

ПЕРЕДАЧА И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.932.2:519.254

Л.А. Демидова, Н.И. Нестеров, Р.В. Тишкин

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ЗЕМНОЙ ПОВЕРХНОСТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Рассматривается задача сегментации изображений земной поверхности с применением интеллектуальных информационных технологий. Показана целесообразность применения генетических алгоритмов для получения субоптимальных результатов сегментации изображений с использованием алгоритмов нечеткой и possibilistic кластеризации. Предложено для уточнения результатов сегментации, полученных с применением рассматриваемых алгоритмов кластеризации, использовать инструментальный искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: дистанционное зондирование Земли, гиперспектральная съемка, сегментация, кластеризация, алгоритм нечетких *s*-средних, алгоритм possibilistic *s*-средних, генетический алгоритм, искусственная нейронная сеть.

Введение. Сегментация изображений играет важную роль в системах дистанционного зондирования Земли и применяется для реализации распознавания сцен и выделения классов объектов. Задача сегментации заключается в упрощении описания изображения путем перехода от представления в виде множества точек к представлению в виде множества объектов (классов объектов). Этот переход основан на выделении областей, имеющих схожие визуальные характеристики.

Одним из приоритетных направлений развития систем дистанционного зондирования Земли является гиперспектральная съемка, предполагающая одновременное получение сотен и тысяч изображений одной и той же сцены, зафиксированных в очень узких соприкасающихся диапазонах спектра.

Гиперспектральное изображение (ГСИ) – это куб данных, который включает в себя пространственную информацию (2D) об объекте, дополненную спектральной информацией (1D) по каждой пространственной координате. Таким образом, каждой точке ГСИ соответствует спектр, полученный в этой точке анализируемой сцены. Одной из основных задач, возникающих при обработке ГСИ, является задача распознава-

ния принадлежности тому или иному известному классу выявленных неопределенных зон местности.

Обычно для решения подобных задач распознавания используются технологии, основанные на применении аппарата линейного дискриминантного анализа [1], алгоритма AdaBoost [2], метода опорных векторов [2], инструментария искусственных нейронных сетей [3]. Как показывает анализ, существующие технологии распознавания неопределенных зон ГСИ являются недостаточно эффективными, в связи с этим можно говорить о целесообразности привлечения для решения задачи распознавания неопределенных зон ГСИ интеллектуальных информационных технологий, основанных, в частности, на комплексном использовании инструментария теории нечетких множеств (ТНМ), генетических алгоритмов (ГА) и искусственных нейронных сетей (ИНС).

Поскольку формулировка задачи распознавания неопределенных зон ГСИ предполагает проведение анализа данных в условиях неопределенности, то для ее решения обоснованным является использование так называемых алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (в частности, алгоритмов нечеткой и воз-

возможностей кластеризации – FCM- и PCM-алгоритмов) [4 – 10], применение которых позволит разделить спектры различных поверхностей местности, соответствующие материалам природного и искусственного происхождения. При этом совместное использование алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности и ГА обеспечит получение субоптимального решения о результатах сегментации, которое в дальнейшем может быть уточнено с использованием инструментария ИНС.

Цель работы – разработка и исследование интеллектуальной технологии сегментации ГСИ, основанной на применении алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности, генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей.

Теоретическая часть. Пусть R – множество точек ГСИ, подлежащих сегментации. Каждой точке в соответствие ставится вектор числовых значений спектральных характеристик $r_i = (r_i^1, r_i^2, \dots, r_i^l)$, где r_i^j – числовое значение j -й спектральной характеристики для i -й точки ($i = \overline{1, n}$; $j = \overline{1, l}$).

В качестве функции расстояния $d(r_i, r_q)$ в l -мерном пространстве спектральных характеристик может быть использована функция, основанная на вычислении евклидовой метрики:

$$d(r_i, r_q) = \sqrt{\sum_{j=1}^l (r_i^j - r_q^j)^2}. \quad (1)$$

Так как задаче сегментации ГСИ присуща неопределенность, обусловленная невозможностью однозначно классифицировать изображенные объекты, то целесообразно применять алгоритмы кластеризации, основанные на применении аппарата ТНМ и реализующие ту или иную интерпретацию неопределенности.

Такие алгоритмы кластеризации допускают принадлежность точки ГСИ к нескольким кластерам одновременно, что обеспечивает гибкость дальнейшего анализа ГСИ.

Наиболее известными алгоритмами кластеризации в условиях неопределенности являются алгоритм нечетких c -средних (FCM-алгоритм, fuzzy c -means) и его модификация – алгоритм возможных c -средних (PCM-алгоритм, possibilistic c -means).

Алгоритм нечетких c -средних (FCM-алгоритм) реализует классическую – нечеткую – интерпретацию неопределенности и является итерационным алгоритмом, вычисляющим значения функций принадлежности точек ГСИ кластерам и координаты центров кластеров в соответствии со значениями функций принадлежно-

сти [5, 7, 11].

FCM-алгоритм осуществляет минимизацию целевой функции:

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^{\bar{c}} \sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i) \quad (2)$$

при

$$\sum_{k=1}^c u_k(r_i) = 1 \quad (c \in N \text{ и } c > 1; i = \overline{1, n}), \quad (3)$$

где $U = [u_k(r_i)]$ – нечеткое c -разбиение множества точек ГСИ R на основе функций принадлежности $u_k(r_i)$, определяющих степень принадлежности i -й точки ГСИ k -му кластеру; $V = (v_1, \dots, v_c)$ – центры кластеров; $d(v_k, r_i)$ – расстояние между центром кластера v_k и точкой ГСИ r_i в соответствии с формулой (1); m – фаззификатор ($m \in R$, $m > 1$); c – количество кластеров; n – количество точек ГСИ; $i = \overline{1, n}$; $k = \overline{1, c}$.

Функции принадлежности $u_k(r_i)$ играют роль весовых коэффициентов, определяя степень вклада i -й точки ГСИ в оценку координат центра k -го кластера и соответственно степень принадлежности i -й точки ГСИ k -му кластеру.

FCM-алгоритм предполагает выполнение следующих шагов [5, 7, 11].

1. Инициализация начального нечеткого разбиения $U = [u_k(r_i)]$, удовлетворяющего условию (3).

2. Вычисление координат центров кластеров:

$$v_k^j = \frac{\sum_{i=1}^n u_k(r_i)^m \cdot r_i^j}{\sum_{i=1}^n u_k(r_i)^m}. \quad (4)$$

3. Вычисление новых значений функций принадлежности:

$$u_k(r_i) = \frac{1}{\sum_{t=1}^c \left(\frac{d(v_k, r_i)}{d(v_t, r_i)} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (5)$$

4. Шаги 2 и 3 повторяются до тех пор, пока не будет выполнено заданное количество итераций s или не будет достигнута заданная точность $|J(U, V) - J'(U, V)| \leq \varepsilon$, где $J(U, V)$, $J'(U, V)$ – значения целевой функции на двух последовательных итерациях.

FCM-алгоритм не всегда точно оценивает координаты центров кластеров по причине используемого в нем возможностного принуждения, которое устанавливает, что степени принадлежности кластерам для любой точки ГСИ в

сумме должны давать 1, то есть должны удовлетворять ограничению (3) [4, 6].

Степени принадлежности, вычисляемые на основе ограничения (3), определяют скорее степени разделения, чем степени типичности для точек ГСИ. Поэтому атипичные точки ГСИ (точки-шумы), расположенные на одинаковом расстоянии от реальных центров кластеров, могут сильно влиять на оценки координат центров кластеров и, следовательно, на окончательный результат кластеризации. Для решения проблемы, связанной с негативным влиянием атипичных точек ГСИ, необходимо ослабить ограничение, определяемое условием (3), и модифицировать целевую функцию.

Для уменьшения влияния атипичных точек ГСИ на результаты сегментации предлагается использовать РСМ-алгоритм [12].

РСМ-алгоритм реализует возможность интерпретацию неопределенности и является итерационным алгоритмом, вычисляющим значения функций типичности точек ГСИ кластерам и координаты центров кластеров в соответствии со значениями функций типичности.

РСМ-алгоритм осуществляет минимизацию целевой функции [5, 7, 12]:

$$J(W, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (w_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i) + \sum_{k=1}^{\tilde{n}} \eta_k^2 \cdot \sum_{i=1}^n (1 - w_k(r_i))^m, \quad (6)$$

где $W = [w_k(r_i)]$ – возможностное c -разбиение множества точек ГСИ R на основе функций типичности $w_k(r_i)$, определяющих степень типичности i -й точки ГСИ k -му кластеру; $V = (v_1, \dots, v_c)$ – центры кластеров; $d(v_k, r_i)$ – расстояние между центром кластера v_k и точкой ГСИ r_i в соответствии с формулой (1); m – фаззификатор ($m \in R, m > 1$); η_k ($k = \overline{1, c}$) – «ширина зоны», определяющая расстояние, на котором значение функции типичности точки ГСИ k -му кластеру равно 0,5; c – количество кластеров; n – количество точек ГСИ; $i = \overline{1, n}$; $k = \overline{1, c}$.

В РСМ-алгоритме отбрасывается ограничение (3), обеспечивающее выполнение требования о том, что для любой точки ГСИ r_i ($i = \overline{1, n}$) сумма степеней принадлежности всем кластерам должна равняться 1, что снижает влияние точек-шумов ГСИ, расположенных на равном расстоянии от центров кластеров.

Функции типичности могут быть вычислены как [5, 7, 12]:

$$w_k(r_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{d(v_k, r_i)}{\eta_k} \right)^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (7)$$

При этом для каждого k -го кластера ($k = \overline{1, c}$) должно выполняться условие:

$$\sum_{i=1}^n w_k(x_i) = 1. \quad (8)$$

В РСМ-алгоритме координаты центров кластеров находятся как:

$$v_k^j = \frac{\sum_{i=1}^n w_k(r_i)^m \cdot r_i^j}{\sum_{i=1}^n w_k(r_i)^m}. \quad (9)$$

Так как обычно РСМ-алгоритм инициализируется с помощью одного шага FCM-алгоритма, то значения «ширины зоны» η_k ($k = \overline{1, c}$) могут быть определены как [5, 7, 12]:

$$\eta_k = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m \cdot d^2(v_k, r_i)}{\sum_{i=1}^n (u_k(r_i))^m} \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (10)$$

РСМ-алгоритм предполагает выполнение следующих шагов [5, 7, 12].

1. Инициализация начального нечеткого разбиения $U = [u_k(r_i)]$, удовлетворяющего условию (3) с использованием одного шага FCM-алгоритма.

2. Вычисление значений «ширины зоны» η_k ($k = \overline{1, c}$) с помощью формулы (10).

3. Вычисление значений функций типичности в соответствии с формулой (7).

4. Вычисление координат центров кластеров в соответствии с формулой (9).

5. Шаги 3 и 4 повторяются до тех пор, пока не будет выполнено заданное количество итераций s или не будет достигнута заданная точность $|J(W, V) - J'(W, V)| \leq \varepsilon$, где $J(W, V)$, $J'(W, V)$ – значения целевой функции на двух последовательных итерациях.

Применение РСМ-алгоритма является эффективным, если множество точек ГСИ содержит точки-шумы, что является характерным для ГСИ. Однако применение РСМ-алгоритма может привести к формированию совпадающих кластеров, если центры кластеров (и, следовательно, спектральные характеристики выделяемых классов объектов) близки друг к другу, так как функции типичности точек ГСИ некоторому кластеру не зависят от расстояний точек ГСИ до центров других кластеров.

При применении FCM- и PCM-алгоритмов определяются локально-оптимальные разбиения точек ГСИ на кластеры, описываемые совокупностью функций принадлежности или функций типичности, и координаты центров кластеров. Для получения адекватных результатов кластеризации необходимо многократное выполнение данных алгоритмов при заданном количестве кластеров для различных исходных разбиений точек ГСИ на кластеры для принятия окончательного решения о результатах кластеризации [5, 13].

Применение ГА при реализации того или иного алгоритма кластеризации позволяет значительно сократить время поиска субоптимального разбиения на кластеры, то есть разбиения, для которого значение функции соответствия ГА, в качестве которой используется, например, целевая функция алгоритма кластеризации, будет минимальным [4–8].

Поскольку количество кластеров обычно заранее неизвестно, то целесообразно использовать ГА с хромосомой переменной длины, что позволит одновременно найти как само оптимальное количество кластеров, так и соответствующее ему субоптимальное разбиение на кластеры. При этом хромосому следует кодировать координатами центров всех кластеров [5], в качестве которых в контексте задачи сегментации ГСИ будут выступать спектральные характеристики эталонных классов объектов. Если искомого количество кластеров заранее неизвестно, а c_{min} и c_{max} – минимально и максимально возможное количество кластеров, то длина хромосомы может принимать значения от $c_{min} \cdot l$ до $c_{max} \cdot l$ (кратные l), где l – количество спектральных каналов точки ГСИ.

В общем случае хромосома, закодированная координатами центров кластеров, может быть представлена как:

$$s = (v_1^1, v_1^2, \dots, v_1^l, \dots, v_c^1, v_c^2, \dots, v_c^l), \quad (11)$$

где v_k^j – j -я координата k -го центра кластера; c – количество кластеров; l – количество спектральных характеристик; $k = \overline{1, c}$; $j = \overline{1, l}$.

Очевидно, что первые l элементов хромосомы соответствуют координатам центра первого кластера, вторые l элементов – координатам центра второго кластера и т.п.

В контексте решения задачи сегментации ГСИ диапазон изменения значения каждого гена (некоторой координаты центра кластера) определяется интервалом $[d_{min}, d_{max}]$, где d_{min} и d_{max} – минимальное и максимальное значения ярко-

сти одного спектрального канала.

При создании начальной популяции хромосом размером G необходимо обеспечить формирование такой популяции, которая бы содержала только «жизнеспособные» хромосомы. В данном случае под «жизнеспособностью» понимается способность хромосомы обеспечить разбиение точек ГСИ на заданное количество кластеров c^* . Так как начальная популяция хромосом создается случайным образом, то могут быть сформированы хромосомы, которые реально обеспечивают кластеризацию на количество кластеров \tilde{c} , меньшее, чем «назначенное» для данной хромосомы количество кластеров c^* ($\tilde{c} < c^*$; $c_{min} \leq c^* \leq c_{max}$). Использование начальной популяции хромосом, состоящей только из «жизнеспособных» хромосом, позволяет повысить эффективность применения ГА.

При реализации ГА для выбора хромосом-родителей предлагается использовать процедуру вероятностного отбора [3–6]. Обычно в классическом ГА реализуется одноточечное скрещивание, коэффициент скрещивания R_c выбирается из отрезка $[0,7; 0,8]$, а коэффициент мутации R_m выбирается из отрезка $[0,01; 0,02]$ [3, 5].

В контексте решения задачи сегментации ГСИ следует использовать большее количество точек скрещивания и мутации (от 3 до 5) ввиду работы с хромосомами существенно большей длины, чем при решении большинства аналогичных задач кластеризации данных.

В качестве условия завершения ГА наиболее часто используется условие генерации наперед заданного количества поколений W . Однако могут применяться и другие условия завершения, в частности условие сходимости «среднего здоровья» популяции к «лучшему (максимальному) здоровью» популяции, под которыми в данном случае понимаются соответственно усредненная сумма значений функций соответствия хромосом текущей популяции и значение функции соответствия лучшей (первой) хромосомы, являющееся минимальным в текущей популяции хромосом. В связи с тем, что могут использоваться различные условия завершения (продолжения) ГА, в дальнейшем при описании шагов реализации ГА будет говориться об этих условиях в общем виде.

В качестве функции соответствия ГА обычно выбирается целевая функция алгоритма кластеризации в условиях неопределенности (или сопоставленный этому алгоритму кластеризации показатель кластеризации, например индекс Се – Бени для FCM-алгоритма) [5].

Комбинированный алгоритм кластеризации, реализующий совместное использование одного из алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (FCM- или РСМ-алгоритма) и ГА, обеспечивает поиск субоптимального разбиения на кластеры и может быть описан следующей последовательностью шагов [5].

Шаг 1. Для формирования начальной популяции хромосом размером G выполняется один шаг алгоритма кластеризации в условиях неопределенности (FCM- или РСМ-алгоритма).

Шаг 2. При выполнении условия продолжения ГА осуществляется один шаг ГА с реализацией операций скрещивания и мутации и вычислением значений функции соответствия для хромосом популяции размером $(G + R_c \cdot G)$, состоящей из хромосом-родителей и хромосом-потомков.

Шаг 3. Для популяции размером $(G + R_c \cdot G)$ выполняется один шаг алгоритма кластеризации в условиях неопределенности (FCM- или РСМ-алгоритма) с вычислением значений функций принадлежности (или функций типичности) точек ГСИ центрам кластеров и координат центров кластеров. Затем осуществляется уточняющий пересчет значений функций принадлежности (или функций типичности) точек ГСИ центрам кластеров и вычисление значений функции соответствия.

Шаг 4. Из расширенной популяции хромосом размером $(2 \cdot G + R_c \cdot G)$, полученной путем объединения популяции размером G предыдущего поколения и популяции размером $(G + R_c \cdot G)$ текущего поколения, удаляются «нежизнеспособные» $(G + R_c \cdot G)$ хромосомы с худшими (максимальными) значениями функции соответствия. Если выполняется условие продолжения ГА, осуществляется переход к шагу 2. Если выполняется условие завершения ГА, то работа ГА завершается и осуществляется переход к шагу 5.

