

ПЕРЕДАЧА И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 621.391

С.Н. Кириллов, П.С. Покровский**АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ВИДА МОДУЛЯЦИИ
НЕИЗВЕСТНОГО РАДИОСИГНАЛА КОСМИЧЕСКИХ СИСТЕМ
ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ**

Обоснован словарь признаков объемом 10 элементов, обеспечивающий устойчивость классификации к неопределенности параметров анализируемых радиосигналов космических систем передачи информации. Предложена модификация решающего правила, позволяющая увеличить на 16 % среднюю вероятность верной классификации. Показано, что разработанный алгоритм обеспечивает среднюю вероятность верной классификации анализируемых радиосигналов не менее 70 % при отношении сигнал-шум более 13,7 дБ.

Ключевые слова: классификация вида модуляции, космические системы передачи информации, словарь признаков, решающее правило.

Введение. В настоящее время при изучении и освоении космического пространства главным образом используются различные автоматические беспилотные космические аппараты (КА). При этом для организации канала передачи информации необходим постоянный дистанционный контроль структуры и параметров принимаемых наземным пунктом управления радиосигналов КА. В частности, большое значение имеет оценка вида и параметров модуляции радиосигналов, используемых в различных каналах передачи информации и телеметрии с борта КА.

Разработанные к настоящему моменту системы автоматической классификации видов модуляции [1...3] позволяют производить распознавание наиболее распространенных видов радиосигналов. Однако большинство работ [1] по данной тематике описывают решение поставленной задачи в условиях априорно заданных основных параметров (частота и начальная фаза несущего колебания, ширина полосы частот, скорость следования символов) радиосигнала. Отметим, что при анализе неизвестных радиосигналов космических систем передачи информации (КСПИ) указанное условие на практике зачастую не выполняется ввиду наличия неопределенности в структуре рассматриваемого радиоканала, а также из-за влияния доплеровского эффекта. Известные алгоритмы классификации

видов модуляции [2, 3], функционирующие при параметрической неопределенности анализируемых радиосигналов, также не могут применяться для анализа КСПИ. Это связано с тем, что данные алгоритмы производят распознавание на основе априорной информации, полученной для одной из многочисленных разновидностей каждого интересующего вида модуляции. То есть известные алгоритмы не являются робастными к характеристикам предмодуляционных фильтров, что не позволяет производить надежную классификацию радиосигналов, сформированных с использованием различных методов ограничения полосы частот, применяемых в современных КСПИ. Поэтому несмотря на значительный объем проведенных исследований по классификации радиосигналов, по-прежнему актуальным остается вопрос разработки автоматической системы распознавания, устойчивой к модификациям видов модуляции в интересах организации каналов передачи информации различных КА.

Целью работы является разработка алгоритма классификации вида модуляции неизвестного радиосигнала КСПИ, устойчивого к возможным модификациям современных видов модуляции и к неопределенности параметров анализируемых радиосигналов.

Обоснование рабочего алфавита классов. При решении задач распознавания в первую

очередь необходимо разработать алфавит классов Ω и словарь признаков x , а также установить соответствующие статистические зависимости, описывающие каждый из выделенных классов на языке принятого словаря признаков [1]. С учетом назначения разрабатываемого алгоритма классификации в качестве классов целесообразно определить виды модуляции, получившие наибольшее распространение в современных КСПИ. Проведенный в [4...6] анализ современных спутниковых систем связи, а также обзор рекомендаций Комитета CCSDS позволили сформировать априорный алфавит классов $\Omega_0 = \{\Omega_{0k}\}_{k=1}^{14}$, представленный вторым столбцом таблицы 1

Таблица 1

k	Априорный алфавит	Рабочий алфавит
1	BPSK – двоичная фазовая манипуляция (ФМн)	BPSK
2	QPSK – квадратурная ФМн	QPSK
3	OQPSK – QPSK со сдвигом квадратурной составляющей	OQPSK
4	QAM-16 – 16-ти позиционная квадратурная амплитудная модуляция	QAM-16
5	PSK-8 – 8-ми позиционная ФМн	PSK-8
6	DBPSK – относительная BPSK со сдвигом на $\pi/2$	DBPSK
7	DQPSK – относительная QPSK со сдвигом на $\pi/4$	DQPSK
8	MSK – манипуляция минимальным частотным сдвигом	GMSK
9	CPFSK-4 – 4-х позиционная частотная манипуляция (ЧМн) без разрыва фазы (индекс модуляции $h = 0,5$)	GFSK-4
10	GMSK – MSK с предмодуляционным гауссовским фильтром	FSK-2
11	GFSK-4 – CPFSK-4 с предмодуляционным гауссовским фильтром	FSK-4
12	FSK-2 – двоичная ЧМн (индекс модуляции $h = 1,0$)	–
13	FSK-4 – 4-х позиционная ЧМн (индекс модуляции $h = 1,0$)	–
14	FQPSK – OQPSK, улучшенная доктором К. Феером	–

Отметим, что в априорном алфавите Ω_0 каждый класс представляет собой множество модификаций конкретного вида модуляции, образованных различными формами элементарного или частотного импульса. То есть при решении задачи распознавания к одному и тому же классу необходимо относить BPSK-сигналы с прямоугольным элементарным импульсом и импульсом, образованным фильтром типа «квадратный корень из приподнятого косинуса» при различ-

ных значениях коэффициента скругления. Аналогичное утверждение справедливо и для таких видов модуляции, как QPSK, OQPSK, QAM-16, PSK-8, DBPSK, DQPSK. В случае сигналов с GMSK или GFSK-4 требуется обеспечить некоторую инвариантность алгоритма классификации к значению параметра предмодуляционного гауссовского фильтра BT_b .

Некоторые из перечисленных видов модуляции имеют схожую структуру. Для сигналов с такими видами модуляции при приеме может применяться общая схема детектирования без существенных потерь помехоустойчивости [7]. Кроме того, как известно [1], надежность распознавания непосредственно связана с количеством определенных классов и мерой близости между отдельными элементами заданного алфавита в пространстве признаков. Так как одной из основных задач контроля КСПИ является восстановление передаваемого информационного сообщения, то с учетом вышеизложенного априорный алфавит Ω_0 целесообразно сократить путем объединения следующих видов модуляции:

1) OQPSK и FQPSK в рамках класса OQPSK;

2) MSK и GMSK в рамках класса GMSK;

3) CPFSK-4 и GFSK-4 в рамках класса GFSK-4.

Полученный в итоге рабочий алфавит классов $\Omega = \{\Omega_k\}_{k=1}^{11}$ представлен третьим столбцом в таблице 1.

Определение априорного словаря признаков. Как известно [8], наиболее информативными при распознавании видов цифровой манипуляции являются признаки, описывающие законы распределений мгновенной фазы, а также синфазной и квадратурной составляющих комплексной огибающей. Для выделения этих параметров из принятой смеси сигнал-шум требуется достаточно точная оценка несущей частоты. Однако данная точность может быть достигнута исключительно при наличии априорных сведений о законе модуляции анализируемого сигнала [7], что противоречит постановке задачи. С учетом этого классификация должна производиться в условиях неопределенности значения частоты несущего колебания на основе анализа синфазной и квадратурной составляющих радиосигнала КСПИ:

$$I(t) = A(t) \cos(\Delta\omega t + \phi(t)) + n_I(t),$$

$$Q(t) = A(t) \sin(\Delta\omega t + \phi(t)) + n_Q(t).$$

Здесь $A(t)$, $\phi(t)$ – амплитуда и фаза комплексной огибающей сигнала; $\Delta\omega$ – величина абсолютной расстройки циклической частоты

опорного генератора ω_0 и циклической частоты несущего колебания ω_c ; $n_I(t)$, $n_Q(t)$ – шумовые составляющие соответственно синфазного и квадратурного приемных каналов.

При данном подходе вся информация о виде и кратности модуляции анализируемого сигнала КСПИ заключена в функциях изменения амплитуды $A(t)$ и фазы $\phi(t)$. С учетом этого разрабатываемый априорный словарь признаков должен включать в себя параметры, явно или косвенно связанные со статистическими характеристиками данных процессов.

Помимо отсутствия точной оценки несущей частоты при распознавании вида модуляции также неизвестными являются мощность огибающей сигнала КСПИ P_S , отношение сигнал-шум q и тактовая частота следования информационных символов $R_S = 1/T_S$. Здесь под мощностью P_S и отношением сигнал-шум q соответственно понимаются величины:

$$P_S = E_t \{A^2(t)\}, \quad q = P_S / P_n,$$

где $E_t \{A^2(t)\}$ – операция усреднения по времени T_H анализа принятого сигнала, P_n – мощность шумовой составляющей.

С учетом указанной неопределенности априорный словарь признаков $\mathbf{x}_0 = \{x_{0i}\}$ должен содержать параметры сигнала, не зависящие от описанных выше величин $\Delta\omega$, P_S , q , R_S .

При независимости радиосигнала КСПИ и действующих шумов имеет место выражение

$$P = E_t \{I^2(t) + Q^2(t)\} = P_S + P_n.$$

В условиях уверенного приема ($q \gg 1$) на практике можно принять допущение $P_S \approx P$. Это позволяет устранить неоднозначность анализируемых параметров сигнала относительно мощности P_S посредством рассмотрения нормированных составляющих вида:

$$I_1(t) = I(t) / P, \quad Q_1(t) = Q(t) / P. \quad (1)$$

С учетом этого условию описанной выше инвариантности с некоторой точностью удовлетворяют параметры распределения во времени амплитуды $A_1(t)$ нормированного сигнала КСПИ: $A_1(t) = \sqrt{I_1^2(t) + Q_1^2(t)}$.

Для описания законов распределения большинства сигналов достаточным является определение математического ожидания $\mu_1\{\}$, а также коэффициентов вариации $\mu_2\{\}$, асимметрии $\mu_3\{\}$ и эксцесса $\mu_4\{\}$ [5]. В связи с вышеизложенным в априорный словарь \mathbf{x}_0 алгоритма

классификации целесообразно включить данные характеристики амплитуды $A_1(t)$ анализируемого сигнала, то есть:

$$x_{01} = \mu_1\{A_1(t)\}, \quad x_{02} = \mu_2\{A_1(t)\},$$

$$x_{03} = \mu_3\{A_1(t)\}, \quad x_{04} = \mu_4\{A_1(t)\}.$$

Можно показать [5], что коэффициенты вариации, асимметрии и эксцесса закона распределения случайного процесса $A'_F(t) = dA_F(t) / dt$ инвариантны к скорости следования информационных символов. При уверенном приеме ($q \gg 1$) выполняется условие $A'(t) \approx A'_1(t)$, поэтому в априорный словарь \mathbf{x}_0 также целесообразно включить следующие характеристики сигналов КСПИ:

$$x_{05} = \mu_2\{A'_1(t)\}, \quad x_{06} = \mu_3\{A'_1(t)\},$$

$$x_{07} = \mu_4\{A'_1(t)\}.$$

Из-за наличия частотной расстройки $\Delta\omega$ при решении задачи классификации вида модуляции оценка вероятностных характеристик процесса $\phi(t)$ является неустойчивой и весьма затруднительной [2]. Поэтому для учета информации о виде модуляции анализируемого сигнала КСПИ целесообразнее использовать вероятностные характеристики сигнала $\phi'(t)$. При этом коэффициенты вариации, асимметрии и эксцесса, описывающие распределение во времени значений функции $\phi'(t)$, являются инвариантными к неизвестным величинам $\Delta\omega$, R_S . Таким образом, в априорный словарь признаков также войдут следующие характеристики сигнала КСПИ:

$$x_{08} = \mu_2\{\phi'(t)\}, \quad x_{09} = \mu_3\{\phi'(t)\},$$

$$x_{010} = \mu_4\{\phi'(t)\}.$$

Для описания других статистических свойств анализируемого сигнала КСПИ целесообразно рассмотреть спектральные плотности мощности (СПМ) непосредственно комплексной огибающей $z_1(t) = I_1(t) + jQ_1(t)$, закона изменения амплитуды $A_1(t)$, а также первой производной мгновенной фазы $\phi'(t)$. Из-за особенностей спектрального представления сигнала [7] масштаб по оси частот указанных функций СПМ будет прямо пропорционален скорости передачи информационных символов R_S . Поэтому в целях решения задачи распознавания вида модуляции необходимо использовать функционалы, инвариантные к «растяжению» и «сжатию» вдоль оси частот. В частности, данным свойством обладают коэффициент прямоугольности спектра (F_{90} / F_{95} – отношение полос частот, в

которых сосредоточено 90 % и 95 % энергии сигнала), отношение мощности ярко выраженной дискретной компоненты к средней мощности анализируемого сигнала, а также отношение эффективной полосы β частот сигнала к занимаемой F_{95} . С учетом особенностей сигналов $z_1(t)$, $A_1(t)$, $\phi'(t)$ в состав словаря \mathbf{x}_0 целесообразно включить следующие элементы:

$$\begin{aligned} x_{011} &= \frac{F_{90}(G_{z_1}(f))}{F_{95}(G_{z_1}(f))}, \quad x_{012} = \frac{\beta(G_{z_1}(f))}{F_{95}(G_{z_1}(f))}, \\ x_{013} &= 2f_0 \max_{f \in [-f_0; f_0]} \{G_{z_1}(f)\} / \int_{-f_0}^{f_0} G_{z_1}(f) df, \\ x_{014} &= f_0 \max_{f \in [0; f_0]} \{G_{A_1}(f)\} / \int_0^{f_0} G_{A_1}(f) df, \\ x_{015} &= \frac{F_{90}(G_{\phi'}(f))}{F_{95}(G_{\phi'}(f))}, \quad x_{016} = \frac{\beta(G_{\phi'}(f))}{F_{95}(G_{\phi'}(f))}; \\ x_{017} &= f_0 \max_{f \in [0; f_0]} \{G_{\phi'}(f)\} / \int_0^{f_0} G_{\phi'}(f) df. \end{aligned}$$

Кроме того, в [1] обосновано применение для распознавания вида модуляции неизвестных радиосигналов характеристик распределения изменения длины $A_2(t)$ и угла поворота $\phi_2(t)$ вектора комплексной огибающей $z_1(t)$ анализируемого сигнала, которые описываются выражениями: $A_2(t) = |z_1'(t)|$, $\phi_2(t) = \arg\{z_1'(t)\}$. Данные функции определяют переходы между элементами канального алфавита и тем самым характеризуют динамическую структуру радиосигнала.

