах пикселей рельефа и высоты на GLO-30, соответствующей анализируемому нулевому пикселю маски;
- 3) модуль разности высот на AW3D30 и GLO-30, соответствующих анализируемому нулевому пикселю маски, превышает модуль средней разности высот на AW3D30 и GLO-30 в пределах пикселей рельефа сильнее, чем на выбранный порог;
- 4) модуль средней разности высот на AW3D30 и GLO-30 в пределах пикселей наземных объектов превышает модуль средней разности высот на AW3D30 и GLO-30 в пределах пикселей рельефа сильнее, чем на выбранный порог.

Указанный процесс коррекции маски выполняется в несколько итераций. Число итераций, размеры окрестности и значения порогов подбираются эмпирическим путем так, чтобы единичные пиксели скорректированной маски покрыли большую часть высотных объектов, представленных в городских районах на AW3D30.

Геометрическое совмещение ЦММ AW3D30 и GLO-30

Комплексируемые ЦММ AW3D30 и GLO-30 представлены на различных растровых сетках. В пределах от 50° ю.ш. до 50° с.ш. шаги пикселей на AW3D30 и GLO-30 одинаковы, но данные GLO-30 смещены на половину пикселя по диагонали относительно AW3D30. В полярных и полярных широтах данные GLO-30 дополнительно прорежены по долготу по сравнению с AW3D30. Таким образом, перед выполнением комплексирования требуется геометрическое совмещение ЦММ AW3D30 и GLO-30.

При совмещении необходимо определить, какая из ЦММ останется в исходной сетке, а какая будет трансформироваться. Поскольку трансформация требует интерполяции высот, этот выбор обусловлен минимизацией искажений, возникающих при интерполяции. От ЦММ GLO-30 при комплексировании берутся данные по рельефу, который в преобладающем большинстве случаев обладает гладким характером. От ЦММ AW3D30 при комплексировании берутся данные по высотным наземным объектам, для которых характерны резкие границы,



в пределах которых из-за нарушения теоремы Котельникова при интерполяции будут наблюдаться артефакты. Следовательно, ЦММ AW3D30 остается в исходной растровой сетке, а ЦММ GLO-30 трансформируется путем уменьшения шага дискретизации в приполярных и полярных областях, а также плоскопараллельного сдвига на половину пикселя по диагонали.

В качестве интерполятора выбран двумерный фильтр Ланцоша размерами 4x4 пикселя:

$$h(y, x) = \frac{\sum_{m=\lfloor y \rfloor - 1}^{\lfloor y \rfloor + 2} \sum_{n=\lfloor x \rfloor - 1}^{\lfloor x \rfloor + 2} h_{mn} \operatorname{sinc}(y - m) \operatorname{sinc} \frac{y - m}{2} \operatorname{sinc}(x - n) \operatorname{sinc} \frac{x - n}{2}}{\sum_{m=\lfloor y \rfloor - 1}^{\lfloor y \rfloor + 2} \sum_{n=\lfloor x \rfloor - 1}^{\lfloor x \rfloor + 2} \operatorname{sinc}(y - m) \operatorname{sinc} \frac{y - m}{2} \operatorname{sinc}(x - n) \operatorname{sinc} \frac{x - n}{2}},$$

где (h_{mn}) – матрица высот, $h(y, x)$ – интерполированное значение высоты, $\lfloor x \rfloor$ – функция «пол».

Выбор обусловлен компромиссом между точностью восстановления высоты на гладких участках рельефа и амплитудой выбросов в редких случаях, когда для высот рельефа нарушается теорема Котельникова.

Комплексирование ЦММ AW3D30 и GLO-30

При комплексировании ЦММ AW3D30 и GLO-30 участки на GLO-30, соответствующие единичным пикселям ω_{mn} сформированной бинарной маски наземных высотных объектов, заполняются данными AW3D30 с обеспечением бесшовной стыковки на границах участков [10].

Стыковка обеспечивается с использованием корректирующей высотной поверхности $h_{корр}$, применяемой к значениям высоты на AW3D30. Корректирующая поверхность позволяет скомпенсировать систематические ошибки высоты, вызванные меньшей точностью AW3D30 по сравнению с GLO-30.

Для нулевых пикселей сформированной бинарной

маски наземных высотных объектов корректирующая поверхность определяется как $h_{корр mn} = h_{GLO mn} - h_{AW3D mn}$,

где $(h_{GLO mn})$ и $(h_{AW3D mn})$ – матричное представление ЦММ GLO-30 и AW3D30, приведенных к единой растровой сетке.

В единичных пикселях сформированной бинарной маски наземных высотных объектов значения корректирующей поверхности определяются с помощью интерполяции по методу обратных взвешенных расстояний:

$$h_{корр mn} = \frac{\sum_k \sum_l h_{корр m+k, n+l} (1 - \omega_{m+k, n+l}) (\sqrt{k^2 + l^2})^{-p}}{\sum_k \sum_l (1 - \omega_{m+k, n+l}) (\sqrt{k^2 + l^2})^{-p} + \varepsilon},$$

где $0 < \sqrt{k^2 + l^2} \leq D$; k, l – целые; D и p – радиус и показатель фильтра обратных расстояний, ε – малая величина, используемая для регуляризации.

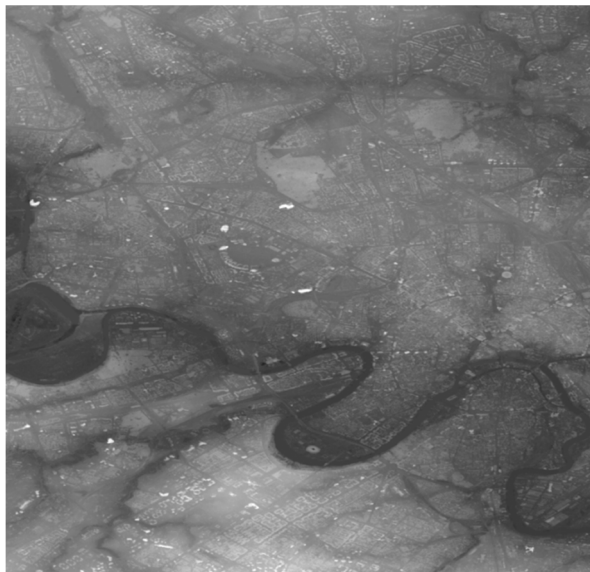
После получения значений $h_{корр mn}$ во всех пикселях участки на GLO-30, соответствующие единичным значениям ω_{mn} , заполняются значениями $h_{GLO mn} + h_{корр mn}$.

Экспериментальные исследования

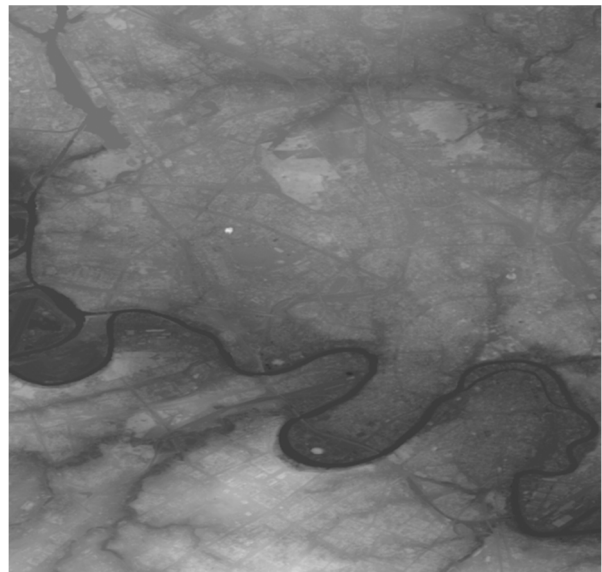
Комплексирование ЦММ AW3D30 и GLO-30 выполнено на всей сетке широт и долгот земного эллипсоида. Примеры исходных данных и результата комплексирования для территории г. Москва приведены на рис. 1. Визуальный анализ результатов показывает, что все наземные высотные объекты успешно перенесены с AW3D30 и GLO-30, при этом за пределами городов на GLO-30 сохранены более точные данные о высоте рельефа.

Заключение

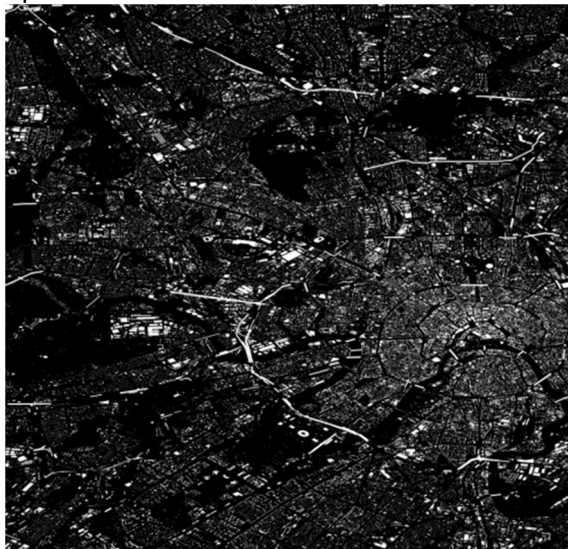
Предложенный алгоритм комплексирования ЦММ AW3D30 и GLO-30 с привлечением электронных карт OpenStreetMap позволяет получить ЦММ, более точную для городских районов, чем GLO-30, и более точную за пределами городов, чем AW3D30.



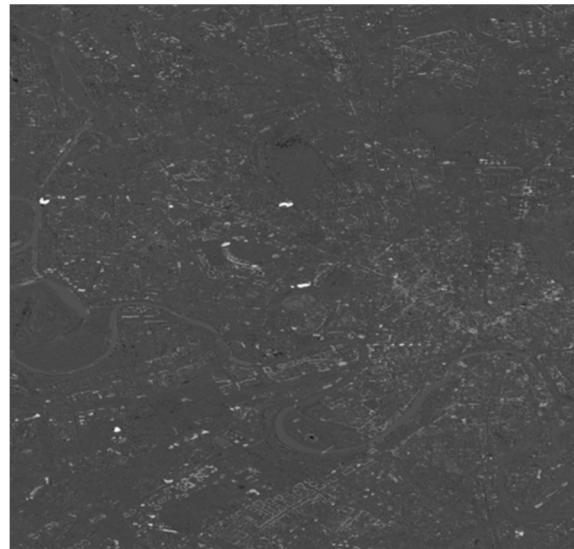
а) исходная ЦММ AW3D30



б) ЦММ GLO-30, совмещенная с AW3D30



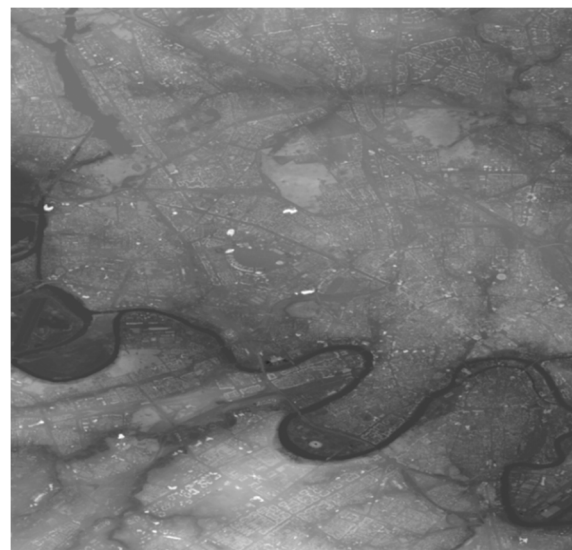
в) бинарная маска, сформированная по данным OpenStreetMap



а) разность совмещенных AW3D30 и GLO-30



д) разность результата комплексирования и GLO-30



е) результат комплексирования

Рис. 1 Комплексирование ЦММ AW3D30 и GLO-30 для территории г. Москва

Литература

1. Гомозов О.А., Кузнецов А.Е., Побаруев В.И., Пошехонов В.И. Программно-математическое обеспечение системы обработки космических стереоизображений. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2009. № 27. С. 17-22. EDN: JWTZBX.
2. Apeh O., Uzodinma V., Ebinne E., Moka E., Onah E. Accuracy Assessment of Alos W3d30, Aster Gdem and Srtm30 Dem: A Case Study of Nigeria, West Africa. Journal of Geographic Information System. 2019, vol. 11, pp. 111-123.
3. Егошкин Н.А., Ушенкин В.А. Совмещение высокодетальных изображений с использованием опорной цифровой модели рельефа при интерферометрической обработке радиолокационной информации. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2015. № 51. С. 72-79. EDN: TTWDS.
4. Егошкин Н.А., Ушенкин В.А. Интерферометрическая обработка радиолокационной информации на основе комбинации методов развертывания фазы. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2015. № 54-2. С. 21-31. EDN: VNYZCT.
5. Ушенкин В.А., Егошкин Н.А. Использование априорной информации при интерферометрической обработке высокодетальной радиолокационной информации. Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С.П. Королёва (национального исследовательского университета). 2016. Т. 15. № 2. С. 208-219. DOI: 10.18287/2412-7329-2016-15-2-208-219. EDN: WILXZF.
6. Еремеев В.В., Егошкин Н.А., Макаренков А.А., Москвитин А.Э., Ушенкин В.А. Проблемные вопросы обработки данных от космических систем гиперспектральной и радиолокационной съемки Земли. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2017. № 60. С. 54-64. DOI: 10.21667/1995-4565-2017-60-2-54-64. EDN: YSRVDV.
7. Copernicus DEM – Global and European Digital Elevation Model (COP-DEM). URL: <https://spacedata.copernicus.eu/collections/copernicus-digital-elevation-model> (дата обращения 21.03.2024).
8. Москвитин А.Э. Комплексирование видеoinформации от различных систем космического наблюдения земли. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2020. № 71. С. 108-116. DOI: 10.21667/1995-4565-2020-71-108-116. EDN: GGAVXC.
9. Экспорт OpenStreetMap – URL: <https://wiki.openstreetmap.org/wiki/RU:Экспорт> (дата обращения 21.03.2024).
10. Егошкин Н.А., Ушенкин В.А. Комплексирование цифровых моделей рельефа с целью повышения точности опорной информации о высоте объектов земной поверхности. Цифровая обработка сигналов. 2017. № 1. С. 13-17. EDN: YPBVIH.

НЕЭТАЛОННАЯ ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ КОЛОНОСКОПИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Хрящев В.В., к.т.н., доцент кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: v.khryashchev@uniyar.ac.ru

Седов А.Г., старший преподаватель кафедры дискретного анализа Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: a.sedov@uniyar.ac.ru

Приоров А.Л., д.т.н., профессор кафедры цифровых технологий и машинного обучения Ярославского государственного университета им. П.Г. Демидова, e-mail: pri@uniyar.ac.ru

NON-STANDARD ASSESSMENT OF THE IMAGE QUALITY OF COLONOSCOPIC EXAMINATIONS

Khryashchev V.V., Sedov A.G., Priorov A.L.

The article investigates the possibility of using classical and deep machine learning methods for non-reference assessment of the quality of images obtained during colonoscopic examination. A test set of colonoscopic images was created, its expert assessment was carried out, the correlation of a number of popular non-reference algorithms (BRISQUE, NIQE, TOPIQ, PaQ-2-PiQ) with expert values was estimated, and two proprietary algorithms using machine learning methods were proposed. Typical artifacts and distortions in images of this type are considered: blur, glare, interlacing effects. The results show that both proposed algorithms based on machine learning methods generally cope with image quality assessment, while slightly underestimating the average expert assessment. The findings and recommendations can be used in developing a video stream analysis system in an endoscopic system operating in real time during colonoscopic examinations.

Key words: image quality assessment, non-reference algorithms, endoscopy, colonoscopic images, machine learning, neural networks.

Ключевые слова: оценка качества изображений, неэталонные алгоритмы, эндоскопия, колоноскопические изображения, машинное обучение, нейронные сети.

Введение

В современных системах медицинской диагностики все чаще используются различные визуальные технологии, основанные на методах и алгоритмах цифровой обработки статических и динамических изображений (видеопоследовательностей). Традиционно для этих целей используются также методы как классического, так и глубокого машинного обучения, повышающие уровень интеллектуализации таких систем. В свою очередь, это дает возможность частичной автоматизации как диагностики, так и контроля качества соответствующих медицинских процедур [1-4], повышающих общий уровень медицинского обслуживания населения.

Примером успешного применения указанных визуальных технологий и систем искусственного интеллекта является эндоскопия желудочно-кишечного тракта, в том числе колоноскопические исследования кишечника [1, 2].

Технические особенности современных эндоскопических систем таковы, что они имеют некоторые недостатки, в определенной степени осложняющие анализ полученных с их помощью колоноскопических изображений, причем это характерно как для работы врачей-экспертов, так и при использовании алгоритмов обработки информации программно-аппаратными комплексами [1, 5-7]. К ним можно отнести:

Исследована возможность использования методов классического и глубокого машинного обучения для неэталонной оценки качества изображений, полученных при колоноскопическом обследовании. Создан тестовый набор колоноскопических изображений, проведена его экспертная оценка, оценена корреляция ряда популярных неэталонных алгоритмов (BRISQUE, NIQE, TOPIQ, PaQ-2-PiQ) с экспертными значениями, предложено 2 собственных алгоритма, использующих методы машинного обучения. Рассмотрены типовые артефакты и искажения на изображениях рассматриваемого типа: размытие, блики, эффекты чересстрочности. Результаты показывают, что оба предложенных алгоритма, базирующихся на методах машинного обучения, в целом справляются с оцениванием качества изображений, при этом несколько занижая среднюю экспертную оценку. Полученные выводы и рекомендации могут использоваться при разработке системы анализа видеопотока в эндоскопической системе, работающей в режиме реального времени, при проведении колоноскопических исследований.

– наличие размытия на полученных изображениях, вызванного отсутствием автофокусировки на современных эндоскопах, что обусловлено их конструктивными особенностями;

– дополнительное размытие изображений, возникающее из-за турбулентного движения эндоскопа в полости исследуемого органа;

– блики на слизистой оболочке кишечника, обусловленные отражением света источника, находящегося на конце вводимого в него световода;

– яркость, контрастность и некоторые другие характеристики получаемого эндоскопического изображения

могут меняться в значительных пределах, поскольку различна геометрия анализируемой области;

– видеопроцессор эндоскопической системы выдает видеопоследовательности с эффектом чересстрочной развертки, что приводит к необходимости дополнительной обработки.

Указанные недостатки приводят к необходимости дополнительной процедуры контроля качества сохраняемых изображений и видеопоследовательностей, которые в дальнейшем используются как входные данные для систем машинного обучения. В большинстве практических случаев после проведения обследования врач-эндоскопист должен сохранить полученный набор изображений согласно соответствующему регламенту в медико-информационную систему (МИС). С большой вероятностью произвольно взятый из видеопотока колоноскопический кадр не будет достаточно информативным. Следовательно, на данном этапе развития систем анализа изображений в эндоскопии актуален вопрос о контроле качества сохраненных кадров в МИС с использованием алгоритмических критериев оценивания качества изображений.

Оценка качества – важная часть процесса исследования при разработке систем обработки и анализа изображений [8, 9]. Как известно, проводить ее можно как путем усреднения экспертных оценок, так и путем разработки соответствующих алгоритмов. Кажется естественным использовать для указанных целей эталонные алгоритмы оценки качества изображений, дающие наилучшие результаты. Однако во многих реальных задачах эталонное изображение, необходимое для этих алгоритмов, отсутствует, поэтому приходится использовать неэталонные алгоритмы. Они подразделяются на два больших класса по признаку использования либо неиспользования априорной информации о виде искажения анализируемого изображения (рис. 1).

К неэталонным алгоритмам оценки качества изображений, учитывающим априорную информацию, относятся те, в которых определенным образом измеряется уровень соответствующего типа искажения. Примерами могут служить различные виды шумов, размытие, артефакты при сжатии по соответствующим стандартам (чаще всего – это стандарты сжатия статических изображений JPEG и JPEG2000).

На современном этапе развития визуальных технологий значительное внимание разработчиков уделяется

созданию и исследованию таких неэталонных алгоритмов оценки качества, работа которых уже не ограничивается только одним типом искажения изображений. К таким методам и алгоритмам, например, относятся метрики, базирующиеся на статистике естественных изображений (NSS – Natural Scene Statistics). Важно отметить, что указанная статистика может рассчитываться и в пространственной области [10, 11], и в области трансформант вейвлет преобразования, а также дискретного косинусного преобразования [12, 13], которые традиционно широко используются в цифровой обработке изображений. Кроме того, для неэталонной оценки качества изображений могут применяться различные методы как классического, так и глубокого машинного обучения [14, 15].

Обучение алгоритмов традиционно осуществляется на предварительно собранной базе изображений с различными типами искажений и усредненными оценками экспертов MOS (Mean Opinion Score). В практических приложениях часто используют такие общедоступные наборы изображений, как LIVE [16], TID2013 [17] и др. Указанный этап обучения алгоритмов нужен для того, чтобы определить функцию, связывающую значения соответствующих признаков и оценку качества изображений на выходе системы обработки. Фактически поиск такой функциональной зависимости часто сводится к решению задачи регрессии, которая обычно выполняется при помощи различных методов машинного обучения, включая и глубокое обучение. При использовании для решения указанной задачи алгоритмов неэталонной оценки качества часто применяют рандомизированные деревья, машину опорных векторов, а также различные нейросетевые архитектуры.

Использование методов глубокого машинного обучения в таких задачах также возможно, но требует сбора и оценивания большой базы изображений, релевантных решаемой практической задаче.

Рассмотрим особенности построения неэталонных алгоритмов оценивания качества изображений на наборе изображений с колоноскопического исследования.

Набор колоноскопических изображений

Собранная совместно с врачами Ярославской областной клинической онкологической больницы база состоит из 1000 статических изображений, взятых из 10 колоноскопических видеопоследовательностей раз-

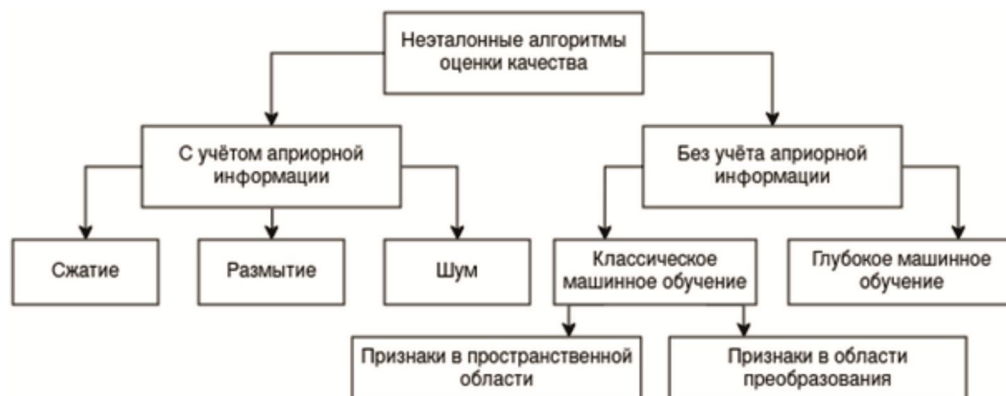
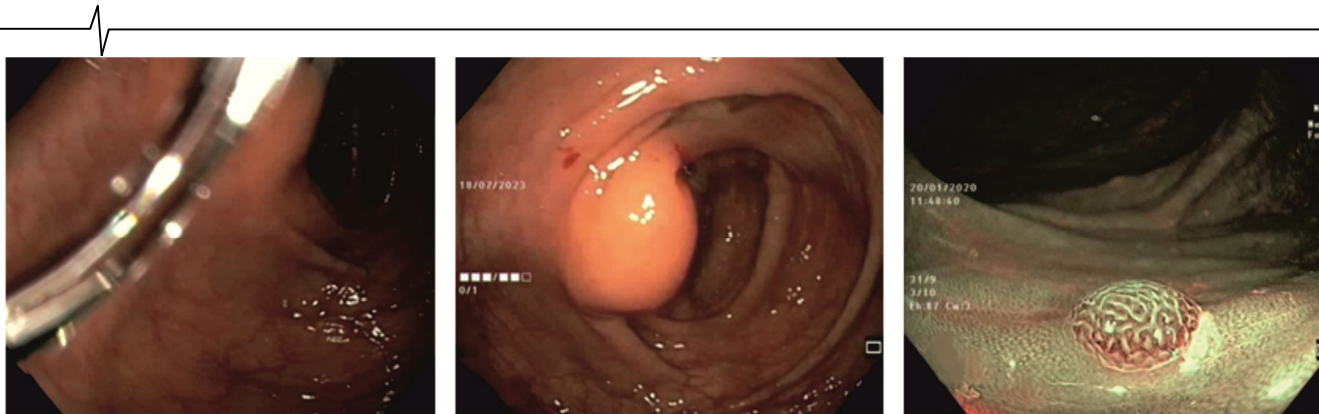


Рис. 1. Классификация неэталонных алгоритмов оценки качества изображений



а) MOS = 1,6

б) MOS = 2,8

в) MOS = 4

Рис. 2. Колоноскопические изображения с усредненными экспертными оценками

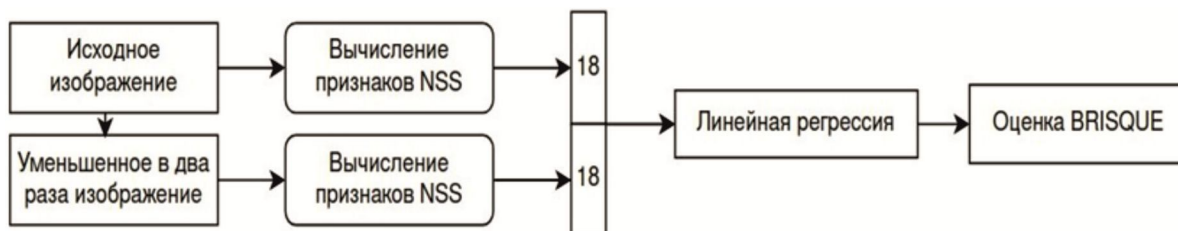


Рис. 3. Структурная схема вычисления метрики BRISQUE

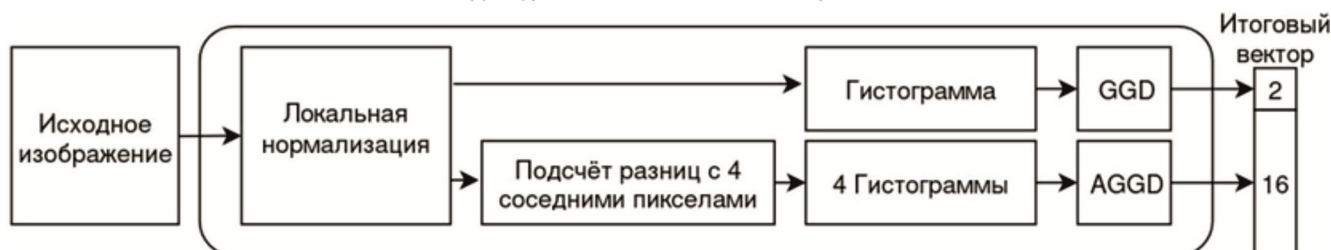


Рис. 4. Структурная схема вычисления признаков NSS

личных исследований. Четыре видеопоследовательно-сти получены на оборудовании с чересстрочным форматом изображения, на остальных видеоданных эффект чересстрочности (ЭЧ) отсутствует. Статические изображения нарезались из видеоданных путем сохранения из них каждого десятого кадра. Затем вручную отбрасывались последовательные кадры, не имеющие заметных видимых различий. Из оставшихся кадров случайным образом выбрано 1000 изображений. Изображения с ЭЧ в итоге составили около половины от всех собранных в наборе [18].