Шаг 5. Выбирается лучшая хромосома, которая минимизирует функцию соответствия. В качестве искоемых координат центров кластеров берутся координаты центров кластеров, соответствующие лучшей хромосоме. В качестве искоемых степеней принадлежности (или степеней типичности) точек ГСИ центрам кластеров полагаются степени принадлежности (или степени типичности) точек ГСИ центрам кластеров, соответствующие лучшей хромосоме.

Как показывают экспериментальные исследования, совместное использование алгоритма кластеризации в условиях неопределенности и ГА позволяет получить адекватные субопти-

мальные результаты кластеризации точек ГСИ с приемлемыми временными затратами.

По результатам экспериментальных исследований было установлено, что в контексте решения задачи сегментации ГСИ при совместном применении алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности и ГА целесообразно использовать следующие значения параметров ГА, обеспечивающие в большинстве случаев нахождение субоптимального решения с приемлемыми временными затратами:

- размер популяции: 40 – 60 хромосом;
- коэффициент скрещивания: 0,7 – 0,8;
- коэффициент мутации: 0,01 – 0,02;
- количество точек скрещивания (мутации): 3 – 5;
- количество поколений: 500 – 1000.

Сегментация точек ГСИ с использованием рассмотренных алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности основана на предположении, что кластеры, образуемые точками ГСИ, имеют гиперсферическую форму или форму, близкую к ней. Поскольку в реальности кластеры могут иметь произвольную форму, а в анализируемых данных могут присутствовать точки-шумы, то полученные с помощью того или иного алгоритма кластеризации в условиях неопределенности (FCM- или РСМ-алгоритма) результаты сегментации, даже если они признаны удовлетворительными, могут содержать те или иные ошибки относительно кластерной принадлежности некоторых точек ГСИ (не говоря уже о возможных погрешностях оценки координат центров кластеров). В связи с этим целесообразно использовать алгоритмы уточнения результатов сегментации, полученных с помощью алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности, для разработки которых предлагается использовать ИНС, хорошо зарекомендовавшие себя в качестве универсальных аппроксиматоров при решении различных прикладных задач [3].

В контексте задачи уточнения результатов сегментации предлагается на основе уже имеющихся данных о принадлежности точек ГСИ к тому или иному кластеру сформировать обучающую выборку данных, выбрав в каждом кластере 50% точек ГСИ, наиболее близко расположенных к центру кластера. Принадлежность к кластеру для таких близко расположенных к центру кластера точек ГСИ полагается эталонной. Тогда, обучив ИНС на выборке точек ГСИ, чья принадлежность к своим кластерам является эталонной, и оценив весовые коэффициенты ИНС, можно выполнить уточнение принадлежности к кластерам для других точек ГСИ, не попавших в обучающую выборку.

При разработке ИНС предлагается использовать нейронную сеть с тремя или более слоями [3].

Использование скрытых слоев вызвано необходимостью более точного приближения набора сигналов на входе множеству сигналов на выходе. При этом увеличение количества скрытых слоев позволяет выделить статистические закономерности высших порядков. Количество входных и выходных нейронов в многослойной ИНС соответствует размерностям входного и выходного векторов соответственно.

В контексте задачи уточнения результатов сегментации размерность входного вектора равна количеству спектральных характеристик, а выходного – количеству кластеров. При этом в идеале только один выходной нейрон может иметь значение, равное 1 (и именно номер этого нейрона определяет номер искомого кластера принадлежности точки ГСИ), в то время как все остальные выходные нейроны имеют значения, равные 0. На практике обычно все выходные нейроны имеют значения, отличные от 0. Поэтому номер искомого кластера принадлежности точки ГСИ определяют по номеру выходного нейрона с максимальным вычисленным выходным значением.

Процедура функционирования ИНС может быть описана следующей последовательностью шагов.

Шаг 1. На каждый входной нейрон (вход) ИНС подается определенный сигнал, который представляет собой спектральную характеристику, а именно – яркость точки ГСИ в одном из спектральных каналов.

Шаг 2. Входные нейроны ИНС передают их нейронам скрытого слоя.

Шаг 3. Каждый нейрон скрытого слоя принимает выходные значения с предшествующего слоя и модифицирует их с учетом весовых коэффициентов, которые инициализируются случайным образом и уточняются в процессе обучения.

Шаг 4. Находится сумма скорректированных с учетом весовых коэффициентов значений, на основании которой рассчитывается выходное значение нейрона скрытого слоя с учетом вида функции активации.

Шаг 5. Посчитанные таким образом выходные значения нейронов одного скрытого слоя передаются нейронам следующего скрытого слоя.

Шаг 6. Выходные нейроны последнего (то есть выходного) слоя формируют выход ИНС, который трактуется по правилу «победитель забирает всё», в результате применения которого

точка ГСИ, чьи значения спектральных характеристик поданы на вход ИНС, интерпретируется как принадлежащая к кластеру с номером, соответствующим самому возбужденному (имеющему максимальное значение) выходному нейрону ИНС.

Данная процедура функционирования ИНС называется прямым ходом и используется для определения выходов ИНС при обучении и при функционировании обученной ИНС [3].

Во время обучения ИНС необходимо проводить процедуру обратного хода для изменения весов в соответствии с подсчитанным значением ошибки выхода ИНС. Модификация весов выполняется в соответствии с некоторым алгоритмом обучения, обеспечивающим уменьшение ошибки по всем выходам ИНС. Процесс обучения ИНС в данном случае представляет собой, в частности, процедуру настройки весовых коэффициентов. При этом последовательная настройка весовых коэффициентов осуществляется при использовании данных обучающей выборки и предполагается, что реализуется парадигма обучения с учителем, когда для каждого входного примера известно значение выхода ИНС.

Таким образом, при разработке алгоритмов уточнения результатов сегментации, полученных с помощью алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности, для каждой точки ГСИ с некоторыми известными значениями спектральных характеристик, содержащейся в обучающей выборке, должен быть также известен номер кластера, которому принадлежит эта точка ГСИ. При этом веса подстраиваются так, чтобы значения выходов ИНС были как можно ближе к требуемым результатам кластеризации. В частности, обучение ИНС может быть основано на коррекции ошибки между требуемым (обучающим) и реальным выходами сети посредством изменения весов ИНС таким образом, чтобы минимизировать эту ошибку.

Комплексное использование алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (в частности, FCM- и РСМ-алгоритмов), ГА и ИНС при решении задачи сегментации ГСИ позволяет говорить о разработке новой интеллектуальной технологии сегментации ГСИ.

Экспериментальные исследования. Апробация предложенной интеллектуальной технологии сегментации ГСИ была выполнена на реальных данных, в качестве которых были использованы ГСИ от гиперспектральной аппаратуры Hyperion (220 спектральных каналов), AVIRIS (224 спектральных канала) и Сокол-ГЦП (75 спектральных каналов).

При этом как для FCM-, так и для РСМ-

алгоритма были получены аналогичные результаты, подтверждающие целесообразность использования ГА и ИНС для повышения качества сегментации ГСИ. Однако ввиду отсутствия точек-шумов результаты сегментации с применением FCM-алгоритма в целом оказались несколько хуже (на 3 – 5 %), чем результаты сегментации с применением РСМ-алгоритма. В связи с этим ниже приведен пример, демонстрирующий эффективность использования интеллектуальной технологии сегментации ГСИ, реализующей кластеризацию точек ГСИ именно с применением РСМ-алгоритма.

При проведении экспериментальных исследований по оценке ошибок ложных идентификаций точек ГСИ в качестве эталонных изображений использовались изображения, сегментация которых была выполнена экспертом вручную.

На рисунке 1 приведено цветосинтезированное изображение размером 550x460 пикселей, полученное на основе ГСИ от датчика AVIRIS.

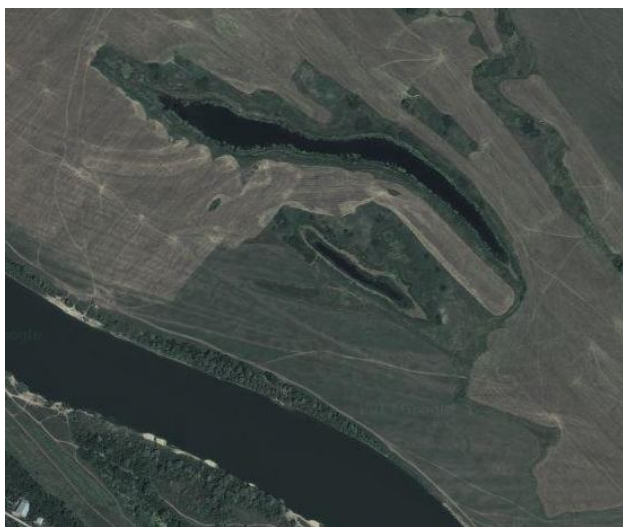


Рисунок 1 – Цветосинтезированное изображение района от датчика AVIRIS

На рисунке 2 показаны соответствующие ему результаты ручной сегментации исходного ГСИ.

На рисунках 3, 4 и 5 приведены соответственно результаты сегментации исходного ГСИ с применением РСМ-алгоритма, результаты сегментации с применением РСМ-алгоритма и ГА, результаты сегментации с применением РСМ-алгоритма, ГА и ИНС. Полученные результаты свидетельствуют о наличии 3 кластеров, группирующих точки ГСИ в 3 класса: вода, растительность и земля (соответствующие трем оттенкам цвета от черного до светло-серого).

Для визуализации результатов работы РСМ-алгоритма при выполнении сегментации ГСИ перевод результирующего возможностного разбиения в четкое был выполнен в соответствии с

правилом дефаззификации вида:

«Если при реализации РСМ-алгоритма $w_k(r_i) > w_t(r_i)$ для $t = \overline{1, c}$ и $k \neq t$, то точка r_i строго принадлежит к кластеру k ».

Таблица – Результаты классификации точек ГСИ

Вариант сегментации	Точки ГСИ		Точки ГСИ, классифицированные %		
	Всего	Классифицированные		Верно	Ошибочно
		Верно	Ошибочно		
РСМ-алгоритм	253000	214974	38026	84,97	15,03
РСМ-алгоритм и ГА	253000	220591	32409	87,19	12,81
РСМ-алгоритм, ГА и ИНС	253000	226797	26203	89,64	10,36



Рисунок 2 – Результаты ручной сегментации изображения

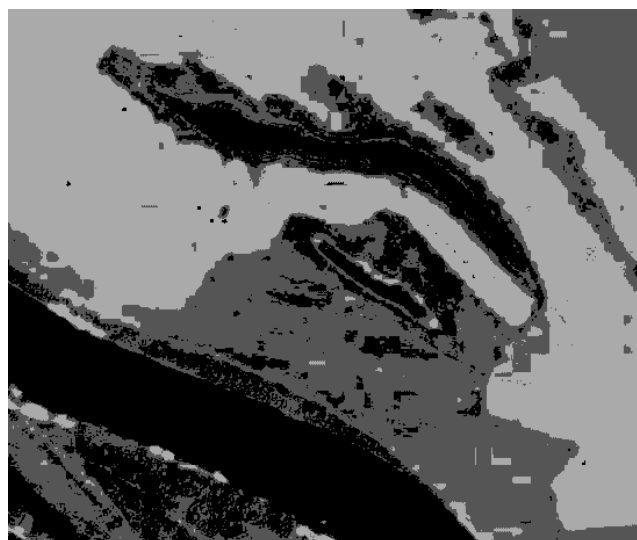


Рисунок 3 – Сегментация с применением РСМ-алгоритма

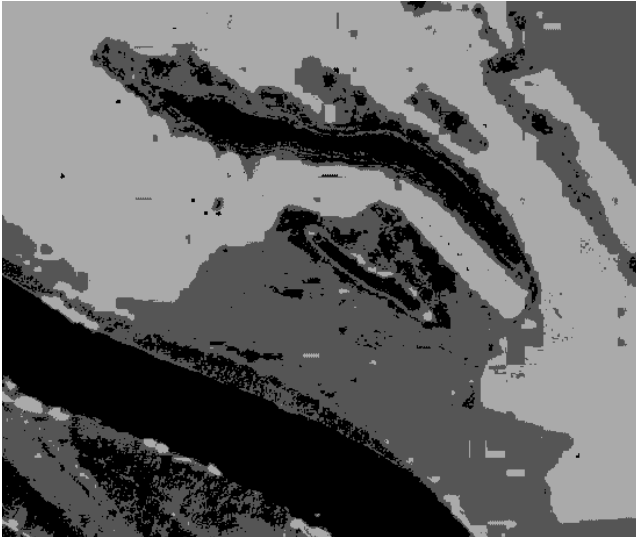


Рисунок 4 – Сегментация с применением РСМ-алгоритма и ГА

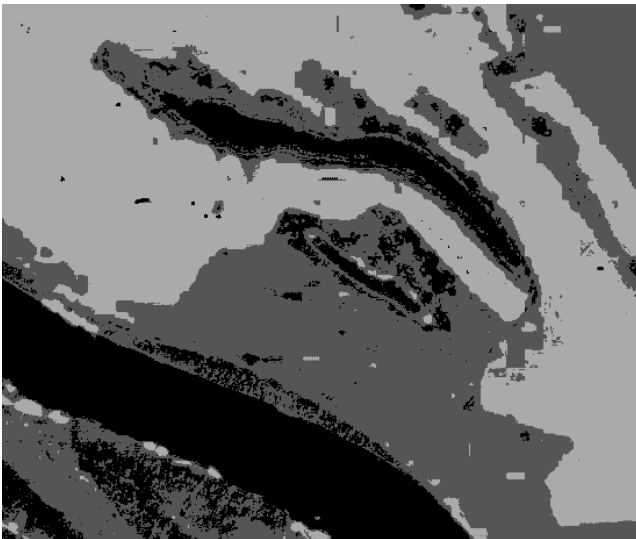


Рисунок 5 – Сегментация с применением РСМ-алгоритма, ГА и ИНС

При этом, если некоторая точка ГСИ r_i' была типична нескольким кластерам с одинаковой степенью типичности $w_i(r_i')$ (например, при $t=1$ и $t=2$), то в качестве кластера типичности выбирался кластер с меньшим номером (например, $t=1$).

Значения ошибок ложных идентификаций точек ГСИ с применением РСМ-алгоритма, с применением РСМ-алгоритма и ГА, с применением РСМ-алгоритма, ГА и ИНС приведены в таблице, из которой видно, что комбинирование РСМ-алгоритма с ГА, а затем использование ИНС для уточнения полученных результатов кластеризации позволяют существенно снизить значения ошибок ложных идентификаций точек ГСИ.

Как показывают результаты экспериментальных исследований, использование предлагаемой интеллектуальной информационной тех-

нологии сегментации ГСИ позволяет повысить точность сегментации на 5-8 %.

Выводы. Результаты экспериментальных исследований подтверждают эффективность интеллектуальной технологии сегментации ГСИ, основанной на комплексном использовании одного из алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (FCM- или РСМ-алгоритма), ГА и ИНС, и позволяют говорить о перспективности дальнейшей проработки предложенного подхода к сегментации ГСИ.

По результатам выполненных исследований предлагается использовать следующую интеллектуальную технологию сегментации ГСИ.

1. Применение к ГСИ алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (в частности, FCM- и РСМ-алгоритмов) совместно с соответствующими ГА, позволяющими получить субоптимальные результаты кластеризации с приемлемыми временными затратами.

2. Уточнение полученных с применением алгоритмов кластеризации в условиях неопределенности (FCM- и РСМ-алгоритмов) результатов сегментации посредством использования алгоритмов, основанных на применении ИНС.

Библиографический список

1. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. М.: Финансы и статистика, 1989. 607 с.
2. Вьюгин В.В. Элементы математической теории машинного обучения: учеб. пособие. М.: МФТИ, 2010. 252 с.
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы, нечеткие системы Пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия-Телеком, 2004. 452 с.
4. Демидова Л.А., Кираковский В.В. Методы кластеризации объектов на основе нечетких множеств второго типа и генетического алгоритма // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2008. Т. 6. № 69. С. 136-142.
5. Демидова Л.А., Кираковский В.В., Пылькин А.Н. Принятие решений в условиях неопределенности. М.: Горячая линия-Телеком, 2012. 288 с.
6. Демидова Л.А., Коняева Е.И. Кластеризация объектов с использованием FCM-алгоритма на основе нечетких множеств второго типа и генетического алгоритма // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2008. № 26. С. 46-54.
7. Демидова Л.А., Нестеров Н.И., Тишкин Р.В. Сегментация спутниковых изображений с применением аппарата теории нечетких множеств // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2012. № 41. С. 11-17.
8. Демидова Л. А., Титов С.Б. Подход к про-

блеме нечеткой кластеризации в условиях неопределенности выбора целевой функции // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2009. № 29. С. 54-60.

9. Демидова Л.А., Тишкин Р.В., Юдаков А.А. Разработка ансамбля алгоритмов кластеризации на основе матриц подобия меток кластеров и алгоритма спектральной факторизации // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 4-1 (46). С. 9-17.

10. Тишкин Р.В. Мягкие вычисления в задачах

сегментации космических изображений // Цифровая обработка сигналов. 2010. № 3. С. 25-29.