Условию указанной выше инвариантности к ошибкам определения параметров $\Delta\omega$, R_S при решении задачи классификации вида модуляции удовлетворяют коэффициенты асимметрии и эксцесса распределений во времени функций $A_2(t)$ и $\phi_2(t)$. В связи с этим априорный словарь \mathbf{x}_0 был расширен следующими характеристиками:

$$\begin{aligned} x_{018} &= \mu_3\{A_2(t)\}, \quad x_{019} = \mu_4\{A_2(t)\}, \\ x_{020} &= \mu_3\{\phi_2(t)\}, \quad x_{021} = \mu_4\{\phi_2(t)\}. \end{aligned}$$

Таким образом, представленные выражения описывают элементы априорного словаря признаков $\mathbf{x}_0 = \{x_{0i}\}_{i=1}^{21}$ разрабатываемого алгоритма классификации вида модуляции неизвестного сигнала КСПИ.

Критерии информативности признаков. В общем случае использование малоинформативных признаков при решении задач классификации приводит к снижению надежности распознавания [1, 8]. Это связано с тем, что излишняя размерность пространства признаков значительно усложняет процесс расчета границ принятия решения о классе анализируемого объекта, а

также требует применения более сложных (по сравнению с гауссовским случаем) моделей законов распределения многомерных случайных величин. Поэтому для решения задачи распознавания вида и кратности модуляции неизвестного сигнала КСПИ необходимо произвести предварительную оценку информативности параметров, входящих в априорный словарь признаков \mathbf{x}_0 . По результатам данного оценивания требуется сформировать рабочий словарь признаков \mathbf{x} , в который войдут элементы априорного словаря, обеспечивающие наилучшие результаты кластеризации объектов рабочего алфавита классов [1].

Согласно [8] для проведения сравнительного анализа информативности элементов априорного словаря требуется каждому интересующему классу Ω_k поставить в соответствие множество реализаций вектора $\mathbf{X}_{\Omega_k}^0 = \{\mathbf{x}_0(l, \Omega_k)\}_{l=1}^N$, где $\mathbf{x}_0(l, \Omega_k)$ – l -я из N реализаций признаков априорного алфавита при условии анализа сигнала КСПИ класса Ω_k . Далее эти множества используются в качестве обучающей выборки при определении решающих правил алгоритма распознавания сигналов КСПИ. Так как задача классификации решается на основе анализа принятого на фоне шумов сигнала, несущего неизвестное информационное сообщение, то все перечисленные в априорном словаре признаки являются случайными величинами. С учетом этого множество $\mathbf{X}_{\Omega_k}^0$ описывается посредством многомерной функции распределения условной вероятности $f_0(\mathbf{x}_0 | \Omega_k)$ ($k = \overline{1; 11}$), которая равна вероятности того, что при анализе сигнала, принадлежащего классу Ω_k , элементы априорного словаря признаков примут соответственно значения x_{01}, \dots, x_{021} .

Полагаем, что отдельные элементы априорного словаря признаков являются статистически независимыми. Данное допущение широко применяется при решении различных задач классификации [8]. Тогда каждую из функций $f_0(\mathbf{x}_0 | \Omega_k)$ можно однозначно описать множеством одномерных условных вероятностей $f_{0k} = \{f_0(x_{0i} | \Omega_k)\}$ ($i = \overline{1; 21}$, $k = \overline{1; 11}$).

В данных условиях согласно [8] анализ информативности признаков может производиться путем сравнения вероятностных характеристик признаков и на основе информационного подхода. В первом случае в качестве критерия оценки предлагается использовать отношение вида [8]:

$$J_1(i) = \overline{D}(i) / E\{D_k(i)\}, \quad (2)$$

где $E\{\cdot\} = \sum_{k=1}^{11} (\cdot)P(\Omega_k)$ – оператор усреднения по всем элементам рабочего алфавита, которые характеризуются вероятностями появления $P(\Omega_k)$; $D_k(i)$ – дисперсия разброса значений признака x_{0i} , соответствующих сигналам Ω_k класса; $\bar{D}(i)$ – дисперсия разброса координат центров $\mathbf{m}_k = \{m_k(i)\}_{i=1}^{21}$ классов рабочего алфавита вдоль признака x_{0i} .

С учетом физического смысла величины J_1 наиболее информативным признаком является тот элемент априорного словаря, которому соответствует наибольшее значение критерия (2).

При информационном подходе к сравнению признаков в качестве критерия оценки признаков используется количество информации, которое получает алгоритм классификации в результате измерений каждого признака. Данный критерий количественно выражается через значение условной энтропии [8]:

$$J_2(i) = \sum_{j=1}^{11} P(\Omega_j) \sum_{k=1}^{11} \int_{-\infty}^{+\infty} f_0(x_{0i} | \Omega_j) \times \times P(\Omega_k | x_{0i}) \log P(\Omega_k | x_{0i}) dx_{0i}, \quad (3)$$

где $P(\Omega_k | x_{0i})$ – условная вероятность события принадлежности классу Ω_k сигнала КСПИ, если i -й признак словаря \mathbf{x}_0 имеет значение x_{0i} .

При данном подходе наиболее информативным признаком является тот элемент априорного словаря \mathbf{x}_0 , которому соответствует наибольшее значение критерия (3).

Кроме того, на основе геометрических свойств многомерного пространства признаков для анализа информативности элементов априорного словаря можно использовать отношение среднего расстояния между центрами классов к усредненному по рабочему алфавиту средне-квадратическому отклонению значений анализируемого признака внутри класса [9]:

$$J_3(i) = \bar{\rho}(i) / E\{\sqrt{D_k(i)}\}, \quad (4)$$

где $\bar{\rho}(i)$ – среднее расстояние между центрами классов вдоль признака x_{0i} .

Из геометрического смысла формулы (4) следует, что наиболее информативным является признак, которому соответствует максимальное значение критерия $J_3(i)$.

Таким образом, для выбора элементов рабочего словаря признаков \mathbf{x} требуется произвести сравнительную оценку элементов априорного словаря по критериям (2), (3), (4) и выделить

наиболее информативные характеристики анализируемого сигнала КСПИ.

Разработка рабочего словаря признаков. С учетом вышеизложенного для выбора элементов рабочего словаря признаков необходимо для каждого класса Ω_k ($k = \overline{1;11}$) определить множество реализаций $\mathbf{X}_{\Omega k}^0 = \{\mathbf{x}_0(i, \Omega_k)\}_{i=1}^{N_x}$. Так как данные реализации далее используются в качестве обучающих выборок при построении решающих правил процесса распознавания, то измерения признаков сигналов КСПИ целесообразно проводить при действии шума. Это позволит повысить робастность решений задачи классификации к возможным искажениям анализируемых сигналов и к воздействию различных помех [10, 12].

Таким образом, задачу описания алфавита классов на языке словаря признаков целесообразно решать с помощью имитационного моделирования, схема которого представлена на рисунке 1. Здесь ФС КСПИ – формирователь сигналов КСПИ; ГСлВ – генератор случайной величины, определяющий несущую частоту сигнала КСПИ; ГБГШ – генератор «белого» гауссова шума, моделирующий тепловой шум; АРУ – блок автоматической регулировки усиления, реализующий нормировку мощности принятой смеси согласно выражениям (1); СВН – схема восстановления частоты несущего колебания сигнала КСПИ; ФВ – фазовращатель на 90° ; АОПЧ – алгоритм оценки занимаемой полосы частот Δf сигнала КСПИ; ФНЧ – фильтр нижних частот; Д – дециматор с коэффициентом децимации 10; РЗПАС – блок расчета значений признаков априорного словаря \mathbf{x}_0 .

Для получения представительных выборок реализаций $\mathbf{X}_{\Omega k}^0$ ($k = \overline{1;11}$) в процессе моделирования определялись значения признаков априорного словаря при различных формах элементарного и частотного импульсов, образующих радиосигналы КСПИ соответствующих классов. То есть для каждого класса Ω_k статистика набиралась для нескольких модификаций соответствующего обобщенного вида модуляции.

Исходя из результатов работы [5,6], в классах BPSK, QPSK, OQPSK, QAM-16, PSK-8, DBPSK и DQPSK рассматривались элементарные импульсы прямоугольной формы вида «квадратный корень из приподнятого косинуса» с коэффициентами скругления $\alpha_1 = 0,35$ и $\alpha_2 = 0,7$, а также импульсы вида « $\sin^2 x$ » длительностью $2T_s$. В классах GMSK и GFSK рассматривались по две модификации, соответствующие предмодуляционным фильтрам с относительной полосой про-

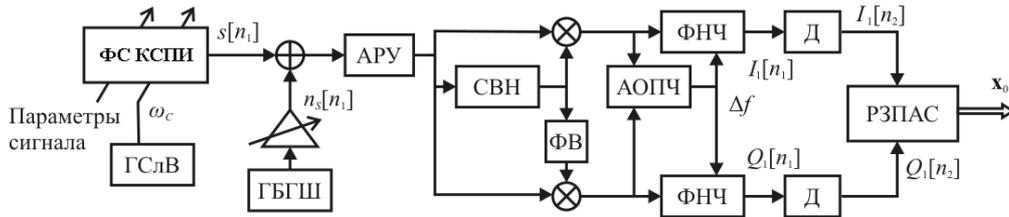


Рисунок 1 – Схема имитационного моделирования для описания алфавита классов на языке словаря признаков

пускания, равной $BT_b = 0,25$ и $BT_b = 0,5$.

В ходе проведения численных экспериментов для каждой из описанных модификаций обобщенного вида модуляции набиралась статистика из 200 реализаций вектора признаков априорного словаря x_0 . Так как элементы пространства признаков зависят от значительного числа факторов (теплового шума, линейных и нелинейных искажений и т.п.), то в силу предельной центральной теоремы будем считать элементы априорного словаря признаков случайными величинами с нормальным законом распределения. С учетом этого допущения функции распределения $f_0(x_{0i} | \Omega_k)$ ($i = 1; 21$, $k = 1; 11$) полностью определяются средними значениями $m_k(i)$ и стандартными отклонениями $\sigma_k(i) = \sqrt{D_k(i)}$ [8].

На основе полученных в результате моделирования (отношение $E_b / N_0 = 21$ дБ, частота дискретизации $F_d = 24R_s$) величин $\hat{m}_k(i)$, $\hat{\sigma}_k(i)$ рассчитаны оценки информативности отдельных элементов априорного словаря признаков по критериям $J_1 \dots J_3$, которые сведены в таблицу 2.

Таблица 2

i	$J_1(i)$	$J_2(i)$	$J_3(i)$	i	$J_1(i)$	$J_2(i)$	$J_3(i)$
1	20,68	-1,78	5,11	12	10,36	-2,87	2,77
2	25,74	-1,79	5,87	13	46,54	-3,47	5,25
3	3,08	-1,89	2,09	14	1,34	-3,10	1,27
4	3,49	-2,34	2,09	15	11,66	-2,09	3,58
5	13,02	-1,65	4,24	16	4,05	-2,02	2,29
6	3,96	-1,79	2,35	17	4,75	-2,30	2,48
7	12,28	-1,66	4,11	18	14,50	-1,72	4,28
8	0,00	-2,77	0,05	19	29,03	-1,58	5,92
9	0,00	-4,14	0,05	20	0,03	-4,76	0,16
10	33,53	-1,21	6,12	21	5,50	-1,92	2,72
11	0,27	-3,41	0,49	–	–	–	–

На основании анализа данных таблицы 2 можно построить три рабочих словаря признаков x_1 , x_2 , x_3 , полученных на основе сравнительного анализа информативности элементов априорного словаря признаков по критериям $J_1 \dots J_3$ соответственно.

Согласно выражению (2) величина $J_1(i)$ при гауссовской модели распределения характеризует

среднее расстояние между классами вдоль i -го элемента априорного словаря признаков. Пусть различаемые классы разнесены вдоль i -го признака на расстояние не менее $\bar{\rho}_c(i)$. При этом под различаемыми понимаются не классы Ω_k рабочего алфавита, а укрупненные классы Ω_k^Y ($k \in \overline{1; K_Y}$, $K_Y \leq 11$), образованные объединением нескольких Ω_k , которые могут быть разделены после измерения признака x_{0i} . С учетом этого в состав рабочего словаря целесообразно отнести признаки, обеспечивающие заданную вероятность ошибки распознавания укрупненных классов. На практике вероятность ошибки принято выбирать равной 1% [10], что в случае гауссовской модели распределения $f_0(x_{0i} | \Omega_k^Y)$ соответствует нормированному к величине СКО расстоянию между классами порядка 2,58. Таким образом, в рабочий словарь признаков целесообразно отнести элементы априорного словаря, для которых выполняется условие: $J_1(i) > (2,58)^2 = 6,66$. Данному условию (см. таблицу 2) удовлетворяют элементы априорного словаря признаков с индексами, образующими последовательность $I_1 = \{1; 2; 5; 7; 10; 12; 13; 15; 18; 19\}$.

Согласно физическому смыслу, величина $J_2(i)$ показывает, насколько уменьшается неопределенность относительно классификации вида модуляции после измерения i -го признака. При этом целесообразно в рабочий словарь отнести те признаки, которые позволяют уменьшить неопределенность относительно вида модуляции анализируемого сигнала как минимум в два раза, то есть на 1 бит. В случае равновероятного появления радиосигналов КСПИ, относящихся к каждому классу рабочего алфавита, необходимо в ходе распознавания получить $\log_2 11 \approx 3,46$ бит информации. С учетом этого отнесение i -го признака в рабочий словарь производится при выполнении неравенства: $J_2(i) > -2,46$. Этому условию (см. таблицу 2) удовлетворяют элементы априорного словаря признаков с индексами, образующими множество $I_2 = \{1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 10; 15; 16; 17; 18; 19; 21\}$.

Аналогичные случаю J_1 рассуждения для формирования рабочего алфавита \mathbf{x}_3 по критерию J_3 позволяют сформулировать правило выбора элементов x_{0i} , удовлетворяющих условию вида: $J_3(i) > 2,58$. Данному условию (см. таблицу 2) удовлетворяют элементы априорного словаря признаков, индексы которых принадлежат множеству $I_3 = \{1; 2; 5; 7; 10; 12; 13; 15; 18; 19; 21\}$.