Далее происходила процедура субъективного (экспертного) оценивания качества собранного набора изображений. Группа из пяти экспертов поставила каждому изображению оценки от «1» до «5». Оценка «1» ставилась, если изображение являлось полностью не информативным. Оценка «5» ставилась для идеального четкого изображения. Для изображений с оценкой «3» допускалось наличие зашумленных или размытых областей, при условии наличия полезных областей. Промежуточные оценки «2» и «4» ставились, если изображения логически сложно было соотнести с установленными критериями для оценок «1», «3» или «5».

На рис. 2 показаны примеры колоноскопических изображений с усредненными экспертными оценками качества MOS.

На этом этапе дополнительно рассчитывался также ряд статистических показателей. Установлено, что ко-

эффициент линейной корреляции оценок экспертов друг с другом составил от 0,6 до 0,68. Экспертам дополнительно предлагалось повторно оценить 50 изображений. Корреляция собственных оценок в двух случаях составила от 0,75 до 0,84. Рассчитывалось также среднее арифметическое пяти экспертных оценок MOS. Среднее квадратичное отклонение полученной оценки составило 0,72.

Анализ известных незатонных алгоритмов

Алгоритм расчета метрики BRISQUE, приведенный на рис. 3, сопоставляет каждому изображению вектор, состоящий из 36 признаков [11]. Из них 18 признаков вычисляется для исходного изображения, а другие 18 – для изображения, уменьшенного в 2 раза. Итоговое значение метрики вычисляется с использованием предварительно обученного на базе экспертных оценок алгоритма машинного обучения. Для расчета признаков алгоритм BRISQUE вычисляет распределение коэффициентов, отвечающих за распределение статистики в естественных изображениях – NSS (рис. 4) оцениваемого изображения. Признаки представляют собой коэффициенты симметричного (GGD) и асимметричного (AGGD) нормальных распределений, наилучшим образом аппроксимирующих наблюдаемую статистику данных.

Алгоритм NIQE [19] оценивает различие между распределением коэффициентов NSS для изображения и приближением того же самого распределения с исполь-

Таблица 1. Значения коэффициента линейной корреляции

Алгоритм	Все изображения	Изображения с ЭЧ	Изображения без ЭЧ
BRISQUE	0,46	0,71	0,08
NIQE	0,5	0,67	0,37
TOPIQ	0,29	0,18	0,36
PaQ-2-PiQ	0,18	0,38	0,36

Таблица 2. Значения среднеквадратичной ошибки

Алгоритм	Все изображения	Изображения с ЭЧ	Изображения без ЭЧ
LRG	$MSE = 0,20$	$MSE = 0,10$	$MSE = 0,20$
PR	$MSE = 0,14$	$MSE = 0,11$	$MSE = 0,18$

зованием многомерного нормального распределения. Метрика NIQE для своего расчета не использует методы машинного обучения на экспертных оценках.

Известно, что традиционные метрики оценки качества плохо решают проблему контекста: они не способны анализировать содержимое изображения, хотя оно влияет на субъективную оценку качества. Для решения этой проблемы исследователи прибегают к созданию алгоритмов, использующих сверточные нейронные сети и другие алгоритмы глубокого машинного обучения. К ним, например, относятся алгоритмы TOPIQ [20] и PaQ-2-PiQ [21]. Область их применения на практике ограничена наличием большого (желательно от 10000 штук) обучающего набора изображений с экспертными оценками MOS.

В ходе проведенного эксперимента рассчитан коэффициент линейной корреляции между экспертной оценкой MOS и описанными выше известными алгоритмическими метриками неэталонной оценки качества:

$$\rho_{x,y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}.$$

Здесь x_i, y_i – экспертные и алгоритмические оценки i -го изображения, а \bar{x}, \bar{y} – средние значения оценок на всем множестве изображений.

Исследование проводилось: на всем наборе изображений, только на изображениях с ЭЧ, только на изображениях без ЭЧ. Результаты приведены в табл. 1. Вычисление значений метрик произведено с использованием библиотеки IQA-PyTorch [22].

Алгоритмы BRISQUE, NIQE, TOPIQ оценивают степень зашумленности, поэтому обратно коррелируют с качеством изображения, поэтому в табл. 1 приведены абсолютные значения коэффициента корреляции. Установлено, что наилучшие результаты на всем наборе демонстрируют метрики BRISQUE и NIQE, использующие признаки NSS и два уровня пространственной пирамиды (используется как исходное, так и уменьшенное в два раза изображение, см. рис. 3, [11]).

Одним из этапов вычисления признаков NSS является нахождение распределений разностей значений между соседними пикселями. В частности, вычисляются разности с соседями по горизонтали и вертикали. У изображений с ЭЧ эти распределения будут отличаться, но только на первом уровне пространственной пирамиды. На ее втором уровне изображение уменьшается в

два раза, и характерные ЭЧ пропадают. Эти особенности могут объяснять высокую корреляцию оценок алгоритмов BRISQUE и NIQE для изображений с ЭЧ.

Разработка алгоритмов на основе признаков NSS

Необходимо было обучить алгоритм машинного обучения на наборе колоноскопических изображений, не изменяя способов вычисления коэффициентов NSS. При этом рассматривались методы линейной регрессии (LRG) и использование персептрона (PR) с одним скрытым слоем (100 нейронов в скрытом слое, функция активации ReLU). В качестве функции потерь использована среднеквадратичная ошибка (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z}_i)^2,$$

где z_i и \bar{z}_i – исходная и предсказанные оценки для i -го изображения. Набор изображений делился на обучающее и тестовое множество в соотношении 7:3. В табл. 2 приведены результаты, полученные на тестовом множестве.

Разработка алгоритма на основе сверточной нейронной сети

На субъективную оценку качества изображения среди прочих факторов отрицательно влияют низкая освещенность и наличие бликов отраженного света. Кроме того, движение эндоскопа в органах желудочно-кишечного тракта, в том числе и кишечника, приводит к появлению артефактов размытия на изображениях. Напротив, если на изображении отчетливо видны стенки внутренних органов – это положительно влияет на субъективную оценку. Выявление перечисленных выше признаков должно быть под силу алгоритму, базирующемуся на небольшой СНС. Одна из первых попыток использования СНС для оценки качества изображений приведена в работе [14].

В используемой архитектуре (рис. 5) несколько сверточных слоев возвращают на выходе тензор размерности $17 \times 17 \times 50$. Затем, как и в оригинальной работе, в каждом из 50 каналов извлекаются максимальное и минимальное значения. Кроме того, добавлено вычисление среднего значения в каждом канале. После конкатенации получается вектор из 150 элементов. С использованием нескольких полносвязных слоев вычисляется оценка качества. Далее в работе будем называть эту модель MMA-CNN (min+max+average – convolutional neural network).

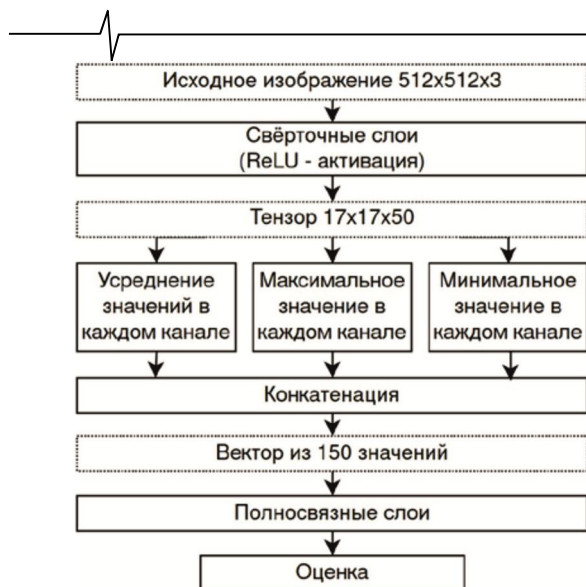


Рис. 5. Алгоритм оценки качества изображения на основе сверточной нейронной сети

В результате обучения среднеквадратичная ошибка на тестовом множестве составила 0,2, как и при использовании линейной регрессии по признакам NSS.

Также визуальный анализ значений в последнем канале сверточного слоя позволяет сделать следующие наблюдения:

Слишком темные и слишком яркие области отчетливо выделились в отдельных каналах. Один канал имеет отклики только для изображений с ЭЧ.

Области «высокого качества» не имеют отдельных каналов.

Примерно на четверти всех изображений виден зонд эндоскопа. Зачастую он неподвижен на подверженном размытию движению изображении или наоборот, размыт или засвечен на переднем плане в целом качественного изображения. Изображение зонда не представляет никакой ценности и не должно влиять на субъективную оценку, однако извлекаемые признаки слишком низкоуровневые, чтобы нейронная сеть научилась его игнорировать.

Сравнительный анализ алгоритмов

На новом тестовом множестве из 300 изображений

вычислен коэффициент линейной корреляции (ρ) с экспертными оценками MOS. Результаты приведены в табл. 3. Они позволяют сделать вывод о преимуществе использования алгоритмов PR и MMA-CNN, обученных на колоноскопических изображениях, по сравнению с универсальными неэталонными алгоритмами типа BRISQUE.

Таблица 3. Сравнительный анализ рассматриваемых алгоритмов

Алгоритм	Коэффициент линейной корреляции
BRISQUE	0,43
PR	0,88
MMA-CNN	0,83

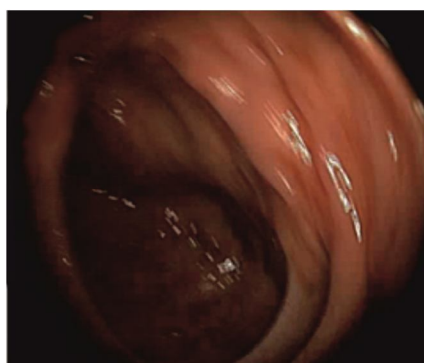
На рис. 6 приведены примеры изображений с экспертными оценками MOS и оценками, полученными рассмотренными выше алгоритмами. Видно, что оба алгоритма, базирующихся на методах машинного обучения (PR и MMA-CNN), в целом справляются с оцениванием качества изображений, при этом несколько занижая среднюю экспертную оценку.

Заключение

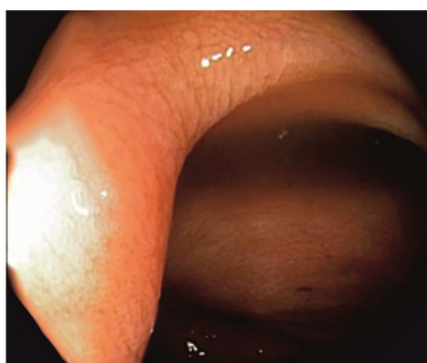
В данном исследовании создан тестовый набор колоноскопических изображений, проведена его экспертная оценка, оценена корреляция ряда неэталонных алгоритмов с экспертными значениями, предложено 2 собственных алгоритма, использующих методы машинного обучения.

На данном этапе исследования рассмотрены модели, использующие только низкоуровневые признаки или их статистику распределения. Такие модели менее подвержены переобучению на небольшом наборе изображений, который чаще всего и имеется в распоряжении исследователей.

Дальнейшая работа будет направлена на выявление высокоуровневых признаков. С учетом относительно небольшого количества изображений в обучающих и тестовых наборах потребуется дополнительная разметка с использованием масок или разбиения на патчи, чтобы обучить нейронную сеть отыскивать области, заслуживающие большего или меньшего внимания.



а) MOS = 1,8;
BRISQUE = 131,24;
PR = 1,4; MMA-CNN = 1,5



б) MOS = 2,8;
BRISQUE = 20,64; PR = 3,03;
MMA-CNN = 2,6



в) MOS = 4,2;
BRISQUE = 43,45; PR = 3,72;
MMA-CNN = 3,6

Рис. 6. Изображения с оценками, полученными экспертами (MOS) и рассмотренными алгоритмами

Литература

1. Палевская С.А., Короткевич А.Г. Эндоскопия желудочно-кишечного тракта. М.: ГЭОТАР-Медиа, 2020. 752 с.
2. Куваев Р.О., Никонов Е.Л., Кашин С.В., Капранов В.А., Гвоздев А.А. Контроль качества эндоскопических исследований, перспективы автоматизированного анализа эндоскопических изображений. Кремлевская медицина. Клинический вестник. 2013. Т. 2. С. 51-56.
3. Munzer B., Schoeffmann K., Boszormenyi L. Content-based processing and analysis of endoscopic images and videos: A survey. *Multimed. Tools Appl.* (2018) 77. pp. 1323-1362.
4. Приоров А.Л., Хрящев В.В., Топников А.И. Обработка и передача мультимедийной информации: учебное пособие. Ярославль: ЯрГУ. 2022. 248 с.
5. Лебедев А.А. Исследование нейросетевых алгоритмов обнаружения объектов на видеоизображениях в медицинских системах прикладного телевидения. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Ярославль. 2022. 131 с.
6. Лебедев А.А., Хрящев В.В., Среднякова А.С., Казина Е.М. Разработка алгоритма детектирования полипов на эндоскопических изображениях с использованием сверточных нейронных сетей. *Цифровая обработка сигналов*. 2021. № 2. С. 55-60.
7. Lebedev A., Khryashchev V., Stefanidi A., Stepanova O., Kashin S., Kuvaev R. Convolutional neural network for early detection of gastric cancer by endoscopic video analysis. *Proceedings of Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019)*. Amsterdam, Netherlands, 2019, pp. 585-590.
8. Дворкович В.П., Дворкович А.В. Цифровые видеоинформационные системы (теория и практика). Техносфера, 2012. 1008 с.
9. Приоров А.Л., Ненахов И.С., Хрящев В.В. Разработка и анализ алгоритма незатонной оценки качества изображений на основе локальных бинарных шаблонов. *Успехи современной радиоэлектроники*. 2016. № 7. С. 46-52.
10. Ruderman D. The statistics of natural images. *Network: Computation in Neural System*, 1994, vol. 5, no 4, pp. 517-548.
11. Mittal A., Moorthy A., Bovik A. No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Trans. Image Process.* 2012, vol. 7, no 12, pp. 4695-4708.
12. Chandler D., Hemami S. VSNR: a wavelet-based visual signal-to-noise ratio for natural images. *IEEE Trans. Image Process.* 2007, vol. 16, no 9, pp. 2284-2298.
13. Saad M., Bovik A., Charrier C. Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain. *IEEE Trans. Image Process.* 2012, vol. 21, no. 8, pp. 3339-3352.
14. Kang L., Ye P., Li Y., Doermann D. Convolutional Neural Networks for No-reference Image Quality Assessment. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2014, pp. 1733-1740.
15. Николенко С.И., Кадури А.А., Архангельская Е.О. Глубокое обучение. Питер: СПб., 2019. 476 с.
16. Sheikh H., Wang Z., Cormack L., Bovik A. LIVE image quality assessment database release 2, 2006. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/subjective.htm>.
17. Ponomarenko N., Jin L., Ieremeiev O., Lukin V., Egiazarian K., Astola J., Vozel B., Chehdi K., Carli M., Battisti F., Jay Kuo C. Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives. *Signal Processing: Image Communication*. 2015, vol. 30, pp. 57-77.
18. Седов А.Г., Хрящев В.В. Разработка и исследование алгоритмов оценки качества колоноскопических изображений. *Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA-2024): Докл. 26-й междунар. конф. Москва, 2024. С. 244-247.*
19. Mittal A., Soundararajan R., Bovik A. Making a «completely blind» image quality analyzer. *IEEE Signal processing letters* 20.3 (2012): 209-212.
20. Chaofeng Chen, Jiadi Mo, Jingwen Hou, Haoning Wu, Liang Liao, Wenxiu Sun, Qiong Yan, Weisi Lin. TOPIQ: A Top-Down Approach from Semantics to Distortions for Image Quality Assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2024. vol. 33, pp. 2404-2418.
21. Ying Z., Niu H., Gupta P., Mahajan D., Ghadiyaram D., Bovik A. From Patches to Pictures (PaQ-2-PiQ): Mapping the Perceptual Space of Picture Quality. *arXiv:1912.10088 [cs.CV]*.
22. Chaofeng C., Jiadi M. IQA-PyTorch: PyTorch Toolbox for Image Quality Assessment. <https://github.com/chaofengc/IQA-PyTorch> 2022.

НОВЫЕ КНИГИ

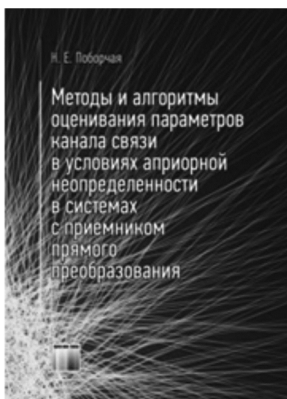
Поборчая Н.Е.

Методы и алгоритмы оценивания параметров канала связи в условиях априорной неопределенности в системах с приемником прямого преобразования: Учебное издание для вузов, М.: Изд-во «Горячая линия-Телеком», 2023 г. 240 с.: ил.

Изложены методы и алгоритмы совместного оценивания параметров сигнала (канала связи) в условиях априорной неопределенности относительно статистических характеристик канала связи и законов распределения шумов. Особое внимание уделено системам с приемником прямого преобразования. Рассмотрены вопросы синтеза и анализа процедур оценивания для систем связи с одной передающей и приемной антенной (SISO), с несколькими передающими и приемными антеннами (MIMO), а также для систем с ортогональным частотным мультиплексированием (OFDM).

Предложенные алгоритмы способствуют повышению помехоустойчивости приема информации или понижению вычислительной сложности процедур обработки сигнала.

Для научных работников, инженеров и аспирантов. Может быть полезна студентам старших курсов и магистрантам, обучающимся по направлению подготовки «Радиотехника» и «Инфокоммуникационные технологии и системы связи».



ОЦЕНКА ЧУВСТВИТЕЛЬНОСТИ ВИДЕОКАМЕР

Дрынкин В.Н., начальник сектора, ФАУ «ГосНИИАС» (Российская Федерация), e-mail: drynkinv@gosniias.ru
Царева Т.И., к.б.н., старший научный сотрудник, ФАУ «ГосНИИАС» (Российская Федерация),
e-mail: tsareva@gosniias.ru

EVALUATION OF VIDEO CAMERAS SENSITIVITY

Drynkin V.N., Tsareva T.I.

The paper describes an algorithm for assessing the sensitivity of video cameras in the spectral domain based on calculating the signal-to-noise ratio from the distribution of the spectral power density of the signal and noise in real video images. The advantages of the proposed algorithm in comparison with other approaches are demonstrated. It is noted that the implementation of the algorithm as an element of a video surveillance system will make it possible to correctly determine the moment when the signal/noise level decreases below a certain threshold when the scene illumination decreases to automatically turn on the high sensitivity mode of video cameras.

Key words: digital image processing, signal-to-noise ratio, increasing the sensitivity of video cameras, binning, restoration of spatial resolution.

Ключевые слова: цифровая обработка изображений, отношение сигнал/шум, повышение чувствительности видеокамер, биннинг, восстановление пространственного разрешения.

Введение

Чувствительность является одной из важнейших характеристик видеокамер и определяется минимальным значением уровня полезного сигнала на входе, при котором на выходе устройства еще обеспечивается допустимое отношение сигнал/шум (ОСШ) [1]. Важно ее знать, уметь оценивать и по возможности регулировать. При невозможности регулировки чувствительности съемочные возможности видеокамер сильно зависят от условий съемки, времени суток, времени года и т.п. В результате наступает момент, когда камера перестает «видеть».

В системах видеонаблюдения под чувствительностью часто понимают минимальную освещенность (или минимальное значение отверстия диафрагмы), при которой обеспечивается заданное качество изображения [2]. При этом на выходе матрицы видеокамеры формируется минимальный уровень сигнала, который можно измерить приборами. Но такой подход возможен только в лабораторных условиях [3]. На практике чувствительность оценивают по изображениям, формируемым видеокамерой.

Оценка чувствительности по контрасту и статистическим характеристикам изображений

В первом приближении чувствительность видеокамеры можно оценивать по контрасту сцены, например [4]:

$$K = \frac{B_{\max} - B_{\min}}{D} 100\%, \quad (1)$$

где B_{\max} , B_{\min} – усредненные значения яркостей в самой светлой и самой темной областях изображения, D – максимальный диапазон яркостей. Для полутонового вось-

Изложен алгоритм оценки чувствительности видеокамер в спектральной области на основе вычисления отношения сигнал/шум по распределению спектральной плотности мощности сигнала и шума в реальных видеоизображениях. Продемонстрированы преимущества предложенного алгоритма в сравнении с другими подходами. Отмечается, что реализация алгоритма, как элемента видеосистемы наблюдения, позволит правильно определять момент снижения уровня сигнал/шум ниже некоторого порога при снижении освещенности сцены для автоматического включения режима повышенной чувствительности видеокамер.

мибитного изображения значение $D = 255$. Однако при использовании в видеокамерах автоматических регулировок усиления такая оценка дает некорректный результат.

Наиболее часто чувствительность оценивают по ОСШ. Отношение уровня радиосигнала к шуму, распределенному в видеоканале, напрямую влияет на качество изображения.

В большинстве случаев для оценки чувствительности по ОСШ используют измерение статистических характеристик изображений видеокамеры [5, 6]:

$$SNR = \frac{\mu_{sig}}{\sigma_{sig}}, \quad (2)$$

где μ_{sig} – среднее значение сигнала изображения;

σ_{sig} – стандартное отклонение сигнала изображения.

Однако, если описанный подход позволяет достаточно объективно оценивать ОСШ для тестовых изображений и искусственно внесенных шумов, то для реальных видеоизображений подобная формальная эквивалентность стандартного отклонения в качестве меры шума, показывающей насколько выбранные пиксели отличаются от средней величины, характеризующей полезный сигнал, может быть лишена смысла, так как не учитывает пространственные зависимости яркостей элементов реального изображения и особенности их зрительного восприятия.

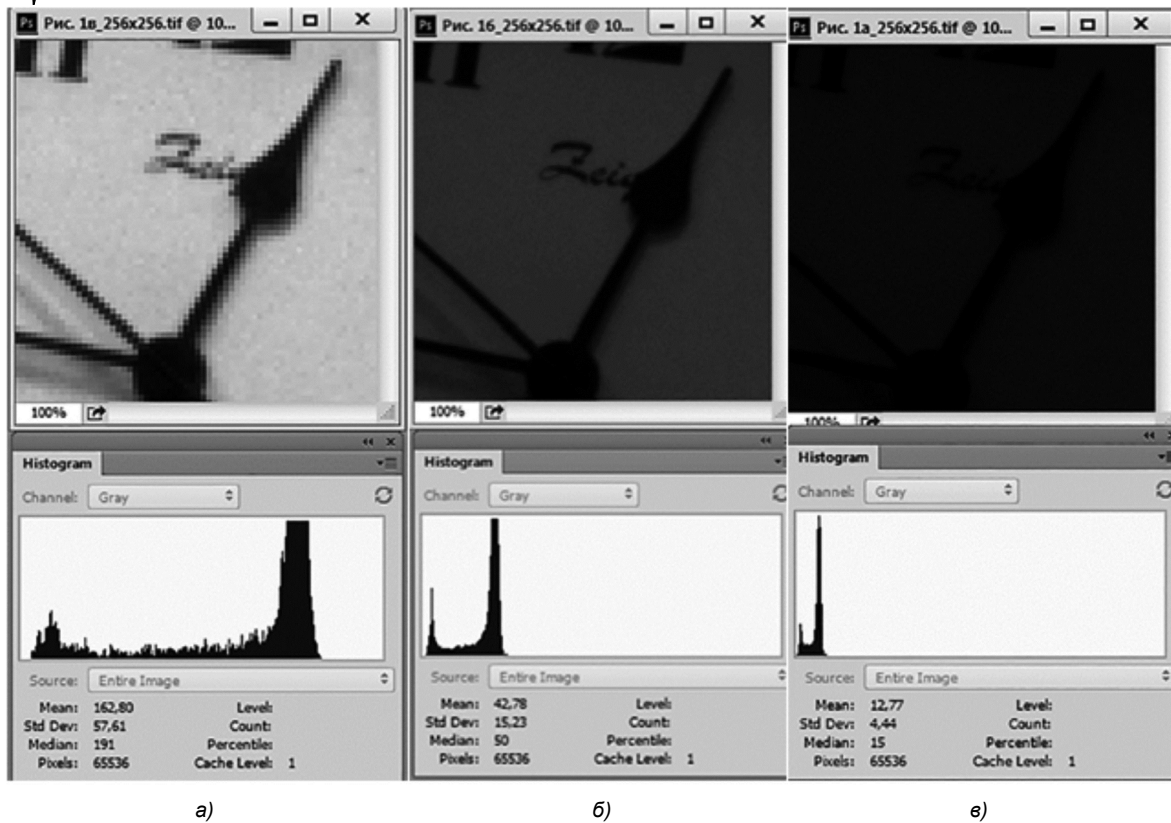


Рис. 1. Фрагменты изображений с разным уровнем сигнала

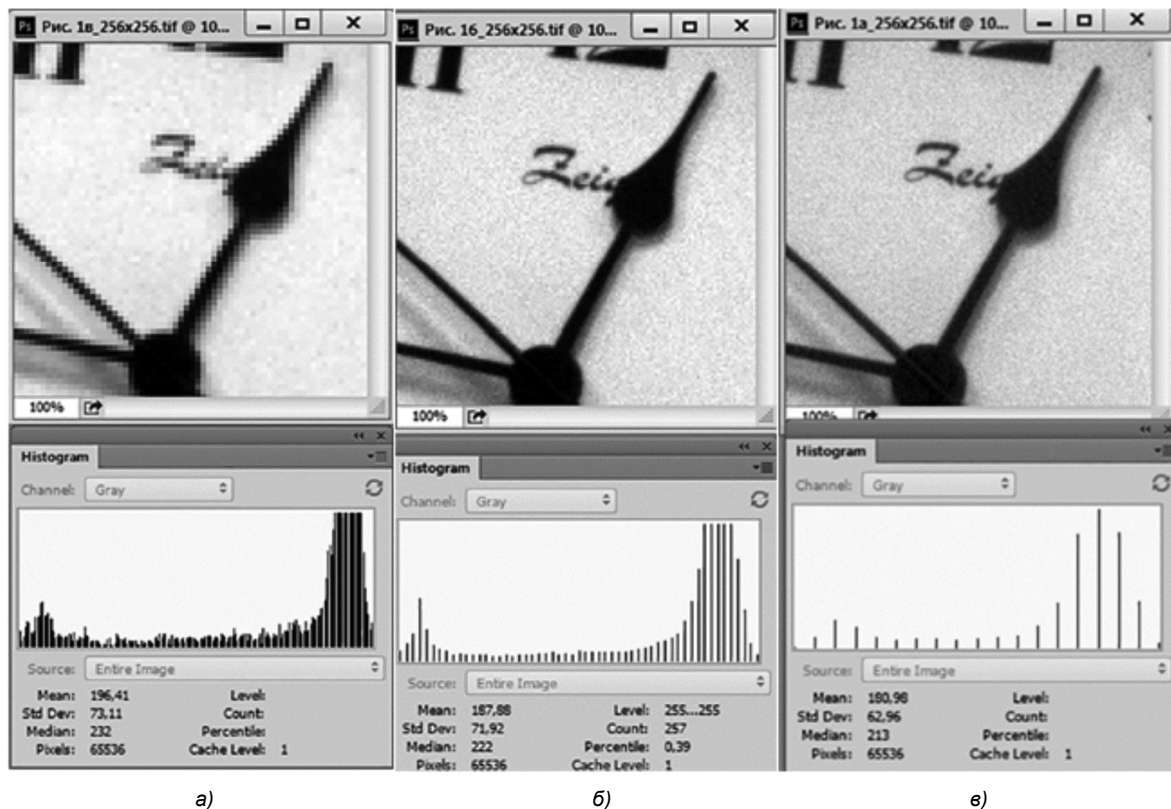


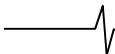
Рис. 2. Фрагменты изображений с автотонном

Проиллюстрируем рассмотренные подходы к оценке чувствительности. На рис. 1 приведены фрагменты изображений с разным уровнем полезного сигнала, полученные видекамерой без автоматических регулировок.