11. Bezdek J.C., Ehrlich R., Full W. FCM: Fuzzy C-Means Algorithm // Computers and Geoscience. 1984. Vol. 10. № 2. P. 191-203.

12. Krishnapuram R., Keller J. A possibilistic approach to clustering // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 1993. Vol. 1. P. 98-109.

13. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб.: БХВ-Петербург. 2003. 736 с.: ил.

УДК 004.932

А.Е. Кузнецов, А.С. Рыжиков

РЕГРЕССИОННЫЙ АЛГОРИТМ ФОРМИРОВАНИЯ НЕПРЕРЫВНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ПО ДАННЫМ КАДРОВОЙ СЪЕМКИ

Рассматривается алгоритм синтеза непрерывного изображения земной поверхности из отдельных неперекрывающихся кадров. Алгоритм основан на определении закона геометрического совмещения снимков с использованием координат одноименных точек, идентифицируемых в общих областях соседних кадров. Приводятся примеры практического использования алгоритма для «сшивки» кадров, получаемых цифровым фотоаппаратом при воздушной съемке.

Ключевые слова: кадровые съемочные системы, закон координатного соответствия, координаты одноименных точек.

Введение. В отечественной и зарубежной практике для получения изображений земной поверхности используются съемочные системы двух типов: сканерные и кадровые. Если системы первого типа сразу позволяют получать непрерывное изображение наблюдаемой территории, то при кадровой съемке формируется набор отдельных перекрывающихся между собой снимков $\mathbf{V}_k = [b_k(x, y)]$, где $b_k(x, y)$ – яркость пикселя с координатами (x, y) , $x = \overline{1, X}$, $y = \overline{1, Y}$, k – номер кадра в маршруте съемки, $k = \overline{1, K}$. Для формирования из набора снимков \mathbf{V}_k непрерывного изображения маршрута съемки традиционно используется технология, основанная на геометрическом трансформировании кадров в картографическую систему координат по данным элементов внешнего и внутреннего ориентирования съемочного устройства [1, 2]. Однако в ряде случаев, например при аэросъемке цифровым фотоаппаратом или при сбоях в работе навигационного оборудования, элементы внешнего ориентирования отсутствуют. Тогда для оперативной «сшивки» отдельных кадров в одно непрерывное изображение $\mathbf{V} = [b(x, j)]$, где

$x = \overline{1, X}$, $j = \overline{1, J}$, $J < KY$, используется регрессионный алгоритм.

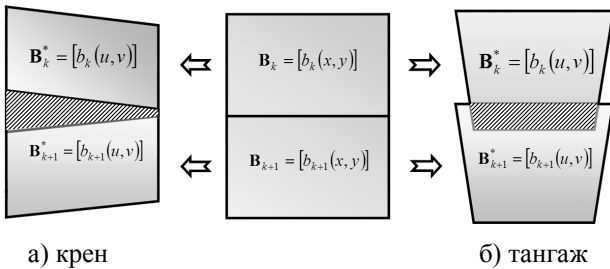
Алгоритм основан на том, что параметры функций геометрического совмещения кадров определяются на основе координат одноименных точек, расположенных в перекрывающихся частях соседних изображений. Подобный подход используется в [3] для получения панорамного изображения из отдельных кадров. Причем параметры геометрического совмещения k -го и $(k+1)$ -го кадров представляются в виде аффинной функции:

$$\begin{aligned} x^* &= a_0 + a_1x + a_2y, \\ y^* &= c_0 + c_1x + c_2y, \end{aligned} \quad (1)$$

где (x^*, y^*) , (x, y) – координаты пикселя k -го и $(k+1)$ -го кадров соответственно, (a_0, a_1, a_2) , (c_0, c_1, c_2) – коэффициенты преобразования, рассчитываемые на основе координат одноименных точек k -го и $(k+1)$ -го кадров. К сожалению, при аэро- и космосъемке каждый кадр подвержен проективным геометрическим искажениям, которые описываются уравнениями вида:

$$\begin{aligned} u &= \frac{a_1x + a_2y + a_0}{c_0x + c_1y + 1}, \\ v &= \frac{d_1x + d_2y + d_0}{c_0x + c_1y + 1}, \end{aligned} \quad (2)$$

где (u, v) – координаты точки снимка на земной поверхности; (a_0, a_1, a_2) , (d_0, d_1, d_2) , (c_0, c_1) – параметры преобразования, что приводит к сложным взаимным искажениям «сшиваемых» кадров (рисунок 1). Это не позволяет использовать уравнения (1) для формирования непрерывного изображения \mathbf{B} .



а) крен б) тангаж
Рисунок 1 – Пример взаимного расположения k – го и $(k+1)$ – го кадров на земной поверхности при углах крена (а) и тангажа (б) съемочного устройства

Цель работы состоит в разработке математических соотношений, используемых для синтеза непрерывного аэрокосмического изображения земной поверхности из набора перекрывающихся кадров, которые формируются в условиях воздушной или космической съемки.

Алгоритм «сшивки» кадров. Формирование непрерывного изображения будем осуществлять путем последовательного геометрического трансформирования $(k+1)$ –го кадра в систему координат k с использованием соотношения

$$b_k(F_x(x, y), F_y(x, y)) = b_{k+1}(x, y), \quad (3)$$

где $x^* = F_x(x, y)$, $y^* = F_y(x, y)$ – искомые уравнения геометрического соответствия между системой координат базового $(x^*, 0, y^*)$ и присоединяемого $(x, 0, y)$ кадров.

Особенности нахождения функций F_x , F_y состоят в следующем.

Во-первых, из-за отличий в перспективе съемки k –го и $(k+1)$ –го кадров их общие области геометрически искажены друг относительно друга и в общем случае обладают различной яркостью. В результате одни и те же высотные объекты имеют различное представление в общих областях совмещаемых изображений. Все это затрудняет непосредственное использование метода корреляционно-экстремального отождествления для нахождения координат од-

ноименных точек и восстановления по ним функций F_x , F_y .

Во-вторых, по координатам одноименных точек определяются параметры функции геометрического совмещения двух кадров в пределах общих областей. При этом весь $(k+1)$ –й кадр преобразуется так, что нарушается закон координатного соответствия с $(k+2)$ –м кадром. То есть встает задача построения такой модели координатного соответствия кадров, которая распространялась бы только на область совмещения кадров и не приводила к изменению геометрических размеров синтезируемого непрерывного маршрута съемки.

С учетом отмеченных особенностей предлагается многоэтапный алгоритм нахождения искомых функций F_x , F_y .

Этап 1. Приближенное определение области перекрытия соседних кадров.

Для обеспечения независимости корреляционной функции от яркостных различий соседних кадров осуществим переход от значений яркости каждого пикселя к величине градиента яркости в данной точке:

$$\begin{aligned} S : \mathbf{B}_k &\rightarrow \mathbf{G}_k = \{g_k(x, y)\}, \\ S : \mathbf{B}_{k+1} &\rightarrow \mathbf{G}_{k+1} = \{g_{k+1}(x, y)\}, \end{aligned} \quad (4)$$

где S – оператор Собеля [4], \mathbf{G}_k , \mathbf{G}_{k+1} – контурные представления k –го и $(k+1)$ –го кадров.

Будем считать, что съемка земной поверхности выполняется с перекрытием соседних кадров не более чем на 50%. С учетом этого верхнюю часть изображения \mathbf{G}_{k+1} разобьем на множество квадратных фрагментов Z_t , $t = \overline{1, T}$. Размер каждого фрагмента выберем так, чтобы он составлял половину от предполагаемой области перекрытия кадров. Обозначим через dx_t , dy_t смещение центра фрагмента Z_t , идентифицированного в области определения кадра \mathbf{G}_k . Смещения dx_t , dy_t найдем из условия:

$$(dx_t, dy_t) = \arg \min_{dx_t, dy_t} \left[\frac{1}{|Z_t|} \sum_{y=0}^{Y/4} \sum_{x=0}^{X/4} |g_{k+1}(x, y) - g_k(x', y')| \right],$$

$x' = x + dx_t$, $y' = y + dy_t$, $dx_t = dy_t = \overline{0, Y/4}$, где $|Z_t|$ – число точек в фрагменте Z_t .

Проверим валидность найденных смещений с помощью алгоритма обратного поиска [5]. Для этого будем искать положение фрагмента Z_t в области определения \mathbf{G}_{k+1} . Если смещения, найденные при прямом и обратном поиске, отлича-

ются не более чем на 1, то значения dx_i, dy_i будем считать достоверными.

Усреднив полученные после проверки смещения dx_i, dy_i , получим смещение dx, dy $(k+1)$ -го кадра относительно k -го и тем самым определим приближенные значения ширины W и высоты H области перекрытия k -го и $(k+1)$ -го кадров соответственно.

Этап 2. Определение координат одноименных объектов.

Для надежной идентификации одноименных объектов, расположенных в перекрывающихся частях k -го и $(k+1)$ -го кадров, применим детектор Харриса [6]. Этот оператор позволяет выделить на изображении характерные точки, в окрестности которых у градиента изображения два доминирующих направления. Для определения характерных точек k -го кадра выполним последовательность шагов.

С использованием фильтра Гаусса с окном 3×3 выполним сглаживание той части кадра, которая имеет перекрытие с $(k+1)$ -м кадром:

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{V}_k \otimes \mathbf{S}_l, \quad (5)$$

где \otimes – операция свертки с окном $\mathbf{S}_l = [s_{ij}]$,

$$s_{ij} = \frac{1}{2\pi l} e^{-(i^2+j^2)/2l}, \quad i = j = \overline{1, l}, \quad l = 3.$$

Далее с использованием оператора Собеля выполним дифференцирование изображения \mathbf{V}_k :

$$\mathbf{V}_{kx} = \mathbf{V}_k \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{V}_{ky} = \mathbf{V}_k \otimes \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

Затем полученные контурные изображения вновь подвергнем гауссовской фильтрации в окне 11×11 :

$$\mathbf{I}_{kx} = [q_{kx}(x, y)]_p, \quad \mathbf{I}_{kx} = \mathbf{V}_{kx}^2 \otimes \mathbf{S}_l,$$

$$\mathbf{I}_{ky} = [q_{ky}(x, y)]_p, \quad \mathbf{I}_{ky} = \mathbf{V}_{ky}^2 \otimes \mathbf{S}_l, \quad (7)$$

$$\mathbf{I}_{kxy} = [q_{kxy}(x, y)]_p, \quad \mathbf{I}_{kxy} = \mathbf{V}_{kx} \mathbf{V}_{ky} \otimes \mathbf{S}_l.$$

Здесь размер окна устанавливается в зависимости от пространственного разрешения кадров.

Составим симметричную матрицу производных в точке (x, y) :

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} q_{kx}(x, y) & q_{kxy}(x, y) \\ q_{kxy}(x, y) & q_{ky}(x, y) \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Характерные точки имеют значительную

величину собственных чисел λ_1, λ_2 матрицы \mathbf{I} , поэтому определим множество координат характерных точек $b_k(x_\xi, y_\xi)$, для которых значение $R(x, y) = \det \mathbf{I} - \theta \cdot \text{tr} \text{ce} \mathbf{I}$ максимально, где $\theta = 0.04$ – эмпирический коэффициент.

В заключение с использованием аппарата корреляционного поиска для каждой точки $b_k(x_\xi, y_\xi)$ найдем ее образ в системе координат $(k+1)$ -го кадра. Найденные значения обозначим как $b_{k+1}(x_\xi^*, y_\xi^*)$.

Этап 3. Определение параметров математической модели совмещения кадров.

Искомые уравнения F_x, F_y построим на основе формулы проективного преобразования (2). Для сохранения координатного соответствия преобразуемого и последующего кадров обеспечим неизменность $(k+1)$ -го кадра в области перекрытия с $(k+2)$ -м путем плавного «ослабления трансформации» по всей площади кадра. Для этого введем функцию:

$$h(y) = \begin{cases} 1, & y < H_k, \\ 0, & y > H_{k+1}, \\ 1 - \frac{y - H_k}{H_{k+1} - H_k}, & H_k \leq y \leq H_{k+1}, \end{cases} \quad (9)$$

где H_k – высота области пересечения k -го и $(k+1)$ -го кадров, H_{k+1} – высота области пересечения $(k+1)$ -го и $(k+2)$ -го кадров.

Модифицированный закон проективного преобразования определим следующим образом:

$$F_x(x, y) = h(y) \frac{a_1 x^* + a_2 y^* + a_0}{c_0 x^* + c_1 y^* + 1} + (1 - h(y))x,$$

$$F_y(x, y) = h(y) \frac{d_1 x^* + d_2 y^* + d_0}{c_0 x^* + c_1 y^* + 1} + (1 - h(y))y. \quad (10)$$

Конкретные значения коэффициентов преобразования вычислим с использованием множеств одноименных точек $b_k(x_\xi, y_\xi), b_{k+1}(x_\xi^*, y_\xi^*)$, для которых достигается минимум функции невязок:

$$f = \left(x_\xi - \frac{a_1 x_\xi^* + a_2 y_\xi^* + a_0}{c_0 x_\xi^* + c_1 y_\xi^* + 1} \right)^2 + \left(y_\xi - \frac{d_1 x_\xi^* + d_2 y_\xi^* + d_0}{c_0 x_\xi^* + c_1 y_\xi^* + 1} \right)^2. \quad (11)$$

Минимизацию функции выполним методом

Левенберга–Маркварда с использованием начальных приближений $a_1 = d_2 = 1$, $a_0 = a_2 = d_0 = d_1 = c_0 = c_1 = 0$ [7].

Результаты испытаний. Описанный алгоритм реализован в виде программного модуля на языке C++. Для экспериментальной апробации алгоритма использованы кадры, сформированные в ходе аэрофотосъемки цифровым фотоаппаратом системы «Агрос». Размер каждого изображения 7216x5412 пикселей, площадь области пересечения соседних кадров составляет от 25% до 50% площади кадра.

Число найденных одноименных точек в зависимости от типа местности представлено в таблице. Для определения параметров функций (10) достаточно 5 пар равномерно распределенных одноименных точек, из чего следует, что предложенный пошаговый алгоритм корреляционно-экстремального отождествления гарантированно обеспечивает нахождение необходимого количества точек для построения функций геометрического соответствия.

Число обнаруженных одноименных точек

Сюжет	Лес	Город	Поля
Число точек	17 - 48	25 - 69	13 - 45

Невязки функции проективного преобразования (11) для всех кадров не превышают 5 пикселей. На рисунке 2 представлен фрагмент непрерывного изображения, сформированного из отдельных снимков местности смешанного типа. На рисунке 3 изображен увеличенный участок непрерывного изображения от двух соседних кадров.



Рисунок 2 – Фрагмент синтезированного изображения

Заключение. Разработанный алгоритм формирования непрерывного изображения земной поверхности из набора перекрывающихся кадров показал высокую эффективность при обработке материалов аэрофотосъемки в условиях отсутствия информации о размерах области пересечения кадров и их взаимных яркостных и координатных искажений. Алгоритм обладает высокой степенью общности, что позволяет использовать его без каких-либо модификаций для сшивки кадров, получаемых от космической системы «Канопус-В».



Рисунок 3 – Пример высокоточного совмещения соседних кадров

Библиографический список

1. Назаров А. С. Фотограмметрия: учебн. пособие для студентов вузов. - Минск: ТетраСистемс, 2006. - 368 с.
2. Кузнецов А.Е., Нефедов В.И. Модели цифрового совмещения гидрометеорологической спутниковой информации // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. №3 (45). С. 8-13.
3. Толстая Е.В. Способы и алгоритмы трансформации цифровых изображений на основе анализа и обработки метаданных при подготовке к фотопечати: дис. канд. техн. наук. Рязан. гос. радиотехн. ун-т, Рязань, 2011.
4. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир, 1982. - 311 с.
5. Кузнецов А.Е., Пошехонов В.И. Информационная технология стереофотограмметрической обработки видеоданных от многоматричных сканирующих устройств // Цифровая обработка сигналов. 2010. - №1. - С.16-21.
6. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: Техносфера, 2000. - 1072 с.
7. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация. - М.: Мир, 1985. - 509 с.

УДК 004.932

С.А. Ларин, Р.В. Тишкин

АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ СУДОВ ПО ВЫСОКОДЕТАЛЬНЫМ КОСМИЧЕСКИМ РАДИОЛОКАЦИОННЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ

Проанализирована общая стратегия обнаружения судов по высокодетальным космическим радиолокационным изображениям, рассмотрены существующие способы определения положения, скорости судов и их классификации, а также перспективы развития космических систем радиолокационного наблюдения.

Ключевые слова: радиолокация, наблюдение за водной поверхностью, обнаружение судов, определение скорости судов.

Введение. Радиолокационные системы землеобзора космического базирования являются эффективным средством получения оперативной и долговременной информации о состоянии и динамике объектов и районов земного шара в глобальных и региональных масштабах независимо от времени суток.

Обнаружение судов по данным радиолокационной съемки Земли играет важную роль в таких областях, как наблюдение за водной поверхностью, контроль трафика судов, военное применение и т.п. Данные о точном местоположении судов востребованы в сфере рыболовного промысла, морского транспорта, мониторинга загрязнений морской среды. Они, в частности, позволяют выявить виновников нефтяных загрязнений.

Цель работы – обзор общей стратегии обнаружения судов по высокодетальным космическим радиолокационным изображениям, алгоритмов и способов определения положения, скорости судов, а также их классификации; выявление перспектив развития космических систем радиолокационного наблюдения.