Кроме того, на основе результатов проведенного имитационного моделирования можно показать, что для всех видов рассматриваемых сигналов КСПИ имеет место сильная (коэффициент корреляции равен 0,99) статистическая связь между признаками x_{01} и x_{02} . В связи с этим множества $I_1 \dots I_3$ целесообразно сократить следующим образом:

$$I_1 = \{1; 5; 7; 10; 12; 13; 15; 18; 19\},$$

$$I_2 = \{1; 3; 4; 5; 6; 7; 10; 15; 16; 17; 18; 19; 21\},$$

$$I_3 = \{1; 5; 7; 10; 12; 13; 15; 18; 19; 21\}.$$

Таким образом, на основе сравнительного анализа элементов априорного словаря признаков по введенным критериям информативности сформулированы три возможных рабочих словаря признаков:

$$\mathbf{x}_1 = \{x_{0i}\}_{i \in I_1}, \quad \mathbf{x}_2 = \{x_{0i}\}_{i \in I_2}, \quad \mathbf{x}_3 = \{x_{0i}\}_{i \in I_3}.$$

Определение решающего правила. На практике при решении задач распознавания наибольшее распространение получил метод максимума апостериорной вероятности [1, 8]. В случае гауссовской модели распределений и независимости элементов рабочего алфавита признаков данный метод описывается выражением вида:

$$\Omega_{k0} = \arg \left\{ \min_{\Omega_k \in \Omega} \left(\sum_{i \in I_l} d_k^2(i) (x_{li} - m_k(i))^2 \right) \right\}, \quad (5)$$

где $d_k(i) = 1/\sigma_k(i)$, $l = \overline{0; 3}$, $I_0 = \overline{1; 21}$.

Однако нестрогое соответствие функций распределения гауссовскому закону приводит к неустойчивым решениям задачи классификации при использовании решающего правила вида (5). Для повышения устойчивости предлагается использовать одинаковые значения весовых коэффициентов для различных классов, то есть $d_{k_1}(i) = d_{k_2}(i) = d(i)$ ($k_1, k_2 = \overline{1; 11}$). Такое менее строгое приближение к описанию истинных вероятностных функций повысит адекватность используемых моделей распределения и увеличит устойчивость алгоритма классификации к модификациям вида модуляции сигналов КСПИ. С учетом этого решающее правило примет вид:

$$\Omega_{k0} = \arg \left\{ \min_{\Omega_k \in \Omega} \left(\sum_{i \in I_l} d^2(i) (x_{li} - m_k(i))^2 \right) \right\}, \quad (6)$$

где $l = \overline{0; 3}$, $d(i)$ – весовые коэффициенты, определяемые согласно формулам:

$$d(i) = 1 / \sqrt{E\{D_k(i)\}}. \quad (7)$$

На рисунке 2 приведены зависимости средней вероятности $P_{cp} = E\{P_k\}$ верной классификации вида модуляции сигналов КСПИ, соответствующие решающим правилам (5) (сплошная линия) и (6) (пунктирная) при использовании словаря признаков \mathbf{x}_0 и частоте дискретизации

$$F_d = 16 / T_S.$$

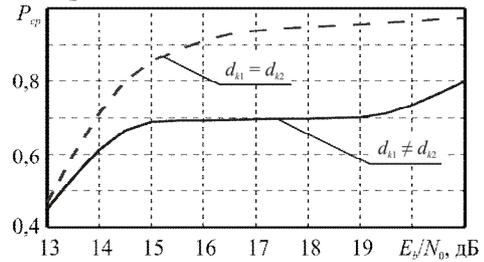


Рисунок 2 – Зависимости средней вероятности верной классификации вида модуляции

Анализ представленных на рисунке 2 зависимостей показывает, что предложенная модификация позволяет на 16 % ($E_b / N_0 = 15$ дБ) повысить среднюю вероятность принятия верного решения относительно вида модуляции анализируемого сигнала КСПИ. В случаях применения словарей признаков $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3$ имеют место аналогичные результаты.

Так как модификация (6) не учитывает возможной статистической взаимосвязи между элементами пространства признаков, то рассчитываемые по формуле (7) значения весовых коэффициентов не гарантируют максимума вероятности P_{cp} . С учетом этого для дополнительного повышения надежности классификации вида модуляции анализируемого сигнала КСПИ целесообразно проведение оптимизации вектора $\mathbf{d} = \{d(i)\}$ по критерию максимума величины P_{cp} при $E_b / N_0 = 15$ дБ и $F_d = 16 / T_S$. То есть в решающем правиле (6) используются весовые коэффициенты, удовлетворяющие условию:

$$\mathbf{d}_l = \arg \left\{ \max_{\mathbf{d}} P_{cp}(\mathbf{d}, \mathbf{x}_l) \right\}, \quad l = \overline{0; 3}.$$

Для решения данной задачи оптимизации применялся метод Нелдера и Мида [11], а в качестве начального приближения использовалось значение вектора \mathbf{d}_l , рассчитываемое по формуле (7). Оптимизированные значения весовых коэффициентов равны: $\mathbf{d}_0 = \{269,4; 51,1; 3,56; 1,16; 190,7; 11,9; 7,76; 1,43; 0,34; 38,8; 82,9; 0,11; 0,08; 16,0; 15,9; 0,11; 10,9; 16,6; 3,0; 0,54\}$; $\mathbf{d}_1 = \{197,3;$

129,8; 5,79; 0,99; 88,2; 0,11; 22,1; 6,13; 9,67};
 $\mathbf{d}_2 = \{205,3; 5,15; 1,38; 188,7; 12,0; 5,89; 0,84;$
 $34,5; 19,6; 0,13; 7,3; 9,28; 0,69\}$; $\mathbf{d}_3 = \{163,7; 142;$
 $6,59; 1,04; 77,7; 0,11; 23,9; 7,78; 9,49; 0,91\}$.

На рисунке 3 приведены зависимости вероятности P_{cp} при использовании решающего правила (6) и полученных весовых коэффициентов.

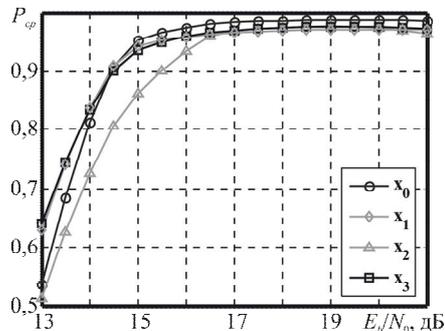


Рисунок 3 – Зависимости средней вероятности верной классификации при различных словарях

Анализ представленных зависимостей показывает, что выигрыш в величине P_{cp} , полученный за счет предложенной оптимизации, составляет порядка 7 % для словаря x_0 (см. рисунок 2). Приведенные результаты показывают, что при низком отношении сигнал-шум ($E_b/N_0 = 13$ дБ) наибольшее значение вероятности $P_{cp} = 0,64$ обеспечивает рабочий словарь x_3 .

Для рабочего словаря x_3 на рисунке 4 представлены зависимости средней вероятности P_{cp} при различных соотношениях скорости передачи и частоты дискретизации $\delta R = T_s F_d / T_{s0} F_{d0}$, где $T_{s0} F_{d0} = 16$ – соотношение, для которого производилась оптимизация вектора \mathbf{d}_3 .

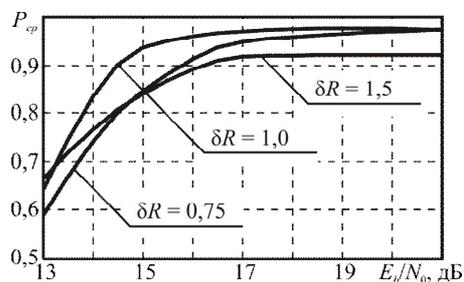


Рисунок 4 – Зависимости вероятности P_{cp} при различных соотношениях δR для x_3

Приведенные зависимости показывают, что разработанный алгоритм классификации устойчив к ошибкам определения скорости передачи информации R_S . Неопределенность данной вели-

чины в пределах $\pm 25\%$ приводит к изменениям средней вероятности верной классификации менее чем на 10 %. При этом надежное распознавание ($P_{cp} > 0,7$) классов неизвестных радиосигналов КСПИ, представленных в таблице 1, обеспечивается при $E_b/N_0 > 13,7$ дБ.

Заключение. В ходе работы выделено множество видов модуляции, используемых в современных КСПИ. Сформирован априорный словарь признаков, учитывающий статистические характеристики составляющих сигналов КСПИ. Проведена сравнительная оценка информативности отдельных элементов априорного словаря, в результате которой обосновано использование в алгоритме классификации 10 признаков. Предложена модификация известного решающего правила метода максимума апостериорной вероятности, которая обеспечивает выигрыш на 16 % в средней вероятности верной классификации. Проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм классификации обеспечивает надежное распознавание ($P_{cp} > 0,7$) классов неизвестных радиосигналов КСПИ при $E_b/N_0 > 13,7$ дБ, при этом обеспечивая устойчивость к характеристикам предмодуляционных фильтров, а также к ошибкам оценки параметров анализируемых радиосигналов.

Работа выполнена в рамках ФЦП «Научные и научно-педагогические кадры инновационной России» на 2009-2013 годы (Соглашения № 14.В37.21.1876, № 14.В37.21.0466, № 14.В37.21.0413, № 14.В37.21.1830).

Библиографический список

1. Dobre O.A., Abdi A., Bar-Ness Y., Su W. Survey of automatic modulation classification techniques: classical approaches and new trends / Com. IET, vol. 1, no. 2, 2007. P. 137–156.
2. Liedtke F. Adaptive procedure for automatic modulation recognition / Journal of Telecommunications and Information Technology, no. 4, 2004. P. 91-97.
3. Bhawna, Kaur M., Lall G.C. Automatic Modulation Recognition for Digital Communication Signals / IJSC, vol. 2, 2012. P. 110-114.
4. Кириллов С.Н., Слесарев А.С. Алгоритм обнаружения сложных фазоманипулированных сигналов спутниковых систем передачи информации при низком отношении сигнал-шум // Вестник РГРТУ, вып. 20, 2007. С.41-44.
5. Кириллов С.Н., Покровский П.С., Семин Д.С. и др. Программно-управляемый формирователь радиосигналов для командных радиопередающих систем спутниковой связи на основе прямого цифрового синтеза // Актуальные проблемы ракетно-космического приборостроения и информационных технологий: сб. трудов. - М.: Радиотехника, 2012. С. 391-397.

6. Кириллов С.Н., Покровский П.С. Программно-управляемый квадратурный формирователь спектрально эффективных видов радиосигналов на основе «зависимых» последовательностей импульсов // Вестник РГРТУ, № 2 (вып. 36), 2011, С. 24-27.

7. Mengali U., D'Andrea A.N. Synchronization Techniques for Digital Receivers. - New-York: Plenum Press, 1997. - 520 P.

8. Вопросы статистической теории распознавания / под ред. Б.В. Варского. - М.: Сов. радио, 1967.- 400 с.

9. Ямпольский Э.М. Вариационные принципы со-

ласования сигналов с каналом связи. - М.: Радио и связь, 1987. - 136 с.

10. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. - Киев: Наук. думка, 1982. - 296 с.

11. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. - М.: Мир, 1975. - 534 с.

12. Виноградова М.Е. Итеративная процедура снижения размерности пространства признаков / Межвузовский сборник научных трудов «Информационные технологии в научных исследованиях», РГРТУ, 2012. С. 36 – 39.

УДК 621.319

В.К. Клочко, Ч.Т. Нгуен

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ СИСТЕМЫ ФОРМИРОВАНИЯ ТРЕХМЕРНЫХ РАДИОИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ДОПЛЕРОВСКОЙ ФИЛЬТРАЦИИ И ОЦЕНИВАНИЯ КООРДИНАТ

Дается математическая модель доплеровской системы наблюдения за земной поверхностью. Предлагается метод формирования трехмерных радиоизображений земной поверхности, соединяющий в себе узкополосную доплеровскую фильтрацию с алгоритмами оценивания угловых координат. Показаны пути реализации метода.

Ключевые слова: радиоизображение, доплеровская фильтрация, оценивание координат.

Введение. В настоящее время успешно развивается направление под названием «радиовидение» [1], позволяющее получать изображение земной поверхности с борта летательного аппарата (ЛА) в координатах дальность-азимут, близкое по четкости к оптическим изображениям. Однако плоское (в двух координатах) изображение не дает информации о высоте рельефа местности и объектов, что затрудняет выполнение маловысотных полетов и идентификацию наблюдаемых изображений. Одновременно развиваются методы обнаружения и оценивания координат воздушных объектов [2], однако они не применимы при наблюдении земной поверхности. Вместе с тем соединение этих двух направлений позволяет получать трехмерные радиоизображения земной поверхности [3].

Цель работы – разработка математической модели системы наблюдения и метода формирования трехмерных изображений земной поверхности, соединяющего в себе узкополосную доплеровскую фильтрацию с алгоритмами оценивания угловых координат.

Математическая модель системы наблюдения. Рассматривается Q -канальная импульсно-

доплеровская станция (например, $Q = 4$), расположенная на борту ЛА, работающая в миллиметровом или сантиметровом диапазоне длин волн в режиме излучения с низкочастотным повторением импульсов, совмещенная с бортовым компьютером и навигационными датчиками. Радионаблюдение ведется за земной поверхностью на малой высоте h при малой радиальной дальности R при боковом и переднебоковом обзоре.

Антенна станции выполнена в виде плоской решетки, элементы которой в антенной прямоугольной системе o_a, x_a, y_a, z_a равномерно расположены в q -х точках ($q = 1, 2, \dots, Q$) M_1, M_2, \dots, M_Q с координатами x_q, y_q и $z_q = 0$. Наблюдение земной поверхности ведется в сферической системе координат o_a, R, φ, θ – дальность, азимут, угол места. Линия визирования антенны (указывающая центральное направление излучения) направлена по оси $o_a z_a$. Угол φ отсчитывается от оси $o_a z_a$ в горизонтальной плоскости o_a, x_a, z_a , угол θ – относительно плоскости o_a, x_a, z_a . Также в антенной системе рассматри-

ваются угловые координаты φ_x, θ_y – углы между осью $\vec{o_a z_a}$ и геометрическими проекциями вектора $\vec{o_a M}$ (луча отражения от точки M на земной поверхности) на горизонтальную плоскость o_a, x_a, z_a и вертикальную плоскость o_a, y_a, z_a , при этом углы φ_x и φ совпадают: $\varphi_x = \varphi$.