Расчет ОСШ по формуле (2) дает практически одинаковый результат: 2,8; 2,8; 2,9, хотя мы видим, что сиг-

нал становится слабее: контраст, рассчитанный по формуле (1), дает значения 79,2 %; 20,8 % и 6,7 % для фрагментов а), б) и в) соответственно.

Если же применить к фрагментам а), б) и в), изображенным на рис. 1, автоматическую регулировку тона (автотон) (рис. 2), то контраст становится одинаковым,



практически равным 100 % (см. гистограммы).

Приведенные результаты демонстрируют тот факт, что показатель контраста K (1) и ОСШ SNR , рассчитанное по статистическим характеристикам изображений (2), не дают адекватной оценки чувствительности видеокамер и побуждают искать другие подходы к оценке чувствительности.

Оценка чувствительности по ОСШ в спектральной области

Случайный шум датчика видеосигнала представляет собой сложный шум, который образуется как за счет внутренних свойств датчика, так и за счет возбуждения фотоприемника от воздействия излучения различных источников. Такой шум считают аддитивным нормальным некоррелированным в ограниченной полосе частот шумом [7].

Формально изображение на выходе датчика видеосигнала матричного типа можно описать функцией вида [7, 8]

$$f(x, y, t) = S(x, y, t) + \xi(x, y, t), \quad (3)$$

где $f(x, y, t)$ – функция изменения яркости в точке (x, y) на выходе видеодатчика; $S(x, y, t)$ – полезная составляющая сигнала изображения; $\xi(x, y, t)$ – шумовая составляющая на выходе видеодатчика; t – временная координата или индекс текущего кадра изображения.

Отметим основные особенности выражения (3). Во-первых, шумовая составляющая $\xi(x, y, t)$ представляет собой не весь сложный шум, а только его высокочастотную ВЧ компоненту, которую вследствие ее аддитивности легко можно отделить от полезного сигнала с целью, например, подавления различными методами фильтрации на этапе предварительной обработки или для вычисления ОСШ. Во-вторых, низкочастотная компонента шума, как правило, находится в области существования спектра полезного сигнала изображения, задача выделения ее из полезного сигнала представляет собой отдельную проблему и в данной работе не рассматривается. Поэтому в дальнейшем под шумом будем понимать ВЧ аддитивный шум $\xi(x, y, t)$.

На рис. 3 в качестве примера для плоскости пространства изображения в области нормированных «горизонтальных» $v_x = \frac{\Omega_x}{2\pi/2X}$ и «вертикальных»

$v_y = \frac{\Omega_y}{2\pi/2Y}$ пространственных частот показан фрагмент модуля двумерного дискретного спектра одного видеокadra реального изображения $\hat{\rho}(v_x, v_y)$, формируемого видеодатчиком матричного типа. Здесь Ω_x , Ω_y – частота элементов и частота строк соответственно, X , Y – межэлементные и межстрочные интервалы дискретизации. Белыми линиями ограничена область существования основного спектра формируемого изображения кадра D_0 , черными линиями показаны границы ближайших побочных спектров дискретизации, между

которыми сосредоточен аддитивный ВЧ шум. Наибольшую интенсивность ВЧ шум имеет в областях, обозначенных черными кружочками.

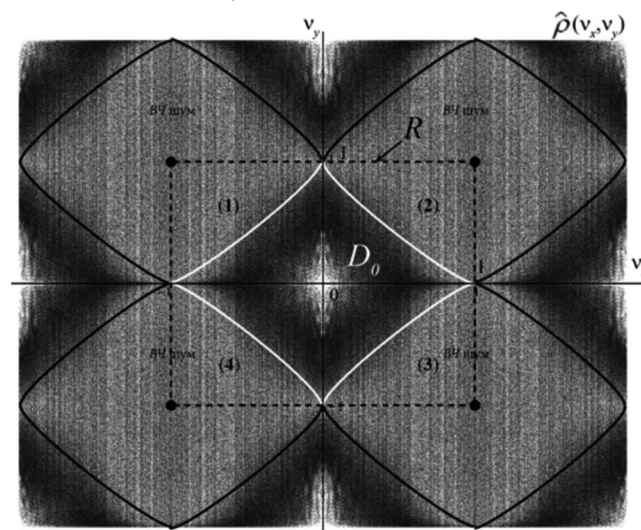


Рис. 3. Дискретный спектр видео кадра с ВЧ шумом

При формировании изображения видеокамерой из дискретного спектра выделяется основной спектр, расположенный в начале координат $(v_x, v_y) = (0, 0)$, с помощью двумерного фильтра нижних частот (ФНЧ) формирующей системы видеодатчика и подавляются все побочные составляющие дискретного спектра [9].

Матричный фотоприемник при формировании изображения действует как фильтр пространственных частот с частотной характеристикой вида [10]

$$K(v_x, v_y) = \frac{\sin(\pi a v_x)}{\pi a v_x} \frac{\sin(\pi a v_y)}{\pi a v_y}, \quad (4)$$

где a – линейный размер элемента (площадь элемента $A = a \times a$).

Поскольку пространственно-частотная характеристика (ПЧХ) формирующего изображения фильтра (4) представляет собой прямое произведение одномерных функций, то такой фильтр имеет область пропускания в виде прямоугольника, схематично изображенного на рис. 3 пунктиром, которая охватывает все частотное пространство нормированных частот $R: |v_1| \leq 1, |v_2| \leq 1$.

Как видим из рисунка ближайшие к основному спектру компоненты ВЧ шума (1), (2), (3) и (4) также будут присутствовать на формируемом изображении. На рис. 4 показан кадр сформированного видео датчиком изображения с ВЧ шумом.



Рис. 4. Видеокادر с ВЧ шумом, полученный при низкой освещенности

Исследования показывают (см., например, рис. 3), что все частотное пространство нормированных частот R видеокadra разделяется на область существования основного спектра формируемого изображения D_0 , близкую к ромбической, и область существования ВЧ аддитивного шума $R \setminus D_0$.

Метод оценки чувствительности видеокамер по ОСШ в частотной области основан на анализе распределения спектральной плотности мощности сигнала и шума в реальных видеоизображениях. При этом ОСШ SNR_{TB} предлагается вычислять по формуле [11]:

$$SNR_{TB} = 10 \lg \frac{\iint_{D_0} |\rho_{TB}(v_1, v_2)| dv_1 dv_2}{\iint_{R \setminus D_0} |\rho_{TB}(v_1, v_2)| dv_1 dv_2}, \quad (5)$$

где ρ_{TB} – спектральная плотность изображения видеокadra, области D_0 и $R \setminus D_0$ задаются согласно рис. 5.

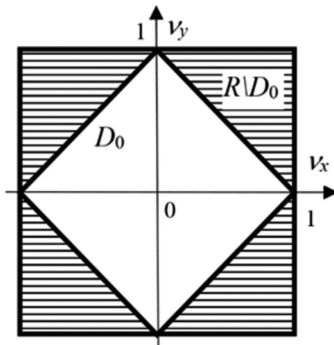


Рис. 5. Области существования спектральной плотности полезного сигнала видеокдра D_0 и ВЧ шума $R \setminus D_0$

Сравнение методов оценки чувствительности видеокамер

Многочисленные эксперименты по выбору показателя для оценки чувствительности видеокамер на реаль-

ных изображениях видимого диапазона [12] показали, что изменению освещенности сцены в различных суточных и сезонных условиях съемки, особенно перед наступлением темноты, наилучшим образом соответствует показатель ОСШ SNR_{TB} , рассчитываемый по формуле (5). На рис. 6 приведены результаты расчётов ОСШ SNR_{TB} для нескольких последовательностей видеокдра, полученных в ясных погодных условиях (для исключения влияния сложных метеословий), в разное время года и в разное время суток. Из рис. 6 видно, что непосредственно перед наступлением темноты ОСШ SNR_{TB} начинает резко падать, что отражает уменьшение величины полезного сигнала, формируемого видеокамерой в темное время суток, при фиксированной чувствительности видеокамеры.

В качестве примера для сравнения в табл. 1 приведены данные оценки чувствительности по изображениям с разным уровнем полезного сигнала (см. рис. 1 и 2) рассмотренными выше методами: по контрасту изображения K (1), по ОСШ SNR (2) и по ОСШ SNR_{TB} (5).

Из табл. 1 видно, что при применении автоматических регулировок контраста (в данном случае автотона) контраст (1) практически равен 100 % и не отслеживает изменение чувствительности видеокамеры, как отмечалось выше. Показатель SNR , рассчитанный по статистическим характеристикам изображений (2), в данном случае практически не меняется независимо от уровня сигнала и автоматических регулировок контраста, а показатель SNR_{TB} , рассчитанный по спектральной плотности видеосигнала (5), дает наиболее адекватный уровень сигнала результат вне зависимости от автоматических настроек.

Полученные экспериментальные результаты дают основания предложить показатель SNR_{TB} в качестве основы для оценки чувствительности видеокамер.

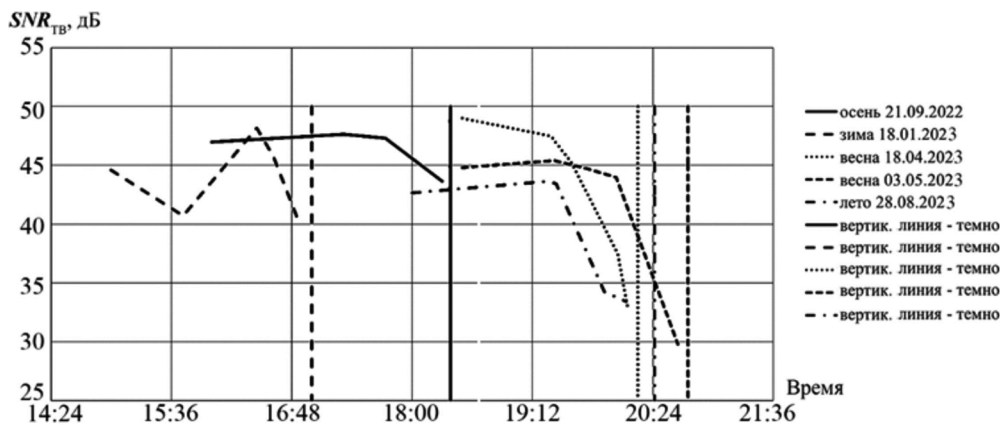


Рис. 6. Изменение ОСШ SNR_{TB} камеры видимого диапазона в разное время суток и года

Таблица. 1. Сравнительная оценка чувствительности видеокамер по разным показателям

№ п/п	Изображение	Особенности	K , %	SNR	SNR_{TB} , дБ
1.	Рис. 1, а	Без коррекции	79,61	2,83	38,22
2.	Рис. 1, б		20,40	2,81	34,97
3.	Рис. 1, в		6,27	2,88	26,0
4.	Рис. 2, а	С автотоном	99,61	2,69	37,83
5.	Рис. 2, б		99,61	2,61	34,43
6.	Рис. 2, в		99,21	2,87	25,95

Заключение

Предложен метод оценки чувствительности видеокамер в спектральной области на основе вычисления ОСШ по распределению спектральной плотности мощности сигнала и шума в реальных видеоизображениях. Эксперименты с реальными данными показали, что в сравнении с другими методами оценки чувствительности, например, по контрасту и по ОСШ, вычисляемому по статистическим характеристикам изображений, предложенный метод дает более адекватные оценки изменения ОСШ в различных условиях.

Аппаратная реализация алгоритма вычисления ОСШ (5), как элемента видеосистемы, интегрированного в видеокамеру, позволит правильно определять уровень снижения ОСШ ниже некоторого экспериментально определённого порога для определения момента автоматического включения режима повышенной чувствительности, например, на основе биннинга с восстановлением пространственного разрешения [4], что позволит расширить диапазон условий применимости видеокамеры при снижении освещённости в тёмное время суток.

Полученные результаты являются предварительными и требуют дальнейших исследований, особенно в части аппаратной реализации. Но уже сейчас можно утверждать, что они могут служить надёжной основой для совершенствования камер в различных условиях видеонаблюдения.

Литература

1. Будзинский Н.В., Зайцев А.Г., Гонта А.С., Михайлов А.А. Основные параметры видеокамеры. Методическое пособие по системам охранного телевидения. URL: <https://mip-sb.ru/info/camera-recorder/> (дата обращения 2024.02.23).
2. Способы улучшения чувствительности камер видеонаблюдения. Настройка видеонаблюдения. 15, август, 2019. URL: <https://zapishevse.ru/sposoby-uluchsheniya-chuvstvitelnosti-kamer-videonablyudeniya/> (дата обращения 2024.02.23).
3. Методика измерения отношения сигнал/шум каналов с аналоговой и цифровой модуляцией приборами серии ИТ-08 и мини-ИТ. ООО «Планар». 2015.
4. Дрынкин В.Н. и др. Метод повышения чувствительности видеокамер на основе биннинга с восстановлением пространственного разрешения. Цифровая обработка сигналов. 2020. №4. С. 58-63.
5. Голиков Е. Н. Измерение характеристик шумов и отношения Сигнал/шум в телевизионных изображениях с использованием программных средств. URL: https://storage.tusur.ru/files/8629/TU-1203_Измерение_характеристик_шумов_и_отношения_сигнал_шум_в_телевизионных_изображениях_с_использованием_программных_средств.pdf (дата обращения 2024.02.23).
6. Старк К. Отношение сигнал/шум: осмысление, измерение, улучшение (часть 1). 5, апрель, 2010. URL: <http://realsky.ru/articles/astrophotography/отношение-сигналшум-осмысление-измерение-улучшение-часть-1-r278/> (дата обращения 2024.02.23).
7. Fan et al. Brief review of image denoising techniques. Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art. 2019, 08 July. 12 p. URL: <https://doi.org/10.1186/s42492-019-0016-7> (дата обращения 2024.02.23).
8. Катулев А.Н., Храмичев А.А., Ягольников С.В. Цифровая обработка 2D слабоконтрастных изображений, формируемых оптико-электронным прибором в сложных фоноцелевых условиях. Обнаружение, распознавание, сопровождение динамических объектов. Монография. М.: Радиотехника, 2018. 408 с.
9. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений. М.: Сов. Радио, 1979. 312 с.
10. Мальцев Г.Н. Выбор режима регистрации изображений в оптических информационных системах с матричными фотоприемниками. Информационно-управляющие системы. 2004. №2. С. 2-5.
11. Дрынкин В.Н. Разработка и применение многомерных цифровых фильтров. М.: ФГУП «ГосНИИАС». 2016. 180 с.
12. Горбачев В.А., Гродзицкий Л.В., Данилов С.Ю. и др. БД № 2023621349 База данных регистрации объектов, полученных с использованием программных имитаторов распределенного мониторинга на основе группы беспилотных летательных аппаратов с целевыми полезными нагрузками в видимом, инфракрасном и радиолокационном диапазонах, заявл. 11.04.2023, опубл. 27.04.2023.

ООО «Лаборатория Сфера»

Наша компания успешно занимается научными исследованиями и разработками в области связи, цифровой обработки сигналов и помехоустойчивого кодирования. Мы реализуем проекты в области радиосвязи, мобильной связи, радиодоступа, цифрового вещания и оборудования для электромобилей.

Основные направления деятельности нашей компании:

Разработка ПО. Разрабатываем специализированное компьютерное программное обеспечение.

Разработка для ПЛИС. Разрабатываем сложные функциональные блоки цифровой обработки сигналов.

Научные исследования. Проводим исследования в области интересующих Вас задач.

Разработка решений в области связи. Решаем поставленные Вами задачи в области связи, радиодоступа и телерадиовещания.

Действия с интеллектуальной собственностью. Осуществляем проведение патентных исследований, составление заявок на патенты на изобретения и полезные модели, а также на свидетельства на программы для ЭВМ и баз данных.

Обучение пользователей. Проводим обучающие семинары и тренинги. При необходимости возможно проведение углубленного повышения квалификации.

Консультации. Осуществляем консультативную деятельность в области компьютерных технологий и систем связи.

Контакты:

Адрес: 390000, г. Рязань, ул. Каширина, д.1 т, второй этаж, офис 1

Тел.: +7(995)540-75-03

E-mail: info@labsphera.ru

Сайт: <https://labsphera.ru/>

Наши клиенты: ООО «Т8», АвтоВАЗ, LADA Sport,

ООО «ЗВ-Сервис», ООО «Цифровые решения»,

ООО «НПФ «Сад-Ком», ООО НПФ «ТЕПЛОВОДОХРАН»,

ООО «Силовая электроника», МТУСИ, МФТИ и др.



МОДЕЛИРОВАНИЕ И КОРРЕКЦИЯ СТРУКТУРНЫХ РАДИОМЕТРИЧЕСКИХ ИСКАЖЕНИЙ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-ПАКЕТОВ

Соколов К.И., начальник группы военного представительства, Рязань, Россия; e-mail: skisokolow@yandex.ru
Макарова Н.В., ведущий инженер НИОКР отдела информационного обеспечения, ассистент кафедры ПЭЛ РГРТУ, Рязань, Россия; e-mail: makarova.n.v@rsreu.ru

MODELING AND CORRECTION OF STRUCTURAL RADIOMETRIC DISTORTIONS IN SATELLITE IMAGES USING WAVELET PACKETS

Sokolov K. I., Makarova N. V.

The article discusses an approach to modeling and correcting structural noise ("banding") in images from Earth observation systems by constructing a wavelet-packet decomposition tree and convolutional neural networks. The features of solving the problem in the presence of blur and defocus in the images are considered.

Key words: image, structural radiometric noise, additive-multiplicative model, wavelet transform, Daubechies wavelet.

Ключевые слова: изображение, структурный радиометрический шум, аддитивно-мультипликативная модель, вейвлет-преобразование, вейвлет Добеши, сверточная нейронная сеть.

Исследуется подход по моделированию и коррекции структурного шума («полосатости») на изображениях от систем космического наблюдения Земли путем построения дерева вейвлет-пакетного разложения и сверточных нейронных сетей. Рассмотрены особенности решения поставленной задачи при наличии на изображениях смаза и расфокусировки.

Введение

Для систем дистанционного зондирования Земли актуальной является задача коррекция структурного шума, возникающего при съемке земной поверхности с помощью приборов с зарядовой связью (ПЗС), скомпонованных в виде линеек или матриц. Подобный шум вызван неоднородностью чувствительности отдельных фотоприемников и проявляется в виде «полосатости».

Пусть $B(m, n)$ – изображение, формируемое датчиком путем сканирования земной поверхности линейками фотоприёмников. Структурный радиометрический шум можно описать аддитивно-мультипликативной моделью [1]:

$$B(m, n) = B^*(m, n) \cdot k(n) + b(n) + e(m, n), \quad (1)$$

где $B^*(m, n)$ – идеальное не искаженное изображение, $k(n)$ и $b(n)$ – мультипликативный и аддитивный коэффициенты структурного шума, зависящие от номера элемента n , но не зависящие от номера строки m , $e(m, n)$ – случайный аддитивный шум с нулевым средним.

Для обработки изображений и коррекции структурных шумов широко применяются алгоритмы на основе вейвлет-преобразования [2 – 4].

В работе авторами [5] предложен эффективный подход к описанию времязависимых структурных искажений изображений с использованием вейвлет-пакетного преобразования. Оптимальное дерево вейвлет-разложения несёт информацию о структурном шуме, оно строится автоматически или автоматизировано на основе анализа реальных изображений. По результатам проведенного анализа предлагается подход к коррекции

структурных искажений путем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов.

Коррекция структурных искажений

Для этого реальное изображение сперва разлагается по вейвлет-пакетам в соответствии с ранее найденным по шуму деревом принятия решений [5, 8]. Далее вейвлет-коэффициенты фильтруются:

$$w_l^* = \begin{cases} w_l & \text{при } |w_l| > P\sigma_l, \\ w_l \cdot \theta(|w_l|/(P\sigma_l)), & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

где w_l, w_l^* – исходные и отфильтрованные вейвлет-коэффициенты для листа разложения l ; σ_l – оценка СКО структурного шума на l -листе; P – некоторый настраиваемый порог, характеризующий уровень подавления структурного шума; $\theta(x)$ – некоторая монотонная функция, удовлетворяющая требованиям $\theta(0) = 0$ и $\theta(1) = 1$. Например, можно использовать $\theta(x) = x^q$, где $q \geq 1$ – настраиваемый параметр, характеризующий степень «жесткости» ограничения шума.

Далее по отфильтрованным коэффициентам путем обратного вейвлет-преобразования формируется восстановленное изображение. В силу построения данный подход позволяет хорошо фильтровать аддитивный структурный шум. Даже если реальный шум имеет заметную мультипликативную составляющую, то алгоритм останется работоспособным: в этом случае зависимость шума от сюжета будет истолкована как времязависимая составляющая. Сильные времязависимые искажения для ИК-датчиков можно рассматривать как аддитивные [6].

Для заметных мультипликативных искажений лучший результат можно получить по итерационной схеме: сперва находится отфильтрованное изображение, потом по исходному и отфильтрованному оценивается мультипликативный коэффициент. Этот коэффициент можно рассматривать как изображение и снова фильтровать вейвлет-пакетами, однако следует учитывать, что изменение во времени и соответственно оптимальное дерево вейвлет-пакетов для него может быть другим, его можно построить с помощью оператора. Далее на исходном изображении по фильтрованному коэффициенту корректируется мультипликативная составляющая, а затем на следующей итерации с использованием ранее рассмотренного выше подхода – аддитивная.

В принципе, в данных алгоритмах могут использоваться вейвлеты разного типа, более того, возможен выбор разных вейвлетов на различных уровнях разложения. Выбор наиболее подходящих вейвлетов из некоторого набора (словаря) может быть произведен автоматически с использованием меры «компактности» [5] или автоматизировано.

Если исходное изображение искажено белым шумом, то он будет равномерно разложен по вейвлет-коэффициентам. В этом плане можно надеяться, что рассмотренный выше алгоритм коррекции позволяет вместе со структурным шумом бороться и с аддитивным. Однако для этого необходимо, чтобы само изображение адекватно описывалось относительно малым числом ненулевых вейвлет-коэффициентов. Этого реально достичь, если дерево вейвлет-разложения формируется оператором: в этом случае оператор может выполнить построение дерева, оптимально «сжимающего» как структурный шум, так и реальное изображение. Если же дерево формируется автоматически по калибровочному изображению, то нет гарантии, что полученный базис будет подходящим для реальных изображений. В этом случае целесообразно оценить предварительно уровень шума σ_e и если оценка СКО для промежуточного изображения $\sigma_l < K\sigma_e$, где $K > 1$ – некий настраиваемый коэффициент, то принятие решения о разложении должно выполняться либо из соображений близости дерева к классическому вейвлет-преобразованию, либо на основе реального изображения, содержащего характерный сюжет (можно одновременно строить деревья для калибровочного и реального изображений).

Моделирование искажений

Построенное дерево вейвлет-пакетов можно использовать не только для коррекции искаженных изображений, но и для моделирования соответствующих искажений. Для этого вейвлет-коэффициенты формируются случайно в соответствии с оценками СКО на каждом

уровне, тогда обратное вейвлет-преобразование даст изображение с модельными искажениями. Такие изображения можно комбинировать с реальными не искаженными изображениями (выступающими в качестве эталона) и использовать для тестирования различных алгоритмов коррекции и для обучения алгоритмов искусственного интеллекта, например, искусственных нейронных сетей.

Поскольку вейвлет-пакеты обладают мощным средством описания и коррекции структурных искажений, то представляется перспективным включить построенное выше вейвлет-разложение в структуру нейронной сети. Это легко сделать, поскольку вейвлеты с конечным носителем реализуются через линейную свертку, которая используется в свёрточных нейронных сетях. Соответственно, нейронная сеть коррекции структурных искажений включает входные слои вейвлет-разложения, выходные слои вейвлет-восстановления, а между ними – дополнительные слои фильтрации коэффициентов (рис. 1).

В этом смысле предложенные выше подходы к анализу структурных искажений через вейвлет-пакеты позволяют адаптировать структуру нейронной сети для данного класса искажений: архитектура сети фактически определяется деревом принятия решения вейвлет-разложения. Это важный результат, поскольку именно проектирование подходящей архитектуры нейронной сети является плохо формализуемым этапом (в противоположность этому обучение – это формально стандартная задача минимизации целевой функции потерь). Также архитектура нейронной сети хорошо подходит для одновременного использования вейвлетов различных типов, при этом наиболее подходящие вейвлеты будут выбраны при обучении.

Фильтрация вейвлет-коэффициентов может осуществляться рядом свёрточных слоёв с нелинейностями: как известно подобные архитектуры хорошо справляются с фильтрацией шумов и искажений [9]. Особенностью пакетного вейвлет-разложения является то, что на выходе могут присутствовать изображения различных размеров, что затрудняет их совместную фильтрацию. Поэтому фильтрацию удобно совместить с обратным вейвлет-преобразованием, по мере которого осуществляется постепенное наращивание размерности изображений. Изображения, достигшие одинаковой размерности, можно фильтровать совместно свёрточными слоями с нелинейностями.

При обучении нейронной сети можно на первом этапе сохранить вейвлет-коэффициенты в свёртках неизменными, обучая только внутреннюю фильтрующую часть сети. Затем можно продолжить обучение, разрешив модификацию параметров свёрток для самих вейвлет-преобразований.

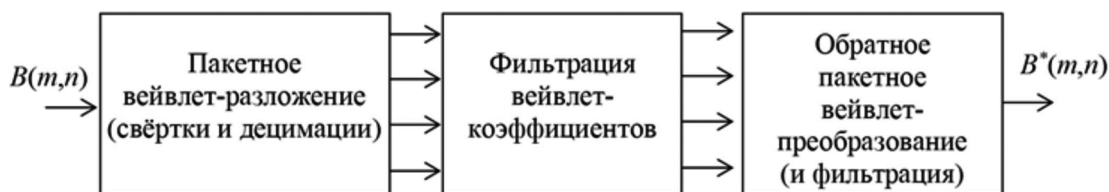


Рис. 1. Архитектура нейронной сети для коррекции структурных искажений

Коррекция с учетом смаза и расфокусировки

При наличии смаза и расфокусировки у датчика задача коррекции структурных искажений значительно усложняется – как известно, при коррекции смаза и расфокусировки наблюдается подъём (усиление) шумов, в том числе структурного шума [10, 11]. С другой стороны, при сильном смазе и расфокусировке исходные изображения в (1) становятся более гладкими, поэтому резкие детали на $B(m,n)$ заведомо вызваны только структурным шумом. Поэтому в целом оценка дерева принятия решений о вейвлет-разложении упрощается. С другой стороны, требования к точности коррекции структурного шума значительно возрастают, поскольку слабые остаточные искажения будут усилены при коррекции смаза и расфокусировки.