В современных условиях общая задача обнаружения судов включает в себя:

- 1) обнаружение и определение координат кораблей (в акваториях и базах) и судов разных классов;
- 2) определение курса и скорости;
- 3) определение класса (типа) судна.

Обнаружение и определение координат судов. Процедура автоматического обнаружения кораблей и судов включает:

1. Маскирование суши.

Двумерная фильтрация первичного РЛИ при автоматическом обнаружении морских объектов позволяет реализовать селекцию протяженной

поверхности (островов и суши), после которой резко снижается поток ложных отметок от суши.

Иллюстрация работы порогового обнаружителя приведена на рисунке 1.

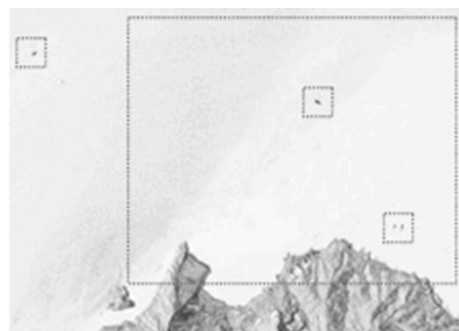


Рисунок 1 – Обнаружение морских объектов с селекцией сигналов от суши (пролив Гибралтар, КА TerraSAR-X)

Кроме отметок от обнаруженных судов в акватории наблюдаются редкие ложные отметки от элементов суши (мелких островов, горных хребтов и др.). Они подлежат исключению из выходной информации путем сравнения их координат с цифровой картой местности или архивными данными, полученными ранее в близких условиях наблюдения.

2. Обнаружение с помощью пороговой обработки с использованием плавающего адаптивного порога.

При предварительной обработке используется простой адаптивный пороговый алгоритм перемещающегося окна для обнаружения ярких точек. Большинство систем обнаружения включает стадию, на которой отдельные обнаруженные пиксели группируются.

Первичное радиолокационное изображение в РСА строится в координатах наклонная дальность (поперек линии пути) и время прохождения

ния нуля доплеровской частоты сигналов от объекта. Пересчет из наклонной дальности в горизонтальную, а затем вычисление географических координат объекта требуют знания текущих гринвичских координат КА, учета локального радиуса земного эллипсоида на широте съемки. Наличие на борту КА системы позиционирования (GPS, ГЛОНАСС) позволяет вычислить удаление объекта от следа КА с погрешностью, не превышающей трех-четырёх десятков метров [1, 4, 7].

При оценке азимутальной координаты обнаруженных морских объектов следует иметь в виду смещение отметок по азимуту, вызванное движением объекта. Геометрия наблюдения приведена на рисунке 2 для момента времени $t = 0$, когда наблюдаемый объект T находится в плоскости визирования OST , нормальной к вектору путевой скорости платформы V_s . Величина смещения определяется радиальной составляющей скорости объекта, т.е. проекцией скорости объекта на линию визирования

$$V_r = V_T \cos \psi_{TS} \sin \gamma_i, \quad (1)$$

где ψ_{TS} – ракурс объекта между плоскостью визирования и продольной осью судна; γ_i – угол падения между вектором облучения R объекта и местной вертикалью Z_S в точке нахождения объекта.

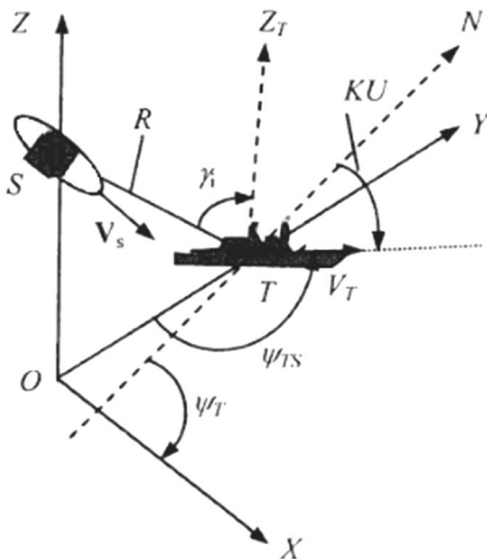


Рисунок 2 – Геометрия наблюдения движущихся морских объектов

Угол ракурса рассчитывают следующим образом:

при обзоре правым бортом

$$\psi_{TS} = \psi_S - KU + 270^\circ;$$

при обзоре левым бортом

$$\psi_{TS} = \psi_S - KU + 90^\circ, \quad (2)$$

где KU – курсовой угол НК, который отсчитывают от направления на Север; ψ_S – курсовой угол КА, рассчитываемый по формуле:

восходящий виток

$$\psi_S = \arcsin\left(\frac{\cos i_0}{\cos \varphi_s}\right), |\theta_s| \leq \frac{\pi}{2}; \quad (3)$$

нисходящий виток

$$\psi_S = \pi - \arcsin\left(\frac{\cos i_0}{\cos \varphi_s}\right), |\theta_s| > \frac{\pi}{2}.$$

При $\psi_{TS} = 0$ корабль наблюдается «в нос», при $\psi_{TS} = 90^\circ$ – в правый борт.

По значению радиальной скорости определяют азимутальное смещение объекта и его азимутальную координату на РЛИ. Величина смещения азимутальной координаты при боковом обзоре равна

$$\Delta X_{vr} = \frac{V_r R}{V_s} = \frac{R V_T \cos \psi_{TS} \sin \gamma_i}{V_s}. \quad (4)$$

При типичных условиях наблюдения путевой скорости КА $V_s = 7500$ м/с, дальности наблюдения $R = 1000$ км, углах падения $\gamma_i = 30 \dots 60^\circ$ и скорости судна 20 узлов ($V_t = 10$ м/с) смещение азимута может достигать $\Delta X_{vr} = \pm(667 \dots 1150)$ м. Такое смещение координат может быть приемлемым для задач общего обзора надводной обстановки в акваториях океана. Повышение точности измерения азимутальной координаты движущихся морских объектов может достигаться путем применения методов индикации движущихся объектов (продольная интерферометрия или пространственно-частотная фильтрация), а также путем извлечения информации о возмущениях морской поверхности, вызванных движением судна.

Лучшую точность измерения азимутальной координаты движущихся морских объектов обеспечивает использование информации о возмущениях на морской поверхности. На рисунке 3 показано РЛИ пролива Ла-Манш, полученное с помощью PCA TerraSAR-X.

По кильватерным следам, образованным движущимися судами, определяют их курс (по направлению следа), азимутальную координату (по месту начала следа), величину радиальной составляющей скорости (по величине азимутального смещения отметки) и, наконец, по формулам (1), (4) значения скорости судна. Измерить абсолютную скорость судна можно так-

же по углу, образованному кильватерными следами.

Характерно, что при движении судна к РЛС (положительное доплеровское смещение) отметки от судов появляются позже пересечения плоскости визирования, нормальной к следу КА. При движении судна параллельно следу КА информация о скорости содержится в угле расхождения «усов» кильватерного следа или в РСА с высоким разрешением может быть определена методом автофокусировки по тангенциальной составляющей скорости движения объекта.

Наблюдаемость возмущений морской поверхности зависит от параметров РСА, степени волнения моря и курса судна относительно фронта волны. В ряде ситуаций кильватерные следы могут не обнаруживаться на РЛИ [1].

Оценка скорости судна. Для оценки скорости существует несколько методов в зависимости от типа данных. Главный источник оценки скорости – локализация и форма следа судна: фактически азимутальное смещение судна от следа прямо пропорционально радиальной скорости.

Но в большинстве ситуаций видимы только колебания следа, который кажется темным, ввиду чего невозможно оценить вектор скорости. С учетом этого идентификация следа является фундаментальным ключом для оценки скорости с помощью амплитудных РСА-изображений.

Был предложен мощный математический метод оценки ориентации следа: преобразование Радона [6]. Цель преобразования Радона состоит в том, чтобы обнаружить линейные структуры на изображении для оценки ориентации следа.

Преобразование Радона является действенным инструментом для выявления линейных зависимостей на изображениях, в том числе при наличии зашумленности. Преобразование Радона, представленное на изображении в системе координат (x, y) , определяется соотношением:

$$g(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy, \quad (5)$$

где δ – дельта-функция Дирака; интегрирующая линия для изображения определяется в координатах θ и ρ , которые соотносятся соответственно с направлением и минимальным расстоянием до исходной системы координат [6].

Из-за трудности получения «сырых» данных для идентификации движущихся объектов (особенно для новых РСА-платформ) необходим алгоритм, который использует только амплитудные данные.

Определение класса (типа) судна. Высокая разрешающая способность современных косми-

ческих РСА позволяет получать радиолокационные портреты морских объектов, пригодные для их классификации.

Изменчивость получаемых радиолокационных портретов на РЛИ зависит от геометрии отражающих фрагментов корабля (судна) и их взаимного расположения, определяющего интерференцию сигналов в элементе разрешения РСА в зависимости от ракурса наблюдения.

Решение задачи классификации морских объектов требует создания банка радиолокационных данных и инструмента, позволяющего учесть условия наблюдения и конкретные параметры РСА. Для формирования банка данных целесообразно «препарировать» материалы конкретных радиолокационных съемок надводной обстановки и представить их в виде наборов точечных отражателей.

На рисунке 3 представлены радиолокационные портреты основных типов кораблей на стоянках в бухте, полученные с помощью РСА «Меч-КУ» КА «Алмаз-1» с разрешающей способностью около 8 м.

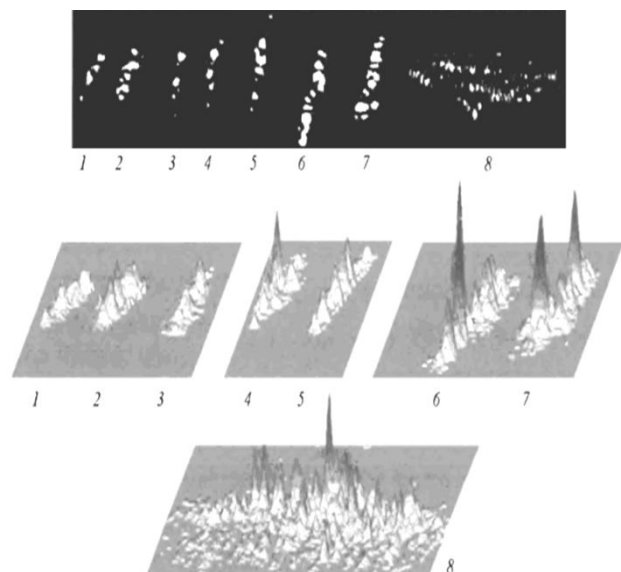


Рисунок 3 – Яркостные и рельефные радиолокационные портреты кораблей с оценками их ЭПР: 1 – эсминец, $\sigma = 3500 \text{ м}^2$; 2 – БПК, $\sigma = 6060 \text{ м}^2$; 3 – МПК, $\sigma = 3900 \text{ м}^2$; 4 – БПК, $\sigma = 6500 \text{ м}^2$; 5 – БПК, $\sigma = 7360 \text{ м}^2$; 6 – крейсер, $\sigma = 16920 \text{ м}^2$; 7 – крейсер, $\sigma = 16050 \text{ м}^2$; 8 – тяжелый авианесущий ракетный крейсер (ТАРКР), $\sigma = 41600 \text{ м}^2$

При движении кораблей и судов в условиях морского волнения отдельные их отражающие элементы совершают колебательные движения, вызванные бортовой и килевой качкой и рысканьем, которые носят периодический характер. Они приводят к смещениям отметок на РЛИ по азимуту, величина которых связана с радиальной скоростью элемента формулой (4), примененной к каждому центру отражения.

мо, поскольку наличие радиальной скорости целей приводит к смещению отметок от них на РЛИ по азимуту.

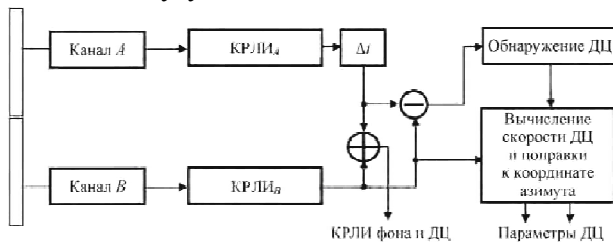


Рисунок 5 – Схема обработки информации в режиме СДЦ

Подобный двухантенный режим СДЦ для выделения движущихся объектов реализован в экспериментальном виде в космическом РСА TerraSAR-X [3, 9].

Перспективы развития методов и систем радиолокационного наблюдения космического базирования. За исторический период радиолокационного зондирования Земли из космоса от РСА SEASAT-A (1978 г., L-диапазон) можно отметить ряд ключевых событий, определяющих современное состояние и перспективы развития этих средств [1, 2]:

- получение данных с «кирпичиков» многочастотной глобальной информационной системы X-, C-, S- и L-диапазонов волн: РБО на КА «Космос-1500» (X-диапазон, с 1983 г.); Radarsat-1 (C-диапазон, функционирует с 1995 г.); РСА «Меч-К», «Меч-КУ» (S-диапазон, 1987–1989 и 1991–1992 гг.); РСА JERS-1 (L-диапазон, 1992–1998 гг.);

- фундаментальные исследования удельных ЭПР (s^0) земных покровов в X-, C- и L-диапазонах волн при поляриметрическом зондировании, выполненные с помощью SIR-C/X-SAR с привлечением самолетного РСА Airsar [1];

- проведение топографической съемки 80 % земной поверхности с помощью уникального интерферометра с жесткой базой SRTM;

- информационный взрыв в 2007–2010 гг. – запуски радаров высокого разрешения, обладающих возможностью поляриметрического и интерферометрического зондирования в сантиметровых диапазонах волн, а также дополненных оптическими (PRISM, AVNIR-2) и радиолокационными (PALSAR, L-диапазон) данными КА ALOS (2006–2010 гг.).

В Radarsat-2 и как дополнение к прожекторному режиму в TerraSAR-X используют маршрутный режим «двойного приема». В нем прием сигналов осуществляют двумя секциями антенны с разделенными по азимуту фазовыми центрами и записывают радиоголограмму с расширенным спектром доплеровских частот на

удвоенной виртуальной частоте повторения. Это позволяет избежать неоднозначности сигналов по азимуту. Реализуется разрешение по азимуту, близкое к $\frac{1}{4}$ от горизонтального размера антенны (около 3 м для Radarsat-2 и около 1 м для TerraSAR-X). В перспективных РСА может применяться обобщение этого метода как многоканальный режим Скансар с высоким разрешением (HRWS – Hi resolution wide swath mode).

В TerraSAR-X кроме рабочего режима с полосой 150 МГц предусмотрен экспериментальный режим с полосой 300 МГц (частота квантования 330 МГц) для реализации субметрового ($\sim 0,7$ м) разрешения. В перспективном TerraSAR-X2 полоса сигнала 600 МГц, разрешение 0,5 м.

Уникальными свойствами обладает синхронная бистатическая система – тандем TerraSAR-X и TanDEM-X, движущихся по параллельным орбитам со смещением поперек и вдоль линии пути. Тандем пригоден для поперечной и продольной интерферометрии с возможностями оптимизации размеров интерферометрических баз для построения карт рельефа, селекции и движущихся наземных целей и измерения их скоростей.

Задача повышения оперативности наблюдения решается созданием многоспутниковых орбитальных группировок Cosmo SkyMed (4 КА), SAR Lupe (5 КА) [2, 5].

В настоящее время в мире для производственных нужд наряду с оптическими и ИК снимками используют коммерческие радиолокационные снимки, полученные в сантиметровых диапазонах волн – с помощью РСА C-диапазона ERS-1, Envisat-1, Radarsat-1, Radarsat-2 с максимальным разрешением соответственно 30, 30, 8...11, 3 м и РСА X-диапазона TerraSAR-X, TanDEM-X, Cosmo SkyMed и других с разрешением от долей метра. В связи с прекращением функционирования КА ALOS с РСА PALSAR L-диапазона волн с разрешением от 7 м доступны для распространения только архивные снимки дециметрового диапазона волн. В России в стадии подготовки к запуску находится малый космический аппарат (МКА) «Кондор-Э» с универсальным многорежимным РСА ближнего дециметрового S-диапазона волн для обзора земной и морской поверхности с пространственным разрешением 1...2 м [8].

Таким образом, у России есть уникальный шанс обеспечить зарубежных и отечественных потребителей полноценной радиолокационной информацией, получаемой на дециметровых волнах с метровым пространственным разрешением. Это позволит России в ближайшей пер-

спективе стать поставщиком конкурентоспособного информационного продукта для практического применения или обмена на зарубежную информацию.

Применительно к развитию отечественных средств радиовидения космического базирования представляется целесообразным направить усилия на реализацию РСА X-диапазона волн (взяв за прототип TerraSAR-X и TanDEM-X), S-диапазона (летные испытания и эксплуатация РСА «Кондор-Э» с последующей модернизацией на перспективных комплектующих элементах и возможным развитием до РСА S+P диапазонов волн), L- (L+P)-диапазонов на базе технического задела по БРК «Спинар-1ДМ» для КА «Аркон-2» [2].

Заключение. В статье проанализирована общая стратегия обнаружения судов по высокодетальным космическим радиолокационным изображениям, рассмотрены существующие способы определения положения, скорости судов и их классификации, а также перспективы развития космических систем радиолокационного наблюдения.