В последовательности периодов зондирования в момент времени t антенная система излучает периодический радиосигнал $u_o(t)$, описываемый [3] гармонической функцией вида

$$u_o(t) = U_0 \cos(\omega_0 t + \phi_0),$$

где U_0 – амплитуда; ω_0 – круговая частота: $\omega_0 = 2\pi f$, f – частота колебаний: $f = c/\lambda$, λ – длина волны, c – скорость света; ϕ_0 – начальная фаза; t – текущее время. Отраженный сигнал принимается на заданном промежутке времени $[t_{\min}, t_{\max}]$, определяющем допустимый диапазон радиальной дальности $[R_{\min}, R_{\max}]$. Сигнал $u_o(t)$ порождает электромагнитное поле – волновой процесс, мощность которого распределена по пространству в соответствии с диаграммой направленности антенны (ДНА) и зависит от времени распространения t (дальности R). Отражаясь от элементарных участков земной поверхности с угловыми координатами φ, θ , волновой процесс своим плоским фронтом достигает q -х элементов антенны через время задержки τ_q , зависящее от φ и θ : $\tau_q = \tau_q(\varphi, \theta)$, и индуцирует в них приемные радиосигналы $u_q(t)$, $q = 1, 2, \dots, Q$.

Сигналы $u_q(t)$, $t \geq \tau_q$, $\tau_q \in [t_{\min}, t_{\max}]$, принятые в q -х элементах, являются следствием отражений от всех элементов поверхности, расположенных в пространственной угломерной области $D_{\varphi, \theta}$ в виде конуса ДНА. Угловые размеры области определяются эффективной (на уровне 0,5 мощности или 0,7 амплитуды) шириной ДНА по азимуту и углу места. Интегральная модель сигнала имеет следующий вид:

$$u_q(t) = \iint_{D_{\varphi, \theta}} U(\varphi, \theta) G_A(\varphi, \theta) G_q(\varphi, \theta) \times \cos[\omega_0(t - \tau_q) + \phi_0 + \varepsilon] d\varphi d\theta, \quad (1)$$

где $\tau_q = \tau_q(\varphi, \theta)$; $U(\varphi, \theta) = \gamma(\varphi, \theta) U_0$, γ – коэффициент, характеризующий отражающую способность элемента поверхности ($\gamma = 0$, если нет отражения) с угловыми координатами φ, θ ;

$G_A(\varphi, \theta)$ – амплитудная характеристика ДНА всей антенны на излучение сигнала; $G_q(\varphi, \theta)$ – амплитудная характеристика q -го элемента антенны при приеме им отраженного сигнала [в дальнейшем принимаем произведение $G_A(\varphi, \theta) G_q(\varphi, \theta)$ равным $G_q(\varphi, \theta)$]; ε – случайное изменение фазы радиосигнала при отражении от элемента поверхности.

После выполнения операций стробирования по времени t на каждом i -м временном промежутке $[t_i, t_i + \Delta t] \subset [t_{\min}, t_{\max}]$ малой длительности Δt из (1) выделяются i -е составляющие отраженного сигнала $u_{iq}(t)$, соответствующие i -м элементам разрешения дальности $[R_i, R_i + \Delta R]$, $i = 1, 2, \dots, m$ (m – заданное число таких элементов):

$$u_{iq}(t) = \iint_{D_{\varphi, \theta}} U_i(\varphi, \theta) G_q(\varphi, \theta) \times \cos[\omega_0(t - \tau_{iq}) + \phi_0 + \varepsilon_i] d\varphi d\theta. \quad (2)$$

Представим $\tau_{iq} = 2(R_i(t_c) + \delta_q)/c$, где $R_i(t_c)$ – закон изменения расстояния (дальности) между центром антенны (точкой o_a) и φ, θ -м элементом поверхности в момент времени t_c синтезирования апертуры [1] (формирования радиоизображения) на промежутке $t_c \in [-T_c/2, T_c/2]$ длиной T_c , связанный с текущим временем t обработки сигнала; $\delta_q = \delta_q(\varphi, \theta)$ – отклонение центра q -го приемного элемента антенны от плоскости волны, достигшей центра антенны o_a (опережение или запаздывание приемного сигнала в q -м элементе по сравнению с центром антенны); $\omega_0 = 2\pi/(\lambda/c)$ и соответственно $\omega_0 \tau_{iq} = 4\pi R_i(t)/\lambda + 4\pi \delta_q/\lambda$. Тогда при наличии сигнала отражения в i -м элементе дальности

$$\begin{aligned} & \cos[\omega_0(t - \tau_{iq}) + \phi_0 + \varepsilon_i] = \\ & = \cos[\omega_0 t - 4\pi R_i(t_c)/\lambda - 4\pi \delta_q/\lambda + \phi_0 + \varepsilon_i], \end{aligned}$$

и модель (2) принимает вид

$$u_{iq}(t) = \iint_{D_{\varphi, \theta}} U_i(\varphi, \theta) G_q(\varphi, \theta) \times \cos[\omega_0 t - \psi_i(\varphi, \theta) + \phi_0] d\varphi d\theta, \quad (3)$$

где $\psi_i(\varphi, \theta) = 4\pi R_i(t_c)/\lambda + 4\pi \delta_q/\lambda - \varepsilon_i$, где $\psi_i(\varphi, \theta)$ – фазовый сдвиг при отражении в i -м элементе дальности в φ, θ -м направлении.

Далее сигналы $u_{iq}(t)$ подаются на фазовые детекторы [4], в которых они умножаются на опорные сигналы: $u_{iq}(t)u_{on,1}$ и $u_{iq}(t)u_{on,2}$:

$$u_{on,1}(t) = U_{on} \cos(\omega_0 t + \phi_0), \quad (4)$$

$$u_{on,2}(t) = U_{on} \sin(\omega_0 t - \phi_0).$$

При этом произведения тригонометрических функций преобразуются в суммы, в которых одно слагаемое не зависит от несущей частоты ω_0 и представляет низкочастотную составляющую сигнала, а второе зависит от ω_0 . Затем сигналы $u_{iq}(t)u_{on,1}$ и $u_{iq}(t)u_{on,2}$ подаются параллельно на фильтры низких частот, где высокочастотные составляющие с частотой ω_0 снимаются. На выходе фильтров выделяются так называемые косинусная и синусная составляющие (пренебрегаем постоянными множителями):

$$u_{iq,\cos}(t) = \iint_{D_{\phi,\theta}} U_i(\phi, \theta) G_q(\phi, \theta) \cos[-\psi_i(\phi, \theta)] d\phi d\theta,$$

$$u_{iq,\sin}(t) = \iint_{D_{\phi,\theta}} U_i(\phi, \theta) G_q(\phi, \theta) \sin[-\psi_i(\phi, \theta)] d\phi d\theta,$$

которые удобно рассматривать как действительную и мнимую части комплексного сигнала:

$$\dot{s}_{iq}(t) = u_{iq,\cos}(t) + i u_{iq,\sin}(t) = \quad (5)$$

$$= \iint_{D_{\phi,\theta}} U_i(\phi, \theta) G_q(\phi, \theta) \exp\{-i\psi_i\} d\phi d\theta,$$

называемого «комплексной огибающей» отраженного (траекторного) сигнала (или аналитическим сигналом), где множитель i – символ мнимой единицы.

Преобразуем (5) с учетом (3) к следующему виду:

$$\dot{s}_{iq}(t) = \iint_{D_{\phi,\theta}} \dot{U}_i(\phi, \theta) \dot{G}_q(\phi, \theta) \exp\{-i4\pi R_i(t_c)/\lambda\} d\phi d\theta,$$

где $\dot{U}_i(\phi, \theta) = U_i(\phi, \theta) \exp\{i\varepsilon_i\}$, $\dot{G}_q(\phi, \theta) = G_q(\phi, \theta) \exp\{-i4\pi\delta_q/\lambda\}$ – комплексная амплитуда и комплексная ДНА соответственно в координатах ϕ, θ . Заметим, что, если в i -м элементе дальности нет отражения с ϕ, θ -го направления, то $U_i(\phi, \theta) = 0$. Дополнительно к ε_i возникают фазовые искажения из-за нестабильности движения носителя РЛС, создавая мультипликативную помеху η [1]:

$$\dot{U}_i(\phi, \theta) = \eta U_i(\phi, \theta) \exp\{i\varepsilon_i\}.$$

Так как формирование $\dot{s}_{iq}(t)$ сопровождается шумами аппаратуры, например миграцией

сигнала в элементах дальности, то будем считать, что в простейшем случае (без учета мультипликативной помехи η) эти шумы близки к аддитивному гауссовскому белому шуму, и далее модель обрабатываемого сигнала принимает вид

$$\dot{S}_{iq}(t) = \dot{s}_{iq}(t) + \dot{p}_{iq}(t) = \iint_{D_{\phi,\theta}} \dot{U}_i(\phi, \theta) \dot{G}_q(\phi, \theta) \times \exp\{-i4\pi R_i(t_c)/\lambda\} d\phi d\theta + \dot{p}_{iq}(t) \quad (6)$$

где $\dot{p}_{iq}(t)$ – комплексный гауссовский белый шум, действительная и мнимая составляющие которого распределены по нормальному закону с нулевым математическим ожиданием.

Рассмотрим зависимость $R_i(t_c)$ от t_c в ϕ, θ -м направлении на промежутке времени синтезирования: $t \in [-T_c/2, T_c/2]$, которую можно получить [1, 4] из формулы Маклорена с учетом кинематики движения ЛА при отклонении ϕ, θ -го луча относительно вектора \vec{v} путевой скорости ЛА на угол α :

$$R_i(t_c) = R_{i0} - vt_c \cos \alpha + v^2 t_c^2 \sin^2 \alpha / (2R_{i0}) + \Delta_{ocm}(t_c), \quad (7)$$

где R_{i0} – дальность, соответствующая моменту $t_c = 0$, согласованному с текущим временем t ; v – путевая скорость движения ЛА; $\Delta_{ocm}(t_c)$ – остаточный член.

Косинус угла α найдем в координатах ϕ, θ с помощью скалярного произведения двух векторов: $\vec{v}^0 = (v_x, v_y, v_z)$ – орта вектора \vec{v} ($v_x^2, v_y^2, v_z^2 = 1$) и

$$\vec{a}^0 = (\cos \theta \sin \phi, \sin \theta, \cos \theta \cos \phi)$$

орта вектора $\vec{a} = \overrightarrow{o_a M} = (x, y, z)$ в ϕ, θ -м направлении точки M на поверхности

$$\cos \alpha = v_x \cos \theta \sin \phi + v_y \sin \theta + v_z \cos \theta \cos \phi. \quad (8)$$

Расчет $\cos \alpha$ в угловых антенных координатах $\phi_x = \phi$ и θ_y отличается следующим:

$$\vec{a} = (x, y, z) = (z \tan \phi_x, z \tan \theta_y, z),$$

орт $\vec{a}^0 = \mu (\tan \phi_x, \tan \theta_y, 1)$,

$\mu = 1 / \sqrt{1 + tg^2 \phi_x + tg^2 \theta_y}$, или с учетом малости углов ϕ_x, θ_y (порядка $1^0 - 3^0$):

$$\mu \approx 1, \quad \vec{a}^0 \approx (\phi_x, \theta_y, 1),$$

$$\cos \alpha \approx v_x \varphi_x + v_y \theta_y + v_z. \quad (9)$$

В соответствии с (8), (9) различаем следующие случаи.

1. Переднебоковой обзор (общий случай):

$$\cos \alpha_j = v_x \cos \theta \sin \varphi + v_y \sin \theta + v_z \cos \theta \cos \varphi,$$

$$\cos \alpha \approx v_x \varphi_x + v_y \theta_y + v_z.$$

2. Боковой обзор (вектор \vec{v} направлен вдоль оси $o_a x_a$): $\vec{v}^0 = (1, 0, 0)$,

$$\cos \alpha = \cos \theta \sin \varphi, \quad \cos \alpha \approx \varphi_x.$$

3. Обзор вперед (вектор \vec{v} направлен вдоль оси $o_a z_a$, трудно реализовать из-за большого времени синтезирования): $\vec{v}^0 = (0, 0, 1)$,

$$\cos \alpha = \cos \theta \cos \varphi, \quad \cos \alpha \approx 1.$$

4. Обзор вперед (вектор \vec{v} расположен в плоскости $o_a y_a z_a$ над или под осью $o_a z_a$, применяется для построения зависимости высоты рельефа поверхности от дальности [3]):

$$\vec{v}^0 = (0, v_y, v_z),$$

$$\cos \alpha = v_y \sin \theta + v_z \cos \theta \cos \varphi,$$

$$\cos \alpha \approx v_y \theta_y + v_z.$$

Для определенности остановимся на боковом обзоре.

Рассмотрим режим формирования радиолокационной картины, называемый доплеровским облучением луча (ДОЛ [1]), в котором учитывается только линейная часть зависимости (7):

$$R_i(t_c) \approx R_{i0} - (v \cos \alpha) t_c, \quad (10)$$

$$t_c \in [-T_c/2, T_c/2], \text{ при этом } T_c \leq T_c^{\max},$$

$$T_c^{\max} = \sqrt{\lambda R_{i0} / (2v^2 \sin^2 \alpha_j)},$$

где T_c^{\max} – предельно допустимое время синтезирования.

Пусть на промежутке $[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}]$ данного типа обзора выбраны дискретные значения угла α_j с шагом $\Delta \alpha_j = \alpha_{j+1} - \alpha_j$, определяющим разрешающую способность по углу α . Значениям угла α на элементарном j -м промежутке $[\alpha_j, \alpha_{j+1}]$ соответствует j -я область $D_{j,\varphi,\theta} \subset D_{\varphi,\theta}$. Тогда сигнал отражения $\dot{S}_{ijq}(t)$, полученный из j -й области, в соответствии с (6), (10), будет:

$$\begin{aligned} \dot{S}_{ijq}(t) = & \iint_{D_{j,\varphi,\theta}} \dot{U}_i(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) \exp\{-i4\pi R_{i0} / \lambda\} \times \\ & \times \exp\{i4\pi v t_c \cos \alpha_j / \lambda\} d\varphi d\theta + \dot{p}_{ijq}(t), \quad (11) \end{aligned}$$

где $\cos \alpha_j$ связан с φ, θ зависимостями (8), (9); а t_c связан с t .