Рассмотрим модель смаза и расфокусировки. Пусть в (1) изображение

$$B^*(m,n) = B^{**}(m,n) \otimes H(m,n), \quad (3)$$

где $B^{**}(m,n)$ – идеальное (четкое) изображение без расфокусировки, $H(m,n)$ – функция рассеяния точки датчика, \otimes – операция свертки. Для коррекции искажений изображение после коррекции структурных искажений $B^*(m,n)$ пропускается через некий инверсный фильтр, в простейшем случае линейный фильтр Винера:

$$B_{\text{восм}}(m,n) = B^*(m,n) \otimes F(m,n), \quad (4)$$

импульсная характеристика которого $F(m,n)$ определяется в спектральной области Фурье как

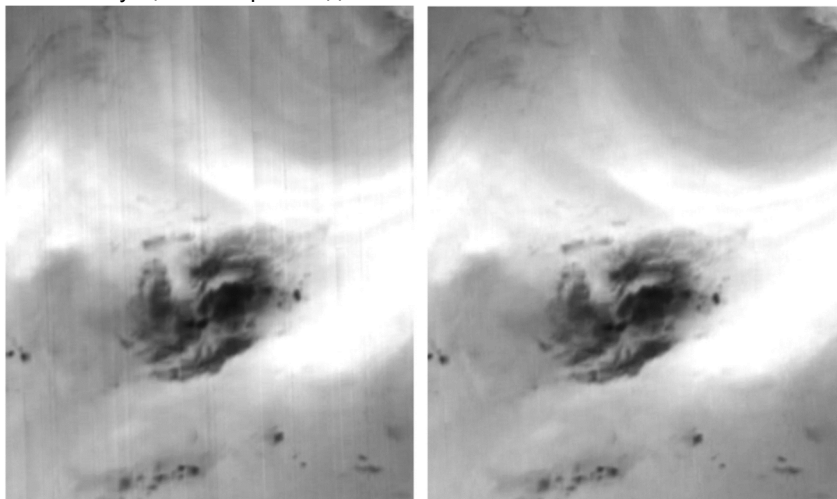
$$F(\omega_m, \omega_n) = \frac{\bar{H}(\omega_m, \omega_n)}{|H(\omega_m, \omega_n)|^2 + \varepsilon}, \quad (5)$$

где ω_m, ω_n – пространственные частоты, ε – параметр регуляризации.

В силу линейности из (4) следует, что остаточные структурные искажения, содержащиеся в $B^*(m,n)$, при восстановлении будут пропущены через фильтр $F(m,n)$, который может иметь достаточно протяженную импульсную характеристику, носящую колебательный характер. Поэтому корректировать искажения лучше до инверсной фильтрации (4). Однако идеальная коррекция при этом едва ли будет достигнута, а остаточные искажения будут усилены. Поэтому целесообразно допол-

нительно фильтровать изображение после коррекции (4). В принципе, для этой фильтрации можно применить описанный выше подход с построением дерева решений и фильтрацией, необходимо только учитывать, что аддитивный шум после коррекции (4) – не белый и его амплитуда может быть различна в НЧ и ВЧ – блоках вейвлет-разложения, а значит и в различных листьях дерева. В принципе, СКО шума может быть оценено непосредственно по изображениям в листьях дерева. Другой вариант – зная СКО белого шума в (1) и спектральную характеристику фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$ можно предсказать СКО шума ψ_l в любом l листе дерева, потому что, как известно [7], пакетное вейвлет-преобразование локализует пространственные частоты по вполне определенным окнам с $(\omega_m, \omega_n) \in \Omega_l$. В любом случае для фильтрации шума применяется коррекция с найденными мультипликативным и аддитивным коэффициентами, при которой вместо оценок σ_l используются оценки ψ_l . Также при построении дерева принятия решений можно учитывать структуру фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$: если $|F(\omega_m, \omega_n)|$ значимо (например, более чем на 10-20 %) меняется в пределах Ω_l , то рекомендуется разложение данного элемента дерева (и соответствующего частотного поддиапазона Ω_l) на две части и далее. Такой подход обобщает построенные в [7] «зеркальные» вейвлеты на случай произвольного фильтра $F(\omega_m, \omega_n)$ с учетом особенностей смаза, расфокусировки и структурного шума.

На рис. 2 показан пример применения описанных в статье подходов: слева сверху исходное изображение от ИК-датчика КА «Электро-Л» № 2 со структурным шумом в виде вертикальной «полосатости», справа сверху – результат коррекции структурного шума предложенным подходом, слева внизу – результат коррекции расфокусировки, справа внизу – результат вейвлет-фильтрации. Можно видеть, что вейвлет-фильтрация достаточно эффективна. Однако коррекция расфокусировки привела к росту обычного и структурного шума (стали видны остаточные полосы) и необходимости его повторной коррекции, которую удалось успешно выполнить.



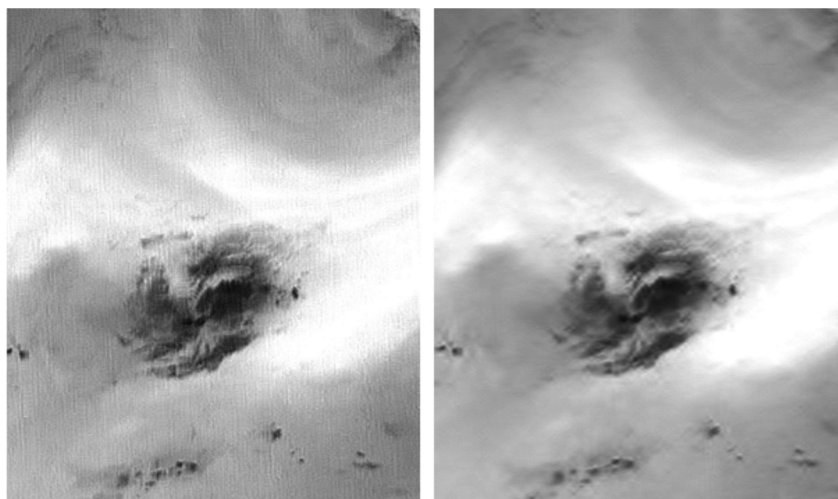


Рис. 2. Искаженное ИК-изображение и примеры коррекции «полосатости», расфокусировки и остаточных структурных искажений

Заключение

На основе описания времязависимых структурных искажений изображений с использованием аппарата вейвлет-пакетов предложен подход к коррекции структурных искажений путем пороговой фильтрации вейвлет-коэффициентов. Рассмотрены вопросы генерации модельных искажений, например, для обучения нейронных сетей и тестирования различных алгоритмов. Предложена архитектура сверточной нейронной сети в сочетании с вейвлет-пакетами для эффективной коррекции структурных искажений. На заключительном этапе предложена технология коррекции шумов в условиях наличия на изображениях смаза и расфокусировки.

Литература

1. Антонушкина С.В., Гуров В.С., Егошкин Н.А. и др. Современные технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / Под. ред. В.В. Еремеева. М.: ФИЗМАТЛИТ. 2015. 460 с.
2. Бехтин Ю.С. Примеры применения теории вейвлет-кодирования зашумленных изображений на практике. Вестник РГРТУ. 2017. № 60. С. 45-62.
3. Шаронов А.В., Новоселов С.В. Алгоритм обработки растровых изображений, основанный на вейвлет-преобра-

зовании. Вестник РГРТУ. 2009. № 4 (вып. 30). С. 12-16.

4. Бехтин Ю.С. Алгоритм вейвлет-фильтрации зашумленных изображений. Вестник РГРТУ. 2004. № 1 (вып. 15). С.22-26.

5. Соколов К.И., Макарова Н.В. Анализ структурных радиометрических искажений на спутниковых снимках с использованием вейвлет-пакетов. Вестник РГРТУ. 2024. № 88. С.15-20.

6. Еремеев В.В., Зенин В.А. Модели коррекции динамических структурных искажений на космических изображениях. Вестник РГРТУ, 2010. №33. С. 3-7.

7. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов. М.: Мир, 2005.

8. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. Ижевск: РХД, 2001 г.

9. Xu L., Ren J.S., Liu C., Jia J. Deep convolutional neural network for image deconvolution. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014, pp.1790-1798.

10. Егошкин Н.А., Еремеев В.В. Коррекция смаза изображений в системах космического наблюдения Земли. Цифровая обработка сигналов. 2010. №4. С. 28-32.

11. Егошкин Н.А. Коррекция смаза и расфокусировки спутниковых изображений с учетом геометрических искажений. Цифровая обработка сигналов. 2016. №3. С. 37-41.

Уважаемые авторы !

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

1) Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:

- Текст – текстовый редактор Microsoft Word, формулы – в редакции MathType.
- Таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи.
- Объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.
- Название статьи на русском и английском языках.
- Рукопись статьи сопровождается: краткой аннотацией на русском и английском языках; номером УДК; сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта); ключевыми словами на русском и английском языках; актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).

2) Требования к иллюстрациям:

- Векторные (схемы, графики) – желательно использование графических редакторов Adobe Illustrator или Corel DRAW.
- Растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300 dpi, формат tiff.

УДК: 004.932.2

АЛГОРИТМИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ КОМПЛЕКСА СОЗДАНИЯ ОПОРНЫХ ДАННЫХ ПО СПУТНИКОВЫМ СНИМКАМ ВЫСОКОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Кузнецов А.Е., д.т.н., профессор, зам. директора НИИ «Фотон», РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru

Рыжиков А.С., научный сотрудник НИИ «Фотон», РГРТУ, e-mail: foton@rsreu.ru

Пошехонов В.И., к.т.н., ведущий научный сотрудник НИИ «Фотон», e-mail: foton@rsreu.ru

ALGORITHMS OF REFERENCE DATA CREATION FROM HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGERY

Kuznechov A.E., Ryzhikov A.S., Poshehonov V.I.

Algorithms for creation of reference data in the form of ground point sets are proposed. Process flow diagram for ground points generations is considered, that includes algorithms of feature objects detection on high resolution satellite images, structuring them and abris creation.

Key words: ground reference point, abris, feature point.

Ключевые слова: опорная точка местности, абрис, характерный объект.

Введение

Геокодирование спутниковых изображений земной поверхности согласно ГОСТ Р 59480-2021 осуществляется на основе строгой модели съемки, исходными данными для которой является измерительная информация (ИИ), полученная от астродатчиков, датчиков угловых скоростей (ДУС) и приёмников ГЛОНАСС/GPS. При штатной работе измерительных систем и регулярном проведении калибровочных мероприятий этой информации достаточно для обеспечения высокоточной геопривязки материалов съемки [1]. Однако в процессе эксплуатации космического аппарата (КА) могут возникать нештатные ситуации, приводящие, например, к сбоям в работе астродатчиков [2]. В результате снижается точность определения элементов внешнего ориентирования камеры и, как следствие, точность геокодирования получаемых в ходе наземной обработки информационных продуктов. Поэтому для сохранения измерительных свойств распространяемых потребителям видеоданных в процессе обработки должна привлекаться высокоточная опорная информация, на основе которой уточняются параметры строгой модели съёмки.

В настоящее время при обработке данных от КА серий «Ресурс-П», «Канопус-В» применяется технология автоматического устранения грубых ошибок геодезической привязки по синтезированному из снимков КА «Landsat-8» непрерывному опорному покрытию [3]. Это позволяет при нештатной работе измерительных систем спутника формировать выходные продукты, геокодированные с точностью опоры, то есть 20-25 м. Понятно, что для снижения этой величины до единиц метров следует использовать более точные опорные данные.

В работе [4] предложена концепция поддержания точностных характеристик материалов съемки на основе опорных точек местности (ОТМ), формируемых при

Предложено алгоритмическое обеспечение, предназначенное для создания опорных данных в виде массивов опорных точек местности. Рассмотрена технологическая схема формирования опорных точек, включающая алгоритмы детектирования характерных объектов на спутниковых снимках высокого разрешения, их структурирования и создания абрисов.

штатной работе измерительных систем КА. Согласно этой концепции, спутник осуществляет съемку больших площадей с различными углами крена. На основе полученных изображений формируются массивы ОТМ. Каждая ОТМ представляет собой кортеж (c, a, p, e) , где $c = (\varphi, \lambda, h)$ – широта, долгота и высота характерного объекта соответственно; $a = b(x, y)$ – ортотрансформированное изображение этого объекта в картографической проекции (абрис), центр которого соответствует координатам (φ, λ) ; $p = (\sigma, \sigma_h)$ – точность координат опорного объекта в плане и по высоте; e – сопроводительная информация (дата съемки, идентификатор КА и т.д.).

При решении задачи уточнения строгой модели съемки ОТМ обладают рядом преимуществ перед непрерывным покрытием аналогичного разрешения. Во-первых, объем данных и вычислительная сложность актуализации опоры на порядки меньше. Во-вторых, детектирование характерных объектов при формировании ОТМ позволяет ускорить этап уточнения геодезической привязки снимков, к которому предъявляются жесткие требования по быстродействию. В-третьих, возможность учёта точностных характеристик p каждой ОТМ позволяет создать единую опору из снимков с различными характеристиками (в т.ч. от разных КА). При уточнении параметров строгой модели геопривязки по методу наименьших квадратов p определяет вес (степень влияния) каждой ОТМ.

Целью работы является создание алгоритмического обеспечения комплекса автоматического формирования

опорного покрытия в виде набора ОТМ, используемых при уточнении элементов внешнего ориентирования строгой модели съемки для сохранения точностных характеристик выходных информационных продуктов от КА при нештатной работе его измерительных систем. Для достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- разрабатывается технологическая схема формирования ОТМ с оценкой точности;
- разрабатываются алгоритмы детектирования характерных объектов для создания абрисов ОТМ;
- разрабатываются алгоритмы структурирования (обеспечения равномерного распределения) ОТМ по земной поверхности.

Технологическая схема формирования ОТМ в потоковом режиме

Технология автоматического формирования ОТМ основана на следующих конструктивных технических решениях.

Первое. Для обеспечения высоких точностных характеристик формируемых ОТМ следует использовать маршруты съемки от КА высокодетального наблюдения типа «Ресурс-П», «Ресурс-ПМ», «РБКА», сопровождаемые полнофункциональной измерительной информацией (ИИ).

Второе. Распознавание характерных объектов ОТМ должно выполняться в автоматическом режиме.

Третье. С целью сокращения избыточности и обеспечения равномерного распределения ОТМ по земной поверхности технология должна предусматривать операцию структурирования ОТМ по ячейкам координатной сетки и контроль избыточности.

В соответствии с этими решениями в последовательность действий при потоковой каталогизации снимка высокого разрешения добавляется комплекс алгоритмов автоматического формирования ОТМ, состоящий из следующих шагов:

1. Определение полноты ИИ. На этом шаге анализируется наличие данных от астродатчиков, ДУС и т.д. На основе этой информации оценивается точность определения элементов внешнего ориентирования. Если точность неудовлетворительна (например, отсутствуют измерения двух и более астродатчиков КА «Ресурс-П»), выполняется прерывание алгоритма.

2. Обработка исходных видеоданных для получения продукта уровня 1 – геокодированного и радиометрически скорректированного изображения $b(m, n)$.

3. Детектирование: определение на изображении $b(m, n)$ планарных координат I характерных объектов $\{(m_i, n_i)\}, i \in \{1, \dots, I\}$, пригодных для формирования ОТМ.

4. Оценка точности p_i определения геодезических координат c_i каждого характерного объекта.

5. Структурирование: оценка параметров совместного распределения найденных объектов и уже имеющихся ОТМ по ячейкам регулярной координатной сетки и последующая отбраковка избыточных с целью обеспечения равномерного распределения ОТМ в пространстве.

6. Формирование абрисов ОТМ. На этом шаге путём ортотрансформирования фрагментов исходного снимка $b(m, n)$ создаются абрисы $a_i = b_i(x, y)$ в картографической системе координат и заполняются метаданные e_i .

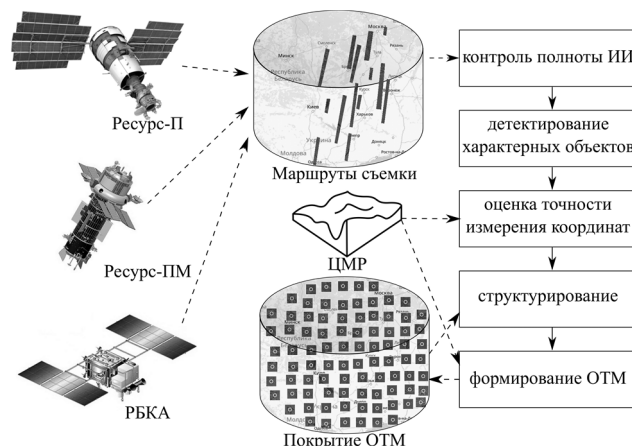


Рис. 1. Технологическая схема формирования ОТМ

Соответствующая технологическая схема автоматического создания покрытия ОТМ представлена на рис. 1. В приведенной схеме геокодирование изображений уровня обработки 1 основано на строгой модели съемки [5], позволяющей рассчитать для каждого пикселя (m, n) его геодезические координаты (φ, λ) точки пересечения визирного луча с референц-эллипсоидом на высоте h : $\varphi = \Phi(m, n, h, \Omega, \Theta, q)$, $\lambda = F(m, n, h, \Omega, \Theta, q)$, где Ω – вектор входных параметров, описывающих элементы внешнего ориентирования, Θ, q – векторы, описывающие элементы внутреннего ориентирования камеры и конструктивные углы астродатчиков.

Опуская особенности модели видеотракта конкретных съемочных устройств [6], среднеквадратическая ошибка (root mean square deviation, СКО) измерения плановых координат характерных объектов σ в общем случае определяется точностью измерения угловых и линейных элементов внешнего ориентирования и зависит от точности используемой для ортотрансформирования цифровой модели рельефа (ЦМР),

$$\sigma = \sqrt{\sigma_L^2 + \sigma_A^2 + \sigma_E^2}, \quad (1)$$

σ_L – СКО определения линейных элементов внешнего ориентирования, характеризующаяся точностью работы приемников ГЛОНАСС/GPS; σ_A – СКО, вызванная неточностью измерения углов тангажа α и крена ω съемочного устройства,

$$\sigma_A \approx H \sqrt{\sigma_\alpha^2 + \sigma_\omega^2}, \quad (2)$$

где $\sigma_\alpha, \sigma_\omega$ – погрешность измерения углов крена и тангажа в радианах, H – высота съемки.

СКО смещения плановых координат объекта σ_E зависит от точности используемой ЦМР σ_h и угла отклонения от надира β ,

$$\sigma_E = \sigma_h \tan \left[\arcsin \frac{(R + H) \sin \beta}{R} \right], \quad (3)$$

где R – радиус Земли.

При использовании внешней ЦМР точность высоты характерных объектов равна σ_h . Если ОТМ формируются в ходе стереосъемки, то значение σ_h определяется из соотношения

$$\sigma_h = \frac{\sqrt{\sigma_L^2 + \sigma_A^2}}{B/H}, \quad (4)$$

где B – величина стереобазы.

Таким образом с использованием соотношений (1-4) определяются точностные характеристики каждой ОТМ, что является весьма важным для последующего выполнения процедуры геодезического ориентирования.

Алгоритмы детектирования характерных объектов

Важным составным элементом разрабатываемого комплекса является алгоритм автоматического детектирования подходящих для формирования ОТМ характерных объектов на спутниковых снимках высокого пространственного разрешения. Ключевое свойство ОТМ – возможность надёжной автоматической идентификации на других изображениях ДЗЗ высокого разрешения путем корреляционно-экстремального поиска абриса [7]. Для достижения этого свойства необходимо обеспечить

- а) уникальность характерного объекта в пределах абриса;
- б) контрастность и различимость объекта, достаточную для субпиксельной идентификации;
- в) устойчивость (отсутствие существенных сюжетных различий в окрестности объекта на разновременных снимках).

Детектор Харриса. В работе [8] для определения характерных объектов на снимках с пространственным разрешением 10 метров предложено использовать детектор Харриса – один из наиболее эффективных [9] детекторов углов. Авторы указывают, что в связи с особенностями детектора объекты преимущественно располагаются по границам береговых линий. Такое распределение удовлетворительно для уточнения геодезической привязки данных среднего разрешения от КА, характеризующихся широкой полосой обзора. Однако при обработке данных от КА высокого пространственного разрешения с полосой обзора 20-40 км крайне важно обеспечить максимально равномерное распределение ОТМ.

В связи с этим исследовано поведение оператора Харриса на изображениях субметрового разрешения. Величина отклика оператора Харриса $R(m_0, n_0)$ для объекта изображения $b(m, n)$ с координатами (m_0, n_0) определяется путем анализа градиента в окне $W = \{(m_k, n_k) | |m_k - m_0| < w, |n_k - n_0| < w\}$, где w – размер окна. Градиент в окне W описывается матрицей

$$\mathbf{G}_{(m_0, n_0)} = \begin{bmatrix} \sum_{(m_k, n_k) \in W} (\Delta_k^n)^2 & \sum_{(m_k, n_k) \in W} \Delta_k^m \Delta_k^n \\ \sum_{(m_k, n_k) \in W} \Delta_k^m \Delta_k^n & \sum_{(m_k, n_k) \in W} (\Delta_k^m)^2 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где Δ_k^m, Δ_k^n – частные производные b в точке (m_k, n_k) по осям n и m соответственно.

$$R(m_0, n_0) = \det \mathbf{G}_{(m_0, n_0)} - k \cdot \text{trace} \mathbf{G}_{(m_0, n_0)},$$

где $k = 0,04$ – эмпирическая константа. Значение R велико в точках, в которых градиент (5) изображения b быстро растёт в двух направлениях; обычно на углах некоторого объекта.

Масштаб пространства поиска характерных объектов фиксирован и определяется параметром w , который обычно принимается равным 2 (окно W размером 3×3). Однако на снимках высокого разрешения при малых w наибольший отклик детектора дают деревья, кусты, машины и подобные локально-характерные объекты с линейными размерами порядка нескольких метров, которые в отсутствии характерного окружения не могут быть надёжно идентифицированы на разновременных изображениях (рис. 2, а). Увеличение w позволяет детектировать более крупные объекты, но с меньшей точностью (рис. 2, б). Поэтому для точного детектирования характерных участков объектов заданного размера рекомендовано [10] строить пирамиду разномасштабных изображений $(b, \tilde{b}^2, \tilde{b}^4, \dots)$, где \tilde{b}^i – дискретная функция изображения b , прореженного в i раз, и последовательно уточнять координаты на каждом уровне масштаба (рис. 2, в). Пирамидальное представление позволяет снизить размерность задачи с сопутствующим ростом производительности и одновременно получить координаты характерных объектов заданного масштаба с пиксельной точностью.

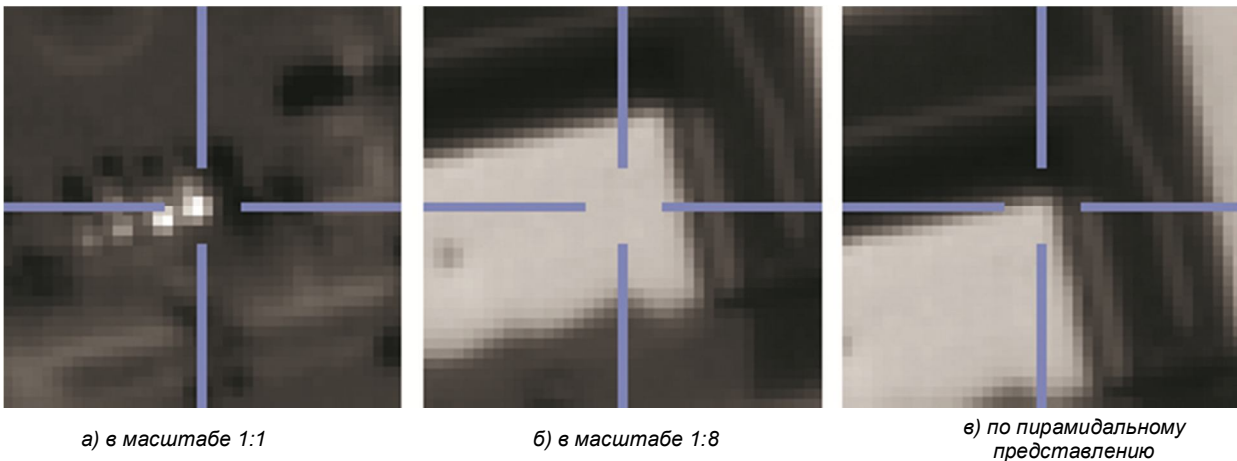


Рис. 2. Характерные объекты изображения, найденные детектором Харриса на изображении городской застройки с разрешением 0,7м

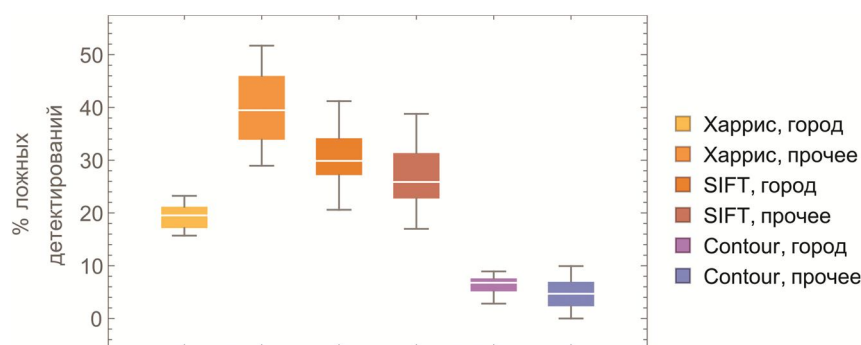


Рис. 3. Диаграмма размаха, отображающая распределение доли некондиционных ОТМ в зависимости от детектора и сюжета

Согласно экспертной оценке (рис. 3), на изображениях с большим количеством техногенных объектов результаты работы пирамидального детектора Харриса приемлемы: 16-24 % ошибок первого рода (количество ложных срабатываний детектора, в результате которых для формирования ОТМ отобран объект, точная автоматическая идентификация которого на снимке невозможна: тени, углы высотных зданий и т.п., то есть сформирована некондиционная ОТМ). Однако в сюжетах без населённых пунктов (лес, поля) доля таких ОТМ составляет 29-52 %: деревья в плотном лесном массиве, тени от них, берега рек и т.п. При этом автоматически отбраковывать такого рода объекты по величине отклика R не представляется возможным.

Детектор пятен (blobs). Детектор Харриса показал неудовлетворительные результаты в лесных и степных районах, где наиболее устойчивыми являются отдельно стоящие низкие природные объекты: локальные области с постоянной яркостью, отличной от фона. Подобные характерные особенности потенциально могут быть обнаружены детекторами пятен, основанными на анализе пирамиды Лапласиан Гауссиана (Laplacian of the Gaussian, LoG) или разностей Гауссиан (Difference of Gaussians, DoG). Эти детекторы и их вариации применяются при построении дескрипторов, описывающих ключевые точки изображений в алгоритмах SIFT, SURF, ORB, MSER.