Библиографический список

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.
2. Неронский Л.Б. Перспективы развития методов и систем радиолокационного наблюдения косми-

ческого базирования // Журнал радиоэлектроники. – №11. – 2011.

3. Кондратенков Г.С., Фролов А.Ю. Радиовидение. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли: учеб. пособие для вузов / под ред. Г.С. Кондратенкова. – М.: Радиотехника, 2005.

4. Ларин С.А., Тишкин Р.В. Определение параметров морских объектов по данным радиолокационной съемки Земли // X научно-техническая конференция "Системы наблюдения, мониторинга и дистанционного зондирования Земли" (Карасевские чтения) – Геленджик, 2013.

5. Верба В.С., Неронский Л.Б., Поливанов С.С. Тенденции развития систем радиолокационного наблюдения космического базирования // Научные технологии. – 2009. – Т. 10. – № 8. – С.3-9.

6. A. Radius, P. Marques. SOVE algorithm for full velocity vector estimation of ships using amplitude SAR data.

7. D.J. Crisp. The State-of-the-Art in Ship Detection in Synthetic Aperture Radar Imagery // Intelligence, Surveillance and Reconnaissance Division Information Sciences Laboratory, DSTO-RR-0272, May, 2004.

8. Osipov I.G., Neronskiy L.B., Turuk V.E., Andrianov V.I., Verba V.S., Korolev A.V., Kulikovskiy M.G., Pushkov D.V., Janushevsky G.D., Feyzulla N.M., Panteleev V.A. Synthetic Aperture Radar for Earth and Sea Surface Observations // Proc. of EUSAR'2004, Ulm, Germany. – May 24–28 2004. – Vol. 1. – P. 59-62.

9. S. Brusch, S. Lehner, T. Fritz, M. Soccorsi, A. Soloviev, Bart van Schie. Ship surveillance with TerraSAR-X // IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING. – Vol. 49. – No. 3. – March 2011.

УДК 621.396

П.С. Покровский, А.А. Лисничук

АЛГОРИТМ СИНТЕЗА РАДИОСИГНАЛОВ ДЛЯ АДАПТАЦИИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ ПЕРЕДАЧИ ИНФОРМАЦИИ К ДЕЙСТВИЮ ПОМЕХ

Предложен алгоритм синтеза радиосигналов для адаптации интеллектуальных систем передачи информации к действию помех, основанный на методах многокритериальной оптимизации. Показано, что сигналы, полученные в результате синтеза, обеспечивают выигрыш в помехоустойчивости более чем на 4 дБ (по сравнению с BPSK-сигналом) при низком уровне флуктуаций огибающей (среднее значение пик-фактора составляет порядка 1,8).

Ключевые слова: адаптация радиосигналов, интеллектуальные системы передачи информации, многокритериальная оптимизация.

Введение. В связи с широким распространением разнообразных сетей беспроводной связи на сегодняшний день активно используется весь диапазон радиочастот. Вследствие этого в

любом радиоканале действует большое количество взаимных помех, возникающих в результате работы других радиoliniй. Кроме того некоторые радиотехнические устройства, такие как

микроволновые печи, являются источниками мощных электромагнитных излучений, которые необходимо учитывать при проектировании новых интеллектуальных систем передачи информации (ИСПИ). Кроме того, в некоторых системах связи необходимо обеспечить устойчивую работу в условиях возможного действия преднамеренных помех, например системы связи для Вооруженных сил РФ. При этом спектральный состав помеховой обстановки изменяется с течением времени.

Таким образом, актуальной становится задача разработки эффективных механизмов адаптации ИСПИ к изменениям радиообстановки. При этом объектом адаптации являются радиосигналы, так как, во-первых, варьирование их параметров возможно производить без изменения состава аппаратных средств приемопередающих устройств, т.е. программно; во-вторых, параметры сигналов оказывают определяющее влияние на качественные характеристики систем связи (помехоустойчивость, энергоэффективность и др.) [1, 2].

В работах [3, 4] в качестве решения данной задачи предлагается технология когнитивного радио (Cognitive Radio), использующая на вторичной основе участки спектра, не занятые в текущий момент службами, за которыми закреплены эти частоты. Однако при применении данной технологии необходимо соответствующее разрешение от органа, регламентирующего использование радиочастот (ГК РФ). Кроме того, существующие системы когнитивного радио производят адаптацию сигналов изменением несущей частоты, мощности радиопередатчика и способа модуляции [4], т.е. использует класс стандартных видов модуляции. Такой подход не позволяет достигнуть многоэшелонированной помехоустойчивости радиолинии, т.к. известные виды модуляции могут быть распознаны с целью генерации имитационных помех.

Таким образом, в условиях ограниченного частотного ресурса или в интересах дальнейшего развития технологии когнитивного радио целесообразно производить синтез радиосигналов для адаптации ИСПИ к радиообстановке, т.е. использовать в том числе и класс нестандартных видов модуляции.

При оптимизации сигнала по одному показателю качества возможно неконтролируемое ухудшение других показателей [5...7]. Поэтому целесообразно производить многокритериальный синтез сигналов, который также позволяет более эффективно использовать ресурсы радиоканала при соответствующих критериях качества [7].

Целью работы является разработка алгоритма синтеза радиосигналов по комбинированному критерию качества, учитывающему отстройку от действующих помех, помехоустойчивость и энергоэффективность.

Общее представление сигналов. Для решения поставленной задачи необходимо, чтобы представление сигналов охватывало как существующие, так и неизвестные виды модуляции. Проведенный анализ сигналов существующих ИСПИ (спутниковых, систем персональной связи и др., см. таблицу 1) показал, что сигналы с различными видами модуляции возможно представить в виде:

$$A(t) = \sum_{i=1}^{N_s} s_{r(i)}(t - iT_s), \quad (1)$$

где $s_{r(i)}$ – элемент канального алфавита, $r(i)$ – процедура кодирования, N_s – количество информационных символов, T_s – символьный интервал.

Таблица 1

№ п/п	Виды модуляции	Каноническое представление
1	PSK – фазовая манипуляция	$\sum_{i=0}^{N_s-1} [\exp(j\varphi_i) p(t - iT_s)]$
2	APSK – амплитудно-фазовая манипуляция	$\sum_{i=0}^{N_s-1} [C_i \exp(j\varphi_i) p(t - iT_s)]$
3	QAM – квадратурная амплитудная модуляция	$\sum_{i=0}^{N_s-1} [C_{Ii} p(t - iT_s) + jC_{Qi} p(t - iT_s)]$
4	FSK – частотная манипуляция	$\sum_{i=0}^{N_s-1} [\exp(j\Delta\omega_i t) p(t - iT_s)]$

Здесь $p(t)$ – вещественный сигнальный импульс, C_i , φ_i – амплитуда и фаза, C_{Ii} , C_{Qi} – амплитуды в синфазном и квадратурном каналах, $\Delta\omega_i$ – отклонение частоты, соответствующее i -му символу.

Также в [2, 8] показано, что в виде (1) могут быть представлены перспективные типы модуляции, такие как FQPSK (Feher-patented quadrature phase-shift keying), EFQPSK (Enhanced FQPSK), CEFQPSK (Constant envelope FQPSK).

Таким образом, представление сигналов в виде (1) является общим для класса сигналов как с современными, перспективными, так и с нестандартными видами модуляции. Причем при фиксированной процедуре кодирования параметры канального алфавита определяют свойства модулированного сигнала, т.е. возможно за счет синтеза соответствующего канального ал-

фавита осуществлять адаптацию ИСПИ к действию помех.

Обоснование целевой функции синтеза сигналов. Для рационального использования ресурсов радиоканала целесообразно применять комбинированный критерий качества, в состав которого входят частные критерии, отвечающие за пропускную способность и отстройку от действующих помех, помехоустойчивость, а также энергоэффективность формируемого сигнала.

Критерий максимума пропускной способности (отстройки от действующих помех). В [9] показано, что для максимизации пропускной способности канала при наличии «небелого» гауссовского шума необходимо выполнение следующего условия:

$$\frac{1}{N(f) + P(f)} + \lambda = 0, \quad \lambda = \text{const}, \quad \lambda < 0,$$

где $P(f)$ – полная мощность передатчика, распределенная по спектру; $N(f)$ – спектральная плотность мощности (СПМ) «небелого» гауссовского шума. Т.е. на частотах, на которых мощность шума мала, мощность сигнала должна быть велика и наоборот. Таким образом, для измеренной СПМ помехи $N(f)$ требуется вычислить «эталонную» СПМ сигнала:

$$G_{opt}(f) = \max_{f \in [F_H, F_B]} [N(f)] - N(f), \quad (2)$$

где $[F_H, F_B]$ – нормированная полоса частот, отведенная для сигнала. При ограниченной энергии синтезируемого сигнала необходимо максимум $G_{opt}(f)$ и максимум энергии канального алфавита нормировать к единице.

Следовательно, для отстройки от действующих помех целесообразно СПМ синтезируемого сигнала G_S устремить к $G_{opt}(f)$, т.е. решить задачу:

$$\min_{S \in \Theta} \{d_2(G_{opt}, G_S)\}, \quad (3)$$

где $d_2(\cdot)$ – расстояние в евклидовой метрике, Θ – класс функций, в пределах которого происходит вычисление оптимального канального алфавита S . Выражение (3) определяет критерий максимизации пропускной способности радиоканала передачи информации в условиях действия аддитивного «небелого» гауссовского шума.

Критерий помехоустойчивости. Как известно [1, 2], собственный шум входных каскадов приемника можно с достаточной для практического применения точностью описать с помощью аддитивного «белого» гауссовского шума (АБГШ).

В [1] доказано, что в условиях АБГШ наи-

большей помехоустойчивостью обладают сигналы, для которых расстояние между элементами канального алфавита максимально в смысле метрики d_2 . Следовательно, при синтезе сигнала для снижения вероятности битовой ошибки из-за действия собственных шумов приемника требуется решить задачу:

$$\max_{k,l=1,M} \{ \langle d_2(s_k, s_l) \rangle \}, \quad (4)$$

т.е. необходимо максимизировать среднеарифметическое из всех возможных попарных расстояний между элементами канального алфавита (s_k, s_l) , измеренных в евклидовой метрике (здесь $\langle \cdot \rangle$ – оператор усреднения по ансамблю, M – количество элементов в канальном алфавите). Целесообразно применять именно среднеарифметическое расстояние, т.к. при использовании минимального расстояния в выражении (4) присутствует чебышевская метрика, из-за которой в задачах оптимизации возникает проблема определения глобального оптимума [7].

Критерий энергоэффективности. Для увеличения коэффициента полезного действия большинство современных усилителей мощности радиопередатчиков работают в нелинейном режиме. Как известно [2], в данном режиме использование сигналов с флуктуациями огибающей энергетически неэффективно. Для количественного измерения показателей энергоэффективности используют пик-фактор Π [2], равный квадратному корню отношения пиковой мощности к средней. С учетом физической сути мгновенной мощности комплексной огибающей радиосигнала $P_{mgn}(t) \geq 0$ и монотонности квадратической функции задача минимизации пик-фактора эквивалентна следующей [10]:

$$\min_S (\max_t P_{mgn}(t) / M[P_{mgn}(t)]), \quad (5)$$

где $M[\cdot]$ – оператор математического ожидания (усреднения по временной реализации).

При этом выражение (5) содержит чебышевскую метрику, что нежелательно в задачах оптимизации, как уже упоминалось выше. В [10] предложено использовать для оценки энергоэффективности квадрат коэффициента вариации мгновенной мощности сигнала:

$$J = \frac{D[P_{mgn}(t)]}{(M[P_{mgn}(t)])^2},$$

где $D[\cdot]$ – оператор вычисления дисперсии.

При адаптации квадрат коэффициента вариации мгновенной мощности сигнала целесообразно вычислять только по элементам канального алфавита, т.е. вместо $J(S)$ использовать

$J_1(S)$. Для проверки адекватности оценки энергоэффективности с помощью $J_1(S)$ проведены предварительные исследования методом имитационного моделирования, результаты которых сведены в таблицу 2.

Здесь сигнал с QPSK ($p_1(t)$) имеет форму элементарного импульса:

$$p_1(t) = \sin(\pi t / T_S), \quad 0 \leq t \leq T_S,$$

а сигнал с QPSK ($p_2(t)$):

$$p_2(t) = \sin^2(\pi t / T_S), \quad 0 \leq t \leq T_S.$$

Анализ полученных результатов показывает, что квадрат коэффициента вариации мгновенной мощности, вычисленный по элементам канального алфавита, имеет, по крайней мере на множестве известных сигналов, монотонную зависимость с пик-фактором соответствующего радиосигнала и, следовательно, может использоваться для характеристики энергоэффективности.

Таблица 2

Вид модуляции	Π^2	J	$J_1(S)$
BPSK	1,000	0,000	0,000
QPSK	1,000	0,000	0,000
QPSK ($p_1(t)$)	2,000	0,500	0,502
QPSK ($p_2(t)$)	2,670	0,944	0,948
QAM-16	1,800	0,320	0,321
APSK-16	1,241	0,175	0,175
FSK-2	1,000	0,000	0,000
Немодулированное колебание	1,000	0,000	0,000

Таким образом, для повышения энергетической эффективности сигнала необходимо решить задачу:

$$\min_{S \in \Theta} \{J_1(S)\}. \quad (6)$$

Скалярное представление целевой функции. Таким образом, задача синтеза радиосигнала сводится к решению многокритериальной задачи оптимизации. Между тем практически все известные математические методы оптимизации применимы к случаю одного критерия качества [11, 12]. Следовательно, целесообразно сведение векторного показателя качества к скалярному. На практике довольно часто [5, 6, 13] применяют способ результирующей целевой функции, как более удобный для использования в методах нелинейного программирования и имеющий возможность прямого определения веса показателей

качества через параметры оптимизации [7]. Результаты, полученные таким методом, не содержат «худших» сигналов, т.е. не требуют дополнительного времени на отсеивание неоптимальных решений. Тогда целевая функция, с учетом выражений (3), (4), (6), имеет следующий вид:

$$k_p(S) = c_1 d_{02}(G_{opt}, G_S) + c_2 / \langle d_{02}(s_k, s_l) \rangle + c_3 J_{01}(S), \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^3 c_i = 1; \quad c_i > 0; \quad c_i = const; \quad s_k, s_l \in S;$$

где c_i – параметры оптимизации, определяющие компромисс между показателями качества; $d_{02}(G_{opt}, G_S)$, $\langle d_{02}(s_k, s_l) \rangle$, $J_{01}(S)$ – частные критерии качества ($d_2(G_{opt}, G_S)$, $\langle d_2(s_k, s_l) \rangle$, $J_1(S)$ соответственно), нормированные к общему динамическому диапазону.

Алгоритм синтеза радиосигналов. На рисунке 1 приведена блок-схема алгоритма многокритериального синтеза сигналов (в соответствии с критерием (7)) для адаптации ИСПИ к изменениям радиообстановки.

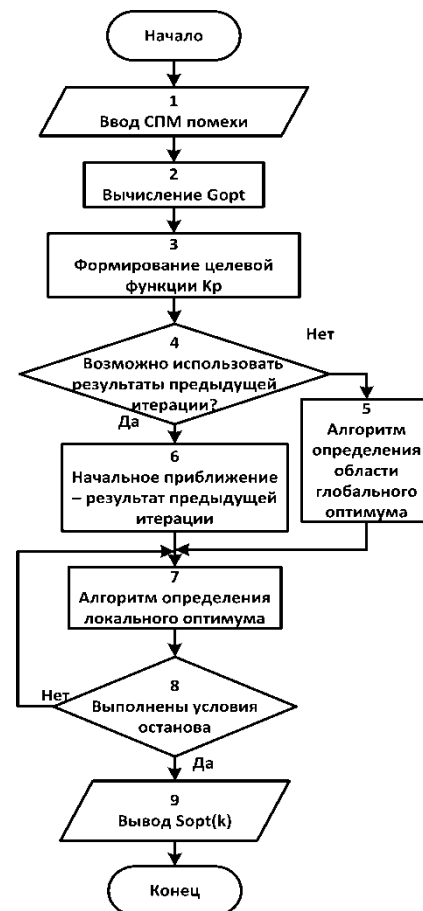


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма синтеза радиосигналов для адаптации ИСПИ

После получения СПИМ помехи вычисляется эталонная СПИМ сигнала согласно выражению (2)

(блок 2). Далее (блок 3) формируется целевая функция в соответствии с выражением (7).

В блоке 4 проверяется условие возможности использования результатов адаптации, достигнутых на предыдущем этапе $S(k-1)$, в качестве начальных условий для текущей итерации. Таким образом, если изменение СПМ помехи на k -й итерации не превышает заданного порога, т.е.:

$$d_2(G_{opt}, G_{S(k-1)}) \leq R, \quad S \in \Theta, \quad R = const, \quad (8)$$

то в качестве начальных условий используют каналный алфавит $S(k-1)$ (считают, что значение $k_p(S(k-1))$ принадлежит области глобального минимума) (блок 6). Если условие (8) не выполняется, в блоке 5 инициализируется алгоритм определения области глобального оптимума, при этом вычисляется минимальное значение целевой функции по набору каналных алфавитов, синтезированных заранее для различных моделей помех.