Переместив в (11) множитель $\exp\{-i4\pi R_{i0} / \lambda\}$ в состав $\dot{U}_i(\varphi, \theta)$, получим:

$$\begin{aligned} \dot{S}_{ijq}(t) = & \iint_{D_{j,\varphi,\theta}} \dot{U}_i(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) \exp\{i4\pi v t_c \times \\ & \times \cos \alpha_j / \lambda\} d\varphi d\theta + \dot{p}_{ijq}(t), \quad (12) \end{aligned}$$

$$\dot{U}_i(\varphi, \theta) = U_i(\varphi, \theta) \exp\{i\xi\},$$

$$\dot{G}_q(\varphi, \theta) = G_q(\varphi, \theta) \exp\{-i4\pi \delta_q / \lambda\},$$

где $\xi_i = \varepsilon_i - 4\pi R_{i0} / \lambda$.

Для того чтобы реально получить сигнал $\dot{S}_{ijq}(t)$, выполним операцию умножения $\dot{S}_{ijq}(t)$ в (6) на j -ю опорную комплексную функцию

$$\dot{H}_j(t_c) = H(t_c) \exp\{-i4\pi v t_c \cos \alpha_j / \lambda\},$$

где $H(t_c)$ – действительная весовая функция t_c , вид которой зависит от способа обработки [4] (примем $H(t_c) \equiv 1$), и проинтегрируем по промежутку $[-T_c/2, T_c/2]$, охватывающему несколько периодов зондирования ($t \in [-T_c/2, T_c/2]$).

После такой операции получаем сигнал

$$\dot{S}_{ijq} = \int_{-T_c/2}^{T_c/2} \dot{H}_j(t_c) \dot{S}_{ijq}(t) dt_c = \quad (13)$$

$$= \iint_{D_{j,\varphi,\theta}} \dot{U}_i(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) d\varphi d\theta + \dot{p}_{ijq},$$

соответствующий углу α_j и модели (12). Так как коническая поверхность уровня α_j пересекает земную поверхность справа и слева от направления движения ЛА (вектора \vec{v}), то возникает неопределенность в приходе отраженного сигнала, которую решают техническими способами [1].

При малом $\Delta \alpha_j$ ($\Delta \alpha_j \rightarrow 0$) область $D_{i,\varphi,\theta}$ вырождается в линию L_j , описываемую уравнением (8) или (9), а двойной интеграл в (13) сводится к криволинейному интегралу по линии L_j :

$$\dot{S}_{ijq} = \int_{L_j} \dot{U}_i(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) dl + \dot{p}_{ijq},$$

$$L_j: \quad \cos \theta \sin \varphi = \cos \alpha_j, \text{ или}$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_{ijq} = & \int_{\phi_{\min}}^{\phi_{\max}} \dot{U}_i(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) d\varphi + \dot{p}_{ijq}, \quad (14) \\ & \theta = \arccos(\cos \alpha_j / \sin \varphi), \end{aligned}$$

где пределы интегрирования по φ рассчитываются заранее с учетом формы ДНА и взаимного положения вектора скорости \vec{v} и линии визирования антенны [3].

Интегральную модель (14) удобно заменить суммарной в k -х элементах дискретизации линии L_j :

$$\dot{S}_{ijq} = \sum_k \dot{U}_i(\varphi_k, \theta_k) \dot{G}_q(\varphi_k, \theta_k) + \dot{P}_{ijq}, \quad (15)$$

$$\varphi_k \in [\varphi_{\min}, \varphi_{\max}], \quad \theta_k = \arccos(\cos \alpha_j / \sin \varphi_k).$$

Совокупность модулей $|\dot{S}_{ijq}|$, $i=1,2,\dots,m$, $j=1,2,\dots,n$ в (15) представляет матрицу амплитудного изображения контролируемого участка земной поверхности в q -м канале в координатах R_i, α_j .

Обратимся еще раз к модели (11), в составе которой имеется составляющая фазы отраженного сигнала

$$(4\pi / \lambda)v \cos \alpha_j t_c = 4\pi v_j t_c = \omega_R t_c = 2\pi f_j t_c, \quad (16)$$

где $v_j = dR_{ij}(t_c) / dt_c$ – радиальная составляющая скорости движения ЛА в направлении j -го луча отражения. Из (16) следует приближенная зависимость частоты f_j от угла α_j , характерная для режима ДОЛ:

$$f_j \approx (2v / \lambda) \cos \alpha_j. \quad (17)$$

Из (17), в свою очередь, следует, что интегрирование $\dot{S}_{iq}(t)$ с весовой функцией $\dot{H}(t_c)$ в (13) есть преобразование Фурье функции $\dot{S}_{iq}(t)$ в частотный образ \dot{S}_{ijq} , $j=1,2,\dots,n$. Частотный смысл составляющей (16) позволяет говорить об эквивалентности метода умножения на опорную функцию в (13) методу узкополосной доплеровской фильтрации [5]. В соответствии с методом узкополосной доплеровской фильтрации комплексные сигналы $\dot{S}_{iq}(t)$ на выходе фазового детектора, описываемые (6), параллельно в q -х каналах накапливаются в процессе межпериодной обработки на промежутке синтезирования $[-T_c / 2, T_c / 2]$ и запоминаются в виде последовательностей $\{\dot{S}_{iq}(t_j)\}$, $j=1,2,\dots,N$, j -х дискретных отсчетов времени t . Затем эти последовательности подаются на блоки дискретного преобразования Фурье (ДПФ). В результате ДПФ образуются комплексные амплитуды $\dot{A}_{iq}(f_j)$ на j -х частотах f_j , $j=1,2,\dots,n$ (обычно $n < N$):

$$\dot{A}_{iq}(f_j) = F\{\dot{S}_{iq}(t_j)\}, \quad (18)$$

где F – символ операции ДПФ.

Каждой амплитуде $\dot{A}_{iq}(f_j)$ соответствует полоса частот $[f_j, f_{j+1}]$ шириной Δf_j :

$$\Delta f_j = |f_{j+1} - f_j| =$$

$$2v |\cos \alpha_{j+1} - \cos \alpha_j| / \lambda \approx 2v \Delta \alpha_j \sin \alpha_j / \lambda,$$

которая, в свою очередь, соответствует угловому промежутку $[\alpha_j, \alpha_{j+1}]$ шириной $\Delta \alpha_j = \alpha_{j+1} - \alpha_j$.

Заметим, что с учетом слагаемого второго порядка в (7) получается более точная зависимость f_j от α_j :

$$f_j = 2v \cos \alpha_j / \lambda - v^2 t_c \sin^2 \alpha_j / (\lambda R_{i0}),$$

однако такая точность характерна для другого режима наблюдения – фокусированного синтезирования апертуры, который здесь не рассматривается.

Совокупность модулей $|\dot{A}_{iq}(f_j)|$ в (18) так же, как $|\dot{S}_{ijq}|$ в (15), $i=1,2,\dots,m$, $j=1,2,\dots,n$ в каждом q -м канале ($q=1,2,\dots,Q$) дает матрицу плоского амплитудного изображения в координатах дальность – доплеровская частота (R_i, f_j).

Учитывая некоторое различие в реализации рассмотренных методов, можно принять приближенное равенство: $\dot{A}_{iq}(f_j) \approx \dot{S}_{ijq}$ и справедливость общей модели (15).

Заметим, что частотная обработка сигналов в q -х каналах ведется независимо, и из-за нестационарности частоты возможны искажения полезных составляющих $\dot{U}_i(\varphi_k, \theta_k)$ сигнала \dot{S}_{ijq} как по амплитуде, так и по фазе в j -х фильтрах. Это приводит к усложнению модели $\dot{U}_i(\varphi_k, \theta_k)$ включением дополнительно как аддитивной, так и мультипликативной помеховых составляющих. Тем не менее, сохраним форму модели измерения (15), понимая, что в силу сказанного полезная амплитуда отраженного сигнала может быть случайной (например, распределенной по закону Рэлея), а дисперсия аддитивной составляющей увеличена.

Цель дальнейшей обработки – нахождение угловых координат φ, θ элементов поверхности отражения, расположенных в i, j -х элементах разрешения дальности и доплеровской частоты. Наличие трех координат R, φ, θ позволит сформировать трехмерное радиоизображение земной поверхности. Рассмотрим методы решения этой задачи.

Математическая постановка задачи. Задача заключается в нахождении оценок неиз-

вестных параметров $U_i(\varphi, \theta)$, φ и θ на основе q -х комплексных измерений \dot{S}_{ijq} ($q = \overline{1, Q}$), подчиненных модели (15), для каждого i, j -го элемента разрешения.

Так как задача решается независимо в i, j -х элементах разрешения, то символы i, j для удобства изложения опускаем:

$$\dot{S}_q = \sum_k \dot{U}(\varphi_k, \theta_k) \dot{G}_q(\varphi_k, \theta_k) + \dot{p}_q, \quad q = \overline{1, Q}. \quad (19)$$

Суммирование в (19) осуществляется вдоль линии L_j элемента разрешения доплеровской частоты по k -м элементам дискретизации: $k = \overline{1, K}$. Число элементов дискретизации K определяется алгоритмом обработки сигналов \dot{S}_q , $q = \overline{1, Q}$. Если k -й элемент дискретизации не является отражающим, то амплитуда $\dot{U}(\varphi_k, \theta_k) = 0$. В общем случае среди K элементов дискретизации может оказаться M элементов отражения: $M \leq K$. Поэтому реально суммирование в (19) ведется по M отражающим элементам. Если отражающие элементы разнесены в пространстве, то решается задача обнаружения их числа и оценивания координат [2]. При наблюдении земной поверхности будем считать, что в элементе разрешения доплеровской частоты присутствует один отражающий элемент, имеющий угловые размеры элемента дискретизации. При этом модель измерения (19) упрощается:

$$\dot{S}_q = \dot{U}(\varphi, \theta) \dot{G}_q(\varphi, \theta) + \dot{p}_q, \quad q = \overline{1, Q}, \quad (20)$$

$$\dot{U}(\varphi, \theta) = U(\varphi, \theta) \exp\{i\xi\},$$

$$\dot{G}_q(\varphi, \theta) = G_q(\varphi, \theta) \exp\{-i4\pi\delta_q / \lambda\},$$

$$\varphi \in [\varphi_{\min}, \varphi_{\max}], \quad \theta = \arccos(\cos \alpha_j / \sin \varphi),$$

где \dot{U}, φ, θ – подлежащие оцениванию амплитуда и угловые координаты элемента отражения (если элемент отражения включает в себя несколько соседних элементов дискретизации, то оцениваются суммарная амплитуда и угловые координаты центра тяжести этой группы).

Пути решения задачи. Возможны следующие варианты решения задачи.

1. *Первый вариант* основан на применении моноимпульсного метода [6] измерения угловых координат φ, θ для модели (20). Считаем, что на выходах q -х каналов получены сигналы отражения $\dot{S}_q, q = \overline{1, Q}$ от одиночного зондирующего импульса (моноимпульса), и доплеровские фильтры работают без ухода частоты (за счет алгоритма стабилизации частоты). Отражение в

i, j -м элементе разрешения осуществляется от одного элемента поверхности, который рассматривается как одиночный объект.

Для 4-элементной антенны ($Q = 4$) с круговой ДНА ($\Delta_\varphi = \Delta_\theta = \Delta$), центры приемных элементов которой расположены в точках $M_1(d, d, 0)$, $M_2(-d, d, 0)$, $M_3(-d, -d, 0)$, $M_4(d, -d, 0)$ в антенной системе координат o_a, x_a, y_a, z_a модель измерений (20) раскрывается следующим образом:

$$\dot{S}_1 = U_0 \exp\{i\xi\} \exp\{-i\mu(\varphi + \theta)\} + \dot{p}_1, \quad (21)$$

$$\dot{S}_2 = \dot{U}_0 \exp\{i\xi\} \exp\{-i\mu(-\varphi + \theta)\} + \dot{p}_2,$$

$$\dot{S}_3 = \dot{U}_0 \exp\{i\xi\} \exp\{-i\mu(-\varphi - \theta)\} + \dot{p}_3,$$

$$\dot{S}_4 = \dot{U}_0 \exp\{i\xi\} \exp\{-i\mu(\varphi - \theta)\} + \dot{p}_4,$$

$$U_0 = U \exp\{-2,78(\varphi^2 + \theta^2) / (2\Delta)^2\},$$

$$U = U(\varphi, \theta), \quad \mu = (4\pi / \lambda)d,$$

где под φ, θ понимаются φ_x, θ_y .