В работе [3] алгоритм SURF рекомендован в качестве одной из ключевых частей механизма идентификации одноименных объектов на спутниковых снимках. Отмечено, что в рамках поставленной задачи с его помощью достигается оптимальный баланс скорости обработки и доли ложных идентификаций. Детектор SURF принимает решение об отнесении объекта к характерным на основе анализа величины определителя матрицы Гессе (Fast-Hessian Detector) – аппроксимации DoG, позволяющей в несколько раз ускорить вычисления ценой снижения точности. В задаче детектирования ОТМ первоочередным фактором является возможность последующей надёжной идентификации характерных объектов, а не скорость их определения.

По этой причине для эксперимента выбран детектор на основе DoG (используется в алгоритме SIFT) как один из наиболее устойчивых [11].

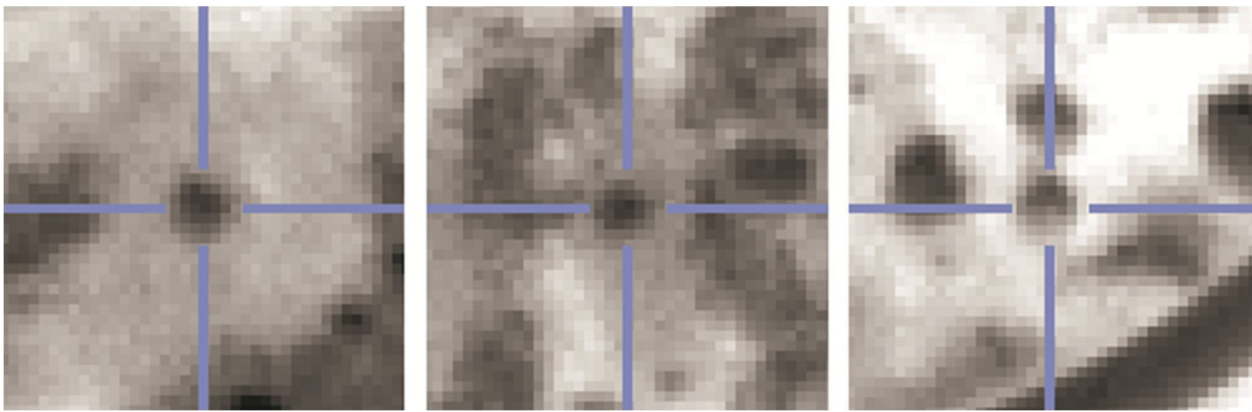
Доля объектов, ложно отнесённых алгоритмом SIFT к характерным в сюжетах без населённых пунктов (лес, поля), снизилась до 20-41 %. В отличие от детекторов углов, детекторы на основе DoG часто выделяют при-

родные и техногенные объекты округлой формы, в частности отдельные элементы крыш и засветы, крупные кусты и т.п. (рис. 4, 5). В связи с этим доля ошибок первого рода на городских сюжетах больше, чем при использовании детектора углов: от 17 до 39 %.

Таким образом детекторы Харриса и DoG находятся в паритете. Первый даёт лучшие результаты в городской застройке, где присутствует множество домов, площадей и подобных объектов, фрагменты которых являются характерными с точки зрения детектора углов. Детектор «пятен» алгоритма SIFT относит к характерным объектам отдельно стоящие кусты, деревья и т.п. участки местности, которые являются хорошими кандидатами для формирования ОТМ в условиях отсутствия техногенных объектов. В связи с этим рассмотрена возможность создания гибридного алгоритма, автоматически переходящего к одному из детекторов в зависимости от априорно известного характера подстилающей поверхности. На этом этапе проведена попытка применить открытые картографические данные OpenStreetMap (OSM) для классификации типа сюжета. К сожалению, в связи со слабой стандартизацией тегов OSM, нестабильным качеством и детализацией картографической основы, надёжно решить эту задачу не удалось.

Подходы к классификации сюжета без использования априорной информации (в частности, с привлечением машинного обучения) не применялись в связи с их высокой вычислительной сложностью.

Детектор на основе контуров. По результатам анализа работы оператора сделан вывод, что хорошими кандидатами в опорные точки являются углы прямоугольных объектов с контрастными границами (капитальные строения, площадки, навесы, бассейны, иные стационарные искусственные объекты). Подобные объекты могут быть найдены детектором Харриса, но большая доля ошибок первого рода не позволяет построить универсальное решение на его базе. Общая причина ошибок – недостаток информации при принятии решения, т.к. детекторы углов анализируют градиенты локальных участков изображения и не владеют более широким контекстом: геометрией объектов, морфологическими свойствами и т.п. Нередко для высокоуровневого анализа изображений применяются алгоритмы обработки контуров [12-14]. С целью снижения доли ошибок разработан альтернативный детектор характерных объектов, основанный на контурном анализе текстуры изображений. Входные данные алгоритма: $B = \{b(m, n)\}$ – анализируемое изображение, q – порог чувствитель-

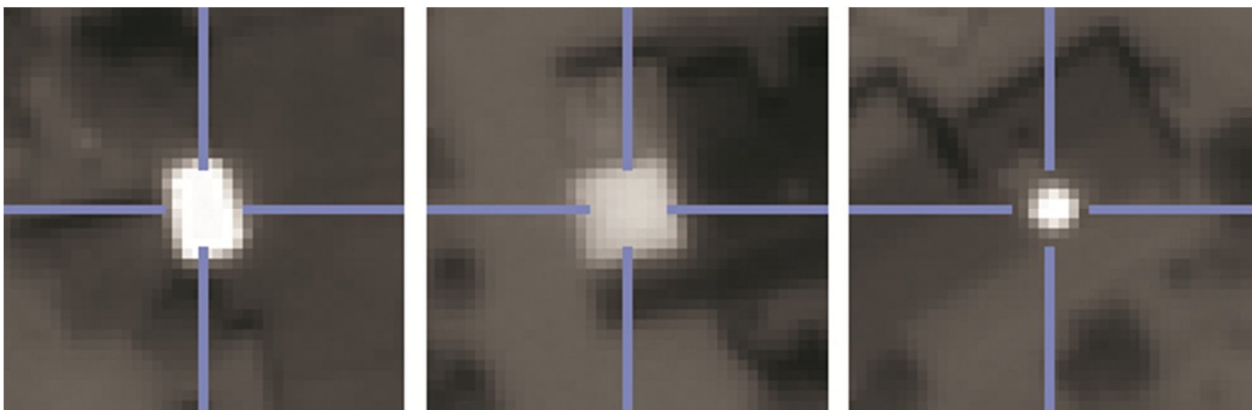


а) Отдельно стоящее дерево

б) Отдельно стоящее дерево

в) Группа деревьев

Рис. 4. Изображения детектированных с помощью SIFT характерных объектов в лесном массиве

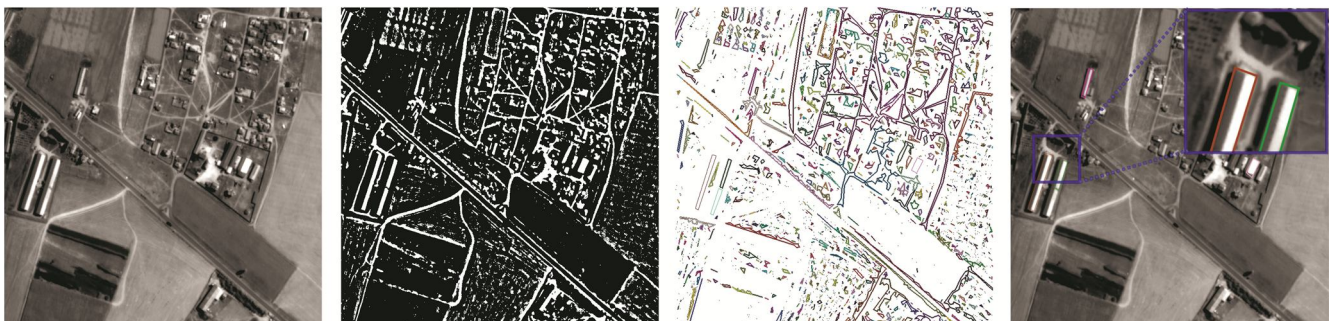


а) Фрагмент крыши

б) Фрагмент крыши

в) Засвет

Рис. 5. Изображения детектированных с помощью SIFT характерных объектов в населённом пункте



а) Исходное изображение

б) Выделенные границы

в) Контуры

г) Результат отбраковки

Рис. 6. Результаты выполнения основных этапов предлагаемого алгоритма

ности детектора. Алгоритм состоит из шести последовательных шагов.

1. Сглаживание анализируемого изображения размытием по Гауссу: $B_G \leftarrow \text{Blur}(B)$.

2. Формирование бинарного изображения границ путём применения оператора Кэнни: $B_C \leftarrow \text{Canny}(B_G)$.

3. Извлечение контуров объектов [15]: $A \leftarrow \text{BorderFollowing}(B_C)$.

4. Их аппроксимация (сглаживание) по алгоритму Рамера-Дугласа-Пекера: $C \leftarrow \text{DouglasPeucker}(A)$.

5. Отбраковка контуров объектов из C по ряду критериев, включая анализ площади, оценку симметрии и схожести формы контура с прямоугольной: $C' \leftarrow \text{Filter}(C, q)$.

6. Оценка контрастности объектов C' и резкости их границ с занесением углов объектов с наибольшим значением автокорреляционной функции в список характерных.

На рис. 6 изображены промежуточные результаты основных этапов алгоритма.

Эксперименты показали, что доля ошибок первого рода на городских сюжетах составляет 2-11 % и не более 14 % – на прочих. Примечательно, что и вне городов детектируются искусственные объекты – частные дома, навесы, бассейны, хозяйственные постройки (рис. 7). На специально отобранных сюжетах с полным отсутствием техногенных объектов (тайга) формирование ОТМ не происходит.

Гибридный алгоритм детектирования. В соответ-

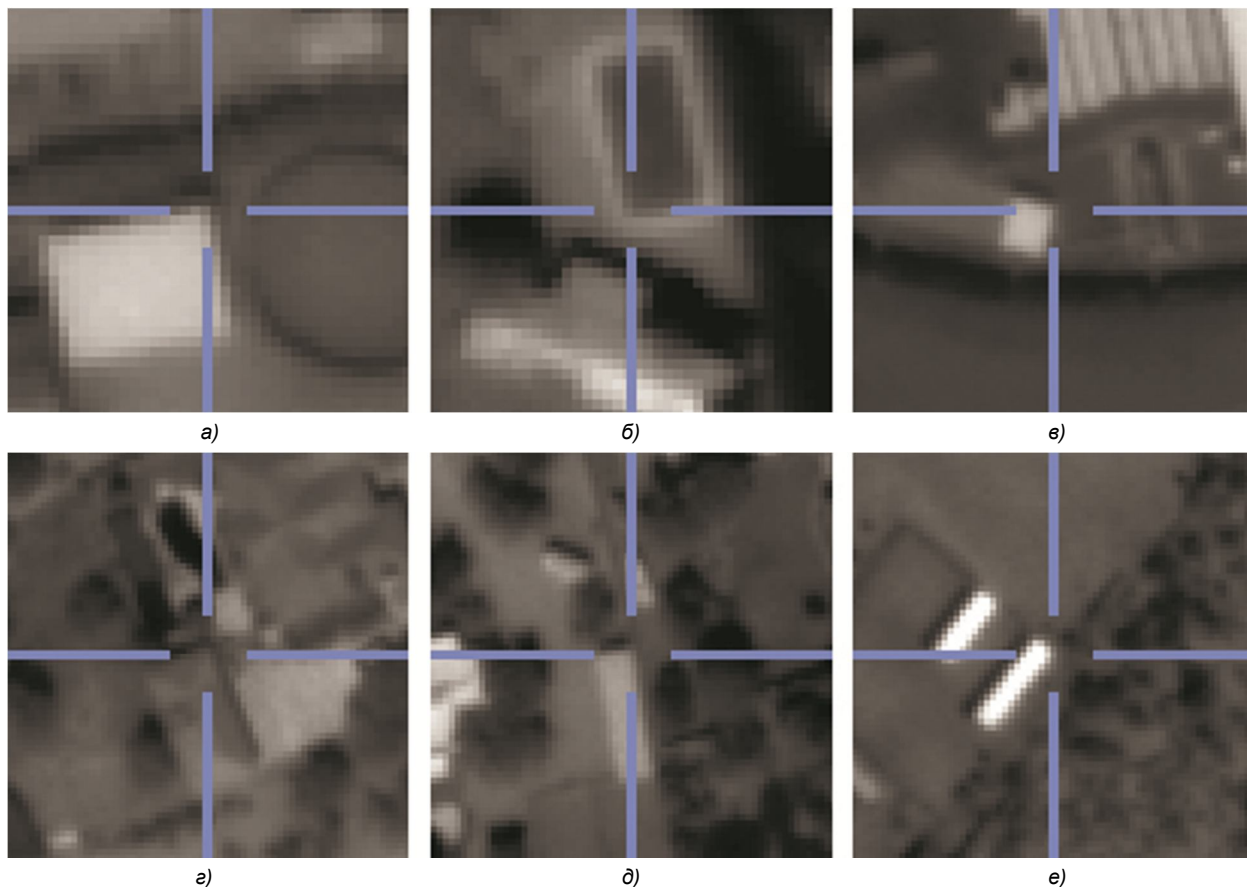


Рис. 7. Результаты алгоритма на основе контурного анализа: характерные объекты в (а-в) и вне (г-е) городов

ствии с результатами экспериментов для автоматического формирования ОТМ предложен гибридный алгоритм детектирования характерных объектов, позволяющий объединить сильные стороны нескольких детекторов. На первом этапе осуществляется детектирование на изображении B характерных объектов с помощью предложенного выше алгоритма на основе анализа контуров. Далее производится оценка распределения сформированного множества объектов по площади участка суши земной поверхности, соответствующего территории маршрута съемки. В случае, если количество характерных объектов на некоторых фрагментах B'_1, B'_2, \dots признается недостаточным (обычно вне населенных пунктов), эти фрагменты поступают на вход детектора на основе DoG, а извлеченные характерные объекты дополняют результирующее множество.

Алгоритм структурирования характерных объектов

КА высокого разрешения осуществляют съемку конкретных участков земной поверхности по заявкам потребителей, в результате чего частота обработки изображений различных регионов существенно различается. В то же время для успешного контроля и уточнения геодезической привязки ОТМ должны равномерно покрывать сушу с шагом, меньшим полосы захвата съемочного устройства. В связи с этим при создании новых ОТМ необходимо учитывать взаимное положение характерных объектов, точность и плотность покрытия региона уже существующими ОТМ. С этой целью предлагается ввести регулярную сетку в системе координат (φ, λ) с помощью функций

$$\tilde{\lambda}(i) = \left\lfloor \frac{(\lambda_i + \pi)R}{L} \right\rfloor, \quad \tilde{\varphi}(i) = \left\lfloor \frac{(\varphi_i + \pi/2)R}{L} \right\rfloor,$$

где (φ_i, λ_i) – геодезические координаты i -го характерного объекта в радианах, $\tilde{\varphi}(i)$, $\tilde{\lambda}(i)$ – координаты соответствующей ячейки, L – размер стороны ячейки в метрах на экваторе.

Алгоритм структурирования на этапе добавления новых ОТМ состоит из следующих шагов.

1. Формируем множество индексов уникальных ячеек, в которых расположены характерные объекты: $\{v_z : z \in \{1, I\} \wedge \forall i \neq j \rightarrow$

$$\rightarrow \tilde{\lambda}(v_i) \neq \tilde{\lambda}(v_j) \vee \tilde{\varphi}(v_i) \neq \tilde{\varphi}(v_j)\}.$$

2. Выбираем в каждой ячейке v_z не более $q(\varphi_z)$ объектов, наиболее удаленных друг относительно друга и от уже существующих в покрытии ОТМ. Определение $q(\varphi)$ задает максимальное количество ОТМ, которое может быть добавлено в одну ячейку регулярной сетки. С учётом того, что площадь ячейки в метрах уменьшается с приближением к полюсам, будем нормировать максимальное количество ОТМ в зависимости от широты: $q(\varphi) = \lfloor q_0 / \sec \varphi \rfloor$, где q_0 – количество ОТМ в одной ячейке на экваторе.

3. Формируем на основе выбранных объектов ОТМ и заносим их в покрытие.

Для вычислительно эффективной программной реализации шага 2 необходимо задействовать структуру данных, обеспечивающую асимптотически быстрый по-

иск ближайших соседей. Для этого используем двумерное двоичное дерево поиска, построенное в пространстве (φ, λ) [16].

Заключение

Рассмотренное в статье алгоритмическое обеспечение комплекса автоматического формирования ОТМ программно реализовано и отработано на панхроматических изображениях КА серии «Ресурс-П». Практическое использование комплекса предусмотрено при потоковой обработке информации от планируемых к запуску КА «Ресурс-ПМ». Высокая унификация предложенных алгоритмов позволяет также формировать ОТМ по данным КА «РБКА» и «Аист-2Т».

Дальнейшие исследования в этой области авторы связывают с разработкой сервисных средств актуализации покрытия ОТМ, обеспечивающих замещение менее точных ОТМ более точными, созданием сезонных слоёв ОТМ, повышением надёжности опорных данных с учётом рекомендаций, получаемых от комплекса получения выходных информационных продуктов.

Литература

1. Ахметов Р.Н., Зинина И.И., Юдаков А.А., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И., Пресняков О.А., Светелкин П.Н. Точностные характеристики выходной продукции высокого разрешения КА «Ресурс-П». Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17, № 3. С. 41-47.
2. Еремеев В.В., Зинина И.И., Кузнецов А.Е., Мятлов Г.Н., Пошехонов В.И., Филатов А.В., Юдаков А.А. Технология потоковой обработки данных ДЗЗ высокого разрешения. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18, № 1. С. 11-18.
3. Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И., Рыжиков А.С. Технология автоматического контроля точности геопривязки спутниковых изображений по опорным снимкам от КА «Landsat-8». Цифровая обработка сигналов. 2015. Т. 3. С. 37-42.
4. Кузнецов А., Светелкин П., Рыжиков А. Концепция обеспечения точностных характеристик спутниковых снимков высокого пространственного разрешения. Материалы Одиннадцатой международной научно-технической конференции: Актуальные проблемы создания космических систем дистанционного зондирования Земли, Москва. 2023. С. 122-123.
5. Ахметов Р.Н., Еремеев В.В., Кузнецов А.Е., Мятлов Г.Н., Пошехонов В.И., Стратилатов Н.Р. Высокоточная геодезическая привязка изображений земной поверхности от КА «Ресурс-П». Исследование Земли из космоса. 2017. Т. 1. С. 44-53.
6. Егоскин Н.А., Еремеев В.А., Макаренков А.А. Модель видеоинформационного тракта систем гиперспектральной съёмки Земли и ее приложения. Вестник РГРТУ. 2024. № 87. С. 103-110.
7. Кузнецов А.Е., Рыжиков А.С. Исследование быстродействия алгоритмов поиска на изображениях одноименных точек с использованием современной вычислительной техники. Цифровая обработка сигналов. 2017. № 3. С. 40-44.
8. Жуков Б.С., Жуков С.Б., Кондратьева Т.В., Никитин А.В. Автоматизация полётной геометрической калибровки комплекса многозональной спутниковой съёмки КМСС-М на КА «Метеор-М» № 2. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15, № 6. С. 41-47.
9. Tuytelaars T., Mikolajczyk K. Local Invariant Feature Detectors: A Survey. 2008.
10. Побаруев В.И., Пошехонов В. И. Алгоритмы идентификации общих точек на стереоизображениях. Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации: сборник материалов VIII международной конференции. 2008. № 2. С. 59-61.
11. Mikolajczyk K., Schmid C. A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2005. Т. 27, № 10. С. 1615-1630.
12. Косарев О.В., Дементьева Е.Г., Катунцов Е.В., Лунтовская Я.А., Кателевский Д.А. Алгоритм совмещения двумерных изображений методами контурного анализа. Вестник РГРТУ. 2021. № 75. С. 24-33.
13. Новиков А.И., Холопов Е.Ю. Распознавание статических жестов ладони с применением комплексного контурного анализа. Вестник РГРТУ. 2021. № 78. С. 142-152.
14. Кислицына Т.С., Холопов И.С., Штрунова Е.С. Линейный оператор для выделения на цифровом изображении границ объектов с априорно заданной угловой ориентацией. Вестник РГРТУ. 2022. № 80. С. 171-180.
15. Suzuki S., be K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1985. Т. 30, № 1. С. 32-46.
16. Bentley J.L. Multidimensional binary search trees used for associative searching. Commun. ACM. NY, USA, 1975. Т. 18, № 9. С. 509-517.

АДАПТИВНОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ СИГНАЛОВ НА ФОНЕ ПАССИВНЫХ ПОМЕХ

Попов Д.И., д.т.н., профессор кафедры радиотехнических систем Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина, e-mail: adopr@mail.ru

ADAPTIVE SIGNAL DETECTION ON THE BACKGROUND CLUTTER

Popov D.I.

The article poses the problem of optimal detection of coherent-pulsed signals of moving targets against a background of clutter with a priori uncertainty of the signals and clutter parameters. The aim of the article is the synthesis and analysis of adaptive signal detection systems. The algorithm for optimal detection of signals against a background of clutter is determined by calculating the likelihood ratio. The implementation of the obtained algorithm for optimal linear filtering is assumed on the basis of the adaptive matrix filter and the non-adaptive multichannel filter. A quasi-optimal algorithm for estimating the Doppler phase of the signal from the output samples of the adaptive matrix filter is synthesized. Modeling on a PC has established that the asymptotic properties of the obtained estimates are acceptable for their use in adaptive signal accumulation. A detection algorithm with adaptive signal accumulation is proposed. This algorithm combines adaptation to the clutter parameters and to the Doppler phase of the signal. Adaptation to the clutter parameters is carried out in an adaptive matrix filter, from the output samples of which an estimate of the Doppler phase of the signal is calculated, used during its adaptive accumulation. A block diagram of the adaptive signal detection system is given. The optimal size of the detuning of Doppler channels of adaptive signal accumulation is determined by PC simulation. It is established that with an allowable loss level of up to 2 dB, the number of Doppler channels can be reduced by a factor of four. The use of Doppler signal estimation in detection systems with adaptive signal accumulation allows reducing the number of Doppler channels or, with the same number of Doppler channels, detuning between channels, eliminating interchannel losses.

Key words: adaptation, analysis, Doppler phase, matrix filter, detection, evaluation, clutter, signal, synthesis.

Ключевые слова: адаптация, анализ, доплеровская фаза, матричный фильтр, обнаружение, оценивание, пассивная помеха, сигнал, синтез.

Введение

Обнаружение когерентно-импульсных сигналов на фоне коррелированных (пассивных) помех, обусловленных мешающими отражениями, является одной из актуальных и трудных задач обработки радиолокационных данных [1-3]. Несовершенство аналоговой техники (ультразвуковых линий задержки и потенциалоскопов) в прошлом существенно тормозило прогресс в развитии средств защиты от пассивных помех. Применение цифровой обработки сигналов позволило преодолеть указанную трудность и реализовать подоптимальный процессор обработки сигналов на основе цифрового фильтра для подавления помехи [4]. Использование цифровой техники выдвинуло на первый план задачи принципиального характера и привело, в частности, к построению режекторных фильтров с адаптацией к доплеровской фазе пассивной помехи.

На современном этапе развития данной области априорная неопределенность спектрально-корреляционных характеристик пассивных помех, а также их неоднородность и нестационарность в зоне обзора сохраняют свою актуальность, что стимулирует инновационное развитие радиолокационных систем и методов обработки радиолокационных сигналов. Преодоление априорной неопреде-

Поставлена задача оптимального обнаружения когерентно-импульсных сигналов движущихся целей на фоне пассивных помех при априорной неопределенности параметров сигналов и помех. Целью статьи является синтез и анализ адаптивных систем обнаружения сигналов. Алгоритм оптимального обнаружения сигналов на фоне пассивных помех определяется вычислением отношения правдоподобия. Реализация полученного алгоритма оптимальной линейной фильтрации предполагается на основе адаптивного матричного фильтра и неадаптивного многоканального фильтра. Синтезирован квазиоптимальный алгоритм оценивания доплеровской фазы сигнала по выходным отсчетам адаптивного матричного фильтра. Моделированием на ПЭВМ установлено, что асимптотические свойства получаемых оценок являются приемлемыми для их использования при адаптивном накоплении сигнала. Предложен алгоритм обнаружения с адаптивным накоплением сигнала. Данный алгоритм сочетает адаптацию к параметрам помехи и к доплеровской фазе сигнала. Адаптация к параметрам помехи осуществляется в адаптивном матричном фильтре, по выходным отсчетам которого вычисляется оценка доплеровской фазы сигнала, используемая при его адаптивном накоплении. Приведена структурная схема системы адаптивного обнаружения сигнала. Моделированием на ПЭВМ определена оптимальная величина расстройки доплеровских каналов адаптивного накопления сигнала. Установлено, что при допустимом уровне потерь до 2 дБ число доплеровских каналов может быть сокращено в четыре раза. Использование в системах обнаружения с адаптивным накоплением сигнала оценок доплеровской фазы сигнала позволяет сократить число доплеровских каналов или при прежнем числе доплеровских каналов расстройку между каналами, исключив межканальные потери.

ленности параметров помехи основывается на оптимизации алгоритмов обработки в зависимости от параметров помехи и последующей замене в соответствии с

методологией адаптивного байесовского подхода неизвестных параметров их состоятельными оценками.

Основной операцией выделения сигналов движущихся целей является режектирование спектральных составляющих помехи, что приводит к построению адаптивных режекторных фильтров (РФ). Метод синтеза адаптивных РФ сводится к выбору вектора весовых коэффициентов РФ по энергетическому критерию – максимуму усредненного по доплеровской фазе сигнала выигрыша в отношении сигнал/помеха, что приводит, в частности, к алгоритмам адаптивного режектирования помехи с комплексными весовыми коэффициентами и соответствующим адаптивным режекторным фильтрам (АРФ) [5]. Реализация данных АРФ в цифровом виде требует высокого быстродействия выполнения арифметических операций. Избежать указанных трудностей можно путем предварительной компенсации доплеровского сдвига фазы помехи. В работах [6, 7] синтезированы алгоритмы оценивания и предложены принципы построения и структурные схемы автокомпенсаторов доплеровской фазы пассивных помех с прямой и обратной связью. Особенности адаптации к корреляционным свойствам помехи на выходе автокомпенсатора и последующего ее режектирования рассмотрены в работе [8]. Определенное упрощение процедуры адаптации достигается в АРФ каскадного типа, описанных в работе [9]. Другим вариантом упрощения процедуры адаптации является переход от комплексных весовых коэффициентов к действительным, что ограничивает область целесообразного применения соответствующих АРФ при ограниченной и сравнительно малой в зависимости от порядка фильтра и ожидаемых параметров помехи величине ее доплеровской скорости [10]. Компромиссное решение достигается в фильтрах с частичной адаптацией к доплеровской фазе помехи и оптимизацией характеристик режекторных фильтров в априорном диапазоне изменения спектрально-корреляционных параметров помехи [11]. Повышение эффективности режекторных фильтров высоких порядков достигается при оптимизации их параметров по вероятностному критерию [12]. Предложенный в данной работе метод оптимизации РФ по вероятностному критерию позволяет получить существенные выигрыши в эффективности обнаружения сигналов по сравнению с оптимизацией по энергетическому критерию.