В блоке 7 определяется локальный оптимум в области глобального (вычисленного в блоке 5 или 6), согласно решающему правилу:

$$k_p(S) \rightarrow \min_{S \in \Theta}. \quad (9)$$

Так как синтез сигналов выполняется для адаптации ИСПИ, при которой необходимо производить минимизацию целевой функции в реальном масштабе времени, целесообразно использовать методы оптимизации, имеющие наибольшую скорость сходимости. При этом необходимо учитывать, что расчет первых и особенно вторых производных целевой функции (7) затруднен из-за ярко-выраженного нелинейного характера. Анализ работ [11, 12] показал, что при вышеприведенных требованиях целесооб-

разно использование квазиньютоновских методов с конечно-разностной аппроксимацией производных.

В блоке 8 проверяются условия останова цикла 7-8: в первую очередь это фактор времени (адаптация не должна длиться дольше определенного промежутка времени), также стандартные критерии останова, такие как [12]: достижение требуемой точности решения; скорость движения к минимуму так упала, что не имеет смысла продолжать оптимизацию; метод начал расходиться или зациклился, т.е.:

$$k_p(S_{k-1}) - k_p(S_k) < \tau_F(1 + |k_p(S_k)|),$$

$$\|S_{k-1} - S_k\| < \sqrt{\tau_F}(1 + \|S_{k-1}\|),$$

$$\|g_k\| \leq \sqrt[3]{\tau_F}(1 + |k_p(S_k)|).$$

Здесь параметр τ_F определяет число правильных разрядов $k_p(S_k)$, которое необходимо получить; g_k – градиент целевой функции на k -й итерации.

В блоке 9 производится вывод оптимизированного каналного алфавита $S_{opt}(k)$. Алгоритм синтеза сигналов для адаптации ИСПИ выполняется при каждом поступлении информации об изменении СПМ действующих помех.

Экспериментальная часть. Для количественного определения энергетического выигрыша при использовании предлагаемого алгоритма синтеза радиосигналов проведено имитационное моделирование по схеме, представленной на рисунке 2, где УВВ – устройство взятия выборки. Здесь приемная часть содержит M каналов (по количеству элементов в каналном алфавите).

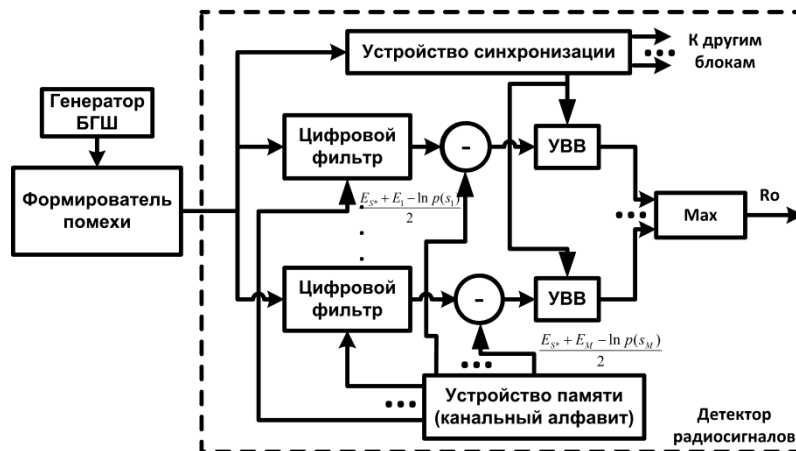


Рисунок 2 – Схема имитационного моделирования для определения энергетического выигрыша

В каждом канале из устройства памяти в цифровой фильтр загружаются коэффициенты, а на вычитающее устройство подается значение

$\frac{E_a + E_k - \ln p(s_k)}{2}$, где E_a, E_k – энергии принятого сигнала и k -го символа за время $[0, T_S]$;

$p(s_k)$ – вероятность передачи s_k элемента канального алфавита.

Устройство синхронизации на основе принятого сигнала тактирует все основные блоки приемника. На выходе блока определения максимума (Max) – наименьшее расстояние между принятым сигналом (помехой) и элементами канального алфавита (R_o), взятое со знаком минус.

На вход детектора подается помеха в виде «небелого» гауссовского шума (ширина спектра составляла 20 % от ширины спектра полезного сигнала; расположение – на нулевой нормированной частоте), при действии которой синтезирован канальный алфавит. Схема поэлементного корреляционного приемника построена по критерию [14]:

$$\max_{k=1, M} \left\{ \operatorname{Re} \int_0^{T_s} a(t) s_k^*(t) dt - \frac{E_a + E_k - \ln p(s_k)}{2} \right\},$$

где $a(t)$ – сигнал на входе детектора, $s_k^*(t)$ – сигнал комплексно-сопряженный для $s_k(t)$.

Энергетический выигрыш определяется как отношение энергий сигналов с выхода схемы, изображенной на рисунке 2, при использовании синтезированного канального алфавита и при канальном алфавите BPSK-сигнала. Кроме того, для оценки эффективности алгоритма синтеза методом имитационного моделирования определялась вероятность битовой ошибки (P_o) от отношения E_b / N_0 .

Методом имитационного моделирования получены зависимости показателей качества от параметров оптимизации, приведенные на рисунке 3. Полученные данные усреднены по 50 реализациям узкополосной гауссовской помехи. Параметр c_2 фиксирован ($c_2 = 0,01$), т.к. шум входных каскадов приемников присутствует во всех ИСПИ и соответственно помехоустойчивость сигналов к воздействию АБГШ является необходимым условием функционирования системы связи.

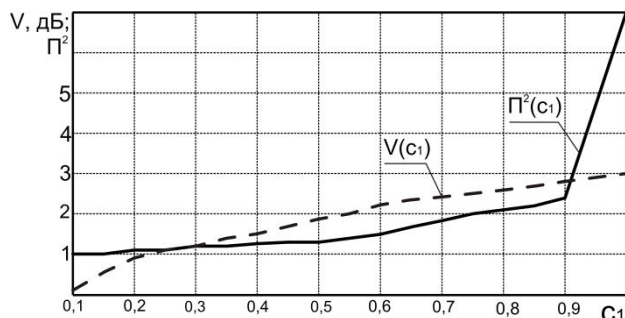


Рисунок 3 – Зависимость показателей качества от параметра оптимизации

Следовательно, возможно варьировать только параметр c_1 , т.к. $c_3 = 1 - c_2 - c_1$. Синтез проводился согласно алгоритму, представленному на рисунке 1, для сигнала с канальным алфавитом из двух элементов (начальные условия: алфавит для BPSK-сигнала).

Из анализа рисунка 3 следует, что при варьировании параметра оптимизации изменяются соответствующие ему показатели качества: энергетический выигрыш – от 0,1 до 2,9 дБ; квадрат пик-фактора – от 1,0 до 7,2. Значение показателей качества при $c_1 = 1$ свидетельствует, что без учета критерия энергоэффективности при синтезе сигнала скачкообразно возрастает квадрат пик-фактора до 7,2 при незначительном увеличении энергетического выигрыша, что подтверждает необходимость использования многокритериальной оптимизации.

На рисунке 4 приведены зависимости вероятности битовой ошибки P_o от отношения E_b / N_0 для сигналов с BPSK и с синтезированным канальным алфавитом (при имитационном моделировании на вход детектора подавалась сумма АБГШ, узкополосной помехи и соответствующего сигнала). Из анализа рисунка 4 следует, что передача данных с помощью сигнала с синтезированным канальным алфавитом обеспечивает выигрыш в помехоустойчивости более чем на 4 дБ, чем с помощью сигнала с BPSK.

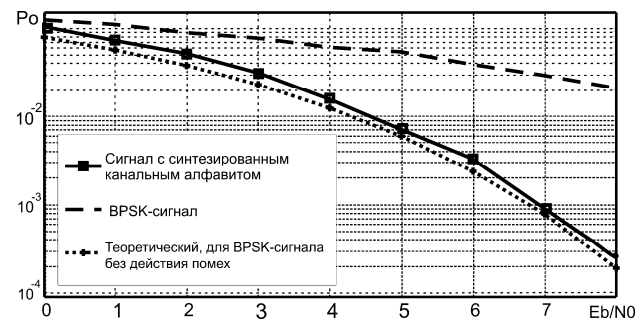


Рисунок 4 – Зависимости вероятности ошибки P_o от отношения E_b / N_0

Заключение. Предложен алгоритм синтеза радиосигналов для адаптации ИСПИ к действующим помехам, использующий комбинированный критерий качества, в состав которого входят частные критерии, отвечающие за пропускную способность и отстройку от действующих помех, помехоустойчивость, а также энергоэффективность формируемого сигнала.

Методом имитационного моделирования показано, что использование разработанного алгоритма позволяет повысить энергетический выигрыш на 0,1...2,9 дБ при уровне флуктуации огибающей (значении пик-фактора) 1,0...2,68. Это обеспечивает выигрыш в помехоустойчиво-

сти более чем на 4 дБ (P_o) при условии действия узкополосной гауссовской помехи.

Приведенные результаты, полученные для сигналов с канальным алфавитом из двух элементов, возможно обобщить для канального алфавита большего объема.

Библиографический список

1. Ямпольский Э.М. Вариационные принципы согласования сигналов с каналом связи. – М.: Радио и связь, 1987. – 136 с.
2. Simon M. K. Bandwidth-efficient digital modulation with application to deep-space communications. – California Institute of Technology. – 2001. – 228 p.
3. Mitola J. Cognitive radio for flexible mobile communications // Mobile Multimedia Communications, 1999. (MoMuC '99) 1999 IEEE International Workshop. – 1999. – P. 3–10.
4. Naykin S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications // Selected Areas in Communications, IEEE Journal. – 2005. – Vol. 23. – P. 201–202.
5. Кириллов С.Н., Крешихин Д.Н. Эффективный алгоритм синтеза сигнально-кодовых конструкций с непрерывной фазой // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2010. №31. С. 3-7.
6. Покровский П.С. Процедура адаптивного к помеховой обстановке синтеза кодовой последовательности OQPSK- и MSK-сигналов для промышленных систем управления // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2010. № 34. С. 43-50.
7. Гуткин Л.С. Оптимизация радиоэлектронных устройств по совокупности показателей качества. – М.: Сов. радио, 1975. – 368 с.
8. Bin T., Yujing S. A constant envelope FQPSK modulation for deep space communications // China communications. December 2006. – P. 50-56.
9. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. – М.: Издательство иностранной литературы, 1963. – 832 с.
10. Покровский П.С. Устойчивая процедура синтеза сигнального созвездия для создания универсальной системы передачи информации. // Информационные технологии: межвузовский сборник научных трудов. Рязань: РГРТУ, 2011. – С. 122-126.
11. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование: пер. с англ. – М.: Мир, 1975. – 536 с.
12. Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. Практическая оптимизация. – М.: Мир, 1985. – 510 с.
13. Кириллов С.Н., Покровский П.С., Звенигородский Ю.В. Синтез фазоманипулированных радиосигналов для радиолокационных систем мониторинга околоземного космического пространства // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2012. № 41. С. 7-10.
14. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Том 1. – М.: Сов. радио, 1972. – 744 с.

УДК 621.372.54

А.Ю. Линович

СТРУКТУРНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ПОДСИСТЕМЫ АНАЛИЗА В АДАПТИВНЫХ СИСТЕМАХ С МНОГОСКОРОСТНОЙ ОБРАБОТКОЙ СИГНАЛОВ

Рассмотрены вопросы структурной оптимизации многоканальных фильтров с прореживанием по времени. Приводится общая постановка задачи оптимального проектирования цифровых цепей на основе информационного критерия качества. Мера количества информации вводится через дивергенцию Кульбака – Лейблера. Приводятся результаты имитационного моделирования, выполненного для сети распределённых датчиков сбора информации, подтверждающие ряд преимуществ предложенного подхода.

Ключевые слова: многоскоростная обработка сигналов, информация, дивергенция, метод максимума энтропии.

Введение. Постановка задачи оптимального проектирования цифровых фильтров с прореживанием по времени и её дальнейшая формализация применительно к цифровым сигнальным процессорам подробно описаны в [1]. Главное отличие представленного ниже исследования состоит в замене минимаксного критерия оценки оптимальности информационным критерием.

Предпочтение последнего объясняется наличием принципиальных преимуществ [2] информационного подхода по сравнению с линейными методами. Во-первых, такой подход значительно повышает разрешающую способность, достигаемую при восстановлении спектральных особенностей сигнала. Во-вторых, с его помощью можно извлекать достаточно полную информа-

цию при сильно ограниченных данных, получаемых в результате измерений. В-третьих, он обладает высокой устойчивостью по отношению к шумам и неточностям измерений.

Метод максимума энтропии (ММЭ), рассматриваемый в предлагаемой статье, широко распространён в теории информации. Для систем с многоскоростной обработкой сигналов его необходимо модифицировать таким образом, чтобы учесть преобразования частоты дискретизации сигналов, а также многоканальность большинства таких систем. Сложность применения ММЭ связана с наложениями спектров цифровых сигналов, возникающих при выполнении операций вторичной дискретизации (децимации) и интерполяции.

Характерной чертой информационных методов анализа является нелинейность восстанавливающего алгоритма. Алгоритм в таких случаях, как правило, строится по итеративному принципу, что обуславливает необходимость выполнения значительного объёма вычислений. Оптимизация по вычислительным затратам и поиск эффективных упрощённых алгоритмов, безусловно, являются важной задачей, но в рамках данной статьи этот вопрос не может быть подробно изложен.

Следует заметить, что представленное ниже исследование ограничивается рассмотрением стационарного в широком смысле случайного процесса, подчиняющегося нормальному закону распределения. Это связано в первую очередь с тем, что для таких процессов удаётся получить наиболее простые математические выражения. Кроме того, в большинстве практических приложений приходится иметь дело именно с такими процессами (при введении некоторых приближений и допущений).

Цель работы – теоретическое обоснование алгоритма поиска оптимальной структуры много-канальной адаптивной системы с многоскоростной обработкой сигналов на основе информационного критерия; экспериментальная проверка работоспособности предлагаемого подхода методом имитационного моделирования.

Обобщение метода максимума энтропии на случай многоскоростной обработки сигналов. Во многих прикладных задачах принимаемый сигнал $x(n)$ представляет собой стационарный в широком смысле случайный процесс, подчиняющийся закону распределения Гаусса. Статистическая информация содержится в спектральной плотности мощности (СПМ) этого сигнала $P_x(e^{j\omega})$: поскольку, зная $P_x(e^{j\omega})$, можно найти плотность вероятности сигнала $x(n)$, которая полностью определяет статистические свойства

данного сигнала. Равносильным данному можно считать утверждение о том, что информация содержится в автокорреляционной функции (АКФ) $R_x(n)$, так как между $P_x(e^{j\omega})$ и $R_x(n)$ существует однозначная взаимосвязь.

Ситуацию, в которой невозможно получить никаких сведений о статистических свойствах сигнала $x(n)$, кроме оговоренных выше предположений, условимся называть состоянием «полного отсутствия информации»: количество информации в данном случае равно нулю. Если имеет место полное отсутствие информации, то, основываясь на принципе максимума энтропии (см. ниже), будем предполагать, что сигнал $x(n)$ имеет постоянную СПМ во всём диапазоне рабочих частот, то есть является белым шумом с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией. Следовательно, в состоянии полного отсутствия информации $P_x(e^{j\omega}) = \bar{P}_x = \text{const}$, то есть

$$P_x(e^{j\omega}) \stackrel{\Delta}{=} 1 \quad \forall \omega \in (-\pi, \pi], \quad (1)$$

где \bar{P}_x – СПМ белого шума с единичной дисперсией и нулевым математическим ожиданием.

Следует заметить, что ограничения, наложенные здесь на математическое ожидание и дисперсию шума, часто встречаются в теории информации. Хотя в общем случае ограничение дисперсии записывается в форме нестрогого неравенства. Например, в [3] ограничение (1) представлено в форме $P_x(e^{j\omega}) \leq P_{\text{макс}}$.

Если полученной в эксперименте информации достаточно, чтобы безошибочно определить $P_x(e^{j\omega})$ для $x(n)$, то будем говорить о наличии «полной информации». Количество информации в данном случае определяется как

$$I(x) \stackrel{\Delta}{=} D(P_x \| \bar{P}_x).$$

где $D(P_x \| \bar{P}_x)$ – информационная дивергенция [4] P_x от \bar{P}_x (дивергенция Кульбака – Лейблера [5, 6]). Заметим, что информационная дивергенция не является расстоянием на пространстве распределений вероятностей, поскольку она не симметрична.

При отображении на графике состояния «полной информации» и «полного отсутствия информации» представляют собой два предельных случая: нижний и верхний пределы на шкале количества информации $I(x)$.

Учитывая, что для случайного процесса $x(n)$, имеющего нормальное распределение, энтропия $H(x)$ выражается [3, 7, 8] через $P_x(e^{j\omega})$ как

$$H(x) = \frac{1}{2} \ln 2\pi + \frac{1}{2} + \frac{1}{4\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \ln P_x(e^{j\omega}) d\omega,$$

а информационная дивергенция $D(P_2 \| P_1)$ определяется выражением

$$D(P_2 \| P_1) = \frac{1}{4\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\frac{P_2(e^{j\omega})}{P_1(e^{j\omega})} - \ln \frac{P_2(e^{j\omega})}{P_1(e^{j\omega})} - 1 \right) d\omega,$$

находим

$$H(x) + I(x) = c,$$

где константа $c = \frac{1}{2} \ln 2\pi + \frac{1}{2}$.