Следуя логике моноимпульсного метода измерения φ, θ , запишем сигналы суммарного и двух разностных (по азимуту и углу места) каналов:

$$\dot{S}_\Sigma = \dot{S}_1 + \dot{S}_2 + \dot{S}_3 + \dot{S}_4, \quad (22)$$

$$\dot{S}_\phi = \dot{S}_2 + \dot{S}_3 - \dot{S}_1 - \dot{S}_4,$$

$$\dot{S}_\theta = \dot{S}_3 + \dot{S}_4 - \dot{S}_1 - \dot{S}_2.$$

Выражения (21), (22) основаны на описании аналитических сигналов. Реальные сигналы описываются действительной и мнимой частями $\dot{S}_\Sigma, \dot{S}_\phi, \dot{S}_\theta$. Пренебрегая действием шумов \dot{p}_q [при сложении в (22) их уровень снижается], запишем действительные и мнимые части (22):

$$\text{Re}\{\dot{S}_\Sigma\} = 2U_0 \cos \xi [\cos \mu(\varphi + \theta) + \cos \mu(\varphi - \theta)] =$$

$$= 4U_0 \cos \xi \cos(\mu\varphi) \cos(\mu\theta),$$

$$\text{Im}\{\dot{S}_\phi\} = 2U_0 \cos \xi [\sin \mu(\varphi + \theta) + \sin \mu(\varphi - \theta)] =$$

$$= 4U_0 \cos \xi \sin(\mu\varphi) \cos(\mu\theta),$$

$$\text{Im}\{\dot{S}_\theta\} = 2U_0 \cos \xi [\sin \mu(\varphi + \theta) - \sin \mu(\varphi - \theta)] =$$

$$= 4U_0 \cos \xi \cos(\mu\varphi) \sin(\mu\theta).$$

Получим следующие пеленгационные характеристики:

$$U_1 = \text{Im}\{\dot{S}_\phi\} / \text{Re}\{\dot{S}_\Sigma\} = \tan(\mu\varphi), \quad (23)$$

$$U_2 = \text{Im}\{\dot{S}_\theta\} / \text{Re}\{\dot{S}_\Sigma\} = \tan(\mu\theta).$$

Из (23) следуют оценки:

$$\hat{\varphi} = (1 / \mu) \arctan(U_1) \approx U_1 / \mu,$$

$$\hat{\theta} = (1/\mu) \arctan(U_2) \approx U_2 / \mu, \\ (1/\mu) = \lambda / (4\pi d).$$

2. Второй вариант решения поставленной задачи основан на применении метода восстановления радиоизображения [3]. В соответствии с данным методом решается система Q уравнений (9) относительно неизвестных комплексных величин $\dot{U}_k = \dot{U}(\varphi_k, \theta_k)$,

$$k = \overline{1, K}, K < Q,$$

где (φ_k, θ_k) – угловые координаты k -х элементов дискретизации на линии доплеровской частоты L :

$$(\varphi_k, \theta_k) = (\varphi_k, \arccos(\cos \alpha / \sin \varphi_k)), \\ \varphi_k \in [\varphi_{\min}, \varphi_{\max}].$$

Измерения $\dot{S}_q, q = \overline{1, Q}$ записываются в Q -вектор S , неизвестные k -е амплитуды $\dot{U}_k = \dot{U}(\varphi_k, \theta_k)$ – в K -вектор U , q, k -е значения ДНА $\dot{G}_q(\varphi_k, \theta_k)$ – в $Q \times K$ -матрицу G , шумы \dot{p}_q – в Q -вектор P . Получаем следующую векторно-матричную модель измерений:

$$S = GU + P. \quad (24)$$

Решение (24) относительно неизвестного вектора U находим по критерию минимума квадрата евклидовой нормы $\|S - GU\|^2$, т.е. методом наименьших квадратов. Получаем оценки вида:

$$\hat{U} = G^+ S,$$

где G^+ – $K \times Q$ -псевдообратная матрица, которая находится или с помощью сингулярного разложения матрицы G , или с помощью методов регуляризации, например:

$$\hat{U} = WS, \quad (25)$$

$$W = G^+ = (G^{*T}G + \delta E)^{-1} G^{*T},$$

где W – $K \times Q$ -матрица весовых коэффициентов, вычисляемая заранее; «*» и «T» – символы комплексного сопряжения и транспонирования; δ – параметр регуляризации; E – единичная матрица.

Реализация алгоритма (25) сводится к умножению комплексных измерений \dot{S}_q на комплексные весовые коэффициенты \dot{w}_{kq} – элементы матрицы G^+ и суммированию:

$$\hat{U}_k = \sum_q \dot{w}_{kq} \dot{S}_q.$$

Из найденных оценок \hat{U}_k выбираем $\hat{U}_k = \dot{U}(\varphi_k, \theta_k)$, модули которых $|\hat{U}_k|$ превышают порог обнаружения полезного сигнала.

Угловые координаты (φ_k, θ_k) выбранных элементов дают искомые оценки φ, θ , а $|\hat{U}_k|$ – оценку $U(\varphi, \theta)$.

Данный метод, кроме оценивания координат φ, θ одного элемента поверхности, позволяет решить общую задачу – обнаружение и оценивание координат нескольких отражающих пространственно разнесенных объектов.

3. Третий вариант основан на применении нелинейных методов оценивания параметров \dot{U}, φ, θ , например градиентных рекуррентных алгоритмов [7]. Начальные оценки $\hat{\varphi}_0, \hat{\theta}_0$ параметров φ, θ можно вычислить по формулам

$$\hat{\theta}_0 = \arcsin[(h - h_0)/R],$$

$$\hat{\varphi}_0 = \arcsin(\cos \alpha / \cos \hat{\theta}_0),$$

где h – измеряемая высота полета ЛА над плоской земной поверхностью; R и α – известные величины; h_0 – неизвестная высота элемента отражения, в качестве которой можно взять среднюю высоту рельефа поверхности в данной местности.

Начальную оценку амплитуды \dot{U}_0 получаем усреднением \dot{S}_q по q .

Модель измерений в векторной форме будет:

$$S = GU(X) + P,$$

где X – 3-мерный вектор неизвестных параметров \dot{U}, φ, θ ; GU – Q -вектор, зависящий от X .

Оценки вектора X находим по критерию минимума

$$F(X) = \|S - GU(X)\|^2$$

в соответствии с рекуррентным алгоритмом:

$$X_{k+1} = X_k - \lambda_k W_k \partial F(X_k) / \partial X,$$

$$k = 0, 1, 2, \dots,$$

где λ_k – множитель, задающий скорость сходимости; W_k – известная $3 \times Q$ -матрица, вычисляемая также рекуррентно [7]; $\partial F(X_k) / \partial X$ – градиент функции в точке X_k .

Заключение. Предложенный метод соединяет в себе два известных направления: узкополосную доплеровскую фильтрацию траекторного сигнала при наблюдении земной поверхности и оценивание угловых координат воздушных объектов. Такое соединение обладает новизной и дает положительный эффект – возможность формировать трехмерные изображения земной поверхности на основе существующих бортовых

систем наблюдения. И как следствие – повышение безопасности маловысотных полетов.

Библиографический список

1. Кондратенков Г.С., Фролов А.Ю. Радиовидение. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли: учеб. Пособие для вузов/под ред. Г.С. Кондратенкова. М.: Радиотехника, 2005, 368 с.
2. Обнаружение и распознавание объектов радиолокации. Коллективная монография / под ред. А.В. Соколова. М.: Радиотехника, 2006. 176 с.
3. Математические методы восстановления и обработки изображений в радиотеплооптоэлектронных системах / В.К. Ключко. Рязань: РГРТУ, 2009. 228 с.

4. Радиолокационные станции с цифровым синтезированием апертуры антенны / А.Н. Антипов, В.Т. Горяинов, А. Н. Кулин и др.; под ред. В.Т. Горяинова. М.: Радио и связь, 1988. 304 с.

5. Витязев В.В., Колодько Г.Н., Витязев С.В. Способы и алгоритмы формирования радиолокационного изображения в режиме доплеровского облучения луча // Цифровая обработка сигналов, 2006. № 3. С. 31-41.

6. Леонов А.И., Фомичев К.И. Моноимпульсная радиолокация. М.: Радио и связь, 1984. 312 с.

7. Математические основы теории систем: Учеб. пособие / Л.Д. Певзнер, Е.П. Чураков. М.: Высш. шк., 2009. 503 с.

УДК 004. 932

Г.Н. Мятлов, Р.В. Тишкин, В.А. Ушенкин, А.А. Юдаков

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ МЕР ПОДОБИЯ В ЗАДАЧЕ СОВМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЕРХНОСТИ ЗЕМЛИ

Выполняется анализ применимости нечетких мер подобия к решению задачи совмещения изображений поверхности Земли. Рассматриваются примеры решения задачи совмещения изображений с использованием классической взаимной корреляционной функции и нечетких мер подобия. Реализуется выявление нечетких мер подобия, обеспечивающих максимальную точность совмещения и максимальную устойчивость к влиянию шума.

Ключевые слова: совмещение изображений, взаимная корреляционная функция, нечеткая мера подобия.

Введение. Одной из наиболее часто встречающихся задач при обработке аэрокосмической информации является совмещение изображений поверхности Земли с максимально возможными точностью и надежностью [4, 6].

Один из хорошо зарекомендовавших себя подходов к решению данной задачи предполагает использование корреляционно-экстремального алгоритма, основанного на классическом алгоритме корреляционной обработки изображений, реализующем, в частности, вычисление взаимной корреляционной функции (ВКФ) [5, 7].

Поскольку подход к решению задачи совмещения изображений, основанный на вычислении ВКФ, не обеспечивает требуемую точность и надежность, то существует необходимость альтернативных подходов к решению задачи совмещения изображений.

В последние годы всё большее применение в решении различных прикладных задач, связанных, в том числе, с анализом и обработкой изображений, находит инструментарий теории нечетких множеств (ТНМ) [1, 2, 3, 8, 9, 10, 11], который предлагает использовать для оценки

сходства нечетких множеств нечеткие меры подобия.

Так как с цифровыми изображениями размером $I \times J$ пикселей, яркость которых приведена к диапазону $[0, 1]$, можно сопоставить нечеткие множества с функциями принадлежности $u(i, j)$, заданными таблично в узлах (i, j) ($i = \overline{0, I-1}$; $j = \overline{0, J-1}$), соответствующих пикселям изображения, то, очевидно, для анализа степени их сходства допустимо использовать нечеткие меры подобия [12], которые, в таком случае, могут быть применены самостоятельно или, наряду с ВКФ, при решении задачи совмещения изображений поверхности Земли.

Цель работы. Целью работы являются анализ применимости нечетких мер подобия в задаче совмещения изображений поверхности Земли и выявление среди них мер, обеспечивающих максимальную точность совмещения и максимальную устойчивость к влиянию шума.

Теоретическая часть. Пусть имеются два изображения: эталонное изображение размером $I \times J$, яркость пиксела которого описывается

величиной $f(i, j)$ ($i = \overline{0, I-1}$; $j = \overline{0, J-1}$), и реально наблюдаемое изображение размером $M \times N$, яркость пиксела которого описывается величиной $g(m, n)$ ($m = \overline{0, M-1}$; $n = \overline{0, N-1}$).

Обычно предполагается, что при оценке смещения эталонного изображения относительно реально наблюдаемого необходимо оценить плоскопараллельное смещение одноименных элементов изображений.

Для оценки смещения (геометрического расогласования) двух изображений может быть использована ВКФ, вычисляемая как [5, 7]:

$$R(\alpha, \beta) = \frac{1}{I \cdot J} \cdot \sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} f(i, j) \cdot g(i + \alpha, j + \beta), \quad (1)$$

где $f(i, j)$ – яркость пиксела матрицы первого (эталонного) изображения размером $I \times J$; $g(i + \alpha, j + \beta)$ – яркость пиксела матрицы пробного фрагмента второго (реально наблюдаемого) изображения размером $M \times N$, взятого со смещением, заданным набором значений параметров (α, β) (рисунок 1).

При вычислении ВКФ по формуле (1) предполагается, что эталонное и реально наблюдаемое изображения представляют собой случайные функции с нулевым математическим ожиданием, а энергия изображений примерно одинакова по всему полю снимков.

Так как для реальных спутниковых изображений поверхности Земли данные предположения не выполняются, то для оценки меры сходства принято использовать нормированные ВКФ [7]:

$$\rho(\alpha, \beta) = \frac{1}{\sigma_f \cdot \sigma_g} \cdot [R(\alpha, \beta) - \bar{f} \cdot \bar{g}] \quad (2)$$

или:

$$R^*(\alpha, \beta) = \frac{I \cdot J \cdot R(\alpha, \beta)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} f^2(i, j)} \times \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=0}^{I-1} \sum_{j=0}^{J-1} g^2(i + \alpha, j + \beta)}}}, \quad (3)$$

где \bar{f} , \bar{g} – средние значения, а σ_f , σ_g – среднеквадратические отклонения для отсчетов яркости фрагментов эталонного и реально наблюдаемого изображений соответственно; $R(\alpha, \beta)$ – вычисляется в соответствии с формулой (1).

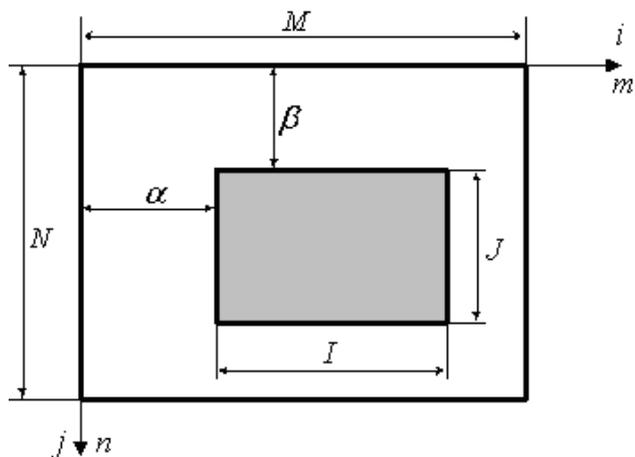


Рисунок 1 – Область поиска одноименного сюжета

При этом вычисление величины $R(\alpha, \beta)$ может быть выполнено либо в сигнальном пространстве непосредственно по формуле (1), либо с использованием прямого и обратного дискретного преобразований Фурье, однако в большинстве случаев предпочтение отдается вычислению в сигнальном пространстве, что объясняется, в первую очередь, спецификой задачи совмещения изображений при обработке аэрокосмической информации [7].

Меры сходства $\rho(\alpha, \beta)$ и $R^*(\alpha, \beta)$, вычисляемые по формулам (2) и (3), одинаково реагируют как на большие, так и на малые отсчеты яркости, являются нормированными величинами ($|\rho(\alpha, \beta)| \leq 1$ и $|R^*(\alpha, \beta)| \leq 1$ ($\forall \alpha, \beta$)) и могут быть использованы при реализации классического корреляционного алгоритма идентификации изображений.