При проектировании радиолокационных систем обнаружения сигналов движущихся целей на фоне пассивных помех неизменно остается вопрос о предельной эффективности обнаружения сигналов, к которой должно стремиться качество реальной системы. Данный предел устанавливается в результате синтеза и анализа оптимальной системы, вытекающей из процедуры статистического синтеза. Реальные системы не бывают полностью эквивалентными соответствующим теоретическим оптимальным системам. Однако сравнение структур и эффективности оптимальных и реальных систем в заданных условиях указывает пути усовершенствования последних и позволяет определить степень целесообразности такого усовершенствования и поиска новых систем. Ниже синтезируется система

адаптивного оптимального обнаружения сигналов на фоне пассивных помех.

Синтез адаптивного алгоритма обнаружения

Полагаем, что в когерентно-импульсной радиолокационной системе (РЛС) поступает последовательность N цифровых отсчетов $U_j = x_j + iy_j$ комплексной огибающей аддитивной смеси сигнала, пассивной помехи и собственного шума, следующих через период повторения T и образующих в одном элементе разрешения по дальности вектор-столбец $\mathbf{U} = \{U_j\}^T$, $j = 1, N$ ("T" – символ транспонирования). Сигнал и помеха являются узкополосными случайными процессами гауссовского типа. Статистические свойства вектора $\mathbf{U} = \{U_j\}^T$ описываются с точностью до параметров его корреляционной матрицы \mathbf{R} совместной плотностью вероятности

$$P(\mathbf{U}) = (2\pi)^{-N} (\det \mathbf{W}) \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{U}^{*T} \mathbf{W} \mathbf{U}\right), \quad (1)$$

где \mathbf{W} – матрица, обратная корреляционной матрице $\mathbf{R} = \overline{\mathbf{U} \mathbf{U}^{*T}} / 2(\sigma_s^2 + \sigma_n^2)$, которая для аддитивной смеси сигнала, пассивной помехи и собственного шума представляется в виде $\mathbf{R}_{\text{сн}} = \mathbf{R}_c + \mathbf{R}_n$.

Элементы матриц \mathbf{R}_c и \mathbf{R}_n при симметричных спектрах сигнала и помехи имеют соответственно вид

$$R_{jk}^c = q \rho_{jk}^c e^{i(j-k)\phi_c} / (1 + \lambda),$$

$$R_{jk}^n = (\rho_{jk}^n e^{i(j-k)\phi_n} + \lambda \delta_{jk}) / (1 + \lambda),$$

где $q = \sigma_s^2 / \sigma_n^2$ – отношение сигнал/помеха; ρ_{jk}^c и ρ_{jk}^n – коэффициенты межпериодной корреляции сигнала и помехи; $\phi_c = 2\pi f_{\text{дс}} T$ и $\phi_n = 2\pi f_{\text{дп}} T$ – доплеровские сдвиги фазы соответственно сигнала и помехи за период повторения T ; $f_{\text{дс}} = 2v_r^c f / c$ и $f_{\text{дп}} = 2v_r^n f / c$ – доплеровские частоты сигнала и помехи; v_r^c и v_r^n – радиальная скорость цели и источника помехи; f – несущая частота РЛС; c – скорость распространения радиоволн; $\lambda = \sigma_n^2 / \sigma_s^2$ – отношение шум/помеха; δ_{jk} – символ Кронекера.

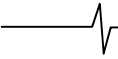
Алгоритм оптимального обнаружения сигнала определяется в результате вычисления отношения правдоподобия $\Lambda(\mathbf{U}) = P_{\text{сн}}(\mathbf{U}) / P_n(\mathbf{U})$ [13], которое при использовании плотностей вероятности сигнала и помехи $P_{\text{сн}}(\cdot)$ и одной помехи $P_n(\cdot)$, соответствующих (1), принимает вид

$$\Lambda(\mathbf{U}) = C \exp\left(\frac{1}{2} \mathbf{U}^{*T} \mathbf{Q} \mathbf{U}\right), \quad (2)$$

где $C = \det \mathbf{W}_{\text{сн}} / \det \mathbf{W}_n$; $\mathbf{Q}_l = \mathbf{W}_n - \mathbf{W}_{\text{сн}}$ – матрица обработки, удовлетворяющая уравнению $\mathbf{Q}(\mathbf{R}_c + \mathbf{R}_n) = \mathbf{W}_n \mathbf{R}_c$, решение которого определяет вид алгоритма обработки.

Отношение правдоподобия (2) является монотонной функцией статистики

$$u = \mathbf{U}^{*T} \mathbf{Q} \mathbf{U} \geq u_0,$$



где u_0 – пороговый уровень обнаружения.

Вычисляя матрицу \mathbf{Q} при совместных флуктуациях сигнала ($\rho_{jk}^c = 1$), с точностью до постоянного множителя получаем статистику $u = |X|^2$, в основе которой лежит алгоритм оптимальной линейной фильтрации

$$X = \sum_{k=1}^N e^{-ik\phi_c} \sum_{j=1}^N W_{jk}^* U_j, \quad (3)$$

где $W_{jk} = W_{jk}^n$ – элементы обратной корреляционной матрицы помехи.

При симметричном спектре помехи $W_{jk} = w_{jk} e^{i(j-k)\phi_n}$.

Тогда

$$X = \sum_{k=1}^N e^{-ik(\phi_c - \phi_n)} \sum_{j=1}^N w_{jk} e^{-ij\phi_n} U_j. \quad (4)$$

Преодоление априорной неопределенности параметров помехи основывается на адаптивном байесовском подходе, в соответствии с которым неизвестные величины W_{jk} в алгоритме (3) или w_{jk} и ϕ_n в алгоритме (4) заменяются их состоятельными оценками \hat{W}_{jk} или \hat{w}_{jk} и $\hat{\phi}_n$, что приводит к адаптивному к параметрам помехи алгоритму

$$X = \sum_{k=1}^N e^{-ik\theta} Y_k = \sum_{k=1}^N e^{-ik\theta} \sum_{j=1}^N \hat{w}_{jk} e^{-ij\hat{\phi}_n} U_j, \quad (5)$$

где $\theta = \phi_c - \hat{\phi}_n$, $Y_k = \sum_{j=1}^N \hat{w}_{jk} e^{-ij\hat{\phi}_n} U_j$ – выходные отсчеты адаптивного матричного фильтра (АМФ).

Для вычисления весовых коэффициентов АМФ в общем случае необходимо осуществлять обращение оценочного значения корреляционной матрицы помехи $\hat{\mathbf{R}}_n$. Более просто непосредственно оценки элементов обратной матрицы \hat{W}_{jk} могут быть определены с помощью рекуррентной процедуры. По элементам \hat{W}_{jk} теперь можно найти входящие в алгоритм (5) оценки $\hat{w}_{jk} = |\hat{W}_{jk}|$ и $e^{i\hat{\phi}_n} = \hat{W}_{j+1,j} / |\hat{W}_{j+1,j}|$.

Для помехи, описываемой марковской последовательностью, АМФ трансформируется в одноканальный адаптивный режекторный фильтр (АРФ), приводя к традиционной квазиоптимальной структуре «режекторный фильтр – многоканальный фильтр» [14]. В случае произвольных корреляционных свойств помехи оптимизация АРФ осуществляется в соответствии с критериями и алгоритмами работ [5, 12].

Неопределенность величины $\theta = \phi_c - \hat{\phi}_n$ в доплеровском интервале однозначности $[-\pi, \pi]$ предполагает N -канальное вычисление внешних сумм алгоритма (5), что может быть выполнено с помощью дискретного преобразования Фурье (ДПФ).

Использование выходных отсчетов АМФ (или АРФ) позволяет избежать многоканальности путем адаптации к параметрам сигнала. В результате матричной обработки помеха достаточно эффективно подавляется, что

открывает возможности для адаптации к доплеровской фазе сигнала.

Оценивание доплеровской фазы сигнала

Для реализации адаптивного накопления сигнала, упрощающего построение системы обнаружения, необходимо оценить доплеровский сдвиг фазы θ . Традиционно для этой цели используется метод максимального правдоподобия [15, 16]. В связи с тем, что оценку максимального правдоподобия величины θ по выходным отсчетам АМФ в явном виде получить не удастся, искомым алгоритм найдем эвристическим путем.

Представляя выражение для оптимальной решающей статистики через выходные отсчеты Y_k матричного фильтра, находим

$$u(\theta) = |X(\theta)|^2 = \left| \sum_{k=1}^N Y_k e^{-ik\theta} \right|^2 = \sum_{j,k=1}^N Y_j^* Y_k e^{i(j-k)\theta}. \quad (6)$$

Ядром квадратичной формы (6) является N -мерная матрица $\|D(j, k)\| = \|e^{i(j-k)\theta}\|$. Выделяя сомножители с параметром θ , разложим матрицу $\|D(j, k)\|$ в степенной ряд

$$\|D(j, k)\| = \|\delta_{jk}\| + \sum_{n=1}^{N-1} (e^{-in\theta} \|\delta_{j,k-1}\|^n + e^{in\theta} \|\delta_{j-1,k}\|^n).$$

Ограничиваясь в данном разложении членами при $n = 1$, приходим к ленточно-диагональной матрице

$$\|D(j, k)\| = \|\delta_{jk} + e^{-i\theta} \delta_{j,k-1} + e^{i\theta} \delta_{j-1,k}\|.$$

Выражение для выходной статистики (6) теперь принимает упрощенный вид

$$\tilde{u}(\theta) = \sum_{j=1}^N Y_j^* Y_j + \sum_{j=2}^N (e^{-i\theta} Y_{j-1}^* Y_j + e^{i\theta} Y_{j-1} Y_j^*). \quad (7)$$

Алгоритм одноканального измерения доплеровской фазы θ найдем из условия максимума статистики (7). Решая уравнение

$$\partial \tilde{u}(\theta) / \partial \theta|_{\theta=\hat{\theta}} = 0,$$

получаем квазиоптимальный алгоритм оценивания доплеровской фазы:

$$\hat{\theta} = \arg A = \arctg(\text{Im } A / \text{Re } A), \quad (8)$$

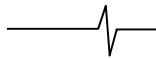
$$\text{где } A = \sum_{j=2}^N Y_{j-1}^* Y_j.$$

Значения арктангенса находятся в пределах $[-\pi/2, \pi/2]$. Расширение диапазона однозначного измерения θ до интервала $[-\pi, \pi]$ осуществляется на основе логических операций:

$$\hat{\theta} = \begin{cases} \arg A & \text{при } \text{Re } A > 0, \\ (\text{sgn Im } A)(\pi - |\arg A|) & \text{при } \text{Re } A < 0, \\ (\text{sgn Im } A)\pi/2 & \text{при } \text{Re } A = 0. \end{cases} \quad (9)$$

Измерение оценки $\hat{\theta}$ включает попарное комплексное перемножение выходных отсчетов АМФ Y_k , комплексное суммирование получаемых произведений, а также арктангенсное функциональное преобразование и логические операции в соответствии с алгоритмами (8) и (9).

Рассмотрим точность оценивания, характеризующую математическим ожиданием оценки $\bar{\hat{\theta}}$ и ее дисперсией



$\sigma_{\hat{\theta}}^2 = (\hat{\theta} - \bar{\theta})^2$. В связи с тем, что алгоритм оценивания θ синтезирован на основе упрощенной статистики (7), а фазовые сдвиги на выходах АМФ различны, математическое ожидание $\bar{\theta}$ оказывается смещенным. Определяя $\bar{\theta}$ как реакцию измерителя на детерминированное входное воздействие $\{U_j\} = \{e^{ij\theta}\}$ ($j = \overline{1, N}$) при фиксированной настройке АМФ на задаваемые параметры помехи, найдем смещение

$$\Delta\theta = \bar{\theta} - \theta = \arg\left(\sum_{j=2}^N Y_{j-1}^* Y_j\right) - \theta =$$

$$= \arg\left(\sum_{j=2}^N \sum_{k, n=1}^N w_{j-1, k} w_{jn} e^{-i(k-n)\theta}\right) - \theta.$$

Анализ данного соотношения показывает, что смещение $\Delta\theta$ связано с формой амплитудно-частотной характеристики (АЧХ) АМФ. В полосе пропускания АЧХ смещение отсутствует, а в полосе непропускания величина $\Delta\theta \neq 0$ и зависит от «глубины» затухания АЧХ в этой окрестности, определяемой формой спектра помехи и отношением шум/помеха λ .

Результаты статистического моделирования на ПЭВМ показывают, что при малых отношениях сигнал/помеха q математическое ожидание оценки $\bar{\theta}$ группируется в окрестности π , а с увеличением q сходится к истинному значению параметра с точностью до величины $\Delta\theta$. Кроме того, точность оценивания зависит от величины θ . Наилучшая точность имеет место при $\theta = \pi$, а оценка оказывается несмещенной во всем диапазоне q . В целом асимптотические свойства оценки $\hat{\theta}$ являются приемлемыми с точки зрения их использования при адаптивном накоплении сигнала.

Синтез системы адаптивного обнаружения сигнала

Использование оценки $\hat{\theta}$ позволяет первоначально отказаться от многоканального по доплеровской фазе сигнала построения системы обнаружения в интервале неопределенности $[-\pi, \pi]$ величины θ и перейти к одноканальному построению системы с адаптивным накоплением сигнала, структура которой аналогично (5) определяется алгоритмом

$$X(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^N e^{-ik\hat{\theta}} Y_k = \sum_{k=1}^N e^{-ik\hat{\theta}} \sum_{j=1}^N \hat{w}_{jk} e^{-ij\hat{\theta}_k} U_j.$$

Данный алгоритм сочетает адаптацию к параметрам помехи и к доплеровской фазе сигнала. Однако погрешности оценивания θ при одноканальном построении системы приводят к потерям в эффективности обнаружения. Для уменьшения этих потерь используем несколько каналов согласованной обработки, перекрывающих диапазон разброса значений оценки $\hat{\theta}$ и описываемых векторами $\{\hat{V}_p^{k-1}\} = \{\exp[-i(k-1)(\hat{\theta} + p\delta)]\}$, $k = \overline{1, N}$, $p = \overline{-P, P}$.

Выбор расстройки δ и числа каналов $M = 2P + 1$ определяется требованиями к допустимой величине

потерь в эффективности обнаружения.

Алгоритм обработки для p -го канала имеет вид

$$X_p(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^N \hat{V}_p^{k-1} Y_k, \quad (10)$$

где $p = \overline{-P, P}$, $\hat{V}_p = \exp[-i(\hat{\theta} + p\delta)]$.

Структурная схема системы адаптивного обнаружения сигнала представлена на рис. 1. Адаптация к параметрам помехи осуществляется в АМФ, по выходным отсчетам Y_k которого в соответствии с алгоритмом (8) и логическими операциями (9) в измерителе доплеровской фазы (ИДФ) вычисляется оценка $\hat{\theta}$, поступающая в косинусно-синусный многоканальный функциональный преобразователь (МФП). По величинам $\hat{\theta} + p\delta$ ($p = \overline{-P, P}$) в МФП определяются векторы

$$\{\hat{V}_p^{k-1}\} = \{\exp[-i(k-1)(\hat{\theta} + p\delta)]\} (p = \overline{-P, P}),$$

проекция которых используются в адаптивном когерентном накопителе (АКН) при весовом суммировании выходных отсчетов Y_k матричного фильтра в соответствии с алгоритмом (10). Обнаружение сигнала осуществляется по результатам последующего сравнения величин $|X_p|^2$ или $|X_p|$ с соответствующими пороговыми уровнями обнаружения.

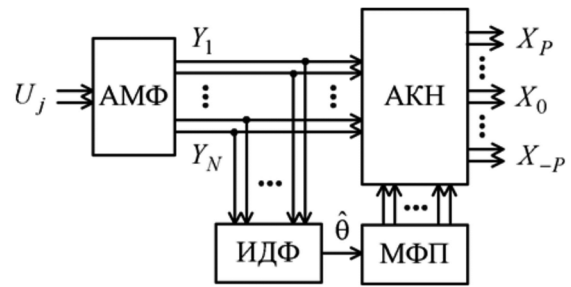
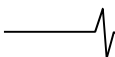


Рис. 1. Структурная схема системы адаптивного обнаружения сигнала

Анализ системы адаптивного обнаружения сигнала

Рассмотрим выбор числа каналов $M = 2P + 1$ и их расстройки δ . На рис. 2 изображены полученные моделированием на ПЭВМ для системы адаптивного обнаружения (см. рис. 1) с числом доплеровских каналов $M = 5$ зависимости потерь в пороговом отношении сигнал/помеха Δq от величины нормированной расстройки $\delta / \Delta\psi$ (где $\Delta\psi = 2\pi / N$ – расстройка каналов ДПФ) при числе обрабатываемых отсчетов $N = 20$, вероятности правильного обнаружения $D = 0,7$, вероятности ложной тревоги $F = 10^{-2}$, гауссовской функции корреляции помехи $\rho_{jk} = \rho^{(j-k)^2}$, $\rho = 0,99$ и $\lambda = 10^{-4}$.

Как видим, существует оптимальная величина расстройки δ , примерно соответствующая расстройке каналов ДПФ $\Delta\psi$. Однако основным фактором, позволяющим обеспечить заданную величину потерь, является число каналов. Соответствующие зависимости от числа каналов при оптимальной величине расстройки δ приведены на рис. 3. Из рисунка следует, что при допустимом уровне потерь до 2 дБ число доплеровских каналов



может быть сокращено в четыре раза. С другой стороны, при числе каналов $M \approx N$ за счет сокращения расстройки до величины $\delta = (0,3 \dots 0,5) \Delta\psi$ потери на границах доплеровских каналов практически исключаются, а эффективность обработки приближается к предельной, соответствующей сигналу с известной доплеровской фазой.

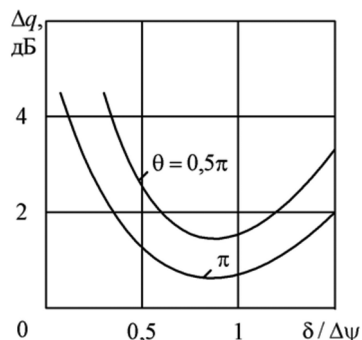


Рис. 2. Зависимости потерь в пороговом отношении сигнал/помеха от расстройки каналов

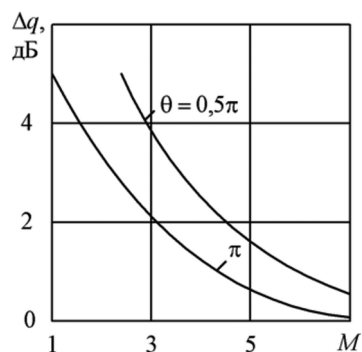


Рис. 3. Зависимости потерь в пороговом отношении сигнал/помеха при оптимальной расстройке каналов

Аналогичные результаты имеют место для квазиоптимальной системы на основе АРФ и адаптивного когерентного накопителя. При этом в отличие от свойств оценок $\hat{\theta}$ в оптимальной системе при оценивании фазы сигнала по выходным отсчетам АРФ смещение оценки $\Delta\theta$ отсутствует, а среднеквадратичное отклонение $\sigma_{\hat{\theta}}$ несколько возрастает.

В целом результаты моделирования подтверждают достоверность синтезированных алгоритмов обнаружения и предложенных принципов построения соответствующих систем адаптивного обнаружения сигналов.

Заключение

Синтезированные алгоритмы оптимального обнаружения радиолокационных сигналов на фоне пассивных помех с неизвестными параметрами предполагают их реализацию на основе адаптивного матричного фильтра и неадаптивного многоканального фильтра, осуществляющего дискретное преобразование Фурье результатов матричной обработки. Адаптация матричного фильтра позволяет преодолеть проблему априорной неопределенности корреляционных характеристик помехи.

Синтезированный квазиоптимальный алгоритм оценивания доплеровской фазы сигнала по выходным от

счетам АМФ или АРФ позволяет получать оценки, исследование свойств которых показало возможность их использования в системах обнаружения с адаптивным накоплением сигнала, позволяющим сократить число доплеровских каналов или при прежнем числе доплеровских каналов расстройки между каналами, исключив межканальные потери.

Литература

1. Skolnik M.I. Introduction to Radar System, 3rd ed., New York: McGraw-Hill, 2001. 862 p.
2. Richards M.A., Scheer J.A., Holm W.A. (Eds.). Principles of Modern Radar: Basic Principles. New York: SciTech Publishing, IET, Edison. 2010. 924 p.
3. Melvin W. L., Scheer J.A. (Eds.). Principles of Modern Radar: Advanced Techniques. New York: SciTech Publishing, IET, Edison, 2013. 846 p.
4. Справочник по радиолокации: в 2 кн. Кн. 1 / под ред. М.И. Скольника; пер. с англ. под ред. В.С. Вербы. М.: Техносфера, 2014. 672 с.
5. Попов Д.И. Адаптация нерекурсивных режекторных фильтров. Известия вузов. Радиоэлектроника. 2009. Т. 52. № 4. С. 46-55.
6. Попов Д.И. Автокомпенсация доплеровской фазы пассивных помех. Цифровая обработка сигналов. 2009. № 2. С. 30-33.
7. Попов Д.И. Автокомпенсация доплеровской фазы многочастотных пассивных помех. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2018. № 65. С. 32-37.
8. Попов Д.И. Адаптивное подавление пассивных помех. Цифровая обработка сигналов. 2014. № 4. С. 32-37.
9. Попов Д.И. Адаптивные режекторные фильтры каскадного типа. Цифровая обработка сигналов. 2016. № 2. С. 53-56.
10. Попов Д.И. Адаптивные режекторные фильтры с действительными весовыми коэффициентами. Цифровая обработка сигналов. 2017. № 1. С. 22-26.
11. Попов Д.И. Оптимизация нерекурсивных режекторных фильтров с частичной адаптацией. Цифровая обработка сигналов. 2018. № 1. С. 28-32.
12. Попов Д.И. Оптимизация режекторных фильтров по вероятностному критерию. Цифровая обработка сигналов. 2021. № 1. С. 55-58.
13. Кузьмин С.З. Цифровая радиолокация. Введение в теорию. Киев: КВЦ, 2000. 428 с.
14. Цифровая обработка сигналов в многофункциональных радиолокаторах. Методы. Алгоритмы. Аппаратура: монография / под ред. Г.В. Зайцева. М.: Радиотехника, 2015. 376 с.
15. Клочко В.К., Кузнецов В.П., Левитин А.В. и др. Алгоритмы определения координат движущихся целей на базе многоканальной доплеровской РЛС. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2015. № 53. С. 3-10.
16. Клочко В.К., Кузнецов В.П., Ву Ба Хунг. Оценивание параметров радиосигналов от подвижных маловысотных объектов. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2022. № 80. С. 12-23.

УДК 621.396.4

МЕТОД ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНО-ОРТОГОНАЛЬНОГО ПОИСКА В ЗАДАЧЕ ОЦЕНКИ MIMO КАНАЛА

Ляшев В.А., к.т.н., доцент кафедры мультимедийных технологий и телекоммуникаций, Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет), e-mail: lyashev.va@mipt.ru

A METHOD OF DIFFERENTIAL ORTHOGONAL MATCHING PURSUIT FOR MIMO CHANNEL ESTIMATION

Lyashev V.A.

Today, active antenna arrays are increasingly being used in wireless communication. The systems become highly selective in space, which makes them sensitive to errors in channel estimations. The paper considers the main problems of MIMO systems in which it is not possible to evaluate the channel using direct methods based on pilot signals. Implicit estimation methods require a compressed representation of channel state information, which imposes limitations on their accuracy. A method of iterative recovery of channel information from a compressed representation is proposed, which has an improved efficiency of channel matrix acquisition and the effect of error smoothing.

Key words: MIMO-OFDM, vector quantization, channel estimation, spatial multiplexing.

Ключевые слова: MIMO-OFDM, векторное квантование, оценка канала, пространственное мультиплексирование, сжатые измерения, дифференциальный метод.

Введение

Современные сети подвижной связи требуют эффективных алгоритмов обработки сигналов как в восходящем канале (uplink, UL), так и в нисходящем канале (downlink, DL). Для одновременной работы этих каналов применяются различные методы множественного доступа, включая систему множественного доступа с частотным разделением каналов (FDMA) [1], которая позволяет мультиплексировать данные пользователей по разным частотным ресурсам.

Для поддержания связи в UL и DL также используются дуплекс с временным разделением (TDD) и дуплекс с частотным разделением (FDD) [1]. Последний обеспечивает полудуплексную и полнодуплексную передачу данных. Полнодуплексный режим позволяет одновременно передавать и принимать данные на разных частотах f_{UL} и f_{DL} , что делает его предпочтительным вариантом и как следствие – самым распространённым на сегодня.

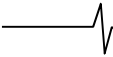
Чтобы обеспечить эффективность систем с высоким коэффициентом разнесения несущих частот восходящего и нисходящего каналов, базовые станции (БС) должны получать информацию о состоянии нисходящего канала от мобильных станций (МС). Для этого БС передают опорные символы (пилоты), которые используются МС для измерений. Полученная оценка канала затем передается обратно на БС с помощью отчетов о состоянии канала (channel state information, CSI) – такой процесс называют обратной связью в оценке канала (OC-CSI).

Сжатие CSI перед отправкой на БС позволяет уменьшить объем служебной информации, необходи-

Сегодня активные антенные решетки находят все большее применение в задачах беспроводной связи. Системы связи становятся высокоизбирательными по пространству, что делает их чувствительными к ошибкам в оценках канала. В работе рассматриваются основные проблемы MIMO систем, в которых нет возможности оценить канал прямыми методами по пилотным сигналам. Неявные методы оценки требуют сжатого представления канальной информации, что накладывает ограничения на их точность. Предлагается метод итеративного восстановления канальной информации из сжатого представления, который обладает повышенной точностью восполнения канальной информации и эффектом сглаживания возможных ошибок в поступившей информации.

мой для передачи состояния канала, при сохранении достаточной точности для управления системой. Этот процесс включает в себя преобразование непрерывных значений CSI в дискретные уровни в многомерном пространстве малого ранга, что позволяет сократить количество бит, необходимых для их представления. Данная информация является служебной и обеспечивает работоспособность нисходящего канала, поэтому иногда объем служебной информации относят к накладным расходам информационной емкости восходящего канала (накладные расходы алгоритма) и называют отчетами о состоянии канала.

Обширный обзор в [2] показывает разнообразие методов, учитывающих ограниченный канал OC-CSI. В качестве одного из решений предлагается сопоставлять состояния канала DL с кодовыми словами из словаря известного как БС, так и МС. Точность и размер CSI будет определяться размером словаря и методом поиска кодового слова, наилучшим образом согласованного с текущим состоянием канала. В данной работе предлагается рассмотреть итеративный метод подбора кодовых слов, которые эффективно и компактно представляют информацию о канале для последующей передачи ее на БС.



Качество оценки канала влияет на точность пространственных фильтров, которые применяются для пространственного мультиплексирования пользователей. Стандарт поддерживает пространственное мультиплексирование до 12 МС, и каждая МС обслуживается несколькими потоками данных. Для словаря второго типа [3] средняя суммарная пропускная способность одной ячейки показана на рис. 1. Одинаковый тип линий соответствует одной детализации отчетов CSI в частотной области (пунктирная линия: одна оценка канала на полосу 720 кГц; сплошная линия – одна оценка канала на полосу 1.44 МГц). Линии с круглыми маркерами обозначают не квантованные CSI, а линии с треугольными маркерами – квантованные CSI. Рис. 1 позволяет оценить влияние квантования с использованием кодовых книг на производительность системы.