Заметим, что количество информации $I(x)$ не может быть отрицательной величиной, в то время как энтропия может принимать отрицательные значения (вплоть до $-\infty$).

Идея принципа максимума энтропии как метода решения широкого круга физических задач при неполной информации была высказана в общем виде Э.Т. Джейнсом [9, 10] в 1957 году в работах, посвящённых термодинамике. Затем этот принцип был конкретизирован Дж. Бергом применительно к анализу временных рядов. ММЭ противодействует неустойчивости обратных решений за счёт выбора максимально выработанной оценки объекта, удовлетворительно согласующейся с экспериментальными данными. По своей природе метод предназначен для восстановления неотрицательных объектов [11]. Подробное описание ММЭ можно найти в [12]. Основная идея ММЭ состоит в выборе такого спектра, который соответствует наиболее случайному (наименее предсказуемому) временно-му ряду [7]. Данная идея связана с наложением наименьших ограничений на известные значения АКФ.

Не останавливаясь на классическом варианте ММЭ, приведём формализованное описание модифицированного подхода, позволяющего обобщить ММЭ на случай многоскоростной обработки сигналов.

Пусть подсистема анализа представлена в прямой параллельной форме [1, 13] и содержит M каналов, в которых установлены цифровые фильтры анализа $H_0(j\omega), H_1(j\omega), \dots, H_{M-1}(j\omega)$ и компрессоры частоты дискретизации с коэффициентами децимации v_0, v_1, \dots, v_{M-1} (рисунок 1).

Входной сигнал $x(n)$ разбивается фильтрами анализа на M вторичных сигналов $x_{Д,0}(n), x_{Д,1}(n), \dots, x_{Д,M-1}(n)$, каждый из которых содержит некоторую часть спектра сигнала $x(n)$. Затем частота дискретизации в каждом канале понижается в соответствующее число раз: v_0, v_1, \dots, v_{M-1} . В итоге на выходе многоканальной подсистемы имеем M сигналов $x_0(k_0), x_1(k_1), \dots, x_{M-1}(k_{M-1})$, определённых на пониженных частотах дискретизации.

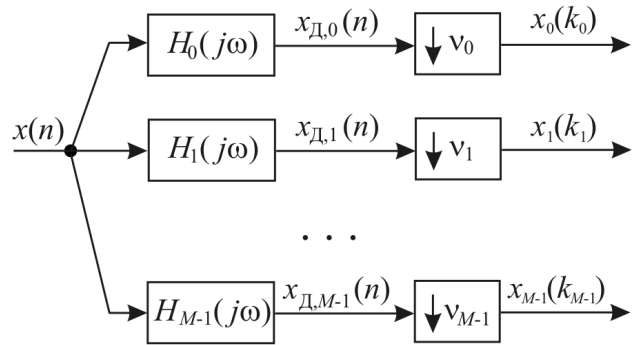


Рисунок 1 – Прямая параллельная форма построения M -канальной подсистемы анализа

Для упрощения записи формул ограничимся частным случаем: будем считать, что частоты дискретизации на выходах всех каналов одинаковы, то есть $v_0 = v_1 = \dots = v_{M-1}$.

Предположим, что для каждого вторичного сигнала известны первые $N_{ак}$ отсчётов АКФ $R_{x,m}(k), k \in \{0, 1, \dots, N_{ак}-1\}, m \in \{0, 1, \dots, M-1\}$. Следует заметить, что в силу симметрии АКФ достаточно рассмотреть только отсчёты с положительными номерами. Среди всех возможных СПМ $P_x(e^{j\omega}) \in \Psi$ требуется выбрать СПМ $P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega})$, отвечающую условию:

$$P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega}) = \arg \max H(P_x(e^{j\omega})). \quad (2)$$

Допустимое множество функций Ψ определяется как

$$\Psi = \left\{ P_x(e^{j\omega}) : \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} P_x(e^{j\omega}) G_m(e^{j\omega}) e^{jN_m k \omega} d\omega = \\ = \rho_m(k) \forall \rho_m(k) \in \Gamma; \\ P_x(e^{j\omega}) \in L^1(-\pi, \pi); \\ P_x(e^{j\omega}) \geq 0. \end{cases} \right.$$

Здесь использованы следующие обозначения: $G_m(z) = H_m(z)H_m(z^{-1})$, а $\Gamma = \{\rho_m(k) : m = 0, 1, \dots, M-1, k = 0, 1, \dots, N_{ак}-1\}$ – множество известных коэффициентов АКФ $R_{x,m}(k)$, соответствующих сигналам $x_0(k), x_1(k), \dots, x_{M-1}(k)$, определённым на пониженных частотах дискретизации. Если решение задачи (2) на множестве Ψ существует, то оно может быть представлено в форме

$$P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega}) = \frac{1}{\sum_{m=0}^{M-1} G_m(e^{j\omega}) F_m(e^{jN_m k \omega})},$$

где

$$F_m(z) = \sum_{k=-(N_{ак}-1)}^{N_{ак}-1} 2\lambda_{m,k} z^{-k}, \quad (3)$$

а коэффициенты $\lambda_{m,k}$ передаточной функции $F_m(z)$ выбираются таким образом, чтобы для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ и $k = 0, 1, \dots, N_{ак}-1$ выполнялось условие

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\frac{G_m(e^{j\omega}) e^{jN_m k \omega}}{\sum_{l=0}^{M-1} G_l(e^{j\omega}) F_l(e^{jN_l k \omega})} \right) d\omega = \rho_m(k). \quad (4)$$

Поскольку СПМ является по определению вещественной функцией, то $\lambda_{m,k} = \lambda_{m,-k}$, то есть в формировании $F_m(z)$ участвует всего $N_{ак}$ независимых множителей Лагранжа. Кроме того, (4) можно переписать в виде

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\frac{|H_m(e^{j\omega})|^2 e^{jN_m k \omega}}{\sum_{l=0}^{M-1} |H_l(e^{j\omega})|^2 F_l(e^{jN_l k \omega})} \right) d\omega = \rho_m(k).$$

В большинстве практически решаемых задач из-за неточности получаемых оценок невозможно найти такие $F_m(z)$, при которых (3) выполняется для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ и $k = 0, 1, \dots, N_{ак}-1$. В этом случае Ψ оказывается пустым множеством, вследствие чего требуется ослабить выдвинутые ранее требования и перейти к поиску псевдорешения, определяемого по критерию минимума среднего квадрата невязки. В итоге получаем следующую формулировку задачи: необходимо найти такие $\lambda_{m,k}$ и соответствующие им функции $F_m(z)$, определяемые (3), при которых достигается минимума критерий

$$J_{инф} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N_{ак}-1} \left(\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \left(\frac{|H_m(e^{j\omega})|^2 e^{jN_m k \omega}}{\sum_{l=0}^{M-1} |H_l(e^{j\omega})|^2 F_l(e^{jN_l k \omega})} \right) d\omega - \rho_m(k) \right)^2. \quad (5)$$

Алгоритм решения поставленной задачи приводится в таблице 1.

Пусть $P_x^{N_{ак}}(e^{j\omega}) \subset \Psi$ – подмножество всех СПМ, для которых первые $N_{ак}$ коэффициентов АКФ $R_{x,m}(k)$, $k \in \{0, 1, \dots, N_{ак}-1\}$, совпадают с соответствующими коэффициентами АКФ спектральных компонент $x_0(k), x_1(k), \dots, x_{M-1}(k)$, определённых на пониженной частоте дискретизации. Алгоритм поиска оптимального решения на основе критерия максимума энтропии, описанный в таблице 1, позволяет выбрать из бесконечного множества допустимых СПМ $P_x^{N_{ак}}(e^{j\omega})$ единственную СПМ $P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega})$, которая является оптимальным решением задачи.

Однако непосредственная реализация на компьютере с использованием численных методов данного алгоритма в том виде, который представлен в таблице 1, часто приводит к неправильным решениям. Причиной возникающих

ошибок является плохая обусловленность при выполнении интегрирования на шаге 2. Для обеспечения устойчивости следует модифицировать алгоритм на шаге 2, для чего можно воспользоваться факторизацией по методу Фейера [14].

Таблица 1 – Алгоритм поиска оптимального решения по критерию (5)

Шаг	Выполняемое действие
1	Формирование матрицы множителей Лагранжа: $\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_{0,0} & \lambda_{0,1} & \dots & \lambda_{0,N_{ак}-1} \\ \lambda_{1,0} & \lambda_{1,1} & \dots & \lambda_{1,N_{ак}-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \lambda_{M-1,0} & \lambda_{M-1,1} & \dots & \lambda_{M-1,N_{ак}-1} \end{bmatrix}^T$
2	Формирование вспомогательных функций: $g_{m,k}(\mathbf{\Lambda}) = \frac{1}{2\pi} \times \int_{-\pi}^{\pi} \frac{ H_m(e^{j\omega}) ^2 e^{jN_m k \omega}}{\sum_{l=0}^{M-1} H_l(e^{j\omega}) ^2 \left(\sum_{l_2=0}^{N_{ак}-1} \lambda_{l_1 l_2} \cos(N_{l_1} \omega) \right)}$
3	Нахождение $\mathbf{\Lambda}_0 = \arg \min J(\mathbf{\Lambda})$ для $J(\mathbf{\Lambda}) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N_{ак}-1} (g_{m,k}(\mathbf{\Lambda}) - \rho_m(k))^2$
4	Вычисление оптимальной СПМ: $P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega}) = \frac{1}{\sum_{m=0}^{M-1} H_m(e^{j\omega}) ^2 \left(\sum_{k=0}^{N_{ак}-1} \lambda_{m,k}^{опт} \cos(N_m \omega) \right)}$, где $\lambda_{m,k}^{опт}$ – элементы матрицы $\mathbf{\Lambda}_0$, найденные на шаге 3

Учитывая симметричный вид АКФ вещественных сигналов, а также принимая во внимание факторизацию по методу Фейера [14], передаточные функции $F_m(z)$ в (3) удобно представить в форме

$$F_m(z) = A_m(z) A_m(z^{-1}), \quad (6)$$

где $A_m(z) = \sum_{k=0}^{N_{ак}-1} \lambda_{m,k} z^{-k}$.

Ограничение, накладываемое переходом к (6), сужает множество допустимых решений задачи, но гарантирует, что $F_m(z)$ получится положительно определённой, а следовательно, $P_{x,опт}^{N_{ак}}(e^{j\omega}) \geq 0$.

Теперь шаг 2 предложенного выше алгоритма (таблица 1) можно реализовать на компьютере с помощью следующей последовательности действий.

1. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ найти $A_m(z) = \sum_{k=0}^{\Delta N_{\text{ак}}-1} \lambda_{m,k} z^{-k}$, где $k = 0, 1, \dots, N_{\text{ак}}-1$.
2. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ получить $B_m(z) = H_m(z)A_m(z^{N_m})$.
3. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ получить $C_m(z) = B_m(z)B_m(z^{-1})$.
4. Объединить все каналы ($m = 0, 1, \dots, M-1$): $D(z) = \sum_{m=0}^{M-1} C_m(z)$.
5. Найти импульсную характеристику $d(n)$ для $D(z)$.
6. Рассчитать такой ряд $e(n)$, для которого $d(n) = e(n) * e(-n)$.
7. Получить искомую передаточную функцию АР-модели в форме:

$$E(z) = \frac{1}{\sum_{n=0}^{n_{\text{макс}}} e(n)z^{-n}},$$

где $n_{\text{макс}}$ – некоторый выбранный предел, обусловленный невозможностью вычислить на компьютере последовательность бесконечно большой длины.

8. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ получить $U_m(z) = E(z)H_m(z)$.
9. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ по известным $U_m(z)$ найти импульсные характеристики $u_m(k)$, где $k = 0, 1, \dots, N_{\text{ак}}-1$.
10. Для всех $m = 0, 1, \dots, M-1$ получить $g_{m,k}(\Lambda) = \sum_{i=-i_{\text{макс}}}^{i_{\text{макс}}} u_m(i)u_m(N_m k + i)$, где $k = 0, 1, \dots, N_{\text{ак}}-1$.

Благодаря описанному выше принципу максимума энтропии и введённому затем алгоритму поиска оптимального решения на основе данного принципа, количество информации, содержащееся в спектральных составляющих $x_0(k), x_1(k), \dots, x_{M-1}(k)$ на выходе подсистемы анализа, можем определить как предел информационной дивергенции при $N_{\text{ак}} \rightarrow \infty$:

$$I(x_0, x_1, \dots, x_m) \stackrel{\Delta}{=} \lim_{N_{\text{ак}} \rightarrow \infty} D(P_{x, \text{опт}}^{N_{\text{ак}}} \| \bar{P}_x).$$

Введённое определение даёт возможность численно оценить долю каждой компоненты спектра в общем объёме получаемой информации, а также сравнить количество информации, поступающей по разным каналам подсистемы анализа.

Математическая формализация задачи оптимального проектирования применительно к структурной оптимизации по информационному критерию. В приведённых далее формулировках (7) и (8) воспользуемся обозна-

чениями, принятыми в [1].

Пусть ACS – математический оператор, принадлежащий некоторому выбранному подклассу цифровых цепей G_{ACS}^P , являющемуся подмножеством класса нерекурсивных многоканальных фильтров с прореживанием по времени (МФПВ) G_{ACS} , и позволяющий выполнять линейное преобразование пространства входных сигналов МФПВ в пространство выходных реакций с заданной точностью. Пусть оператор ACS имеет представление \overline{ACS}_P и при его реализации требуется $V(G_{ACS}^P, ACS)$ вычислительных затрат в единицу времени, $Q(G_{ACS}^P, ACS)$ ячеек памяти и вносится собственный шум с дисперсией $D(G_{ACS}^P, ACS)$.

Прямая задача [1] оптимального проектирования МФПВ заключается в выборе такой совокупности (подмножества) каналов или такой последовательности каналов МФПВ, при которой обеспечивается получение наибольшего объёма собираемой информации при ограниченном числе каналов:

$$\begin{cases} \hat{I}(\Xi_{\xi}; N_{\text{ак}}) \rightarrow \max_{1 \leq \xi \leq M^2-1}; \\ V(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \leq T_{\text{доп}}; \\ Q(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \leq Q_{\text{доп}}; \\ D(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \leq D_{\text{доп}}. \end{cases} \quad (7)$$

Здесь Ξ_{ξ} – подмножество каналов подсистемы анализа, элементами которого являются порядковые номера выбранных каналов МФПВ. Всего при наличии M каналов можно выбрать $M^2 - 1$ различных комбинаций. Если все возможные комбинации последовательно пронумеровать натуральными числами, то порядковый номер ξ будет изменяться в пределах от 1 до $M^2 - 1$. $\hat{I}(\Xi_{\xi}; N_{\text{ак}})$ в (7) – оценка количества информации, содержащейся в каналах из подмножества Ξ_{ξ} , получаемая экспериментально при $N_{\text{ак}}$ известных коэффициентах АКФ.

Обратную задачу оптимального проектирования можно сформулировать следующим образом: в классе нерекурсивных МФПВ G_{ACS} найти подкласс $G_{ACS}^P \subset G_{ACS}$ и оператор $ACS \in G_{ACS}^P$, имеющий представление \overline{ACS}_P , такие, при которых

$$\begin{cases} V(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \rightarrow \min_{G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P}; \\ \hat{I}(\Xi_{\xi}; N_{\text{ак}}) \geq I_{\text{доп}}; \\ Q(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \leq Q_{\text{доп}}; \\ D(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P) \leq D_{\text{доп}}. \end{cases} \quad (8)$$

В качестве целевой функции обратной задачи выбирается объём вычислительных затрат на реализацию в реальном времени оператора ACS цифровой цепи, а количество получаемой информации относится к ограничивающим факторам.

В приведённых выше формулах $I_{\text{доп}}$, $V_{\text{доп}}$, $Q_{\text{доп}}$ и $D_{\text{доп}}$ – ограничения, наложенные на количество информации, объём вычислительных затрат, объём памяти, уровень дисперсии собственного шума на выходе системы, реализующей оператор ACS в подклассе $G_{\text{ACS}}^{\text{P}}$.

Сеть распределённых датчиков сбора информации как пример многоканального фильтра с прореживанием по времени. Для определённости постановку задачи оптимизации структуры МФПВ на основе информационного критерия рассмотрим на примере сети распределённых датчиков сбора информации (СРД).

Одной из важных прикладных задач цифровой обработки сигналов является задача оценивания сигнала по результатам измерений, получаемым с помощью СРД. Множество разнесённых в пространстве датчиков, каждый из которых представляет собой узел сети, позволяет контролировать некоторый процесс посредством измерения его параметров с разных позиций, разнесённых в пространстве. Каждый отдельно взятый датчик обладает неполной и некоторым образом искажённой информацией о контролируемом процессе. Однако совместный учёт информации, поступающей от разных датчиков, позволяет получить более точную оценку, что и представляется основным достоинством данного подхода.

Имеется много вариантов практического использования СРД, получивших широкое распространение. Например, при проведении военных операций сеть датчиков позволяет собирать информацию о перемещениях боевой силы противника, необходимую для составления картины боевых действий. Кроме этого, СРД применяются в задачах мониторинга окружающей среды, в биомедицинских приложениях, в системах промышленной автоматизации, в системах транспортировки и т.д.