Набор значений параметров (α_0, β_0) , максимизирующий ВКФ вида (2):

$$(\alpha_0, \beta_0) = \arg \max_{(\alpha, \beta)} (\rho(\alpha, \beta))$$

или ВКФ вида (3):

$$(\alpha_0, \beta_0) = \arg \max_{(\alpha, \beta)} (R^*(\alpha, \beta))$$

при $\alpha = \overline{0, M-I}$; $\beta = \overline{0, N-J}$, является оценкой смещения эталонного изображения с яркостью пиксела $f(i, j)$ ($i = \overline{0, I-1}$; $j = \overline{0, J-1}$) относительно реально наблюдаемого изображения с яркостью пиксела $g(m, n)$ ($m = \overline{0, M-1}$; $n = \overline{0, N-1}$), то есть определяет плоскопараллельное смещение одноименных элементов изображений с точностью до одного пиксела:

$$m = i + \alpha_0; \quad n = j + \beta_0.$$

Точность совмещения в один пиксел, достигаемая классическим корреляционным алгорит-

мом, объясняется тем, что вычисление ВКФ изображений $\rho(\alpha, \beta)$ и определение координат наибольшего из ее отсчетов (α_0, β_0) производится в целочисленной системе координат (α, β) [5, 7], а координаты истинной точки максимума могут быть нецелочисленными (рисунок 2).

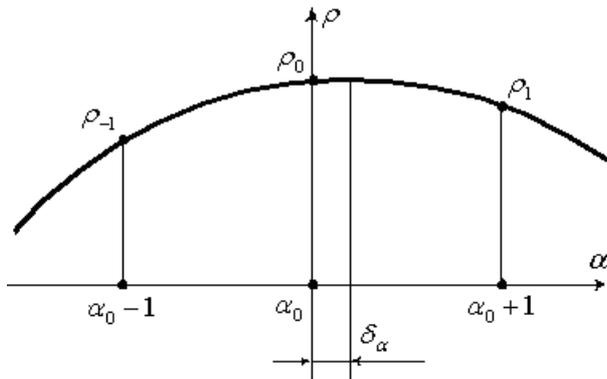


Рисунок 2 – Смещение истинного положения максимума ВКФ (одномерный срез) относительно найденного целочисленного значения

[δ_α – поправка по горизонтальной оси;

$\rho_{-1} = \rho(\alpha_0 - 1, \beta_0)$; $\rho_0 = \rho(\alpha_0, \beta_0)$; $\rho_1 = \rho(\alpha_0 + 1, \beta_0)$]

Увеличение точности совмещения изображений поверхности Земли до долей пиксела может быть достигнуто одним из следующих способов:

– поиском точки максимума ВКФ в непрерывной системе координат, получаемой путем интерполяции значений яркости наблюдаемого изображения, определенных в узлах целочисленной сетки (α, β) ;

– аппроксимацией ВКФ в окрестности точки максимума (α_0, β_0) на целочисленной сетке (α, β) с помощью двумерных функций, имеющих куполообразную форму и обеспечивающих высокое качество аппроксимации [5], с последующим нахождением точки максимума аппроксимирующей функции, определенной уже в непрерывной системе координат.

В качестве аппроксимирующей двумерной функции, в частности, может быть использована функция вида [5]:

$$R(\alpha, \beta) = 1 / (b_0 + b_1\alpha + b_2\beta + b_3\alpha^2 + b_4\beta^2 + b_5\alpha\beta), \quad (4)$$

где b_k ($k = \overline{0,5}$) – параметры аппроксимирующей функции.

Наряду с ВКФ, для определения сходства между изображениями предлагается использо-

вать нечеткие меры подобия, которые применяются в ТНМ для определения подобия двух нечетких множеств. Мера подобия нечетких множеств представляет собой рефлексивное и симметричное нечеткое бинарное отношение [12]. Свойство рефлексивности означает, что мера подобия нечеткого множества самому себе должна быть равна единице, а свойство симметричности означает, что значение меры подобия не зависит от порядка, в котором рассматриваются нечеткие множества.

Некоторые нечеткие меры подобия основаны на нечетких логических операторах, таких как конъюнкторы и дизъюнкторы.

Конъюнктор – это возрастающее отображение $T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, удовлетворяющее граничным условиям: $T(0, 0) = T(0, 1) = T(1, 0) = 0$ и $T(1, 1) = 1$.

Отображение T является T -нормой, если для любых $x, y, z \in [0, 1]$ выполняются свойства [8, 12]:

– коммутативности:

$$T(x, y) = T(y, x);$$

– монотонности:

$$T(x, y) \leq T(x, z), \text{ если } y \leq z;$$

– ассоциативности:

$$T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z);$$

– граничного условия: $T(x, 1) = x$.

Наиболее распространены T -нормы [12]:

$$T_1(x, y) = \min(x, y);$$

$$T_2(x, y) = xy;$$

$$T_3(x, y) = \max(0, x + y - 1),$$

где $(x, y) \in [0, 1] \times [0, 1]$.

Дизъюнктор – это убывающее отображение $S: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, удовлетворяющее граничным условиям: $S(1, 1) = S(0, 1) = S(1, 0) = 1$ и $S(0, 0) = 0$.

Отображение S является S -нормой, если для любых $x, y, z \in [0, 1]$ выполняются свойства [8, 12]:

– коммутативности:

$$S(x, y) = S(y, x);$$

– монотонности:

$$S(x, y) \leq S(x, z), \text{ если } y \leq z;$$

– ассоциативности:

$$S(x, S(y, z)) = S(S(x, y), z);$$

– граничного условия: $S(x, 0) = x$.

Наиболее распространены S -нормы [12]:

$$S_1(x, y) = \max(x, y);$$

$$S_2(x, y) = x + y - xy;$$

$$S_3(x, y) = \min(1, x + y),$$

где $(x, y) \in [0, 1] \times [0, 1]$.

С помощью T - и S -норм могут быть реализованы операции пересечения и объединения нечетких множеств A и B [12]:

$$u_{A \cap B}(x) = T(u_A(x), u_B(x));$$

$$u_{A \cup B}(x) = S(u_A(x), u_B(x)).$$

Операция отрицания нечеткого множества A определяется как [12]:

$$u_{\bar{A}}(x) = 1 - u_A(x).$$

При определении нечетких мер подобия может использоваться понятие мощности нечеткого множества. Мощность нечеткого множества A , заданного на конечном универсальном множестве X и имеющего функцию принадлежности $u(x)$, определяется как:

$$|A| = \sum_{x \in X} u(x).$$

На основе приведенных понятий и операций могут быть определены следующие меры подобия нечетких множеств A и B , заданных на конечном универсальном множестве X :

$$S_1(A, B) = \frac{|A \cap B|}{\max(|A \cap A|, |B \cap B|)} = \frac{\sum_{x \in X} u_A(x)u_B(x)}{\max(\sum_{x \in X} (u_A(x))^2, \sum_{x \in X} (u_B(x))^2)}; \quad (5)$$

$$S_2(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{\sum_{x \in X} \min(u_A(x), u_B(x))}{\sum_{x \in X} \max(u_A(x), u_B(x))}; \quad (6)$$

$$S_3(A, B) = \frac{|\bar{A} \cap \bar{B}|}{|\bar{A} \cup \bar{B}|} = \frac{\sum_{x \in X} \min(1 - u_A(x), 1 - u_B(x))}{\sum_{x \in X} \max(1 - u_A(x), 1 - u_B(x))}; \quad (7)$$

$$S_4(A, B) = \frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} \frac{\min(u_A(x), u_B(x))}{\max(u_A(x), u_B(x))}. \quad (8)$$

Следующие нечеткие меры подобия не определяются на основе приведенных выше понятий, но применяются для оценки подобия нечетких множеств:

$$S_5(A, B) = \quad (9)$$

$$= 1 - \left(\frac{1}{|X|} \sum_{x \in X} |u_A(x) - u_B(x)|^r \right)^{1/r} \quad (r \in \mathbb{N});$$

$$S_6(A, B) = 1 - \frac{\sum_{x \in X} |u_A(x) - u_B(x)|}{\sum_{x \in X} (u_A(x) + u_B(x))}; \quad (10)$$

$$S_7(A, B) = 1 - \frac{1}{|X| \cdot 2 \ln 2} \cdot$$

$$\sum_{x \in X} \left[(u_A(x) - u_B(x)) \cdot \ln \left(\frac{1 + u_A(x)}{1 + u_B(x)} \right) + (u_B(x) - u_A(x)) \cdot \ln \left(\frac{2 - u_A(x)}{2 - u_B(x)} \right) \right]. \quad (11)$$

В задаче совмещения изображений в качестве переменной x следует рассматривать пару координат (i, j) , определенную на универсуме $X = \{(i, j) \mid i = \overline{0, I-1}; j = \overline{0, J-1}\}$, а в качестве значений функции принадлежности $u(x)$ – приведенные к диапазону $[0, 1]$ значения яркости пикселей (i, j) соответствующего изображения.

Экспериментальная часть. Анализ результатов применения нечетких мер подобия вида (5) – (11) к решению задачи о сходстве (подобии) изображений показал, что нечеткие меры подобия в отличие от нормированной ВКФ реагируют на освещение и затемнение изображений, поэтому перед выполнением сравнения (совмещения) изображений на основе нечетких мер подобия необходимо выполнять контрастирование изображений. Так как нечеткие меры подобия в задаче совмещения изображений являются аналогами ВКФ, то целесообразно сравнить их по точности совмещения и устойчивости к шуму.

На рисунке 3 приведены пары изображений одной сцены разных спектральных диапазонов при субпиксельном сдвиге $(0,65; 0,36)$, для которых была выполнена оценка точности совмещения изображений с применением нормированных ВКФ в соответствии с формулами (2) и (3) и нечетких мер подобия $S_1 - S_7$ в соответствии с формулами вида (5) – (11) с использованием 2-нормы (евклидовой нормы) вектора ошибок определения субпиксельного смещения изображений.

Экспериментальные исследования по совмещению изображений выполнялись двумя способами. При первом способе осуществлялось непосредственное вычисление ВКФ или нечеткой меры подобия на дробной координатной

сетке, а при втором – использовалась аппроксимация ВКФ или нечеткой меры подобия.

При реализации первого способа совмещения изображений одно из изображений с помощью билинейной интерполяции переводилось в новую координатную сетку, сдвинутую относительно предыдущей на доли пиксела, а затем выполнялось вычисление меры подобия (ВКФ или нечеткой меры подобия пары изображений). За искомое смещение принималась точка (α_0, β_0) локального максимума ВКФ или нечеткой меры подобия в окрестности, в которой про-изводился поиск.

При этом вектор ошибки найденного субпиксельного смещения определяется как:

$$\vec{e}^T = (\alpha_0 - \alpha_{ucm}; \beta_0 - \beta_{ucm}), \quad (12)$$

где $\alpha_{ucm} = 0,65$ и $\beta_{ucm} = 0,36$ – истинные смещения изображений по горизонтальной и вертикальной оси соответственно.

В этом случае 2-норма вектора ошибки может быть вычислена как:

$$|\vec{e}| = \sqrt{(\alpha_0 - \alpha_{ucm})^2 + (\beta_0 - \beta_{ucm})^2}. \quad (13)$$

В таблице 1 приведены 2-нормы векторов ошибок определения субпиксельного смещения изображений, представленных на рисунке 1, для нормированных ВКФ и нечетких мер подобия. Из таблицы 1 видно, что наивысшую точность в среднем обеспечивают оба вида нормированной ВКФ и нечеткие меры S_5 и S_7 , немного хуже ведут себя нечеткие меры S_2 , S_3 и S_6 , еще меньшую точность обеспечивает мера S_4 , а мера S_1 дает недопустимо большую ошибку.

При реализации второго способа совмещения изображений сначала с применением классического подхода находилась точка максимума ВКФ (или нечеткой меры подобия) на целочисленной сетке. Далее выполнялись аппроксимация ВКФ (или нечеткой меры подобия) методом наименьших квадратов по 9 узловым точкам в окрестности найденной точки максимума куполообразной функцией и нахождение точки максимума этой аппроксимирующей функции. При этом в качестве аппроксимирующей функции использовалась функция вида (4).

В таблице 2 приведены 2-нормы векторов ошибок определения субпиксельного смещения изображений, представленных на рисунке 3, для функции вида (4), аппроксимирующей ВКФ и нечеткие меры подобия. Из таблицы 2 видно, что, хотя второй способ определения субпик-

сельного сдвига в среднем менее точный, чем первый, нормированные ВКФ и нечеткие меры S_5 и S_7 снова обеспечивают наивысшую точность по сравнению с другими нечеткими мерами подобия. При этом остальные нечеткие меры подобия дают неприемлемые результаты.

Для ВКФ и всех рассмотренных нечетких мер подобия, кроме нечеткой меры S_1 , поиск субпиксельного сдвига вторым способом (то есть при аппроксимации ВКФ или нечеткой меры подобия) выполняется приблизительно в 30 раз быстрее, но дает при этом ошибку, в 2–3 раза большую, чем при использовании ВКФ или аналогичной нечеткой меры подобия при поиске субпиксельного сдвига первым способом. Для нечеткой меры подобия S_1 ошибка поиска субпиксельного сдвига вторым способом оказалась меньше, чем при реализации первого способа, однако она превосходит ошибки, полученные при использовании ВКФ и нечетких мер S_5 и S_7 , хорошо показавших себя при реализации обоих способов.

Экспериментальные исследования устойчивости нечетких мер подобия к шуму по сравнению с ВКФ было выполнено на изображениях, приведенных на рисунке 4.

На рисунке 4, а показано исходное изображение; изображения на рисунках 4, б, 4, в и 4, г получены из исходного изображения добавлением шума различной интенсивности (на изображении рисунка 4, г интенсивность шума максимальна, а на изображении рисунка 4, б – минимальна); изображение рисунка 4, д имеет схожие цвета с исходным и получено путем сильного размытия исходного изображения; изображение рисунка 4, е сдвинуто относительно исходного изображения на 6 пикселей вправо и на 12 пикселей вниз; изображение рисунка 4, ж совершенно не похоже на исходное изображение.

В таблице 3 приведены значения ВКФ и нечетких мер подобия, полученные при сравнении исходного (эталонного) изображения рисунка 4, а с другими изображениями рисунка 4.

Из таблицы 3 видно, что нечеткие меры подобия устойчивы к шуму в различной степени: наименее устойчива нечеткая мера S_1 , а наиболее устойчива мера S_4 . Оба вида нормированной ВКФ обладают средней устойчивостью. Немного хуже, чем ВКФ, оказались нечеткие меры S_5 и S_7 и немного лучше – нечеткие меры S_2 и S_6 .