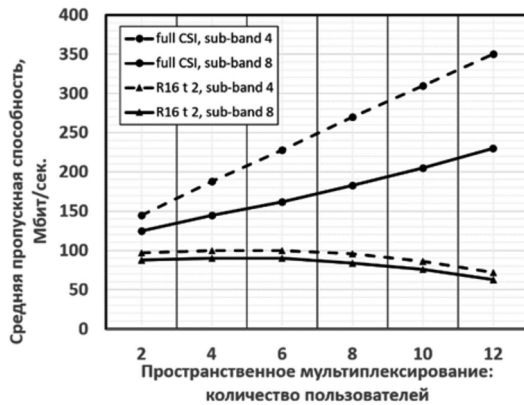


Рис. 1. Несжатый CSI (●) и CSI на основе словаря типа II (▲)

Видно, что сплошные кривые имеют экстремум, который объясняется тем, что недостаточно точное описание канальной информации посредством словарей из стандарта приводит к взаимной интерференции между мультиплексированными пользователями, суммарный уровень которой начинает доминировать начиная с 5-6 мультиплексированных МС. В то же время, полная информация о канале позволяет и далее наращивать производительность системы, пропускная способность которой будет ограничиваться лишь доступной мощностью передатчика, наличием МС для мультиплексирования и вычислительными возможностями БС. Данные характеристики можно рассматривать как верхнюю границу, которая обеспечивает максимально достижимую производительность MU-MIMO системы.

Сегодня 3GPP стандарт поддерживает 12 МС, но при этом словари второго типа из 16 и 18 версий стандарта работают в 2-3 раза хуже, чем предполагает верхняя граница (пунктирный график на рис. 1), что указывает на потребность дальнейшего улучшения методов представления и сжатия пространственно-временных оценок каналов MIMO-систем.

В работе предлагается улучшенная конструкция словаря, которая позволяет сократить разрыв между верхней границей и рассматриваемым решением.

Постановка задачи

Конструкции кодовых книг оптимальны только для определенной конфигурации системы. В литературе большинство словарей разработаны для систем с не-

сколькими входами и одним выходом (multiple input – single output, MISO). Пусть антенная система БС состоит из N_{TX} элементов, а МС из $N_{RX} = 1$. Ограничение на одну приемную антенну подразумевает один пространственный канал $r = 1$. Для простоты предлагается рассматривать аналогичный случай. Обобщение полученных результатов на $r > 1$ будет сделано в последующих работах.

Для MISO систем принятый сигнал $y(t) \in \mathbb{C}$ в момент времени t для каждой МС записывают следующим образом [4] [5]

$$y(t) = \int \mathbf{h}^H(t, \tau) \mathbf{x}(t - \tau) d\tau + n(t) = \iint h(t, \tau, \mathbf{b}) \mathbf{g}^H(\mathbf{b}) \mathbf{x}(t - \tau) d\tau d\mathbf{b} + n(t), \quad (1)$$

где $(\cdot)^H$ – самосопряженный оператор. Вектор канала $\mathbf{h} \in \mathbb{C}^{N_{TX}}$ представляет собой произведение коэффициентов передаточной характеристики канала $h(t, \tau, \mathbf{b}) \in \mathbb{C}$ в каждый момент времени t и для каждой задержки τ импульсной характеристики канала с диаграммой направленности антенной системы $\mathbf{g}(\mathbf{b}) \in \mathbb{C}^{N_{TX}}$. Передающая антенна БС может быть описана набором параметров $\mathbf{b} \in \mathcal{P}$, который определен на многообразии $\mathcal{G} = \{\mathbf{g}(\mathbf{b}), \forall \mathbf{b} \in \mathcal{P}\}$. Из-за многолучевого распространения сигнала $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{C}^{N_{TX}}$ в среде, МС всегда наблюдает сдвинутые копии сигнала на задержку τ . Более того, передаваемый сигнал представляет собой многомерный пространственный сигнал, порожденный пространственным фильтром $\mathbf{p} \in \mathbb{C}^{N_{TX}}$ и комплексным квадратурным сигналом $s(t)$

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{p}(t)s(t). \quad (2)$$

Квадратурный сигнал $s(t)$ характеризуется средней мощностью $P_s = \mathbb{E}(|s(t)|^2)$, здесь $\mathbb{E}(\cdot)$ – оператор оценки математического ожидания случайного процесса. Шум $n(t) \in \mathcal{CN}(0, \sigma_n^2)$ – комплексный нормальный случайный процесс с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_n^2 . Выражение (1) сформулировано во временной области и не зависит от вида сигнала. Однако, в данной работе будет рассматриваться система связи с ортогональным частотным мультиплексированием (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM), что наиболее характерно для современных систем беспроводной связи [1].

Отчеты информации о канале представляют собой кодовые слова, которые более всего схожи с измеренным нисходящим каналом на МС. На основе таких отчетов, БС восстанавливает информацию о канале и формирует пространственный согласованный фильтр \mathbf{p} (ПСФ). Зная точно матрицу пространственной корреляции канала, можно получить оптимальный вектор \mathbf{p} через разложение матрицы на сингулярные числа и вектора [6]. Тогда первые значимые сингулярные вектора будут обеспечивать оптимальную пространственную фильтрацию.

Пусть словарь кодовых слов \mathcal{C}

$$\mathcal{C} = (\mathbf{c}_j : \mathbf{c}_{j2} = 1, 0 \leq j \leq |\mathcal{C}| - 1), \quad \mathbf{c}_j \in \mathbb{C}^{N_{TX}},$$

будем использовать N вместо N_{RX} для простоты, подразумевая $N_{RX} = 1$.

Размер словаря определяется количеством кодовых слов и обозначается $|C|$. Очевидно, что, зная словарь, достаточно сообщить номер кодового слова, тогда можно определить количество бит B , которые необходимо использовать для информирования БС: $|C| = 2^B$.

Задача МС заключается в быстром выборе наилучшего кодового слова из словаря, которое обеспечивает наименьшие потери от такого способа представления канала. Для системной модели (1) можно записать отношение сигнал/шум [7]

$$\gamma = \frac{P_S}{\sigma_n^2} |\mathbf{h}^H \mathbf{p}|^2. \quad (3)$$

МС в состоянии оценить γ и решить задачу поиска оптимального вектора $\mathbf{p} = \mathbf{p}_{opt}$

$$\mathbf{p}_{opt} = \arg \max_{\mathbf{p} \in C} \frac{|\mathbf{h}^H \mathbf{p}|^2}{\mathbf{h}_2^2} = \arg \max_{\mathbf{p} \in C} |\bar{\mathbf{h}}^H \mathbf{p}|^2, \quad (4)$$

где $\bar{\mathbf{h}} = \mathbf{h} / \|\mathbf{h}\|_2$ нормированный вектор канала. В этом случае, МС определит вектор

$$\mathbf{c}_{opt} = \min_{j \in [0, |C|-1]} \mathbf{c}_j - \bar{\mathbf{h}}_2,$$

который будет передан на БС. В данной статье предложен иной подход к построению таких словарей.

Структурированные словари

По сравнению с неструктурированными словарями, в этом разделе описывается категория структурированных словарей. Это означает, что кодовые слова имеют специальное правило построения. Здесь вводятся две подкатегории:

Первая подкатегория по-прежнему включает в себя вероятностные методы для получения словарей, такие как ДПФ-словари, которые широко используются на практике, начиная с 3GPP стандарта десятой версии.

Во второй подкатегории правила построения словарей основываются на структурированности матриц канала и принципах линейной алгебры только. Этой категории и будет уделено основное внимание в данном разделе.

Сформулируем задачу разреженных измерений в каноническом виде. Пусть необходимо восстановить разреженный вектор \mathbf{x} заданной длины $|C|$ из вектора измерений \mathbf{y} , используя матрицу-словарь $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{N \times |C|}$

$$\mathbf{C}\mathbf{x} = \mathbf{y}. \quad (5)$$

Здесь количество измерений в \mathbf{y} намного меньше, чем длина разреженного вектора \mathbf{x} . Ограничение задачи на поиск 1-мерного разреженного \mathbf{x} для приближения к \mathbf{y} эквивалентно поиску наилучшего столбца матрицы-словаря \mathbf{c} , т.е. наилучшего кодового слова, описывающего \mathbf{y} . Эту проблему представления часто называют разреженным измерением или разреженным кодированием. Такие подходы имеют границу сверху,

которая определяется условием Уэлча-Рэнкина. Для комплекснозначных словарей справедлива граница ([8], теорема 5.10).

$$|C| \leq N^2. \quad (6)$$

Для представления вектора измерений \mathbf{y} в виде разреженного вектора с незначительными искажениями, грубая оценка (6) неприменима. Используя границы Уэлча-Рэнкина ([8], стр. 114), можно записать ее через минимальное расстояние d_{min} между кодовыми словами в матрице-словаре:

$$0 \leq d_{min}(\mathbf{C}) \leq \sqrt{1 - \frac{1}{N+1}}. \quad (7)$$

Известно, что для определенных измерений в некоторых словарях достигается именно эта граница. Здесь основное внимание уделяется мягкой оценке сверху, которая достигается в кодовых книгах Аллтопа. Так, для простых чисел $N \geq 5$, последовательности Аллтопа [9] достигают мягкой оценки сверху ([8], стр. 121).

$$d_{min}^{Alltop}(\mathbf{C}) = \sqrt{1 - \frac{1}{N}} < d_{min}. \quad (8)$$

Предположим, что матрица-словарь $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{N \times N^2}$ может быть разделена на N блоков размера $N \times N$

$$\mathbf{C} = (\mathbf{C}^{(0)} \quad \mathbf{C}^{(1)} \quad \dots \quad \mathbf{C}^{(N-1)}). \quad (9)$$

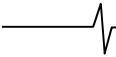
Тогда блоки $\mathbf{C}^{(k)}$ $k = 1, 2, \dots, N-1$ можно сформировать посредством матрицы сдвига \mathbf{D}_k и матрицей модуляции \mathbf{G}_N [10] размерностей $N \times N$: $\mathbf{C}^{(k)} = \mathbf{D}_k \mathbf{G}_N$, где последовательность Аллтопа [9] $f[q] = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{j2\pi q^3/N}$, $q = 0, 1, \dots, N-1$ может быть сдвинута на k отсчетов в матрице сдвига $\mathbf{D}_k = \text{diag}\{f_k, \dots, f_{N-1}, f_0, \dots, f_{k-1}\}$, а матрица модуляции $\mathbf{G}_N = (g_N^{(pq)})_{p,q=0}^{N-1}$, $g = e^{j2\pi/N}$.

Соответствующая структура кодовой книги Аллтопа представлена на рис. 2, где показана матрица Грамма. Главная диагональ, выделенная желтым цветом, соответствует автокорреляции кодового слова. Блочная структура словаря Аллтопа хорошо видна. Кодовые слова в блоке $\mathbf{C}^{(k)}$ не имеют корреляции друг с другом, т.е. они ортогональны. Корреляции между кодовыми словами блока $\mathbf{C}^{(k)}$ и другими блоками $\mathbf{C}^{(l)}$, $l \neq k$ имеют постоянное значение $1/\sqrt{N}$.

На рис. 3 показано минимальное расстояние, доступное для кодовых книг Аллтопа. Хотя, граница Уэлча-Рэнкина не достигается с помощью этой конструкции, но приведенная выше мягкая оценка границы Аллтопа (8) полностью достижима (Alltop bound).

Нужно заметить, что для реализации книг Аллтопа необходимый размер словаря квадратично зависит от размерности измеряемого пространства $|C| \approx N^2$.

Таким образом, в кодовых книгах Аллтопа кодовые слова формируются на основе последовательностей с определенными корреляционными свойствами и не учитывают особенности распределений измеряемых величин. Они не привязаны к критерию Уэлча-Рэнкина, но



конструкции близки к этому критерию. Количество элементов велико из-за правил построения, что подразумевает более высокие накладные расходы на обратную связь, но при этом обеспечивают небольшие ошибки аппроксимации. В целом, такие словари могут рассматриваться как достижимая граница по точности представления канальной информации. Любые последующие подходы – это попытки снизить накладные расходы в петле обратной связи OC-CSI.

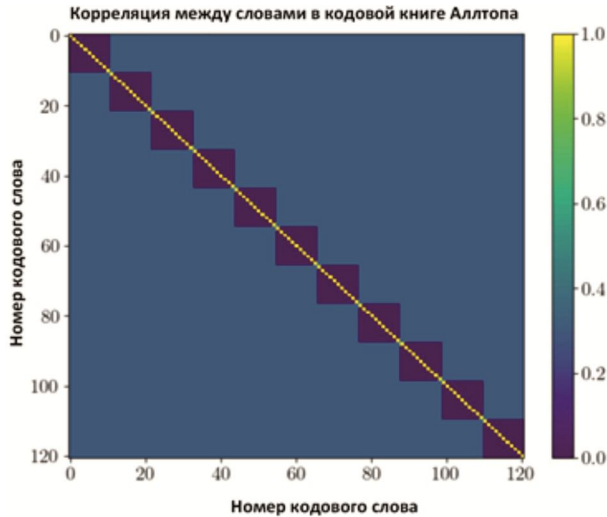


Рис. 2. Структура кодовой книги Аллтопа

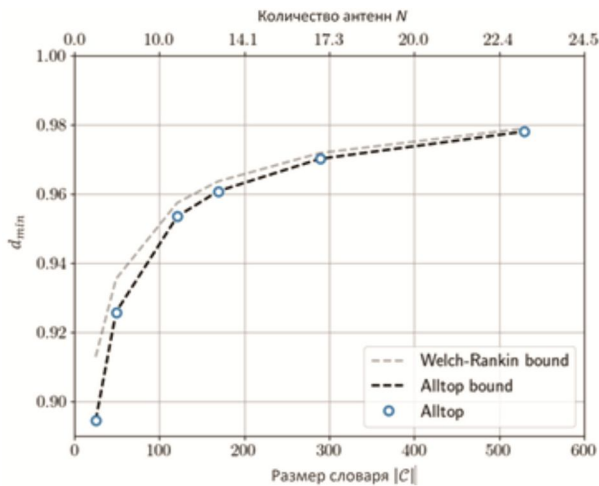


Рис. 3. Минимальное расстояние между кодовыми словами в словаре Аллтопа

Итеративные словари

Итеративные словари основываются на грассмано-многообразии. Чтобы продолжить введение грассмано-многообразия, удобно кратко изложить решение задачи нахождения оптимального вектора пространственного фильтра относительно максимального SNR, которое задается формулой (4). В задаче рассматриваются решения, которые приводят к максимуму в смысле абсолютных значений. В результате вектор \mathbf{r} из (4) не является уникальным, поскольку любой повернутый вектор $e^{j\alpha}\mathbf{r}$, $\alpha \in [0, 2\pi]$ также находится в наборе решений. Все векторы в этом наборе имеют одну и ту же линию в \mathbb{C}^N . Комплексное многообразие Грассмана $G(K, \mathbb{C}^d)$ описывает множество K -мерных под-

пространств \mathbb{C}^d . Установив $K=1$ и $d=N$, многообразие Грассмана $G(1, \mathbb{C}^N)$ представляет собой набор всех одномерных подпространств (линий), проходящих через начало координат, и может быть использовано для математического описания оптимального набора векторов \mathbf{r} .

Словари должны охватывать большинство наборов решений, которые могут возникнуть. Однако ограничение накладных расходов на обратную связь ограничивает размер словаря $|\mathcal{C}|$. Чтобы эффективно охватить все наборы и ограничить потери при квантовании, необходимо задачу свести к поиску линий из $G(1, \mathbb{C}^N)$ расположенных на максимальном расстоянии друг от друга. В литературе такую задачу называют проблемой упаковки грассмановых линий или задачей плотной упаковки. Для измерения расстояния между линиями на многообразии Грассмана, чаще всего применяют сферическую метрику

$$d_{ch}(\mathbb{C}^d) = \sqrt{\sin^2 \theta_1 + \dots + \sin^2 \theta_K},$$

которую обычно называют хордальным расстоянием. В условиях применения теории к задаче измерения точности представления канала векторами кодовой книги $G(K, \mathbb{C}^d) \rightarrow G(1, \mathbb{C}^N)$ сферическая метрика вырождается в

$$d_{ch}(\mathbb{C}^N) = d_{ch} = \sin \theta. \quad (10)$$

и принимает значения в пределах $[0, 1]$. Угол между двумя грассмановыми линиями обозначается как θ . В терминах линейной алгебры можно определить линию как множество точек, которые принадлежат комплексной N -мерной гиперплоскости (алгебраическая кривая в \mathbb{C}^N). Тогда метрика (10) есть угол между двумя гиперплоскостями в пространстве \mathbb{C}^N .

Алгоритмической основой таких подходов является алгоритм жадного ортогонального поиска (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) [11], хорошо известный в области разреженных измерений/аппроксимаций, который представляет собой алгоритм, определяющий собственные векторы путем итеративных приближений.

Ранее, словарь Аллтопа был представлен в контексте разреженных измерений. Рассмотрим алгоритм OMP – это итеративный алгоритм, который использует одно кодовое слово за один итерационный шаг $k = 1, 2, \dots, K$. После выполнения максимум $k = K$ шагов найдено K кодовых слов, которые складываются в новую матрицу кодовой книги $\tilde{\mathbf{C}}^{(k)} \in \mathbb{C}^{N \times (k-1)}$. Индексы $j_1, j_2, \dots, j_{k-1} \in \{1, 2, 3, \dots, |\mathcal{C}|\}$ соответствуют выбранным колонкам в исходной измерительной матрице \mathbf{c} такие, что $\tilde{\mathbf{C}}^{(k)} = (\mathbf{c}_{j_1} \ \mathbf{c}_{j_2} \ \dots \ \mathbf{c}_{j_{k-1}})$. Набор индексов обозначает измеряемые элементы разреженного вектора \mathbf{x} , и от итерации к итерации таких элементов в векторе \mathbf{x} будет становиться все больше и больше. Таким образом, алгоритмы, в основе которых лежит метод OMP, должны передать K индексов соответствующих столбцов матрицы \mathbf{C} для восстановления вектора \mathbf{x} . Для стационарного канала это относительно приемлемое решение. Однако в динамике оно становится непригодным, так как

итерации распределены во времени, а также данный метод работает эффективно для первого сингулярного вектора канальной матрицы, но малоприменим для векторов более высоких порядков.

Рассмотрим дифференциальный подход, который позволяет получать дополнительные обновления CSI для $K \ll N$. Вместо инициализации вычислений OMP случайным вектором \mathbf{x} – инициализируем его вектором невязки.

Вектор невязки – это разница между текущим собственным вектором $\mathbf{v}_1(t_s)$ и результатом K OMP итераций, в которых найдены кодовые слова $\tilde{\mathbf{C}}(t_{s-1})$ и коэффициенты $\mathbf{x}(t_{s-1})$

$$\mathbf{r}(t_s) = \mathbf{v}_1(t_s) - \tilde{\mathbf{C}}(t_{s-1})\mathbf{x}(t_{s-1}). \quad (11)$$

Первоначально невязка определяется только собственным вектором. На каждом шаге квантуется только неизвестное. По сравнению с традиционным OMP, дифференциальный метод обеспечивает повышенную гибкость, поскольку качество обратной связи может регулироваться параметрами K и t . Таким образом, можно выбрать между несколькими кодовыми словами и постоянным размером накладных расходов в петле обратной связи. Поскольку параметр K может быть меньше, чем N , дифференциальный подход существенно экономит накладные расходы. Принцип интеграции алгоритма в систему связи схематично изображен на рис. 4.

Кратко, алгоритм можно описать следующим образом (см. алгоритм 1).

Алгоритм 1 – дифференциальный алгоритм ортогонального жадного перебора (ДАП).

- 1 Инициализация: $s = 0$
- 2 Вычислить вектор невязки между текущим собственным вектором и результатом OMP на предыдущем временном шаге.

$$\mathbf{r}(t_s) = \mathbf{v}_1(t_s) - \tilde{\mathbf{C}}(t_{s-1})\mathbf{x}(t_{s-1})$$
 Замечание:

$$\mathbf{r}(t_0) = \mathbf{v}_1(t_0).$$
- 3 Выполнить K итераций OMP алгоритма
 - a) $k = 0, S^{(0)} = 0, \mathbf{x}^{(0)} = 0, \mathbf{e}^{(0)} = \mathbf{r}(t_s).$
 - b) Выбрать кодовое слово согласно условию

$$j_k = \arg \max_{j_k \in S^{(k-1)}} |\mathbf{c}_{j_k}^H \mathbf{e}^{(k-1)}|$$
 - c) Обновить матрицу $\tilde{\mathbf{C}}^{(k)} = (\tilde{\mathbf{C}}^{(k-1)} \quad \mathbf{c}_{j_k})$

$$S^{(k)} = S^{(k-1)} \cup \{j_k\}$$
 - d) Обновить оценку вектора $\mathbf{x}^{(k)}$ путем решения задачи наименьших квадратов

$$\tilde{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbb{C}^K} \|\mathbf{r}(t_s) - \tilde{\mathbf{C}}^{(k)} \mathbf{z}\|_2^2$$
 - e) $\tilde{\mathbf{x}} \rightarrow \mathbf{x}^{(k)}$
 - f) Обновить вектор невязки

$$\mathbf{e}^{(k)} = \mathbf{r}(t_s) - \tilde{\mathbf{C}}^{(k)} \mathbf{x}^{(k)}$$
 - g) $k = k + 1$ и перейти к шагу b) пока $k \neq K$
- 4 Передать на БС индексы кодовых слов из $\tilde{\mathbf{C}}(t_s)$ и коэффициенты вектора $\mathbf{x}(t_s)$
- 5 Перейти к следующему временному шагу
 $s = s + 1$ и вернуться на шаг 2.

Ниже представлены различные результаты тестиро-

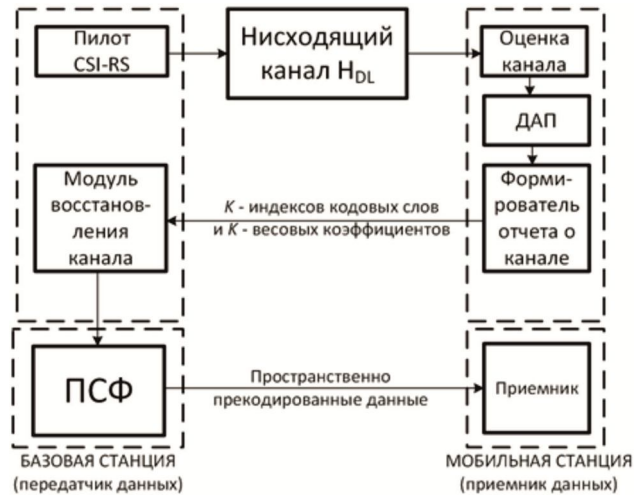


Рис. 4. Принцип применения дифференциального алгоритма ортогонального жадного перебора (ДАП)

Здесь $S^{(k)}$ – подмножество доступных для выбора колонок в измерительной матрице $\tilde{\mathbf{C}}^{(k)}$.

При каждом вызове OMP на шаге 3 будут выбираться кодовые слова из полного набора кодовой книги, т.е. нет ограничений на базисные вектора словаря с течением времени. Следовательно, векторы ошибок \mathbf{e} в OMP ортогональны, а вектор невязки $\mathbf{r} = 0$. БС суммирует отчеты по формуле $\mathbf{v}_1 = \mathbf{C}(t_s)\mathbf{x}(t_s)$, чтобы каждый отчет улучшал оценку. Кроме того, можно установить критерий остановки, чтобы не нужно было отправлять коэффициенты на БС, если вектор невязки достиг малых значений, например $\|\mathbf{r}\| < \sigma_n$.

вания ДАП. На рис. 5 показана нормированная корреля-

ция алгоритма ДАП с кодовой книгой Аллтопа для разных значений K с течением времени. Графики на рис. 5 и рис. 6 относятся к одним условиям моделирования и отличаются только рассматриваемым периодом времени. Цель состоит в том, чтобы достичь значения корреляции, равного единице за минимальное число итераций. Из рисунка видно, что значение K влияет на наклон кривой. Таким образом, для больших значений K , т.е. для большего количества кодовых слов, передаваемых на БС за один раз, требуется меньше итераций, а для меньших значений требуется больше итераций. При $K=1$, т.е. при каждом сообщении передается одно кодовое слово, усредненная корреляция меньше 1. Это означает, что изменения в собственном векторе приводят к большим ошибкам, которые невозможно квантовать с помощью одной итерации ОМР.

На рис. 7 показана корреляция во времени для различных значений скорости, где $K=1$ для левого рисунка и $K=4$ для правого. При $K=1$ более высокие скорости приводят к снижению производительности. Соответственно, ДАП с $K=1$ применим только для каналов с очень медленным затуханием. В противном случае интервалы обратной связи следует выбирать короче, что не всегда возможно. Напротив, при более высоких

значениях K , таких как $K=4$, как показано на рис. 7, б, можно полностью компенсировать снижение скорости.

В заключение, параметр K следует скорректировать в соответствии со сценарием, при этом для обеспечения высокой мобильности требуются более высокие значения, в то время как для сценариев с низкой мобильностью достаточно меньших значений.