Каждый узел СРД конструктивно представляет собой законченное устройство, способное функционировать независимо от других узлов сети. Собираемые данные могут нести в себе самую разную информацию: существуют СРД, выполняющие сбор видео- и аудиоинформации, измеряющие температуру, влажность и другие характеристики окружающей среды.

Для упрощения приводимых далее рассуждений ограничимся ситуацией, в которой разне-

сённые в пространстве датчики собирают сведения о единственном источнике информации. Задача заключается в получении наиболее точных сведений об источнике информации по результатам измерений, выполненных отдельными датчиками, каждый из которых принимает сигнал от источника информации в искажённом виде. Кроме того, ограничимся линейными искажениями: будем считать, что искажается спектр сигнала и присутствует аддитивный шум. Датчики работают на пониженных частотах дискретизации, что не позволяет каждому отдельно взятому датчику анализировать весь спектр наблюдаемого процесса.

Пусть измеряемый процесс представляет собой аналоговый сигнал $x(t)$. И пусть информация о сигнале $x(t)$ собирается сетью, состоящей из M датчиков. Каждый датчик выполняет аналого-цифровое преобразование и передаёт полученные цифровые данные по радиоканалу (рисунок 2): Tx – цифровой радиопередатчик, Rx – цифровой радиоприёмник. Подсистема централизованного сбора и обработки информации на основе цифровых данных $x_0(k_0)$, $x_1(k_1)$, ..., $x_{M-1}(k_{M-1})$, поступающих от узлов СРД, формирует цифровой сигнал $y(n)$, определённый на частоте $f_{\text{кв}}$.

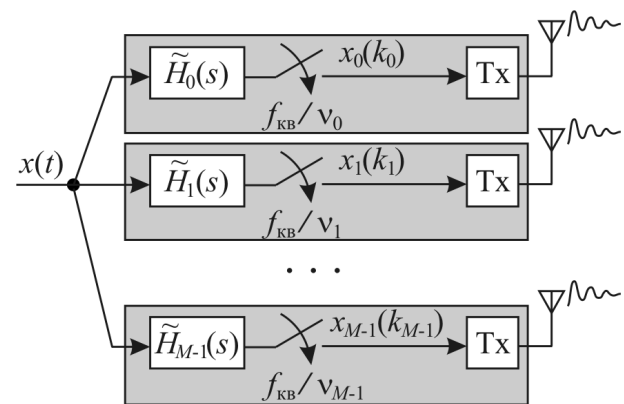


Рисунок 2 – Схема организации СРД при наличии единственного источника информации

Сигнал $x(t)$, распространяясь от источника информации к датчикам, претерпевает искажения. Дискретизация поступающих на входы датчиков сигналов происходит в разные моменты времени: датчики работают несинхронно. Сигналы, поступающие от датчиков, могут быть определены на пониженных частотах дискретизации: $f_{\text{кв}}/v_0$, $f_{\text{кв}}/v_1$, ..., $f_{\text{кв}}/v_{M-1}$. Если спектр сигнала $x(t)$ ограничен верхней частотой $f_{\text{кв}}/2$, то, согласно теореме Котельникова, дискретизация на частотах, меньших $f_{\text{кв}}$, неизбежно приводит к эффекту наложения спектра измеряемого сигнала и потере информации. Точнее говоря, информация в СРД «рассеивается» по множеству узкополос-

ных каналов. Однако если моменты времени, в которые производится дискретизация сигналов разными датчиками, не совпадают (или имеет место значительный разброс задержек в распространении $x(t)$ от источника информации к входам АЦП датчиков), то учёт фазовых сдвигов позволяет восстановить спектр сигнала $x(t)$ на частоте $f_{кв}$. Информация в данном случае извлекается с помощью линейной комбинации узкополосных сигналов $x_0(k_0), x_1(k_1), \dots, x_{M-1}(k_{M-1})$.

Для учёта дисперсии задержек и спектральных искажений, возникающих в процессе распространения сигнала $x(t)$ от источника информации к датчикам, при построении математической модели системы удобно воспользоваться набором аналоговых фильтров $\tilde{H}_0(s), \tilde{H}_1(s), \dots, \tilde{H}_{M-1}(s)$, установленных на входах датчиков (с соответствующими порядковыми номерами). На выходах фильтров установлены элементы дискретизации (на рисунке 2 рядом с элементами дискретизации указаны частоты дискретизации). Предполагается, что передача цифровых данных – сигналов $x_0(k_0), x_1(k_1), \dots, x_{M-1}(k_{M-1})$ – от узлов СРД к подсистеме централизованного сбора и обработки информации осуществляется без искажений. После сбора информации выполняется адаптивная обработка сигналов $x_0(k_0), x_1(k_1), \dots, x_{M-1}(k_{M-1})$ с объединением их в результирующий цифровой сигнал $y(n)$. Подсистема синтеза одновременно с объединением сигналов повышает частоту дискретизации сигнала до $f_{кв}$ [1].

Хотя подсистема анализа на схеме СРД в явном виде отсутствует, формальный переход на уровне математической модели к подсистеме анализа с классической структурой [1] позволяет упростить дальнейшие рассуждения. Если установить (теоретически) элементы дискретизации на входах аналоговых фильтров, а сами аналоговые фильтры заменить цифровыми фильтрами с передаточными функциями $H_0(j\omega), H_1(j\omega), \dots, H_{M-1}(j\omega)$, то множество датчиков, входящих в состав СРД, можно представить в контексте представленной здесь постановки задачи в форме подсистемы анализа, изображённой на рисунке 1. Таким образом, задача сбора информации о процессе $x(t)$ сетью датчиков математически может быть сведена к задаче построения МФПВ. Фильтры анализа $H_0(j\omega), H_1(j\omega), \dots, H_{M-1}(j\omega)$ учитывают совокупное влияние следующих факторов:

1. Каждый датчик вносит в измеряемый сигнал частотно-селективные искажения.

2. Поступающие от источника информации к датчикам сигналы несут в себе амплитудные,

фазовые и частотно-селективные искажения, внесённые в них средой, в которой они распространяются.

3. В самих датчиках может выполняться предварительная цифровая или аналоговая обработка (фильтрация и другие линейные преобразования).

Блоки децимации, установленные на выходах фильтров анализа, могут учитывать следующие ограничения:

1. Частоты дискретизации блоков АЦП, входящих в состав датчиков, ниже частоты $f_{кв}$, с которой необходимо наблюдать сигнал $y(n)$ на выходе подсистемы централизованного сбора и обработки информации.

2. Пропускная способность каждого из радиоканалов недостаточна, чтобы обеспечить по нему передачу потока информации, необходимого для отображения сигнала $y(n)$ с частотой $f_{кв}$.

3. Вычислительные ресурсы каждого из датчиков недостаточны, чтобы выполнить все операции предварительной обработки сигнала, необходимые для отображения сигнала $y(n)$ с частотой $f_{кв}$.

Экспериментальная часть. Для проверки предложенного подхода проводилось компьютерное моделирование.

СРД, состоящая из 4 датчиков, была заменена эквивалентной схемой подсистемы анализа (рисунок 1). Предполагалось, что передаточные функции всех фильтров анализа известны и имеют следующий вид:

$$H_0(z) = (0,0753 + 0,1656 z^{-1} + 0,2053 z^{-2} + 0,1659 z^{-3} + 0,0751 z^{-4}) / (1 - 0,8877 z^{-1} + 0,6738 z^{-2} - 0,1206 z^{-3} + 0,0225 z^{-4}),$$

$$H_1(z) = (0,4652 - 0,1254 z^{-1} - 0,3151 z^{-2} + 0,0975 z^{-3} - 0,0259 z^{-4}) / (1 - 0,6855 z^{-1} + 0,3297 z^{-2} - 0,0309 z^{-3} + 0,0032 z^{-4}),$$

$$H_2(z) = (0,3732 - 0,8648 z^{-1} + 0,7139 z^{-2} - 0,1856 z^{-3} - 0,0015 z^{-4}) / (1 - 0,5800 z^{-1} + 0,5292 z^{-2} - 0,0163 z^{-3} + 0,0107 z^{-4}),$$

$$H_3(z) = (0,1931 - 0,4226 z^{-1} + 0,3668 z^{-2} - 0,0974 z^{-3} - 0,0405 z^{-4}) / (1 + 0,2814 z^{-1} + 0,3739 z^{-2} + 0,0345 z^{-3} - 0,0169 z^{-4}).$$

Амплитудно-частотные характеристики (АЧХ) фильтров показаны на рисунке 3.

Коэффициенты децимации всех каналов были равны 4.

Для удобства на рисунке 3 в том же масштабе по осям показана СПМ сигнала $x(n)$, который был получен в результате обработки стационарного в широком смысле нормального случайного процесса низкочастотным фильтром, рассчитанным методом Юла-Уолкера в «MATLAB»:

$[b,a] = \text{yulewalk}(10, [0.5 \ 8 \ 1], [1 \ 1 \ 0 \ 0])$.

Результаты экспериментально найденных оценок количества информации $\hat{I}(\Xi_\xi; N_{\text{ак}})$ для разных сочетаний активных каналов Ξ_ξ при использовании $N_{\text{ак}} = 4$ коэффициентов АКФ (в каждом канале) для выбранного 4-канального МФПВ (рисунок 3) представлены в таблице 2.

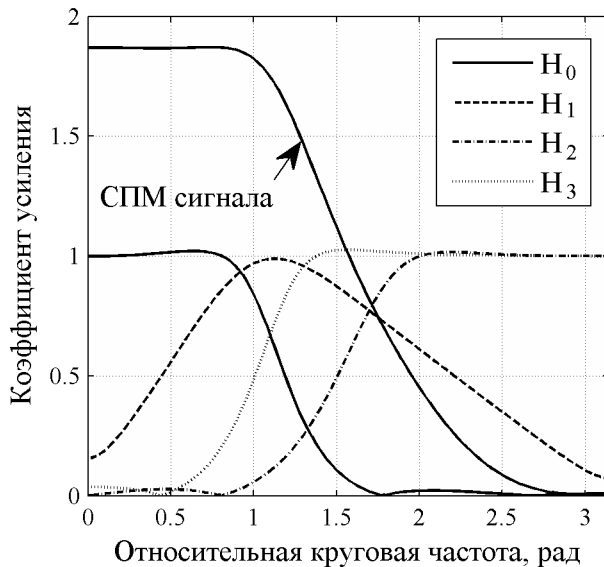


Рисунок 3 – АЧХ фильтров подсистемы анализа

Результаты содержат погрешности, обусловленные понижением частоты дискретизации и ограничением длины (усечением) АКФ. В целом прослеживается динамика, указывающая на то, что в данном эксперименте наиболее информативными являются каналы 1 и 2, тогда как каналы 3 и 4 в случае их учёта вносят большую погрешность.

Таблица 2 – Результаты экспериментальной оценки количества информации

Комбинации активных каналов Ξ_ξ	Оценка количества информации $\hat{I}(\Xi_\xi; N_{\text{ак}})$
0	0,1044
1	0,0429
2	0,0101
3	0,0101
0 и 1	0,3637
0 и 2	0,1416
0 и 3	0,1528
1 и 2	0,1175
1 и 3	0,2278
2 и 3	0,0100
0, 1 и 2	0,2440
0, 1 и 3	0,1419
0, 2 и 3	0,3433
1, 2 и 3	0,3205
0, 1, 2, 3	0,3231

Решение прямой задачи оптимального про-

ектирования удобно выполнить методом прямого перебора, так как для 4 каналов выбор осуществляется среди 15 комбинаций. Начиная с комбинации, соответствующей наибольшему значению $\hat{I}(\Xi_\xi; N_{\text{ак}})$, и далее в порядке убывания $\hat{I}(\Xi_\xi; N_{\text{ак}})$ выполняется поиск такой комбинации каналов МФПВ, при которой выполняются ограничения-неравенства задачи (7).

Обратную задачу (8) решить немного сложнее. Требуется для всех допустимых $\hat{I}(\Xi_\xi; N_{\text{ак}})$ найти реализацию оператора \overline{ACS}_P , обеспечивающую достижение минимальных вычислительных затрат $V(G_{ACS}^P, \overline{ACS}_P)$. Вопросы измерения объёма вычислительных затрат, объёма памяти и уровня дисперсии собственного шума на выходе системы, реализующей оператор ACS в подклассе G_{ACS}^P , требуют вывода сложных аналитических соотношений, учитывающих особенности выбранной элементной базы. Поиск оптимального оператора цифровой цепи выполняется методами, описанными в [1], и представляет собой сложную задачу, которая не может быть рассмотрена в данной статье.

Заключение. В статье подробно описан алгоритм реализации ММЭ в задаче структурной оптимизации МФПВ. Применение данного алгоритма позволяет расширить область использования ММЭ на адаптивные системы с высокоскоростной обработкой сигналов.

Результаты экспериментов по динамической настройке подсистем анализа были рассмотрены в [15, 16]. Однако для МФПВ с произвольным размещением полос пропускания фильтров анализа предложенные ранее методы неприменимы. Использование информационного критерия позволяет расширить область применения высокоскоростной обработки сигналов.

Работоспособность описанных здесь алгоритмов подтверждается результатами экспериментов. В частности, в таблице 2 содержатся экспериментально полученные оценки количества информации. Можно показать, что по мере увеличения числа коэффициентов АКФ наблюдаемый шум измерения уменьшается. Использование информационного критерия качества обеспечивает высокую устойчивость по отношению к шумам и неточностям измерений и теоретически позволяет извлекать наиболее полную информацию при сильно ограниченных данных, получаемых в процессе измерений.

В описанном выше эксперименте оптимальный выбор структуры позволил достичь 50%-го сокращения общего объёма вычислительных

затрат. При этом мощность аддитивной помехи снижалась примерно в 2 раза.

Для специалистов, интересующихся техническими вопросами, не нашедшими отражения в данной статье, интерес могут представлять также работы [17 – 21].

Библиографический список

1. *Витязев В.В.* Цифровая частотная селекция сигналов. – М.: Радио и связь, 1993. – 240 с.
2. *Теребиж В.Ю.* Анализ временных рядов в астрофизике. – М.: Наука, 1992. – 392 с.
3. *Галлагер Р.* Теория информации и надёжная связь: пер. с англ. / Под ред. М.С. Пинскера и Б.С. Цыбакова. – М.: Советское радио, 1974. – 720 с.
4. *Чисар И., Кёрнер Я.* Теория информации: теоремы кодирования для дискретных систем без памяти: пер. с англ. – М.: Мир, 1985. – 400 с.
5. *Кульбак С.* Теория информации и статистика. – М.: Наука, 1967.
6. *Kullback S., Leibler R.A.* On information and sufficiency // *Annals of mathematical statistics*. 1951. – Vol. 22. – P. 79 – 86.
7. *Хайкин С., Карри Б.У., Кеслер С.Б.* Спектральный анализ радиолокационных мешающих отражений методом максимальной энтропии // *ТИИЭР*. 1982. – Т. 70, № 9. – С. 51 – 62.
8. *Papoulis A., Pillai S.U.* Probability, random variables and stochastic processes. 4th ed. – New York: McGraw-Hill, 2002. – 852 p.
9. *Jaynes E.T.* Information theory and statistical mechanics // *Phys. Rev.* 1957. – Vol. 106. – P. 620 – 630.
10. *Jaynes E.T.* Information theory and statistical mechanics // *Phys. Rev.* 1957. – Vol. 108. – P. 171 – 190.
11. *Теребиж В.Ю.* Введение в статистическую теорию обратных задач. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2005. – 376 с.
12. *Jaynes E.T.* Probability theory: the logic of science, 8th ed. – New York: Cambridge University Press, 2011. – 727 p.
13. *Vityazev V.V., Linovich A.Y.* A subband equalizer with the flexible structure of the analysis/synthesis sub-

system // *Proceedings on IEEE International Conference “SIBIRCON”*. – Irkutsk: SibSUTIS. 2010. – Vol. 1. – P. 174 – 178.

14. *Робинсон Э.А.* История развития теории спектрального оценивания // *ТИИЭР*. 1982. – Т. 70, № 9. – С. 6 – 32.

15. *Линович А.Ю.* Эквалайзер с адаптивной структурой системы анализа-синтеза // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2011. № 35. С. 15 – 22.

16. *Линович А.Ю.* Эквалайзер с адаптацией порядков внутриканальных фильтров // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2012. № 39-2. С. 42 – 50.

17. *Линович А.Ю.* Верхняя граница поиска оптимального решения при выборе числа каналов многоскоростного адаптивного фильтра с передискретизацией // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2014. № 47. С. 25 – 33.

18. *Паршин А.Ю., Паршин Ю.Н.* Максимально правдоподобное оценивание корреляционной размерности с учётом влияния смещения оценки и усечения диапазона масштабов // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2013. № 4-1 (46). С. 18 – 25.

19. *Семина М.Е.* Алгоритм оценки параметров акустических шумов на основе вейвлет-пакетного представления // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2013. № 4-1 (46). С. 41 – 46.

20. *Штрунова Е.С.* Процедура определения позиций настраиваемых элементов в частично адаптивной ФАР // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2013. № 4-2 (46). С. 48 – 50.

21. *Андреев В.Г., Нгуен Т.Ф.* Оптимизация рекуррентной процедуры расчёта коэффициентов фильтра подавления комбинированных помех // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2013. № 4-2 (46). С. 27 – 30.