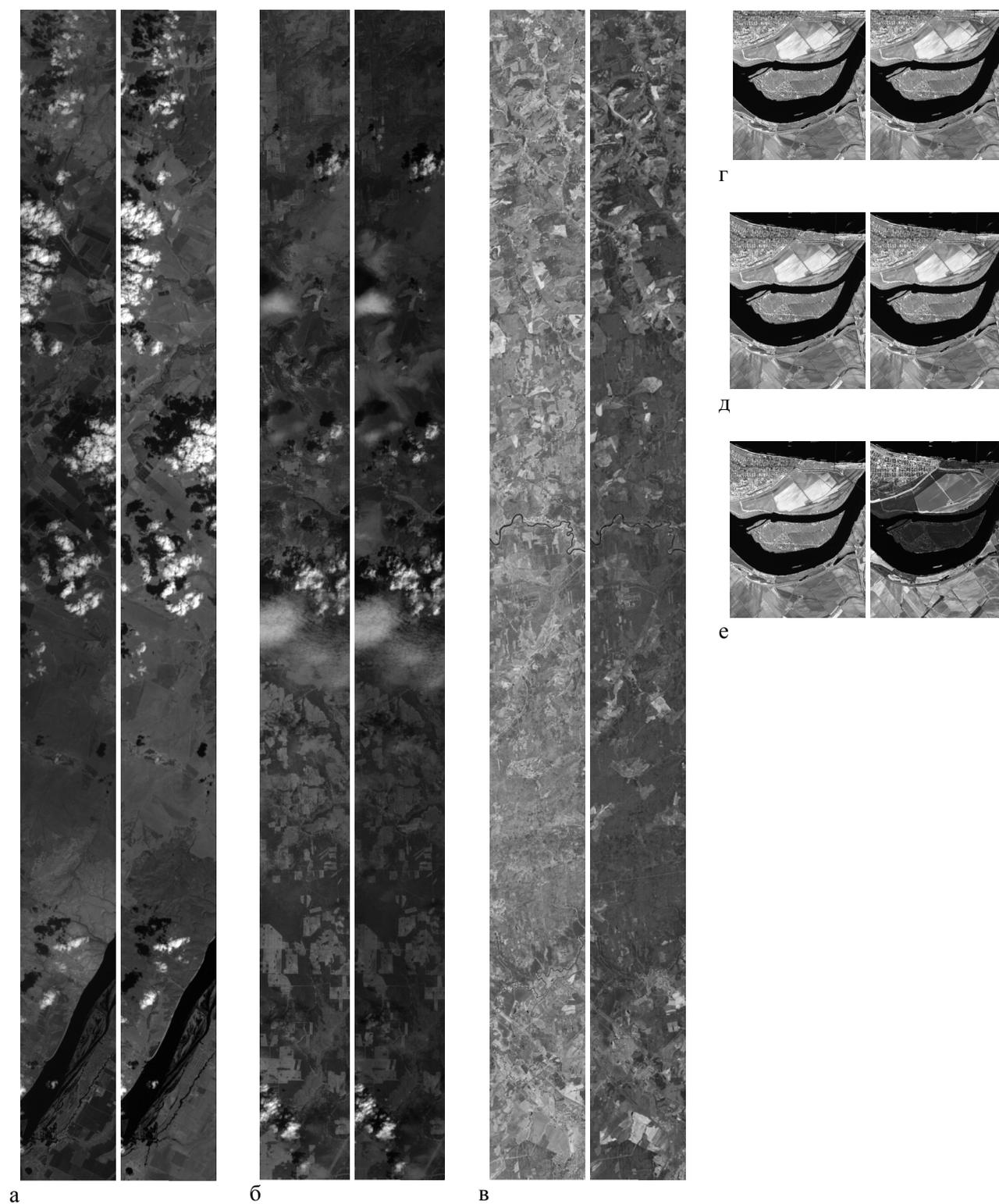


Рисунок 3 – Пары смещенных друг относительно друга изображений разных спектральных диапазонов

Таблица 1 – 2-нормы векторов ошибок определения субпиксельного смещения изображений с использованием ВКФ и нечетких мер подобия

Мера	2-норма ошибки для пар изображений, пикс.						Средняя 2-норма ошибки, пикс.
	а	б	в	г	д	е	
R^*	0,1077	0,1552	0,1749	0,1487	0,2193	0,2571	0,1772
ρ	0,0640	0,1077	0,0100	0,1487	0,3523	0,4360	0,1865
S_1	0,0900	1,0345	1,2675	1,1161	0,1030	1,3370	0,8247
S_2	0,0400	0,2193	0,3551	0,2193	0,2657	0,3501	0,2416
S_3	0,0400	0,2193	0,2759	0,2193	0,2657	0,3002	0,2201
S_4	0,0400	0,3311	0,3842	0,2900	0,3311	0,3523	0,2881
S_5	0,1030	0,2040	0,2193	0,1487	0,1749	0,2502	0,1834
S_6	0,0400	0,2193	0,3551	0,2193	0,2657	0,3501	0,2416
S_7	0,1030	0,2040	0,2193	0,1487	0,1749	0,2002	0,1750

Таблица 2 – 2-нормы векторов ошибок определения субпиксельного смещения изображений путем аппроксимации нечетких мер подобия и ВКФ

Мера	2-норма ошибки для пар изображений, пикс.						Средняя 2-норма ошибки, пикс.
	а	б	в	г	д	е	
R^*	0,4287	0,4475	0,4209	0,4609	0,5788	0,8123	0,4752
ρ	0,3485	0,2912	0,3698	0,5222	0,8002	0,7408	0,5121
S_1	0,5778	0,1033	0,4469	0,5131	0,9048	0,8352	0,6008
S_2	0,4785	0,2964	0,3548	0,6650	1,2694	1,4867	0,6846
S_3	0,4454	0,2463	1,0379	0,6678	1,2526	1,3700	0,7486
S_4	0,5555	0,2858	0,5653	0,7227	1,4760	4,0136	1,1296
S_5	0,3687	0,1875	0,3462	0,6539	0,8934	0,6960	0,4756
S_6	0,4785	0,2964	0,3548	0,6650	1,2694	1,4867	0,6846
S_7	0,3654	0,1863	0,3450	0,5314	0,8542	0,6867	0,4491

Таблица 3 – Значения ВКФ и нечетких мер подобия при сравнении исходного изображения с искаженными изображениями

Мера	Изображения, сравниваемые с исходным					
	б	в	г	д	е	ж
R^*	0,9849	0,9657	0,9233	0,9509	0,9228	0,8352
ρ	0,9400	0,8647	0,6953	0,7968	0,6885	0,0414
S_1	0,9507	0,8909	0,7659	0,8770	0,9152	0,6233
S_2	0,9526	0,9078	0,7820	0,7540	0,7483	0,5755
S_3	0,9600	0,9187	0,7859	0,7946	0,7906	0,4864
S_4	0,9692	0,9439	0,8501	0,6902	0,7726	0,5825
S_5	0,9063	0,8520	0,7527	0,8388	0,7970	0,6127
S_6	0,9757	0,9516	0,8777	0,8598	0,8561	0,7306
S_7	0,9913	0,9782	0,9392	0,9743	0,9595	0,8521

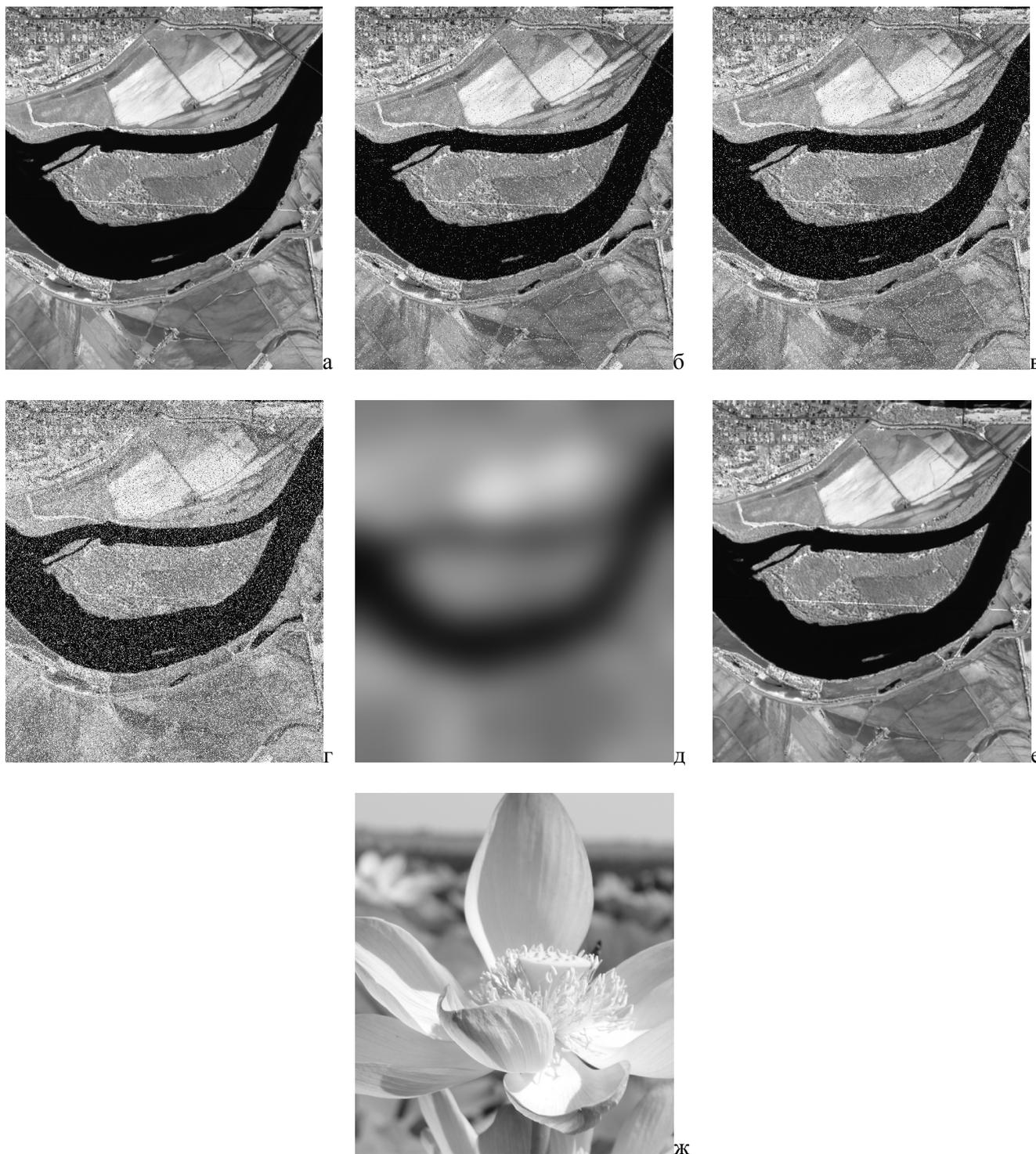


Рисунок 4 – Изображения, для которых выполнено исследование устойчивости к шуму

Заключение. Анализ полученных результатов свидетельствует о целесообразности использования нечетких мер подобия в задаче совмещения изображений как, наряду с классической ВКФ, так и самостоятельно. При этом по результатам экспериментальных исследований в качестве нечетких мер, обеспечивающих самую высокую точность определения субпиксельного смещения изображений, можно назвать нечеткие меры S_5 и S_7 , а как

наиболее более устойчивую к шуму – нечеткую меру S_4 .

Целью дальнейших исследований являются проведение более детального сравнительного анализа ВКФ и выявленных лучших нечетких мер подобия на примере задачи совмещения изображений поверхности Земли, разработка рекомендаций по использованию нечетких мер подобия в конкретных ситуациях и методики их совместного использования.

Библиографический список

1. Демидова Л.А., Коняева Е.И. Кластеризация объектов с использованием FCM-алгоритма на основе нечетких множеств второго типа и генетического алгоритма // Вестник РГРТУ. – № 4 (Выпуск 26). – Рязань, 2008. – С. 46-54.
2. Демидова Л.А., Нестеров Н.И., Тишкин Р.В. Сегментация спутниковых изображений с применением аппарата теории нечетких множеств // Вестник РГРТУ. – № 3 (Выпуск 41). – Рязань, 2012. – С. 11-17.
3. Демидова Л. А., Титов С.Б. Подход к проблеме нечеткой кластеризации в условиях неопределенности выбора целевой функции // Вестник РГРТУ. – №3 (Выпуск 29). – Рязань, 2009. – С. 54-60.
4. Еремеев В.В., Козлов Е.П. Повышение точности и надежности координатной привязки снимков от геостационарных космических систем наблюдения Земли по электронным картам // Вестник РГРТУ. – № 2 (Выпуск 28). – Рязань, 2009. – С. 6-12.
5. Злобин В.К., Курбасов М.В. Высокоточная идентификация одноименных сюжетов на изображениях поверхности Земли // Вычислительные машины, комплексы и сети: межвуз. сб. науч. тр. / Рязан. гос. радиотехн. акад. Рязань, 1996. – С.25-30.
6. Кузнецов А.Е. Системы и технологии обработки аэрокосмической информации // Вестник РГРТУ. – № 1 (Выпуск 39). 2. – Рязань, 2012. – С. 7-14.
7. Курбасов М.В. Оценки точности совмещения изображений на основе коэффициента корреляции // Вестник РГРТА. – Выпуск 2. Рязань, 1997. – С. 23-28.
8. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.: ил.
9. Таганов А.И. Применение нечетких множеств для формализации процессов анализа и идентификации важности рисков программного проекта // Системы управления и информационные технологии. – № 4 (30). – Воронеж, 2007. С. 46-51.
10. Тишкин Р.В. Мягкие вычисления в задачах сегментации космических изображений // Цифровая обработка сигналов. – № 3. – 2010. – С. 25-29.
11. Тишкин Р.В., Труханов С.В., Пылькин А.Н. Задачи DATA MINING и их решение в современных реляционных СУБД // Вестник РГРТУ. – № 4 (Выпуск 38). – Рязань, 2011. – С. 60-65.
12. Van der Weken D., Nachtegael M., Kerre E.E. An overview of similarity measures for images // Proceedings of ICASSP 2002 (IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing). – Orlando, USA. – 2002. – P. 3317-3320.