Далее исследуется эффективность обратной связи ДАП и поведение при различных конструкциях кодовых книг, что показано на рис. 8. Рассмотрены следующие конструкции кодовых книг: случайное векторное квантование (RVQ), ДПФ словарь из 5G стандарта (NR-DFT), а также словарь Аллтопа. На рис. 8, а показана нормированная корреляция для $K=1$ и скорости 10 км/ч. В среднем влияние кодовых книг на корреляцию невелико, хотя у словарей Аллтопа есть небольшое преимущество. Напротив, максимальное и минимальное значения различаются значительно. Причиной этого является соответствующее минимальное расстояние между кодовыми словами d_{\min} для различных конструкций кодовых книг. Это значение $d_{\min}=0,95$ для кодовой книги Аллтопа, $d_{\min}=0,7$ для RVQ и $d_{\min}=0,16$ для NR-DFT, который используется в 3GPP NR версии 16. Кодовые

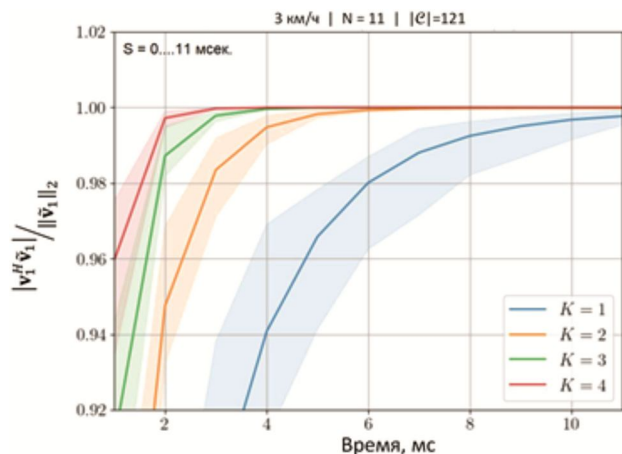


Рис. 5. Сходимость алгоритма ДАП для разных K , начальный участок времени

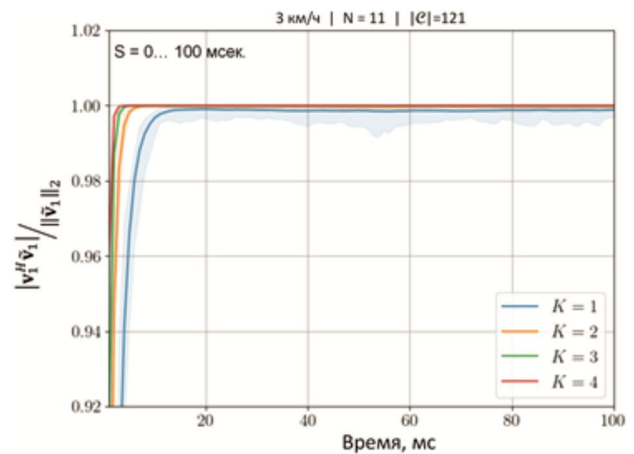
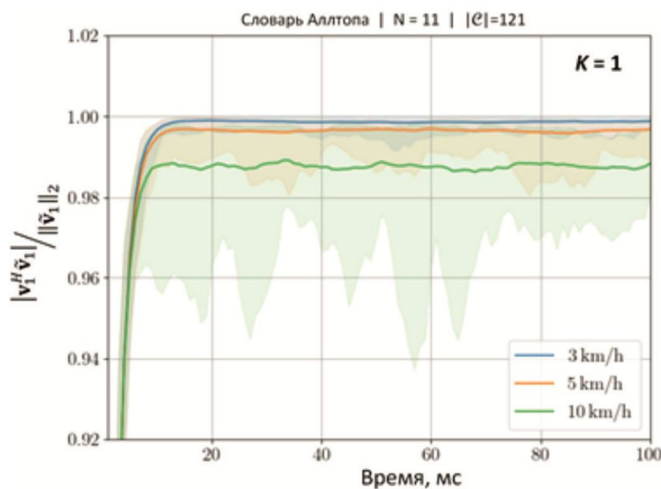
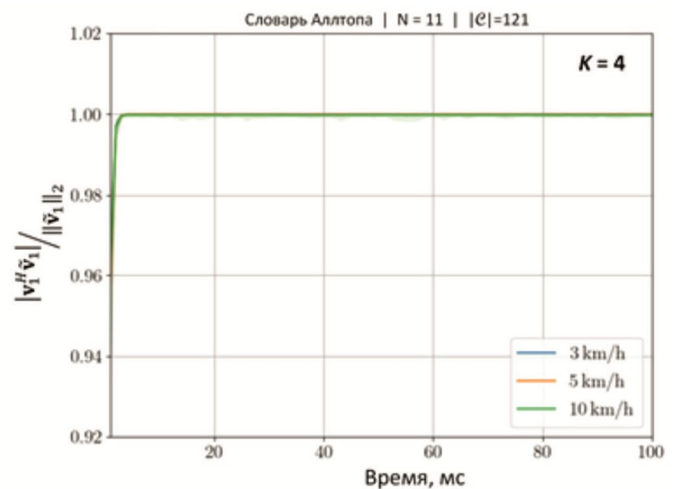


Рис. 6. Сходимость алгоритма ДАП для разных K



а) $K=1$



б) $K=4$

Рис. 7. Нормированная корреляция во времени с использованием алгоритма ДАП и кодовой книги Аллтопа для различных значений скорости. Сплошными линиями обозначено усредненное значение по 30 реализациям

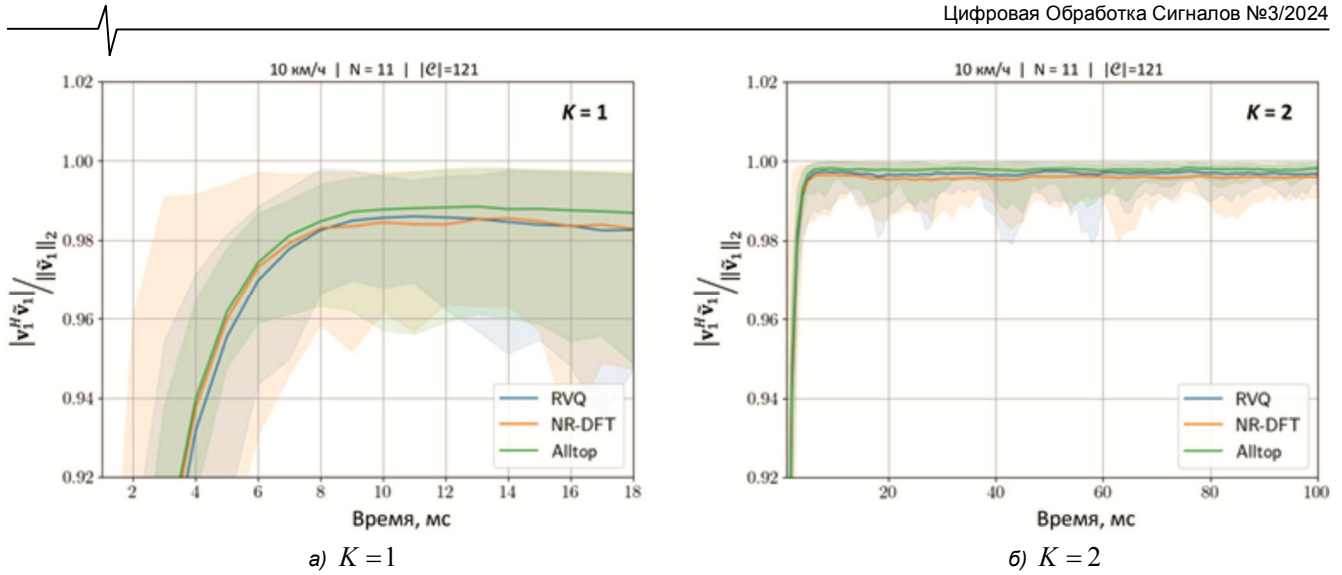


Рис. 8. Нормированная корреляция во времени с использованием алгоритма ДАП для различных словарей и различных значений K . Сплошные линии обозначают среднее значение по 30 реализациям

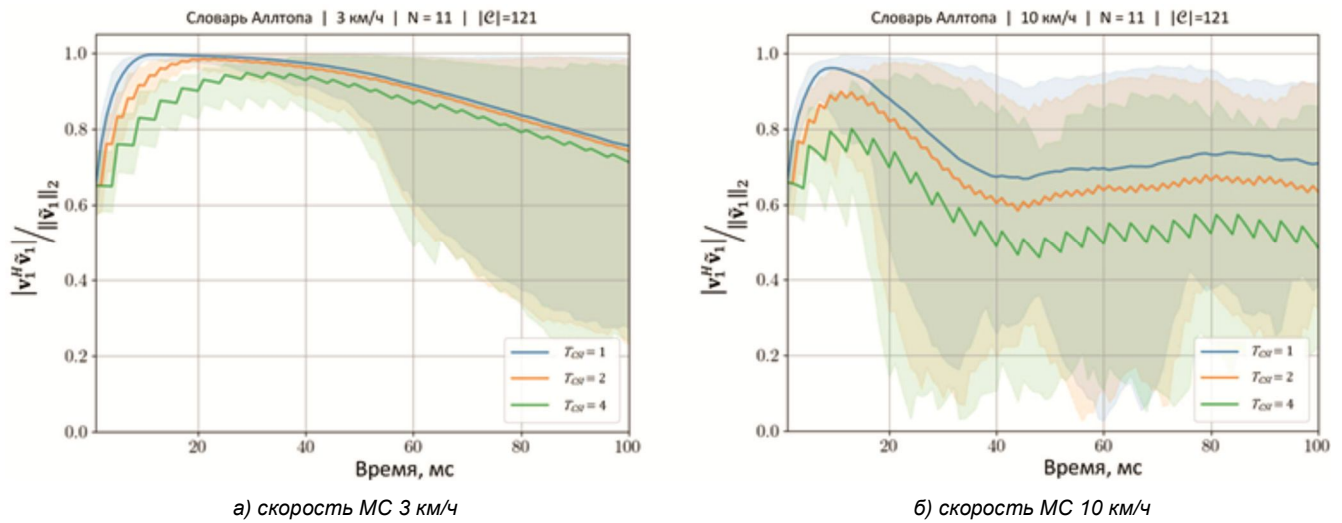


Рис. 9. Нормированная корреляция во времени с использованием алгоритма МР и кодовой книги Аллтопа. Сплошными линиями обозначено среднее значение за 30 реализаций

слова NR-DFT неравномерно распределены по единичной сфере и имеют наименьшее минимальное расстояние между кодовыми словами. Следовательно, некоторые реализации соответствуют друг другу очень хорошо и достигают высокой корреляции, в то время как для других это не так.

Вычислительный эксперимент и сравнительный анализ

Ниже представлены различные результаты по ранее представленным алгоритмам. За основу будут взяты два алгоритма: алгоритм жадного поиска и ДАП. В основе каждого алгоритма лежат итерации ОМР, которые были рассмотрены ранее в статье. Алгоритм жадного поиска (Matching Pursuit, МР) известен с 1970-х годов. Одна из первых работ по обработке сигналов с использованием МР алгоритма [12] использует словарь Габборовских функций. В данной статье используется словарь Аллтопа (Alltop) и словарь ДПФ высокого разрешения (O-DFT) для сравнения результатов.

Необходимо проанализировать устойчивость алгоритмов к периоду измерений. На всех графиках выше предполагалось, что оценка и квантование канала вы-

полняются каждую миллисекунду. На самом деле в протоколе физического уровня есть ограничения на передачу канальной информации в канале обратной связи. Графики на рис. 9 показывают, как продолжительность отчетных интервалов T_{CS} влияет на корреляцию во времени для различных скоростей {3, 10} км/ч и отчетных интервалов $T_{CS} = \{1, 2, 4\}$ мс. $T_{CS} > 1$ мс показывает пилообразное поведение нормированной корреляции на всех скоростях. Это происходит из-за смещения векторов канала, которое снижает корреляцию, когда канальная информация не передается (канал устаревает). Следовательно, следующая обратная связь должна компенсировать смещение в дополнение к остаточному квантованию. Соответственно, нормированная корреляция для более длинных интервалов обратной связи ниже, чем для более коротких. Для $T_{CS} = 4$, значение корреляции, равное единице, не может быть достигнуто. Таким образом, алгоритм обратной связи МР требует более коротких интервалов обратной связи. При более высоких скоростях дрейф векторов канала влияет на производительность, см. рис. 10, б. В результате МР не может компенсировать изменения канала, и набор базисных векторов словаря необходимо обновить.

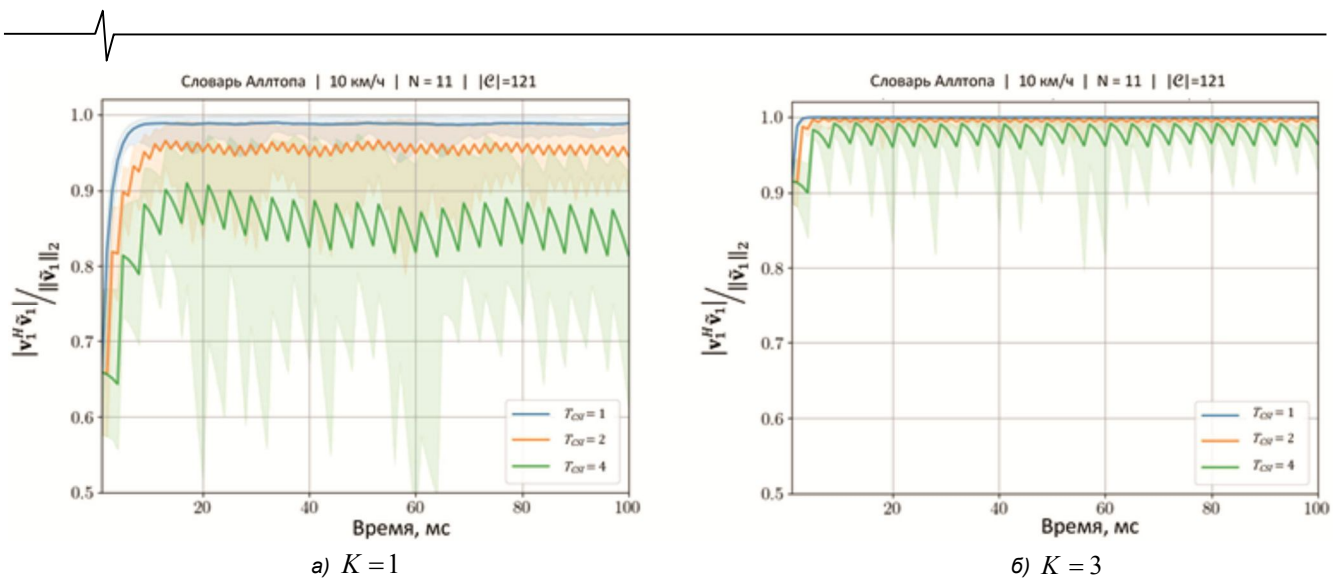


Рис. 10. Нормализованная корреляция во времени с использованием алгоритма обратной связи ДАП и кодовой книги Аллтопа. Сплошными линиями обозначено среднее значение за 30 реализаций

На рис. 10 показаны аналогичные результаты для ДАП алгоритма. Отдельные графики отличаются значением $K = \{1, 3\}$. Как и в случае с МР, ДАП также демонстрирует пилообразное поведение при $T_{CSI} > 1$ мс. Однако со временем производительность не снижается, поскольку базисные вектора словаря могут изменяться. Кроме того, можно видеть, что повторная передача нескольких кодовых слов на одной итерации может увеличивать или уменьшать значение корреляции. Представленные здесь результаты на скорости 10 км/ч позволяют предположить, что для обеспечения мобильности необходим ДАП более высокого порядка $K > 1$. В дальнейшем эффективность алгоритмов обратной связи, основанная на величине корреляции, рассматриваться не будет. Для выбранных конфигураций будет выполнено полноценное системное моделирование с параметрами из табл. 1.

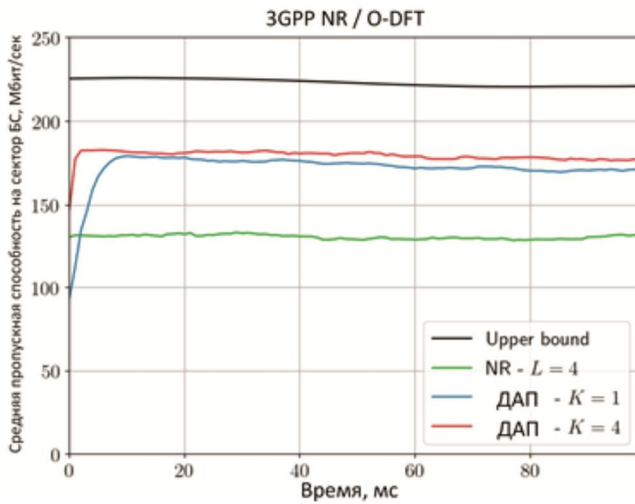
Рассматривается пространственное мультиплексирование 4 МС с 1 антенной, скорость движения 3 км/ч. На рис. 11, а, сравниваются характеристики метода обратной связи 3GPP NR на основе O-DFT с алгоритмом ДАП в петле OC-CSI, который также использует кодовую книгу O-DFT. В каждом случае предположим, что размер кодовой книги равен $|C| = 64$. Верхняя граница постоянна и составляет 225 Мбит/с. Метод OC-CSI согласно 3GPP NR версии 16 достигает скорости 130 Мбит/с, которая практически не изменяется во времени. Если метод OC-CSI основан на подходе ДАП, то производительность повышается до 175 Мбит/с после некоторого времени адаптации алгоритма. Кроме того, показаны кривые для $K=1$ и $K=4$. Увеличение числа итераций ОМР и, следовательно, количество кодовых слов и коэффициентов в одном отчете вряд ли улучшат производительность. Ключевым моментом для этого является не количество кодовых слов, а сжатие информации в канале обратной связи, что показано на рис. 11, б. На рисунке представлены характеристики для неквантованных и квантованных OC-CSI с использованием ДАП. В первом случае используется среднее значение для двух поляризаций, чтобы найти кодовые слова, усредненные по полосе. Таким образом, коэффициенты поддиапазона для этой средней поляризации

вычисляются количественно, и в конечном итоге обратная связь используется для обеих поляризаций в БС. В другой реализации ДАП среднее значение двух поляризаций также используется для выбора кодовых слов, усредненных по полосе. Однако коэффициенты подполосы определяются отдельно для обеих поляризаций и квантуются аналогично NR. Хорошо видно, что квантование коэффициентов приводит к значительным потерям.

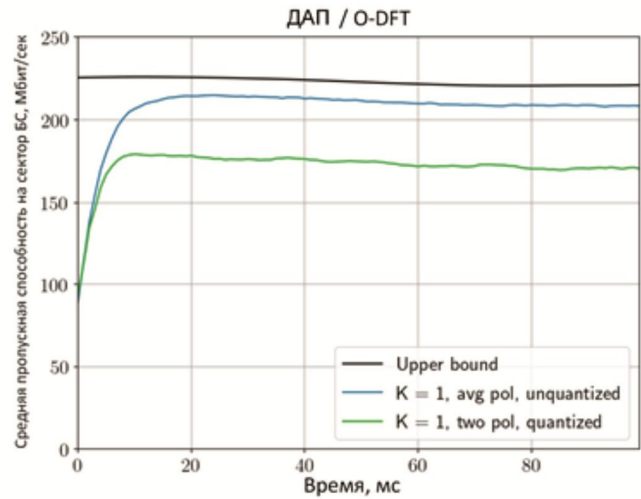
Таблица 1. Основные параметры модельного эксперимента

Модель канала	Quadriga
Сценарий	3D-3GPP 38.901 Uma NLOS outdoor
Несущая частота	1,85 ГГц
Расстояние между под-несущими частотами	15 кГц
Расстояние между БС	500 м
Высота БС	25 м
Конфигурация антенной системы БС	16 колонок по 4 элемента в каждой колонке, 2 поляризации на каждом элементе. Итого 128 элементов. Расстояние между элементами – по вертикали $0,9\lambda$ – по горизонтали $0,5\lambda$
Наклон антенной системы	наклон панели 3° наклон диаграммы направленности с помощью фазовращателей 7°
Антенные порты	4 антенных элемента в одной колонке объединены в один порт
Минимальное расстояние БС-МС	35 м
Высота МС	1,5 м
МС антенна	Всенаправленная
МС скорость	3 – 10 км/ч
T_{CSI}	1 мс

На рис. 12 показана пропускная способность сектора БС в зависимости от параметров конфигурации в момент времени $t = 2$ мс от начала моделирования

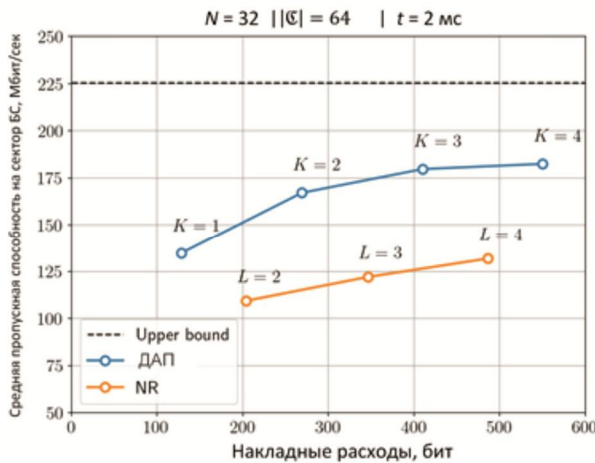


а) Сравнение 3GPP NR и ДАП подходов

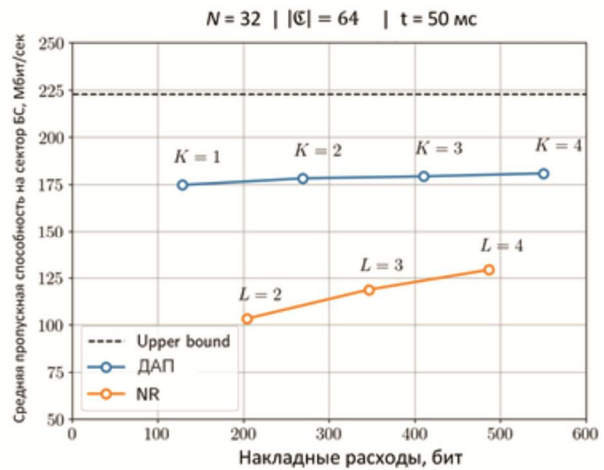


б) Сравнение ДАП с неквантованными коэффициентами для среднего значения поляризаций и с квантованными коэффициентами для каждой поляризации в отдельности

Рис. 11. Пропускная способность БС при использовании ДАП алгоритма



а) $t = 2$ мс



б) $t = 50$ мс

Рис. 12. Сравнение накладных расходов на обратную связь между 3GPP NR и ДАП подходами

(рис. 12б а) и для $t = 50$ мс на рис. 13, б. Здесь под верхней границей следует понимать максимальную скорость, которая не зависит от накладных расходов (идеальный канал).

В целом, можно видеть, что с помощью решения ДАП достигается значительное повышение эффективности в соотношении производительность-накладные расходы по сравнению с алгоритмом OC-CSI, используемым в 3GPP NR стандарте. Соответственно, при заданном объеме доступных накладных расходов более высокая скорость может быть достигнута с помощью ДАП. Кроме того, для алгоритма обратной связи NR в оба момента времени увеличение L приводит к сравнительно равному увеличению производительности. Конечно, для больших значений L требуется больше бит. В случае ДАП это также относится к увеличению K . Однако увеличение K приводит к значительному увеличению производительности только при небольших значениях t , см. также рис. 11, а. Следовательно, на этапе запуска ДАП использует меньшее количество кодовых слов, что позволяет поддерживать высокую производительность и при этом значительно сокращать наклад-

ные расходы на пересылку информации о состоянии канала.

Заключение

В работе приводится модифицированный алгоритм квантования и обратной связи канальной информации. Предложенный алгоритм показал большую надежность и устойчивость к ошибкам в оценке канала, обеспечил прирост пропускной способности системы на 50 % по сравнению с методами, на которых основан стандарт 3GPP. При этом накладные расходы на передачу канальной информации в восходящем канале сопоставимы с NR-DFT методом из 3GPP.

Алгоритм ДАП показал возможность сглаженного решения в случае резких выбросов в оценках канала, таким образом он неявным образом обозначил лучшую устойчивость к такого рода возмущениям во входных данных. Имея предшествующее знание о канале, можно легко адаптировать алгоритм к динамическим каналам с доплеровскими замираниями сигнала, что позволит построить словарь, адаптированный к динамике в канале, и является предметом дальнейшего исследования.

Литература

1. E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Skold. 5G NR: The Next Generation Wireless Access Technology. Elsevier Science, 2018. ISBN: 9780128143230. URL: <https://books.google.de/books?id=lcSLswEACAAJ>.
2. D. J. Love et al. «An overview of limited feedback in wireless communication systems». In: IEEE Journal on Selected Areas in Communications 26.8 (2008), pp. 1341-1365. DOI: 10.1109/JSAC.2008.081002.
3. Physical layer procedures for data. 3GPP Technical Specification 38.214, ver. 18.2.0, 29 March 2024. https://www.3gpp.org/ftp/Specs/archive/38_series/38.214/38214-i20.zip
4. Arogyaswami Paulraj et al. Introduction to Space-Time Wireless Communications. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. ISBN: 978-0-521-82615-0.
5. Gerald Matz and Franz Hlawatsch. Wireless Communications Over Rapidly Time-Varying Channels. Ed. by Franz Hlawatsch and Gerald Matz. Oxford: Academic Press, 2011. ISBN: 978-0-12-374483-8. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2009-0-18506-9>.
6. N. Solomennikova, A. Sherstobitov and V. Lyashev, «Frequency Selective MIMO precoding in Time Domain», 2021 International Conference Engineering and Telecommunication (En&T), Dolgoprudny, Russian Federation, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/EnT50460.2021.9681749.
7. Chun Kin Au Yeung and D. J. Love. «Performance Analysis of Random Vector Quantization Limited Feedback Beamforming!», Conference Record of the Thirty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2005., Pacific Grove, CA, USA, 2005, pp. 408-412, doi: 10.1109/ACSSC.2005.1599778.
8. Foucart S. andauhut H. A Mathematical Introduction to Compressive Sensing, in series «Applied and Numerical Harmonic Analysis», Springer, New York, 2013, 625 p.
9. W. Alltop. «Complex sequences with low periodic correlations (Corresp.)», in IEEE Transactions on Information Theory, vol. 26, no. 3, pp. 350-354, May 1980, doi: 10.1109/TIT.1980.1056185.
10. M.A. Herman and T. Strohmer. «High-Resolution Radar via Compressed Sensing», in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, no. 6, pp. 2275-2284, June 2009, doi: 10.1109/TSP.2009.2014277.
11. Лившиц Е.Д. «Об эффективности ортогонального жадного алгоритма в задаче о сжатых измерениях», Матем. сб., 203:2, 2012, с. 33-44, DOI: <https://doi.org/10.4213/sm7827>.
12. S.G. Mallat and Zhifeng Zhang. «Matching pursuits with time-frequency dictionaries», in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 41, no. 12, pp. 3397-3415, Dec. 1993, doi: 10.1109/78.258082.

Уважаемые коллеги!

Приглашаем Вас принять участие в формировании тематических выпусков журнала «Цифровая обработка сигналов» и размещению рекламы продукции (услуг) Вашей организации на его страницах. В случае положительного решения просим представить в редакцию журнала Ваши предложения по плановому размещению информационных материалов и макет рекламы продукции (услуг) с указанием желаемого её месторасположения: обложка (2-я, 3-я или 4-я стр.), цветная внутренняя полоса (объем полосы).

Журнал «Цифровая обработка сигналов» издается с 1999 года. Выходит ежеквартально, тиражом 200 экз.

Научно-технический журнал «Цифровая обработка сигналов» включен в Перечень изданий, рекомендуемый ВАК РФ для публикации результатов научных исследований соискателями ученой степени доктора и кандидата технических наук в области радиотехники, связи, вычислительной техники, электроники, приборостроения, информационных технологий, информационно-измерительных и управляющих систем. Журнал «Цифровая обработка сигналов» включен в базу данных Web of Science – Russian Science Citation Index.

Планируемые сроки издания отдельных номеров журнала:

- № 4 декабрь 2024 г. Тематический выпуск: «ЦОС в радиотехнике и системах телекоммуникаций».
- № 1 март 2025 г. Тематический выпуск: «ЦОС в инфокоммуникационных системах».
- № 2 июнь 2025 г. Тематический выпуск по материалам 27-й Международной научно-технической конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение-DSPA».
- № 3 сентябрь 2025 г. Тематический выпуск: «Цифровая обработка изображений».

Ориентировочная стоимость рекламных услуг:

- 4-я (внешняя) страница цветной обложки – 25 тысяч рублей.
- 2-я и 3-я (внутренние) страницы цветной обложки – 15 тысяч рублей.

Ждем Ваших предложений.

С наилучшими пожеланиями, зам. главного редактора

д.т.н., профессор Витязев Владимир Викторович, телефон 8-903-834-81-81.

Предложения прошу направлять по адресу: E-mail: vityazev.v.v@rsreu.ru или info@dspa.ru